

# Un modèle déformable intégrant des relations spatiales pour la segmentation de structures cérébrales

Olivier Colliot\*, Oscar Camara†, Isabelle Bloch

École Nationale Supérieure des Télécommunications  
Département TSI, CNRS UMR 5141 LTCI, 46, rue Barrault, 75013 Paris  
colliot@bic.mni.mcgill.ca  
o.camara-rey@cs.ucl.ac.uk  
Isabelle.Bloch@enst.fr

## Résumé

*Cet article présente une méthodologie pour intégrer un nouveau type de contraintes, formées de relations spatiales, dans des modèles déformables. Les relations spatiales telles que les directions, les distances, les adjacences ou les symétries, constituent une formalisation de la description linguistique d'une image. Ces relations sont représentées par des ensembles flous de l'espace 3D et sont intégrées dans le modèle déformable sous la forme d'une nouvelle force. Trois méthodes de construction d'une force externe à partir d'un ensemble flou représentant une relation spatiale sont introduites. Cette méthodologie est appliquée à la segmentation de structures cérébrales internes sur des Images par Résonance Magnétique (IRM). Les paramètres liés aux relations spatiales sont estimés lors d'une phase d'apprentissage. Les résultats obtenus montrent que l'utilisation des relations spatiales améliore significativement la segmentation des structures mal contrastées.*

**Mots-clés** : relations spatiales, modèles déformables, snakes, contours actifs, ensembles flous, segmentation d'images, imagerie cérébrale

## Abstract

*This paper presents a general framework to integrate a new type of constraints, based on spatial relations, in deformable models, for image segmentation applications. Spatial relations, such as directions, distances, adjacencies and symmetries, constitute a formalization of a*

---

\*Auteur correspondant. Adresse actuelle : McConnell Brain Imaging Center, Montreal Neurological Institute, McGill University, 3801 University, Montréal, Québec, H3A 2B4, Canada

† Adresse actuelle : Centre for Medical Image Computing (MedIC), University College London, Malet Place, London WC1E 6BT, UK

*linguistic description of the image. In the proposed approach, they are represented as fuzzy subsets of the image space and incorporated in the deformable model as a new external force. Three methods to construct an external force from a fuzzy set representing a spatial relation are introduced and discussed. This formalism is then used to segment brain subcortical structures in Magnetic Resonance Images (MRI). The parameters attached to spatial relations are estimated in a learning phase. The results show that spatial relations substantially improve the segmentation of structures with low contrast and weak boundaries.*

**Key-words:** *spatial relations, deformable models, snakes, active contours, fuzzy sets, image segmentation, brain imaging*

## 1 INTRODUCTION

Les relations spatiales constituent la base des descriptions linguistiques de configurations spatiales. Ces relations sont généralement classées en différentes catégories [45] : relations topologiques, distances, direction... Elles sont étudiées dans divers domaines de l'informatique : intelligence artificielle [45], traitement automatique des langues [30], systèmes d'information géographiques [29] ou encore robotique [25].

Pour la segmentation et la reconnaissance d'objets, ces relations constituent des connaissances structurelles, par opposition à l'information numérique, telle que le niveau de gris ou la texture, qui est extraite des images. Elles sont un moyen efficace de décrire des scènes structurées [24, 42] et sont potentiellement utiles dans de nombreux domaines d'application : imagerie aérienne [24, 26], reconnaissance de visages [8], imagerie médicale... Pourtant, les relations spatiales ont été relativement peu utilisées en traitement d'images. Le Ber et al. [26] ont analysé des images satellitaires à l'aide de relations topologiques représentées dans le formalisme RCC (*Region Connection Calculus* [40]). Wang et al. [46] ont proposé un système de reconnaissance d'écriture manuscrite avec des relations directionnelles. Keller et al. [24] ont fait appel aux relations spatiales pour générer automatiquement des descriptions linguistiques d'images. Enfin, les relations spatiales ont également été appliquées à la reconnaissance de structures cérébrales [35, 5]. Cependant dans tous ces travaux, les relations ne sont utilisées que pour les étapes de plus haut niveau (la reconnaissance), la segmentation proprement dite étant effectuée avec des méthodes classiques. Les relations ne servent donc pas directement à trouver les contours des objets. Or la segmentation constitue bien souvent une tâche difficile en elle-même, par exemple lorsque les objets sont peu contrastés, que leurs frontières sont mal définies ou que des objets voisins possèdent des intensités similaires. Pour pallier ces difficultés, nous proposons d'introduire directement les relations spatiales dans les méthodes de segmentation.

Notre cadre d'application est la segmentation de structures cérébrales dans des Images par Résonance Magnétique (IRM). Le cerveau humain est une

scène dans laquelle les structures cérébrales sont liées par des relations spatiales stables <sup>1</sup> [47]. La segmentation des structures cérébrales internes telles que les ventricules et les noyaux gris (noyau caudé, putamen, globus pallidus, thalamus) a de nombreuses applications : études morphométriques, visualisation 3D, planification d'interventions chirurgicales ou encore construction d'un support anatomique pour les études fonctionnelles. Cependant, leur segmentation automatique dans des IRM reste une tâche difficile notamment à cause du faible contraste et dans certains cas du manque de contours visibles entre les structures. Plusieurs méthodes de segmentation des structures internes ont été publiées récemment. La plupart d'entre elles utilisent soit un atlas iconique qui est recalé avec l'image à reconnaître [5, 17, 52] soit des patrons déformables [23, 39, 41] qui reposent alors généralement sur un apprentissage statistique de la forme des structures. Les principaux inconvénients de ces approches sont leur coût en termes de temps de calcul, leur sensibilité aux variations anatomiques inter-individuelles et la nature des informations *a priori* introduites qui ne sont pas facilement manipulables par un utilisateur médical. À l'inverse, les relations spatiales sont omniprésentes dans les descriptions linguistiques fournies par les ouvrages de neuroanatomie [47]. En outre, ces relations sont moins variables que les caractéristiques des structures elles-mêmes, ce qui devrait permettre de construire des méthodes de segmentation plus robustes. Cependant, elles n'ont été que rarement utilisées en imagerie cérébrale. Dans [5] et [35], elles n'ont servi qu'à la reconnaissance des structures, la segmentation proprement dite utilisant respectivement une classification d'intensités et une ligne de partage des eaux. Pitiot et al. [37] ont introduit des relations de distances pour la segmentation mais ne considèrent pas d'autres types de relations.

Il n'existe donc pas de méthodologie générale permettant d'utiliser différents types de relations spatiales pour la segmentation d'images. Dans cet article, nous proposons d'introduire de telles contraintes dans un modèle déformable. Les modèles déformables [22], encore appelés contours actifs ou *snakes*, constituent une technique de traitement d'images faisant évoluer un contour ou une surface depuis un point de départ vers un état final qui doit correspondre à l'objet que l'on cherche à segmenter. De nombreux travaux ont porté sur l'introduction de contraintes de formes dans les modèles déformables [16, 34]. En revanche, à notre connaissance et en dehors de [37] qui ne traite que le cas particulier des distances, leur combinaison à des relations spatiales est inédite. Ces relations devraient permettre d'éviter que le modèle déformable soit attiré par les contours d'objets qui ne nous intéressent pas ou encore de l'empêcher de progresser au-delà de la limite des structures mal contrastées.

Le plan de l'article est le suivant. À la section 2, nous montrons comment décrire l'anatomie cérébrale en termes de relations spatiales. Nous montrons également comment ces relations sont représentées par des sous-ensembles

---

<sup>1</sup><http://www.chups.jussieu.fr/ext/neuranat/>

flous de l'image. La section 3 est dédiée à la combinaison des relations spatiales et du modèle déformable, via l'introduction d'un nouveau type de force construite à partir de l'ensemble flou. Enfin, la section 4 présente la procédure de segmentation des structures cérébrales qui utilise le formalisme introduit. Cet article complète les résultats présentés à la conférence RFIA 2004 [14].

## 2 RELATIONS SPATIALES

Pour utiliser des relations spatiales dans une procédure de segmentation, deux étapes préliminaires sont nécessaires. Tout d'abord, il faut décomposer l'image en un ensemble d'entités spatiales liées par des relations, au cours d'une phase d'acquisition des connaissances. Dans cette section, nous montrons comment l'anatomie cérébrale peut être décrite au moyen de relations spatiales et comment cette description peut être formalisée. La seconde étape concerne la représentation des relations spatiales. Nous décrivons brièvement les approches existantes et présentons nos méthodes, qui utilisent des ensembles flous de l'espace 3D.

### 2.1 Description de l'anatomie cérébrale par des relations spatiales

En collaboration avec un neuroanatomiste (D. Hasboun, CHU La Pitié-Salpêtrière, Paris), nous avons élaboré une description des structures cérébrales à partir des relations spatiales les liant. Cette description présente les structures de façon hiérarchique, les structures d'un même niveau étant liées par des relations. La hiérarchie utilisée est dérivée de celle proposée par *Neuronames*<sup>2</sup> [6]. Les relations sont de quatre types : adjacence, direction, distance et symétrie. Les six directions correspondent aux trois dimensions de l'espace : « au-dessus, en dessous, en avant, en arrière, en dedans, en dehors ». Il est à noter que les relations « en dedans » et « en dehors » remplacent les relations « à gauche » et « à droite » [47]. Cela est dû au fait que le cerveau est une scène symétrique et permet de décrire de façon unique les deux hémisphères. Ces relations ne doivent donc pas être comprises dans leur acception topologique habituelle, mais dans une acception directionnelle qui est spécifique à l'anatomie (une étude de ces relations peut être trouvée dans [13]). Bien que les distances ne soient pas présentes dans la description originale, elles se sont révélées très utiles lors de la segmentation et nous les avons ajoutées. Voici quelques exemples de descriptions utilisant ces relations :

- direction : le thalamus est en dehors du troisième ventricule et en dessous du ventricule latéral ;

---

<sup>2</sup><http://rprcsgi.rprc.washington.edu/neuronames/>

- distance : le noyau caudé est proche du ventricule latéral ;
- adjacence : le thalamus est adjacent au troisième ventricule ;
- symétrie : les structures homologues des deux hémisphères (par exemple les deux thalami) sont approximativement symétriques par rapport au plan inter-hémisphérique.

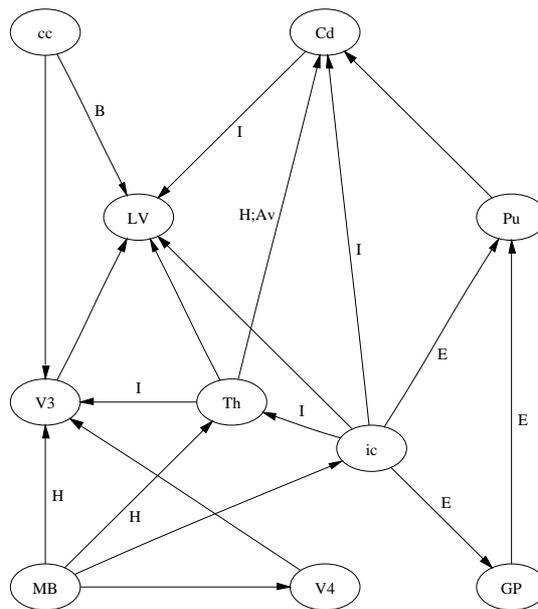


FIG. 1 – Une partie d'un niveau du graphe hiérarchique synthétique décrivant l'agencement des structures cérébrales. Les abréviations utilisées pour les structures sont : cc - corps calleux, LV - ventricule latéral, V3 - troisième ventricule, V4 - quatrième ventricule, MB - mésencéphale, Cd - noyau caudé, Pu - putamen, GP - globus pallidus, Th - thalamus, ic - capsule interne. Les relations spatiales sont : I - en dedans (intérieur), E - en dehors (extérieur), H - au-dessus, B - en dessous, Av - en avant, Ar - en arrière. Un arc entre deux structures indique une relation d'adjacence. Si l'arc est attribué, il y a en outre une relation directionnelle. L'objet cible se trouve toujours du côté de la pointe de la flèche : par exemple, la relation  $cc \xrightarrow{B} LV$  signifie « le ventricule latéral est en dessous du corps calleux ». Pour faciliter la visualisation, nous ne montrons qu'une partie des arcs du graphe.

Cette description est formalisée par un graphe hiérarchique synthétique. Il s'agit d'un graphe hiérarchique attribué c'est-à-dire un ensemble de graphes appelés niveaux tels que les nœuds de deux niveaux successifs soient liés par des relations d'inclusion. Chaque niveau est un graphe attribué, les nœuds représentant les structures et les attributs d'arc les relations les liant. Notre graphe possède 4 niveaux. Le niveau 3 correspond aux structures que nous

cherchons à segmenter et une partie de ce niveau est montrée à la figure 1. Les niveaux supérieurs correspondent aux superstructures telles que le télencéphale ou le diencephale. Le niveau inférieur (niveau 4) correspond aux subdivisions de ces structures comme par exemple les différentes cornes du ventricule latéral. Le graphe hiérarchique complet comporte 35 nœuds correspondant aux structures sous-corticales et 140 arcs [12].

Lors de cette étape d'acquisition des connaissances, nous avons mis en évidence les relations spatiales contenues dans la description linguistique fournie par le neuroanatomiste, afin de construire la représentation formelle. Cette construction initiale nécessite l'intervention d'un expert en traitement d'images. En revanche, il nous semble que la description formelle obtenue peut ensuite être aisément modifiée par un utilisateur médical. En effet, les relations spatiales correspondent à des concepts clairement intelligibles par l'utilisateur. Il devrait pouvoir ajouter ou supprimer des relations spatiales entre les structures anatomiques afin de modifier le comportement de la procédure en fonction de ses besoins. Le système que nous proposons nous semble donc permettre une interaction plus aisée que d'autres méthodes de segmentation reposant par exemple sur des caractéristiques de forme dont la signification est plus difficilement accessible.

## 2.2 Représentation de relations spatiales

On distingue généralement deux types d'approches pour la représentation de relations spatiales : les méthodes qualitatives et les méthodes quantitatives. Les premières reposent souvent sur la logique formelle (par exemple [40, 44, 45]) ou sur des extensions du calcul des intervalles [1] et ne peuvent pas être intégrées dans un cadre numérique comme celui des modèles déformables. À l'inverse, les méthodes quantitatives fournissent une évaluation numérique des relations. Celles reposant sur les ensembles flous sont particulièrement intéressantes car elles permettent de modéliser l'imprécision qui peut être issue des traitements effectués sur l'image mais aussi être intrinsèque aux relations (les directions sont par exemple intrinsèquement imprécises). Plutôt que de définir une relation en « tout-ou-rien », nous en définissons un degré de satisfaction. On peut distinguer deux types d'approches floues pour la représentation de relations spatiales : soit on peut définir une valeur représentant le degré de satisfaction entre deux objets donnés, soit on peut définir un ensemble flou représentant, en tout point de l'espace, le degré de satisfaction de la relation par rapport à un objet de référence. La première approche a été appliquée à de nombreuses relations : adjacences floues [4], distances [3], symétries entre objets flous [15] et la représentation des directions par les histogrammes d'angles [32] et de forces [31]. Cependant, ce type de représentation est mal adapté à l'intégration dans un modèle déformable. En effet, notre objectif est de diriger le modèle vers les points de l'espace en lesquels la relation est satisfaite. Nous devons donc connaître le degré de satisfaction en chaque point.

Les relations de direction et de distance ont été représentées par la seconde approche comme dans [4]. Les directions sont représentées en calculant un paysage flou qui correspond à une dilatation floue de l'objet de référence par un élément structurant représentant la direction considérée. Pour les distances, on définit des ensembles flous sur l'espace des distances  $\mathbb{R}^+$  correspondant à différentes relations telles que : « près de », « loin de », « à une distance approximativement égale à ». Il suffit alors de combiner ces ensembles flous avec une carte de distance pour obtenir un ensemble flou dans l'espace de l'image. Des exemples de tels ensembles flous sont présentés à la figure 2. Enfin, un autre avantage de ces représentations est que différentes relations peuvent être combinées à l'aide d'opérateurs de fusion entre ensembles flous [2]. On peut choisir des t-normes pour les fusions conjonctives et des t-conormes pour les fusions disjonctives [20]. Les différentes t-normes et t-conormes correspondent à différents degrés de sévérité ou d'indulgence dans la combinaison. Afin de ne pas produire des conjonctions trop sévères, nous avons utilisé les t-normes minimum (la plus grande des t-normes) et produit. La figure 3(a) présente un exemple de conjonction par une t-norme.

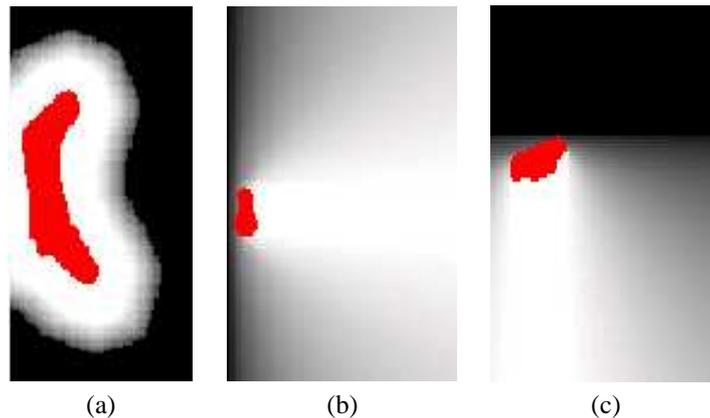


FIG. 2 – Coupes des ensembles flous représentant les relations de distance et de direction. (a) Distance : « près du ventricule latéral ». (b) Direction : « en dehors du troisième ventricule », (c) Direction : « en dessous du ventricule latéral ». Pour les ensembles flous, les parties claires correspondent aux valeurs proches de 1.

Les adjacences et les symétries sont représentées suivant la première approche. Elles ne seront donc pas combinées au modèle déformable mais seront en revanche utilisées à d'autres étapes de la procédure de segmentation. Un degré d'adjacence est défini suivant l'approche proposée dans [4]. Dans le cas d'objets binaires ne se recouvrant pas, il s'agit d'une fonction de la distance entre les objets. La mesure de symétrie est calculée par l'approche proposée dans [15]. Il s'agit d'une mesure de comparaison entre un objet

donné et son symétrique par rapport à un plan qui est ici le plan de symétrie du cerveau. Ce plan de symétrie, qui constitue une bonne approximation du plan inter-hémisphérique, est calculé en maximisant une mesure de symétrie [43]. Il est à noter que dans l'implantation choisie, les relations de symétrie ne sont pas utilisées pour la reconnaissance proprement dite car nous traitons les hémisphères séparément. Seul le plan de symétrie du cerveau est utilisé, dans le but de séparer les hémisphères. Toutefois, comme ces relations de symétrie s'intègrent de façon naturelle dans l'approche, nous avons choisi de les mentionner. De plus amples détails concernant la représentation des relations spatiales peuvent être trouvés dans [12].

### 3 INTÉGRATION AU MODÈLE DÉFORMABLE

#### 3.1 Le principe des modèles déformables

Les modèles déformables sont des contours ou des surfaces qui évoluent d'un point de départ vers un état final qui doit correspondre à l'objet que l'on souhaite segmenter [22]. Leur évolution est généralement régie par deux types d'information : un terme d'attache aux données qui attire le modèle vers les contours de l'image et un terme de régularisation.

Leur évolution correspond à la minimisation de l'énergie suivante :

$$E(\mathbf{X}) = E_{int}(\mathbf{X}) + E_{ext}(\mathbf{X}) \quad (1)$$

où  $\mathbf{X}$  est le contour ou la surface déformable,  $E_{int}$  est l'énergie interne qui contrôle la régularité de la surface et  $E_{ext}$  l'énergie externe qui l'attire vers les contours de l'objet recherché. L'énergie externe est calculée par intégration sur la surface d'un potentiel  $P$  qui doit être minimum aux points de contour :  $E_{ext}(\mathbf{X}) = \int_{[0,1]^2} P(\mathbf{X}) dsdr$ .

L'évolution peut aussi être décrite par l'équation dynamique de forces suivante [49] :

$$\gamma \frac{\partial \mathbf{X}}{\partial t} = \mathbf{F}_{int}(\mathbf{X}) + \mathbf{F}_{ext}(\mathbf{X}) \quad (2)$$

où  $\mathbf{F}_{int}$  est la force interne et  $\mathbf{F}_{ext}$  la force externe. Cette formulation est plus générale car elle permet d'utiliser tout type de force externe et pas seulement celles dérivant d'un potentiel d'énergie  $\mathbf{F}_{ext}(\mathbf{X}) = -\nabla P(\mathbf{X})$ .

#### 3.2 Construction d'une force externe intégrant des relations spatiales

Nous proposons d'introduire les relations spatiales dans l'équation d'évolution en remplaçant la force externe classique  $\mathbf{F}_{ext}$  de l'équation 2 par une force intégrant à la fois les informations de contours et les relations :

$$\mathbf{F}_{ext} = \lambda \mathbf{F}_C + \nu \mathbf{F}_R \quad (3)$$

où  $\lambda$  et  $\nu$  sont des coefficients de pondération,  $\mathbf{F}_C$  est un terme classique d'attache aux données et  $\mathbf{F}_R$  est une force associée aux relations spatiales.

Soit  $R$  un ensemble flou représentant une relation spatiale et  $\mu_R$  sa fonction d'appartenance. Le rôle de la force  $\mathbf{F}_R$  est de contraindre le modèle déformable à évoluer vers les régions où la relation est satisfaite. Elle devra donc être dirigée vers les valeurs élevées de  $\mu_R$ . Lorsque la relation est complètement satisfaite, le modèle ne doit être dirigé que par l'attache aux données.  $\mathbf{F}_R$  doit donc être nulle dans le noyau de  $R$ . Enfin, moins la relation est satisfaite, plus la norme de la force doit être grande. Nous imposerons donc que cette norme soit proportionnelle à  $(1 - \mu_R)$ .

Nous proposons maintenant différentes méthodes de construction vérifiant les propriétés précédentes.

### 3.2.1 En utilisant l'ensemble flou comme un potentiel d'énergie

Il pourrait sembler naturel de construire un potentiel d'énergie directement à partir de l'ensemble flou :  $P_R = 1 - \mu_R$ . Cela donnerait une force potentielle  $\mathbf{F}_R = -\nabla P_R$ . Cependant, une telle force serait nulle en dehors du support de  $R$ , ce qui n'est pas souhaitable puisque la relation n'y est pas satisfaite. On peut résoudre ce problème en prolongeant le potentiel par la distance au support de l'ensemble flou :

$$P_R^1(P) = 1 - \mu_R(P) + d_{supp(R)}(P) \quad (4)$$

où  $d_{supp(R)}$  est la distance au support de  $R$ . La normalisation suivante permet de rendre la norme de la force proportionnelle à  $(1 - \mu_R)$ , ce qui fait partie des propriétés requises :

$$\mathbf{F}_R^1(P) = -(1 - \mu_R(P)) \frac{\nabla P_R^1(P)}{\|\nabla P_R^1(P)\|} \quad (5)$$

La figure 3(b) présente un exemple de force calculée avec cette approche.

### 3.2.2 En utilisant une force potentielle de distance

Les forces potentielles de distance [9], qui définissent le potentiel d'énergie comme une fonction de la carte de distance à un détecteur de contour, possèdent une grande zone d'attraction. Cela peut nous être utile puisque nous souhaitons que la force soit non nulle partout en dehors du noyau de  $R$ . Néanmoins, comme nous devons remplacer le résultat du détecteur de contours par un ensemble flou représentant notre relation spatiale, nous avons besoin de remplacer la distance classique par une distance floue. Par exemple, de bonnes propriétés seraient obtenues avec la distance morphologique floue [3] :

$$d_\nu = 1 - D_\nu(\mu_R) \quad (6)$$

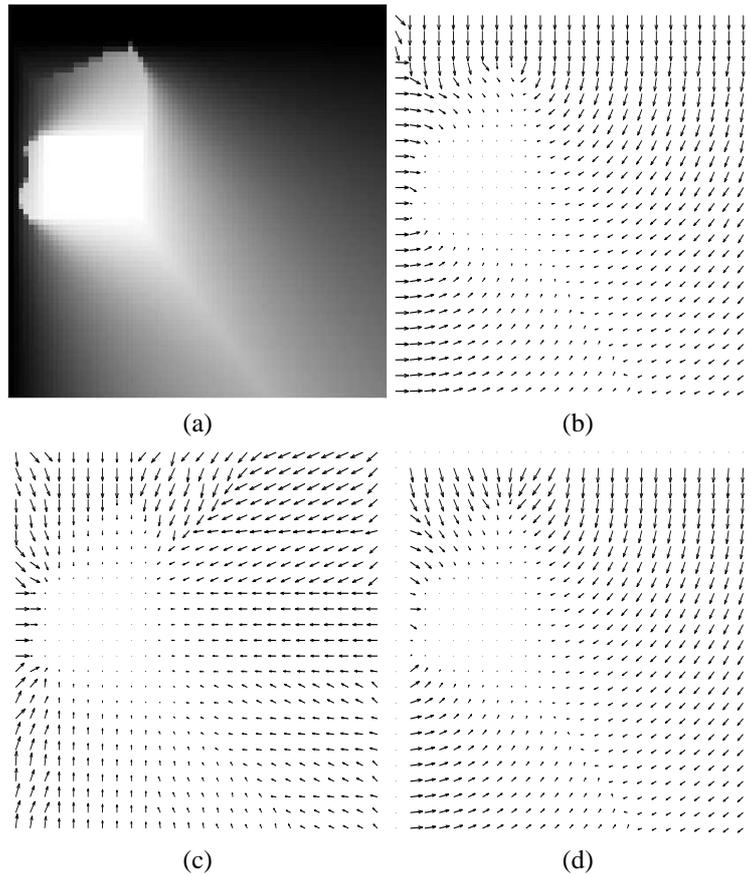


FIG. 3 – Calcul d’une force à partir d’un ensemble flou correspondant à une relation spatiale. (a) L’ensemble flou représentant la relation « en dehors du troisième ventricule et en dessous du ventricule latéral ». Il s’agit de la fusion conjonctive, par la t-norme produit, des ensembles des figures 2(b) et 2(c). (b) Force  $\mathbf{F}_R^1$  calculée en utilisant l’ensemble flou comme un potentiel d’énergie. (c) Force  $\mathbf{F}_R^2$ , en utilisant une force potentielle de distance. (d) Force  $\mathbf{F}_R^3$ , en utilisant une diffusion du vecteur gradient. Ces trois forces sont bien dirigées vers les points de l’espace en lesquels la relation est satisfaite. Pour faciliter la visualisation, nous avons procédé à un sous-échantillonnage d’un facteur 1/3.

où  $D_\nu$  désigne la dilatation floue par un élément structurant à symétrie radiale :  $\nu(x, y, z) = 1 - \frac{\sqrt{x^2+y^2+z^2}}{k}$  ( $k$  étant la taille de cet élément).

Un potentiel d'énergie serait alors défini par :

$$P_R(P) = g(d_\nu(P)) \quad (7)$$

où  $g$  est une fonction croissante. On peut choisir par exemple  $g(x) = -ke^{-x^2}$  ou  $g(x) = -1/x$ .

Cependant, le calcul de la distance morphologique floue est coûteux. Dans le cas tridimensionnel, nous proposons de la remplacer par une distance classique telle que la distance au noyau de  $R$  :

$$P_R^2(P) = g(d_{\text{Ker}(R)}(P)) \quad (8)$$

où  $d_{\text{Ker}(R)}(P)$  est une carte de distance au noyau de  $R$ .

La force correspondante, notée  $\mathbf{F}_R^2$ , est calculée en utilisant la même formule que dans l'équation 5. La figure 3(c) présente un exemple de force calculée avec cette méthode.

### 3.2.3 En utilisant une diffusion du vecteur gradient

Utiliser une technique de diffusion du vecteur gradient permet également d'obtenir une grande zone d'attraction. Le *Gradient Vector Flow* (GVF), introduit par Xu et al. [51], permet d'obtenir un champ de vecteurs régulier tout en restant proche du gradient original aux points en lesquels sa norme est élevée. Dans notre cas, nous remplaçons la carte de contours par notre ensemble flou  $\mu_R$  dans la formule du GVF :

$$\begin{cases} \frac{\partial v}{\partial t} = c\nabla^2 v - \|\nabla\mu_R\|^2(v - \nabla\mu_R) \\ v(P, 0) = \nabla\mu_R(P) \end{cases} \quad (9)$$

Dans la première équation, le premier terme est le terme de lissage qui va produire un champ de vecteurs à variation lente. Le deuxième terme est attaché aux données puisqu'il force le champ de vecteurs à rester proche de  $\nabla\mu_R$ . En particulier, dans le noyau et en dehors du support, seul le terme de diffusion agit, ce qui donne une force non nulle. Cependant, comme nous voulons que la force soit nulle dans le noyau, nous utiliserons la normalisation suivante :

$$\mathbf{F}_R^3 = (1 - \mu_R) \frac{\mathbf{u}}{\|\mathbf{u}\|} \quad (10)$$

où  $\mathbf{u}$  est le GVF. Un exemple est présenté à la figure 3(d).

## 3.3 Discussion

Les trois forces proposées vérifient les propriétés requises mais ne sont pas strictement équivalentes. En particulier, si l'ensemble flou possède des

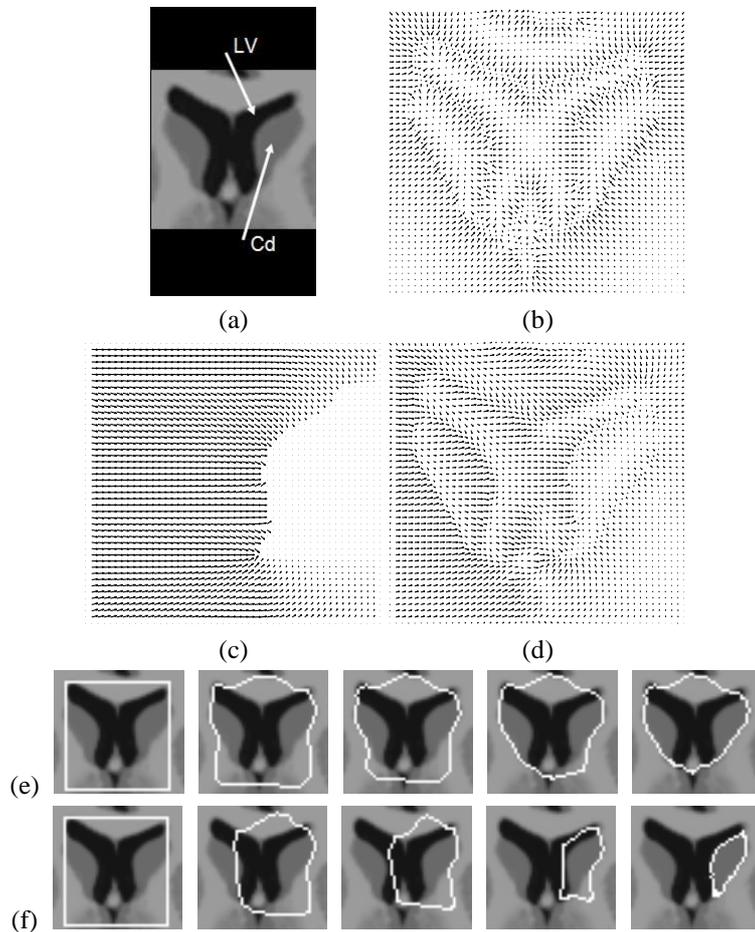


FIG. 4 – Exemple de modèle déformable intégrant des relations spatiales. (a) L'image à traiter est une portion d'une IRM simulée [11] où l'on peut voir notamment les ventricules latéraux (LV) et les noyaux caudés (Cd). Nous cherchons à segmenter le noyau caudé droit. (b) Terme d'attache aux données qui attire le modèle vers les contours de l'image (il s'agit d'un *Gradient Vector Flow*). (c) Force  $F_R^3$  représentant la relation spatiale « en dehors du ventricule latéral ». (d) Combinaison des deux forces précédentes par l'équation 3. (e) Évolution du modèle déformable (le contour initial est le rectangle blanc sur l'image de gauche) : lorsque l'on n'utilise que le terme d'attache aux données, le modèle déformable s'arrête sur les premiers contours significatifs rencontrés. (f) En revanche, en ajoutant la relation spatiale, il converge correctement vers le noyau caudé.

maxima locaux en dehors de son noyau,  $\mathbf{F}_R^1$  et  $\mathbf{F}_R^3$  pointent vers ces maxima alors que  $\mathbf{F}_R^2$  pointe vers le noyau de  $R$  et ne devrait donc pas être utilisée dans ce cas. Sur la figure 3, on peut voir que  $\mathbf{F}_R^1$  et  $\mathbf{F}_R^3$  ont des comportements semblables. Notamment on peut remarquer qu'elles sont à peu près orthogonales aux lignes de niveau de  $R$ . Ce n'est pas le cas de  $\mathbf{F}_R^2$  qui pointe toujours vers le noyau. En outre,  $\mathbf{F}_R^3$  introduit une régularisation qui semble *a priori* intéressante. Le temps nécessaire au calcul de  $\mathbf{F}_R^1$  et  $\mathbf{F}_R^2$  est très bref (5 secondes pour une image 128x128x124 sur un PC Pentium III 1Ghz). Le calcul de  $\mathbf{F}_R^3$  est un peu long à cause de la régularisation (3 minutes). Il est à noter que tous les résultats présentés sont aussi valables si l'on utilise un ensemble binaire à la place de l'ensemble flou. Dans ce cas, les forces  $\mathbf{F}_R^1$  et  $\mathbf{F}_R^2$  sont égales car le noyau et le support sont confondus.

Une autre remarque concerne le schéma de combinaison adopté à l'équation 3. Afin de calculer la somme pondérée, on peut utiliser l'ensemble flou comme masque flou pour l'attache aux données. Cela permet d'éliminer l'attache aux données des zones où la relation n'est pas satisfaite. On obtient alors la force externe suivante :

$$\mathbf{F}_{ext} = \lambda\mu_R\mathbf{F}_C + \nu\mathbf{F}_R \quad (11)$$

La figure 4 présente un premier exemple de contour déformable contraint par des relations spatiales. L'image à traiter est une portion de coupe d'IRM synthétique (figure 4(a) - extraite de la base de données Brainweb<sup>3</sup> [11]). L'objectif est de segmenter le noyau caudé droit. L'évolution sera gouvernée par un terme de régularisation (celui proposé par Kass et al. [22]), un terme d'attache aux données et une force correspondant aux relations spatiales. L'attache aux données est un *Gradient Vector Flow* [51] calculé à partir d'un détecteur de contours (figure 4(b)). La force de relation spatiale contraint le résultat à être « en dehors du ventricule » (figure 4(c)). Ces deux forces sont combinées par l'équation 3 (figure 4(d)). Quand le modèle n'est soumis qu'aux termes de régularisation et d'attache aux données (figure 4(e)), il converge vers les contours des premiers objets rencontrés. À l'inverse, quand la force de relation spatiale est ajoutée (figure 4(f)), le contour n'est pas arrêté par les objets ne satisfaisant pas à la relation et converge vers celui recherché. Cet exemple illustre que les relations spatiales évitent aux modèles déformables d'être attirés par les contours d'objets non désirés et permettent donc de les initialiser loin des objets à segmenter.

Pour conclure cette section, donnons quelques éléments de comparaison avec d'autres approches. Pitiot et al. [37] ont introduit un modèle déformable contraint par des informations de forme mais aussi de distance. La distance est introduite sous la forme d'une nouvelle force dans le schéma d'évolution. Cependant, ils ne proposent pas de cadre général permettant d'introduire différents types de relations spatiales.

---

<sup>3</sup><http://www.bic.mni.mcgill.ca/brainweb/>

Xu et al. [50] ont combiné ensembles flous et modèles déformables. Cependant, dans ce cas, les ensembles considérés correspondent à des classes radiométriques (celles de la matière grise et de la matière blanche, avec pour application la reconstruction du cortex) issues d'une classification floue et non à une relation spatiale. Les auteurs utilisent une force de pression, c'est-à-dire une force normale à la surface, dont le module et le sens d'évolution (pour « gonfler » ou « dégonfler » la surface) sont calculés à partir des ensembles flous. Cependant, la façon de déterminer le sens d'évolution est spécifique à leur application : elle est fondée sur le fait que la matière blanche est entourée par la matière grise. Une telle propriété n'existe pas dans le cas général et une force de pression n'est donc pas adaptée à notre problème.

## **4 APPLICATION À LA SEGMENTATION DE STRUCTURES CÉRÉBRALES EN IRM**

Nous proposons maintenant une méthode de segmentation de structures cérébrales internes sur des IRM. Les relations spatiales sont utilisées de trois façons différentes dans la procédure : pour calculer des régions d'intérêt qui restreindront la recherche, pour sélectionner des régions correspondant à une description et enfin pour contraindre le modèle déformable, en utilisant la méthodologie présentée.

### **4.1 Aperçu de la procédure**

La procédure est séquentielle : la segmentation d'une structure donnée utilise les relations spatiales la liant aux structures précédemment obtenues. Les objets les plus faciles à obtenir, en l'occurrence les ventricules, sont segmentés en premier. Les relations spatiales utilisées sont celles contenues dans la description anatomique présentée à la section 2.1. Chaque structure est segmentée en deux étapes. La première consiste en une segmentation grossière qui servira d'initialisation au modèle déformable. Dans une seconde phase, le résultat est raffiné par un modèle déformable. Un schéma détaillant ces étapes est présenté à la figure 5.

Un certain nombre de prétraitements sont effectués au début de la procédure, avant la segmentation de la première structure. Tout d'abord, les images sont recalées linéairement dans un espace stéréotaxique commun [10]. Ce recalage est utile pour normaliser certains des paramètres liés aux structures (volume, position), utilisés dans la première phase. Puis, nous corrigeons l'hétérogénéité du champ par la méthode décrite dans [27]. Cela permet d'obtenir des niveaux de gris cohérents dans tout le volume pour les différentes matières. Le cerveau est ensuite extrait par une méthode robuste utilisant des opérations morphologiques [28]. Cela élimine les classes radiométriques qui ne nous intéressent pas (peau, air, os, graisse). Cependant, alors que nous effectuons systématiquement la correction de l'hétérogénéité

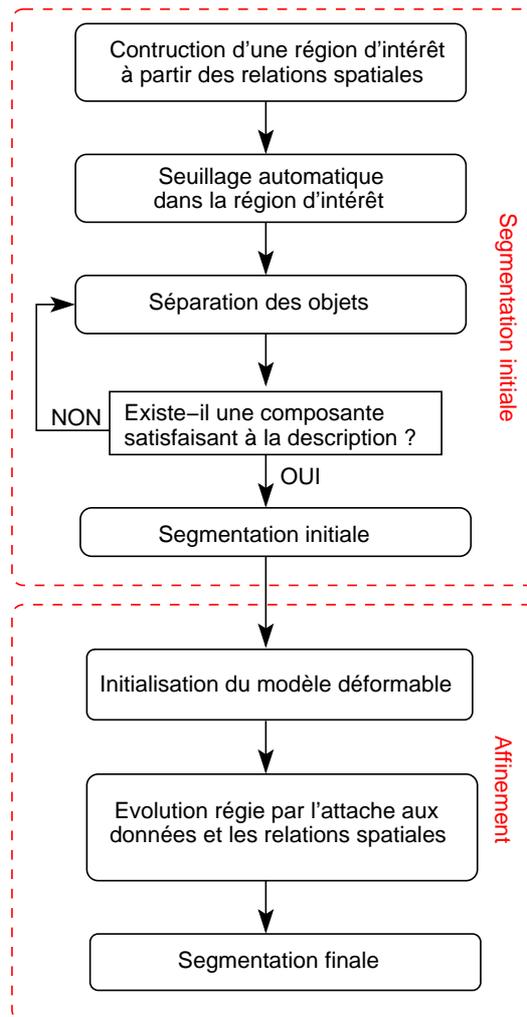


FIG. 5 – Schéma décrivant les étapes de la segmentation d'une structure.

du champ avant l'extraction du cerveau, nous ne recommandons pas son utilisation pour les noyaux gris. En effet, nous avons constaté que le contraste des noyaux est dégradé par cette correction. Enfin, nous calculons le plan de symétrie du cerveau qui est aussi une bonne approximation du plan inter-hémisphérique [43]. Ce plan permet de définir les relations spatiales directionnelles. De plus, on peut ainsi séparer les hémisphères et les traiter séparément.

## 4.2 Apprentissage des paramètres liés aux relations spatiales

Le réglage de paramètres est souvent un point critique dans les procédures de segmentation. Nous avons précédemment obtenu de bons résultats en utilisant seulement un réglage manuel grossier des principaux paramètres [14]. Ici, nous proposons de rendre la méthode plus robuste en apprenant les paramètres intervenant dans la définition des relations spatiales de direction et de distance. Comme nous le verrons lors des résultats (section 4.5), les autres paramètres de la méthode ne sont pas critiques et ne nécessitent donc pas d'apprentissage. Nous verrons aussi que l'apprentissage que nous proposons ici permet de faire agir les deux termes de la force externe dans des régions différentes de l'espace et rend donc aisé le réglage des paramètres  $\lambda$  et  $\nu$  de la combinaison (voir équation 3).

Rappelons tout d'abord quelles équations régissent la représentation des distances et des directions [4]. Pour les relations de distance « près de », « à une distance égale à  $n$  », « loin de », on définit un intervalle flou de forme trapézoïdale  $\mu_n$  sur l'ensemble des distances  $\mathbb{R}^+$ . On compose ensuite cet intervalle avec une carte de distance à l'objet de référence pour obtenir un sous-ensemble flou de l'espace 3D. En notant  $0 \leq n_1 \leq n_2 \leq n_3 \leq n_4$ , le noyau de  $\mu_n$  est  $[n_2, n_3]$  et son support est  $[n_1, n_4]$  (voir figure 6). Pour la relation « près de »,  $n_1 = n_2 = 0$  et, lors de l'apprentissage, on estime  $n_3$  et  $n_4$  en fonction de la plus grande distance d'un point de l'objet cible à l'objet de référence. De la même façon pour « loin de », on estime  $n_1$  et  $n_2$  en fonction de la plus petite distance.

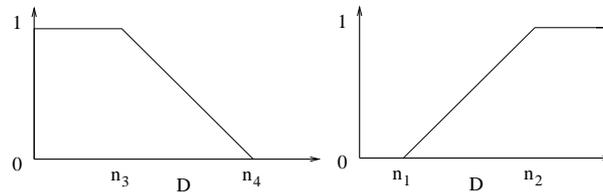


FIG. 6 – Intervalles flous sur l'ensemble des distances pour les relations « près de » et « loin de ».

Pour les relations de direction, on définit un vecteur unitaire  $u$  correspon-

	Hémisphère gauche	Hémisphère droit
$d_{max}$ (en mm)	$13.8 \pm 1.5$	$13.4 \pm 1.3$
$\beta_{max}$ (en radians)	$1.1 \pm 0.1$	$1.03 \pm 0.1$

TAB. 1 – Résultats de l’apprentissage des paramètres liés aux relations spatiales. Les valeurs sont présentées sous la forme  $m \pm \sigma$ , où  $m$  désigne la valeur moyenne et  $\sigma$  l’écart-type.

dent à la direction considérée. Soient  $P$  un point de l’espace  $\mathcal{S}$ ,  $Q$  un point de l’objet de référence  $A$  et  $\beta(P, Q)$  l’angle entre les vecteurs  $\mathbf{QP}$  et  $\mathbf{u}$  calculé dans  $[0, \pi]$ . On définit alors pour chaque point  $P$  :

$$\beta_{min}(P) = \min_{Q \in A} \beta(P, Q) \quad (12)$$

Le sous-ensemble flou de l’espace 3D est alors défini par :

$$\mu_\alpha(P) = f(\beta_{min}(P)) \quad (13)$$

où  $f$  est une fonction décroissante de  $[0, \pi]$  dans  $[0, 1]$ . En l’absence d’apprentissage, on choisit souvent  $f(\theta) = \max[0, 1 - (2/\pi)\theta]$ . Nous proposons ici de choisir la fonction  $f$  en apprenant la valeur maximum de  $\beta_{min}(P)$  pour les points  $P$  de l’objet cible.

Pour effectuer l’apprentissage, nous avons segmenté manuellement les noyaux caudés sur 10 IRM. Les relations spatiales qui décrivent le noyau caudé sont : « près et en dehors du ventricule latéral ». Nous avons donc calculé les distances et angles maximum d’un point du noyau caudé au ventricule :

$$d_{max} = \max_{P \in Cd} (\min_{Q \in LV} d_E(P, Q)) \quad (14)$$

$$\beta_{max} = \max_{P \in Cd} (\min_{Q \in LV} \beta(P, Q)) \quad (15)$$

où  $P$  et  $Q$  sont des points de l’espace  $\mathcal{S}$ ,  $Cd$  est le noyau caudé,  $LV$  le ventricule et  $d_E$  la distance euclidienne dans  $\mathcal{S}$ .

Sur l’ensemble d’apprentissage, nous avons calculé la moyenne  $m$  et l’écart-type  $\sigma$  de  $d_{max}$  et  $\beta_{max}$ . Les résultats sont présentés dans la table 1. La faible valeur de l’écart-type ainsi que les valeurs similaires trouvées dans les deux hémisphères montrent la stabilité de ces relations. À partir de ces valeurs, on a choisi les fonctions  $\mu_n$  et  $f$  de forme trapézoïdale, de noyau  $[0, m]$  et de support  $[0, m + 2\sigma]$ .

### 4.3 Segmentation initiale

Lors de cette étape, nous cherchons seulement une segmentation grossière de la structure qui sera ensuite affinée par le modèle déformable. La méthode

se doit donc d'être robuste et rapide mais n'est pas tenue d'être très précise. Cette étape est illustrée dans le cas du noyau caudé à la figure 7.

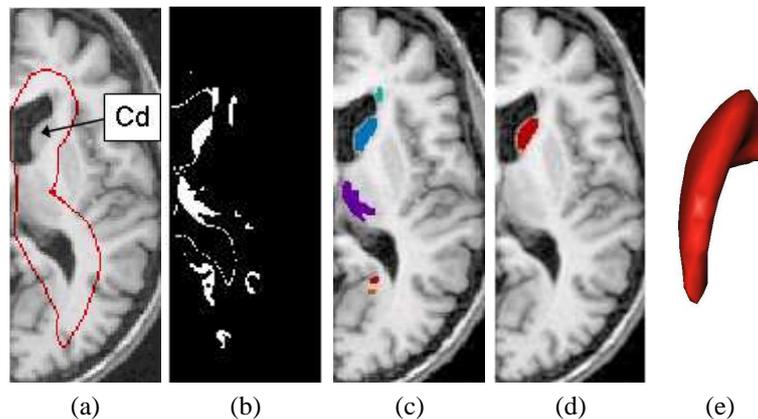


FIG. 7 – Noyau caudé, segmentation initiale (coupes axiales) : (a) noyau de la région d'intérêt (contour rouge) superposé sur l'IRM (le noyau caudé est indiqué par une flèche) ; (b) seuillage automatique dans la région d'intérêt ; (c) séparation des objets par une ouverture morphologique de taille optimale et sélection de l'objet recherché ; (d) segmentation initiale ; (e) maillage simplexe correspondant à la segmentation initiale.

On construit tout d'abord une région d'intérêt pour restreindre la zone de recherche de la structure cible (figure 7(a)). Cette région correspond à l'ensemble flou décrivant la relation spatiale qui doit être satisfaite par l'objet recherché. Lorsque plusieurs relations sont présentes dans la description de l'objet, elles sont combinées par un opérateur de fusion entre objets flous (voir section 2.2). Par exemple, dans le cas du noyau caudé, la région d'intérêt correspond aux parties de l'image qui sont « près et en dehors du ventricule latéral ».

On réalise ensuite un seuillage automatique dans cette région d'intérêt (figure 7(b)). Les seuils sont calculés en utilisant une estimation des caractéristiques radiométriques des noyaux gris due à Poupon [38], qui elle-même se fonde sur une estimation de la radiométrie des matières grises et blanches [28]. Ces valeurs ne sont pas critiques puisque la segmentation sera ensuite raffinée par le modèle déformable.

On doit alors séparer les différents objets extraits par le seuillage et sélectionner celui que nous recherchons (figure 7(c)). À cet effet, on utilise une ouverture morphologique, dont la taille optimale est trouvée itérativement : des ouvertures de tailles croissantes sont effectuées successivement jusqu'à ce que l'on trouve une composante connexe correspondant à la description de l'objet cible. Cette description contient les relations spatiales correspondant à notre structure (nous utilisons également les adjacences qui ne sont pas

présentes dans la combinaison avec le modèle déformable). On y ajoute le volume et la position, calculés dans le repère stéréotaxique. Le critère d'arrêt pour les ouvertures successives est donc que l'une des composantes connexes possède les caractéristiques de la structure recherchée. Par exemple, dans le cas du noyau caudé, les caractéristiques à vérifier sont d'une part les relations spatiales « près de, en dehors et adjacent au ventricule latéral » et d'autre part le volume et la position (le critère correspond à la conjonction de ces propriétés). Les paramètres correspondant aux caractéristiques sont fixés manuellement et choisis de façon tolérante afin de tenir compte des possibles variations morphologiques. On pourrait les calculer à partir de l'ensemble d'apprentissage mais cela ne s'est pas révélé nécessaire puisque nous avons pu utiliser les mêmes paramètres pour toutes les images.

Dans [14], nous utilisons également une ligne de partage des eaux sur la distance au contour de la classe pour séparer le noyau caudé du putamen. Avec l'estimation plus précise des paramètres des relations spatiales fournie par l'apprentissage, cela n'est plus utile. Enfin, on bouche les trous éventuels de l'objet sélectionné avec une fermeture morphologique et on obtient la segmentation initiale (figure 7(d)).

## 4.4 Affinement par un modèle déformable 3D

Pour la plupart des structures, le résultat obtenu à l'issue de la segmentation initiale n'est pas satisfaisant. En particulier, la localisation des contours est imprécise et le manque de régularisation donne des frontières imparfaites. Ces problèmes sont levés à l'aide du modèle déformable.

### 4.4.1 Maillages simplexes

Toutes les structures qui nous intéressent ont la topologie d'une sphère (excepté le troisième ventricule à cause de l'adhérence inter-thalamique). Nous devons donc conserver la topologie au cours du processus de déformation. Nous avons choisi un modèle discret qui permet également d'éliminer les problèmes de paramétrisation. Le modèle retenu est un maillage simplexe. Les maillages simplexes, introduits par Delingette [18], sont topologiquement duaux des triangulations et ont une connexité constante. La segmentation initiale est transformée en triangulation par un algorithme d'isosurface [36], puis décimée et convertie en maillage simplexe par l'opération duale (figure 7(e)). Enfin, nous optimisons sa qualité topologique pour rendre ses faces plus régulières [33].

### 4.4.2 Évolution

L'évolution de notre surface déformable  $\mathbf{X}$  est décrite par l'équation 2, présentée à la section 3. Nous avons choisi la force interne suivante :

$$\mathbf{F}_{int} = \alpha \nabla^2 \mathbf{X} - \beta \nabla^2 (\nabla^2 \mathbf{X}) \quad (16)$$

où  $\alpha$  et  $\beta$  sont respectivement appelés paramètres de tension et de rigidité et  $\nabla^2$  désigne le laplacien. Elle est ensuite discrétisée sur le maillage simplexe par la méthode des différences finies [48].

La force externe est la combinaison d'un terme d'attache aux données et d'un terme de relations spatiales, tel que nous l'avons proposé à la section 3. L'attache aux données est un *Gradient Vector Flow (GVF)* [51] calculé sur une carte de contours, elle-même obtenue par la méthode présentée ci-après.

#### 4.4.3 Calcul de la carte de contours

Calculer une carte de contours pour les noyaux gris présente deux difficultés : le bruit et le manque de contraste de l'interface gris / blanc. Le filtrage linéaire qui est habituellement associé aux détecteurs de contours de type Canny-Deriche [19] est inadapté à cette tâche car il a tendance à superposer les contours des objets fins et allongés. La diffusion anisotrope [21] constitue un moyen efficace de réduire le bruit dans les régions homogènes tout en conservant et même rehaussant les contours. Cependant, à cause des transitions parfois très faibles associées aux frontières des noyaux gris, ce rehaussement est insuffisant.

Nous proposons de rehausser les contours en utilisant des connaissances *a priori* sur la radiométrie des noyaux gris. Pour cela, nous calculons le gradient sur une carte de probabilités indiquant l'appartenance de chaque voxel à une structure donnée. La probabilité d'un voxel  $x$  est définie comme la distribution  $P(x) = p(I(x))$  où  $I$  est l'image à traiter. Son gradient est lié à celui de  $I$  par l'équation  $\nabla P(x) = p'(I(x))\nabla I(x)$ . On aura donc un rehaussement de contours au voisinage des extrema de  $p'$ . Si l'on choisit pour  $p$  une fonction gaussienne  $G_{m,\sigma}$  de moyenne  $m$  et d'écart-type  $\sigma$ , les contours seront rehaussés au voisinage de  $m \pm \sigma$ . Les paramètres  $m$  et  $\sigma$  sont fixés à partir de ceux calculés pour les noyaux gris. Cette estimation est réalisée de la même manière que pour le seuillage initial (section 4.3). Enfin, pour réduire le bruit, nous appliquons une diffusion anisotrope sur la carte de probabilités. Le fait de l'appliquer sur la carte plutôt que sur l'image originale présente l'avantage de normaliser l'image, ce qui permet de choisir le même paramètre de diffusion pour toutes les images. La figure 8 présente la carte de contours calculée dans le cas du noyau caudé ainsi que le GVF correspondant.

### 4.5 Résultats et discussion

Nous avons segmenté les ventricules latéraux, le troisième ventricule, les thalami et les noyaux caudés sur des IRM acquises en T1 (figure 9). Les ventricules ne présentent pas de difficulté particulière car leurs contours sont nets. La segmentation du thalamus est plus délicate car il est peu contrasté sur l'IRM. La carte de contours que nous avons proposée produit ici un bien meilleur résultat que si nous la calculions sur l'image originale. De plus, la

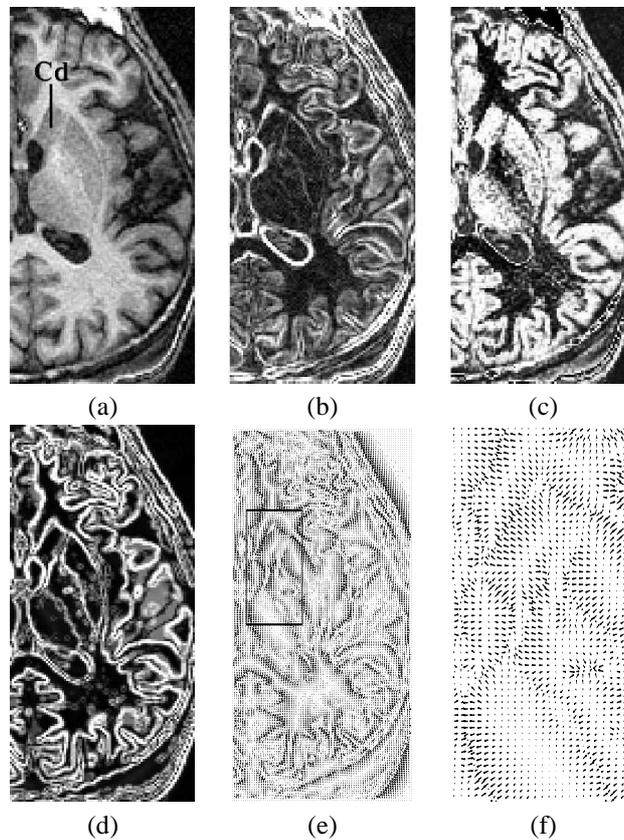


FIG. 8 – Carte de contours pour le noyau caudé (coupes axiales) : (a) image originale (le noyau caudé est indiqué par une flèche), (b) gradient de l'image originale, (c) carte de probabilité, (d) carte de contours : gradient de la carte de probabilité après diffusion anisotrope, (e) *Gradient Vector Flow* calculé à partir de la carte de contours, (f) agrandissement d'une partie du GVF.

partie inférieure de cette structure est difficile à délimiter et, dans ce cas, la relation avec le troisième ventricule s'est montrée utile, permettant de fournir une initialisation adéquate au modèle déformable. Enfin, ce dernier permet d'éliminer les irrégularités de la segmentation initiale.

Dans le cas du noyau caudé, nous avons mené une validation quantitative de la segmentation automatique sur les 10 images de la base d'apprentissage. Lors du traitement d'une image donnée, nous estimons les paramètres à partir des neuf autres. Cela permet d'utiliser la base d'apprentissage comme base de test sans introduire de biais. On obtient une bonne concordance entre les résultats automatiques et manuels excepté dans la partie postérieure qui est très fine et qui n'est généralement pas traitée dans les méthodes automa-

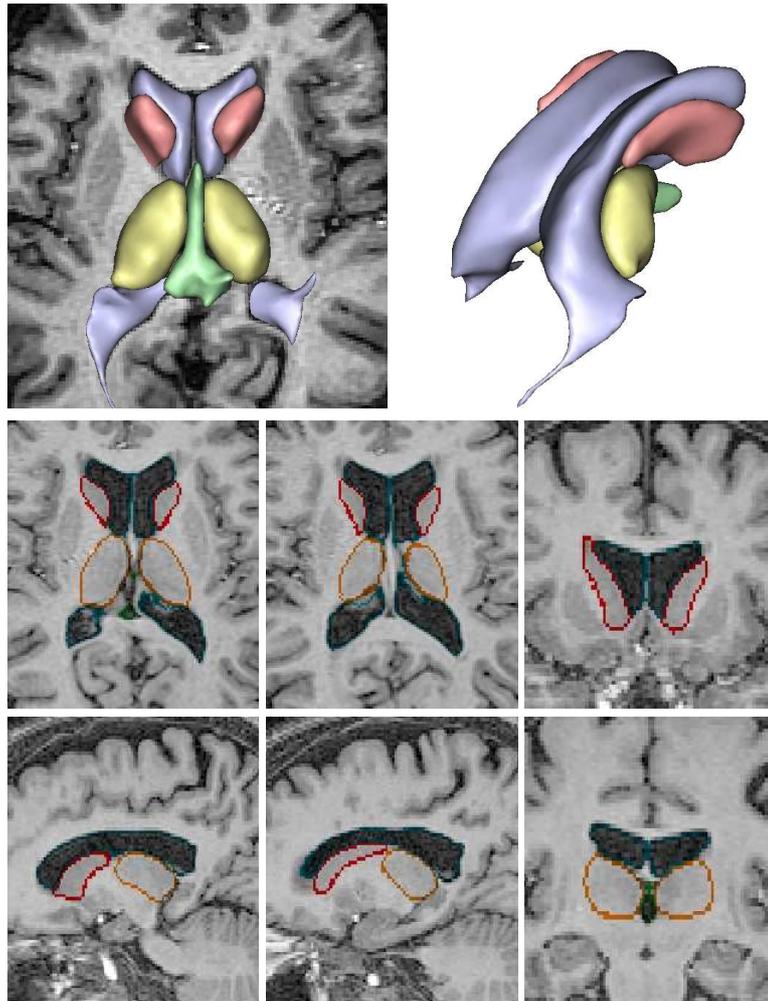


FIG. 9 – Résultats obtenus pour les ventricules latéraux, le troisième ventricule, les noyaux caudés et les thalami. En haut : rendu 3D. En bas : contours des structures superposés aux coupes axiales, sagittales et coronales. Les images 3D ont été visualisées avec le logiciel Anatomist développé au SHFJ à Orsay ([www.anatomist.info](http://www.anatomist.info)).

tiques [17, 41]. Les résultats sont évalués avec l’index de similarité [53, 17] :

$$S = \frac{2|M \cap A|}{|M| + |A|} \quad (17)$$

où  $M$  est la segmentation manuelle,  $A$  la segmentation automatique et  $|\cdot|$  est le cardinal (il est à noter que l’index est calculé sur les volumes segmentés et non les surfaces). Cette mesure est sensible aux variations de forme, de taille et de position [52]. La table 2 présente les résultats obtenus par notre méthode. La similarité moyenne est proche de celles fournies dans [17] (0.86) et [52] (0.91).

	Moyenne	Min	Max	Écart-type
Avec $F_R$	0.87	0.81	0.90	0.02
Sans $F_R$	0.80	0.66	0.89	0.08

TAB. 2 – Index de similarité pour la segmentation du noyau caudé. La ligne du haut indique les résultats obtenus par notre méthode. Celle du bas indique les résultats qui seraient obtenus sans la force  $F_R$  correspondant aux relations spatiales.

Pour évaluer la contribution des relations spatiales à la segmentation par modèle déformable, nous avons comparé les résultats à ceux qui seraient obtenus sans la force  $F_R$  correspondant aux relations spatiales. Comme on peut l’apprécier sur la figure 10, le terme de relation spatiale empêche le modèle déformable de progresser au-delà de la limite inférieure de la structure, vers les structures adjacentes telles que le putamen et le noyau accumbens. La table 2 présente les résultats qui seraient obtenus en l’absence de la force  $F_R$ . La similarité se trouve nettement diminuée, allant jusqu’à un minimum de 0.66. Les relations spatiales sont donc bien un des éléments clés de la robustesse de notre approche.

Pour conclure cette section, commentons brièvement le réglage des paramètres de la méthode. Lors de la segmentation initiale, la taille de l’ouverture morphologique est estimée itérativement en vérifiant que l’objet extrait correspond bien à la description de l’objet recherché. Lors de l’évolution du modèle déformable, les paramètres de régularisation ainsi que ceux de l’attache aux données ne sont pas sensibles puisque nous avons utilisé les mêmes pour toutes les images traitées. Ceux intervenant dans la définition des relations spatiales ont été appris et sont très peu variables d’un sujet à l’autre (section 4.2). Pour évaluer l’influence des coefficients de pondération entre l’attache aux données et la force de relation spatiale ( $\lambda$  et  $\nu$  dans l’équation 3), nous les avons fait varier entre 0 et 1 lors de la segmentation du noyau caudé (la somme  $\lambda + \nu$  restant égale à 1). Nous avons constaté que pour les

valeurs  $\lambda \in [0.3; 0.8]$  (et donc  $\nu \in [0.2; 0.7]$ ), le résultat final n'est quasiment pas modifié (la diminution des index de similarité moyen et minimum est inférieure à 0.01). En revanche, en dehors de cet intervalle, la qualité de la segmentation se dégrade brutalement. La largeur de la plage de valeurs acceptables pour  $\lambda$  et  $\nu$  montre que ces paramètres ne sont pas sensibles. Cela s'explique par le fait que les deux composantes de la force externe agissent dans des régions distinctes. La procédure que nous proposons semble donc peu sensible au choix des paramètres. Toutefois, une validation portant sur un plus grand nombre d'images, notamment acquises avec des types de séquences ou des scanners différents, serait nécessaire pour étudier de façon approfondie la stabilité du système.

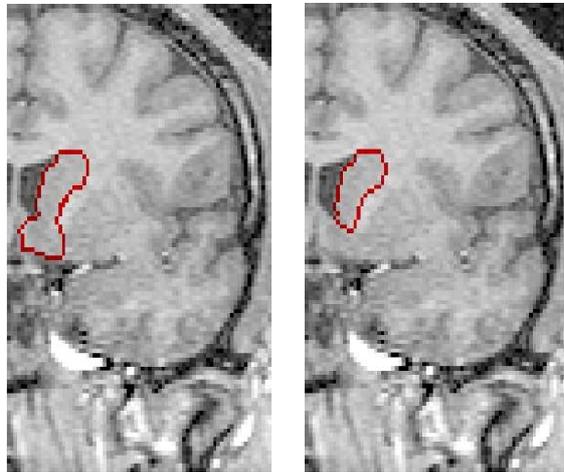


FIG. 10 – Illustration de l'importance des relations spatiales dans le modèle déformable : dans le cas du noyau caudé, la force issue des relations spatiales empêche le modèle de progresser au-delà de la limite inférieure de la structure. À gauche : résultat obtenu sans la force de relation spatiale  $F_R$ . À droite : résultat obtenu avec la force.

## 5 CONCLUSION

Nous avons proposé une méthode combinant des connaissances *a priori* dérivées de relations spatiales et un modèle déformable pour segmenter les structures cérébrales internes en IRM. Ces connaissances correspondent à une description de l'anatomie cérébrale qui peut être représentée par un graphe hiérarchique synthétique. Les relations spatiales sont représentées dans le formalisme des ensembles flous et sont utilisées de trois façons différentes dans la procédure. En les introduisant dans les modèles déformables, nous avons pu les faire contribuer directement à la recherche des contours

des objets. L'intégration se fonde sur la construction de nouvelles forces externes calculées à partir d'un ensemble flou. Nous avons proposé différentes méthodes de construction qui possèdent les propriétés requises pour diriger le modèle vers les points en lesquels la relation est satisfaite et dont le coût de calcul est faible. Bien que nous n'ayons utilisé que des informations de direction et de distance, le formalisme est général et peut être appliqué à tout type d'information représentée par un ensemble flou spatial.

Comme l'a montrée la validation, la méthode fournit de bons résultats de segmentation sur les structures internes. Les résultats quantitatifs sur le noyau caudé sont similaires à ceux d'autres approches. En outre, de par la nature de l'information introduite, notre méthode est potentiellement très stable. Comme on a pu le voir, la combinaison des relations au modèle déformable permet de segmenter des objets aux contours mal définis ainsi que d'initialiser les modèles déformables plus loin des objets cibles. Enfin, bien que la procédure possède un assez grand nombre de paramètres, leur réglage n'est pas problématique, les plus cruciaux étant estimés lors d'une phase d'apprentissage.

Parmi les perspectives de ce travail, on peut citer la segmentation simultanée de structures ainsi que la combinaison de contraintes de formes et de relations spatiales dans le modèle déformable. Par ailleurs, la procédure est pour l'instant essentiellement linéaire, à l'exception de la segmentation initiale. Il serait utile d'envisager des possibilités de retour en arrière. À cette fin, on pourrait introduire des mécanismes de vérification automatique estimant les caractéristiques géométriques des structures obtenues. Une partie de la procédure pourrait être exécutée à nouveau avec des paramètres différents.

De plus, il serait intéressant d'appliquer cette approche à d'autres structures cérébrales ou encore à des images de patients atteints de pathologies dans lesquelles les relations spatiales pourraient constituer une information plus stable que d'autres types de connaissance. Enfin, cette méthode est générique et doit pouvoir être appliquée à d'autres types d'images 2D ou 3D (en dehors des maillages simplexes, tous les résultats sont également valables en deux dimensions). Les applications potentielles concernent toutes les scènes dans lesquelles les objets partagent des relations spatiales stables. On peut imaginer bien sûr des applications médicales (nous avons notamment appliqué certains aspects de la méthodologie à la segmentation de structures thoraciques et abdominales dans des images TDM et TEP [7]) mais aussi dans d'autres domaines comme par exemple la reconnaissance de parties du visage.

## REMERCIEMENTS

Nous tenons à remercier le Dr. Hasboun (CHU La Pitié-Salpêtrière) pour nous avoir fourni les images et pour avoir collaboré à la description des structures cérébrales.

## RÉFÉRENCES

- [1] J.F. Allen. Maintaining knowledge about temporal intervals. *Communications of the ACM*, 26(11) :832–843, 1983.
- [2] I. Bloch. Information combination operators for data fusion : A comparative review with classification. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics - Part A*, 26(1) :52–67, 1996.
- [3] I. Bloch. On fuzzy distances and their use in image processing under imprecision. *Pattern Recognition*, 32(11) :1873–1895, 1999.
- [4] I. Bloch. Mathematical morphology and spatial relationships : Quantitative, semi-quantitative and symbolic settings. In L. Sztandera et P. Matsakis, éditeurs, *Applying Soft Computing in Defining Spatial Relationships*, pages 63–98. Physica Verlag, Springer, 2002.
- [5] I Bloch, T. Géraud et H. Maître. Representation and fusion of heterogeneous fuzzy information in the 3D space for model-based structural recognition - application to 3D brain imaging. *Artificial Intelligence*, 148 :141–175, Août 2003.
- [6] D.M. Bowden et R.F. Martin. Neuronames brain hierarchy. *Neuroimage*, 2 :63–83, 1995.
- [7] O. Camara, O. Colliot et I. Bloch. Computational modeling of thoracic and abdominal anatomy using spatial relationships for image segmentation. *Real-Time Imaging*, 10(4) :263–273, Août 2004.
- [8] R.M. Cesar, E. Bengoetxea et I. Bloch. Inexact graph matching using stochastic optimization techniques for facial feature recognition. In *Proc. International Conference on Pattern Recognition ICPR 2002*, volume 2, pages 465–468, Québec, Canada, Août 2002.
- [9] L.D. Cohen et I. Cohen. Finite element methods for active contour models and balloons for 2D and 3D images. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 15(11) :1131–1147, 1993.
- [10] D.L. Collins, P. Neelin, T.M. Peters et A.C. Evans. Automatic 3D intersubject registration of MR volumetric data in standardized Talairach space. *Journal of Computer-Assisted Tomography*, 18 :192–205, 1994.
- [11] D.L. Collins, A.P. Zijdenbos, V. Kollokian, J.G. Sled, N.J. Kabani, C.J. Holmes et A.C. Evans. Design and construction of a realistic digital brain phantom. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 17(3) :463–468, 1998.
- [12] O. Colliot. *Représentation, évaluation et utilisation de relations spatiales pour l'interprétation d'images. Application à la reconnaissance de structures anatomiques en imagerie médicale*. Thèse de doctorat, Telecom Paris, Septembre 2003.
- [13] O. Colliot, I. Bloch et A.V. Tuzikov. Characterization of approximate plane symmetries for 3D fuzzy objects. In *Proc. Information Proces-*

*sing and Management of Uncertainty IPMU 2002*, volume 3, pages 1749–1756, Annecy, France, Juillet 2002.

- [14] O. Colliot, O. Camara et I. Bloch. Combinaison de relations spatiales et de modèles déformables pour la segmentation de structures cérébrales internes en IRM. In *Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle RFIA 2004*, pages 563–572, Toulouse, France, Janvier 2004.
- [15] O. Colliot, A.V. Tuzikov, R.M. Cesar et I. Bloch. Approximate reflectional symmetries of fuzzy objects with an application in model-based object recognition. *Fuzzy Sets and Systems*, 147(1) :141–163, Octobre 2004.
- [16] T.F. Cootes, D. Cooper, C.J. Taylor et J.Graham. Active shape models - their training and application. *Computer Vision and Image Understanding*, 61(1) :38–59, Janvier 1995.
- [17] B.M. Dawant, S.L. Hartmann, J.-P. Thirion, F. Maes, D. Vandermeulen et P. Demaerel. Automatic segmentation of internal structures of the head using a combination of similarity and free-form transformations : Part I, methodology and validation on normal subjects. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 18(10) :909–916, Octobre 1999.
- [18] H. Delingette. General object reconstruction based on simplex meshes. *International Journal of Computer Vision*, 32(2) :111–146, 1999.
- [19] R. Deriche. Using Canny’s criteria to derive a recursively implemented optimal edge detector. *International Journal of Computer Vision*, 1(2) :167–187, 1987.
- [20] D. Dubois et H. Prade. *Fuzzy Sets and Systems, Theory and Applications*. Academic Press, New-York, 1980.
- [21] G. Gerig, O. Kubler, R. Kikinis et F.A. Jolesz. Nonlinear anisotropic filtering of MRI data. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 11(2) :221–232, Juin 1992.
- [22] M. Kass, A. Witkin et D. Terzopoulos. Snakes : Active contour models. *International Journal of Computer Vision*, 1(4) :321–331, 1987.
- [23] A. Kelemen, G. Szekely et G. Gerig. Elastic model-based segmentation of 3D neuroradiological data sets. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 18(10) :828–839, Octobre 1999.
- [24] J.M. Keller et X. Wang. A fuzzy rule-based approach to scene description involving spatial relationships. *Computer Vision and Image Understanding*, 80 :21–41, 2000.
- [25] B. Kuipers. The spatial semantic hierarchy. *Artificial Intelligence*, 119(1-2) :191–233, Mai 2000.
- [26] F. LeBer, L. Mangin et A. Napoli. Un système de reconnaissance d’organisations spatiales agricoles sur des images satellitaires. In *Actes de Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle RFIA 2000*, volume 1, pages 119–128, Paris, France, 2000.

- [27] J.-F. Mangin. Entropy minimization for automatic correction of intensity non uniformity. In *Proc. Mathematical Methods in Biomedical Image Analysis MMBIA 2000*, pages 162–169, Hilton Head Island, SC, USA, 2000.
- [28] J.-F. Mangin, O. Coulon et V. Frouin. Robust brain segmentation using histogram scale-space analysis and mathematical morphology. In *Proc. Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention MICCAI 1998*, volume 1496, pages 1230–1241, Cambridge, MA, USA, Octobre 1998.
- [29] D.M. Mark et M.J. Egenhofer. Modeling spatial relations between lines and regions : Combining formal mathematical models and human subject testing. *Cartography and Geographic Information Systems*, 21(4) :195–212, 1994.
- [30] Y. Mathet. New paradigms in space and motion. In *Proc. European Conference on Artificial Intelligence ECAI 2000, Workshop on spatio-temporal reasoning*, pages 30–37, Berlin, Août 2000.
- [31] P. Matsakis et L. Wendling. A new way to represent the relative position between areal objects. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 21(7) :634–643, Juillet 1999.
- [32] K. Miyajima et A. Ralescu. Spatial organization in 2D segmented images : representation and recognition of primitive spatial relations. *Fuzzy Sets and Systems*, 65(2-3) :225–236, Août 1994.
- [33] J. Montagnat. *Modèles déformables pour la segmentation et la modélisation d'images médicales 3D et 4D*. Thèse de doctorat, INRIA Sophia-Antipolis, 1999.
- [34] J. Montagnat, H. Delingette et N. Ayache. A review of deformable surfaces : topology, geometry and deformation. *Image and Vision Computing*, 19 :1023–1040, 2001.
- [35] A. Perchant et I. Bloch. A new definition for fuzzy attributed graph homomorphism with application to structural shape recognition in brain imaging. In *Proc. IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference IMTC 1999*, volume 3, pages 1801–1806, Venezia, Italia, 1999.
- [36] B. Piquet, C. T. Silva et A.E. Kaufman. Tetra-cubes : An algorithm to generate 3D isosurfaces based upon tetrahedra. In *Proc. Brazilian Symposium on Computer Graphics and Image Processing SIBGRAPI 96*, volume 21, pages 205–210, Caxambù, Brazil, 1996.
- [37] A. Pitiot, H. Delingette, N. Ayache et P.M. Thompson. Expert knowledge guided segmentation system for brain MRI. In *Proc. Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention MICCAI 2003*, pages 644–652, Montréal, Canada, Novembre 2003.

- [38] F. Poupon. *Parcellisation systématique du cerveau en volumes d'intérêt. Le cas des structures profondes*. Thèse de doctorat, INSA Lyon, Lyon, France, Décembre 1999.
- [39] F. Poupon, J.-F. Mangin, D. Hasboun, C. Poupon, I. Magnin et V. Frouin. Multi-object deformable templates dedicated to the segmentation of brain deep structures. In *Proc. Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention MICCAI 1998*, volume 1496, pages 1134–1143, Cambridge, MA, USA, Octobre 1998.
- [40] D.A. Randell, Z.Cui et A.G. Cohn. A spatial logic based on regions and connection. In *Proc. Int. Conf. on Principles of Knowledge Representation and Reasoning KR 1992*, pages 165–176, San Mateo, CA, USA, Octobre 1992.
- [41] D. Shen, E.H. Herskovits et C. Davatzikos. An adaptative-focus statistical shape model for segmentation and shape modeling of 3D brain structures. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 20(4) :257–270, Avril 2001.
- [42] M. Skubic, S. Blisard, C. Bailey, J.A. Adams et P. Matsakis. Qualitative analysis of sketched route maps : Translating a sketch into linguistic descriptions. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics - Part B : Cybernetics*, 34(2) :1275–1282, Avril 2004.
- [43] A.V. Tuzikov, O. Colliot et I. Bloch. Evaluation of the symmetry plane in 3D MR brain images. *Pattern Recognition Letters*, 24(14) :2219–2233, Octobre 2003.
- [44] A.C. Varzi. Parts, wholes and part-whole relations : the prospects of mereotopology. *Data and Knowledge Engineering*, 20 :259–286, 1996.
- [45] L. Vieu. Spatial representation and reasoning in artificial intelligence. In O. Stock, éditeur, *Spatial and Temporal Reasoning*, pages 5–41. Dordrecht, Kluwer, 1997.
- [46] X. Wang, J.M. Keller et P. Gader. Using spatial relationships as features in object recognition. In *Proc. Annual Meeting of the North American Fuzzy Information Processing Society NAFIPS 1997*, pages 160 – 165, Syracuse, NY, USA, Septembre 1997.
- [47] S.G. Waxman. *Correlative neuroanatomy*. McGraw-Hill, New York, 24th edition, 2000.
- [48] C. Xu. *Deformable Models with Application to Human Cerebral Cortex Reconstruction in Magnetic Resonance Images*. Thèse de doctorat, Johns Hopkins University, 2000.
- [49] C. Xu, D.L. Pham et J.L. Prince. Medical image segmentation using deformable models. In J.M. Fitzpatrick et M. Sonka, éditeurs, *Handbook of Medical Imaging*, volume 2, pages 129–174. SPIE Press, 2000.
- [50] C. Xu, D.L. Pham, M.E. Rettmann, D.N. Yu et J.L. Prince. Reconstruction of the human cerebral cortex from magnetic resonance images. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 18(6) :467–480, Juin 1999.

- [51] C. Xu et J.L. Prince. Snakes, shapes and gradient vector flow. *IEEE Transactions on Image Processing*, 7(3) :359–369, Mars 1998.
- [52] J.-H. Xue, S. Ruan, B. Moretti, M. Revenu et D. Bloyet. Knowledge-based segmentation and labelling of brain structures from MRI images. *Pattern Recognition Letters*, 22 :395–405, 2001.
- [53] A. Zijdenbos, B. Dawant, R. Margolin et A. Palmer. Morphometric analysis of white matter lesions in MR images : method and validation. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 13(4) :716–724, 1994.