

Combinaison de relations spatiales et de modèles déformables pour la segmentation de structures cérébrales internes en IRM

Segmentation of brain internal structures in MRI combining spatial relations and deformable models

O. Colliot *

O. Camara

I. Bloch

Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications
Département TSI, CNRS UMR 5141 LTCI
46 rue Barrault, 75634 Paris Cedex 13, France
{Olivier.Colliot, Oscar.Camara, Isabelle.Bloch}@enst.fr

Résumé

Cet article présente une méthode de segmentation des structures cérébrales internes sur des images par résonance magnétique (IRM) qui combine de façon originale des relations spatiales et un modèle déformable. La procédure est hiérarchique : la segmentation d'une structure utilise les résultats obtenus pour les structures déjà segmentées. La segmentation et la reconnaissance de chaque structure sont composées de deux étapes : une initialisation qui utilise largement les connaissances a priori et un raffinement utilisant un modèle déformable 3D. L'information a priori est introduite sous la forme de descriptions de l'anatomie cérébrale par des relations spatiales. Cette information est exploitée de trois façons différentes au cours de la procédure : pour construire des régions d'intérêt, pour sélectionner des régions candidates et pour contraindre le modèle déformable.

Mots Clef

relations spatiales, imagerie cérébrale, segmentation, structures internes, modèle déformable

Abstract

This paper presents a method for segmenting internal brain structures in MR images, using an original combination of spatial relations and deformable models. The method is hierarchical as the segmentation of a given structure is based on previously segmented ones. The segmentation and recognition of each structure are decomposed into two stages : an initialization stage which makes extensive use of prior knowledge and a refinement stage using a 3D deformable model. Prior information is introduced as descriptions of the spatial arrangement of brain struc-

tures by means of spatial relationships. This information is exploited in three different ways in the procedure : to construct regions of interest, to select candidate regions and to constrain the deformable model.

Keywords

spatial relations, brain imaging, segmentation, internal structures, deformable model

1 Introduction

La segmentation des structures cérébrales internes telles que les ventricules et les noyaux gris (noyau caudé, putamen, globus pallidus, thalamus) a de nombreuses applications telles que les études morphométriques, la visualisation 3D, la planification d'interventions chirurgicales ou encore la 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 [3, 9, 28] soit des patrons déformables [23, 16, 24] qui reposent alors généralement sur un apprentissage statistique de la forme des objets. Les principaux inconvénients de ces approches sont leur coût en termes de temps de calcul et leur sensibilité aux variations anatomiques inter-individuelles.

Notre approche utilise une description de l'arrangement des structures cérébrales au moyen de relations spatiales pour contraindre la procédure et un modèle déformable 3D pour raffiner et régulariser le résultat. A notre connaissance, une telle combinaison de relations spatiales et de modèles déformables est inédite. Les relations spatiales sont moins variables que les structures elles-mêmes ce qui

*Nouvelle adresse : McConnell Brain Imaging Center, Montréal Neurological Institute, McGill University, 3801 University, Montréal, Québec, H3A2B4, Canada, colliot@bic.mni.mcgill.ca

justifie de les utiliser comme contrainte pour la segmentation. Elles sont représentées dans le formalisme des ensembles flous et sont employées à trois étapes différentes de 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. L'utilisation de relations spatiales pour la segmentation de structures cérébrales a été introduite par Géraud [13, 3] puis réutilisée par exemple dans [12]. Cependant, dans ce système, les régions d'intérêt étaient construites en utilisant un atlas iconique ce qui peut conduire à une mauvaise prise en compte de la variabilité anatomique inter-individuelle. En outre, cette procédure ne possède pas d'étape de régularisation ce qui peut compromettre la segmentation des structures les moins contrastées. Enfin, le coût de la méthode de recalage est élevé.

Nous proposons une méthode hiérarchique dans laquelle la segmentation d'un objet donné utilise des informations dérivées de structures précédemment obtenues. Après quelques prétraitements, la procédure est initialisée par la segmentation des structures les plus faciles à obtenir, en l'occurrence les ventricules. Chaque structure est ensuite segmentée en deux étapes. La première consiste en une segmentation grossière qui servira d'initialisation au modèle déformable. Tout d'abord, nous calculons une région d'intérêt floue à partir des relations spatiales. Cette région doit inclure l'objet recherché. Puis après un seuillage automatique, différentes régions de la radiométrie recherchée sont extraites. Les régions qui correspondent à la description de l'objet sont sélectionnées et leur réunion constitue la segmentation initiale. Dans une seconde étape, ce résultat est raffiné par un modèle déformable.

Le plan de l'article est le suivant. A la section 2, nous montrons comment décrire l'anatomie cérébrale en termes de relations spatiales. Nous montrons également comment ces relations sont représentées et utilisées dans la procédure de segmentation. Puis nous présentons le modèle déformable ainsi que des méthodes permettant de construire une force externe à partir de relations spatiales à la section 3. Enfin, quelques résultats sont montrés à la section 4.

2 Relations spatiales

Les descriptions linguistiques de l'anatomie cérébrale données dans les ouvrages de neuroanatomie mettent essentiellement en jeu un ensemble de relations spatiales entre les structures cérébrales (voir par exemple le site Neuranat¹ pour de telles descriptions). Dans cette section, nous montrons tout d'abord comment décrire ces structures au moyen de relations spatiales et comment cette description peut être formalisée. Puis, nous présentons les méthodes de représentation des relations spatiales et enfin comment elles sont utilisées lors de la procédure de segmentation.

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

2.1 Description de l'anatomie cérébrale par des relations spatiales

En collaboration avec un neuroanatomiste (D. Hasboun, CHU La Pitié-Salpêtrière), 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 Neuronames² [6]. Les relations sont de quatre types : adjacence, direction, distance et symétrie. Les 6 directions correspondent aux 3 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 ». Cela est dû au fait que le cerveau est une scène symétrique et permet de décrire de façon unique les deux hémisphères (une étude de ces relations peut être trouvée dans [8]). 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 ;
- distance : les ventricules latéraux sont loin de la surface du cerveau ;
- 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.

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 diencéphale. Le niveau inférieur (niveau 4) correspond aux subdivisions de ces structures comme par exemple les différentes cornes du ventricule latéral.

2.2 Représentation de relations spatiales

Pour tenir compte de l'imprécision, les relations spatiales sont représentées dans le formalisme des ensembles flous et peuvent se référer à des objets flous ou binaires. L'imprécision peut venir des traitements effectués mais aussi de la nature même des relations considérées (les relations directionnelles par exemple sont intrinsèquement

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

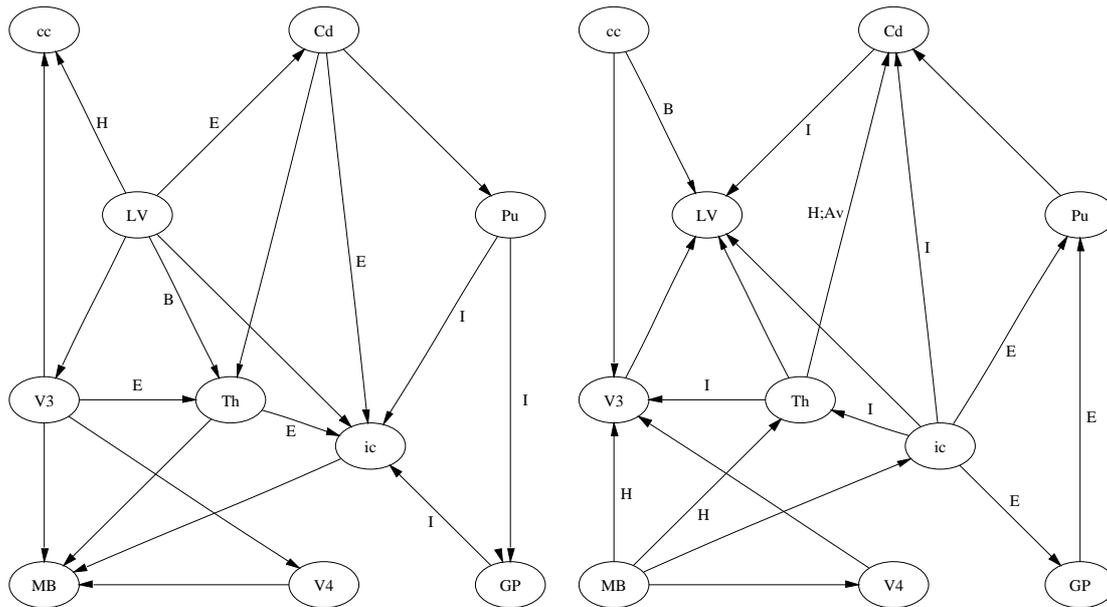


FIG. 1 – Une partie d’un niveau du graphe hiérarchique synthétique décrivant l’agencement des structures cérébrales. Les abréviations utilisées pour les structures sont : cc - corps calleux, LV - ventricule latéral, V3 - troisième ventricule, V4 - quatrième ventricule, MB - mésencéphale, Cd - noyau caudé, 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 relations $LV \xrightarrow{H} cc$ signifie « le corps calleux est au-dessus du ventricule latéral ». Pour faciliter la visualisation, le graphe est montré en deux fois. Cela permet d’éviter la superposition d’arcs de sens contraires.

imprécises). On peut distinguer deux types d’approches floues pour la représentation de relations spatiales : soit on peut définir un ensemble flou représentant le degré de satisfaction de la relation par rapport à un objet de référence en tout point de l’espace, soit on peut définir une valeur représentant le degré de satisfaction entre deux objets donnés. La première approche présente plusieurs avantages : on peut calculer le degré de la relation pour n’importe quel objet cible simplement en le comparant à l’ensemble flou représentant la relation, on peut fusionner les ensembles flous pour exprimer des combinaisons de relations, on peut utiliser l’ensemble flou comme une région d’intérêt dans laquelle l’objet cible sera recherché. La seconde approche permet juste la comparaison directe entre deux objets et ne pourra être utilisée ici que pour la sélection de régions.

Les relations de direction et de distance ont été représentées par la première méthode comme dans [3]. 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 3. Les adjacences et les symétries sont représentées suivant la seconde approche. 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 [8]. 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 [25]. 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 présenter.

2.3 Utilisation des relations spatiales

Les relations spatiales peuvent être utilisées de trois façons différentes : pour construire des régions d’intérêt, pour sélectionner des objets correspondant à une description et enfin pour contraindre un modèle déformable. Rappelons que chaque structure est segmentée en deux étapes : une

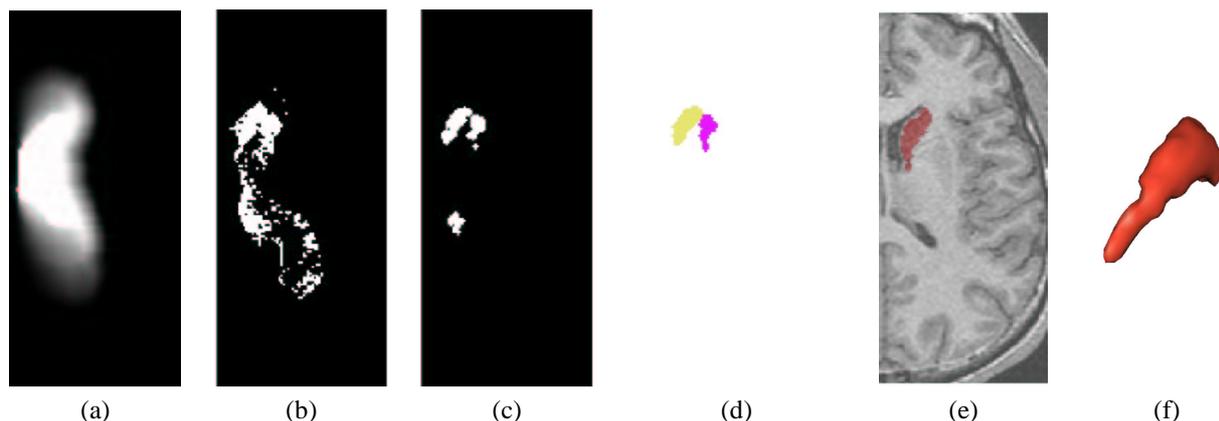


FIG. 2 – Noyau caudé, segmentation initiale (coupes axiales) : (a) région d'intérêt correspondant à la fusion conjonctive, avec la t-norme produit, des relations : « en dehors du ventricule latéral » et « près du ventricule latéral ». (b) classification dans la région d'intérêt ; (c) ouverture morphologique sur le résultat précédent ; (d) séparation du noyau caudé et d'une partie du putamen ; (e) segmentation initiale ; (f) maillage simplexe correspondant à la segmentation initiale.

segmentation initiale et une segmentation fine. Les deux premières utilisations des relations spatiales prennent place dans la segmentation initiale et sont présentées dans cette section. La troisième, qui concerne la seconde étape, est présentée en même temps que le modèle déformable à la section 3.2.

Lorsque plusieurs relations interviennent dans la description d'une structure, elles sont combinées en utilisant des opérateurs de fusion entre ensembles flous [1]. Pour une fusion conjonctive, on utilisera une t-norme telle que le minimum ou le produit. Pour une fusion disjonctive, on utilisera une t-conorme. L'ensemble flou obtenu est utilisé comme région d'intérêt pour restreindre la zone de recherche de la structure cible.

Le second type d'utilisation des relations spatiales concerne la sélection de classes ayant été segmentées dans la région d'intérêt. Ces régions peuvent être des composantes connexes extraites après seuillage automatique ou obtenues par une ligne de partage des eaux sur la distance au contour de la classe dans le cas où des objets se touchent (l'algorithme des h-minima est utilisé pour supprimer les minima non significatifs [11]). Quand la sélection implique des relations de distance ou de directions, nous calculons le degré de satisfaction grâce à une mesure de satisfaisabilité [5] entre l'objet cible et l'ensemble flou représentant la relation. Pour les adjacences et les symétries, une mesure est directement disponible.

Afin de clarifier ces deux types d'utilisation, présentons la segmentation initiale du noyau caudé à titre d'exemple. On construit tout d'abord une région d'intérêt correspondant à la fusion conjonctive, avec la t-norme produit, des relations : « en dehors du ventricule latéral » et « près du ventricule latéral » (figure 2 (a)). On réalise un seuillage dans cette région d'intérêt (figure 2 (b)). Les seuils sont calculés en utilisant une estimation des caractéristiques radiométriques des noyaux gris due à Poupon [22], qui elle-même se fonde sur une estimation de la radiométrie des

matières grises et blanches due à Mangin et al. [19]. Ces valeurs ne sont pas critiques puisque la segmentation sera ensuite raffinée par le modèle déformable. On effectue ensuite une ouverture morphologique (figure 2 (c)). La plus grande composante connexe correspond au noyau caudé ainsi qu'une partie du putamen. Une fermeture bouche les trous éventuels de cette composante. La ligne de partage des eaux sur la distance au contour permet de séparer le noyau caudé et le putamen (figure 2 (d)). On sélectionne ensuite les régions correspondant à la définition du noyau caudé : régions adjacentes au ventricule latéral et satisfaisant à la fusion de relations définie plus haut. On obtient alors la segmentation initiale (figure 2 (e)).

3 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 (voir par exemple les figures 2 (e) et 2 (f)). En particulier, le manque de régularisation donne des frontières imparfaites. Ces problèmes sont levés à l'aide d'un modèle déformable.

3.1 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. Introduire des changements de topologie dans le modèle déformable ne serait pas souhaitable dans notre cas. Nous avons donc 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 [10], sont topologiquement d'au moins deux triangulations et ont une connexité constante. La segmentation initiale est transformée en triangulation par un algorithme d'isosurface [15], puis décimée et convertie en

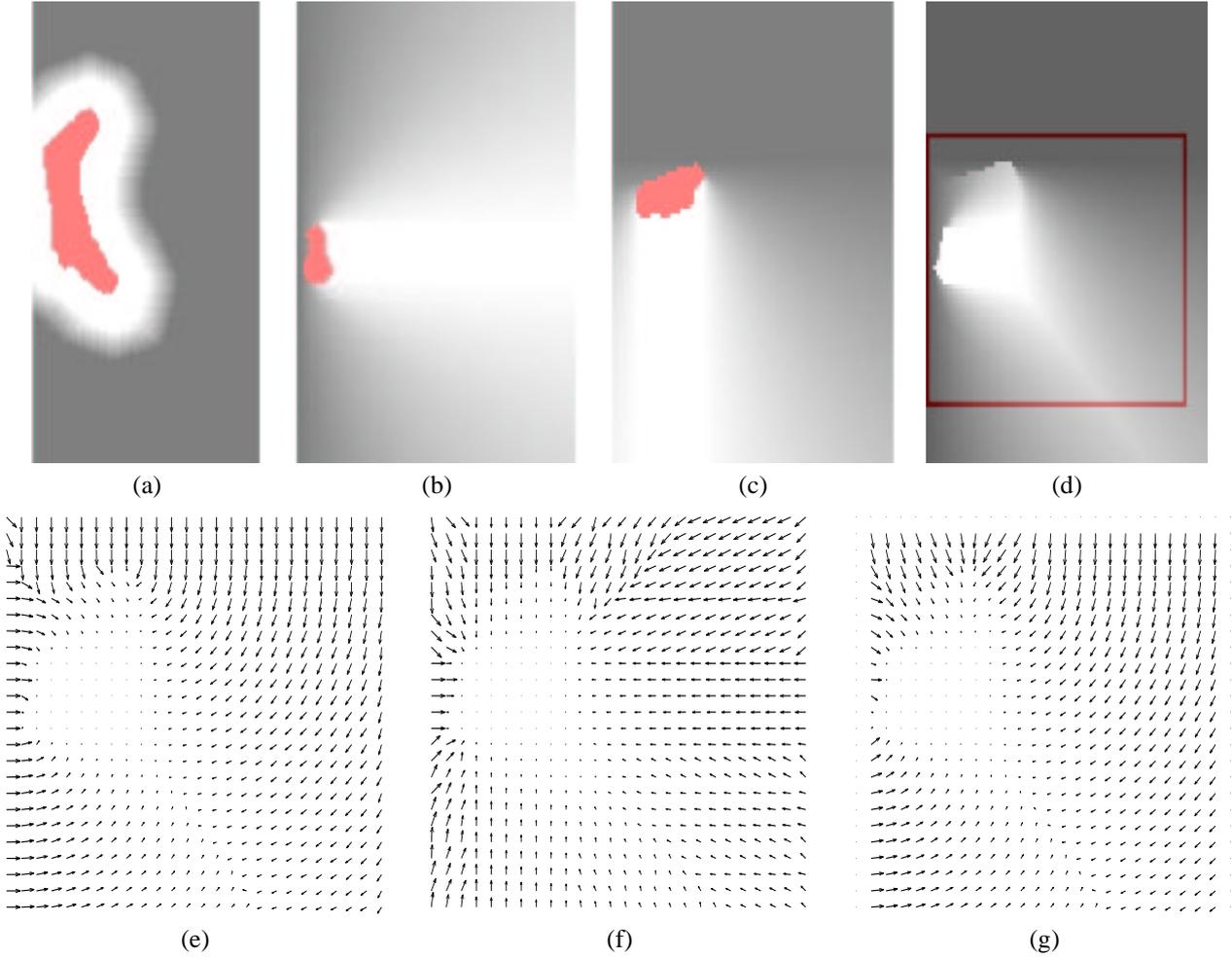


FIG. 3 – Coupes des ensembles flous représentant les relations spatiales et la force externe dérivée de ces relations (seule la partie correspondant à l’hémisphère gauche est montrée) : (a) distance : « près du ventricule latéral », (b) direction : « en dehors du troisième ventricule », (c) direction : « en-dessous du ventricule latéral », (d) fusion conjonctive des deux directions précédentes, (e) force externe correspondant à la relation de fusion précédente, calculée par la première méthode \mathbf{F}_R^1 (pour faciliter la visualisation, nous présentons un agrandissement de la partie de l’image correspondant au rectangle de l’image précédente et nous avons procédé à un sous-échantillonnage d’un facteur 1/3), (f) idem avec la deuxième méthode \mathbf{F}_R^2 , (g) idem avec la troisième méthode \mathbf{F}_R^3 . Les parties claires correspondent aux valeurs élevées.

maillage simplexe par l’opération duale (figure 2 (f)). Enfin, nous optimisons sa qualité topologique pour rendre ses faces plus régulières [20].

Evolution. L’évolution de notre surface déformable \mathbf{X} peut être décrite par l’équation de forces suivante :

$$\gamma \frac{\partial \mathbf{X}}{\partial t} = \mathbf{F}_{int}(\mathbf{X}) + \mathbf{F}_{ext}(\mathbf{X}) \quad (1)$$

où \mathbf{F}_{int} est la force interne qui contrôle la régularité de la surface et \mathbf{F}_{ext} la force externe qui l’attire vers les contours de l’objet recherché. Nous avons choisi la force interne suivante :

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

où α et β sont respectivement appelés paramètres de tension et de rigidité et ∇^2 désigne le laplacien. Elle est en

suite discrétisée sur le maillage simplexe par la méthode des différences finies [26].

Force externe. Dans notre cas, la force externe n’est pas seulement issue des contours de l’image mais contraint également le modèle déformable à satisfaire à la description de l’objet recherché. On peut l’écrire comme une combinaison linéaire :

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

où λ et ν sont des coefficients de pondération, \mathbf{v} est un Gradient Vector Flow (GVF) [27] et \mathbf{F}_R est la force associée aux relations spatiales qui sera décrite à la section 3.2. Les forces GVF ont été introduites par Xu et al [27] pour résoudre certains problèmes des forces externes classiques tels que le domaine d’attraction restreint ou les difficultés de convergence vers de fines concavités des contours.

Le GVF est fondé sur la diffusion du vecteur gradient d'une carte de contours et est défini comme la solution d'équilibre de l'équation de diffusion suivante :

$$\begin{cases} \frac{\partial v}{\partial t} = g(\|\nabla f\|)\nabla^2 v - h(\|\nabla f\|)(v - \nabla f) \\ v(x, y, z, 0) = \nabla f(x, y, z) \end{cases} \quad (4)$$

où f est une carte de contours. Nous montrons comment construire une carte de contours adaptée à notre problème à la section 3.3.

Dans la première équation, le premier terme est le terme de lissage puisque ce terme seul 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 du gradient de f , lui même calculé à partir des données. Les deux fonctions g et h sont des fonctions de pondération qui dépendent du gradient du contour qui varie spatialement. Comme nous voulons que le champ de vecteurs v varie lentement loin des contours (c'est-à-dire là où le gradient est faible), mais se comporte comme ∇f à proximité des contours, g doit être décroissante, et h croissante. De plus, h doit dominer au niveau des contours, la fidélité aux données doit dominer par rapport à l'effet de lissage. On peut choisir :

$$\begin{cases} g(r) = e^{-\frac{r^2}{\kappa}} \\ h(r) = 1 - g(r) \end{cases} \quad (5)$$

ou encore

$$\begin{cases} g(r) = c \\ h(r) = r^2 \end{cases} \quad (6)$$

Dans les deux équations précédentes, les paramètres κ et c permettent de fixer le niveau du compromis entre le lissage et la fidélité au gradient.

3.2 Construction d'une force externe représentant des relations spatiales

Alors que dans les deux cas présentés à la section 2.3 les relations étaient utilisées seulement dans l'étape d'initialisation, nous proposons ici une méthode pour les utiliser dans la segmentation finale. Les applications des relations spatiales en imagerie existant dans la littérature [17, 13, 21] n'utilisent généralement les relations qu'à des fins de reconnaissance et pas directement pour la segmentation. Même dans les applications visant la segmentation comme [13], elles ne contribuent pas directement à trouver les contours mais seulement à sélectionner une classe, la classification étant réalisée par une procédure classique. Nous proposons ici d'introduire les relations dans un modèle déformable via la définition d'une force externe correspondant à l'ensemble flou représentant la relation. L'idée de dériver une force d'un ensemble flou a déjà été proposée dans [26] avec comme application la reconstruction du cortex par un modèle déformable. Cependant, dans ce cas les ensembles considérés correspondaient à des classes radiométriques (celles de la matière grise et de la

matière blanche) 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 et dont le module est calculé à partir des ensembles flous :

$$w_p(x, y, z) = \begin{cases} 0 & \text{si } |2\mu_{mb} + \mu_{mg} - 1| \leq \delta \\ 2\mu_{mb} + \mu_{mg} - 1 & \text{sinon} \end{cases} \quad (7)$$

où μ_{mb} est la fonction d'appartenance à la matière blanche, μ_{mg} à la matière grise, et δ un seuil à fixer. Le sens d'évolution (« gonfler » ou « dégonfler » la surface) est déterminé naturellement par l'équation précédente. En effet, w_p est positif quand la surface se trouve dans la matière blanche, nul quand elle se trouve dans la matière grise et négatif quand elle se trouve dans le liquide céphalo-rachidien ou le fond de l'image. Dans notre cas, pour construire une force correspondant à une relation spatiale R représentée par un ensemble flou de fonction d'appartenance μ_R , nous pourrions choisir $w_p(x, y, z) = 1 - \mu_R$. Cependant, contrairement au cas précédent, nous n'avons pas de méthode pour choisir le sens d'évolution. En effet, w_p est positif et il ne semble pas y avoir de moyen simple d'y remédier. Une force de pression n'est donc pas adaptée à notre problème. Nous proposons trois méthodes différentes pour définir une force externe à partir d'un ensemble flou R de fonction d'appartenance μ_R .

Nous imposons à notre force de vérifier les propriétés suivantes : être nulle là où la relation est satisfaite (c'est-à-dire dans le noyau de R), être non nulle ailleurs, être dirigée vers les points où la relation est satisfaite et avoir une norme proportionnelle à $1 - \mu_R$. Si l'on utilisait directement $P_R = 1 - \mu_R$ comme potentiel, la force dérivée $\mathbf{F}_R = -\nabla P_R$ serait nulle en dehors du support de R . On peut remédier à cela en prolongeant le potentiel par la distance au support et le définir alors par :

$$P_R^1(x, y, z) = 1 - \mu_R(x, y, z) + d_{supp(R)}(x, y, z) \quad (8)$$

où $d_{supp(R)}$ est la distance au support de R . Il reste ensuite à normaliser la force correctement :

$$\mathbf{F}_R^1 = -(1 - \mu_R) \frac{\nabla P_R^1(x, y, z)}{\|\nabla P_R^1(x, y, z)\|} \quad (9)$$

Une seconde possibilité est d'utiliser une force de distance [7] en remplaçant la carte de contours par l'ensemble flou. On peut alors remplacer la distance classique par une distance à l'ensemble flou, comme par exemple la distance morphologique obtenue par dilatation floue de l'objet de référence [2]. Cependant, calculer la distance à l'ensemble flou est très coûteux en temps de calcul. Nous proposons donc d'utiliser la distance au noyau de R pour nous ramener à un objet binaire :

$$P_R^2(x, y, z) = g(d_{Ker(R)}(x, y, z)) \quad (10)$$

où $d_{Ker(R)}(x, y, z)$ est une carte de distance au noyau de R et g est une fonction croissante. On peut choisir par

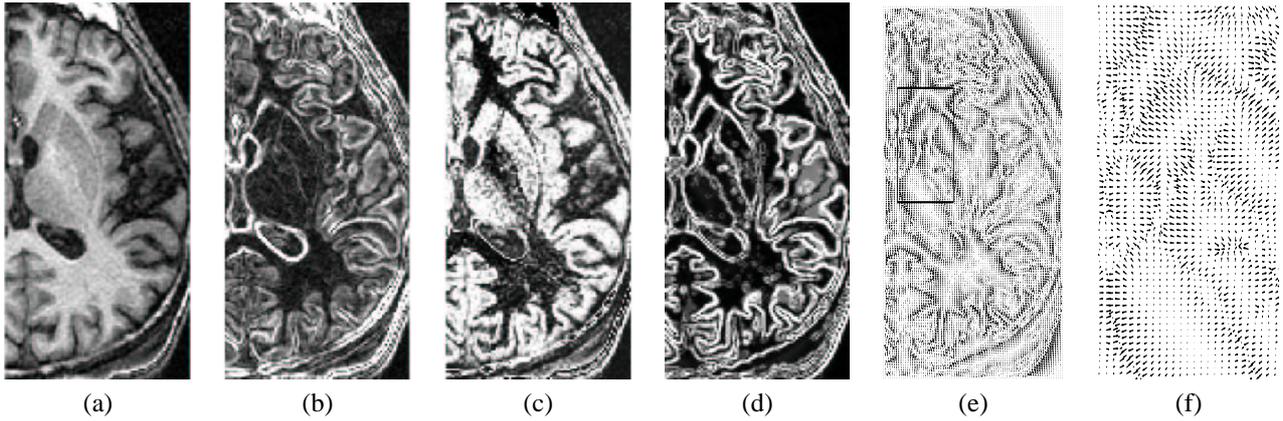


FIG. 4 – Carte de contours pour le noyau caudé (coupes axiales) : (a) image originale, (b) gradient de l’image originale, (c) carte de probabilité, (d) carte de contours : gradient de la carte de probabilité après diffusion anisotrope, (e) *Gradient Vector Flow* calculé à partir de la carte de contours, (f) agrandissement d’une partie du GVF.

exemple $g(x) = -ke^{-x^2}$ ou $g(x) = -1/x$. La force \mathbf{F}_R^2 est dérivée comme précédemment.

Une troisième possibilité est d’utiliser un Gradient Vector Flow (GVF). Dans notre cas nous ne calculons pas le GVF d’une carte de contours mais d’un ensemble flou, ce qui nous conduit à remplacer f par μ_R dans l’équation 4. On a ainsi une force non nulle en dehors du support mais également dans le noyau ce qui n’est pas souhaitable. On peut cependant y remédier aisément en normalisant la force :

$$\mathbf{F}_R^3 = (1 - \mu_R) \frac{\mathbf{u}}{\|\mathbf{u}\|} \quad (11)$$

où \mathbf{u} est le GVF calculé à partir de l’ensemble flou R .

Les trois forces n’ont pas exactement les mêmes propriétés, en particulier au voisinage de maxima locaux en dehors du 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 . La figure 3 montre un exemple de chacune de ces forces. On peut voir que \mathbf{F}_R^1 et \mathbf{F}_R^3 ont des comportements extrêmement 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. 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 plus long à cause du GVF (3 minutes). Il est difficile de préconiser l’emploi d’une force en particulier. Lors de nos expériences, ces trois forces ont conduit à des résultats similaires. Cependant, on peut tout de même remarquer que la force \mathbf{F}_R^2 est à déconseiller dans le cas d’ensembles flous présentant des maxima locaux élevés en dehors du noyau. Ce n’était cependant pas le cas dans les exemples que nous avons traités. En revanche, lorsque le principal maximum local est le noyau, la force \mathbf{F}_R^2 a l’avantage de pointer directement vers lui. Enfin, bien que les forces \mathbf{F}_R^1 et \mathbf{F}_R^3 aient des allures très similaires, \mathbf{F}_R^3 introduit une régularisation qui semble *a priori* intéressante. Il est à noter que tous les résultats présentés sont aussi valables si l’on utilise un ensemble binaire à la place de l’en-

semble 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.

3.3 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 est inadapté à cette tâche car il a tendance à superposer les contours des objets fins et allongés. La diffusion anisotrope [14] 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 σ , les contours seront rehaussés au voisinage de $m \pm \sigma$. Les paramètres m et σ sont fixés à partir de ceux calculés pour les noyaux gris. Cette estimation est réalisée de la même manière que pour le seuillage de la section 2.3. 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 4 présente la carte de contours calculée dans le cas du noyau caudé ainsi que le GVF correspondant.

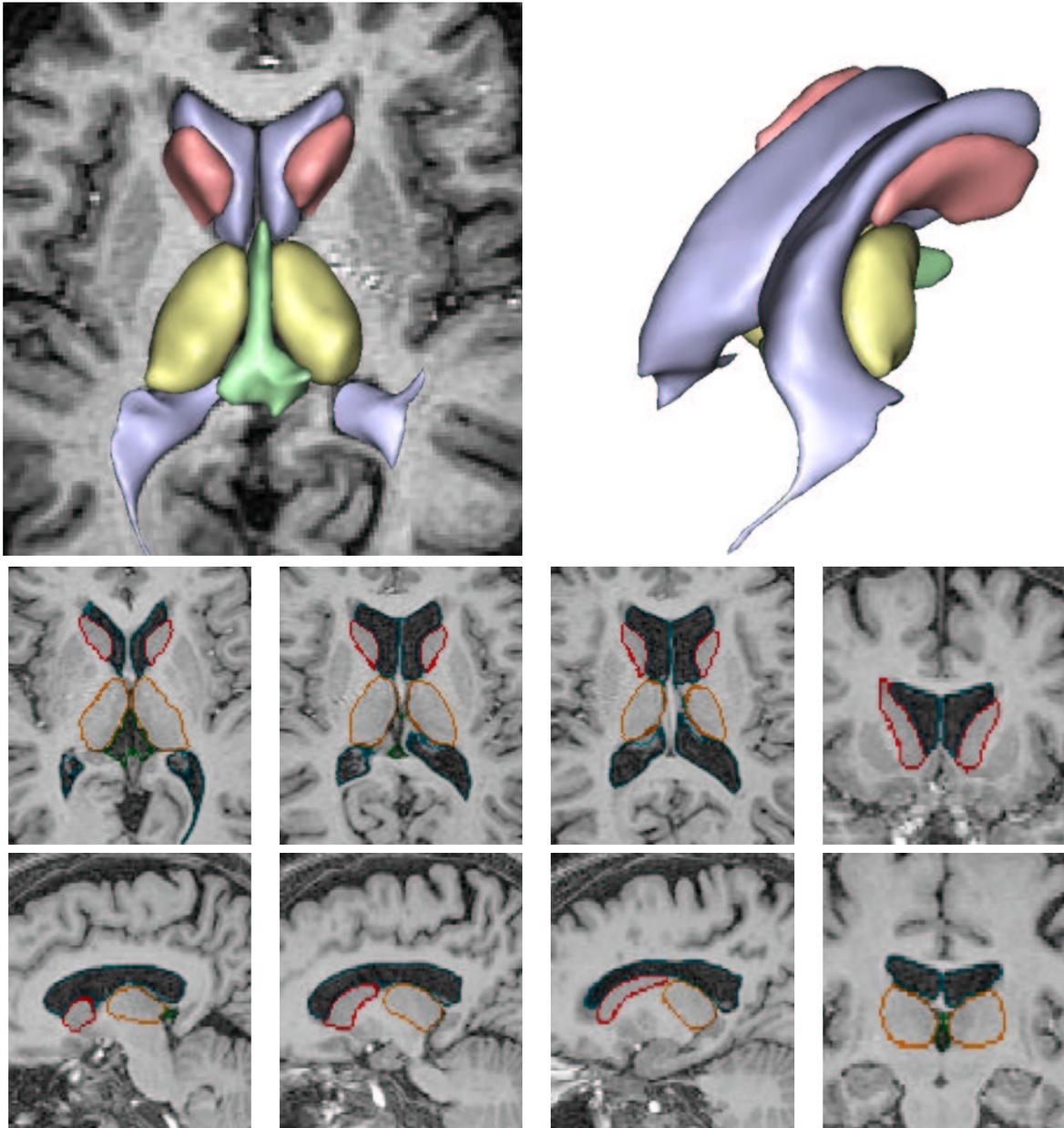


FIG. 5 – Résultats obtenus pour les ventricules latéraux, le troisième ventricule, les noyaux caudés et les thalami. En haut : rendu 3D. En bas : contours des structures superposés aux coupes axiales, sagittales et coronales. Les images 3D ont été visualisées avec le logiciel Anatomist développé au SHFJ à Orsay (www.anatomist.info).

4 Résultats et conclusion

Toutes nos expériences ont été effectuées sur des IRM pondérées en T1 de taille 256x256x124. Nous avons réalisé un certain nombre de prétraitements. Tout d'abord, nous avons corrigé l'hétérogénéité du champ par la méthode décrite dans [18]. Puis, nous avons extrait le cerveau par une méthode robuste utilisant des opérations morphologiques [19]. Cela permet d'éliminer les classes radiométriques qui ne nous intéressent pas (peau, air, os, graisse) et de déterminer la surface du cerveau qui sert de référence pour calculer des relations spatiales de distance.

Cependant, alors que nous effectuons systématiquement la correction de l'hétérogénéité 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 parfois dégradé par cette correction. Enfin, nous calculons le plan de symétrie du cerveau qui est aussi une bonne approximation du plan inter-hémisphérique [25]. Ce plan permet de définir les relations spatiales de direction et de symétrie. Par ailleurs, on peut ainsi séparer les hémisphères et les traiter séparément.

Nous avons obtenu de bons résultats pour le système ventriculaire, les noyaux caudés et les thalami sur une

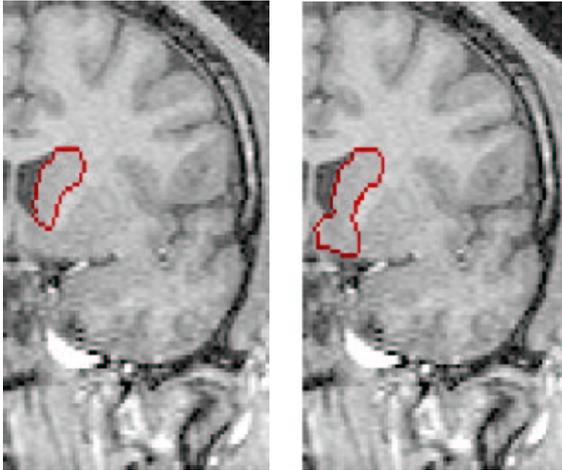


FIG. 6 – Illustration de l'importance des relations spatiales dans le modèle déformable : dans le cas du noyau caudé, la force issue des relations spatiales empêche le modèle de progresser au-delà de la limite inférieure de la structure. A gauche : résultat obtenu avec la force de relation spatiale. A droite : résultat obtenu sans la force

base de 10 images (voir figure 5). Les ventricules ne présentent pas de difficulté particulière car ils sont très bien contrastés. Seule leur séparation peut être un peu plus délicate mais ce problème est bien résolu par l'utilisation de la ligne de partage des eaux sur une carte de distance aux contours. Les ventricules, extraits en premier, servent ensuite de référence pour segmenter les autres structures. La partie inférieure du noyau caudé est difficile à segmenter à cause du manque de contour. La relation « en dehors du ventricule latéral », traduite comme une force externe, s'est révélée utile pour empêcher le modèle déformable de progresser au-delà de la limite inférieure de la structure (figure 6). La partie inférieure du thalamus est également mal délimitée et, dans ce cas, la relation avec le troisième ventricule s'est montrée utile, permettant d'obtenir une segmentation initiale satisfaisante. Pour pouvoir réellement comparer les résultats obtenus avec ceux d'autres méthodes, il est nécessaire de disposer d'une validation quantitative. Une telle validation fait partie des perspectives immédiates de nos travaux. Enfin, bien que les réglages de paramètres n'aient pas soulevé de grandes difficultés lors de nos expériences, une étude approfondie de leur influence sera menée prochainement.

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. La combinaison des relations spatiales et du modèle déformable est réalisée par l'introduction d'une nouvelle force externe. Nous avons présenté trois méthodes différentes pour construire une force externe possédant de bonnes propriétés. Ces

méthodes semblent pour l'instant mener à des résultats similaires. De bons résultats ont été obtenus sur 8 structures. Nous travaillons actuellement à l'extension de la méthode à d'autres objets tels que le putamen et le globus pallidus. Parmi les perspectives de ce travail, on peut citer la segmentation simultanée de structures, ce qui pourrait apporter plus de robustesse pour des objets tels que le noyau caudé et le putamen, ainsi que la combinaison de contraintes de formes et de relations spatiales dans le modèle déformable. 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 (thorax, abdomen . . .) 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] I. BLOCH. Information combination operators for data fusion : A comparative review with classification. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 26(1) :52–67, 1996.
- [2] I. BLOCH. On fuzzy distances and their use in image processing under imprecision. *Pattern Recognition*, 32(11) :1873–1895, 1999.
- [3] 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.
- [4] I. BLOCH, H. MAÎTRE, et M. ANVARI. Fuzzy adjacency between image objects. *International Journal of Uncertainty, Fuzziness and Knowledge-Based Systems*, 5(6) :615–653, 1997.
- [5] B. BOUCHON-MEUNIER, M. RIFQI, et S. BOTHOREL. Towards general measures of comparison of objects. *Fuzzy Sets and Systems*, 84(2) :143–153, 1996.
- [6] D.M. BOWDEN et R.F. MARTIN. Neuronames brain hierarchy. *Neuroimage*, 2 :63–83, 1995.
- [7] 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.
- [8] O. COLLIOT, I. BLOCH, et A.V. TUZIKOV. Characterization of approximate plane symmetries for 3D fuzzy objects. Dans *Information Processing and Management of Uncertainty IPMU*, volume 3, pages 1749–1756, Annecy, France, juillet 2002.

- [9] 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), 1999.
- [10] H. DELINGETTE. General object reconstruction based on simplex meshes. *International Journal of Computer Vision*, 32(2) :111–146, 1999.
- [11] P. DOKLADAL, R. URTASUN, I. BLOCH, et L. GARNERO. Segmentation of 3D head MR images using morphological reconstruction under constraints and automatic selection of markers. Dans *IEEE International Conference on Image Processing, ICIP 2001*, volume III, pages 1075–1078, Thessalonique, Greece, oct 2001.
- [12] E. FRENOUX, V. BARRA, et J.-Y. BOIRE. Quantification of Neurotransmission Defects in Functional Imaging using Information Fusion : A Prospective Study. Dans *IPMU 2002*, volume III, pages 1595–1600, Nancy, France, 2002.
- [13] T. GÉRAUD. *Segmentation des structures internes du cerveau en imagerie par résonance magnétique tridimensionnelle*. Thèse de doctorat, Telecom Paris, 1998.
- [14] 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.
- [15] C. HERNANDEZ-ESTEBAN. Thèse de doctorat, Telecom Paris, 2003. à paraître.
- [16] A. KELEMEN, G. SZEKELY, et G. GERIG. Elastic model-based segmentation of 3D neuroradiological data sets. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 18(10), octobre 1999.
- [17] F. LEBER, L. MANGELINCK, et A. NAPOLI. Un système de reconnaissance d'organisations spatiales agricoles sur des images satellitaires. Dans *RFIA'2000*, volume 1, pages 119–128, Paris, 2000.
- [18] J.-F. MANGIN. Entropy minimization for automatic correction of intensity non uniformity. Dans *MMBIA 00*, pages 162–169, Hilton Head Island, South Carolina, 2000. IEEE Press.
- [19] J.-F. MANGIN, O. COULON, et V. FROUIN. Robust brain segmentation using histogram scale-space analysis and mathematical morphology. Dans *MICCAI 98*, volume 1496 de *LNCS*, pages 1230–1241, MIT, octobre 1998. Springer Verlag.
- [20] J. MONTAGNAT. *Modèles déformables pour la segmentation et la modélisation d'images médicales 3D et 4D*. Thèse de doctorat, INRIA Sophia-Antipolis, 1999.
- [21] A. PERCHANT. *Morphisme de graphes d'attributs flous pour la reconnaissance structurelle de scènes*. Thèse de doctorat, Telecom Paris, 2000.
- [22] F. POUPON. *Parcellisation systématique du cerveau en volumes d'intérêt. Le cas des structures profondes*. Thèse de doctorat, INSA Lyon, Lyon, France, Dec. 1999.
- [23] 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. Dans *MICCAI 98*, volume 1496 de *LNCS*, pages 1134–1143, MIT, octobre 1998. Springer Verlag.
- [24] 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), avril 2001.
- [25] 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.
- [26] C. XU. *Deformable Models with Application to Human Cerebral Cortex Reconstruction in Magnetic Resonance Images*. Thèse de doctorat, Johns Hopkins University, 2000.
- [27] C. XU et J.L. PRINCE. Snakes, shapes and gradient vector flow. *IEEE Transactions on Image Processing*, pages 359–369, mars 1998.
- [28] 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.