

Reconnaissance de structures cérébrales à l'aide d'un atlas et par fusion d'informations structurelles floues

Thierry Géraud[†]

Isabelle Bloch[‡]

Henri Maître[‡]

[†] Ecole Pour l'Informatique et les Techniques Avancées, LRDE

14-16 rue Voltaire, 94276 Le Kremlin-Bicêtre cedex, France

Tél. : +33 1 44 08 01 01, Fax : +33 1 44 08 01 99, E-mail : Thierry.Geraud@epita.fr

[‡] Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications, Département TSI, CNRS URA 820

46 rue Barrault, 75013 Paris, France

Tél. : +33 1 45 81 75 85, Fax : +33 1 45 81 37 94, E-mail : Isabelle.Bloch@enst.fr

Résumé

Nous proposons une procédure automatique de reconnaissance progressive des structures internes du cerveau guidée par un atlas anatomique. L'originalité de notre procédure est multiple. D'une part, elle prend en compte des informations structurelles sous la forme de contraintes spatiales flexibles, en utilisant les formalismes de la théorie des ensembles flous et de la fusion d'informations. D'autre part, le calcul de la correspondance entre volume IRM et atlas que nous proposons permet d'inférer un champ de déformations discret, respectant des contraintes sur la surface des objets. Enfin, le caractère séquentiel de la procédure permet de s'appuyer sur la connaissance des objets déjà segmentés pour accéder à des objets dont l'obtention est a priori de plus en plus difficile.

Mots Clefs

Imagerie cérébrale, reconnaissance des formes floue, morphologie mathématique floue, classification floue, relations spatiales floues, mise en correspondance de formes floue, fusion floue, déformation d'atlas.

Abstract

We present a recognition method of internal structures of the brain which is progressive and atlas-guided. The originality of this method is manifold. At first, it takes into account structural information processed as flexible spatial constraints by making use of fuzzy set theory and information fusion theory. Furthermore, we propose a new way of computing the correspondence between the MRI volume to be processed and the anatomical atlas; this calculation infers a discrete deformation field constrained by object sur-

faces. At last, the method sequentiality allows us to rely on objects that have already been recognized to perform the segmentation of objects which are a priori more and more difficult to obtain.

Keywords

Brain imaging, fuzzy pattern recognition, fuzzy mathematical morphology, fuzzy classification, fuzzy spatial relationships, fuzzy pattern matching, fuzzy fusion, atlas deformation.

1 Introduction

Le nombre d'applications de la segmentation des structures cérébrales est important : réalisation de mesures morphométriques, détection de pathologies, planification d'une opération chirurgicale ou radiothérapique, obtention d'une référence anatomique pour des études fonctionnelles, etc. Une littérature abondante lui est dédiée (voir par exemple les états de l'art [1, 11]). L'utilisation de techniques d'intelligence artificielle dans ce domaine concerne essentiellement la classification des tissus, l'identification des structures et le diagnostic.

Dans les images par résonance magnétiques (IRM), les classes qui peuvent être observées sont l'air, la peau, les muscles, la graisse et le crâne, pour l'extérieur du cerveau, et la substance blanche, la substance grise et le liquide céphalo-rachidien, pour le cerveau. Bien que la radiométrie de ces classes puisse être décrite par des lois statistiques qui se recouvrent significativement, les classifieurs peuvent séparer les trois tissus principaux du cerveau. Pour cela, la classification floue [10, 25] et les réseaux de

neurones [8, 26] ont été largement utilisés. Malheureusement, la reconnaissance des structures internes reste difficile ; par exemple les différents noyaux gris, constitués de substance grise, ne peuvent être distingués en utilisant uniquement des informations radiométriques [19, 20].

Pour faire face à ce problème, d'autres méthodes emploient des modèles. Ces derniers peuvent être implicites comme les modèles physiques déformables [27, 29] ou explicites dans des techniques de déformation d'atlas. Les premiers sont utilisés souvent lorsqu'une structure spécifique est recherchée, tandis que les seconds peuvent segmenter l'ensemble des structures mais sont mis en difficulté par la variabilité anatomique. Pour trouver une déformation de l'atlas qui corresponde à l'image, ces méthodes s'appuient sur des points homologues [15], sur des surfaces [28] ou sur l'ensemble du volume [9, 16].

Dans cet article, nous proposons, pour la reconnaissance des structures cérébrales internes en imagerie par résonance magnétique tridimensionnelle, une nouvelle méthode employant un atlas numérique. Les structures internes que nous recherchons sont les ventricules latéraux, les troisième et quatrième ventricules, les noyaux caudés, le putamen, le thalamus, etc.

Alors que les méthodes existantes utilisant des atlas essaient de trouver une déformation globale entre l'atlas et l'image afin d'identifier les objets anatomiques, notre méthode est séquentielle : une étape a pour but de reconnaître un nouvel objet cérébral et raffine alors la correspondance entre l'atlas et l'image. Chaque étape s'appuie pour cela sur les objets obtenus lors des étapes précédentes et sur des connaissances anatomiques de différentes natures. Les informations de localisation et de morphologie de cet objet sont apportées par l'atlas et des informations symboliques sur cet objet sont exprimées relativement à des objets identifiés lors des étapes précédentes. Ces informations symboliques concernent aussi bien des relations spatiales (ensemblistes, directionnelles ou de distances) que des informations de constitution (substance grise, substance blanche ou liquide) ou des connaissances radiométriques relatives au type d'imagerie.

L'atlas et l'image à traiter n'ont généralement pas le même échantillonnage : le nombre de voxels dans chaque dimension ainsi que les dimensions d'un voxel sont généralement différents dans les deux volumes. À l'instar des informations symboliques, les informations en provenance de l'atlas sont exprimées dans l'espace de l'image à traiter afin de reconnaître, dans cette image, l'objet recherché. Il nous faut donc

passer ces informations de l'espace de l'atlas à l'espace de l'image ; ce passage est réalisé à l'aide d'un champ discret de déformations, actualisé à chaque étape. Il met en correspondance, point par point, entre l'atlas et l'image, l'ensemble des structures déjà reconnues à l'issue des étapes précédentes.

La reconnaissance des objets cérébraux est donc progressive, guidée par un atlas dont la déformation est affinée à chaque étape, et repose sur la connaissance *a priori* de l'anatomie des objets, absolue ou relative.

La section 2 donne une description générale de notre méthode et présente les différentes sous-étapes de la reconnaissance d'un objet. La section 3 détaille la construction des ensembles flous à partir des expressions symboliques. La section 4 explique comment sélectionner le mode radiométrique correct de l'objet dans le volume IRM. Enfin, la section 5 présente des résultats, les commente et conclut.

2 Description de la méthode

Afin de guider la reconnaissance, nous utilisons un atlas qui n'est ni probabiliste ni moyen mais une image étiquetée obtenue à partir d'une acquisition IRM d'un sujet normal. Cet atlas a été réalisé par un observateur expérimenté, directement dans le volume tridimensionnel, à l'aide d'un outil interactif de dessin. Il attribue une étiquette à chacune des structures d'intérêt, cette étiquette étant associée à chaque voxel de la structure. Une coupe extraite du volume 3D de l'atlas est montrée sur la figure 1 ; la vue de la coupe correspondante dans l'acquisition IRM 3D qui doit être traitée est représentée sur la figure 2.

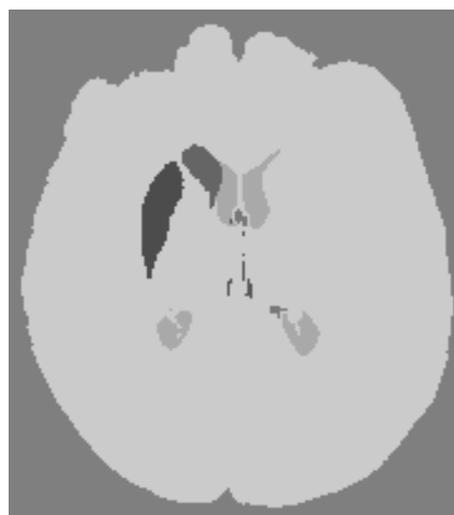


FIG. 1 – Coupe de l'atlas représentant les structures que nous cherchons à reconnaître dans l'image.

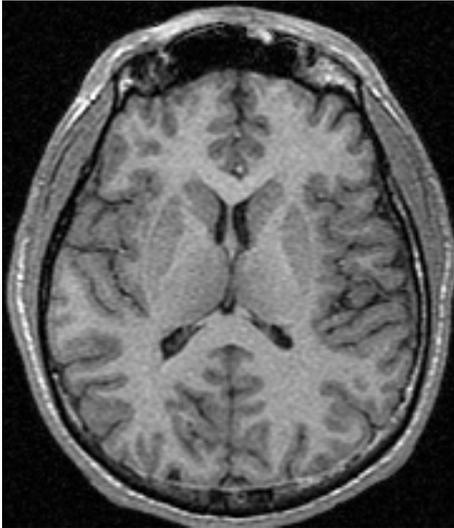


FIG. 2 – Coupe du volume cérébral à reconnaître dans un plan proche de celui de l’atlas de la planche précédente. C’est une image acquise en IRM.

Considérons une étape courante de la procédure de reconnaissance ; pendant les étapes précédentes, plusieurs objets anatomiques ont été segmentés et la correspondance entre l’atlas et l’image a été calculée en fonction de ces objets segmentés. L’étape courante, qui a pour but de reconnaître un nouvel objet et de le prendre en compte, peut être décrite par six sous-étapes.

1. La forme de l’objet portée par l’atlas est exprimée dans l’espace de l’image à l’aide du champ de déformations. Une région d’intérêt est alors déterminée par dilatation de cette forme de telle façon que cette région contienne avec une forte probabilité l’objet recherché.
2. Chaque information symbolique décrivant l’objet recherché en fonction de connaissances *a priori* relatives à des objets déjà reconnus (relations radiométriques et spatiales) est traduite sous la forme d’un ensemble flou dans l’espace 3D de l’image.
3. Plusieurs classifications sont menées sur la radiométrie des voxels de cette région.
4. La fusion des informations symboliques, des informations de classes radiométriques et de l’information donnée par l’atlas fournit une segmentation de l’objet recherché. Cette sous-étape est illustrée par la figure 3.
5. La déformation spécifique à cet objet, qui le met en correspondance entre l’atlas et l’image, est déterminée.

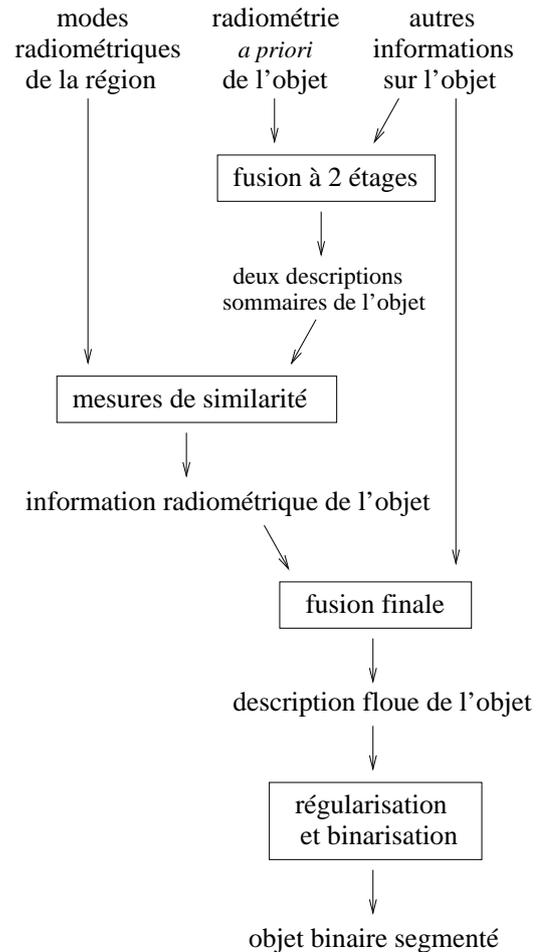


FIG. 3 – Sous-étape 4 : la fusion d’informations mène à la reconnaissance.

6. La mise en correspondance globale entre le volume de l’atlas et celui de l’image est recalculée pour que les objets reconnus jusqu’à cette étape comprise coïncident avec les objets correspondant de l’atlas.

La modélisation des imperfections des informations utilisées lors de ces sous-étapes (en particulier leur imprécision et leur caractère approximatif) s’appuie sur un formalisme flou. Ainsi, les régions d’intérêt (sous-étape 1), les informations symboliques (sous-étape 2), les classifications (sous-étape 3) et les fusions (sous-étape 4) sont floues.

3 Représentation des connaissances

Dans la suite de cet article, l’image à traiter et un point (voxel) de cette image sont notés respectivement I et i , $i \in I$. Le niveau de gris d’un voxel i est noté $v(i)$. Dans notre méthode, chaque expression d’une information descriptive A d’un objet ou d’une connaissance sur cet objet est traduite sous la forme d’un ensemble flou μ_A dans l’espace de l’image à traiter :

$$\mu_A : \begin{array}{l} I \rightarrow [0, 1] \\ i \mapsto \mu_A(i). \end{array}$$

Notre objectif est de définir un grand nombre de propriétés A, B, \dots qui caractérisent chaque objet recherché et exprimeront, par exemple, les contraintes sur le niveau de gris d’une structure particulière, sa position absolue dans le volume crânien, sa position relative par rapport à des structures déjà détectées, etc. Chacune de ces propriétés sera modélisée par une fonction d’appartenance floue comme μ_A . Ces appartenances seront finalement combinées pour permettre la détection d’une structure particulière.

Nous nous appuyons sur la théorie des ensembles flous pour trois raisons. Ce formalisme unique permet d’exprimer des informations de sémantiques variées; il permet également de modéliser l’imprécision et l’incertain; enfin, la fusion floue qui mène à la reconnaissance peut tirer parti d’un nombre important d’opérateurs [13, 14, 30, 2] qui permettent de bien modéliser les relations que l’on connaît entre ces informations : complémentarité, indépendance, priorité relative, conflit, etc.

3.1 L’information de l’atlas

La projection dans l’image de l’objet recherché tel qu’il est donné par l’atlas nous fournit une indication à la fois sur sa localisation dans l’image et sur sa morphologie. Nous devons modéliser l’imprécision provenant de l’état actuel de notre connaissance (et

traduite par notre modèle de correspondance) et de la variabilité anatomique inter-individus. Pour cela, nous appliquons une dilatation morphologique floue [5] à la projection de l’objet recherché; ses paramètres sont fixés pour que la région d’intérêt que nous obtenons englobe l’objet que nous recherchons. Nous utilisons pour cela un élément structurant flou à symétrie sphérique, de forme trapézoïdale, fonction du rayon r (fonction valant 1 pour $r \leq r_k$ et 0 pour $r > r_s$). Les deux paramètres r_k et r_s correspondent respectivement au noyau et au support de l’élément, et ils nous permettent de régler le degré de flou de la région d’intérêt résultante. Par exemple pour la reconnaissance du noyau caudé, nous avons pris $r_k = 1cm$ pour le rayon du noyau et $r_s = 2cm$ pour le rayon du support.

Une région d’intérêt de I est représentée sur la figure 5 (en haut à gauche). Elle représente l’information *a priori* donnée par l’atlas sur la localisation et la morphologie de l’objet à reconnaître; pour notre exemple, il s’agit du noyau caudé (figure 4). Notons μ_{atlas} une telle information.

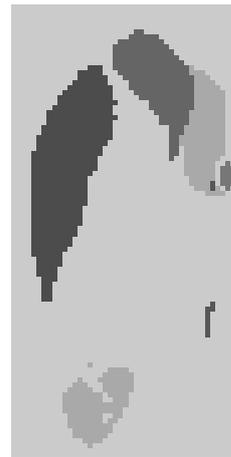


FIG. 4 – À cette étape de la reconnaissance, on recherche le noyau caudé droit. Dans l’atlas il est représenté par le volume gris moyen.

3.2 Contrainte spatiale binaire

Pour un objet, l’inclusion spatiale dans un autre objet (O^{in}) et l’exclusion spatiale avec d’autres objets (indiqués par k et notés O_k^{out}) sont traduites par une contrainte de localisation binaire (notée μ_{bin}). Cette contrainte n’est exprimée qu’en fonction des objets qui sont déjà reconnus.

$$\mu_{\text{bin}}(i) = \begin{cases} 1 & \text{si } i \in \{O^{\text{in}} \setminus \cup_k O_k^{\text{out}}\} \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases}$$

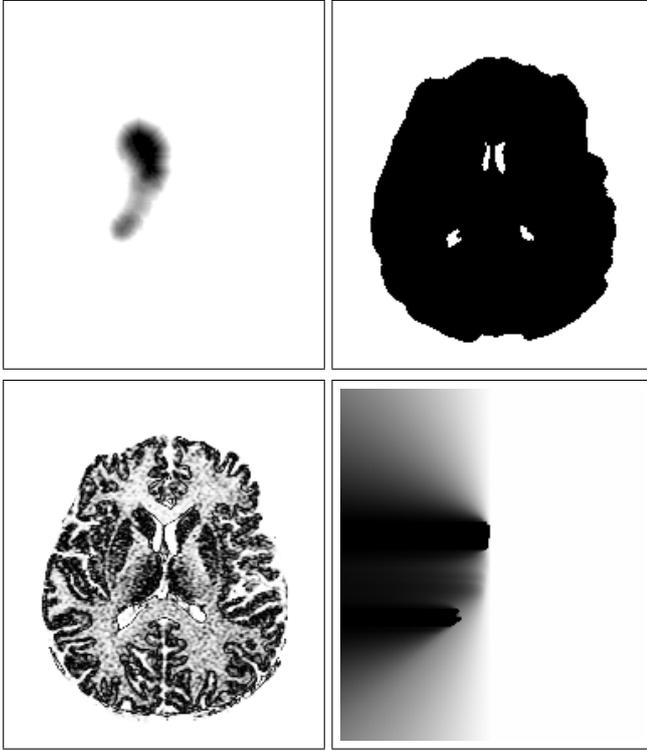


FIG. 5 – Informations exprimées dans l’espace de l’image.

À cette étape de la procédure de reconnaissance, trois objets anatomiques ont été segmentés : le cerveau et les deux ventricules latéraux (dans la vue en haut à droite, ils se traduisent respectivement par la forme en noir et ses deux (quatre sur la coupe 2D) trous blancs). Cette figure montre quatre coupes équivalentes extraites des images et représentant des ensembles flous qui concernent la reconnaissance du noyau caudé gauche : l’information provenant de l’atlas (en haut à gauche), la contrainte binaire de localisation (en haut à droite), la connaissance radiométrique *a priori* (en bas à gauche) et une relation directionnelle relative (en bas à droite) par rapport au ventricule latéral droit (volume gris clair à droite du noyau caudé sur l’atlas, figure 4). Le blanc et le noir correspondent respectivement aux valeurs d’appartenance minimale et maximale.

De surcroît, cette contrainte nous assure que l’inclusion spatiale des objets de l’image reflète l’inclusion que décrit implicitement l’atlas.

Sur la figure 5 (en haut à droite), l’ensemble binaire exprime que le noyau caudé appartient au volume cérébral (en noir) privé du volume des ventricules latéraux (composantes blanches à l’intérieur du cerveau).

3.3 Connaissance radiométrique

Une information radiométrique peut tout d’abord se traduire par un ensemble flou dans l’espace des radiométries $L = [0, 255]$. Ainsi, on peut exprimer l’appartenance du voxel de niveau de gris v à une classe dont le niveau de radiométrie est ν (ν pouvant être une valeur numérique ou linguistique) par :

$$\mu_L^\nu : \begin{array}{l} L \rightarrow [0, 1] \\ v \mapsto \mu_L^\nu(v). \end{array}$$

Une représentation dans l’espace de l’image peut alors être construite en affectant à chaque point de l’image la valeur d’appartenance correspondant à sa radiométrie. La fonction d’appartenance $\mu_L^\nu(v)$ dépend bien sûr des connaissances que nous avons sur la variabilité de la structure et la modalité d’acquisition.

Pour les premières étapes de la reconnaissance, comme les caractéristiques radiométriques des tissus dans l’image sont encore inconnues, trois ensembles flous sont construits pour représenter les radiométries *foncées*, *moyennes* et *claires*. Les expressions “ les noyaux sont constitués de substance grise ”, “ la substance grise se traduit par un gris *moyen* dans les acquisitions de type T_1 ” et “ l’image est une IRM de type T_1 ” peuvent alors être utilisées comme connaissances génériques pour décrire les noyaux. Nous avons par exemple :

$$\mu_L^{\text{noyau}}(v) = \mu_L^{\text{moyen}}(v),$$

Le résultat est illustré sur la figure 5 (en bas à gauche).

Lorsqu’un noyau a été reconnu, les caractéristiques radiométriques des noyaux (moyenne \bar{v}_{noyau} et variance σ_{noyau}^2) sont estimées et un ensemble flou plus précis signifiant “ a la radiométrie d’un noyau ” est défini afin d’intervenir dans les étapes suivantes de reconnaissance (d’autres noyaux). Pour cela, nous utilisons une forme gaussienne :

$$\mu_L^{\text{noyau}}(v) = \exp \left(- |v - \bar{v}_{\text{noyau}}|^2 / 2 \sigma_{\text{noyau}}^2 \right).$$

Cette connaissance plus spécifique vient alors remplacer la connaissance générique précédente.

3.4 Distance relative

Toute information de distance entre objets anatomiques est généralement approximative. La distance entre un objet donné et un objet de référence peut être inférieure, égale, ou supérieure à x millimètres, ou comprise entre x_1 et x_2 millimètres. Quand il s'agit d'une inclusion ou d'une exclusion spatiale, nous pouvons dire qu'un objet est profondément à l'intérieur ou largement à l'extérieur d'un autre objet. Afin de traduire ces notions dans l'espace de l'image, nous définissons un ensemble flou dans l'espace $D = \mathbb{R}^+$ des distances :

$$\mu_D : \begin{array}{l} D \rightarrow [0, 1] \\ d \mapsto \mu_D(d). \end{array}$$

Dans l'espace de l'image, nous calculons alors, par chanfrein [6], une carte M de distances à l'objet de référence et nous affectons à chaque point i de I la valeur d'appartenance correspondant à sa valeur de distance dans M :

$$\mu_{\text{dist}}(i) = \mu_D(M(i)).$$

Cette information de distance est par exemple utilisée pour la reconnaissance des ventricules latéraux et représente la connaissance " les ventricules latéraux sont bien à l'intérieur du cerveau ".

3.5 Relation directionnelle relative

Le caractère approximatif d'une relation directionnelle comme " la tête du noyau caudé est en position latérale par rapport à la tête du ventricule latéral " est modélisé également par un ensemble flou. La définition de telles relations dans un cadre flou a suscité plusieurs travaux différents. La plupart s'appuient sur des histogrammes d'angles [22, 24, 21] ou de forces [23], et utilisent donc des représentations qui ne sont pas facilement transposables en ensembles flous spatiaux dans I . Au contraire, l'approche morphologique décrite dans [3] utilise des représentations des relations spatiales directionnelles directement dans l'espace de l'image, et sont donc bien adaptées à notre problème. Dans cette technique, l'ensemble flou μ_{dir} résultant correspond à une dilatation morphologique de l'objet de référence par un élément structurant flou ν représentatif de la direction considérée \vec{dir} , et défini par :

$$\forall i \in I, \nu(i) = \max\left[0, 1 - \frac{2}{\pi} \arccos \frac{\vec{O}i \cdot \vec{dir}}{\|\vec{O}i\|}\right],$$

où O est le centre de l'élément structurant, et $\nu(O) = 1$. Cette méthode donne des résultats

conformes à l'intuition quelle que soit la forme de l'objet de référence, et possède de bonnes propriétés géométriques et algébriques.

La figure 5 (en bas à droite) montre le dilaté du ventricule latéral qui représente l'expression " à gauche du ventricule latéral ".

4 Mode radiométrique

Une information importante qui permet la segmentation d'une structure cérébrale dans les méthodes classiques est son mode radiométrique dans l'image (c'est-à-dire le mode principal de la distribution de sa radiométrie). Dans la méthode que nous proposons, nous réalisons plusieurs classifications en recherchant un nombre variable de classes, en nous restreignant à la région d'intérêt correspondant à la structure (sous-étape 3). Chaque classe obtenue est alors comparée à des informations décrivant la structure et issues de procédures de fusion ; la classe radiométrique correcte est alors sélectionnée (sous-étape 4).

4.1 Classifications empiriques

Nous avons montré dans [17] que l'algorithme des k -moyennes donne des résultats plus robustes quand le nombre de classes est petit. Nous avons également montré que l'on gagnait à l'utiliser dans son mode *empirique*¹ pour garantir l'obtention d'un résultat correct lorsque le nombre de classes recherché est important. La restriction de la classification à une région d'intérêt nous permet non seulement de limiter le nombre de classes pour notre recherche mais aussi de garantir la discrimination de l'objet même si sa loi radiométrique est proche de celles d'objets présents dans la région.

Pour effectuer les classifications, l'histogramme h de la région d'intérêt floue définie par μ_{atlas} est calculé en pondérant la contribution d'un point par sa valeur d'appartenance à la région. Pour chaque radiométrie v , nous avons :

$$h(v) = \sum_{i:v(i)=v} \mu_{\text{atlas}}(v)$$

À l'aide de cet histogramme, des classifications automatiques sont produites par une utilisation empirique de l'algorithme des k -moyennes pour différents nombres de classes $n = 2..5$. Notons $\omega_{j,n}$ la $j^{\text{ème}}$

¹Dans le mode empirique, pour un nombre donné de classes, nous procédons à plusieurs classifications avec des initialisations aléatoires des centres de classes et nous conservons le meilleur résultat selon le critère des moindres carrés.

classe pour une classification en n classes ; son centre et sa variance radiométriques sont :

$$c_{j,n} = \frac{\sum_{v \in \omega_{j,n}} h(v) v}{\sum_{v \in \omega_{j,n}} h(v)} \text{ et } \sigma_{j,n} = \frac{\sum_{v \in \omega_{j,n}} h(v) v^2}{\sum_{v \in \omega_{j,n}} h(v)} - c_{j,n}^2.$$

Chaque classe obtenue est alors traduite en ensemble flou dans l'espace de l'image afin de prendre en compte le bruit et l'imprécision de la radiométrie des images par résonance magnétique :

$$\mu_{\text{classe } j,n}(i) = \exp(-|v(i) - c_{j,n}|^2 / 2\sigma_{j,n}^2).$$

La figure 6 montre les ensembles flous qui en résultent ; chacun est un candidat pour le mode radiométrique de l'objet recherché.

4.2 Sélection du mode radiométrique

Afin de déterminer le mode radiométrique de l'objet, nous procédons en deux étapes.

- Tout d'abord, nous sélectionnons, pour chaque classification, la classe candidate $\mu_{j,n}$ la plus appropriée. Pour cela, nous calculons dans l'espace de l'image une mesure de similarité [31, 7, 4] entre deux ensembles flous : $\mu_{j,n}$ et μ_d , définis ci-dessous. Le premier, $\mu_{j,n}$, est construit à partir d'une classe et de l'information *a priori* donnée par l'atlas :

$$\mu_{j,n} = \min(\mu_{\text{classe } j,n}, \mu_{\text{atlas}}).$$

Cet ensemble flou est défini dans toute l'image et a bien un support restreint à la région d'intérêt définie par l'atlas (cf. Section 3.1). L'information radiométrique sur la classe (ne comportant pas directement de connaissance spatiale) est ainsi restreinte à la localisation *a priori* de l'objet recherché telle qu'elle est donnée par l'atlas.

Le second correspond à une description grossière de l'objet, discriminante vis-à-vis de la radiométrie (cette information est représentée en haut à gauche en figure 7) :

$$\mu_d = \min(\mu_l, \mu_{\text{atlas}}).$$

La mesure de similarité que nous utilisons est le rapport de l'intersection des ensembles (calculée par un min) par leur réunion (calculée par un max) [12] :

$$\frac{\sum_i \min(\mu_{j,n}(i), \mu_d(i))}{\sum_i \max(\mu_{j,n}(i), \mu_d(i))}.$$

- Ensuite, nous sélectionnons la meilleure classe parmi les candidats retenus. Pour cette ultime sélection, une mesure de similarité est appliquée

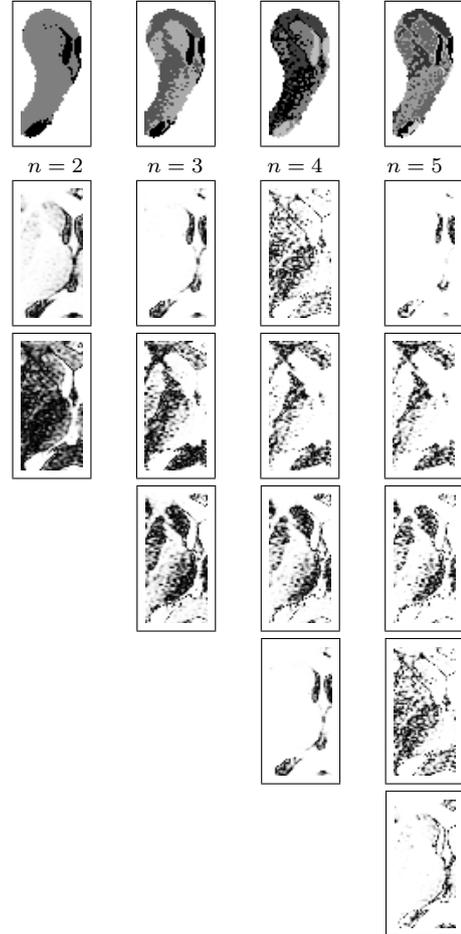


FIG. 6 – Modes radiométriques de la région d'intérêt.

La première ligne montre les résultats de l'utilisation empirique de l'algorithme des k -moyennes dans une région d'intérêt et pour différents nombres de classes recherchés. Les classes obtenues sont rendues floues ; elles sont représentées en colonne sous les classifications non-floues. Pour le noyau caudé, le meilleur ensemble flou est obtenu pour $n = 3$ classes (deuxième colonne) et $j = 3$ (dernière vignette de cette colonne).

entre chaque ensemble flou $\mu_{j,n}$ et une seconde description de l'objet recherché. Pour le noyau caudé, cette description est construite en fusionnant l'information *a priori* donnée par l'atlas, la contrainte binaire de localisation et l'information de direction relative ; elle est représentée en figure 7 (en haut à droite).

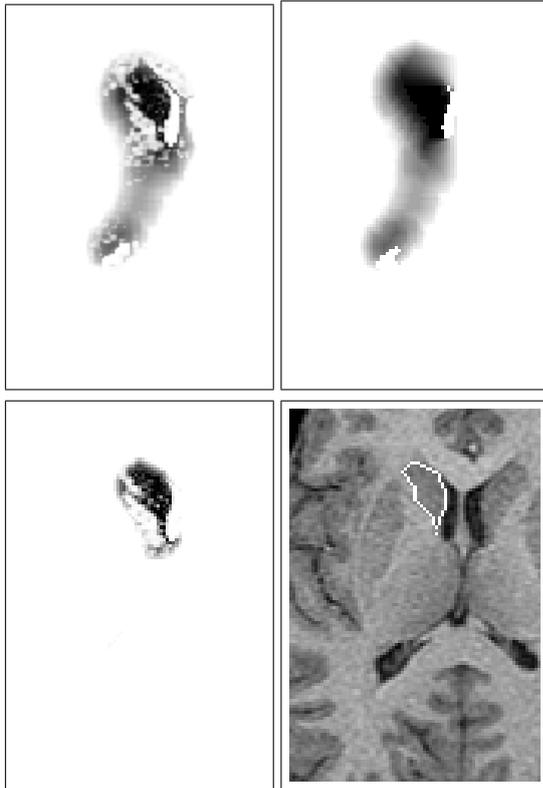


FIG. 7 – Sélection du mode radiométrique, fusion et segmentation.

L'information s'appuyant sur une connaissance radiométrique (en haut à gauche) est comparée à chaque ensemble flou résultant d'une classification (pour chaque colonne de la figure 6, nous retenons un ensemble flou candidat). L'information représentative de la localisation et de la morphologie de l'objet (en haut à droite) nous permet de déterminer le mode radiométrique correct parmi les candidats. Une procédure de fusion donne un objet flou (en bas à gauche) et l'objet segmenté s'en déduit ; son contour est représenté en blanc, superposé à l'IRM (en bas à droite).

4.3 Fin d'une étape de reconnaissance

Une ultime procédure de fusion combine l'information *a priori* donnée par l'atlas, les informations symboliques et l'information radiométrique du mode sélectionné ; cette fusion fournit l'objet flou représenté en figure 7 (en bas à gauche). Les opérateurs de fusion floue utilisés à chaque étape de reconnaissance peuvent varier d'une étape à

l'autre afin de prendre en compte la spécificité de chaque objet anatomique et l'augmentation, au cours des étapes, des connaissances décrivant l'objet. Une régularisation suivie d'une binarisation fournissent finalement la segmentation de l'objet (figure 7, en bas à droite).

La déformation discrète qui met en correspondance l'objet fourni par l'atlas et l'objet segmenté est calculée à l'aide d'un algorithme de recalage élastique des surfaces (sous-étape 5). Une nouvelle correspondance des volumes de l'atlas et de l'image est alors inférée à partir de l'ensemble des déformations des objets segmentés (sous-étape 7). Pour cela, nous avons proposé une méthode discrète qui s'appuie sur un modèle mathématique simple (on cherche à annuler le laplacien du champ discret de déformations) et dont la résolution est itérative et locale aux sous-volumes délimités par les surfaces des objets [17].

5 Résultats et conclusion

La procédure de reconnaissance est initialisée par une segmentation du cerveau à l'aide d'opérateurs morphologiques [18]. Puis, nous effectuons la reconnaissance des ventricules latéraux, des noyaux caudés, des putamens et des troisième et quatrième ventricules (qui jusqu'à présent, à notre connaissance, n'ont été segmentés qu'avec des méthodes dédiées). La séquence de reconnaissance des objets reflète deux critères de priorité : les objets dont la segmentation est aisée et ceux dont la localisation et la morphologie sont importantes pour l'architecture de l'anatomie cérébrale sont détectés les premiers. Les objets dont la reconnaissance est plus difficile sont traités dans des étapes ultérieures. Grâce aux informations relatives aux objets déjà segmentés, leur obtention est facilitée. La figure 8 montre un certain nombre d'objets tels qu'ils sont définis dans l'atlas (vue supérieure) et tels qu'ils sont reconnus par notre méthode dans une image par résonance magnétique (vue inférieure). Ils sont correctement segmentés bien que leurs taille, localisation et morphologie dans l'image diffèrent significativement de celles de l'atlas qui sert de modèle. Nous avons présenté une méthode de reconnaissance originale, guidée par un atlas, progressive, et prenant en compte des informations structurales. Une caractéristique fondamentale de notre méthode, appliquée à la reconnaissance des structures cérébrales internes en imagerie par résonance magnétique, est l'expression directe dans l'espace de l'image, grâce au formalisme des ensembles flous, de connaissances anatomiques, y compris lorsque ces connaissances s'expriment de façon relative à des objets déjà reconnus. Dans les applications présentées, les informations

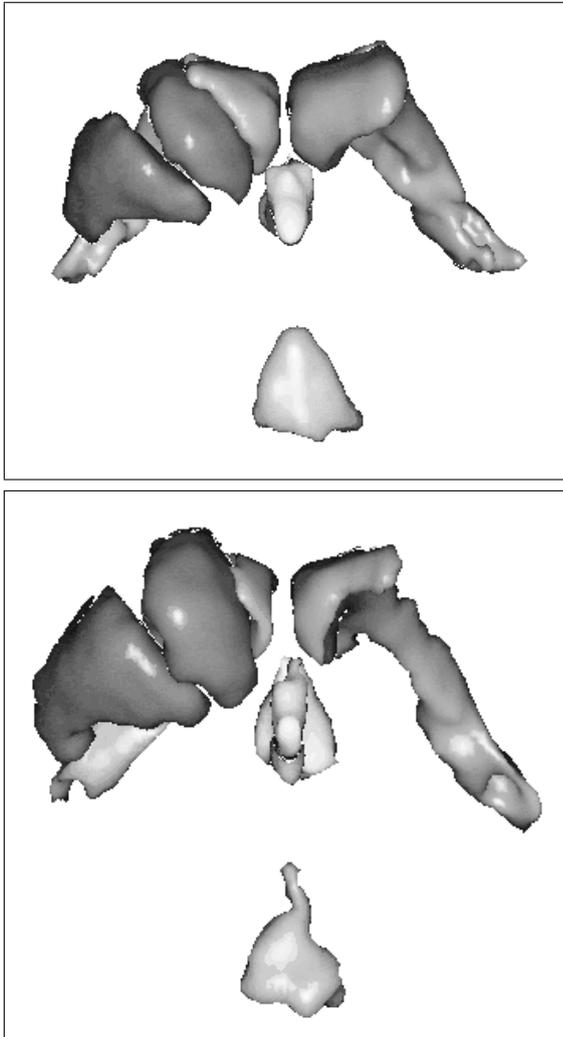


FIG. 8 – Résultats de la procédure reconnaissance.

La vue supérieure représente six objets de l'atlas : les ventricules latéraux (gris moyen), les troisième et quatrième ventricules (gris clair), un noyau caudé et un putamen (gris foncé). La vue inférieure représente ces mêmes objets reconnus dans une acquisition IRM.

structurelles à utiliser pour reconnaître chaque structure sont définies de manière entièrement supervisée. Une des perspectives principales de ce travail est d'inférer automatiquement à partir de l'atlas les relations qui sont pertinentes pour la reconnaissance de chaque structure.

Références

- [1] J.C. Bezdek, L.O. Hall, and L.P. Clarke. Review of MR image segmentation techniques using pattern recognition. *Medical Physics*, 20(4) :1033–1048, 1993.
- [2] 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.
- [3] I. Bloch. Fuzzy Relative Position between Objects in Image Processing : a Morphological Approach. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 21(7) :657–664, 1999.
- [4] I. Bloch. On Fuzzy Distances and their Use in Image Processing under Imprecision. *Pattern Recognition*, 32(11) :1873–1895, 1999.
- [5] I. Bloch and H. Maître. Fuzzy Mathematical Morphologies : A Comparative Study. *Pattern Recognition*, 28(9) :1341–1387, 1995.
- [6] G. Borgefors. *Distance Transforms in the Square Grid*, chapter 1.4, pages 46–80. H. Maître, North-Holland, Amsterdam, 1996.
- [7] B. Bouchon-Meunier, M. Rifqi, and S. Bothorel. Towards general measures of comparison of objects. *Fuzzy Sets and Systems*, 84(2) :143–153, September 1996.
- [8] K. Cheng, J. Lin, and C. Mao. The application of competitive hopfield neural network to medical image segmentation. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 15 :560–567, 1996.
- [9] G.E. Christensen, R.D. Rabbitt, and M.I. Miller. 3D brain mapping using a deformable neuroanatomy. *Phys. Med. Biol.*, 39 :609–618, 1994.
- [10] M.C. Clark, L.O. Hall, D.B. Goldgof, L.P. Clarke, R.P. Velthuizen, and M.S. Silbiger. MRI segmentation using fuzzy clustering techniques. *IEEE Engineering in Medicine and Biology*, 13(5) :730–742, 1994.
- [11] L.P. Clarke, R.P. Velthuizen, M.A. Camacho, J.J. Heine, M. Vaidyanathan, L.O. Hall, R.W. Thatcher, and M.L. Silbiger. MRI segmentation : methods and applications. *Journal of Magnetic Resonance Imaging*, 13(3) :343–368, 1995.

- [12] D. Dubois and H. Prade. *Fuzzy Sets and Systems : Theory and Applications*. Academic Press, New York, 1980.
- [13] D. Dubois and H. Prade. A review of fuzzy set aggregation connectives. *Information Sciences*, 36 :85–121, 1985.
- [14] D. Dubois and H. Prade. *Combination of Information in the Framework of Possibility Theory*. Academic Press, 1992.
- [15] A.C. Evans, D.L. Collins, and C.J. Holmes. *Computational approaches to quantifying human neuroanatomical variability*, pages 343–361. A.W. Toga and J.C. Mazziotta, Academic Press, 1996.
- [16] J.C. Gee, L. Le Briquer, C. Barillot, and D.R. Haynor. Probabilistic matching of brain images. In *International Conference on Information Processing in Medical Imaging*, pages 113–125, 1995.
- [17] Thierry Géraud. *Segmentation des structures internes du cerveau en imagerie par résonance magnétique 3D*. PhD thesis, École Nationale Supérieure des Télécommunications, Paris, June 1998. In French.
- [18] Thierry Géraud, Isabelle Bloch, and Henri Maître. Robust radiometric parameter estimation and automatic morphological segmentation of brain internal structures in 3D MR images. In *International Symposium on Computer Assisted Radiology (CAR'96)*, page 1007, Paris, France, June 1996.
- [19] T. Géraud, L. Aurdal, H. Maître, I. Bloch, and C. Adamsbaum. Estimation of partial volume effect using spatial context – application to morphometry in cerebral imaging. In *IEEE Nuclear Science Symposium and Medical Imaging Conference*, pages –, San Francisco, California, U.S.A., 1995.
- [20] T. Géraud, J.F. Mangin, I. Bloch, and H. Maître. Segmenting internal structures in 3D MR images of the brain by Markovian relaxation on a watershed based adjacency graph. In *IEEE International Conference on Image Processing*, volume 3, pages 548–551, Washington DC, U.S.A., 1995.
- [21] J.M. Keller and X. Wang. Comparison of spatial relation definitions in computer vision. In *ISUMA-NAAFIPS*, pages 679–684, College Park, U.S.A., 1995.
- [22] R. Krishnapuram and J.M. Keller. A possibilistic approach to clustering. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 1(2) :98–110, 1993.
- [23] P. Matsakis and L. Wendling. A new way to represent the relative position between areal objects. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 21(7) :634–642, 1999.
- [24] K. Miyajima and A. Ralescu. Spatial organization in 2D segmented images : representation and recognition of primitive spatial relations. *Fuzzy Sets and Systems*, 65 :225–236, 1994.
- [25] D. Pham, J.L. Prince, C. Xu, and A.P. Dagher. An automated technique for statistical characterization of brain tissues in magnetic resonance imaging. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 11(8) :1189–1211, 1997.
- [26] W.E. Reddick, J.O. Glass, E.N. Cook, T.D. Elkin, and J. Deaton. Automated segmentation and classification of multispectral magnetic resonance images of brain using artificial neural networks. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 16(6) :911–918, 1987.
- [27] L.H. Staib, A. Chakraborty, and J.S. Duncan. An integrated approach for locating neuroanatomical structure from MRI. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 11(8) :1247–1269, 1997.
- [28] P.M. Thompson and A.W. Toga. A surface-based technique for warping three-dimensional images of the brain. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 15(4) :402–417, 1996.
- [29] P.E. Undrill, K. Delibasis, and G.G. Cameron. An application of genetic algorithms to geometric model-guided interpretation of brain anatomy. *Pattern Recognition*, 30(2) :217–227, 1997.
- [30] R.R. Yager. Connectives and quantifiers in fuzzy sets. *Fuzzy Sets and Systems*, 40 :39–75, 1991.
- [31] R. Zwick, E. Carlstein, and D.V. Budescu. Measures of similarity among fuzzy concepts : a comparative analysis. *International Journal of Approximate Reasoning*, 1 :221–242, 1987.