

Méthode de segmentation d'images IRM de cerveaux à l'aide de multi-atlas locaux

G. Galisot¹ Z. Abu-Aisheh¹ Y. Kara¹ T. Brouard¹ J.Y. Ramel¹

¹ Laboratoire d'Informatique de Tours, Université François Rabelais

64, avenue Jean Portalis, 37200, Tours, France
gaetan.galisot@univ-tours.fr

Résumé

Récemment, un nouveau modèle de segmentation d'images 3D a été proposé pour combiner des atlas probabilistes définis localement au sein d'un graphe topologique afin de mieux appréhender les variabilités de forme, de taille et de position des différentes structures anatomiques à localiser. Cela permet aussi d'envisager plus d'interaction avec l'utilisateur en permettant un ajustement manuel et incrémental de la position estimée des régions à segmenter. Dans cet article, nous étudions la possibilité d'utiliser une méthode de type multi-atlas locaux plutôt qu'une méthode de type atlas probabiliste pour évaluer les gains de performances obtenus selon la méthode utilisée.

Mots Clef

Segmentation multi-atlas, image IRM 3D, cerveaux, graphe topologique

Abstract

Recently, a new 3D segmentation model has been proposed to combine the locally defined probabilistic atlases throughout a topological graph in order to apprehend shape, size and position variabilities of different anatomic structures to localise. This method allows the user to interact with the system and thus to manually and incrementally adjust the estimated positions of the regions to be segmented. In this article, we study the possibility of using a local multi-atlas method instead of a probabilistic atlas one to evaluate the gain/loss of performance of one method compared to the other.

Keywords

Atlas-based segmentation, multi-atlas, topological graph, 3D MRI, brain .

1 Introduction

La segmentation par atlas est largement utilisée [1] pour segmenter les structures du cerveau. Les atlas sont une forme d'information par *a priori* spatiale permettant de guider la localisation des structures anatomiques au sein

d'images médicales. Récemment dans [2], Galisot et al. ont proposé une nouvelle manière de représenter et d'utiliser ce type d'information *a priori* pour la segmentation d'images de cerveaux. La structure de la forme à segmenter est modélisée à l'aide d'un graphe à l'intérieur duquel les nœuds correspondent aux régions et les arcs modélisent les relations spatiales entre régions. Dans cette représentation, l'atlas stocké à l'intérieur des nœuds peut être, soit un atlas probabiliste classique, soit un multi-atlas [3]. Dans cet article, nous détaillons la mise en œuvre de la seconde possibilité et évaluons les gains en performances obtenus en terme de qualité de la segmentation obtenus au prix d'un temps de calcul un peu plus important.

2 Modélisation des *a priori*

Dans ce travail, nous proposons d'utiliser un graphe pour modéliser et stocker les informations *a priori* nécessaires pour guider la segmentation des images 3D. Dans ce graphe, les nœuds représentent les régions que l'on cherche à localiser et dont la forme est caractérisée, pour chacune d'entre elles, par un atlas défini localement. Ces atlas locaux sont construits, pour chaque région, à partir de N images IRM et de N vérités terrains associées. Les arcs représentent les relations spatiales existantes entre les régions par l'intermédiaire d'information de distances relatives apprises et stockées sous forme d'attributs. Ceux-ci permettent d'estimer incrémentalement le positionnement de prochaines régions à localiser à partir de la position des régions préalablement localisées.

2.1 Multi-Atlas locaux

Dans cet article, nous utilisons un stockage multi-atlas non classique dans le sens où chacun se limite à une région spécifique. La création de ce multi-atlas local se traduit simplement par l'extraction du volume présent à l'intérieur de la boîte englobante de la région R sur chacune des N images de la base d'apprentissage (images label et images IRM). L'image label est binarisée et les voxels appartenant à la région prennent la valeur 1, 0 sinon (cf Figure 1). En fin de processus, N couples $\{T_R, P_R\}$ forment l'atlas lo-

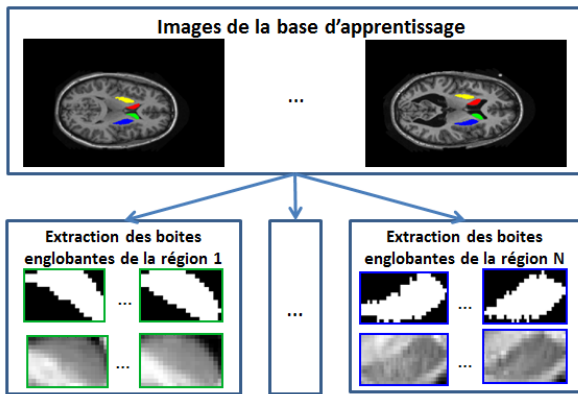


FIGURE 1 – Principe de construction des multi-atlas locaux

cal de la région R et sont stockés dans le nœud du graphe correspondant à la région R .

2.2 Apprentissage des Relations Spatiales

Des relations spatiales sont apprises entre chacune des structures pour conserver l'information de position et de taille de la région à l'intérieur de l'image entière. Ces relations ont pour but de lier les régions les unes par rapport aux autres et ainsi de pouvoir placer une région cible à partir d'une ou plusieurs régions sources connues. Dans le cas d'images 3D, les bords des boites englobantes de chaque région peuvent être positionnées à partir des bords des autres boites englobantes. Douze distances entre chaque structure sont alors apprises et stockées comme information *a priori* reliant les plans comparables selon un repère donné. Les valeurs sont calculées relativement à la taille de la région source, ce qui permet de rendre les relations indépendantes des dimensions des images utilisées (et donc de la résolution ou de la taille du cerveau). Pour chacune de ces 12 relations, nous avons choisi de conserver un intervalle de distance composé de la distance relative minimum et maximum observées dans la base d'apprentissage.

3 Segmentation Incrémentale

La segmentation utilise toutes les informations présentes dans le graphe topologique de manière incrémentale puisque les localisations des régions sont réalisées les unes après les autres. La segmentation comprend plusieurs étapes : choix de la région à segmenter, positionnement de l'atlas sur cette région et la segmentation proprement dite. Dans certains cas l'utilisateur veut imposer le placement de la zone dans laquelle il faut rechercher la région considérée. Dans d'autres il laissera l'algorithme utiliser les relations spatiales apprises afin de calculer automatiquement la position de la boite englobante d'une région. Puis une recherche dans le graphe permet d'atteindre le multi-atlas associé à la région à segmenter. Les voxels présents à l'intérieur de la boite englobante de la région à segmenter sont classés en deux catégories, *région* et *non-région*, à l'aide d'une méthode de vote.

3.1 Utilisation des Relations Spatiales

Lorsqu'au moins une région a été localisée, les relations spatiales apprises permettent de placer automatiquement les bords de la boite englobante associée à une nouvelle région. Toutes les régions déjà segmentées servent alors de référence pour son placement. La première étape est de reconvertir les intervalles de distances relatives en intervalles de position réelle dans l'image à segmenter. Afin de pondérer l'importance des informations, un poids est attribué à chacun des intervalles qui est inversement proportionnel à sa longueur. Ainsi plus une relation est précise plus elle aura d'importance par rapport aux autres intervalles. Tous ces intervalles sont combinés les uns avec les autres pour obtenir la position finale du bord recherché en utilisant la formule de l'espérance de la somme des intervalles.

3.2 Segmentation Multi-Atlas

Lorsque les bords de la boite englobante sont correctement positionnés, une méthode classique de segmentation multi-atlas est appliquée sur le volume intérieur de la boite. Chaque image contenue dans l'atlas est alors recalée vers le volume de l'image à segmenter. Le recalage est appliqué en deux étapes : un recalage linéaire suivi d'un recalage non linéaire de type B-spline. Les transformations déterminées lors du recalage des templates IRM sont appliquées aux images labels associées. Chacune de ces images labels recalées va donc fournir, pour chaque voxel, une information sur la présence ou non de la région. Une méthode de fusion de données permet de prendre une décision finale et ainsi de produire une segmentation.

4 Conclusion

L'approche multi-atlas locaux présentée dans cet article est en cours de test sur une base d'image IRM de cerveaux humains. Les résultats préliminaires obtenus sur cette base d'images composée de 15 images d'apprentissage et 20 images de test sont encourageants. La qualité de la segmentation et le temps d'exécution seront comparés avec la méthode utilisant des atlas probabilistes locaux afin de statuer sur la solution à privilégier lors de la mise en place du système final.

Références

- [1] M. Cabezas, A. Oliver, X. Lladó, J. Freixenet, M.B. Cuadra : A review of atlas-based segmentation for magnetic resonance brain images. *Computer methods and programs in biomedicine*, Vol. 104, pp. e158–77, 2011.
- [2] G. Galisot, T. Brouard, J.Y. Ramel : Apprentissage et exploitation d'un graphe topologique d'atlas probabilistes locaux pour la segmentation d'images IRM. RFIA-2016.
- [3] J. E. Iglesias, M. R. Sabuncu : Image segmentation using local probabilistic atlases coupled with topological information. *Medical Image Analysis*, Vol. 24, pp. 205–219, 2015.