

Une approche de segmentation par patch pour la reconnaissance automatique des sillons corticaux

L. Borne¹

J.-F. Mangin¹

D. Rivière¹

¹ UNATI, Neurospin, CEA Saclay

leonie.borne@cea.fr

1 Introduction

L'extrême variabilité des plissements du cortex et la compréhension incomplète que nous en avons font de leur reconnaissance automatique un défi particulièrement complexe encore aujourd'hui. La reconnaissance des sillons corticaux constitue pourtant un enjeu de taille : d'une part, les grands sillons semblent de bons marqueurs pour la localisation des aires architecturales et fonctionnelles et d'autre part, la géométrie sulcale peut être utile pour quantifier le développement cérébral ainsi que certaines pathologies neurologiques ou psychiatriques. Les études cérébrales font aujourd'hui intervenir des bases de données de très grandes tailles (plusieurs milliers, voire dizaines de milliers de sujets) : l'automatisation robuste de la reconnaissance des sillons est devenue incontournable.

Différents types d'approches ont été proposées ces dernières années pour résoudre ce problème de taille, allant des modélisations sous forme de graphes [6, 8, 7, 9] aux modélisations statistiques [2, 5, 4]. La nouvelle méthode proposée dans cette étude s'inspire des approches MAS (*Multi-Atlas Segmentation*) qui ont récemment obtenu des résultats impressionnants dans le domaine médical. Notamment, l'algorithme de segmentation par patch proposé dans [3] permet d'avoir une approche locale, particulièrement intéressante pour ce problème.

Dans un premier temps, le nouveau modèle proposé sera comparé à l'actuelle méthode utilisée sur la plateforme Brainvisa (www.brainvisa.info), qui s'appuie sur une approche bayésienne basée sur un atlas probabiliste, c.-à-d. un ensemble de modèles SPAM (*Statistical Probabilistic Anatomy Map*) [5]. Néanmoins, l'un des principaux inconvénients de ce modèle réside dans l'extraction au préalable des sillons sous forme de plis élémentaires, qui correspondent à des ensembles de voxels avec le même label. Or, du fait de la forte adaptabilité du nouveau modèle à chaque sujet, celui-ci pourrait se débarrasser de ce préprocessing. C'est pourquoi, dans un second temps, le modèle proposé dans cette étude sera testé sur une toute nouvelle base de données présentant l'énorme avantage d'avoir un étiquetage par voxels et non par plis élémentaires. Dans ces deux parties, nous restons dans le cadre d'un apprentissage supervisé, qui utilise une base de données de cerveaux étiquetés manuellement.

2 Bases de données

Deux bases de données ont été utilisées dans cette étude : la première correspond à celle qui a servi à entraîner et tester l'actuel modèle Brainvisa [5], ce qui permet la comparaison des deux algorithmes, et la seconde est une nouvelle base de données dont l'étiquetage a été effectué par voxels et non par plis élémentaires. Chacune des bases de données contient environ 125 labels de sillons différents.

La base Brainvisa est composée de 62 sujets sains, extraits de plusieurs bases de données hétérogènes. La plupart des sujets sont des hommes droitiers entre 25 et 35 ans. Deux experts ont étiqueté l'ensemble de la base en utilisant les plis élémentaires. Malheureusement la délimitation en plis élémentaires contient deux inconvénients de taille : d'une part, deux sillons différents peuvent être regroupés en un seul plis élémentaire, ce qui oblige l'expert à choisir l'un des deux labels, et d'autre part, pour un sujet donné le découpage n'est pas reproductible d'une acquisition à l'autre.

La base ARCHI contient 78 sujets sains, âgés entre 18 et 40 ans [1]. Les sujets ont été récemment étiquetés manuellement par huit experts et, contrairement à la base précédente, les plis élémentaires pouvaient être re-découpés lors de l'étiquetage.

3 Méthode

Comme pour les algorithmes de MAS, cette méthode peut être divisée en quatre étapes (Fig. 1) :

Génération des patches : pour un sillon donné, plusieurs types de patches sont extraits de la base de données. Un patch est l'emprunte d'un ou 2 sillons d'un sujet de la base d'apprentissage. Chaque type de patch correspond au sillon étudié

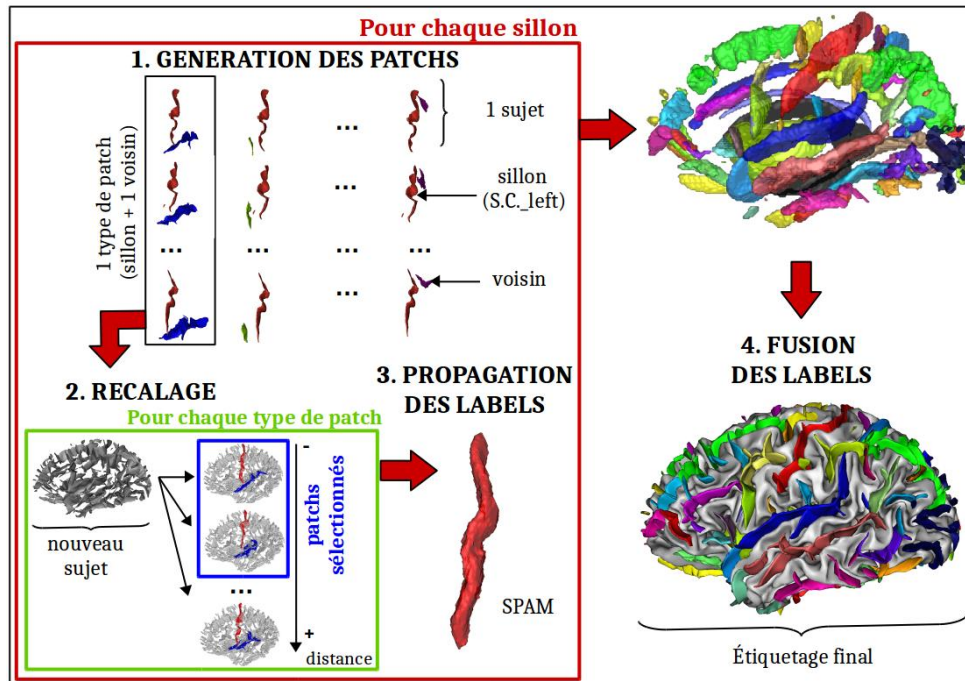


Figure 1: Nouvelle approche par patch pour la reconnaissance des sillons corticaux.

accompagné, ou non, d'un des sillons de son voisinage.

Recalage : pour un type de patch donné, chaque patch est recalé sur le sujet inconnu en utilisant l'algorithme de l'ICP (*Iterative Closest Point*). Les 10 patchs optimisant le mieux leur distance moyenne vers le nouveau sujet sont sélectionnés pour l'étape suivante.

Propagation des labels : pour un sillon donné, l'ensemble des patchs ainsi sélectionnés sont utilisés pour construire un SPAM. Il est intéressant de noter que plusieurs patchs extraits d'un même sujet peuvent être sélectionnés pour construire un SPAM, mais ces patchs n'auront pas exactement le même recalage.

Fusion des labels : soit l'étiquetage final est effectué par voxels, dans ce cas chaque voxel se voit attribuer le label le plus probable, soit l'étiquetage se fait par plis élémentaires, auquel cas le label sélectionné correspond à celui dont la moyenne des probabilités par point est la plus élevée (Fig. 1).

4 Résultats

L'approche proposée dans cette étude est évaluée en LOO (*Leave-One-Out*) en utilisant la même mesure que dans [5].

4.1 Comparaison avec l'actuel modèle Brainvisa

L'actuel modèle Brainvisa obtient, sur la base Brainvisa, un taux de reconnaissance correct de 85.53% (+/- 5.80%) pour l'hémisphère gauche et 86.27% (+/- 6.12%) pour l'hémisphère droit [5]. En utilisant un étiquetage par plis élémentaires, le nouveau modèle obtient sur la même base des résultats équivalents avec respectivement 85.09% (+/- 7.20%) et 86.31% (+/- 6.26%). Toutefois, en utilisant un étiquetage par voxel, le nouveau modèle obtient respectivement 79.79% (+/- 5.96%) et 80.76% (+/- 4.39%). Sans la délimitation en plis élémentaires, les résultats sont donc significativement moins bons. Néanmoins, en s'affranchissant de cette délimitation, la reconnaissance des sillons corticaux devient beaucoup plus robuste. De plus, il est intéressant de voir que contrairement aux SPAMs utilisés dans la méthode actuelle, ici les SPAMs s'adaptent particulièrement bien au sujet à étiqueter (Fig. 2), ce qui est très prometteur pour la suite.

4.2 Résultats sur la nouvelle base de données

A priori, comme la base ARCHI contient plus de sujets et que l'étiquetage manuel était affranchi de la délimitation en plis élémentaires, les résultats devraient être meilleurs concernant l'étiquetage par voxels : cela semble effectivement être le cas avec un taux de reconnaissance de 81.05% (+/- 5.57%) pour l'hémisphère gauche et de 81.42% (+/- 6.32%) pour l'hémisphère droit.

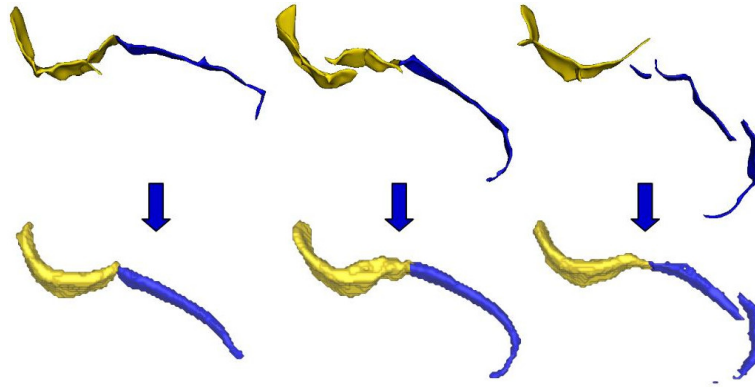


Figure 2: Comparaison de plusieurs SPAMs personnalisés. Deux sillons sont représentés : *F.C.M.post._left* en jaune et *F.C.M.ant._left* en bleu. Chaque colonne correspond à des sujets à étiqueter différents. La première ligne montre l'étiquetage attendu pour les deux sillons. La deuxième ligne représente les SPAMs personnalisés obtenus pour le sujet correspondant. Les trois patterns pour le sillon bleu sont clairement distinguables : un sillon court, un sillon long et un sillon interrompu.

5 Conclusion et Perspectives

La méthode présentée dans cette étude présente de sérieux atouts comparé à la méthode actuelle, notamment en ce qui concerne la robustesse du modèle. Qui plus est, elle offre de nombreuses possibilités d'améliorations : actuellement, l'ajout d'une étape de post-processing pour l'étiquetage par voxels afin d'homogénéiser les labels ou l'apprentissage des types de patches à utiliser sont deux pistes prometteuses. Néanmoins, l'incompréhension de la variabilité des sillons corticaux est telle que les experts ne sont pas toujours d'accord lors de l'étiquetage des bases d'apprentissage. À terme, afin de comprendre cette variabilité, le basculement vers une étude à mi-chemin entre supervisé et non-supervisé serait indispensable.

References

- [1] ASSAF, Y., ALEXANDER, D. C., JONES, D. K., BIZZI, A., BEHRENS, T. E., CLARK, C. A., COHEN, Y., DYRBY, T. B., HUPPI, P. S., KNOESCHE, T. R., ET AL. The connect project: combining macro-and micro-structure. *Neuroimage* 80 (2013), 273–282.
- [2] BEHNKE, K. J., RETTMANN, M. E., PHAM, D. L., SHEN, D., RESNICK, S. M., DAVATZIKOS, C., AND PRINCE, J. L. Automatic classification of sulcal regions of the human brain cortex using pattern recognition. In *Medical Imaging 2003: Image Processing* (2003), vol. 5032, International Society for Optics and Photonics, pp. 1499–1511.
- [3] COUPÉ, P., MANJÓN, J. V., FONOV, V., PRUESSNER, J., ROBLES, M., AND COLLINS, D. L. Patch-based segmentation using expert priors: Application to hippocampus and ventricle segmentation. *NeuroImage* 54, 2 (2011), 940–954.
- [4] FISCHL, B., VAN DER KOUWE, A., DESTRIEUX, C., HALGREN, E., SÉGONNE, F., SALAT, D. H., BUSA, E., SEIDMAN, L. J., GOLDSTEIN, J., KENNEDY, D., ET AL. Automatically parcellating the human cerebral cortex. *Cerebral cortex* 14, 1 (2004), 11–22.
- [5] PERROT, M., RIVIÈRE, D., AND MANGIN, J.-F. Cortical sulci recognition and spatial normalization. *Medical Image Analysis* 15, 4 (2011), 529–550.
- [6] RIVIÈRE, D., MANGIN, J.-F., PAPADOPOULOS-ORFANOS, D., MARTINEZ, J.-M., FROUIN, V., AND RÉGIS, J. Automatic recognition of cortical sulci of the human brain using a congregation of neural networks. *Medical Image Analysis* 6, 2 (2002), 77–92.
- [7] SHI, Y., TU, Z., REISS, A. L., DUTTON, R. A., LEE, A. D., GALABURDA, A. M., DINOVI, I., THOMPSON, P. M., AND TOGA, A. W. Joint sulci detection using graphical models and boosted priors. In *Biennial International Conference on Information Processing in Medical Imaging* (2007), Springer, pp. 98–109.
- [8] VIVODTZEV, F., LINSSEN, L., HAMANN, B., JOY, K. I., AND OLSHAUSEN, B. A. Brain mapping using topology graphs obtained by surface segmentation. In *Scientific Visualization: The Visual Extraction of Knowledge from Data*. Springer, 2006, pp. 35–48.
- [9] YANG, F., AND KRUGGEL, F. A graph matching approach for labeling brain sulci using location, orientation, and shape. *Neurocomputing* 73, 1-3 (2009), 179–190.