

UNIVERSITÉ PARIS-SUD

ÉCOLE DOCTORALE 427 :
INFORMATIQUE PARIS SUD

Laboratoire: Parietal Team, INRIA Saclay, CEA, Neurospin

THÈSE

INFORMATIQUE

par

Viviana Siless

Multi-modal registration of T_1 brain image
and geometric descriptors of white matter
tracts

Date de soutenance: 08/07/2014

Composition du jury:

| | | |
|---------------------|------------------------|--|
| Directeur de thèse: | Dr Bertrand Thirion | INRIA Saclay – Parietal team, Saclay, France Neurospin/CEA, Saclay, France |
| Conseiller: | Dr Fillard Pierre | INRIA Saclay – Parietal team, Saclay, France |
| Rapporteurs: | Dr Christian Barillot | IRISA, Campus Universitaire de Beaulieu, Rennes, France |
| | Dr Natasha Lepore | Children’s Hospital Los Angeles, Los Angeles, USA |
| Examineurs: | Pr. Joan Glaunes | MAP5, Université Paris Descartes , Paris, France |
| | Dr. Marc Baboulin, HDR | Inria/University Paris-Sud, Orsay, France |
| | Demian Wassermann | IINRIA Sophia-Antipolis – Athena team Sophia-Antipolis—Méditerranée, France |

Contents

| | | |
|---|--|----|
| 1 | Motivation | 5 |
| 2 | Représentation de la Matière Blanche | 9 |
| 3 | Recalage Multi-modal: T_1 et Faisceaux de Fibres | 13 |
| 4 | Conclusion | 17 |



Chapter 1

Motivation

Depuis le début des années 90, de nombreuses méthodes d'analyse statistique des populations adaptée à l'imagerie par résonance magnétique ont été proposées afin de mieux comprendre le développement normal de cerveau et aussi trouver des biomarqueurs des maladies neurodégénératives à un stade précoce.

Le recalage des images du cerveau consiste à aligner les structures correspondantes pour faciliter la comparaison entre les différents sujets. Une fois que toutes les images sont alignées, elles partagent le même système de coordonnées, ce qui signifie que les structures sont alignées par voxels. Ainsi, les méthodes morphométriques niveau voxel sont utilisées pour détecter des changements dans différentes études [Lepore et al. \[2010\]](#), [Lepore et al. \[2008\]](#), [Mani et al. \[2010\]](#). L'alignement est obtenu en appliquant une déformation qui peut être analysée afin de mesurer la quantité de déformation entre une image donnée et un modèle. Ceci est utile dans les études longitudinales de maladies neurodégénératives telles que la maladie d'Alzheimer, notamment pour caractériser des changements de structure cérébrale au cours du temps; par exemple, la diminution du volume de la matière blanche et l'augmentation de liquide céphalo-rachidien dans les ventricules.

L'IRM anatomique (T_1) est la référence dans le domaine de recherche de l'imagerie médicale et de la radiologie, mais depuis la fin des années 90 d'autres modalités d'imagerie telles que l'IRM de diffusion et l'IRM fonctionnelle sont devenues importantes [Filler \[2009\]](#), [Bandettini \[2012\]](#), [Oishi et al. \[2008\]](#). L'IRM de diffusion donne des informations sur l'organisation interne de la matière blanche qui sont les connexions à l'intérieur du cerveau. Les fibres neurales sont les voies d'interaction du cerveau, mais elles constituent également la liaison avec le reste du corps, et sont utilisées par le cerveau pour transmettre des informations. Beaucoup d'efforts ont été appliqués pour dévoiler l'architecture de la matière blanche du cerveau, soit pour l'estimation de chaque fibre spécifiquement ou pour une analyse au niveau plus générale de l'ensemble. Lors de cette dernière, un haut niveau d'abstraction est demandé où les efforts ne partent pas sur la microstructure de la matière blanche, mais plutôt sur le niveau fonctionnel, de savoir quelles régions sont connectées pour certains groupes de fibres [Faria et al. \[2012\]](#), [Oishi et al. \[2008\]](#). .

Lorsque nous prenons un verre d'eau et le dirigeons vers notre bouche, de nombreuses régions du cerveau interagissent pour accomplir cette tâche : le lobe frontal postérieur par exemple est en charge des mouvements de motricité, le lobe pariétal postérieur d'analyser l'espace, et le lobe occipital de visualiser l'objet. Ces méta-rôles sont illustrés [Fig. 1.1](#). Afin de comprendre comment le cerveau est organisé et comment il fonctionne, nous avons besoin de comprendre comment il est connecté, et pour cette raison les fibres de la matière blanche sont généralement classées ensemble en fonction des régions fonctionnelles qu'elles connectent. Ceci est crucial pour comprendre et suivre le développement normal du cerveau.

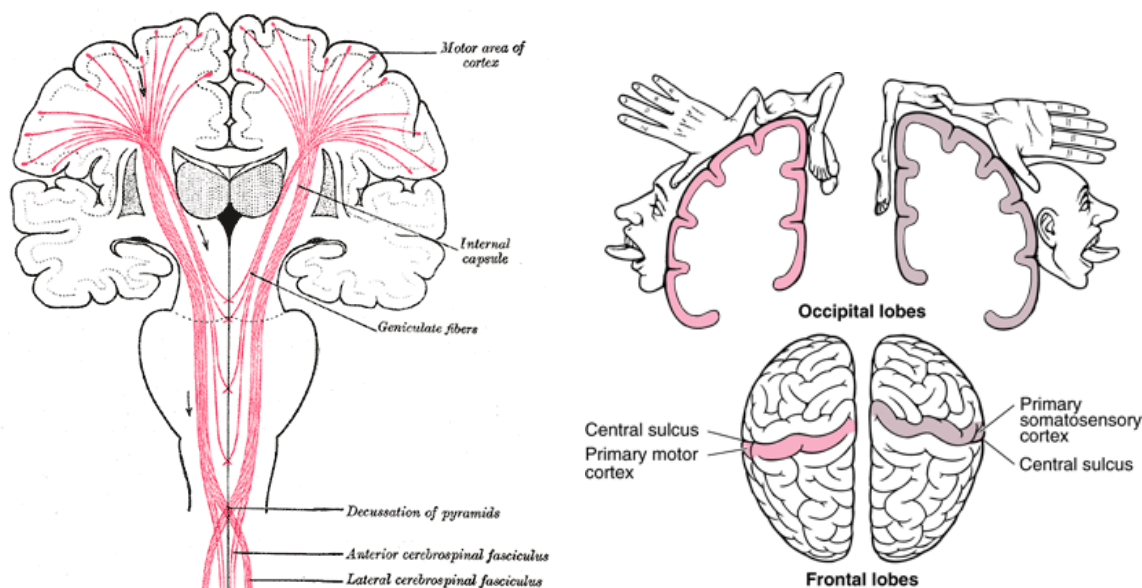


Figure 1.1: À droite une illustration somatosensorielle du cortex moteur primaire et sa topographie. À gauche, les connexions de la matière blanche impliquées dans le cortex moteur. Images prises de *teachmeanatomy.info* and *www.merckmanuals.com*.

Par exemple, les premiers symptômes de la maladie d'Alzheimer (MA) sont la perte de mémoire à court terme, et sont suivies progressivement par des problèmes de langage et la perte des fonctions du corps. On s'attend donc à ce que les régions du cerveau associées à ces tâches développent une grande atrophie physique comme représentée Fig. 1.2, où un sujet normal et un autre avec la maladie d'Alzheimer sont comparés. La recherche a montrée que la MA est associée dans ses premières étapes à des anomalies de la microstructure de la matière blanche (MB) [Alves et al. \[2012\]](#). Cette dégénérescence peut être vue dans des images fonctionnelles et anatomiques [Cash et al. \[2012\]](#), [Lorenzi et al. \[2012\]](#), [Li et al. \[2012\]](#), [Wagner \[2000\]](#). Néanmoins, l'étude de maladies telles que la dyslexie n'ont montré aucune différence entre les images T_1 de sujets avec problèmes de lecture et celles de sujets contrôles. A l'inverse, l'anisotropie des images de diffusion reflète une diminution de la microstructure des faisceaux de matière blanche comme indiqué dans [Carter et al. \[2009\]](#), [Klingberg et al. \[2000\]](#). Dans une étude plus récente, des différences ont été trouvées dans les matières grise et blanche, ainsi qu'une corrélation potentielle avec des déficits de parole dans un environnement bruyant [Dole et al. \[2013\]](#). Un autre exemple est le syndrome de Gerstmann, qui se caractérise par la tétrade de quatre facultés cognitives. Dans les années 1920, Gerstmann pensait qu'il y avait un dénominateur commun fonctionnel essentiel entre pour ces quatre régions. Toutefois, aucune preuve directe n'a encore été trouvée à partir de la perspective cognitive, mais une étude plus récente suggère

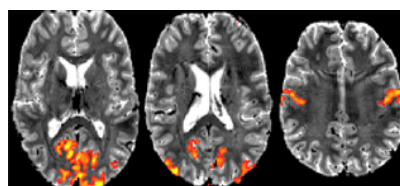


Figure 1.3: Images fonctionnelles de haute résolution montrant que les régions de détection d'activation sont clairement vers les lignes sulcales. Image fournie par <https://humanconnectome.org>

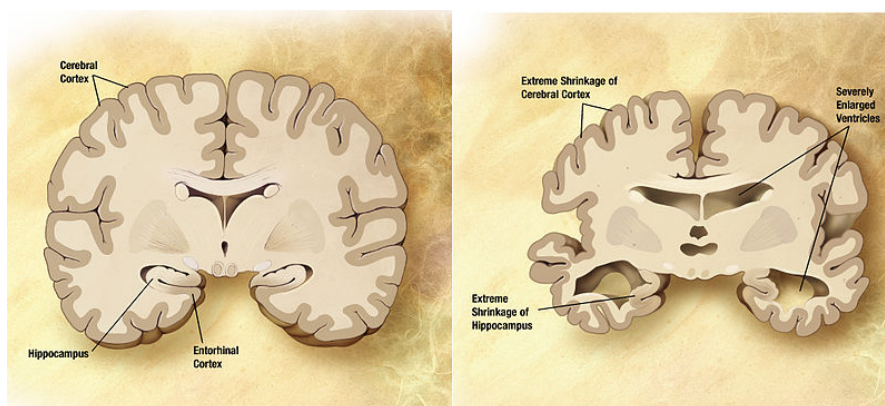


Figure 1.2: Combinaison de deux schémas de cerveau pour illustrer la variabilité entre un cerveau normal et un pathologique. Le cerveau de gauche est celui d'un sujet sain, tandis que le cerveau de droite est celui d'une personne atteinte de la maladie d'Alzheimer. Image fournie par *The Alzheimer's Disease Education and Referral Center, a service of the National Institute on Aging*.

une relation entre les structures interne de la matière blanche qui les connectent [Rusconi et al. \[2009\]](#).

Le recalage des images du cerveau est la base pour l'analyse d'une population, cependant la plupart des techniques d'enregistrement aujourd'hui utilisent uniquement les caractéristiques anatomiques telles que les lignes sulcales. Les lignes sulcales sont de bons points de référence pour des régions fonctionnelles et sont la principale information que on peut extraire des images anatomiques T_1 [1.3 Goualher et al. \[1997, 1998\]](#), [Corouge and Barillot \[2002\]](#). Cependant, sauf pour les lignes les plus courantes, la détection et la classification des lignes sulcales est difficile à effectuer sur toute la surface du cerveau, car ils varient beaucoup d'un sujet à l'autre, tant au niveau de leur taille que de leur emplacement. D'autres techniques de recalage utilisent l'IRM de diffusion et essaient d'aligner les régions de haute diffusion en utilisant différentes représentations telles que des images de Tenseur et des images d'anisotropie fractionnée. Même si cette technique est efficace pour détecter les régions avec des niveaux de diffusion anormaux dans une population, ce type d'étude ne contient pas d'informations sur les connections entre régions. Ces connections peuvent être estimées en suivant les chemins de haute diffusivité pour reconstruire les structures internes de la matière blanche, les faisceaux de fibres.

Cette thèse se base sur l'hypothèse que le recalage peut devenir plus efficace dans des contextes multi-modaux, afin d'améliorer la correspondance et la comparaison à travers des sujets [Hel-lier et al. \[2002\]](#), [Lemoine et al. \[1991\]](#). Nous visons également à vérifier qu'en ajoutant des fibres nerveuses connues et fiables, on peut ainsi mieux guider le recalage, non seulement pour l'alignement des structures, mais aussi pour le reste de la matière blanche et des régions fonctionnelles. Les images anatomiques sont uniformément blanches dans les régions de la substance blanche et ne contiennent pas d'information de diffusion. Par conséquent, les déformations estimées ne garantissent pas l'alignement de la matière blanche. En plus, les images de diffusion ne sont pas adéquates pour l'analyse du cortex, car elles ne fournissent aucune information pertinente pour l'analyse des plissements du cortex, contrairement à la matière grise. Pour ces raisons, le recalage des images de diffusion est principalement utilisé pour l'analyse de la matière blanche.

Naturellement, les deux types d'images fournissent des informations utiles pour l'analyse du cerveau, si bien que dans cette thèse nous avons proposé une technique pour combiner les informations des images anatomiques et de diffusion pour améliorer le recalage. Nous proposons de représenter la matière blanche par des descripteurs géométriques tel que les courbes, ou des nuages de points, pour pouvoir les combiner avec l'image anatomique T_1 .

Nous proposons d'abord des méthodes pour analyser les fibres obtenues par la tractographie, par les simplifier et faciliter après leur utilisation dans le recalage.

Chapter 2

Représentation de la Matière Blanche

Grâce aux outils pour l'imagerie de diffusion actuels, nous pouvons estimer des millions de fibres nerveuses dans la matière blanche. Pour être efficace et précis, nous nous proposons d'extraire les fibres les plus pertinentes et de les intégrer ensuite dans le recalage. Nous analysons et proposons différentes techniques de regroupement des faisceaux de matière blanche en fonction de leur forme et de leur distance les uns des autres. Si bien la pertinence d'un faisceau peut être définie par exemple par son sens anatomique, nous nous concentrons plutôt sur les aspects techniques tels que notre capacité à les détecter dans différents sujets, ou leur importance au sein d'un seul sujet (i.e. la taille du faisceau).

Dans le chapitre ?? nous analysons trois algorithmes de classification différents utilisés pour regrouper les faisceaux de matière blanche:

1. **KMEANS**: un algorithme simple mais largement utilisé et connu. Sa simplicité nous permet de tester différentes mesures plus adaptées aux courbes pour améliorer les caractéristiques intrinsèques des eux.
2. **TWO LEVEL AVERAGE-LINKAGE CLUSTERING**: un algorithme de clustering agglomératif à deux niveaux développé par [Guevara et al. \[2012\]](#). Il travaille sur une segmentation obtenue par le recalage du sujets sur l'espace de Tailaraich: Elle aide a séparer a priori les fibres par région avant qu'un algorithme de classification soit appliqué à chacune. Le regroupement de second niveau est appliqué sur toutes les représentatives des classes obtenues dans chaque région de tous les sujets ensemble. Un faisceau a des correspondances à travers les sujets si dans la classe obtenue à la deuxième étape, il y des représentatives des différents sujets.
3. **QUICKBUNDLES**: un algorithme de clustering rapide développé par [Garyfallidis et al. \[2012\]](#), qui crée des groupes sur demande en fonction d'un seuil. Chaque fois qu'une nouvelle fibre est ajoutée, si aucun cluster n'est assez près de la fibre, un nouveau groupe est créé.

Chaque algorithme de clustering analysé a des caractéristiques et des objectifs différents. *Two Level Average-linkage clustering* est un pipeline multi-étapes qui aui necessite que les données soient recalées et segmentées au préalable, et qui implique de multiples étapes de classification. En conséquence, nous obtenons des faisceaux correspondants entre sujets. Néanmoins des erreurs peuvent être effectuées à chaque étape, et la fiabilité de la correspondance entre faisceaux peut être discutée. *Quickbundles*, au contraire, n'a pas besoin d'information ajoutée a priori et sert à une rapide compression de la représentation de la matière blanche de haut niveau. *KMeans* nous permet d'analyser l'impact de différentes métriques pour le regroupement des faisceaux de fibres.

Le plus fort pipeline pour l'analyse de la matière blanche a été développé par [Guevara et al. \[2012\]](#). Il est basé sur une segmentation déjà définie sur les sujets, où la tractographie est d'abord divisée en fonction de segmentations précédemment effectuées sur le cortex, à partir des images T_1 . Puis l'algorithme de classification est appliqué pour chaque sous-groupe. Un deuxième niveau de classement de fibres est appliqué sur l'ensemble des représentants de chaque cluster de tous les sujets, pour détecter les fibres correspondantes à travers les sujets comme montres à la Fig 2.1. Cette méthodologie est robuste, et s'appuie sur de nombreuses étapes de prétraitement pour améliorer les résultats : la segmentation du cortex en fonction des images T_1 déjà alignées contre l'atlas de Tailaraich est utilisée pour construire une segmentation initiale des faisceaux de matière blanche, et ce dernier regroupement est effectuée dans l'espace du Tailaraich.

En contraste avec cette dernière technique, QuickBundles a été développé dans [Garyfallidis et al. \[2012\]](#). Il s'agit d'un algorithme rapide, capable de traiter une base de données de tractographie massive en quelques secondes. Bien que QuickBundles n'a pas montré de meilleures performances que les autres métriques et les autres algorithmes, il est très pratique pour un traitement rapide, et nous avons constaté que dans le cas moyen, les principaux faisceaux de matière blanche sont finement détectés.

Pour comparer l'impact des différentes métriques sur l'analyse de la matière blanche, nous avons choisi l'algorithme K-Means et changé sa métrique pour mieux répondre à nos besoins. Nous montrons comment des mesures simples telles que la distance euclidienne qui est la plus largement utilisée avec les algorithmes de clustering, peut être améliorée. Plus précisément, nous nous intéressons à des métriques où aucune correspondance point à point n'est nécessaire. Ceci est pertinent dans l'analyse de la substance blanche non seulement parce que les fibres peuvent avoir des longueurs différentes, mais aussi, en raison de la mauvaise qualité de l'image, une fibre peut se terminer plus tôt, ou être divisée. Nos résultats montrent que la métrique de Measures (somme de Dirac deltas centrée à chaque point du fibre) donne de meilleurs résultats que les autres métriques. Nous avons également mis en place différentes métriques pour évaluer les résultats du regroupement largement connues dans la littérature de l'apprentissage automatique, mais très peu utilisée dans la communauté de l'IRM de diffusion en neuro-imagerie.

Nous sommes conscients que ces distances soit plus adaptées aux courbes et sans correspondance entre points sont plus coûteuses que les distance de point par point, comme la distance euclidienne. En raison de la grande dimension des données de diffusion, nous nous sommes retrouvés contraints d'explorer d'autres options. Nous présentons l'analyse multidimensionnelle qui incorpore les tracts dans une nouvelle espaces défini par la métrique désirée, pour après être analysée par l'algorithme K-Means. Ceci est réalisé en sélectionnant un pourcentage de tracts aléatoirement échantillonnées, et nous montrons que, bien que le temps de calcul change radicalement, la précision reste stable lorsque on varie le pourcentage de fibres à utiliser. Les résultats sont montrées à la Fig 2.2 et Fig 2.3 et il sont comparées avec celles-ci de QuickBundles.

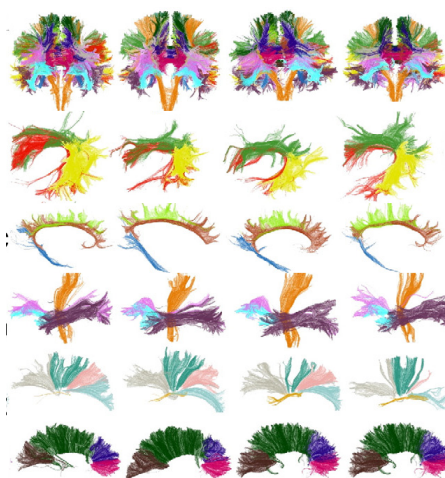


Figure 2.1: Fibres consistent entre sujets [Guevara \[2008\]](#)

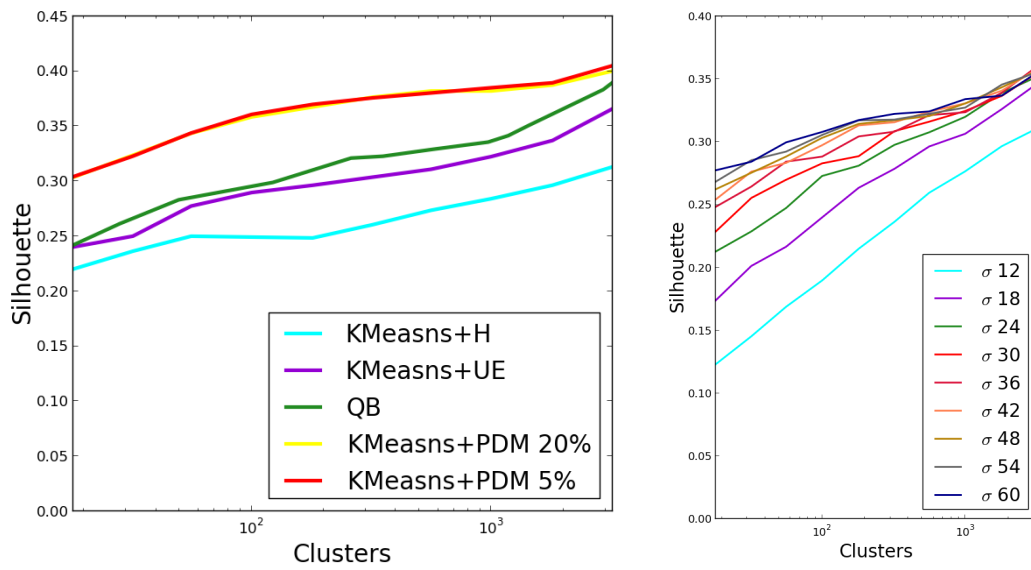


Figure 2.2: **Métrique de évaluation Silhouette:** (gauche) Comparaison de K-Means avec des métriques de distance PDM (des mesures pondérées), UE (euclidienne), et Hausdorff, et QuickBundles. Chaque courbe montre le moyen du résultat entre dix sujets. (droite) Paramètre du noyau σ utilisée dans la métrique PDM.

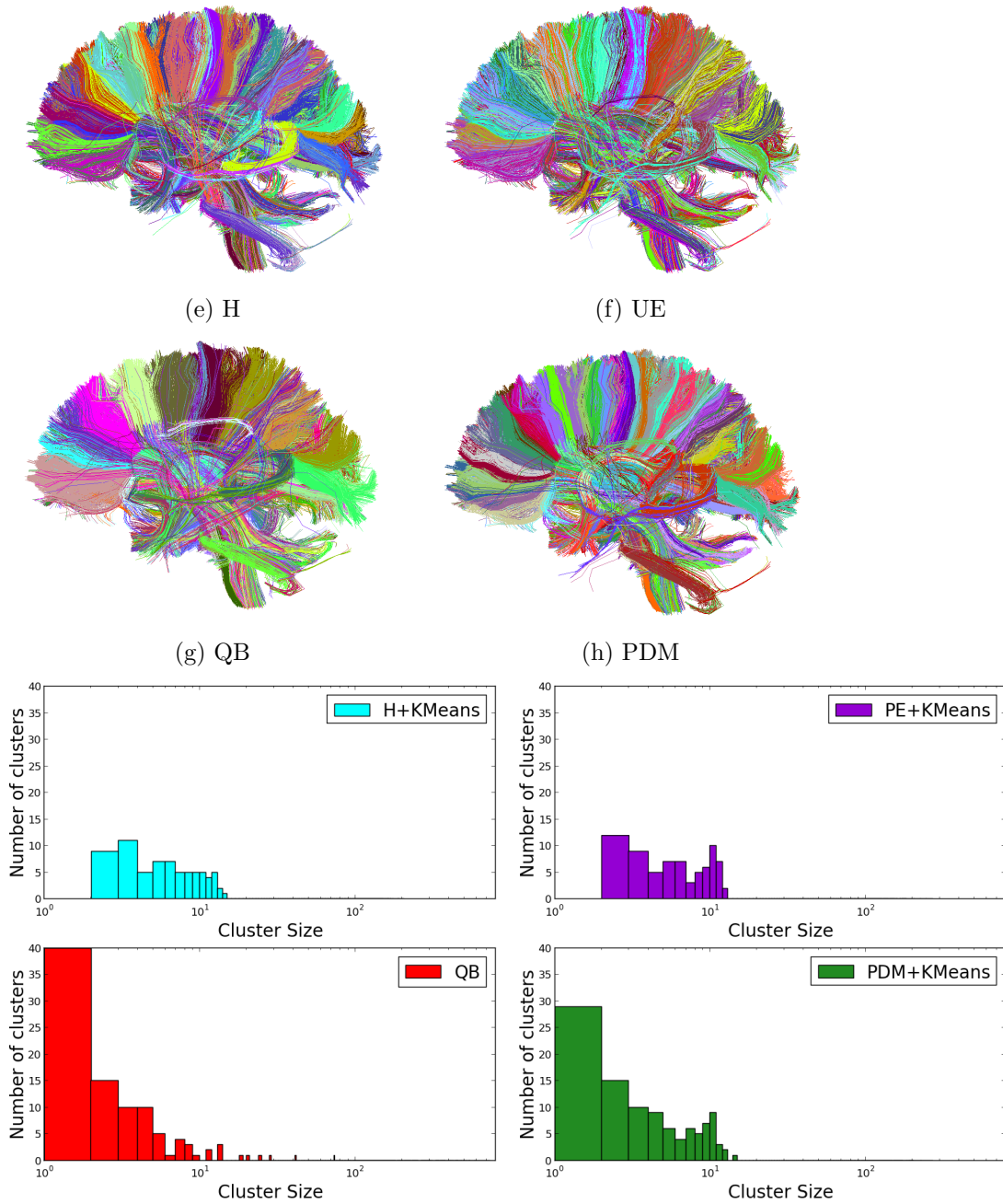


Figure 2.3: (au-dessus) **560 classes du cerveau**: Comparaison du résultats montres dans un sujet choisi arbitrairement. (au-dessous) Histogramme du taille du clusters.

Chapter 3

Recalage Multi-modal: T_1 et Faisceaux de Fibres

Le cœur de cette thèse concerne sur le recalage multimodal d'images T_1 et des descripteurs géométriques de faisceaux de fibres. Nous explorons différentes représentations de l'architecture de la matière blanche, où chaque représentation exige différentes connaissances préalable au recalage. Nous nous appuyons sur un algorithme de recalage des image T_1 bien connu, le *Demons Algorithm*, qui cherche une déformation difféomorphe qui minimise la somme des distances carrés entre deux images. La nouvelle approche minimise conjointement la distance entre l'image et les descripteurs géométriques sur les images et des fibres respectivement des sujets.

Dans le Chapitre ?? nous développons et analysons un algorithme multi-modal avec les distances géométriques suivantes:

1. LE POINT LE PLUS PROCHE DISTANCE (PPD): les fibres sont représentés comme une séquence de points. Pour cette distance une correspondance un-à-un est utilisée comme a priori, et chaque point dans les fibres se déplace vers le point le plus proche sur la fibre fixe correspondant. Cette métrique est coûteuse, ainsi il est préférable d'avoir des fibres correspondantes. La déformation est également restreinte par les forces de l'image et des contraintes de régularisation pour obtenir des déformations difféomorphes.
2. COURANTS: Cette distance utilise la notion de tangentes dans les courbes (fibres). Les fibres sont représentées par l'intégrale des champs de vecteurs définis par les tangentes de chaque position de la fibre ou courbe. Ainsi, une orientation cohérente à travers les fibres est nécessaire pour une comparaison valable, puisque deux fibres en sens inverse peuvent induire en erreur le recalage. En conséquence, cette mesure nécessite des correspondances faisceau-à-faisceau, ou une segmentation de fibres orientées systématiquement entre les individus.
3. MESURES PONDÉRÉES: Cette approche s'appuie sur la notion de courants, néanmoins avec un sens géométrique plus léger. Dans ce cas, les tangentes sont remplacées par des poids représentant l'importance des faisceaux (par exemple, leur taille). Chaque faisceau est représenté par la somme du Dirac deltas centrées en chaque point, pondérée par son importance pour le sujet. Cet indicateur permet le recalage de deux sujets sans fort a priori et sans lourde étape de prétraitement.

Différentes approches ont été explorées au cours de cette thèse. La première preuve de concept a été effectuée en utilisant le point le plus proche. Les résultats ont montré que les recalages pourraient être largement améliorés, puisque l'alignement de l'image T_1 a été maintenue par le nouvel algorithme, mais l'alignement de la matière blanche a été grandement améliorée. Certains

sujets ont même montré des améliorations sur l’alignement de T_1 vérifiant que l’information en matière blanche peut en effet conduire à un meilleur recalage global d’un sujet.

Lors de l’utilisation de la métrique PPD, une correspondance fibre-à-fibre est pratique pour des raisons de calcul. Il a été obtenu en utilisant le pipeline de regroupement moyen de liaison 2 niveaux développé dans [Guevara et al. \[2012\]](#). Les faisceaux résultants ont été encore simplifiés pour utiliser une seule fibre représentant le centre de gravité.

Pour éviter l’exigence d’une correspondance fibre-à-fibre qui est difficile à obtenir en pratique, nous améliorons l’algorithme de recalage en représentant des faisceaux de fibres avec des courants. Au lieu d’un nuage de points, chaque faisceau est représenté par une somme de Dirac deltas centrées aux points des fibres associées aux tangentes suivant la direction de la courbe. Bien que cette nouvelle représentation ne nécessite pas de correspondance fibre-à-fibre entre sujets, il nécessite un correspondance faisceau à faisceau parce que l’orientation doit être cohérente à travers les sujets pour une comparaison correct. Les résultats ont montré une conservation du niveau d’alignement de T_1 de tout en améliorant considérablement l’alignement de tractographie par rapport à l’algorithme original.

Dans une dernière étape, nous supprimons les exigences de correspondance faisceau-à-faisceau. La raison pour laquelle cette dépendance n’est pas souhaitable est la facilité d’utilisation. Tout d’abord, l’obtention de faisceaux correspondants entre sujets prend beaucoup de temps en pré-traitement d’image, mais d’autre part, il n’est pas toujours possible de définir des correspondances à travers les sujets. Ceci arrive en particulier dans les maladies neurodégénérative, et les études longitudinales pour analyser le développement du cerveau. En revanche, nous souhaitons toujours simplifie la représentation de la matière blanc, et une nouvelle mesure a été définie sur cette base. Nous avons représenté l’ensemble des données de tractographie comme une somme de Dirac delta centrée à chaque point de chaque représentant de classe. Le regroupement peut être effectué avec n’importe quel procédé, mais nous avons utilisé QuickBundles. Chaque Dirac delta est pondérée par la quantité de fibres présent dans le groupe associée. Ce faisant, le recalage est dirigée principalement par les plus grandes classes, qui sont censées correspondre aux principaux faisceaux de matière blanche. Avec ce raisonnement, les faisceaux les plus petits sont considérés comme du bruit et ont un faible impact sur l’alignement. Une fois de plus, les résultats ont montré une amélioration spectaculaire de l’alignement de la substance blanche, tout en maintenant des résultats précis pour l’alignement des images T_1 . On montre les resultats de ce dernier version à la Fig 3.1 et 3.2

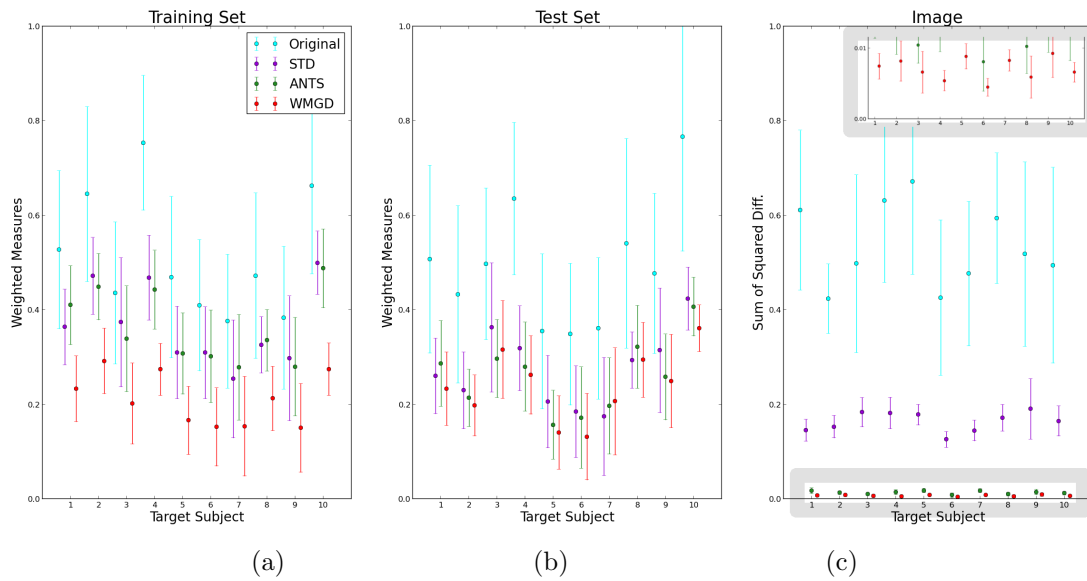


Figure 3.1: Recalage de données à chaque sujet. STD (tenseur), ANTS (T_1+FA), and WMGD (mesures pondérées) montrant la moyenne des résultats de tous les recalages à chaque sujet (x axis). Original sont les distance originaux entre les image et fibres de tous a chaque sujet (x axis).

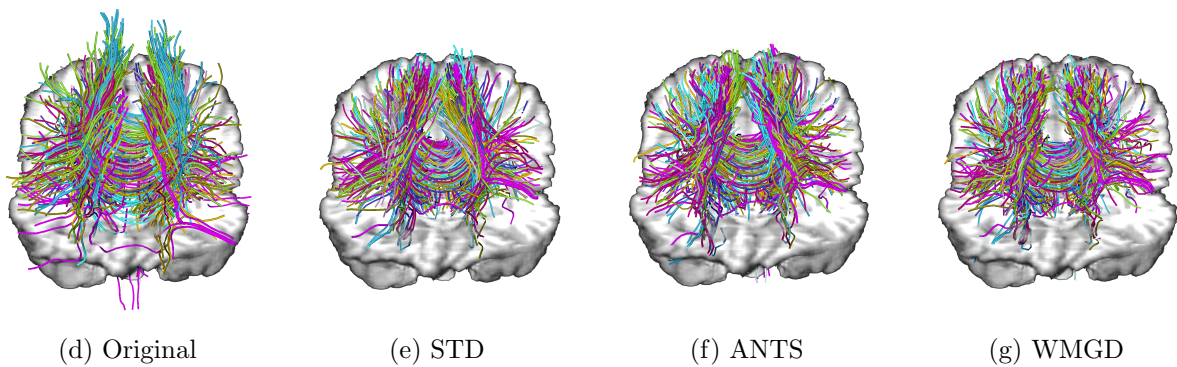


Figure 3.2: Fibres obtenues après les recalage de tous sujets à un sujet choisi arbitrairement. Les différent couleurs montrant les différent sujets. Derrière on montre le image 3D du T_1 de le sujet choisi comme objectif.



Chapter 4

Conclusion

L'analyse de populations pour détecter les biomarqueurs de la maladie et pour comprendre la croissance normale est une technique standard motivée par la grande disponibilité des scanners dans les hôpitaux et l'intérêt de partager les bases de données à des fins de recherche. Le large éventail de techniques d'imagerie médicale où chaque type d'image mesure des caractéristiques différentes du cerveau, nous amène sur un chemin d'évolution naturelle d'analyse. L'analyse multi-modale a commencé à recevoir de plus en plus d'attention dans le domaine de la neuro-imagerie, et ce à chaque étape de l'analyse: le regroupement de la matière blanche, la détection des régions d'activation fonctionnelle, la segmentation du cortex, le recalage, etc.

Dans cette thèse, nous avons principalement exploré la simplification de la structure de la substance blanche, et comment la matière blanche peut être incorporée dans un cadre de référence pour améliorer l'analyse inter-sujet.

Dans le Chapitre ?? nous avons effectué une analyse approfondie des techniques visant à simplifier l'analyse de la tractographie de fibres intra-sujet. Compte tenu de l'intérêt d'utiliser ces faisceaux pour le recalage entre sujets, nous nous concentrons sur les principaux faisceaux, c'est-à-dire ceux qui sont grands et facilement détectables dans tous les sujets. Nous avons comparé différents algorithmes de clustering pour la simplification de la matière blanche, du plus célèbre comme K-Means, au plus récent, Quickbundles, en passant par un algorithme agglomératif hiérarchique. La suite a été spécialement conçue pour l'analyse rapide des données massives de la substance blanche.

Nous avons choisi K-Means pour l'analyse de différentes métriques, et nous avons montré que les métriques qui sont mieux adaptées aux courbes peuvent améliorer les résultats de classification. Toutefois les mêmes analyses pourraient être faites à une échelle multi-dimensionnelle par QuickBundles ou avec le regroupement agglomératif hiérarchique, avec éventuellement des bénéfices sur la précision de la classification.

Étant donné que les sorties de tractographie sont volumineuses, contenant quelques millions de tracts, et que les algorithmes de recalage sont coûteux, la simplification de la matière blanche est obligatoire.

Dans le chapitre ?? nous avons étendu une méthode bien connue pour le recalage d'images T_1 , les démons, et nous avons incorporé l'information géométrique venant de fibres, en utilisant différentes métriques plus adaptées à l'analyse des courbes.

Nous avons comparé notre méthode de recalage avec des méthodes de recalage avec tenseurs et multi-modal de $T_1 + FA$ (en utilisant le logiciel ANTS). Les résultats de recalage basés sur des images des tenseurs ont satisfait nos attentes: l'alignement de la matière blanche a été amélioré,

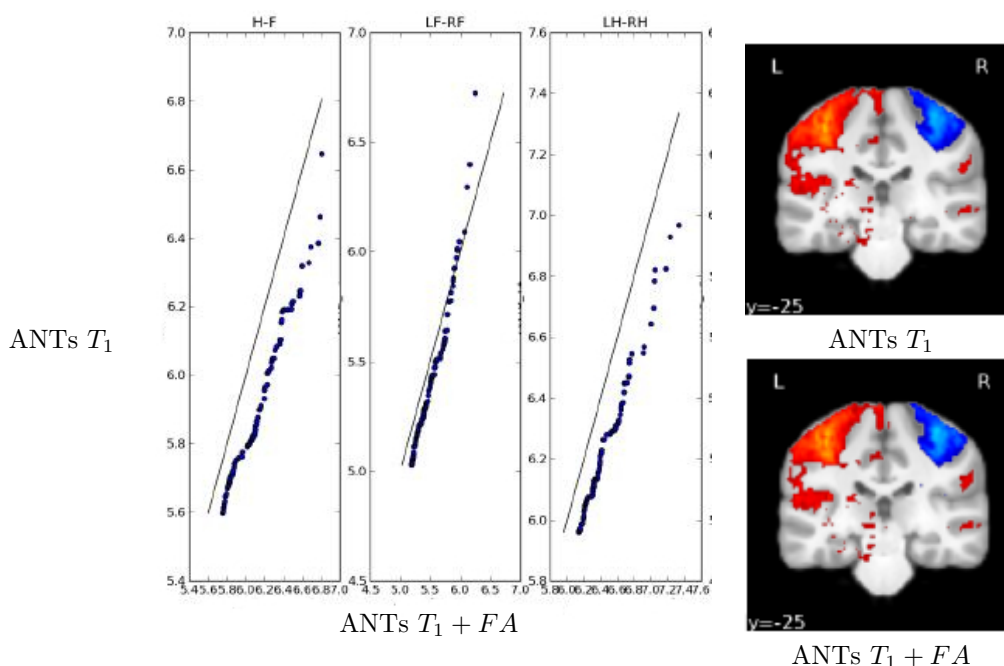


Figure 4.1: Comparaison des résultats d’une analyse de groupe de 20 sujets de la base de données HCP, en utilisant ANTs pour le recalage avec uniquement des image T_1 ; la conjonction de T_1+FA . Les résultats montrent que des valeurs les plus élevées sont obtenues avec l’incorporation de l’information venant des images de diffusion.

mais le recalage était inutile pour l’analyse d’images anatomiques (T_1), et donc pour la plupart des approches multi-modales qui vont au-delà de l’analyse de la matière blanche. La comparaison avec le multi-modal $T_1 + FA$ était plus intéressante, et a montré que des améliorations de le recalage de la matière blanche en utilisant la représentation des courants, mais ANTs a montré des résultats légèrement meilleurs sur les critères d’image. D’autre part, pour la représentation des mesures pondérées, les résultats ont montré une amélioration dans la substance blanche mais également en ce qui concerne le critère d’imagerie. Comme nous pensions courants donnent une meilleure représentation de la forme de mesures, et nous concluons que l’amélioration est liée à l’application des correspondances entre faisceaux entre sujets.

En guise de travaux futurs sur le recalage, nous voudrions examiner l’utilisation de versions non-orientées de courants, comme le Varifold ?.

En attendant, les méthodes de recalage proposées seront utilisées pour analyser l’impact de l’inclusion des connexions de la matière blanche dans le recalage pour analyser des images fonctionnel (IRMf), telles que la détection des zones d’activation. Nous montrons des résultats préliminaires à la Fig. 4.1, où des informations de diffusion (telles que le FA) sont ajoutées au moment du recalage, pour améliorer ensuite la découverte de zones d’activation. Les résultats indiquent que les informations de connexion pourraient en effet améliorer la sensibilité. Ce premier résultat motive l’utilisation des méthodes développées dans cette thèse pour améliorer potentiellement la précision de la détection d’activation IRMf.

Bibliography

- Gilberto Sousa Alves, Laurence O'Dwyer, Alina Jurcoane, Viola Oertel-Knöchel, Christian Knöchel, David Prvulovic, Felipe Sudo, Carlos Eduardo Alves, Letice Valente, Denise Moreira, Fabian FuBer, Tarik Karakaya, Johannes Pantel, Eliaz Engelhardt, and Jerson Laks. Different patterns of white matter degeneration using multiple diffusion indices and volumetric data in mild cognitive impairment and alzheimer patients. *PLoS ONE*, 7(12):e52859, 12 2012. doi: 10.1371/journal.pone.0052859. URL <http://dx.doi.org/10.1371%2Fjournal.pone.0052859>.
- Peter A. Bandettini. Twenty years of functional mri: the science and the stories. *Neuroimage*, 62(2):575–588, Aug 2012. doi: 10.1016/j.neuroimage.2012.04.026. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.neuroimage.2012.04.026>.
- John C. Carter, Diane C. Lanham, Laurie E. Cutting, Amy M. Clements-Stephens, Xuejing Chen, Muhamed Hadzipasic, Joon Kim, Martha B. Denckla, and Walter E. Kaufmann. A dual dti approach to analyzing white matter in children with dyslexia. *Psychiatry Res*, 172(3):215–219, Jun 2009. doi: 10.1016/j.psychres.2008.09.005. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.psychres.2008.09.005>.
- DavidM. Cash, Andrew Melbourne, Marc Modat, M.Jorge Cardoso, MatthewJ. Clarkson, NickC. Fox, and Sebastien Ourselin. Cortical folding analysis on patients with alzheimer's disease and mild cognitive impairment. In Nicholas Ayache, Hervé Delingette, Polina Golland, and Kensaku Mori, editors, *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI 2012*, volume 7512 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 289–296. Springer Berlin Heidelberg, 2012. ISBN 978-3-642-33453-5. doi: 10.1007/978-3-642-33454-2_36. URL http://dx.doi.org/10.1007/978-3-642-33454-2_36.
- Isabelle Corouge and Christian Barillot. Statistical modeling of pairs of sulci in the context of neuroimaging probabilistic atlas. In Takeyoshi Dohi and Ron Kikinis, editors, *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI 2002*, volume 2489 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 655–662. Springer Berlin Heidelberg, 2002. ISBN 978-3-540-44225-7. doi: 10.1007/3-540-45787-9_82. URL http://dx.doi.org/10.1007/3-540-45787-9_82.
- Marjorie Dole, Fanny Meunier, and Michel Hoen. Gray and white matter distribution in dyslexia: A vbm study of superior temporal gyrus asymmetry. *PLoS ONE*, 8(10):e76823, 10 2013. doi: 10.1371/journal.pone.0076823. URL <http://dx.doi.org/10.1371%2Fjournal.pone.0076823>.
- Andreia V Faria, Suresh E Joel, Yajing Zhang, Kenichi Oishi, Peter C M van Zijl, Michael I Miller, James J Pekar, and Susumu Mori. Atlas-based analysis of resting-state functional connectivity: Evaluation for reproducibility and multi-modal anatomy–function correlation studies. *NeuroImage*, 61(3):613–621, 2012. ISSN 1053-8119. doi: <http://dx.doi.org/10>.

- 1016/j.neuroimage.2012.03.078. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1053811912003667>.
- Aaron Filler. Magnetic resonance neurography and diffusion tensor imaging: origins, history, and clinical impact of the first 50,000 cases with an assessment of efficacy and utility in a prospective 5000-patient study group. *Neurosurgery*, 65(SUPPLEMENT):A29–A43, Oct 2009. ISSN 0148-396X. doi: 10.1227/01.neu.0000351279.78110.00. URL <http://dx.doi.org/10.1227/01.NEU.0000351279.78110.00>.
- Eleftherios Garyfallidis, Matthew Brett, Marta Morgado Correia, Guy B. Williams, and Ian Nimmo-Smith. Quickbundles, a method for tractography simplification. *Frontiers in Neuroscience*, 6(175), 2012.
- George Le Goualher, Christian Barillot, and Yves Bizais. Modeling cortical sulci with active ribbons. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 11(08):1295–1315, 1997. doi: 10.1142/S0218001497000603. URL <http://www.worldscientific.com/doi/abs/10.1142/S0218001497000603>.
- Georges Goualher, D.Louis Collins, Christian Barillot, and AlanC. Evans. Automatic identification of cortical sulci using a 3d probabilistic atlas. In WilliamM. Wells, Alan Colchester, and Scott Delp, editors, *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention — MICCAI'98*, volume 1496 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 509–518. Springer Berlin Heidelberg, 1998. ISBN 978-3-540-65136-9. doi: 10.1007/BFb0056236. URL <http://dx.doi.org/10.1007/BFb0056236>.
- Pamela Guevara. *Inference of a human brain [U+FB01]ber bundle atlas from high angular resolution diffusion imaging*. PhD thesis, Universite de Paris-Sud, Orsay, France, 2008.
- Pamela Guevara et al. Automatic fiber bundle segmentation in massive tractography datasets using a multi-subject bundle atlas. *NeuroImage*, 61(4):1083–1099, 2012.
- P. Hellier, J. Ashburner, I. Corouge, C. Barillot, and K.J. Friston. Inter-subject registration of functional and anatomical data using spm. In Takeyoshi Dohi and Ron Kikinis, editors, *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention — MICCAI 2002*, volume 2489 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 590–597. Springer Berlin Heidelberg, 2002. ISBN 978-3-540-44225-7. doi: 10.1007/3-540-45787-9_74. URL http://dx.doi.org/10.1007/3-540-45787-9_74.
- T. Klingberg, M. Hedehus, E. Temple, T. Salz, J. D. Gabrieli, M. E. Moseley, and R. A. Poldrack. Microstructure of temporo-parietal white matter as a basis for reading ability: evidence from diffusion tensor magnetic resonance imaging. *Neuron*, 25(2):493–500, Feb 2000.
- D. Lemoine, C. Barillot, B. Gibaud, and E. Pasqualini. An anatomical-based 3d registration system of multimodality and atlas data in neurosurgery. In AlanC.F. Colchester and DavidJ. Hawkes, editors, *Information Processing in Medical Imaging*, volume 511 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 154–164. Springer Berlin Heidelberg, 1991. ISBN 978-3-540-54246-9. doi: 10.1007/BFb0033750. URL <http://dx.doi.org/10.1007/BFb0033750>.
- F. Lepore, C. Brun, Yi-Yu Chou, Ming-Chang Chiang, R.A. Dutton, K.M. Hayashi, E. Luders, O.L. Lopez, H.J. Aizenstein, A.W. Toga, J.T. Becker, and P.M. Thompson. Generalized tensor-based morphometry of hiv/aids using multivariate statistics on deformation tensors. *Medical Imaging, IEEE Transactions on*, 27(1):129–141, Jan 2008. ISSN 0278-0062. doi: 10.1109/TMI.2007.906091.

BIBLIOGRAPHY

- Natasha Leporé, Patrice Voss, Franco Lepore, Yi-Yu Chou, Madeleine Fortin, Frédéric Gougoux, Agatha D Lee, Caroline Brun, Maryse Lassonde, Sarah K Madsen, Arthur W Toga, and Paul M Thompson. Brain structure changes visualized in early- and late-onset blind subjects. *NeuroImage*, 49(1):134–140, 2010. ISSN 1053-8119. doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.neuroimage.2009.07.048>. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1053811909008167>.
- Yang Li, Yaping Wang, Guorong Wu, Feng Shi, Luping Zhou, Weili Lin, Dinggang Shen, and Alzheimer’s Disease Neuroimaging Initiative . Discriminant analysis of longitudinal cortical thickness changes in alzheimer’s disease using dynamic and network features. *Neurobiol Aging*, 33(2):427.e15–427.e30, Feb 2012.
- Marco Lorenzi, Nicholas Ayache, and Xavier Pennec. Regional flux analysis of longitudinal atrophy in alzheimer’s disease. In Nicholas Ayache, Hervé Delingette, Polina Golland, and Kensaku Mori, editors, *MICCAI (1)*, volume 7510 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 739–746. Springer, 2012. ISBN 978-3-642-33414-6.
- M. Mani, S. Kurtek, C. Barillot, and A. Srivastava. A comprehensive riemannian framework for the analysis of white matter fiber tracts. In *Biomedical Imaging: From Nano to Macro, 2010 IEEE International Symposium on*, pages 1101–1104, April 2010. doi: 10.1109/ISBI.2010.5490185.
- Kenichi Oishi, Karl Zilles, Katrin Amunts, Andreia Faria, Hangyi Jiang, Xin Li, Kazi Akhter, Kegang Hua, Roger Woods, Arthur W Toga, G Bruce Pike, Pedro Rosa-Neto, Alan Evans, Jiangyang Zhang, Hao Huang, Michael I Miller, Peter C M van Zijl, John Mazziotta, and Susumu Mori. Human brain white matter atlas: Identification and assignment of common anatomical structures in superficial white matter. *NeuroImage*, 43(3):447–457, 2008. ISSN 1053-8119. doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.neuroimage.2008.07.009>. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1053811908008240>.
- Elena Rusconi, Philippe Pinel, Evelyn Eger, Denis LeBihan, Bertrand Thirion, Stanislas Dehaene, and Andreas Kleinschmidt. A disconnection account of gerstmann syndrome: functional neuroanatomy evidence. *Ann Neurol*, 66(5):654–662, Nov 2009. doi: 10.1002/ana.21776. URL <http://dx.doi.org/10.1002/ana.21776>.
- A. D. Wagner. Early detection of alzheimer’s disease: an fmri marker for people at risk? *Nat Neurosci*, 3(10):973–974, Oct 2000. doi: 10.1038/79904. URL <http://dx.doi.org/10.1038/79904>.