

Utilisation d'un modèle probabiliste de formes pour le recalage non linéaire de données 3D éparses

Isabelle Corouge^{*}, Christian Barillot[†]

IRISA, équipe VISTA, Campus de Beaulieu, 35042 Rennes Cedex

Résumé

Nous nous attachons à recaler des données tridimensionnelles éparses via l'utilisation d'un modèle statistique de formes. Ce modèle est bâti à partir d'une population d'apprentissage, sur laquelle nous pratiquons ensuite une analyse en composantes principales (ACP). Nous calculons, pour chaque structure d'intérêt, un repère local propre à partir de ses axes d'inertie ; ce qui nous permet d'aligner, de façon rigide, tous les exemplaires de l'ensemble d'apprentissage dans un référentiel local commun. Dans cet «espace local», les déformations d'une structure sont caractérisées par un vecteur de déplacement par rapport à une structure de référence (structure moyenne). Les composantes principales de la matrice de covariance des vecteurs de déplacement décrivent les modes principaux de déformation.

D'autre part, le champ de déformation obtenu entre une forme donnée et une forme de référence est étendu à un voisinage local de la forme considérée en utilisant l'interpolation basée sur les *thin-plate splines*. Il peut alors être appliqué à tout objet qui aura été associé à cette forme, permettant ainsi le recalage local et non linéaire de l'objet. Les données traitées ici sont des données cérébrales. Il s'agit de structures anatomiques complexes : les sillons corticaux, et de données fonctionnelles particulières : les dipôles MEG.

Mots-clés : données éparses, modèle déformable, analyse en composantes principales, *thin-plate splines*, recalage non linéaire, imagerie médicale, sillons corticaux, dipôles MEG.

^{*}Email : Isabelle.Corouge@irisa.fr

[†]Email : Christian.Barillot@irisa.fr

1 Introduction

Nous nous plaçons dans le contexte de l'imagerie cérébrale tridimensionnelle, et nous intéressons plus précisément à la normalisation anatomo-fonctionnelle. Il s'agit de fusionner des données éparses provenant de différents sujets et/ou acquises selon différentes modalités (*e.g.* imagerie par résonance magnétique (IRM) pour des données anatomiques, magnéto-encéphalographie (MEG), tomographie par émission de positons (TEP), imagerie fonctionnelle par résonance magnétique (IRMf) pour des données fonctionnelles).

La forte variabilité inter-individuelle induite par de telles données peut être appréhendée par un modèle de formes. Les modèles déformables sont un outil puissant d'analyse d'images [1]. Certains d'entre eux utilisent des techniques d'analyse modale, s'appuyant sur des approches physiques [2, 3] ou statistiques [4, 5, 6]. Dans ce type de modèle, l'adéquation du modèle aux données est améliorée par l'introduction d'une connaissance *a priori* sous forme de population d'apprentissage. Ces modèles permettent de représenter non seulement la forme d'un objet mais aussi les déformations qu'il subit. Dans le cadre de la normalisation anatomo-fonctionnelle, il est intéressant d'utiliser la modélisation de ces déformations pour recalibrer des données éparses associées aux structures d'intérêt modélisées. Pour ce faire, il est possible d'envisager une technique basée sur l'interpolation par *thin-plate splines* [7, 8, 9].

Ici, nous considérons des données éparses IRM/MEG multi-sujets. Nous modélisons des structures anatomiques particulières : les sillons du cortex cérébral et utilisons cette modélisation pour recalibrer des dipôles MEG (localisations d'activation fonctionnelle). Nous décrivons, en section 2, l'élaboration du modèle statistique des sillons corticaux par apprentissage. La construction de l'ensemble d'apprentissage est d'abord détaillée, puis nous exposons la technique d'analyse statistique utilisée, en l'occurrence l'analyse en composantes principales (ACP). En section 3, nous présentons l'interpolation par *thin-plate splines* et son utilisation combinée à l'exploitation du modèle dans le recalage local et non linéaire de dipôles MEG.

2 Modèle statistique de sillons corticaux

Le modèle statistique est bâti à partir d'une population d'apprentissage sur laquelle nous appliquons une analyse en composantes principales (ACP).

2.1 Apprentissage

2.1.1 Représentation des données

L'ensemble d'apprentissage est constitué de formes typiques de la classe d'objets à étudier. Nous nous intéressons ici aux sillons du cortex cérébral qui sont des structures anatomiques de forme complexe. Nous disposons d'une représentation paramétrique de ces formes d'intérêt [10]. Les sillons sont représentés par leur surface médiane. Celle-ci est extraite des volumes IRM par la méthode du ruban actif et est finalement modélisée par une surface de type *B-spline* cubique. Ce type de modélisation est en effet bien adapté aux objets de forme libre. La *spline*, paramétrée par u et v , est décrite par nbp points de passage (échantillonnés sur la surface) et $nbc = nbc_u \times nbc_v$ points de contrôle,

où nb_{c_u} (resp. nb_{c_v}) est le nombre de points de contrôle de la surface dans la direction associée au paramètre u (resp. v). Dans le cas des sillons, la direction paramétrique u représente la longueur du sillon, et la direction v sa profondeur. La donnée des nb_{c_u} points de contrôle définit entièrement la surface sulcale. Par conséquent, nous pouvons représenter un sillon par le vecteur de ses points de passage ou de ses points de contrôle. Le rapport nb_{c_u}/nb_{p_u} définit le facteur de lissage : plus il est faible, plus la surface obtenue est lisse (ici $nb_{c_u}/nb_{p_u} = 1/24$). L'avantage évident d'utiliser les points de contrôle est leur moindre nombre.

2.1.2 Recalage

La technique d'analyse statistique utilisée requiert d'établir les correspondances point à point entre toutes les formes de la population d'apprentissage. Cela implique une étape de rééchantillonnage afin que tous les sillons aient le même nombre de points, et une étape de recalage afin qu'ils s'expriment tous dans le même référentiel. Chaque sillon est initialement exprimé dans son repère image qui est différent d'un patient à l'autre. L'idée est d'associer un repère propre à chaque sillon, qui soit, par construction, commun à tous les sillons. Nous dénommons ce repère «repère local». Il suffit alors de déterminer la transformation rigide (rotation+translation) alignant tous les repères locaux et de l'appliquer aux formes associées. Ce recalage est basé sur les axes d'inertie.

Calcul du repère Les axes du repère local au sillon sont les axes principaux d'inertie du sillon. Les axes d'inertie sont définis par les vecteurs propres de la matrice de covariance des points de passage de la *spline* décrivant le sillon considéré. Soit \mathbf{x} , \mathbf{y} , \mathbf{z} les vecteurs directeurs des axes du repère local au sillon, et \mathbf{u}_I , \mathbf{v}_I , \mathbf{w}_I les vecteurs directeurs des axes principaux d'inertie du sillon. Pour discriminer \mathbf{u}_I , \mathbf{v}_I , \mathbf{w}_I en \mathbf{x} , \mathbf{y} , \mathbf{z} , nous décidons que \mathbf{x} suit la longueur du sillon, \mathbf{y} sa profondeur et \mathbf{z} son épaisseur. Nous calculons alors les moyennes normalisées des vecteurs lignes et colonnes¹, soit $\bar{\mathbf{x}}$ et $\bar{\mathbf{y}}$. Les vecteurs \mathbf{x} et \mathbf{y} sont ensuite déterminés en maximisant les produits scalaires suivants :

$$\begin{cases} \mathbf{x} = \arg \max_{\mathbf{u}_I, \mathbf{v}_I, \mathbf{w}_I} \{ \mathbf{u}_I \cdot \bar{\mathbf{x}}, \mathbf{v}_I \cdot \bar{\mathbf{x}}, \mathbf{w}_I \cdot \bar{\mathbf{x}} \} \\ \mathbf{y} = \arg \max_{\mathbf{u}_I, \mathbf{v}_I, \mathbf{w}_I} \{ \mathbf{u}_I \cdot \bar{\mathbf{y}}, \mathbf{v}_I \cdot \bar{\mathbf{y}}, \mathbf{w}_I \cdot \bar{\mathbf{y}} \} \end{cases} \quad (1)$$

Leur sens est fixé à celui de $\bar{\mathbf{x}}$ et $\bar{\mathbf{y}}$. Ces deux vecteurs étant complètement définis, l'obtention de \mathbf{z} est immédiate : $\mathbf{z} = (\mathbf{x} \wedge \mathbf{y})$. L'origine O de ce repère local est le centre de gravité du sillon.

Calcul de la transformation Les repères locaux étant construits, il s'agit d'exprimer les sillons dans ces repères. Cela revient à déterminer, pour chaque sillon, la matrice \mathbf{M} du changement de repère du repère local vers le repère image. Soit $\mathcal{R}_s(O_s, \mathbf{u}_s, \mathbf{v}_s, \mathbf{w}_s)$ le repère local au sillon, et $\mathcal{R}(O, \mathbf{u}, \mathbf{v}, \mathbf{w})$ le repère image. Notons $P_{/\mathcal{R}_s}$ les coordonnées homogènes d'un point P dans \mathcal{R}_s , et $P_{/\mathcal{R}}$ les coordonnées homogènes de ce même point P dans \mathcal{R} . Le but est d'exprimer les coordonnées des points du sillon dans le repère

1. Un vecteur ligne (resp. colonne) est défini par les deux extrémités d'une ligne de sillon dans la direction u (resp. v).

local, les connaissant dans le repère image, c'est-à-dire de trouver la matrice \mathbf{M} introduite précédemment :

$$P_{/\mathcal{R}_s} = \mathbf{M}P_{/\mathcal{R}} \quad (2)$$

Or la matrice du changement de repère inverse \mathbf{M}^{-1} , telle que $P_{/\mathcal{R}} = \mathbf{M}^{-1}P_{/\mathcal{R}_s}$ se détermine immédiatement. En effet, soit \mathbf{R} et \mathbf{t} la matrice de rotation et le vecteur de translation correspondant au changement de repère du repère image \mathcal{R} vers le repère local \mathcal{R}_s . Alors :

$$\mathbf{M}^{-1} = \begin{pmatrix} \mathbf{R} & \mathbf{t} \\ 0 \ 0 \ 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (3)$$

où :

$$\mathbf{R} = \left(\begin{pmatrix} \mathbf{u}_s \\ \mathbf{v}_s \\ \mathbf{w}_s \end{pmatrix} \right)_{/\mathcal{R}} \quad \text{et} \quad \mathbf{t} = \overrightarrow{OO_s} \quad (4)$$

D'où, \mathbf{R} étant orthogonale :

$$\mathbf{M} = \begin{pmatrix} \mathbf{R} & \mathbf{t} \\ 0 \ 0 \ 0 & 1 \end{pmatrix}^{-1} = \begin{pmatrix} \mathbf{R}^T & -\mathbf{R}^T \mathbf{t} \\ 0 \ 0 \ 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (5)$$

En appliquant cette transformation rigide à tous les points de chaque sillon, l'ensemble d'apprentissage se trouve aligné, comme illustré sur la figure 1. Les données images étant acquises à la même échelle, nous avons décidé de n'appliquer aucune homothétie. D'une part, cela permet d'éviter une transformation supplémentaire ; d'autre part, la variabilité de taille entre individus sera ainsi capturée par le modèle de formes.

2.1.3 Rééchantillonnage

La dernière étape précédant l'analyse statistique proprement dite consiste à rééchantillonner les sillons de l'ensemble d'apprentissage. Nous rééchantillonons les éléments de la population d'apprentissage sur la base de l'exemplaire le plus échantillonné, les propriétés des *splines* garantissant la conservation des formes originales. Une fois rééchantillonnés et alignés, les sillons sont directement mis en correspondance point de contrôle à point de contrôle selon leur abscisse curvilinéaire.

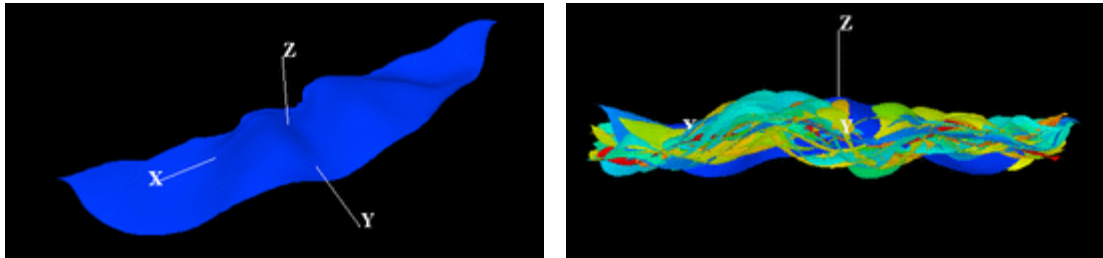


FIG. 1 – A gauche : une vue d'un sillon dans son repère local. A droite : exemple d'ensemble d'apprentissage aligné. Nous voyons ici une vue de côté d'une base de 18 sillons centraux gauches recalés dans le repère local.

2.2 Etude statistique des déformations

L'analyse statistique de la population d'apprentissage conduit à une modélisation des sillons corticaux et de leurs variations. Le modèle capture la variabilité des formes observée au sein de la population d'apprentissage. Il est capable de représenter n'importe quelle forme cohérente avec les formes apprises. En effet, l'analyse statistique dégage les modes de variation principaux par rapport à une forme prototype, représentante de la classe étudiée. Ces modes de variation sont contraints, de telle sorte que le modèle puisse représenter ou générer (selon les cas) uniquement des formes «admissibles» (*i.e.* en accord avec la classe d'objets considérée). Nous utilisons une analyse en composantes principales qui permet de représenter les données dans une nouvelle base, orthogonale, et qui supprime la redondance d'informations. De plus, cette analyse permet une approximation modale.

2.2.1 Analyse en composantes principales

Soit \mathcal{P} la population d'apprentissage constituée de N éléments, $\mathbf{x}_i \in \mathcal{P}$ une forme, $\bar{\mathbf{x}}$ la forme moyenne sur \mathcal{P} , \mathbf{C} la matrice de covariance. Une forme \mathbf{x}_i est représentée par la suite discrète de points de contrôle de la *spline* modélisant la surface médiane du sillon :

$$\mathbf{x}_i = (x_{i_1}, y_{i_1}, z_{i_1}, \dots, x_{i_n}, y_{i_n}, z_{i_n})^T \text{ avec } n = nbc \quad (6)$$

La forme moyenne, représentante de la classe étudiée, et la matrice de covariance sont données par :

$$\bar{\mathbf{x}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \mathbf{x}_i \quad \text{et} \quad \mathbf{C} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N d\mathbf{x}_i d\mathbf{x}_i^T, \text{ avec } d\mathbf{x}_i = \mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}} \quad (7)$$

La diagonalisation de la matrice de covariance \mathbf{C} fournit la nouvelle base modale Φ :

$$\mathbf{C} = \Phi \Lambda \Phi^T, \quad \Lambda = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_{3n}) \quad (8)$$

Une forme \mathbf{x} quelconque s'écrit alors :

$$\mathbf{x} = \bar{\mathbf{x}} + \Phi \mathbf{b} \quad (9)$$

où $\mathbf{b} = (b_1, \dots, b_{3n})^T$ est le vecteur d'amplitude des modes de déformation, et $(-\Phi \mathbf{b})$ correspond aux vecteurs de déformation en chaque point de \mathbf{x} vers la forme moyenne. La matrice Λ est telle que $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_{3n}$. Ainsi, le premier vecteur propre de Φ , celui associé à la plus grande valeur propre, est l'axe principal de variation ; le $i^{\text{ème}}$ vecteur propre, celui associé à la $i^{\text{ème}}$ plus grande valeur propre, est le $i^{\text{ème}}$ axe principal de variation. La valeur λ_i représente la variance du $i^{\text{ème}}$ mode. Par conséquent, une large part de la variabilité peut être expliquée en ne conservant que les m «premiers» modes. La valeur m est choisie de telle sorte que $\sum_{i=1}^m \lambda_i$, la variance expliquée par les m premiers modes, représente une proportion, suffisamment importante de la variance totale : $\lambda_T = \sum_{i=1}^{3n} \lambda_i$. Conserver seulement m modes permet de réaliser une approximation modale :

$$\begin{cases} \mathbf{x} = \bar{\mathbf{x}} + \Phi_m \mathbf{b}_m \\ \mathbf{b}_m = \Phi_m^T (\mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}}) \end{cases} \quad (10)$$

où Φ_m contient les m premiers vecteurs propres de \mathbf{C} , définissant ainsi la base d'approximation modale. Le vecteur $\mathbf{b}_m = (b_1, \dots, b_m)^T$ peut être considéré comme un point dans l'espace des formes. En effet, \mathbf{b}_m est une forme représentée dans l'espace à m dimensions défini par les composantes principales, *i.e.* l'espace des formes. Cet espace est intéressant car il est de dimension réduite (dim m). Cependant, \mathbf{b}_m doit être contraint afin de représenter une forme «admissible». Sous l'hypothèse que les vecteurs \mathbf{x} sont normalement distribués, l'intervalle de variation de chaque b_i est typiquement :

$$-3\sqrt{\lambda_i} \leq b_i \leq +3\sqrt{\lambda_i} \quad (11)$$

2.2.2 Résultats

Nous avons réalisé des tests sur des populations d'apprentissage composées d'un nombre variable de sillons (jusqu'à 85 sillons) et aussi de différents types de sillons (sillon central droit et gauche, sillon sylvien, sillon frontal supérieur, ...). Nous présentons ici les résultats obtenus sur la base d'apprentissage des 18 sillons centraux gauches recalés à l'étape précédente. La figure 2 montre la prédominance des premiers modes. Ainsi, les 5 premiers modes expliquent une part importante de la variation totale (environ 70%). Le premier mode explique à lui seul près de 30% de la variation totale (alors qu'un sillon est décrit par 104 points de contrôle, soit 312 variables, et par plus de 8 000 variables si on considère les points de passage). La modélisation choisie semble donc bien permettre d'exprimer les formes et leurs variations par un nombre très réduit de paramètres. Les figures 3 et 4 montrent l'effet des modes b_1 et b_{15} . Les déformations engendrées par la variation du premier mode affectent les sillons essentiellement en longueur et en torsion. Par contre, nous remarquons, sur la figure 4, que les sillons générés sont quasiment superposés au sillon moyen, ce qui met en évidence une influence minimale du mode b_{15} .

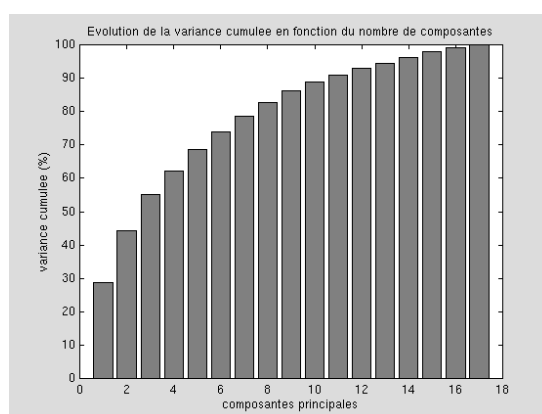


FIG. 2 – Evolution de la variance cumulée en fonction du nombre de composantes principales retenues.

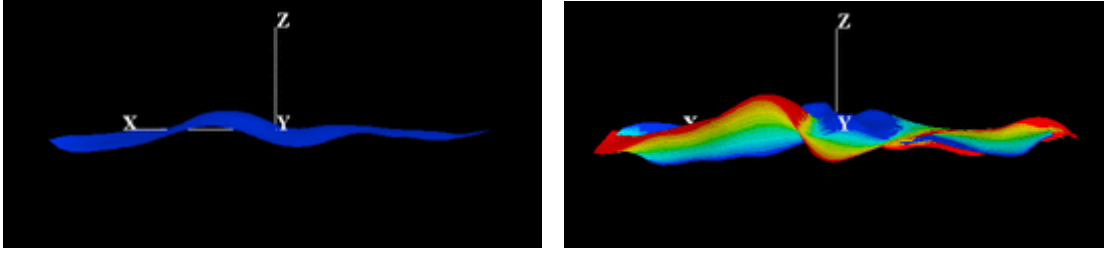


FIG. 3 – A gauche : sillon moyen ; à droite : variations du premier mode autour du sillon moyen, $-3\sqrt{\lambda_1} \leq b_1 \leq +3\sqrt{\lambda_1}$.

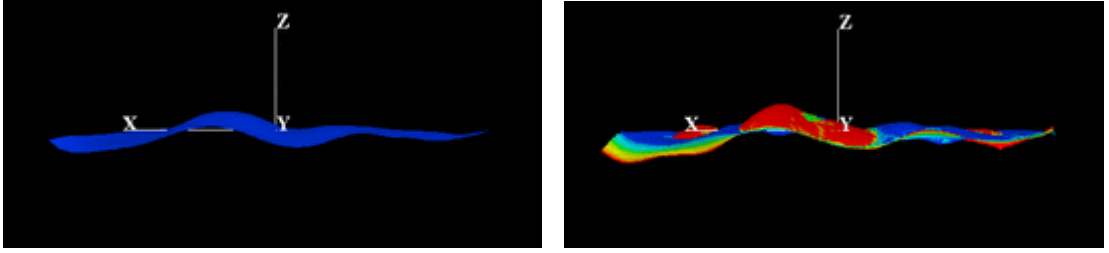


FIG. 4 – A gauche : sillon moyen ; à droite : variations du quinzième mode autour du sillon moyen, $-3\sqrt{\lambda_{15}} \leq b_{15} \leq +3\sqrt{\lambda_{15}}$.

3 Champs de déformation et recalage non linéaire

Le champ de déformation $(-\Phi_{\mathbf{m}}\mathbf{b}_{\mathbf{m}})$ obtenu entre un sillon donné et le sillon de référence (le sillon moyen dans notre cas) peut être étendu à un voisinage local du sillon considéré en utilisant l'interpolation par *thin-plate splines* [11, 7]. Il peut alors être appliqué à tout objet associé à ce sillon. Nous profitons de cette extension du champ de déformation $(-\Phi_{\mathbf{m}}\mathbf{b}_{\mathbf{m}})$ pour recaler des données éparées, situées dans la région du sillon central, vers un espace moyen.

3.1 La méthode *thin-plate spline*

L'utilisation de l'interpolation par *thin-plate splines* à des fins de recalage en imagerie médicale a d'abord été proposée par Bookstein. Dans [7], il propose une approche algébrique pour décrire les déformations spécifiées par deux ensembles de points homologues. Cette méthode fournit une fonction d'interpolation f qui, à un des deux ensembles de points homologues, l'ensemble source, associe exactement l'autre ensemble, l'ensemble cible. De plus, cette fonction est valide dans un certain voisinage de l'ensemble des points source. Ainsi, nous pouvons l'appliquer à un point de l'espace source pour déterminer son homologue dans l'espace cible.

Soit $\mathcal{P} = \{P_i(x_i, y_i, z_i), i = 1, \dots, n\}$ l'ensemble des points source dans l'espace euclidien, et $\mathcal{V} = \{V_i = (x'_i, y'_i, z'_i), i = 1, \dots, n\}$ l'ensemble des points cible. L'ensemble \mathcal{P} décrit une forme \mathbf{x} , s'exprimant $\bar{\mathbf{x}} + \Phi_{\mathbf{m}}\mathbf{b}_{\mathbf{m}}$ selon notre modèle. Soit $r_{ij} = |P_i - P_j|$ la distance euclidienne entre deux points source P_i et P_j . Alors, la fonction f est la somme de deux termes : un terme affine, qui représente son comportement à l'infini, et un terme non linéaire asymptotiquement plat :

$$f(x, y, z) = a_1 + a_x x + a_y y + a_z z + \sum_{j=1}^n w_j U(|P_j - (x, y, z)|) \quad (12)$$

où :

- la fonction de base U est la solution fondamentale de l'équation biharmonique $\Delta^2 U = \delta(0, 0)$, δ étant la fonction de Kronecker. On peut montrer [9] que l'équation d'une plaque de métal, mince et uniforme, initialement plate, puis déformée par des déplacements verticaux est directement liée à l'équation biharmonique. En trois dimensions, la fonction U est $U(r) = |r|$;
- les coefficients $\mathbf{a} = (a_1, a_x, a_y, a_z)^T$ et $\mathbf{w} = (w_1, w_2, \dots, w_n)^T$ forment une solution du système linéaire :

$$\begin{cases} \mathbf{K}\mathbf{w} + \mathbf{P}\mathbf{a} = \mathbf{v} \\ \mathbf{P}^T\mathbf{w} = 0 \end{cases} \quad \text{où } \mathbf{P} = \begin{pmatrix} 1 & x_1 & y_1 & z_1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & x_n & y_n & z_n \end{pmatrix},$$

\mathbf{K} est une matrice $n \times n$ de terme général ($U(r_{ij})$), et \mathbf{v} est le vecteur d'une coordonnée de l'ensemble cible (e.g. $\mathbf{v} = (x'_1, \dots, x'_n)^T$, ce qui implique que (12) doit être déclinée pour $f_x(x, y, z)$, $f_y(x, y, z)$, $f_z(x, y, z)$).

En considérant que l'ensemble cible est la forme moyenne $\bar{\mathbf{x}}$, le champ de déformation ($-\Phi_m \mathbf{b}_m$) est alors représenté par les éléments de $(\mathbf{w} | \mathbf{a})$, et est étendu en dehors de la forme source \mathbf{x} grâce à la fonction f .

3.2 Résultats

La modélisation statistique de structures anatomiques telles que les sillons corticaux peut maintenant être exploitée pour recalculer des activations fonctionnelles de façon locale et non linéaire en utilisant la méthode décrite ci-dessus. Les données fonctionnelles à recalculer sont des dipôles MEG répondant à une activation somesthésique des doigts de la main droite (pouce, index, auriculaire), effectuée pour 15 des 18 sujets de notre base d'apprentissage (cf. section 2.1). Ces dipôles MEG ont été reconstruits en utilisant un algorithme spatio-temporel [12] et sélectionnés en choisissant le plus significatif dans une fenêtre de 45 ms +/- 15 ms. Ainsi, pour chaque sujet, trois dipôles (un par doigt) sont disponibles. Ces activations fonctionnelles sont localisées dans la région du sillon central.

Nous appliquons la méthode *thin-plate spline* pour fusionner ces informations anatomo-fonctionnelles dans l'espace moyen du sillon central. Tout d'abord, nous recalculons rigide-ment chaque dipôle vers l'espace local en appliquant la matrice \mathbf{M} correspondante (cf. section 2.1.2). Puis, pour chaque sujet, nous calculons le «champ» $(\mathbf{w} | \mathbf{a})$ entre le sillon central gauche de ce sujet et le sillon moyen, et nous l'appliquons aux trois dipôles de ce sujet; le champ $(-\Phi_m \mathbf{b}_m)$ étant calculé avec la totalité des modes ($m = 17$). La figure 5 montre que les dipôles se regroupent autour du plan du sillon moyen. De plus, la covariance en x , y et surtout en z est fortement réduite (cf. table 1).

Nous présentons un second test, considérant seulement 5 modes dans la construction de $(-\Phi_m \mathbf{b}_m)$. Cette approximation lisse le sillon et élimine les modes mineurs pouvant provenir d'éventuelles erreurs de segmentation des données initiales. Les résultats sont présentés sur la figure 6 et dans la table 1. Le regroupement autour du plan moyen et la réduction de la covariance sont moindres qu'au test précédent, mais tout de même très nets.

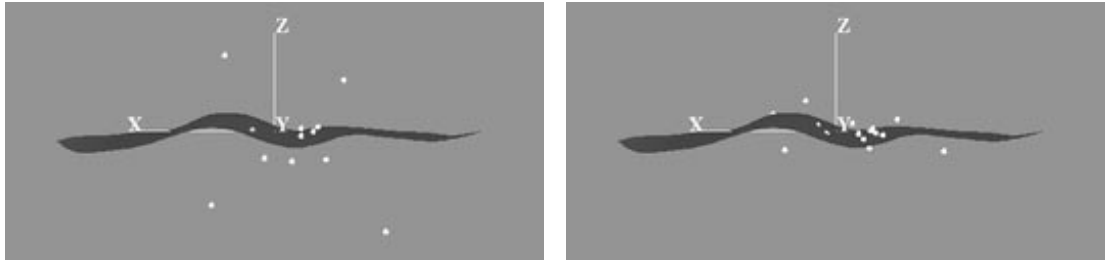


FIG. 5 – Recalage de dipôles MEG (activation somesthésique du pouce) : le sillon (en noir) est le sillon central gauche moyen ; à gauche, les dipôles sont recalés rigidement ; à droite, les dipôles sont recalés via le champ de déformation ($m = 17$).

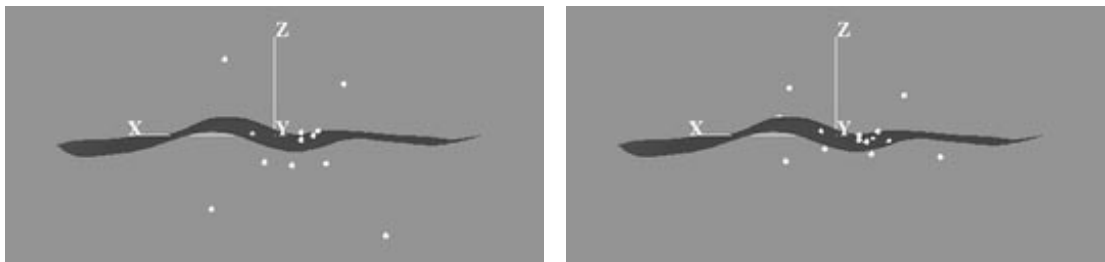


FIG. 6 – Recalage de dipôles MEG (activation somesthésique du pouce) : le sillon (en noir) est le sillon central gauche moyen ; à gauche, les dipôles sont recalés rigidement ; à droite, les dipôles sont recalés via le champ de déformation ($m = 5$).

	Rigide			TPS ($m = 17$)			TPS ($m = 5$)		
pouce	90.80	25.41	69.99	77.33	21.98	7.3	80.88	20.39	16.67
index	90.89	31.58	71.85	85.46	26.25	5.96	82.39	26.99	11.81
auriculaire	97.79	33.36	81.94	90.18	34.26	8.05	88.29	32.99	21.91

TAB. 1 – La covariance en x , y et z des dipôles MEG pour des activations somesthésiques pouce, index, auriculaire après reclage rigide et recalage exploitant l'interpolation par *thin-plate splines* (TPS) pour $m = 17$ et $m = 5$.

4 Conclusion

Nous avons présenté un modèle statistique des sillons corticaux, construit en réalisant une analyse modale (ACP) sur une population d'apprentissage. Ce modèle appréhende les déformations des sillons entre individus. Les tests réalisés montrent la pertinence des modes de déformation obtenus. Cette modélisation présente l'avantage de s'exprimer dans un « espace moyen ». Les sillons ainsi modélisés peuvent servir d'amers dans le recalage de dipôles MEG vers l'espace moyen. Ce recalage est réalisé via une interpolation par *thin-plate splines*. Les résultats sont prometteurs, mais restent préliminaires. De plus amples expérimentations sont nécessaires. Il serait notamment intéressant de reprojeter les dipôles recalés vers des volumes IRMf. La méthode présentée ici peut s'appliquer à d'autres domaines de la vision par ordinateur où des modèles statistiques de formes sont utilisés.

Remerciements

Les auteurs remercient le Conseil Régional de Bretagne, le GIS («Groupement d'Intérêt Scientifique») «Sciences de la Cognition», l'Institut Neurologique de Montréal de l'université McGill et le laboratoire SIM de l'université Rennes 1.

Références

- [1] T. Mc Inerney et D. Terzopoulos. Deformable models in medical image analysis : a survey. *Medical Image Analysis*, 1(2):91–108, 1996.
- [2] G. Subsol. *Construction automatique d'atlas anatomiques morphométriques à partir d'images médicales tridimensionnelles*. Thèse, Ecole Centrale de Paris, 1995.
- [3] J. Martin, A. Pentland, et S. Sclaroff. Characterization of neuropathological shape deformations. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 20(2):97–112, 1998.
- [4] C. Kervrann. *Modèles statistiques pour la segmentation et le suivi de structures déformables bidimensionnelles dans une séquence d'images*. Thèse, Université de Rennes 1, 1995.
- [5] T.F. Cootes, C.J. Taylor, D.H. Cooper, et J. Graham. Active shape models - their training and application. *Computer Vision and Image Understanding*, 61(1):38–59, 1995.
- [6] C. Nikou, H. Heitz, et J.J. Armspach. A probabilistic multi-object deformable model for mr/spect brain image registration and segmentation. In *SPIE Proceedings of the International Conference on Medical Imaging, Californie, Etats-Unis*, volume 3361, pages 20–26, 1999.
- [7] F.L. Bookstein. Principal warps : Thin-plate splines and the decomposition of deformations. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 11(6):567–585, 1989.
- [8] K. Rohr, H.S. Stiehl, R. Sprengel, W. Beil, T.M. Buzug, J. Weese, et M.H. Kuhn. Point-based elastic registration of medical image data using approximating thin-plate splines. *Lecture Notes in Computer Science*, 1131:297–306, 1996.
- [9] F. L. Bookstein et W. D. K. Green. A feature space for derivatives of deformations. *Lecture Notes in Computer Science*, 687:1–16, 1993.
- [10] G. Le Goualher. *Modélisation de structures anatomiques cérébrales pour l'aide à l'interprétation d'images médicales et à la fusion de données*. Thèse, Université de Rennes 1, 1997.
- [11] J. Duchon. Interpolation des fonctions de deux variables suivant le principe de la flexion des plaques minces. *RAIRO Analyse Numérique*, 10:5–12, 1976.
- [12] D. Schwartz, J.M. Badier, P. Bihoué, et A. Bouliou. Evaluation with realistic sources of a new meg-eeg spatio-temporal localization approach. *Brain Topography*, 11(4):279–289, 1999.