

# Estimation robuste 3D d'un champ de déformation pour le recalage non-linéaire inter-sujet d'images cérébrales

---

Robust 3D estimation  
of a deformation field  
to register brain images

par Pierre HELLIER, Christian BARILLOT, Etienne MÉMIN, Patrick PÉREZ

IRISA/INRIA-CNRS, Campus universitaire de Beaulieu, 35042 Rennes, France

e-mail : {phellier, barillot, memin, perez}@irisa.fr

## *résumé et mots clés*

Nous proposons dans cet article une méthode 3D d'estimation du flot optique conduisant à un recalage non-rigide mono-modalité de volumes cérébraux. La formulation énergétique du problème est enrichie par l'utilisation d'estimateurs robustes. De plus un schéma d'optimisation efficace, multirésolution et multigrille, est proposé afin d'accélérer la recherche et d'améliorer la qualité de l'estimation. Une segmentation anatomique du cortex est introduite dans le partitionnement adaptatif sur lequel repose la minimisation multigrille, afin de limiter l'estimation à un support cohérent, d'accélérer l'algorithme et de raffiner l'estimation dans les zones importantes. Les apports de cette méthode sont démontrés sur des données réelles et ses performances sont quantitativement évaluées sur des données simulées.

Recalage, atlas, imagerie médicale, schéma multigrille, estimateurs robustes.

## *abstract and key words*

In this paper we describe a new method of medical image registration. We formulate the registration problem as a minimization problem involving robust estimators. We propose an efficient hierarchical optimization framework which is both multiresolution and multigrid in order to accelerate the algorithm and to improve the quality of the estimation. An anatomical segmentation of the cortex is introduced in the adaptive partitioning of the volume on which the multigrid minimization is based. This allows to limit the estimation to the areas of interest, to accelerate the algorithm, and to refine the estimation in specified areas. The benefits of this method are demonstrated on real data and its performances are objectively evaluated on simulated data.

Registration, atlas matching, medical image processing, multigrid minimization, robust estimators.

# 1. introduction

## 1.1. contexte

Depuis une dizaine d'années, les moyens d'observer le cerveau ont considérablement progressé. Il existe désormais plusieurs techniques d'imagerie anatomiques (IRM – imagerie par résonance magnétique –, scanner, angiographie) mais aussi fonctionnelles (PET, SPECT, IRMf, MEG, EEG). L'origine physiologique des signaux de ces capteurs est différente, c'est pourquoi ils apportent des informations complémentaires qu'il convient de fusionner pour en faire une utilisation optimale. Dans ce cadre, le recalage d'images cérébrales est une étape indispensable. On distingue plusieurs types de recalages [2, 23] :

- Le recalage mono-modalité intra-patient est utile en chirurgie, soit pendant l'acte (recalage per-opératoire avec des informations préalablement acquises), soit après l'opération (recalage post opératoire pour validation).
- Le recalage multimodalité intra-patient sert à fusionner les informations complémentaires des différents examens.
- Le recalage inter-sujet est stimulé par les projets d'atlas informatiques du cortex. La construction d'un tel atlas fait l'objet de recherches depuis presque 100 ans (Gall, Brodmann), et des atlas papiers existent [40, 48]. Cependant l'utilisation des atlas papiers est difficile (lisibilité, capacité d'évolution, difficulté d'interprétation [23]). La constitution d'atlas informatiques implique le développement d'outils de recalage inter-sujet d'images cérébrales.

## 1.2. état de l'art

Le recalage mono-modalité inter-sujet en imagerie cérébrale fait l'objet de nombreuses recherches, et plusieurs auteurs [34, 2, 52] ont présenté une classification de ces méthodes. Les critères utilisés sont en général la nature et la dimension des attributs à mettre en correspondance, le domaine de transformation (local/global), le type de transformation utilisé, la mesure de similarité et le schéma d'optimisation.

Ce type de recalage pose de nombreux problèmes. Selon la similarité utilisée pour mettre en correspondance deux volumes, le nombre de solutions admissibles peut être infini, et il est difficile, voire impossible, d'apprécier avec précision la qualité du recalage obtenu. Plusieurs auteurs proposent donc de se limiter à la recherche de solutions qui préservent la topologie des structures. Nous savons malheureusement que cette hypothèse est fautive. Les anatomistes ont en effet montré que certains sillons peuvent, selon les individus, être « continus » ou scindés voire absents dans certains cas. Sur ce point, on peut se référer par exemple à l'atlas de Ono [40]. Ces variabilités interdisent de for-

muler l'hypothèse d'équivalence topologique de deux cortex de sujets différents. Nous avons choisi de présenter sur ce type de recalage quelques méthodes en vue :

La première méthode de recalage est le référentiel stéréotaxique de Talairach [48]. Il s'agit de replacer, à l'aide d'une transformation affine par morceaux, tous les cerveaux dans une même boîte englobante de taille et d'orientation connue.

En raison de la taille des données, le problème de recalage peut être de très grande dimension. C'est pourquoi plusieurs méthodes utilisent la mise en correspondance d'un nombre plus réduits d'attributs, comme des points [5, 17], des courbes [46] ou des surfaces [18, 47]. Deux problèmes se posent alors : celui de l'extraction de ces attributs ainsi que le choix de l'algorithme de mise en correspondance et d'interpolation de la déformation sur tout le volume. Les solutions proposées sont diverses : Algorithme TPS (Thin Plate Splines) [15, 5], les transformations splines [47], l'algorithme ICP (Iterative Closest Point) [46], ou le modèle de « ballons » [10].

Certaines méthodes de recalage s'inspirent de modèles physiques, comme les déformations élastiques (équations de Navier) [1, 20] ou fluides (équations de Navier-Stokes) [6, 8]. La mise en œuvre de ces méthodes est difficile, surtout pour les modèles fluides même s'ils présentent l'avantage de pouvoir générer toutes les déformations possibles. Les auteurs contrôlent en général la déformation par la positivité du Jacobien, conduisant alors à l'estimation de transformations conservant la topologie. Christensen [7] a proposé une évolution très intéressante des méthodes fluides en estimant conjointement les champs « directs » et « inverses », dans le but d'obtenir des déformations plus cohérentes.

Enfin d'autres méthodes utilisent les caractéristiques « images » (méthodes iconiques). Thirion [50] puis Pennec *et al.* [41] proposent la méthode des « démons », par référence aux démons de Maxwell. Chaque démon exerce sur le modèle une force (dépendant de la polarité du démon et du gradient local) de manière à le repousser vers les données. D'autre part, Collins [12] estime une transformation localement affine maximisant la corrélation croisée des gradients de l'image. En imagerie cardiaque, Planat *et al.* [42] proposent une méthode basée sur la pyramide neuractive. Un maillage élastique sert de support spatial à l'estimation de mouvement, et il se déforme de façon à rejeter les discontinuités de mouvement sur les frontières entre mailles voisines. L'estimation est hiérarchique et alterné (déformation du maillage puis estimation régularisée du flot optique). Les images traitées sont des images cardiaques 2D et les déplacements sont discrétisés ce qui conduit à des temps de calcul importants (plus de 30 minutes pour deux images 2D). Enfin Musse *et al.* [37] proposent une méthode de recalage basée sur une minimisation de la différence inter-image (DFD). Ce dernier critère est fortement non-linéaire et n'est pas robuste aux variations d'intensité qui sont très fréquentes dans les acquisitions IRM. L'optimisation considérée est une méthode hiérarchique basée sur la méthode de Ritz [31]. Les fonctions de base utilisées dans ce contexte

sont des  $\beta$ -splines qui garantissent la continuité du champ recherché mais ne fournissent que des transformations conservant la topologie, qui ne peuvent être par conséquent que partiellement cohérentes d'un point de vue anatomique.

### 1.3. méthode

Nous proposons ici une méthode 3D de recalage inter-sujet mono-modalité. Nous formulons le problème du recalage comme un problème d'estimation de mouvement, qui a été étudié par différents auteurs [3, 9, 26, 28, 44]. Les problèmes de mise en correspondance et d'estimation de mouvement sont en effet très proches [32].

La méthode poursuit le travail [36] en l'étendant au cas tridimensionnel. Elle conduit dans ce cadre à un recalage mono-modalité 3D non-linéaire et en lui adjoignant des contraintes anatomiques. Le problème est exprimé comme la minimisation d'une fonction de coût impliquant des estimateurs robustes afin d'une part de limiter l'incidence du bruit d'acquisition présent dans les données IRM, et d'autre part de laisser apparaître des discontinuités dans le champ de déformation, permettant ainsi d'estimer des transformations modifiant localement la topologie des structures. L'hypothèse de conservation de la topologie est valide pour la plupart des structures cérébrales (structures internes en particulier), mais elle est mise en défaut lorsque l'on s'intéresse à la mise en correspondance de structures corticales (voir l'atlas de Ono [40] sur la variabilité des sillons corticaux). De nombreuses tâches en vision peuvent être exprimées comme la minimisation d'une fonctionnelle. Cette optimisation est souvent difficile, en raison de la dimension de l'espace de recherche et de la non convexité du paysage énergétique. Afin de résoudre ce problème, les approches multigrilles [24] ont été développées et appliquées en vision [49] et en estimation de mouvement [16]. En prenant inspiration sur ces méthodes, nous utilisons une relaxation multigrille pour améliorer la qualité et la rapidité de l'estimation. Au sein de cette approche hiérarchique, nous avons mis en œuvre une partition adaptative du volume afin de raffiner l'estimation sur les zones « utiles » tout en limitant les efforts sur les autres régions. Nous utilisons un masque de segmentation anatomique du cortex pour guider cette partition adaptative et pour mieux définir les zones « utiles ». Afin de pouvoir prendre en compte des grandes déformations, ce modèle est également associé à une approche multirésolution, s'appuyant sur une pyramide d'images obtenue au moyen de filtrages gaussiens successifs et de sous-échantillonnages. Le schéma d'optimisation décrit dans cet article, comprenant les estimateurs robustes et l'approche hiérarchique multirésolution/multigrille adaptative, ne se limite pas à l'estimation 3D du flot optique mais peut être utilisé avec d'autres mesures de similarité pour estimer des déformations non-rigide dans un cadre multimodalité [25], (information mutuelle [53, 33], rapport de corrélation [43] par exemple).

## 2. description de la méthode de recalage

### 2.1. formulation générale

L'hypothèse de flot optique, introduite par Horn et Schunck [26], consiste à supposer l'invariance de la luminance d'un point physique entre deux images. Elle s'écrit donc :

$$f(s+\omega_s, t_1) - f(s, t_2) = 0$$

où  $s$  est un voxel du volume,  $t_1$  et  $t_2$  sont les indices des deux volumes à recaler (index temporel dans le cas d'acquisitions dynamiques ou index dans une base de données),  $f$  est la fonction de luminance et  $\omega$  le champ de déformation à estimer. Sous l'hypothèse de petits déplacements, cette équation est plus souvent utilisée sous sa forme linéarisée, dit Équation de Contrainte du Mouvement Apparent (ECMA) :

$\nabla f(s, t) \cdot \omega_s + f_t(s, t) = 0$ , où  $\nabla f(s, t)$  est le gradient spatial de luminance et  $f_t(s, t)$  le gradient temporel.

Des travaux [19] ont souligné que dans le cas de mouvement fluide (ou d'images de densité), l'ECMA  $\nabla f \cdot \omega + f_t$  devait être remplacée par une équation de conservation  $\nabla(f \cdot \omega) + f_t$ . Cette contrainte revient à ajouter à l'ECMA le terme  $f \operatorname{div}(\omega)$  (hypothèse de compressibilité du fluide). Or, si les images IRM sont bien des images de densité (le signal est proportionnel à la densité de protons), l'hypothèse de conservation d'une quantité relative à la masse ne peut être valide si l'on considère aux sujets différents. En effet, si les deux sujets ont des ventricules de taille différente, l'hypothèse de conservation devrait entraîner une différence de luminance des ventricules des deux sujets (le plus gros ventricule devrait alors avoir une valeur moyenne de luminance plus faible). Ceci est évidemment faux, et nous garderons comme terme d'attache aux données l'ECMA sous sa forme classique correspondant aux images scalaires).

La forme linéarisée de l'ECMA ne permet d'estimer que la projection de la déformation sur le gradient local, et elle est de surcroît plus sensible au bruit. Il est par conséquent nécessaire d'introduire un terme de régularisation *a priori*, ce qui conduit à la minimisation de la fonction de coût suivante [26] :

$$U(\omega; f) = \sum_{s \in S} [\nabla f(s, t) \cdot \omega_s + f_t(s, t)]^2 + \alpha \sum_{\langle s, r \rangle \in \mathcal{C}} \|\omega_s - \omega_r\|^2, \quad (1)$$

où  $S$  est la grille des voxels,  $\mathcal{C}$  est l'ensemble des paires de voxels mutuellement voisins (ensemble des cliques), au sens d'un certain voisinage (6-voisinage par exemple) et  $\alpha > 0$  est un paramètre qui contrôle la pondération entre les deux termes énergétiques. Le premier terme traduit l'interaction entre les

données et le champ de déformation recherché tandis que le second terme représente la contrainte de régularisation. Les faiblesses de cette formulation sont connues :

- a) En tant que développement de Taylor, l'ECMA, sur laquelle le premier terme énergétique est basée, n'est en général pas valide pour de fortes déformations.
- b) En raison du bruit d'acquisition important des images médicales, l'ECMA n'est absolument pas valide en tous les points du volume.
- c) Le champ de déformation « réel » n'est probablement pas lisse partout et contient des discontinuités qui risquent de ne pas être préservées en raison du lissage quadratique.

Afin de s'affranchir des limitations (b) et (c), nous allons remplacer le coût quadratique par deux estimateurs robustes [4]. De plus, afin de résoudre le problème (a), nous allons nous placer dans le cadre d'une formulation incrémentale, associée à une approche multirésolution. Enfin une stratégie multigrille est utilisée, à chaque niveau de résolution, afin d'améliorer la qualité de l'estimation.

## 2.2. estimateurs robustes

La fonction de coût (1) prend en compte tous les voxels ainsi que toutes les paires de voxels voisins de manière identique, ce qui ne garantit pas un comportement robuste. Nous souhaiterions diminuer l'apport énergétique de données « aberrantes » en introduisant des estimateurs robustes [27], et plus précisément des  $M$ -estimateurs [4]. Un  $M$ -estimateur est une fonction  $\rho$  (voire le graphe figure 1.) possédant les propriétés suivantes :

- a)  $\rho$  est croissante sur  $\mathbb{R}^+$ .
- b)  $\phi(v) \triangleq \rho(\sqrt{v})$  est strictement concave sur  $\mathbb{R}^+$ .
- c)  $\lim_{u \rightarrow \infty} \rho'(u) < \infty$ .

La propriété (a) assure que  $\rho$  est bien une fonction de coût. (b) implique que le graphe de  $\rho$  est l'enveloppe inférieure d'une famille de paraboles. On peut alors montrer que [4, 22] :

$$\exists \psi \in C^1([0, M], \mathbb{R}) \text{ tq } \forall u, \rho(u) = \min_{z \in [0, M]} (zu^2 + \psi(z)), \quad (2)$$

où  $M \triangleq \lim_{v \rightarrow 0^+} \phi'(v)$ . De plus on obtient :

$$z^* \triangleq \arg \min_{z \in [0, M]} (zu^2 + \psi(z)) = \frac{\rho'(u)}{2u} = \phi'(u^2), \quad (3)$$

où  $\frac{\rho'(u)}{2u} = \phi'(u^2)$  décroît de  $M$  à 0 d'après (b) et (c). Deux exemples de telles fonctions couramment employées sont représentés Fig. 1, avec les fonctions « poids » associées. La robustesse d'un tel estimateur provient de la décroissance de la fonction  $\phi'$ . Nous introduisons deux estimateurs, le premier sur les données et le second sur le terme de régularisation. La fonction de coût (1) est alors modifiée :

$$U(w; f) = \sum_{s \in \mathcal{S}} \rho_1(\nabla f(s; t) \cdot w_s + f_t(s, t)) + \alpha \sum_{\langle s, r \rangle \in \mathcal{C}} \rho_2(\|w_s - w_r\|). \quad (4)$$

D'après (2), la minimisation de  $U$  est équivalente à la minimisation de la fonction de coût augmentée suivante :

$$U(w, \delta, \beta; f) = \sum_{s \in \mathcal{S}} \delta_s (\nabla f(s, t) \cdot w_s + f_t(s, t))^2 + \psi_1(\delta_r) + \alpha \sum_{\langle s, r \rangle \in \mathcal{C}} \beta_{sr} (\|w_s - w_r\|)^2 + \psi_2(\delta_{sr}), \quad (5)$$

où les variables  $\delta_s, s \in \mathcal{S}$  et  $\beta_{sr}, \langle s, r \rangle \in \mathcal{C}$  sont des « poids » à valeur dans  $[0, M_1]$  et  $[0, M_2]$  respectivement, qu'il faut estimer. Cette dernière expression présente l'avantage d'être quadratique par rapport à  $\omega$ , les poids optimaux pour  $\omega$  donné étant fournis explicitement par l'équation (3). Lorsqu'une discontinuité

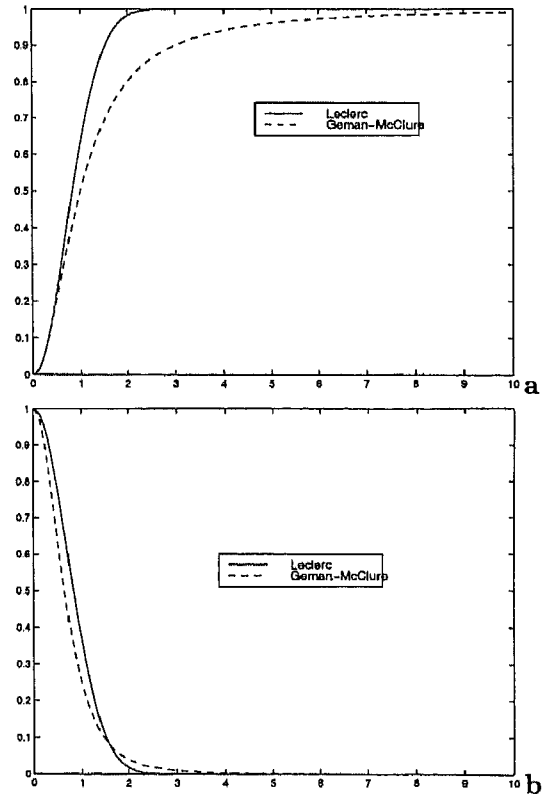


Figure 1. – (a) Estimateur de Leclerc  $\rho(u) = 1 - e^{-\frac{u^2}{\sigma^2}}$  et Geman-McClure  $\rho(u) = \frac{u^2}{(\sigma^2 + u^2)^2}$  avec  $\sigma = 1$ . (b) Variables auxiliaires associées  $z^*(u) = \exp\left(-\frac{u^2}{\sigma^2}\right)$  et  $z^*(u) = \frac{\sigma^4}{(\rho^2 + u^2)^2}$ .

de déformation devient plus importante, l'apport énergétique des cliques concernées est atténué car la variable auxiliaire  $\beta_{sr}$  diminue ( $\beta_{sr} = \phi'_2(\|w_s - w_r\|^2)$ ). De la même façon, lorsqu'en un point  $s$ , l'hypothèse de conservation de luminance est largement violée pour le champ courant  $\omega$ , la contribution énergétique correspondante est également atténuée grâce à la diminution de la variable auxiliaire  $\delta_s$  associée ( $\delta_s = \phi'_1([\nabla f(s, t) \cdot w_s + f_t]^2)$ ). La minimisation est désormais menée de manière alternée (estimation des variables auxiliaires  $\delta_s$  et  $\beta_{sr}$ , estimation du champ  $w$ ) conduisant à un algorithme des moindres carrés pondérés itérés [27].

### 2.3. approche multirésolution

Nous utilisons une approche multirésolution classique (voir figure 2) associée à une formulation incrémentale dans le cas de grandes déformations (ce qui est le cas du recalage inter-sujet). Le modèle multirésolution s'appuie sur la construction d'une pyramide de volumes obtenue par filtrage gaussien et sous-échantillonnage. Au niveau de résolution le plus grossier, l'amplitude des déformations est considérablement réduite, ce qui permet de valider l'hypothèse de linéarisation de l'ECMA. Pour les ni-veaux suivants, une estimation incrémentale est menée. À un niveau de résolution  $k$ , on dispose d'un champ  $\hat{w}^k$ , obtenu par projection du champ estimé au niveau de résolution supérieur. Le problème est alors celui de l'estimation d'un champ d'incrément  $dw^k$  raffinant l'estimation du niveau précédent, et qui est obtenu par la minimisation de la fonction de coût suivante :

$$\begin{aligned}
 U^k(dw^k, \delta^k, \beta^k; f^k, \hat{w}^k) = & \sum_{s \in \mathcal{S}^k} \delta_s^k [\nabla f^k(s + \hat{w}_s^k, t_2) \cdot dw_s^k \\
 & + f^k(s + \hat{w}_s^k, t_2) - f^k(s, t_1)]^2 + \psi_1(\delta_s^k) \\
 & + \alpha \sum_{\langle s, r \rangle \in \mathcal{C}^k} \beta_{sr}^k (\|(\hat{w}_s^k + dw_s^k) - (\hat{w}_r^k + dw_r^k)\|)^2 \\
 & + \psi_2(\beta_{sr}^k).
 \end{aligned} \tag{6}$$

### 2.4. approche multigrille

Nous utilisons de plus à chaque niveau de résolution une approche multigrille (voir figure 3). Nous allons effectuer la minimisation à travers une suite de sous-espaces de configurations de dimension croissante. Dans cette approche hiérarchique, la fonctionnelle est plus lisse aux niveaux grossiers, il y a donc moins de minima locaux et nous pouvons espérer de bons résultats même avec une optimisation déterministe. La recherche aux niveaux suivants est alors effectuée à partir de configurations apparemment proches de la solution désirée. Les bénéfices de cette minimisation multigrille sont tout d'abord une amélioration de la qualité de l'estimation, mais également une accélération considérable. Détaillons la mise en œuvre de cette approche :

Nous allons considérer des partitions progressives en cube du support des données. En se restreignant à des champs d'incrément paramétriques par morceaux relativement au découpage courant, on peut réexprimer l'énergie à minimiser, et entrepren-

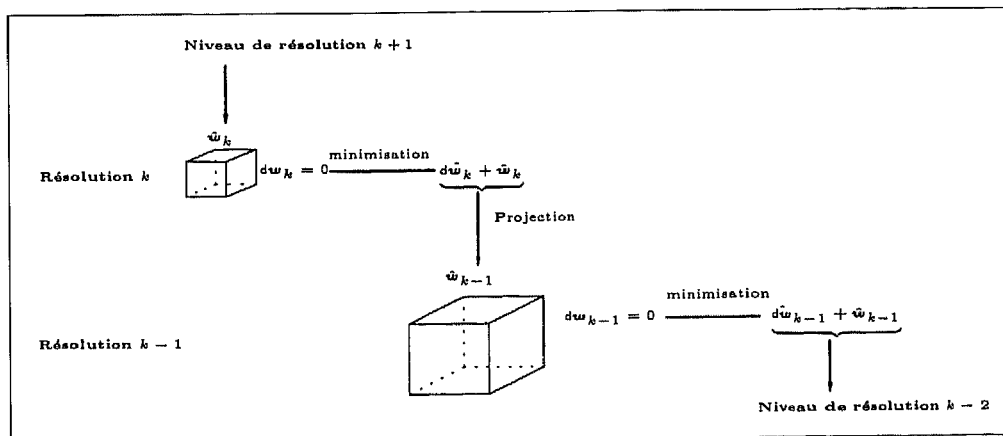


Figure 2. – Estimation multirésolution incrémentale du flot optique

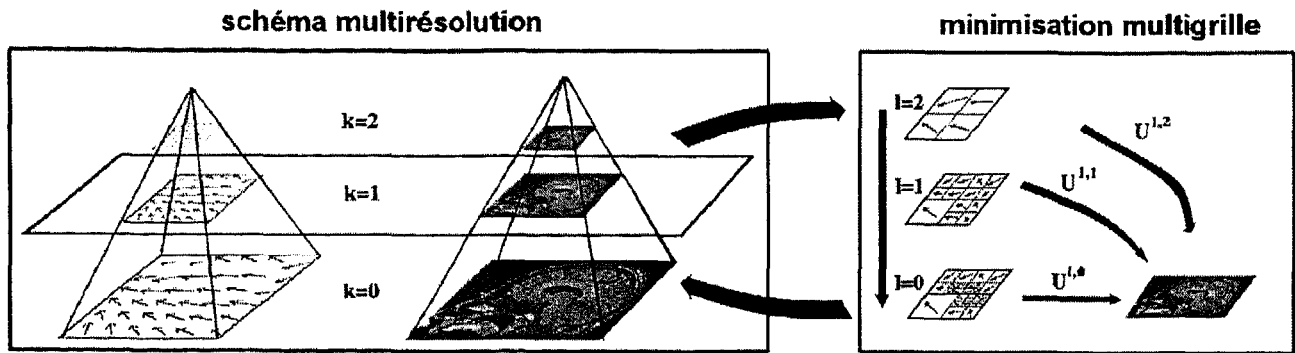


Figure 3. – Exemple de relaxation multigrille à une résolution donnée. À chaque niveau de résolution (à gauche), une stratégie multigrille (à droite) est mise en place. Pour des raisons de clarté, le fonctionnement tridimensionnel de la méthode est ici illustré en 2D.

dre sa minimisation. Ceci étant fait, la partition spatiale est divisée de manière adaptative et ce processus est répété jusqu'à obtenir des cubes de taille souhaitée.

Pour l'initialisation de cette partition, nous disposons d'un masque de segmentation du cerveau réalisé par une procédure de segmentation adaptée [29]. Sur un volume obtenu par un seuillage binaire et une opération d'érosion (afin d'isoler le cortex, et de casser en particulier les connections avec le nerf optique), l'utilisateur choisit de manière interactive un point germe situé dans le cortex. Une croissance de région, réglée par un seuil de connectivité, puis une opération de dilatation fournissent la segmentation finale. Au niveau de grille  $L$  le plus grossier, la partition est initialisée par un unique cube de la taille du volume. On subdivise ensuite successivement chaque cube s'il intersecte le masque de segmentation et si sa taille est supérieure à  $2^{3L}$ . On obtient alors une initialisation anatomiquement cohérente de type « octree » de la partition.

Lorsque l'on change de niveau de grille, chaque cube de la partition est divisé, ou non de manière adaptative. Le critère de découpage d'un cube tient compte de la présence du masque de segmentation du cerveau (on souhaite une précision maximale sur le cortex) mais aussi de l'adéquation aux données du modèle estimé qui peut être caractérisée par la distribution locale des variables auxiliaires  $\delta_s$ . On cherche ainsi à faire coopérer des critères « images » avec des contraintes anatomiques pertinentes. Plus précisément, notons  $\mathbb{M}$  le masque de segmentation utilisé, et pour un cube  $\mathcal{C}$ , notons  $m_c$  et  $v_c$  les moyennes et variance empirique de la variable  $\delta$  sur ce cube. Nous décidons de diviser un cube selon le critère suivant :

le cube est divisé ssi

$$(\mathbb{M} \cap \mathcal{C} \neq \emptyset, m_c < s_1 \text{ et } v_c > s_2)$$

ou

$$(\mathbb{M} \cap \mathcal{C} = \emptyset, m_c < s_3 \text{ et } v_c > s_4)$$

Où  $s_i, i \in \{1, 4\}$  sont des seuils empiriques,

$$\text{avec } s_1 \gg s_3 \text{ et } s_4 \gg s_2$$

afin de garantir une subdivision plus fine dans le cerveau. La distribution locale de la variable  $\delta$  est directement reliée à la performance du modèle estimé. En effet si la moyenne  $m_c$  est faible, cela signifie que le modèle de déformation estimé n'est pas bon globalement pour les voxels du cube considéré. De plus, si la variance  $v_c$  est importante, cela signifie que le modèle n'est pas correct pour une partie des voxels du cube. Dans les deux cas, il est nécessaire de diviser ce cube pour raffiner le modèle de déformation.

La partition adaptative permet de raffiner l'estimation avec une résolution de l'ordre du voxel dans les zones d'intérêt, tout en évitant des efforts inutiles et coûteux ailleurs.

## 2.5. modèle de déformation paramétrique

Nous allons maintenant détailler le modèle de déformation que nous utilisons. Nous avons choisi de considérer un modèle paramétrique affine à 12 paramètres sur chaque cube (approche assez classique dans le domaine de la vision, mais rarement utilisée en imagerie médicale), ce qui permet d'estimer des déformations plus « riches » que celles offertes par un modèle constant. Sur des cubes contenant moins de 12 voxels, nous nous restreignons à un modèle rigide (6 paramètres), et pour des cubes contenant moins de 6 voxels, c'est un modèle constant qui est estimé.

Au niveau de résolution  $k$  et au niveau de grille  $\ell$ ,

$$\Xi^{k,\ell} = \{\Xi_n, n = 1 \dots N_{k,\ell}\}$$

est la partition du volume  $S^k$  en  $N_{k,\ell}$  cubes  $\Xi_n$ . Sur chaque cube  $\Xi_n$ , l'incrément de déformation est pris de la forme :

$$\forall s = (x, y, z) \in \Xi_n, dw_s^{k,\ell} = P_s \Theta_n^{k,\ell},$$

où  $\Theta_n^{k,\ell}$  est un vecteur à 12 paramètres et,

$$P_s = \begin{pmatrix} 1 & x & y & z & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & x & y & z & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & x & y & z \end{pmatrix}.$$

Le système de voisinage  $\mathcal{V}^k$  sur la grille  $S^k$  induit un système de voisinage  $V^{k,\ell}$  sur la partition  $\Xi^{k,\ell}$  :

$$\forall n \in \{1 \dots N_{k,\ell}\}, \forall m \in \{1 \dots N_{k,\ell}\}, \\ m \in V^{k,\ell}(n) \Leftrightarrow \exists (s, r) \in \Xi_n \times \Xi_m | r \in \mathcal{V}^k(s).$$

$\mathcal{C}^k$  étant l'ensemble des paires de voxels voisins du volume  $S^k$ , nous devons maintenant distinguer dans cet ensemble deux types de cliques, celles dont les deux voxels sont dans un même cube et celles dont les deux voxels appartiennent à deux cubes distincts :

$$\forall n, \mathcal{C}_n^{k,\ell} = \{ \langle s, r \rangle \in \mathcal{C}^k : \{s, r\} \subset \Xi_n \}.$$

$$\forall m \neq n, \mathcal{C}_{nm}^{k,\ell} = \{ \langle s, r \rangle \in \mathcal{C}^k : (s, r) \in \Xi_n \times \Xi_m \}.$$

$\mathcal{C}_{nm}^{k,\ell}$  n'est pas vide si et seulement si  $m \in V^{k,\ell}(n)$ . On a clairement le partitionnement suivant :  $\mathcal{C}^k = (\cup_n \mathcal{C}_n^{k,\ell}) \cup (\cup_{(n,m)} \mathcal{C}_{nm}^{k,\ell})$ .

Pour des raisons de clarté, l'indice de résolution  $k$  ne sera pas présent dans la suite. L'injection dans l'expression (6) de la contrainte paramétrique par cube au niveau de grille  $\ell$  conduit à la fonction suivante de l'ensemble  $\Theta^\ell = \{\Theta_n^\ell, n = 1 \dots N_\ell\}$  des paramètres définissant  $d\omega^\ell$  :

$$U^\ell(\Theta^\ell, \delta^\ell, \beta^\ell; f^\ell, \hat{w}^\ell) = U_1^\ell(\Theta^\ell, \delta^\ell; f^\ell, \hat{w}^\ell) + U_2^\ell(\Theta^\ell, \beta^\ell; \hat{w}^\ell), \quad (7)$$

avec :

$$U_1^\ell(\Theta^\ell, \delta^\ell; f^\ell, \hat{w}^\ell) = \\ \sum_{n=1}^{N_\ell} \sum_{s \in \Xi_n} \delta_s [\nabla f(s + \hat{w}_s^\ell, t_2)^T P_s \Theta_n^\ell + f_t(s + \hat{w}_s^\ell, t_1)]^2 \\ + \psi_1(\delta_s^\ell),$$

et

$$U_2^\ell(\Theta^\ell, \beta^\ell; \hat{w}^\ell) = \\ \frac{\alpha}{2} \sum_{n=1}^{N_\ell} \left( \sum_{m \in V^\ell(n)} \sum_{\langle s, r \rangle \in \mathcal{C}_{nm}^\ell} \beta_{sr}^\ell \|(\hat{w}_s^\ell + P_s \Theta_n^\ell) - (\hat{w}_r^\ell + P_r \Theta_m^\ell)\|^2 + \psi_2(\beta_{sr}^\ell) \right) \\ + \alpha \sum_{n=1}^{N_\ell} \left( \sum_{\langle s, r \rangle \in \mathcal{C}_n^\ell} \beta_{sr}^\ell \|(\hat{w}_s^\ell + P_s \Theta_n^\ell) - (\hat{w}_r^\ell + P_r \Theta_n^\ell)\|^2 + \psi_2(\beta_{sr}^\ell) \right).$$

Pour le niveau de grille  $\ell$ , cette fonction d'énergie est minimisée par une méthode de type moindres carrés pondérés itérés. À poids fixés, le problème est quadratique par rapport aux vecteurs de paramètres  $\Theta_n^\ell$  et la résolution est conduite au moyen d'une méthode itérative de type Gauss-Seidel. Le champ des inconnues  $\Theta^\ell = \{\Theta_n^\ell, n = 1 \dots N_{k,\ell}\}$  étant à son tour figé, les poids sont obtenus explicitement par l'équation (3).

## 3. résultats

### 3.1. expérimentation sur données réelles

Des résultats de la méthode 3D sont présentés sur les figures 4 et 5. Les volumes à recalcer sont deux acquisitions 3D IRM (T1) de deux sujets différents. Le volume reconstruit – avec interpolation trilineaire – est présenté. Il a été calculé à partir du volume cible et du champ de déplacement dense estimé. Nous présentons également deux volumes de différence, l'un avant et l'autre après recalage. La partition adaptative est également présentée. Cette partition permet de raffiner l'estimation dans les régions d'intérêt (cortex) en attachant moins d'importance aux régions qui ne demandent pas nécessairement la même attention.

Les volumes de différence doivent être interprétés avec précaution, puisque il en résulte la superposition de deux phénomènes : le premier est l'erreur résiduelle de recalage, le second est due à la différence d'acquisition entre les deux volumes qui induit une différence entre les deux histogrammes initiaux. Même avec un recalage parfait, l'image de différence ne serait pas constante.

Le recalage peut être jugé comme très satisfaisant, en particulier pour les structures anatomiques spécifiques comme les ventricules et le tronc cérébral. Néanmoins, des erreurs demeurent, en particulier dans les zones corticales (sillons). En fait la variabilité de ces régions est très importante. Ce problème critique ne peut être correctement résolu avec l'utilisation seule de méthodes basées voxel [13, 14].

Les temps de calcul, sur une Ultra Sparc 30 (300 mégahertz), varient entre 10minutes pour le recalage affine global et 1h30 pour le recalage non-linéaire avec estimateur robuste. Les volumes sont de taille  $256 \times 256 \times 200$ . Nous utilisons 3 niveaux de résolution car l'amplitude des déplacements peut atteindre 30 voxels. Pour estimer les 12 paramètres de chaque modèle affine, l'estimation s'arrête au niveau de grille 2 de résolution la plus fine. Au niveau de grille 1, et sur les cubes contenant moins de 12 voxels, on estime un incrément paramétrique rigide (6 paramètres). Enfin, au niveau de grille 0, et pour les cubes réduits à un voxel, un incrément constant à 3 paramètres est estimé. Il convient de noter que seulement 10 minutes sont nécessaires pour mener l'évaluation jusqu'au niveau de grille  $\ell = 3$  de la résolution la plus fine (les cubes sont alors larges de 7 mm).

### 3.2. expérimentation sur données simulées

Pour compléter cette étude, nous nous sommes intéressés à évaluer les performances de notre méthode sur des données simulées. Pour cela nous avons utilisé le fantôme IRM disponible sur le

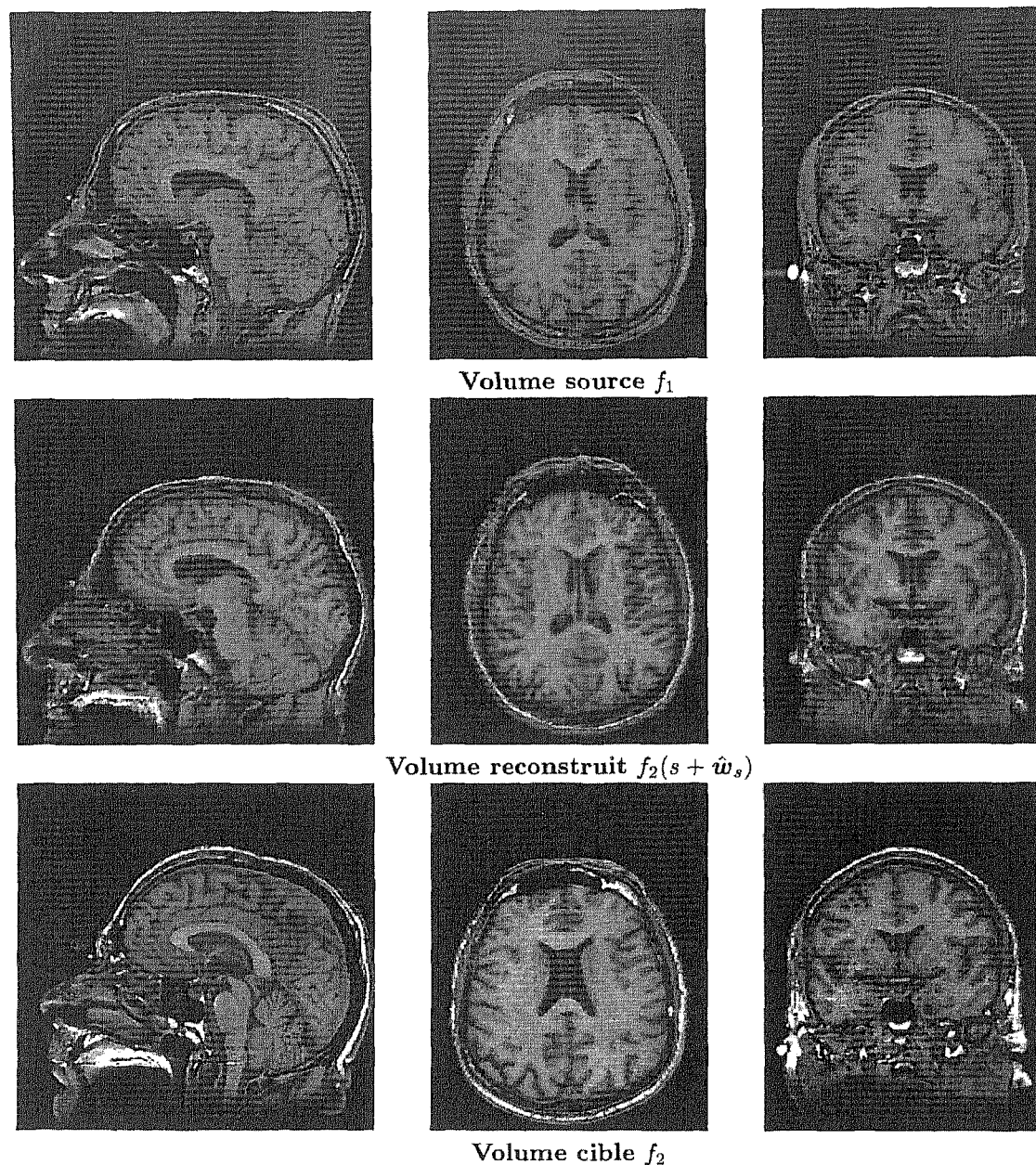


Figure 4. – Résultats du recalage 3D. Les acquisitions sont des volumes IRM T1 de deux sujets différents. La dimension des volumes est de  $256 \times 256 \times 200$ . Le volume reconstruit est calculé par interpolation trilineaire du volume cible avec le champ de déformation obtenu. Afin d'évaluer la qualité du recalage, les volumes sources et reconstruits sont comparés. Nous utilisons trois niveaux de résolution et à chaque niveau de résolution, l'estimation est réalisée du niveau de grille  $\ell = 4$  jusqu'au niveau de grille  $\ell = 0$ .

site Web de l'Institut Neurologique de Montréal (Brainweb : <http://www.bic.mni.mcgill.ca/brainweb>) [11].

Ces données ont été recueillies avec trois niveaux de bruit et d'inhomogénéité. Pour réaliser ces tests, nous avons généré un champ synthétique à partir de la somme de deux champs : un champ affine global et un champ aléatoire. Nous ne cherchons

pas à synthétiser un champ « réaliste », mais un champ avec les propriétés suivantes : de grandes déformations et des variations locales perturbant la topologie des structures, et ceci afin de mieux tester les hypothèses à la base de notre approche. Le champ aléatoire est généré à partir d'un sous-ensemble de 2000 voxels tirés aléatoirement dans le volume. En chacun de ces



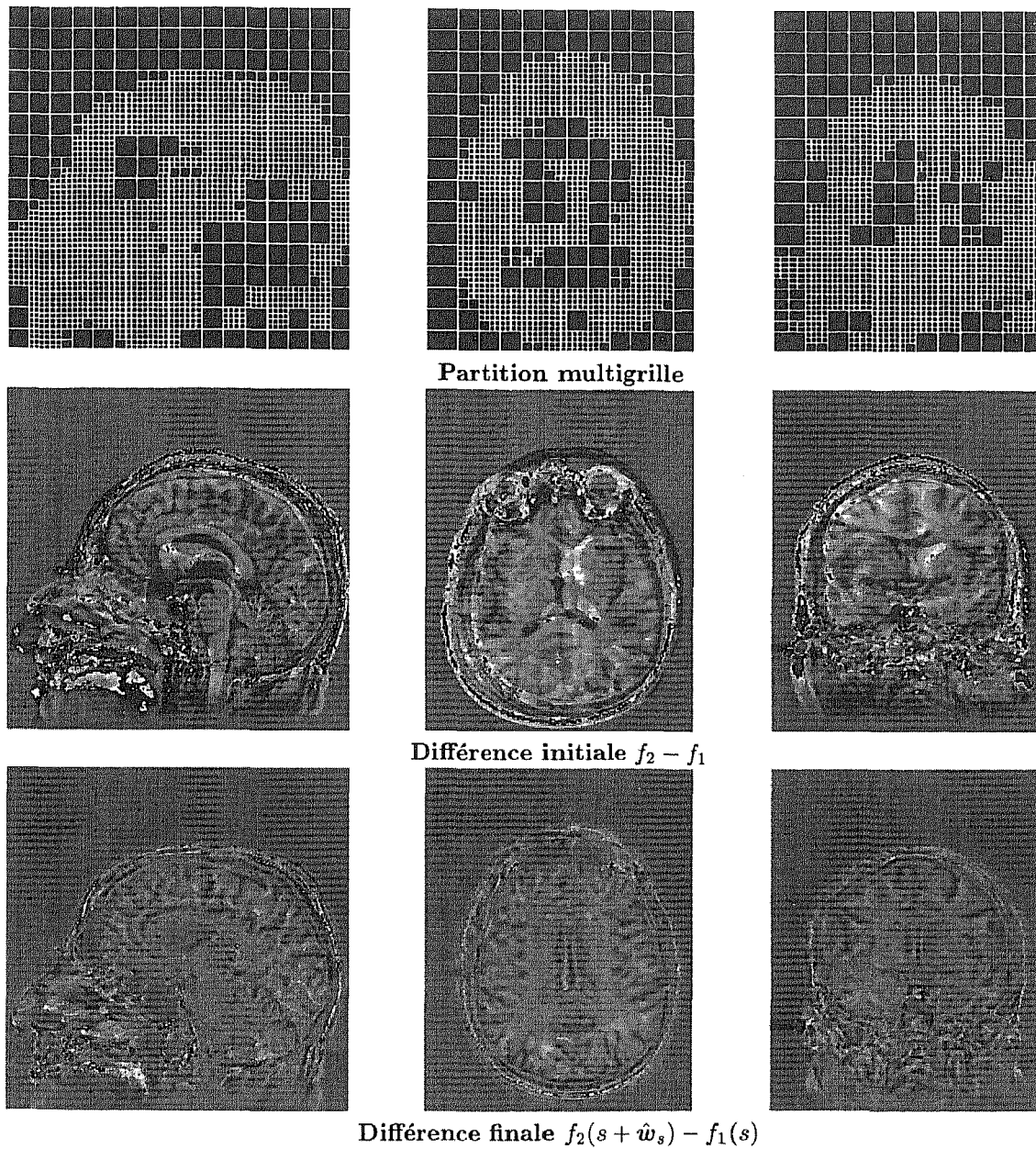


Figure 5. – Les résultats complémentaires concernant la procédure de recalage présentée fig.4. La partition présentée correspond à la partition cubique au niveau de grille 2 de la minimisation multigrille à la résolution la plus fine (les plus petits cubes sont de dimension  $2 \times 2 \times 2$  en raison de l'utilisation d'un modèle à 12-paramètres). Les volumes de différence doivent être interprétés avec précaution, puisque nous obtenons la superposition de deux erreurs (voir la section 3)

points, chacune des trois composantes de la déformation est la réalisation d'une variable aléatoire gaussienne centrée en zéro et d'écart type 120 mm (on peut ainsi obtenir des déformations très importantes). Un lissage local est ensuite effectuée, ce qui permet de propager cette déformation aléatoire sur un voisinage restreint avec une décroissance en  $1/r$ . Dans ce voisinage, la

déformation est régulière mais on maintient des discontinuités aux frontières de ce voisinage. Les résultats de ces tests, pour des recalages affines globaux et non-linéaires avec estimateur robuste, sont montrés sur la figure 8.

Le tableau de la figure 7 donne une information quantitative sur la qualité du recalage en fonction de différentes conditions expé-

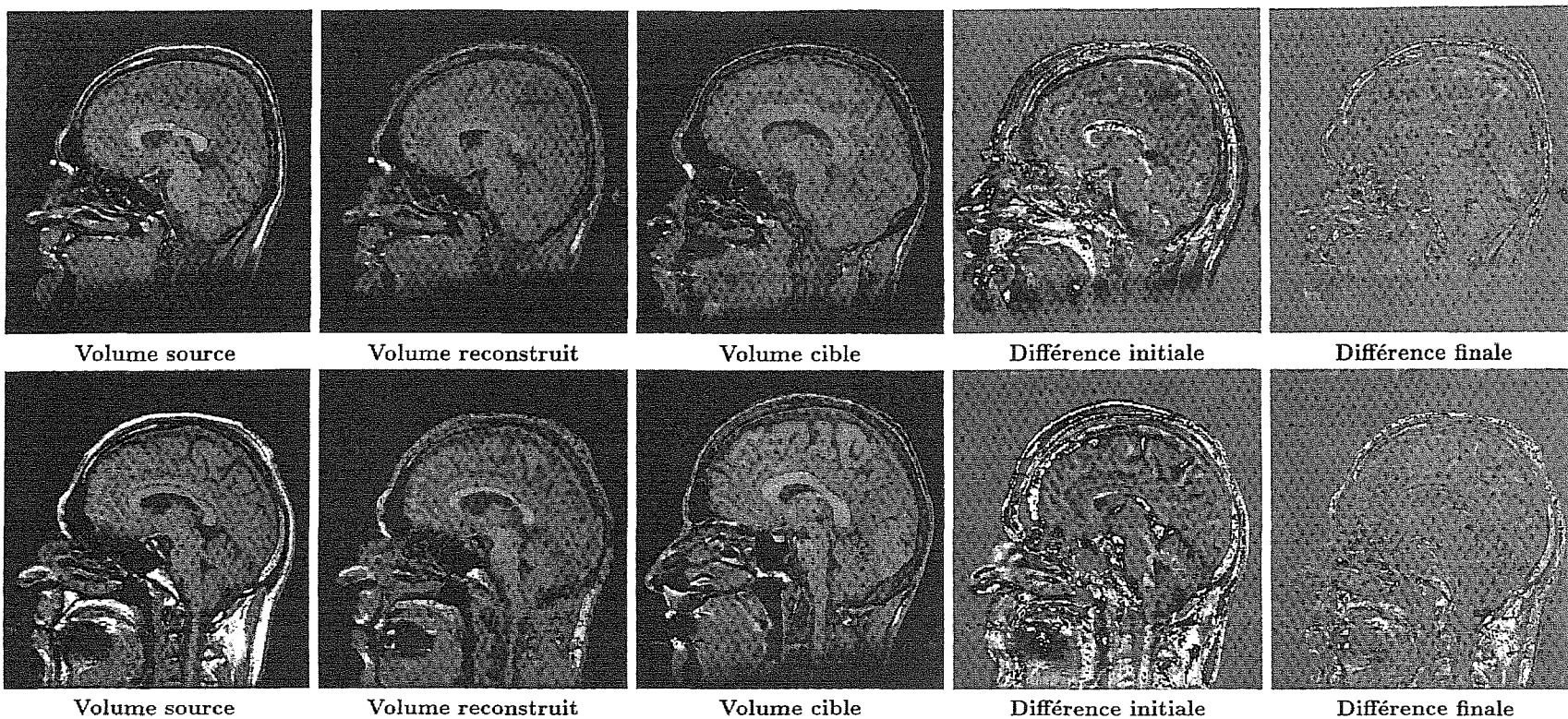


Figure 6. – Autre planche de résultats 3D sur les données réelles. Les acquisitions sont des volumes IRM T1 de deux sujets différents. La dimension des volumes est de  $256 \times 256 \times 200$ . Afin d'évaluer la qualité du recalage, les volumes initiaux et reconstruits sont comparés, en particulier au niveau du cortex puisque nous utilisons un masque de segmentation du cortex. Les volumes de différence doivent être interprétés avec précaution, puisque nous obtenons la superposition de deux erreurs (voir la section 3)

	Perturbation		Sans			Moyen			Fort		
	Bruit	Inhomogénéité	0%	0%	0%	3%	20%	40%	9%	40%	
Recalage			Volume Total	Matière Grise	Matière Blanche	Volume Total	Matière Grise	Matière Blanche	Volume Total	Matière Grise	Matière Blanche
Affine Global	Temps de calcul		0:10			0:10			0:10		
	EQM		964,63	2679,49	1751,41	1104,22	3305,50	2171,13	2005,14	6933,05	5031,49
	Sensibilité			93,78%	91,19%		93,26%	89,01%		83,21%	77,33%
	Spécificité			93,16%	93,72%		91,69%	92,48%		83,19%	86,47%
	Performance Totale			93,27%	93,41%		91,97%	92,06%		83,19%	85,42%
Estimateur Quadratique Multigrille	Temps de calcul		0:55			1:13			1:32		
	EQM		147,94	1382,31	885,34	140,53	1533,44	968,87		3258,25	1490,28
	Sensibilité			97,82%	97,35%		97,06%	96,39%		95,49%	93,10%
	Spécificité			94,27%	94,35%		94,72%	94,69%		90,40%	93,19%
	Performance Totale			94,91%	94,71%		95,14%	94,89%		91,30%	93,18%
Estimateur Robuste Multigrille	Temps de calcul		1:07			1:25			1:52		
	EQM		146,82	1383,46	886,53	138,08	1534,48	970,42		3186,49	1463,87
	Sensibilité			97,83%	97,35%		97,09%	96,36%		95,49%	93,05%
	Spécificité			94,28%	94,35%		94,73%	94,70%		90,73%	93,35%
	Performance Totale			94,91%	94,71%		95,15%	94,90%		91,50%	93,30%

Figure 7. – Tableau comparatif des performances de l’algorithme de recalage en fonction des perturbations apportés au fantôme (bruit, inhomogénéité) et des options de recalage choisies (global, multigrille quadratique, multigrille robuste). Les mesures de spécificité, sensibilité et de performance totale indiquent de manière objective le taux de recouvrement des classes matière grise et matière blanche.

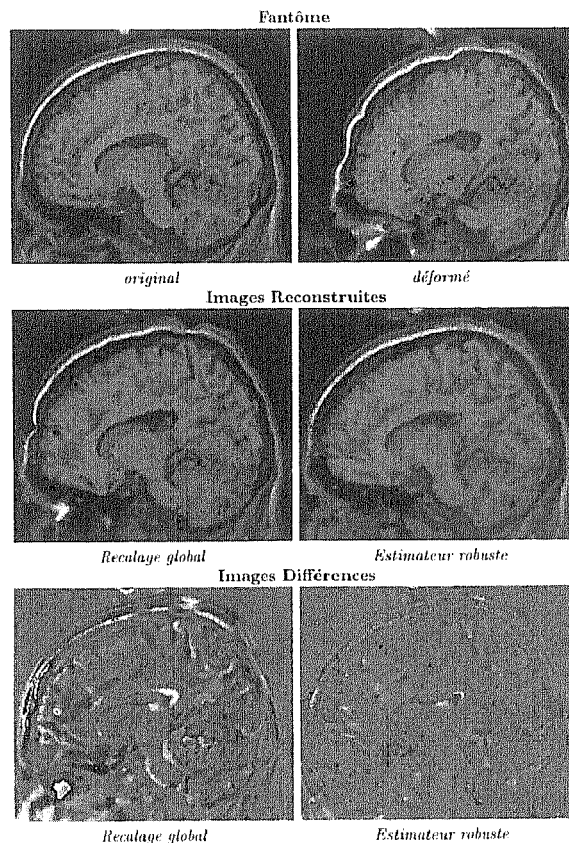


Figure 8. – Résultats de la procédure de recalage sur données simulées. Le fantôme IRM 3D a subi une déformation synthétique garantissant à la fois une amplitude des déformations importante, des discontinuités locales mais également un champ lissé par une procédure de relaxation. Nous présentons l’image déformée, l’image reconstruite par l’algorithme de recalage et les images de différence.

riméntales. Ainsi, disposant des masques binaires de segmentation de la matière grise et de la matière blanche, il devient possible d'évaluer quantitativement la superposition de ces deux classes en fonction des paramètres de recalage (affine global, notre méthode avec estimateur quadratique seul et notre méthode avec estimateur robuste). Cette superposition est mesurée par la sensibilité, la spécificité et la performance totale [51] définis de la manière suivante. Nous comparons deux volumes : d'une part la classification initiale (matière grise ou blanche, volume  $A$ ) et d'autre part la classification initiale déformée par le champ synthétique puis recalée sur la base du champ de déformation estimé (volume  $B$ ). Cela revient à comparer la classification (vérité terrain) du volume 1 recalée avec la classification du volume 2. Il est alors possible de compter les vrais positifs (VP), les vrais négatifs (VN), les faux positifs (FP) et les faux négatifs (FN). Pour une classe fixée, les vrais positifs sont les voxels appartenant simultanément aux classifications des volumes  $A$  et  $B$ , les vrais négatifs sont les voxels n'appartenant à aucune des deux classifications, les faux positifs sont les voxels appartenant à la classification du volume  $B$  mais pas à celle du volume  $A$ , les faux négatifs sont les voxels n'appartenant pas à la classification du volume  $B$  mais à celle du volume  $A$ . On définit alors les trois critères de recouvrement : sensibilité =  $VP/(FP + FN)$ , spécificité =  $VN/(FP + VN)$ , performance totale =  $(VP + VN) / (VP + FP + VN + FN)$ . Compte tenu de l'utilisation de classes binaires, les mesures que nous obtenons sont de bonne qualité.

L'écart quadratique moyen (EQM) entre les volumes est également donné. À partir de ces résultats préliminaires, nous pouvons déjà constater l'apport objectif du recalage non-linéaire. Sur la base de ces informations, l'apport de l'estimateur robuste semble se faire surtout sentir en cas de perturbation des données originales par un niveau élevé de bruit et d'inhomogénéité

## 4. conclusion et perspectives

Nous avons présenté dans cet article une nouvelle méthode de recalage basée sur une estimation 3D robuste du flot optique. Ses apports sont démontrés sur des données réelles et ses performances sont quantitativement évaluées sur des données simulées. Nous utilisons un cadre de minimisation non quadratique efficace, à la fois multirésolution et multigrille. La minimisation multigrille s'appuie par ailleurs sur une segmentation anatomique du cortex et le partitionnement du volume est adaptatif afin de raffiner l'estimation dans les zones importantes. Ce schéma d'optimisation efficace n'est pas limité à la seule estimation du flot optique, mais peut également être adapté à d'autres mesures de similarité, offrant ainsi de nouvelles perspectives applicatives en matière de procédures de recalage. La partition adaptative du volume réduit le

temps de calcul sans dégrader l'estimation des déformations dans les régions d'intérêt. Nous pouvons dégager plusieurs perspectives à ce travail :

– Notre méthode dépendant des hypothèses du flot optique, une étude plus approfondie permettra de mettre en évidence la nécessité ou non de corriger les histogrammes des images originales [39, 45]. Cependant, si la différence entre les deux histogrammes est de nature affine, l'extension linéaire de la contrainte de flot optique devient :  $\nabla f(s, t) \cdot w_s + f_t(s, t) = a$ , où  $a$  est un paramètre à estimer. Cette façon de prendre en compte ce problème est certainement plus appropriée qu'une quelconque modification d'histogramme.

– Cette méthode de minimisation peut être étendue pour la prise en compte de problèmes de recalage multimodalités. À cette fin, la mesure de similarité doit pouvoir être remplacée, en utilisant par exemple l'information mutuelle ou encore la rapport de corrélation [53, 38, 33, 43]. Un objectif est de pouvoir par exemple corriger des déformations non-linéaires d'acquisition échoplanar en IRMf, afin de faciliter la localisation et l'étude de l'activité fonctionnelle.

– Il apparaît aujourd'hui évident que les méthodes basées voxel ne suffisent pas à compenser la variabilité du cortex (des sillons et des gyri) [13, 14]. Une extension de notre méthode va donc consister à contraindre localement le recalage à l'aide d'une information anatomique appropriée. Cette contrainte peut être obtenue par la déformation des sillons corticaux. Ces sillons corticaux peuvent être modélisés et extraits à partir des volumes IRM avec la méthode décrite dans [30]. En outre, l'expression locale de cette déformation est parfaitement adaptée à la formulation bayésienne [21], qui permet aux deux approches - locales et globales - d'être exprimées dans un même formalisme.

## BIBLIOGRAPHIE

- [1] Bajcsy (R.) et Kovacic (S.). – Multiresolution elastic matching. *Computer Vision, Graphics, Image Processing*, vol. 46, 1989, pp. 1–21.
- [2] Barillot (C.). – *Fusion de données et imagerie 3D en médecine*. – Université de Rennes 1, IRISA, Habilitation à diriger des recherches, septembre 1999.
- [3] Black (M.) et Anandan (P.). – The robust estimation of multiple motions: parametric and piecewise-smooth flow fields. *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 63, n° 1, 1996, pp. 75–104.
- [4] Black (M.) et Rangarajan (A.). – On the unification of line processes, outlier rejection, and robust statistics with application in early vision. *Int. J. Computer Vision*, vol. 19, n° 1, 1996, pp. 57–91.
- [5] Bookstein (F.). – Principal warps: Thin plate splines and the decomposition of deformations. *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 11, n° 6, 1989, pp. 567–585.
- [6] Bro-Nielsen (M.) et Gramkow (C.). – Fast fluid registration of medical images. *In*, : *Proc. Visualization in Biomedical Computing*, ed. par Hohne (KH.) et Kikinis (R.). pp. 267–276. – Springer.
- [7] Christensen (G.). – Consistent linear-elastic transformations for image matching. *In*, : *Proc. Information Processing in Medical Imaging*, ed. par Kuba (A.), Samal (M.) et Todd-Pokropek (A.). pp. 224–237. – Visegrad, Hungary, juin 1999.

- [8] Christensen (G.), Rabbit (R.) et Miller (M.I.). – Deformable templates using large deformation kinematics. *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 5, n° 10, 1996, pp. 1435–1447.
- [9] Cohen (I.) et Herlin (I.). – Optical flow and phase portrait methods for environmental satellite image sequences. In : *Proc. Europ. Conf. Computer Vision*, pp. II:141–150. – Cambridge, UK, avril 1996.
- [10] Cohen (L.) et Cohen (I.). – Finite element method for active contour models and balloons for 2D and 3D images. *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 15, n° 11, 1993, pp. 1131–1147.
- [11] Collins (D.L.), Zijdenbos (A.P.), Kollokian (V.), Sled (J.G.), Kabani (N.J.), Holmes (C.J.) et Evans (A.C.). – Design and construction of a realistic digital brain phantom. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 17, n° 3, June 1998, pp. 463–468.
- [12] Collins (L.). – *3D Model-based segmentation of individual brain structures from magnetic resonance imaging data*. – Thèse de doctorat, McGill University, Montreal, 1994.
- [13] Collins (L.), Le Goualher (G.) et Evans (A.). – Non linear cerebral registration with sulcal constraints. In : *Proc. of Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*, ed. par Colchester (A.) et Delp (S.), pp. 974–985. – Springer.
- [14] Collins (L.), Le Goualher (G.), Venugopal (R.), Caramanos (A.), Evans (A.) et Barillot (C.). – Cortical constraints for non-linear cortical registration. In : *Proc. Visualization in Biomedical Computing*, ed. par Hohne (K.H.) et Kikinis (R.), pp. 307–316. – Springer.
- [15] Duchon (J.). – Interpolation des fonctions de deux variables suivant le principe de la flexion des plaques minces. *RAIRO Analyse numérique*, vol. 10, 1976, pp. 5–12.
- [16] Enkelmann (W.). – Investigations of multigrid algorithms for the estimation of optical flow fields in image sequences. *Computer Vision, Graphics, Image Processing*, vol. 43, n° 2, 1988, pp. 150–177.
- [17] Evans (A.C.), Dai (W.), Collins (D.L.), Neelin (P.) et Marrett (T.). – Warping of computerized 3D atlas to match brain image volumes for quantitative neuroanatomical and functional analysis. In : *Proc. of the International Society of Optical Engineering: Medical Imaging V*, SPIE.
- [18] Feldmar (J.) et Ayache (N.). – Locally affine registration of free-form surfaces. In : *Proc. Conf. Computer Vision Pattern Recognition*, pp. 496–500. – Seattle, juin 1994.
- [19] Florack (L.), Niessen (W.) et Nielsen (M.). – The intrinsic structure of optical flow incorporating measurement duality. *Int. J. Computer Vision*, vol. 27, n° 3, 1998, pp. 263–286.
- [20] Gee (J.), Barillot (C.), Le Briquer (L.), Haynor (D.) et Bacjys (R.). – Matching structural images of the human brain using statistical and geometrical image features. In : *Proc. Visualization in Biomedical Computing*, ed. par Robb (R.A.), pp. 191–204. – Rochester, 1994.
- [21] Gee (J.), Le Briquer (L.), Barillot (C.) et Haynor (D.). – Probabilistic matching of brain images. In : *Proc. Information Processing in Medical Imaging*, ed. par *et al.* (Bizais). – Brest, juin 1995.
- [22] Geman (D.) et Reynolds (G.). – Constrained restoration and the recovery of discontinuities. *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 14, n° 3, 1992, pp. 367–383.
- [23] Gibaud (B.), Garlatti (S.), Barillot (C.) et Faure (E.). – Computerised brain atlases vs. decision support systems : A methodological approach. *Artificial Intelligence in Medicine*, vol. 14, n° 1, 1998, pp. 83–100.
- [24] Hackbusch (W.). – *Multigrid methods and applications*. – Springer Verlag, 1985.
- [25] Hellier (P.) et Barillot (C.). – Multimodal non-rigid warping for correction of distortions in functional MRI. In : *Proc. of Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, MICCAI'00*. – Pittsburgh, Pennsylvania, octobre 2000.
- [26] Horn (B.) et Schunck (B.). – Determining optical flow. *Artificial Intelligence*, vol. 17, août 1981, pp. 185–203.
- [27] Huber (P.). – *Robust statistics*. – Wiley, 1981.
- [28] Konrad (J.) et Dubois (E.). – Bayesian estimation of motion vector fields. *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 14, n° 9, 1992, pp. 910–927.
- [29] Lachmann (F.). – *Méthodes d'analyse d'images médicales pour la reconnaissance de structures cérébrales*. – Thèse de doctorat, Université F.Rabelais, Tours, 1993.
- [30] Le Goualher (G.), Barillot (C.) et Bizais (Y.). – Modeling cortical sulci with active ribbons. *Int. J. Pattern Rec. Artif. Intell.*, vol. 8, n° 11, 1997, pp. 1295–1315.
- [31] Le Pourhiet (A.). – *Résolution numérique des équations aux dérivées partielles, une première approche*. – Cepadues, 1988.
- [32] Lebeuvre (M.). – *Estimation de mouvement et recalage de signaux et d'images: formalisation et analyse*. – Thèse de doctorat, Université Paris IX, 1998.
- [33] Maes (F.), Collignon (A.), Vandermeulen (D.), Marchal (G.) et Suetens (P.). – Multimodality image registration by maximisation of mutual information. *IEEE Trans. Medical Imaging*, vol. 16, n° 2, avril 1997, pp. 187–198.
- [34] Maintz (J.) et Viergever (M.A.). – A survey of medical image registration. *Medical Image Analysis*, vol. 2, n° 1, 1998, pp. 1–36.
- [35] Mangin (J.F.). – *Mise en correspondance d'images médicales 3D multimodalités multi-individus pour la corrélation anatomo-fonctionnelle cérébrale*. – Thèse de doctorat, Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications, mars 1995.
- [36] Mémin (E.) et Pérez (P.). – A multigrid approach for hierarchical motion estimation. In : *Proc. Int. Conf. Computer Vision*, pp. 933–938. – Bombay, India, janvier 1998.
- [37] Musse (O.), Heitz (F.) et Armspach (J.P.). – recalage non rigide et dense d'images volumiques par une approche multiéchelle continue. In : *Actes du 17ème colloque GRETSI*, pp. 937–939.
- [38] Nikou (C.). – *Contribution au recalage d'images multimodales : approches par fonctions de similarité robustes et modèles déformable sous contraintes statistiques*. – <http://picabia.ustrasbg.fr/lisit/perso/nikou.htm>, Thèse de doctorat, Université Louis Pasteur-Strasbourg 1, mai 1999.
- [39] Nyul (L.) et Udupa (J.). – An approach to standardize the MR image intensity scale. In : *Proc of Medical Imaging 99*. Spie's International Sym-posium, p. 76. – San Diego, février 1999.
- [40] Ono (M.), Kubik (S.) et Abernathy (C.). – *Atlas of the cerebral sulci*. – Verlag, 1990.
- [41] Pennec (X.), Cachier (P.) et Ayache (N.). – Understanding the demon's algorithm : 3D non rigid registration by gradient descent. In : *Proc. of Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*, ed. par Taylor (C.) et Colchester (A.), pp. 597–605. – Cambridge, UK, septembre 1999.
- [42] Planat (A.), Magnin (I.E.), Ratib (O.) et Revel (D.). – Estimation de mouvement par approche multi-échelle souple avec prise en compte de discontinuités. In : *Proc. Congrès AFCET Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle (RFIA'98)*, pp. 81–90. – Clermont Ferrand, 1998.
- [43] Roche (A.), Malandain (G.), Pennec (X.) et Ayache (N.). – The correlation ratio as a new similarity measure for multimodal image registration. In : *Proc. of Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*, pp. 115–124. – Boston, USA, octobre 1998.
- [44] Schnörr (C.). – A study of convex variational diffusion approach for image segmentation and feature extraction. *J. Mathematical Imaging and Vision*, vol. 8, n° 3, 1998, pp. 271–292.
- [45] Sled (J.), Zijdenbos (A.) et Evans (A.). – A nonparametric method for automatic correction of intensity nonuniformity in MRI data. *IEEE Trans. Medical Imaging*, vol. 17, n° 1, 1998, pp. 87–97.
- [46] Subsol (G.). – *Construction automatique d'atlas anatomiques morphométriques à partir d'images médicales tridimensionnelles*. – Thèse de doctorat, Ecole Centrale Paris, décembre 1995.
- [47] Szeliski (R.) et Lavallée (S.). – Matching 3D anatomical surfaces with non-rigid deformations using octree-splines. In : *SPIE geometric methods in computer vision*, pp. 306–315.

- [48] Talairach (J.) et Tournoux (P.). – *Co-planar stereotaxic atlas of the human brain*. – Stuttgart, Georg Thieme Verlag, 1988.
- [49] Terzopoulos (D.). – Image analysis using multigrid relaxation methods. *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 8, n° 2, 1986, pp. 129–139.
- [50] Thirion (JP.). – *Image matching as a diffusion process: an analogy with Maxwell's demons*. *Medical Image Analysis*, vol. 2, n° 3, 1998, pp. 243–260.
- [51] Van Bemmél (JH.) et Musen (MA.). – *Handbook of medical informatics*. – URL : <http://www.mieur.nl/mihandbook>. Springer, 1997.
- [52] Van den Elsen (PA.), Pol (ED.) et Viergever (MA.). – Medical image matching: a review with classification. *IEEE Engineering in Medicine and Biology*, vol. 12, 1993, pp. 26–38.
- [53] Wells (W.), Viola (P.), Atsumi (H.), Nakajima (S.) et Kikinis (R.). – Multimodal volume registration by maximisation of mutual information. *Medical Image Analysis*, vol. 1, n° 1, 1996, pp. 35–51. – Oxford University Press.

Manuscrit reçu le 23 novembre 1999.

## LES AUTEURS

Pierre HELLIER

Né en 1973, Pierre Hellier est diplômé de SupAéro (ENSAE Toulouse) et titulaire d'un DEA de mathématiques appliquées de l'Université de Toulouse. Il prépare depuis 1997 un doctorat en traitement du signal et télécommunications à l'IRISA, au sein de l'équipe Vista (vision spatio temporelle et active), en imagerie médicale. Ses domaines d'intérêt sont le recalage d'images cérébrales, monomodalité et multimodalité, ainsi que la segmentation de structures cérébrales.

Christian BARILLOT

Christian Barillot est né en 1959, il est titulaire d'une thèse en Traitement du Signal de l'Université de Rennes I depuis 1984 et titulaire d'une HDR en Informatique. Il a été recruté comme chargé de Recherche CNRS en 1986. En 1987 et 1988, puis en 1991, il a été chercheur associé au Biodynamic Research Unit de la Mayo Clinic, Rochester, MN, où il a développé le module de visualisation 3D du logiciel ANALYZE. Entre 1988 et 1996, il a travaillé au Laboratoire SIM Unité INSERM U335, avant de rejoindre l'IRISA en 1996, où il collabore depuis au projet VISTA. Son activité de recherche concerne les aspects de visualisation 3D, de segmentation d'images et de fusion de données en imagerie médicale. Son travail l'a amené à collaborer et à gérer un certain nombre de projets nationaux et internationaux, il a enfin été co-organisateur en 1995 de la conférence internationale IPMI (Information Processing in Medical Imaging).

Etienne MÉMIN

Etienne Mémin est Maître de Conférences en Informatique à l'université de Rennes I. Docteur de l'université de Rennes I, il est membre du projet VISTA (vision spatio temporelle et active). Ses domaines de recherche concernent principalement l'analyse du mouvement, avec un intérêt particulier pour l'extraction de champs denses de déformations. Ce champ d'activité regroupe l'étude de méthodes de minimisation efficaces pour ce type de problèmes, l'introduction dans ces estimateurs de contraintes physiques ou géométriques relatives à l'origine de la déformation recherchée ainsi que la conception de matériels dédiés à ces méthodes. Etienne Mémin enseigne la vision et les modèles statistiques en analyse d'images dans les DEA Informatique, et Signal Telecom Images Radar (STIR) de l'université de Rennes I. Il intervient également en 3ième année de l'école d'ingénieur de l'IFSIC (DIIC) dans l'option Images Numériques.

Patrick PEREZ

Ingénieur de l'Ecole Centrale Paris (Option Mathématiques Appliquées, 1990), et docteur de l'Université de Rennes I (Traitement du Signal et Télécom., 1993), Patrick Pérez a rejoint l'Inria comme Chargé de Recherche en 1994, après un séjour postdoctoral d'un an à Brown University (department of Applied Mathematics). Ses recherches, menées au sein du projet Vista de l'IRISA/Inria-Rennes, portent sur l'inférence statistique et les problèmes inverses en analyse d'images. Les domaines d'applications privilégiés sont l'analyse du mouvement apparent dans les séquences d'images d'une part, et la fusion multirésolution d'autre part (en télédétection et en imagerie sonar).