

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

Pierre HELLIER, Christian BARILLOT, Etienne MÉMIN, Patrick PÉREZ

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

{phellier, cbarillo, memin, perez}@irisa.fr

Résumé – Nous proposons dans cet article une méthode 3D d'estimation du flot optique conduisant à un recalage mono-modalité de volumes cérébraux. La formulation énergétique du problème est enrichie par l'utilisation d'estimateurs robustes. Enfin le schéma d'optimisation proposé est multirésolution et multigrille, afin d'accélérer la recherche et d'améliorer la qualité de l'estimation. Des résultats sur des données réelles sont présentés et discutés.

Abstract – In this paper we propose a 3D method to estimate the optical flow, leading to a mono-modality registration of cerebral volumes. The problem is expressed as the minimization of a cost function, in which robust estimators are used. Furthermore we describe a general hierarchical optimization framework which is both multiresolution and multigrid with an adaptative partition of the volume. Results on real data are presented and discussed.

1 Introduction

Contexte Le recalage en imagerie cérébrale est une étape importante du traitement et de l'utilisation des données. Avec le développement récent de différentes techniques d'imagerie cérébrale, les médecins sont confrontés à un nombre important de données. Ces images apportent des informations complémentaires qui peuvent toutes participer à une meilleure prise en charge du patient et qui doivent être fusionnées. On distingue plusieurs applications du recalage d'images cérébrales :

- Le recalage intra-patient mono-modalité est utilisé par exemple en chirurgie per-opératoire (acquisition dynamique), post-opératoire (validation d'actes chirurgicaux) ou encore pour le suivi de pathologies.
- La nécessité du recalage intra-patient multi-modalité est apparue avec le développement de nombreux examens, soit anatomiques (IRM -Imagerie par Résonance Magnétique, scanner X, angiographie), soit fonctionnels (TEP, TESP, EEG, MEG, IRMf). La fusion entre ces données **complémentaires** est nécessaire afin de n'exclure aucune information du processus thérapeutique.
- Enfin le recalage inter-patient mono ou multi-modalité ouvre la voie aux projets d'atlas informatiques du cortex. Les atlas papiers (Ono [13], Talairach [15]) paraissent pour plusieurs raisons insuffisants (lisibilité, évolutivité, interprétation). La difficulté majeure de la construction de cet atlas est l'importante variabilité inter-individuelle. Une étape essentielle de l'établissement d'une cartographie anatomofonctionnelle corticale est le développement d'une méthode de recalage non linéaire inter-patient. Ce recalage permet alors de mettre en correspondance des structures corticales (segmentation automatique)

et de reporter, d'une structure à l'autre, des étiquettes.

État de l'art Le recalage d'images médicales est un sujet sur lequel il existe une bibliographie importante. Nous avons essayé de dégager les méthodes "phares". Pour une étude plus complète, on pourra se reporter à l'article de synthèse [11].

La première méthode apparue est le cadre stéréotaxique de Talairach [15]. L'objectif est de mettre les données dans un même référentiel où tous les cerveaux ont la même taille et la même orientation. La déformation utilisée est affine par morceaux (le volume est partitionné en 12 cubes).

Certaines méthodes de recalage utilisent des attributs géométriques extraits des données afin de les recalcr. Il peut s'agir de points [2], de courbes [14] ou de surfaces. L'extraction de ces amers est évidemment un problème crucial (est-elle reproductible de manière fiable, quel nombre de référents anatomiques peut-on espérer extraire?), mais le choix de l'algorithme de mise en correspondance est tout aussi important. Dans ce cadre on peut citer l'algorithme TPS [2], les transformations splines ou l'algorithme ICP [14].

Une autre classe de méthodes s'inspire des modèles mécaniques, soit élastiques (équations de Navier) [6], soit fluides (équations de Navier-Stokes) [3]. Les modèles fluides présentent l'avantage théorique de pouvoir obtenir n'importe quel déplacement, mais au prix d'une complexité algorithmique bien supérieure.

Enfin d'autres méthodes ne s'appuient que sur des caractéristiques images : Thirion [16] propose la méthode "démons" où chaque point exerce une force répulsive sur le modèle de manière à l'amener sur la cible. Cette force dépend de la polarité du point, du gradient local et de la différence inter-image. Sous l'hypothèse de petits dépla-

cements, cette méthode peut être comparée à l’approche flot optique. Collins [4] a développé une méthode où la déformation estimée est localement affine et maximise la corrélation.

Méthode proposée Nous proposons dans cet article une méthode 3D d’estimation du flot optique, dérivée des travaux de Mémin et Pérez [12], conduisant à un recalage mono-modalité. La formulation énergétique du problème est enrichie par l’utilisation d’estimateurs robustes, afin d’une part d’être moins sensible aux bruits et artefacts d’acquisition de l’IRM, et d’autre part de préserver les discontinuités du champ dense des déformations. Enfin le schéma d’optimisation proposé est multirésolution et multigrille, afin d’accélérer la recherche et d’améliorer la qualité de l’estimation.

Les différentes applications envisagées sont :

- Recalage anatomique de sujets différents. Les applications sont nombreuses : segmentation automatique du cerveau avec identification des structures corticales, report d’informations symboliques.
- Recalage de données provenant d’un même sujet, par exemple en IRM fonctionnelle (IRMf). Il s’agit de recaler des acquisitions afin de corriger les effets de bougé d’un patient et de faciliter par conséquent l’utilisation et l’interprétation de ces images. Dans ce cas, seul un champ affine sera recherché.
- Correction de déformations en échoplanar pour la fusion d’informations IRM-IRMf.

2 Estimation du flot optique

Formulation générale L’hypothèse de flot optique, introduite par Horn et Schunck [8], consiste à supposer que la luminance d’un point physique ne varie pas entre les deux images à recalcer. Cela se traduit par $f(s + \mathbf{w}_s, t_1) - f(s, t_2) = 0$ où s désigne un site du volume, t_1 et t_2 sont les “index” des deux images à recalcer (index temporel dans le cas d’acquisition dynamique -recalage intra-patient- et index dans une base de données dans le cas du recalage inter-patient), f la fonction de luminance, \mathbf{w} le champ de déplacement recherché. On utilise plutôt la forme linéarisée $\nabla f(s, t) \cdot \mathbf{w}_s + f_t(s, t) = 0$ où $\nabla f(s, t)$ désigne le gradient spatial et $f_t(s, t)$ la différence inter-image. Cette équation de contrainte du mouvement apparent (ECMA) ne permet d’estimer que la projection du déplacement sur le gradient local. De plus, elle est très sensible au bruit ce qui justifie l’introduction d’une régularisation contextuelle. En utilisant l’estimateur du MAP (maximum a posteriori) dans un cadre bayésien [7], on se ramène alors à la minimisation de la fonction d’énergie suivante :

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

où S est le support des données, \mathcal{C} désigne l’ensemble des paires de sites mutuellement voisins (cliques) du volume

(on pourra considérer le 6 voisinage par exemple) et α représente la pondération entre les deux termes énergétiques. Le premier terme de cette fonctionnelle représente l’attache aux données, tandis que le second terme introduit un lissage régularisant. Cependant la linéarisation de l’équation de conservation de la luminance n’est plus valide lors de forts déplacements, et de plus la fonctionnelle prend en compte tous les voxels du volume (y compris les zones où il existe des artefacts d’acquisitions, et où l’ECMA n’est plus valide), ainsi que toutes les cliques (y compris celles où il existe des discontinuités significatives du champ qu’il faut préserver). Ces différents problèmes motivent l’utilisation d’estimateurs robustes ainsi qu’un schéma de relaxation multirésolution (une formulation incrémentale associée permet de traiter les grands déplacements) et multigrille (afin d’obtenir une minimisation plus efficace qu’avec des techniques itératives classiques).

Estimateur robuste La formulation énergétique (1) fait intervenir tous les voxels et toutes les cliques du volumes de manière identique. Ceci rend évidemment la méthode peu robuste aux données aberrantes, dont on souhaiterait minimiser l’influence dans le terme énergétique. Nous allons donc introduire dans la formulation (1) des estimateurs robustes [9], plus particulièrement des M-estimateurs introduits dans [1]. Un M-estimateur robuste est une fonction réelle ρ continûment différentiable possédant les propriétés suivantes :

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

(a) assure que ρ est une fonction de coût. (b) implique que le graphe de ρ est l’enveloppe inférieure d’une famille de paraboles. On a alors :

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

où $M = \lim_{u \rightarrow 0^+} \phi'(u)$. On obtient de plus :

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

où $\frac{\rho'(u)}{2u}$ est décroissante d’après (b) et est bien à valeur dans $[0, M]$ d’après (c).

La robustesse de cet estimateur découle donc de la décroissance de la fonction ϕ' . Nous allons introduire deux estimateurs robustes, le premier sur le terme des données, le second sur le terme de lissage. Récrivons alors l’énergie de l’équation (1) en tenant compte de l’expression (2) de l’estimateur robuste :

$$U(\mathbf{w}, \delta, \beta; f) = \sum_{s \in S} \delta_s [\nabla f(s, t) \cdot \mathbf{w}_s + f_t(s, t)]^2 + \psi_1(\delta_s) + \alpha \sum_{\langle s, r \rangle \in \mathcal{C}} \beta_{sr} (\|\mathbf{w}_s - \mathbf{w}_r\|)^2 + \psi_2(\beta_{sr}) \quad (3)$$

où δ_s et β_{sr} sont les poids à estimer conjointement. Cette nouvelle énergie présente l’avantage d’être quadratique par

rapport à w . En présence d'une discontinuité forte, la contribution de la clique correspondante est atténuée par la diminution du poids β_{sr} associé ($\beta_{sr} = \phi'_2(\|w_s - w_r\|^2)$). De même, lorsque l'adéquation d'une donnée avec l'estimation n'est pas correcte (par exemple lorsque cette donnée est aberrante), sa contribution est limitée grâce à la diminution du poids δ_s correspondant ($\delta_s = \phi'_1([\nabla f \cdot w_s + f_t]^2)$).

La minimisation est désormais menée de manière itérative (estimation des variables auxiliaires δ_s et β_{sr} , estimation du champ w) par moindres carrés pondérés itérés.

Approche hiérarchique En cas de grandes déformations, nous utilisons pour la relaxation une approche multirésolution classique basée sur la construction d'une pyramide d'images $\{f^k\}$. Ceci permet de valider l'hypothèse de linéarisation aux basses résolutions, car la déformation est alors plus faible. À chaque niveau de résolution k , on dispose d'un champ w^k obtenu par projection du champ final estimé à la résolution $k-1$. Le problème est alors ramené à l'estimation d'un champ incrément dw^k qui raffine l'estimation précédente (voir figure 1).

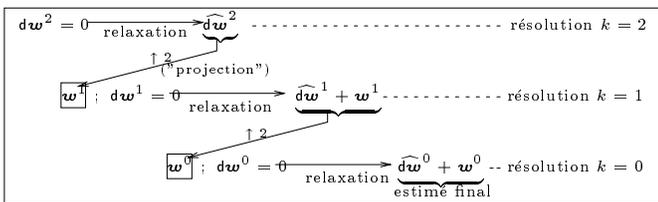


FIG. 1: *Estimation incrémentale du flot optique*

Nous utilisons de plus une minimisation multigrille à chaque niveau de résolution (voir figure 2). L'objectif est de réactualiser non pas chaque site, mais un ensemble de sites afin de se doter provisoirement d'une structure de voisinage plus large pour laquelle la fonctionnelle est plus lisse, et possède donc moins de minima locaux. En effet la minimisation de (3) est plus difficile que la minimisation de (1) car le paysage énergétique est fortement non convexe. D'autre part, cette stratégie de recherche, initialisée à partir d'une estimée "grossière" du champ souvent proche de la solution recherchée, améliore la qualité de l'estimation et permet d'utiliser une relaxation déterministe, plus rapide qu'une relaxation stochastique.

Le volume est initialement partitionné en cubes de taille 2^{3l} au niveau de grille l . Chaque changement de grille s'accompagne d'un changement de la partition du volume obtenu en découpant, soit de manière régulière, soit de manière adaptative, chaque cube. Le critère de découpage d'un cube peut découler soit de la mesure de l'adéquation du modèle estimé avec les données, soit d'une connaissance anatomique *a priori*. L'énergie est alors réexprimée sur cette partition spatiale et la relaxation est menée à l'aide d'un algorithme ICM. Pour chaque cube de la partition, nous estimons un modèle paramétrique affine de mouvement qui tient compte de la déformation des cubes voisins, évitant ainsi un effet de "bloc" qui serait néfaste.

3 Résultats

Des résultats, sous forme de coupes, de cette méthode 3D sont présentés figure 3. Les volumes à recalcr sont deux acquisitions IRM -de type T1- de deux sujets différents. Des coupes des volumes source et cible sont présentées, ainsi qu'une coupe du volume reconstruit (par interpolation trilineaire) à partir du volume cible et du champ dense 3D estimé. Ce volume reconstruit est donc à comparer avec le volume source. On présente également une coupe de la partition spatiale adaptative ayant servi de support à l'estimation multigrille. Enfin deux coupes des volumes de différence (avant et après recalage) sont affichées. Notons que ces volumes de différence doivent être interprétés avec précaution, car la différence finale traduit bien évidemment l'erreur de recalage, mais aussi une différence liée à l'acquisition (Il n'y a pas identité des deux histogrammes initiaux).

On constate que si certaines structures anatomiques sont plutôt bien recalées (ventricule, bulbe), il subsiste des erreurs de recalage, en particulier sur le scalp et au niveau des sillons corticaux. La principale difficulté rencontrée est l'importante variabilité inter-individuelle de l'anatomie sulco-gyrale. Ce problème, qui ne peut sans doute pas être résolu par des techniques uniquement basées "images", constitue un axe de recherche intéressant.

4 Conclusion

Nous avons présenté dans cet article une méthode de recalage mono-modalité basée sur l'estimation robuste 3D du flot optique utilisant un schéma de résolution multirésolution et multigrille. Les premiers résultats de cette méthode sont prometteurs, cependant l'insuffisance des méthodes uniquement basées sur des caractéristiques images semble maintenant évidente [5]. C'est pourquoi nous pensons contraindre localement le recalage. Cette approche locale de recalage sera obtenue par déformation des sillons corticaux. Il est également possible d'introduire d'autres contraintes locales (classification des tissus, courbure ...). Nous nous appuyons sur les travaux de Le Goualher [10] sur la modélisation et l'extraction de sillons corticaux à partir d'images IRM. Cette déformation locale peut servir à compléter l'approche globale par une information anatomiquement pertinente. À ce titre, les sillons corticaux semblent des amers particulièrement bien adaptés. Le caractère local de cette déformation se prête bien à la formulation bayésienne et markovienne du problème de recalage global [6], ce qui permet de regrouper dans un cadre unifié ces deux déformations.

Références

- [1] M. Black and A. Rangarajan. On the unification of line processes, outlier rejection, and robust statistics with application in early vision. *Int. J. Computer Vision*, 19(1):57-91, 1996.
- [2] F. Bookstein. Principal warps: Thin plate splines and the decomposition of deformations. *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, 11(6):567-585, 1989.

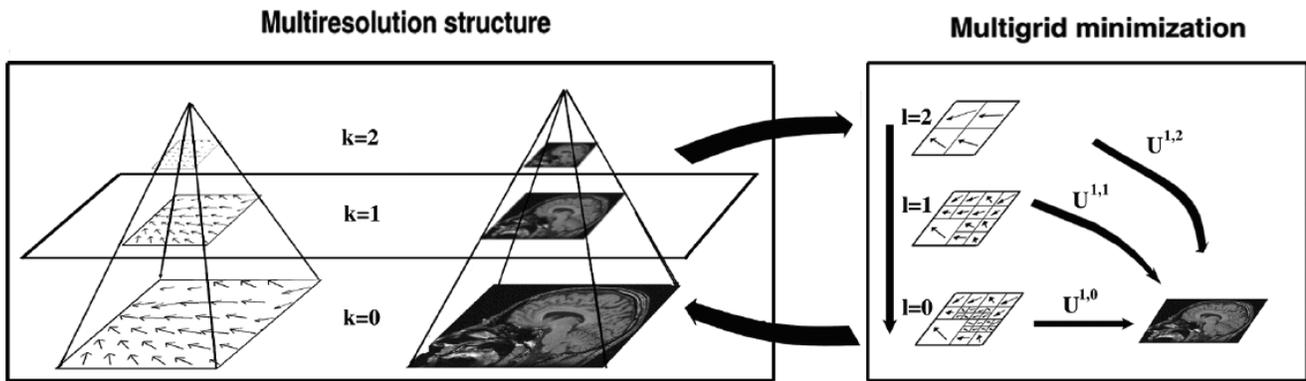


FIG. 2: Exemple de relaxation multigrille. Pour chaque niveau de résolution (à gauche), une stratégie multigrille est mise en oeuvre (à droite). Pour des raisons de clarté, la figure est en 2D mais la méthode est 3D.

- [3] G. Christensen, R. Rabbit, and M.I. Miller. Deformable templates using large deformation kinematics. *IEEE Trans. Image Processing*, 5(10):1435–1447, 1996.
- [4] L. Collins. *3D Model-based segmentation of individual brain structures from magnetic resonance imaging data*. PhD thesis, Mc Gill University, Montreal, 1994.
- [5] L. Collins, G. Le Goualher, R. Venugopal, A. Caramanos, A. Evans, and C. Barillot. Cortical constraints for non-linear cortical registration. In KH. Hohne and R. Kikinis, editors, *Proc. of Vis. in Bio. Comp.*, number 1131 in Lecture Notes in Computing Science, pages 307–316. Springer, September 1996.
- [6] J. Gee, L. Le Briquer, C. Barillot, and D. Haynor. Probabilistic matching of brain images. In Bizais *et al.*, editor, *Ima. Proc. Medical Imaging*, Brest, June 1995. Kluwer academic publisher.
- [7] S. Geman and D. Geman. Stochastic relaxation, gibbs distribution and the bayesian restoration of images. *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, (6):721–741, 1984.
- [8] B. Horn and B. Schunck. Determining optical flow. Technical report, Massachusetts Institute of Technology, Artificial Intelligence Laboratory, April 1980. Memo No 572.
- [9] P. Huber. *Robust statistics*. Wiley, 1981.
- [10] G. Le Goualher, C. Barillot, and Y. Bizais. Modeling cortical sulci with active ribbons. *Int. J. Pattern Rec. Artif. Intell.*, 8(11):1295–1315, 1997.
- [11] J. Maintz and M.A. Viergever. A survey of medical image registration. *Medical Image analysis*, 2(1):1–36, 1998.
- [12] E. Mémin and P. Pérez. Dense estimation and object-based segmentation of the optical flow with robust techniques. *IEEE Transactions on Image Processing*, 7(5):703–719, 1998.
- [13] M. Ono, S. Kubik, and C. Abernathy. *Atlas of the cerebral sulci*. Verlag, 1990.
- [14] G. Subsol. *Construction automatique d'atlas anatomiques morphométriques à partir d'images médicales tridimensionnelles*. PhD thesis, École Centrale Paris, December 1995.
- [15] J. Talairach and P. Tournoux. *Co-planar stereotaxic atlas of the human brain*. Georg Thieme Verlag, 1988.
- [16] JP. Thirion. Image matching as a diffusion process: an analogy with Maxwell's demons. *Medical Image analysis*, 2(3):243–260, 1998.

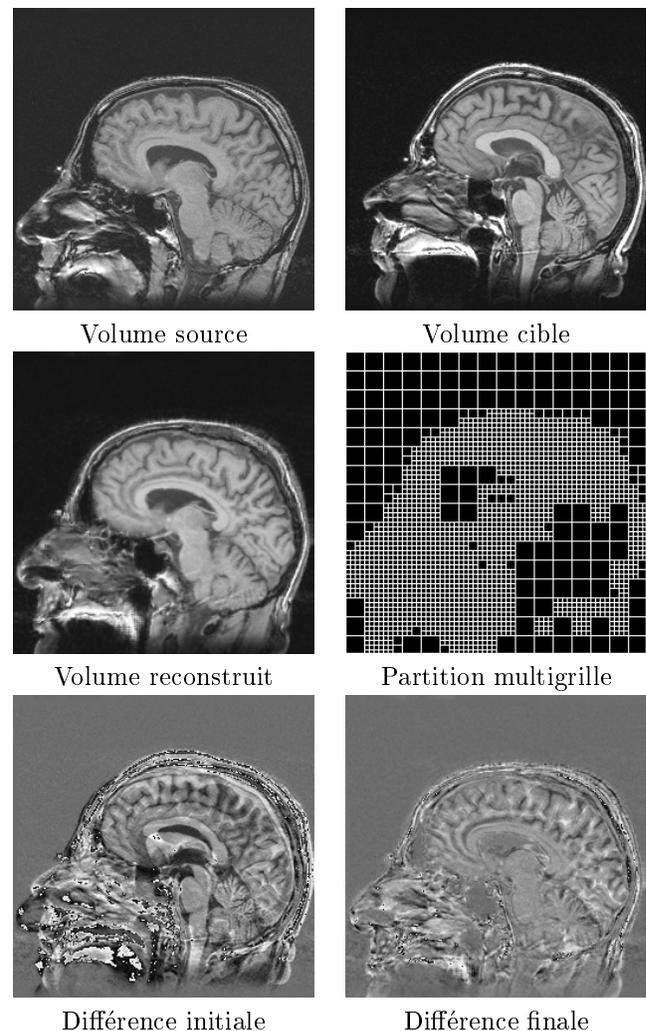


FIG. 3: Résultats finaux du recalage de deux patients différents