

# Recalage non rigide et dense d'images volumiques par une approche multiéchelle continue

Olivier MUSSE<sup>1,2</sup>, Fabrice HEITZ<sup>2</sup>, Jean-Paul ARMSPACH<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Institut de Physique Biologique  
UPRESA CNRS 7004 / Université Strasbourg I  
4, rue Kirschléger, 67085 Strasbourg Cedex, France

<sup>2</sup>Laboratoire des Sciences de l'Image, de l'Informatique et de la Télédétection  
UPRESA CNRS 7005 / Université Strasbourg I  
Boulevard Sébastien Brandt, 67400 Illkirch, France

`musse@ipb.u-strasbg.fr`, `Fabrice.Heitz@ensps.u-strasbg.fr`, `armspach@ipb.u-strasbg.fr`

**Résumé** – Nous présentons une méthode de recalage non-rigide 3D basée sur une représentation multiéchelle du champ des déformations par des modèles paramétriques ( $\beta$ -splines). Le champ 3D est estimé successivement à chaque échelle par minimisation d'une fonction d'énergie globale non linéaire, calculée sans réduction d'information entre l'image de référence et l'image transformée. La minimisation est effectuée suivant une approche descendante, en parcourant des sous-espaces emboîtés de champs 3D, engendrés par les fonctions  $\beta$ -splines. Cette approche généralise l'approche de Perez *et al.* [3] pour la minimisation de fonctions d'énergie markovienne sur des sous-espaces multiéchelles emboîtés. La méthode développée s'est montrée efficace et rapide pour le recalage inter-patients d'images IRM 3D du cerveau.

**Abstract** – We present a deformable matching method based on a hierarchical parametrization of the displacement field. Instead of handling the field at its full resolution, the parameters of a multiresolution model are estimated for increasing scale configurations of the transformation. The optimization is driven by the minimization of a global energy function depending on the reference image and the transformed one and computed without any reduction of image data. The method yields good quality results in application to inter-subject matching of 3D MR Images of the brain.

## 1 Introduction

L'estimation de champs de déformations denses tridimensionnels (3D) pour le recalage d'images volumiques reste un problème difficile, en raison de la quantité considérable de données à traiter et du caractère mal posé du problème du recalage. Les applications potentielles couvrent l'imagerie biologique et médicale, la mécanique des fluides, la vision 3D par ordinateur, etc. Le problème est particulièrement ardu dans le cas du recalage inter-patients en imagerie médicale, où il est important de pouvoir estimer de *grandes déformations* liées aux variabilités morphologiques de l'anatomie des individus. L'estimation de grandes déformations interdit la linéarisation des équations de mesure du champ de déplacements 3D, et conduit donc à résoudre un problème non linéaire mal posé de très grande taille (ce qui reste très coûteux même en 2D, en estimation du mouvement [3], par exemple). Les travaux traitant de ce problème avec des approches permettant l'estimation de champs de déformations 3D denses sont peu nombreux et récents ([1, 4, 5]). Les méthodes autorisant l'estimation de grandes déformations conduisent par ailleurs à des temps de calcul prohibitifs sur station de travail [1, 5] (34h pour des images  $128 \times 128 \times 100$  dans [1]).

Dans ce travail, nous abordons le problème du recalage non-rigide 3D en considérant une représentation multi-

échelle du champ des déformations par des modèles paramétriques ( $\beta$ -splines). Le champ 3D est estimé successivement à chaque échelle par minimisation d'une fonction d'énergie globale non linéaire, calculée sans réduction d'information entre l'image de référence et l'image transformée. La minimisation est effectuée suivant une approche descendante, en parcourant des sous-espaces emboîtés de champs 3D, engendrés par les fonctions  $\beta$ -splines. Cette approche généralise, à des modèles paramétriques continus, l'approche de Perez *et al.* [3] pour la minimisation de fonctions d'énergie markovienne sur des sous-espaces multiéchelles emboîtés.

La méthode a permis la mise en correspondance des principales structures anatomiques dans des images volumiques IRM du cerveau présentant de grandes déformations entre patients. Les temps de calcul, de l'ordre de 30 mn pour des images  $128^3$ , sont compatibles avec l'application visée (recalage inter-patients et recalage atlas anatomique-patient).

## 2 Recalage non rigide multiéchelle

La méthode de recalage que nous considérons est basée sur l'estimation d'un champ de déformation 3D dense  $u(s)$ , par minimisation de l'erreur quadratique moyenne

$D(u)$  entre les deux images à recaler [1, 5]:

$$D(u) = \int_{\Omega} |I_1(s) - I_2(s + u(s))|^2 ds \quad (1)$$

où  $\Omega$  désigne le support spatial des images,  $I_1$  désigne l'image de référence et  $I_2$  est l'image à recaler. Le champ 3D  $u$  appartient à l'espace de Hilbert des champs d'énergie finie.

## 2.1 Modélisation du champ de déformation

Le principe de la méthode réside dans la représentation hiérarchique des déformations 3D par une décomposition multiéchelle du champ  $u$  sur un ensemble de sous-espaces emboîtés  $V_0 \subset V_1 \dots \subset V_l \subset V_{l+1} \dots$  [3]. Au lieu d'estimer directement le champ 3D à pleine résolution, la minimisation de l'énergie  $D(u)$  est réalisée successivement sur chaque sous-espace  $V_l$ , en partant de l'échelle la plus grossière ( $l = 0$ ) et en progressant vers des résolutions de plus en plus fines (approche «descendante»). Comme les sous-espaces  $V_l \subset V_{l+1}$  sont emboîtés, la solution  $\hat{u}_l \in V_l$  obtenue à une échelle  $l$  est directement utilisée pour initialiser l'optimisation à l'échelle  $l+1$  ( $\hat{u}_l \in V_{l+1}$ ) [3]. La définition des sous-espaces emboîtés continus  $V_l$  pour la représentation des champs de déformations aux différentes échelles s'appuie sur la décomposition multirésolution d'un signal d'énergie finie, associée à une transformée en ondelettes [2]. L'analyse multirésolution [2], permet classiquement d'engendrer un ensemble de sous-espaces emboîtés à partir d'une seule fonction de base  $\phi(x)$  (appelée fonction d'échelle) ayant certaines «bonnes» propriétés. Pour des signaux 1D, la base des  $V_l$  est alors donnée par :

$$\phi_i^l(x) = 2^{\frac{l}{2}} \phi(2^l x - i) \quad i = 0, \dots, m_l - 1 \quad (2)$$

Notons  $u_l$  la projection de  $u$  sur  $V_l$  donnée par  $u_l = \sum_{i=0}^{m_l-1} a_i^l \phi_i^l$ . Comme  $V_l \subset V_{l+1}$  tout élément  $\phi_i^l$  de la base de  $V_l$  peut s'exprimer comme une combinaison linéaire des éléments  $\phi_i^{l+1}$  de la base de  $V_{l+1}$ . Si on note  $\Phi_l = [\phi_0^l \dots \phi_{m_l-1}^l]$  le vecteur formé par les  $m_l$  éléments de la base de  $V_l$ , cette propriété s'exprime matriciellement par:

$$\Phi_l = \Phi_{l+1} P_l \quad (3)$$

où  $P_l$  est une matrice  $m_{l+1} \times m_l$ .

La méthode de minimisation hiérarchique peut être résumée comme suit :

$l = 0$   
**tant que**  $l < L$  (tant que la résolution  $L$  souhaitée pour le champ n'est pas atteinte) :

- estimer  $\hat{u}_l$  en minimisant  $D(u_l)$  par rapport aux paramètres  $a_i^l$  ;
- $\hat{u}_l$  est exprimée dans  $V_{l+1}$ : les valeurs initiales des  $a_i^{l+1}$  sont calculées en fonction des  $a_i^l$  en utilisant l'équation (3) ;
- $l = l + 1$  ;

**fin tant que**

Afin de permettre l'estimation d'un champ vectoriel de déformations 3D, nous avons considéré une fonction d'échelle séparable  $\phi_{3D}(x, y, z) = \phi(x)\phi(y)\phi(z)$  et nous entretenons simultanément trois décompositions multirésolutions, une pour chaque composante  $u_x$ ,  $u_y$  et  $u_z$  du champ. La base de l'espace  $V_l$  est alors définie par:

$$\begin{aligned} \phi_{i,j,k}^l(x, y, z) &= 2^{\frac{3l}{2}} \phi_{3D}(2^l x - i, 2^l y - j, 2^l z - k) \\ i, j, k &= 0, \dots, m_l - 1 \end{aligned} \quad (4)$$

Pour une échelle  $l$  fixée, la composante  $u_x$  est ainsi définie par :

$$u_x(x, y, z) = \sum_{i,j,k=0}^{m_l-1} a_{x,i,j,k}^l \phi_{i,j,k}^l(x, y, z) \quad (5)$$

où  $a_{x,i,j,k}^l$  sont les paramètres associés à la composante  $u_x$  du champ (la formulation pour  $u_y$  et  $u_z$  est identique). L'algorithme de minimisation hiérarchique n'est pas modifié par cette extension car il suffit de considérer simultanément les trois signaux correspondant aux trois composantes du champ. Le passage d'une échelle à l'échelle supérieure se réalise alors selon (3) par trois produits matriciels, un pour chaque jeu de paramètres  $a_{x,i,j,k}^l$ ,  $a_{y,i,j,k}^l$  et  $a_{z,i,j,k}^l$ .

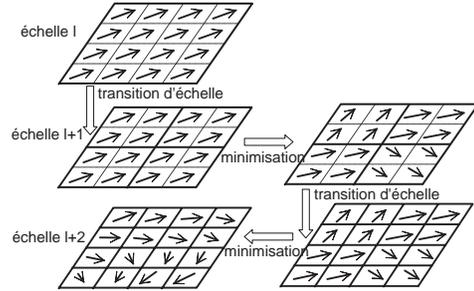


FIG. 1: Optimisation multiéchelle en 2D

La figure 1 illustre l'approche multiéchelle pour des espaces  $V_l$  formés par des configurations constantes par morceaux. Cela correspond au choix de la base de Haar, c'est-à-dire à une fonction d'échelle  $\phi(x)$  égale à la fonction porte ([3]).

Dans la présente application, nous avons considéré des

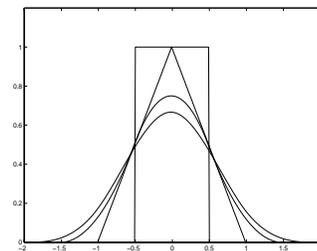


FIG. 2: Fonctions d'échelle  $\beta$ -spline.

fonctions  $\beta$ -splines d'ordre variable, qui permettent de contrôler les propriétés de continuité et de dérivabilité du champ estimé (Fig. 2).

## 2.2 Procédure de minimisation

Un point important et délicat de la méthode concerne le développement d'une technique de minimisation de la fonction d'énergie non convexe  $D(u)$ , en fonction des paramètres du modèle. Dans [3], Perez *et al.* montrent que l'un des avantages de l'approche multiéchelle est de «lisser» la fonction d'énergie aux résolutions grossières, ce qui permet de traiter un problème d'optimisation présentant moins de minima locaux, et d'avoir recours à des techniques d'optimisation déterministes plutôt que stochastiques. Etant donné le nombre important de paramètres continus à estimer, nous avons développé une méthode déterministe de quasi-Newton modifiée assurant une diminution de l'énergie à chaque itération. Si on note par  $A_k$  la valeur du vecteur de paramètres à l'itération  $k$ , la méthode de Newton donne la valeur de  $A_{k+1}$  par :

$$A_{k+1} = A_k - H_k^{-1}G_k \quad (6)$$

où  $G_k = \frac{\partial D(u)}{\partial A}(A_k)$  et  $H_k = \frac{\partial^2 D(u)}{\partial A \partial A}(A_k)$  sont respectivement le gradient et la matrice Hessienne de  $D(u)$  par rapport aux paramètres  $A$ . La difficulté majeure réside dans le calcul de la matrice Hessienne qui est complexe et donc augmente le coût calculatoire. C'est pourquoi nous avons utilisé l'alternative intéressante de la méthode de quasi-Newton pour laquelle  $H_k$  est estimée de manière récursive en fonction de  $G_k$ . Grâce à la représentation multirésolution du champ engendrée à partir d'une seule fonction d'échelle  $\phi(x)$ , les dérivées intervenant dans le calcul de  $G_k$  sont facilement et explicitement calculables en fonction de  $\phi(x)$  et  $\phi'(x)$ .

## 2.3 Raffinement final de la solution

La solution  $\hat{u}_L$  obtenue à l'issue de la procédure de minimisation multiéchelle est généralement proche de la solution optimale, correspondant au minimum global de la fonction d'énergie (1). Cette solution est raffinée en venant linéariser la fonction de coût (1) autour de la solution  $\hat{u}_L$ . On vient ensuite estimer localement, de façon itérative, le déplacement résiduel dans le sens du gradient, régularisé par un filtre gaussien, selon une approche proche de celle utilisée en estimation du flot optique.

## 3 Résultats

Nous avons testé cette méthode en recalant 10 images IRM  $128 \times 128 \times 128$  de patients différents, sur une même image de référence. Le recalage a été mené jusqu'à la résolution  $L = 3$  en utilisant la fonction  $\beta$ -spline de degré 1 comme fonction d'échelle. La figure 3 montre la moyenne en niveau de gris des 10 images du cerveau après recalage affine et recalage déformable. Cette visualisation permet d'apprécier l'apport du recalage déformable pour lequel l'image est nettement moins floue que pour le recalage affine, du fait d'une meilleure superposition des structures anatomiques. On peut également apprécier, en visualisation 3D, sur la figure 4, d'autres résultats plus récents obtenus avec des  $\beta$ -splines de degré 2 et l'estimation du champ résiduel par le raffinement final.

La figure 5 présente enfin une application de la méthode à la segmentation par transport des informations contenues dans un atlas. Comme on peut le voir, le recalage de l'atlas sur le patient a permis une mise en correspondance des principales structures anatomiques avec une bonne précision, malgré les grands déplacements (jusqu'à 15 voxels). Ce point a été confirmé par un neurologue du CHU de Strasbourg. De plus la segmentation du cerveau de l'image du patient obtenue par transport de la carte de segmentation de l'atlas apparaît de bonne qualité. Ces résultats ont été obtenus en un temps de calcul moyen de 30 mn sur une station HP 9000/240 Mhz pour des images  $128^3$ .

## 4 Conclusion

Dans cet article nous avons décrit une méthode de recalage déformable 3D s'appuyant sur la minimisation d'une énergie inter-image globale par optimisation multiéchelle des paramètres d'une décomposition hiérarchique du champ de déformations. Cette approche offre certains avantages. Tout d'abord la paramétrisation hiérarchique définit une approche multiéchelle sans aucune réduction des données images et assure ainsi la décroissance de l'énergie au cours des itérations. Ce schéma permet d'estimer de grands déplacements (jusqu'à 15 voxels dans nos tests) tout en évitant les minima locaux. En s'appuyant sur les propriétés de l'analyse multirésolution le passage d'une échelle à une autre est clairement défini mathématiquement et ne fait intervenir aucune approximation. La modélisation paramétrique du champ à partir d'une seule fonction 1D lui impose des propriétés de continuité et de dérivabilité *a priori*, évitant ainsi toute étape de régularisation au cours de l'algorithme. Elle permet également de calculer explicitement et simplement les dérivées de l'énergie utilisées dans la technique de minimisation. Enfin, il est important de noter que les temps de calculs obtenus (HP 9000/240 MHz) ne sont pas prohibitifs comparés à certaines autres méthodes [1], et permettent ainsi d'envisager une utilisation en routine clinique.

## Références

- [1] G.E. Christensen, M.I. Miller, M.W. Vannier and U. Grenander. Individualizing neuro-anatomical atlases using a massively parallel computer. *IEEE Computer*, 32–38, January 1996.
- [2] S.G. Mallat. A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 11(7):674–693, 1989.
- [3] P. Perez et F. Heitz. Une approche multiéchelle à l'analyse d'images par champs markoviens. *Traitement du Signal*, 9(6):459–472, 1992.
- [4] J-P. Thirion. Image matching as a diffusion process: an analogy with Maxwell's demons. *Medical Image Analysis*, 2(3):243–260, 1998.
- [5] A. Trouvé. Diffeomorphisms groups and pattern matching in image analysis. *International Journal of Computer Vision*, 28(3):213–221, 1998.

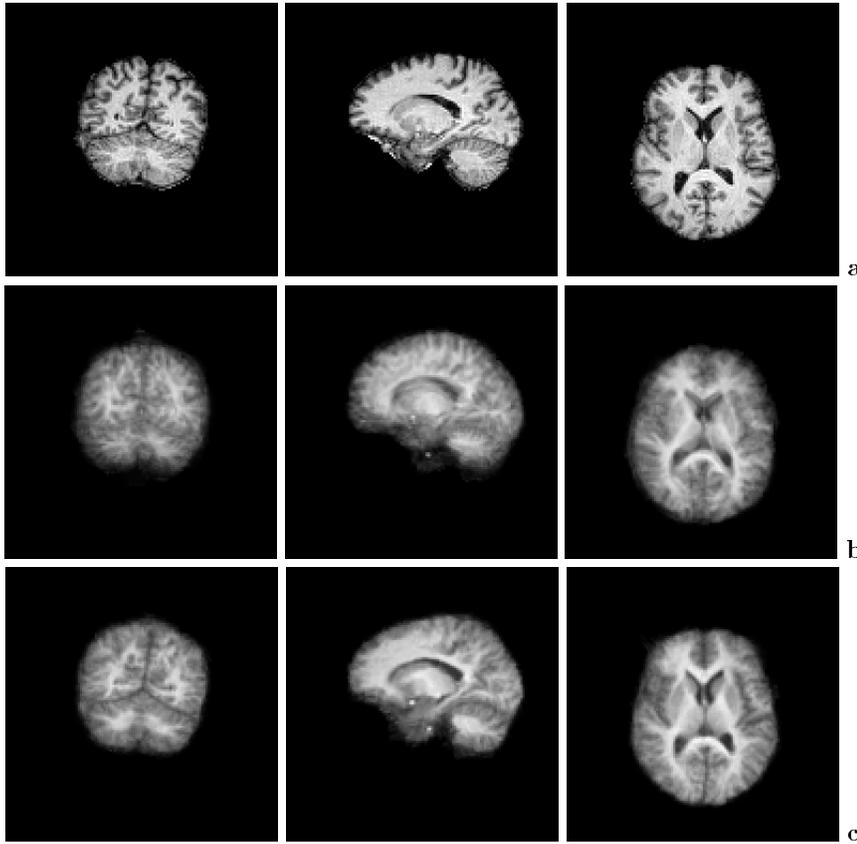


FIG. 3: Visualisation multiplanaire des images de moyennes : dix images provenant de patients différents ont été recalées sur une image de référence (a). Pour apprécier les erreurs de superposition, les dix images ont été moyennées : (b) après recalage affine, (c) après recalage déformable jusqu'à la résolution  $L = 3$ .

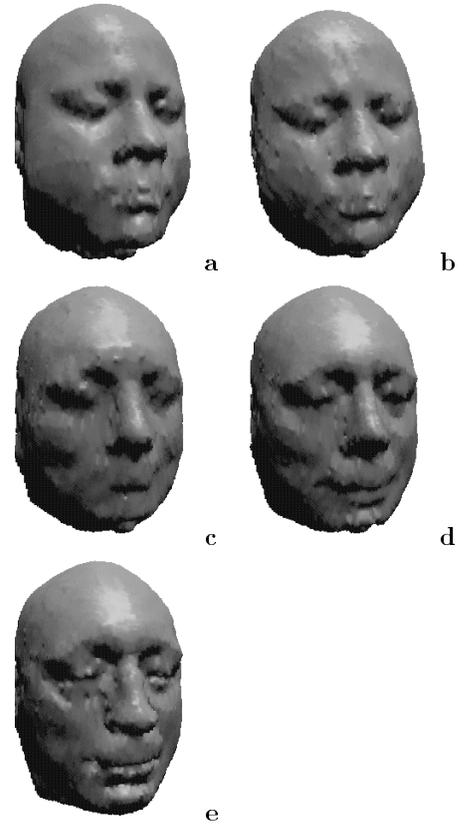


FIG. 4: Visualisation 3D des surfaces du crâne pour les différentes étapes de la méthode: (a) image à recaler (b) après recalage affine (c) après recalage déformable jusqu'à la résolution  $L = 3$  (d) après raffinement final (e) image de référence.

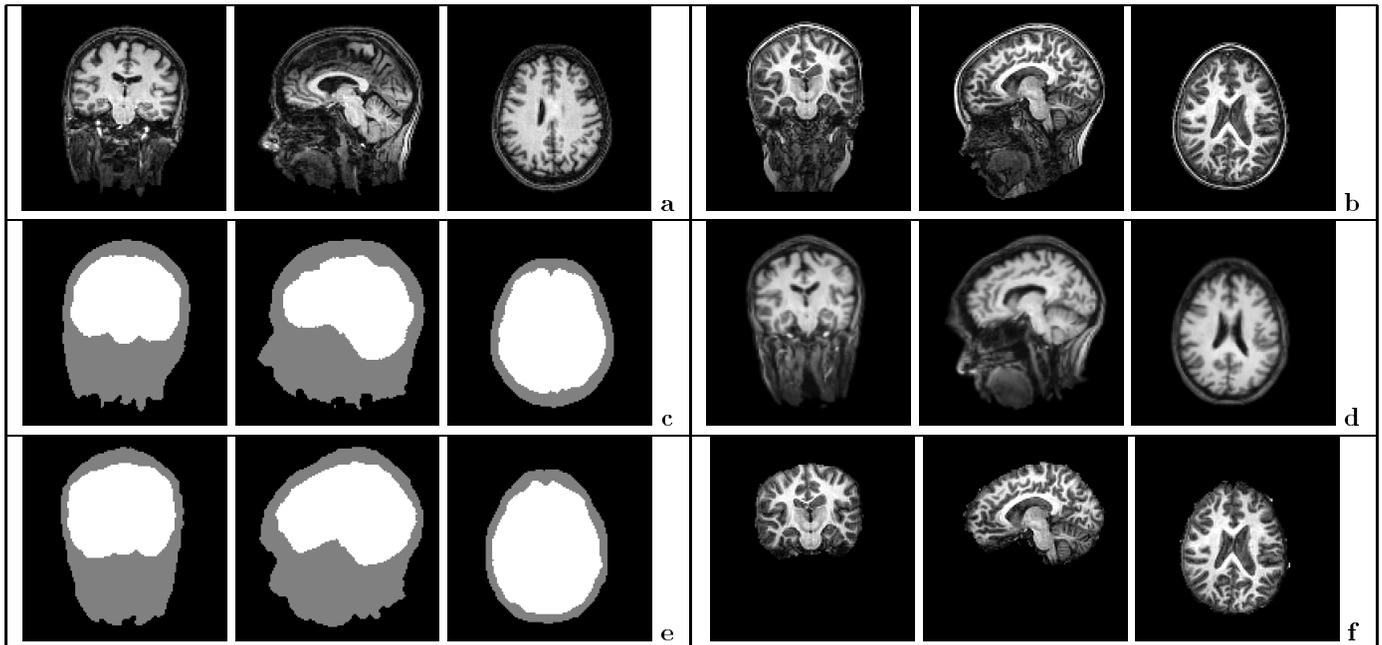


FIG. 5: Recalage atlas anatomique / patient. (a) Atlas IRM, (b) image du patient, (c) carte de segmentation du cerveau de l'atlas, (d) Atlas IRM après recalage non rigide sur le patient, (e) carte de segmentation déformée, (f) segmentation du cerveau de l'image du patient obtenue par transport de la carte de segmentation de l'atlas.