

Recalage sous-voxel d'images médicales multimodales par une approche robuste

Christophoros Nikou[†], Jean-Paul Armspach[‡], Fabrice Heitz[†], Daniel Grucker[‡]

[†]LSIIT URA CNRS 1871
4 boulevard Sébastien Brant
67400 Illkirch, France

[‡] Institut de Physique Biologique URA CNRS 1173
Faculté de Médecine
4 rue Kirschleger
67085 Strasbourg, France

RÉSUMÉ

Le problème du recalage non supervisé d'images multimodales reste un problème difficile en raison de l'importante variabilité et des grandes différences d'information pouvant apparaître dans ce type de données. Nous présentons dans cet article une méthode de recalage rigide d'images 3D mono et multimodales reposant sur une méthode d'estimation robuste, associée à des techniques d'optimisation stochastique rapides. L'approche minimise, au sens d'un M-estimateur, la variance, dans l'image à recaler, des régions définies par une partition de l'image de référence. La méthode robuste est illustrée par le recalage d'images médicales monomodales (IRM/IRM) et multimodales (IRM/SPECT) et comparée à d'autres approches proposées récemment dans la littérature. Elle conduit à une précision sous-voxel, comparable ou supérieure aux meilleures méthodes actuelles.

ABSTRACT

The automated registration of multimodal 3D images remains an intricate problem, due to the significant information differences that may be observed between different image modalities. In this paper, we describe a robust estimation/stochastic optimization method for the rigid registration of 3D single and multimodal images. The approach is based on a M-estimator that minimizes the variance, within the image to be registered, of regions defined by a partition of the reference image. The robust method is illustrated here by the registration of MRI/MRI and MRI/SPECT medical images. It compares favourably with other recently proposed approaches. Errors of less than 1 voxel in translation and 1 degree in rotation have been obtained after registration.

1 Introduction

Le but du recalage d'images est de mettre en correspondance des images 2D ou 3D afin de superposer les pixels ou voxels représentant les mêmes structures. Dans le cas des images médicales, la mise en correspondance des structures anatomiques est recherchée. De nombreuses méthodes de recalage ont été proposées dans ce contexte [3, 9]. Une classe importante de méthodes de recalage repose sur la minimisation d'une fonction de coût définie sur les données voxels brutes et mesurant la similarité entre les deux images à recaler (dans la même modalité [4] ou entre modalités différentes [11]). L'utilisation de données voxels brutes plutôt que de primitives images plus évoluées (contours, modèles déformables, etc.), se justifie par la nécessité, dans l'étude de l'évolution d'une pathologie, de disposer de toute l'information pour assurer un recalage précis avant détection des changements inter-images [5, 6]. La difficulté à traduire la notion de similarité, rend toutefois le recalage délicat dans le cas d'images multimodales.

Les limitations majeures des techniques actuelles [4, 11] sont une grande sensibilité aux minima locaux et la difficulté de recalage des images présentant des différences importantes d'informations, dont l'origine peut être variée (bruits non gaussiens, acquisitions incomplètes, occlusions, modifications des structures anatomiques dues à l'évolution d'une pathologie, etc.). Nous proposons dans cet article une approche s'appuyant sur un M-estimateur robuste [2, 7], permettant un recalage rigide, entièrement automatique, d'images multimodales. Cette approche répond aux différentes limitations mentionnées ci-dessus. Elle est appliquée ici à des couples d'images médicales IRM/SPECT. Notons qu'une approche robuste a été proposée récemment et indépendamment dans [1] pour le recalage d'images IRM/IRM 2D. Outre qu'elle ne s'applique pas à des images multimodales 3D, l'approche décrite dans [1] est plus coûteuse, car reposant sur la technique des moindres carrés médians [7].

Cet article est une version courte du rapport technique [8] dans lequel on trouvera une description plus complète des méthodes et résultats expérimentaux.

Cette étude a été soutenue par la Communauté Européenne DG XII dans le cadre du programme TMR "Training and Mobility of Researchers", contrat No ERBFMBICT960701.

2 Recalage par une approche robuste

Notre approche consiste à minimiser une fonction de coût ayant pour variables les paramètres de la transformation rigide (rotation 3D + translation 3D). Le facteur d'échelle est déterminé par la taille connue des voxels des deux images (il pourrait de même être intégré dans la procédure de recalage, si nécessaire).

Dans le cas d'images monomodales, la fonction de similarité quadratique [4] est optimale lorsque les deux images ne diffèrent, après recalage, que par un bruit blanc gaussien additif. Ses limitations deviennent patentes lorsque les deux images présentent des dissimilarités importantes ou sont entachées de bruits non gaussiens. Les mesures de similarité proposées dans le cas des images multimodales [11] présentent les mêmes limitations et les situations à traiter sont en général plus difficiles, en raison de la différence importante d'informations entre images. En imagerie médicale les fortes dissimilarités peuvent par exemple provenir d'une modification des lésions, caractéristique d'une évolution de la pathologie ou d'une acquisition incomplète.

Dans ces cas, la qualité de l'estimation des paramètres de transformation peut être fortement améliorée en recourant à des techniques d'estimation robuste [2, 7]. Les "M-estimateurs" fournissent, en particulier, un bon compromis entre complexité calculatoire et capacité à rejeter des données "aberrantes" ne suivant pas le modèle dominant. Nous considérons dans la suite successivement le cas du recalage d'images de mêmes modalités et d'images multimodales.

Le recalage consiste à trouver les paramètres rigides de translation et de rotation 3D :

$$\Theta = (T_x, T_y, T_z, \theta_x, \theta_y, \theta_z)^T$$

de la transformation T_Θ qui minimisent une fonction de similarité entre image de référence et image à recaler. Nous avons considéré les fonctions de similarité robustes suivantes :

- pour des images de même modalité :

$$E(\Theta) = \sum_x \rho \left\{ I_{ref}(x) - I_{rec}(T_\Theta(x)), C \right\} \quad (1)$$

- pour des images mono ou multimodales :

$$E(\Theta) = \sum_{g=1}^G \frac{N_g}{N} \sigma_g(T_\Theta(x)) \quad (2)$$

avec

$$\sigma_g(T_\Theta(x)) = \sum_{x|I_{ref}(x)=g} \rho \left\{ I_{rec}(T_\Theta(x)) - \mu_g^*, C \right\} \quad (3)$$

et

$$\mu_g^* = \arg \min_{\mu_g} \sum_{x|I_{ref}(x)=g} \rho \left\{ I_{rec}(T_\Theta(x)) - \mu_g, C \right\} \quad (4)$$

où x désigne un voxel $x = (i, j, k)$, $I_{ref}(x)$ et $I_{rec}(x)$ sont respectivement les valeurs de l'image de référence et de l'image à recaler, ρ est une fonction robuste et C est un paramètre d'échelle permettant d'ajuster le seuil de rejet des points ne suivant pas le modèle [2] (voir Equ. 5). G correspond

au nombre de niveaux de gris de l'image, N_g est le nombre de voxels ayant le niveau de gris g et N désigne le nombre total de voxels.

La première fonction de similarité (Equ. 1) est simplement une version robuste de l'estimateur quadratique. Les images sont, dans ce cas, préalablement ramenées à la même valeur moyenne.

Dans le cas d'images multimodales (Equ. 2), la fonction de similarité est construite, en faisant l'hypothèse qu'à une zone homogène de l'image de référence correspond, après recalage, une zone également homogène dans la seconde image (hypothèse "d'homogénéité inter-images"). Cette hypothèse, proposée dans [5, 6] pour la détection de changements inter-images dans des images multisources, a été utilisée par Woods *et al.* [11] pour le recalage d'images multimodales. Elle n'est toutefois qu'une approximation, assez grossière dans de nombreux cas [5, 6]. Nous proposons donc une version modifiée et robuste de l'estimateur de Woods *et al.* qui permet de traiter des situations où l'hypothèse précédente est inexacte pour une population significative de points. Pour des couples d'images multimodales, l'image de référence I_{ref} est donc partitionnée en G régions de même niveau de gris et la même partition est projetée, après transformation géométrique, sur l'image I_{rec} . Le recalage s'appuie sur la minimisation d'une "variance robuste" calculée sur l'image recalée (Equ. 3). Notons qu'il est important de calculer la valeur moyenne μ_i^* de la population par un estimateur également robuste (Equ. 4).

Parmi les estimateurs proposés dans la littérature [2], nous avons comparé trois estimateurs robustes (l'estimateur de Geman-McClure, l'estimateur de Tukey et l'estimateur quadratique tronqué). Les meilleurs résultats ont été obtenus avec l'estimateur robuste de Geman-McClure, défini par :

$$\rho(x, C) = \frac{x^2}{x^2 + C^2} \quad (5)$$

Soulignons que les fonctions de coût à minimiser sont fortement non convexes, en raison d'une dépendance implicite par rapport aux paramètres de recalage. Ceci est vrai également pour l'estimateur quadratique (non robuste) qui sera considéré dans la suite à titre de comparaison. Afin d'éviter une initialisation manuelle, tout en se prémunissant des minima locaux, la fonction de coût est minimisée par un algorithme de recuit simulé rapide, avec une descente en température exponentielle (un recalage grossier préalable est effectué par alignement automatique des centres de gravité des structures apparaissant dans les deux images). Afin de diminuer le temps de calcul, nous avons par ailleurs adopté une stratégie d'optimisation multirésolution, en minimisant la fonction de coût sur une structure pyramidale.

3 Résultats et conclusions

Pour valider notre approche, plusieurs types d'expériences ont été réalisées. Tout d'abord, une transformation rigide 3D a été appliquée à l'image IRM d'un crâne et différents algorithmes ont été mis en œuvre afin d'estimer les paramètres de la transformation. La robustesse de l'algorithme a été testée en introduisant des bruits additifs de statistiques variées sur

Approche	ΔT_x	ΔT_y	ΔT_z	$\Delta \theta_x$	$\Delta \theta_y$	$\Delta \theta_z$
MC	2.305 ± 1.754	2.532 ± 1.575	2.770 ± 1.829	4.707 ± 2.885	5.326 ± 3.397	5.047 ± 3.513
UR	1.486 ± 1.396	1.563 ± 1.408	1.934 ± 1.632	3.747 ± 2.028	3.654 ± 2.539	2.990 ± 3.056
IM	0.048 ± 0.061	0.221 ± 0.150	0.093 ± 0.143	0.348 ± 0.353	0.268 ± 0.316	0.441 ± 0.689
MCR	0.035 ± 0.066	0.157 ± 0.107	0.063 ± 0.097	0.413 ± 0.207	0.161 ± 0.221	0.325 ± 0.236
HIR	0.088 ± 0.056	0.178 ± 0.144	0.101 ± 0.004	0.221 ± 0.337	0.238 ± 0.166	0.399 ± 0.587

TAB. 1 — *Recalage robuste. Une image IRM 3D a subi des transformations rigides, avec différentes valeurs de rotation et de translation et a été dégradée par du bruit sel-poivre à 25% (voir Fig. 1). Le tableau donne la moyenne et l'écart-type de l'erreur de recalage exprimée en voxels pour la translation et en degrés pour la rotation.*

les observations. Nous avons également supprimé certaines portions de la structure anatomique (afin de simuler une acquisition incomplète) ou introduit des évolutions simulées de lésions [8]. Nous avons comparé les résultats obtenus par la technique des moindres carrés robustes (*MCR*) (Equ. 1), le critère de l'homogénéité inter-image robuste (*HIR*) (Equ. 2) aux résultats obtenus par les techniques classiques de la littérature : moindres carrés (non robuste) *MC* [4], uniformité du rapport [11] (*UR*) et maximisation de l'information mutuelle [10] (*IM*). Dans tous les cas, les estimateurs robustes *MCR* et *HIR* assurent une qualité de recalage très supérieure aux techniques non robustes *MC* et *UR* (voir *Tableau 1*). Le critère de l'information mutuelle *IM* apparaît également très performant et peut être considéré comme intrinsèquement robuste. Une erreur de recalage en moyenne très inférieure à 1 degré en rotation et à 1 voxel en translation est obtenue. La figure 1 présente un exemple de situation où les algorithmes n'utilisant pas l'estimateur robuste n'ont pas été en mesure de recalculer les images.

Ces performances ont été confirmées en appliquant l'algorithme au recalage d'objets tests réels 2D et 3D acquis sous différentes transformations rigides (par modification des gradients de lecture et de la fréquence de démodulation du système d'acquisition). L'erreur moyenne de recalage mesurée est là encore inférieure au voxel.

La figure 2 présente un exemple de recalage d'un couple d'images IRM/SPECT du même patient. La méthode robuste a également été appliquée à des patients souffrant d'une pathologie évolutive (sclérose en plaques), ayant subi plusieurs examens IRM 2D dans le temps. Le recalage a permis de mieux suivre l'évolution d'une lésion chez le patient. Le même algorithme a enfin été appliqué, sans modification, à des images SPECT afin de mettre en évidence des zones épileptogènes. Les temps de calcul moyens constatés sur une station de travail HP 715/80 sont d'environ 1h cpu pour *HIR*, de 40 mn pour *IM*, de 30 mn pour *UR* et de 20 mn pour *MC* et *MCR* (ceci pour des images volumiques de taille $(128)^3$). Ces différentes méthodes de recalage sont actuellement en évaluation clinique, au CHU de Strasbourg.

Références

- [1] M. E. Alexander, R. L. Somorjai. The registration of MR images using multiscale robust methods. *Magnetic Resonance Imaging*, Vol. 14, N°5, 1996, pp 453-468.
- [2] M. J. Black, A. Rangarajan. On the unification of line processes, outliers rejection and robust statistics in early vision. *International Journal on Computer Vision*, Vol. 19, N°1, 1996, pp 57-91
- [3] L. G. Brown. A survey of image registration techniques. *ACM Computing Surveys*, Vol. 24, N° 4, 1992, pp 325-376.
- [4] J. Hajnal, N. Saeed, E. J. Soar, A. Oatridge, I. R. Young, G. M. Blyder. A registration and interpolation procedure for subvoxel matching of serially acquired MR images. *Journal of Computer Assisted Tomography*, Vol. 19, N° 2, 1995, pp 289-296.
- [5] F. Heitz, H. Maître, C. de Couessin et M. Bernard. Event detection in multisource imaging using contextual estimation. In *IEEE Int. Conf. ASSP*, Glasgow, May 1989.
- [6] F. Heitz, H. Maître and C. de Couessin. Event detection in multisource imaging : application to fine arts painting analysis. *IEEE Trans. Acoustic Speech Signal Processing*, Vol. 38, N° 4, April 1990, pp. 695-704.
- [7] P. Meer, D. Mintz, A. Rosenfeld and D.Y. Kim. Robust regression methods for computer vision : a review. *Int. J. Computer Vision*, Vol. 6, N° 1, 1991, pp. 59-70.
- [8] C. Nikou, J.P. Armspach, I.J. Namer, D. Grucker, F. Heitz. Registration of MR/MR and MR/SPECT brain images by fast stochastic optimization of robust voxel similarity measures, Rapport Interne, *soumis*, Juin 1997.
- [9] P. Van den Elsen, E. J. D. Paul, M. A. Viergever. Medical image matching – A review with classification, *IEEE Engineering in Medicine and Biology*, Vol. 12, N° 1, 1993, pp 26-39.
- [10] W. Wells III, P. Viola, H. Atsumi, S. Nakajima, R. Kikinis. Multimodal volume registration by maximization of mutual information. *Medical Image Analysis*, Vol. 1, N° 1, 1996, pp 33-51.
- [11] R. P. Woods, J. C. Mazziotta, S. R. Cherry. MRI-PET registration with automated algorithm. *Journal of Computer Assisted Tomography*, Vol. 17, N° 4, 1993, pp 536-546.

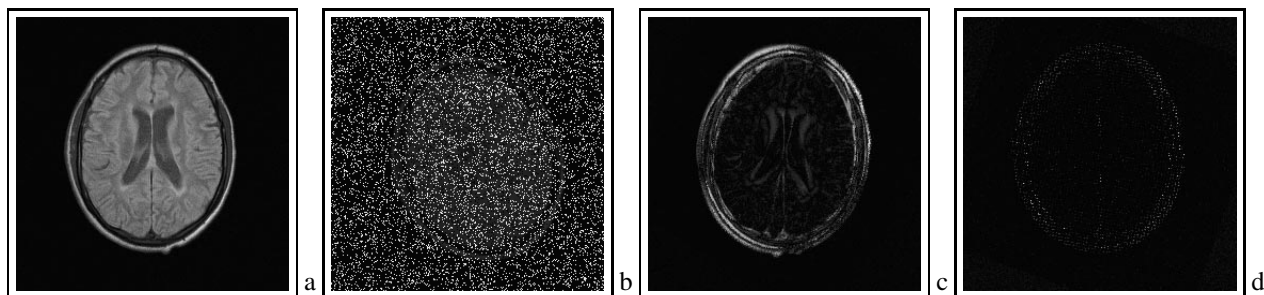


FIG. 1 — *Recalage robuste. (a) Image de référence. (b) Image transformée (rotation : 20 deg, translation : 10 voxels, dégradation par du bruit "sel-poivre" à 25%). (c) Erreur de recalage pour l'estimateur quadratique classique. (d) Erreur de recalage pour l'estimateur robuste de Geman-McClure.*

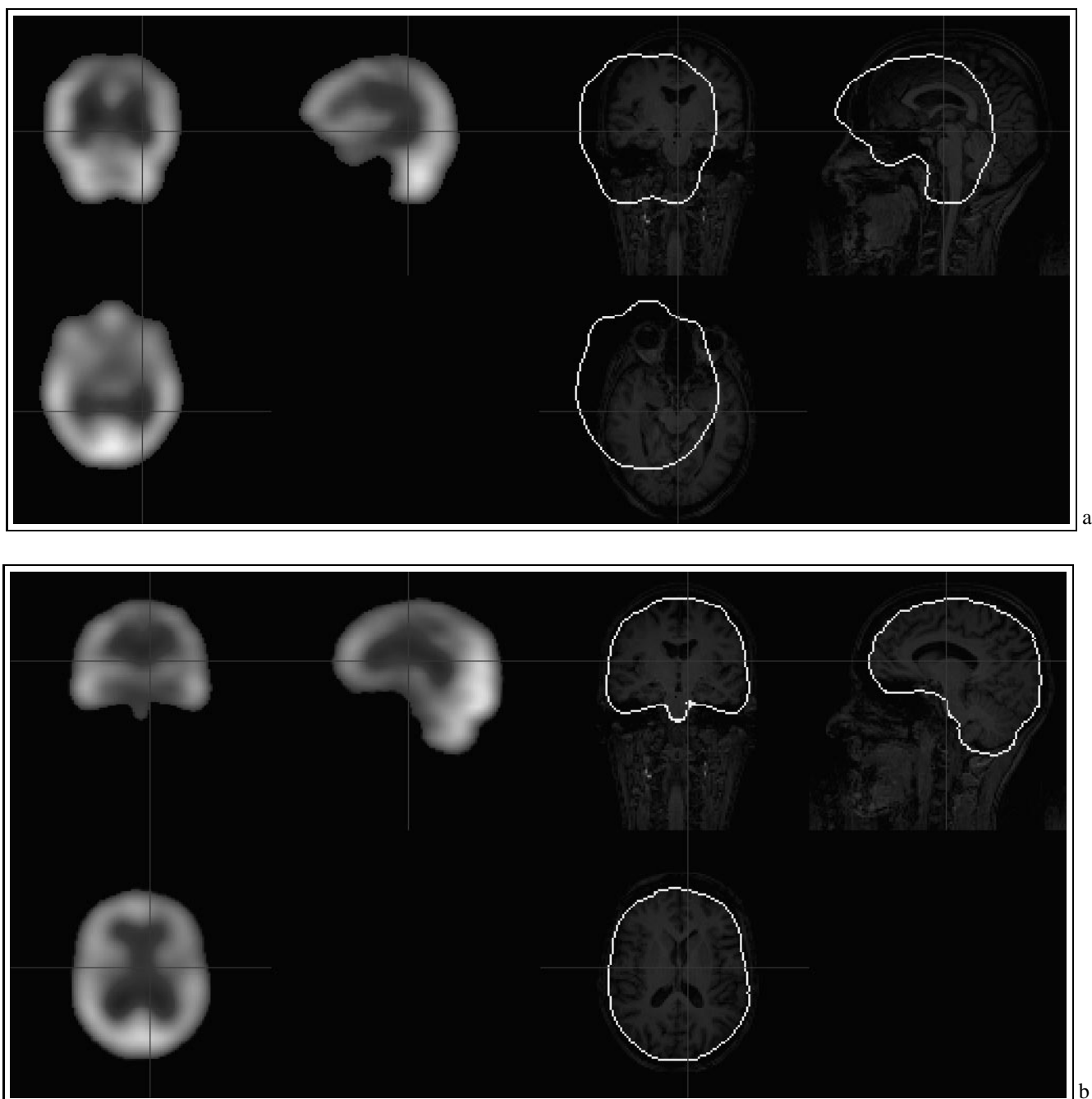


FIG. 2 — *Recalage robuste d'un couple d'images 3D SPECT/IRM. Image SPECT (à gauche) et IRM avec le contour extérieur de l'image SPECT superposé (à droite). (a) Avant recalage. (b) Après recalage robuste.*