

Recalage non-linéaire des images médicales par maximisation de l'information mutuelle quadratique

Jamal ATIF, Xavier RIPOCHE, Cedric COUSSINET, Angel OSORIO

Laboratoire d'Informatique pour la Mécanique et les Sciences de l'Ingénieur
LIMSI/CNRS, BP 133, 91403 Orsay Cedex , France
atif@limsi.fr, ripoche@limsi.fr
coussinet@limsi.fr, osorio@limsi.fr

Résumé – Nous présentons dans cet article un nouvel algorithme de recalage d'images médicales. L'originalité de notre approche repose d'une part sur l'utilisation de l'information mutuelle quadratique, et d'autre part sur la mise en œuvre d'une nouvelle méthode adaptative d'estimation non-paramétrique de densité de probabilité. La méthode employée ne requiert aucune information a priori sur les images et entraîne une baisse considérable du temps de calcul comparée aux méthodes traditionnelles d'estimation adaptative par noyau.

Abstract – We present a new highly-accurate similarity criterion for medical image registration, inspired from mutual information. The novelty of our approach lies first, in the use of quadratic mutual information, and second, in a new adaptive kernel density estimation which does not require any prior information on the image. Practically, our method exhibits a drastic decrease of the computation cost compared to conventional adaptive kernels.

1 Introduction

De nos jours, pour localiser une tumeur, planifier un acte chirurgical ou comprendre un processus physiologique, les radiologues utilisent des informations provenant de modalités d'acquisition différentes. Pour établir une stratégie thérapeutique efficace, ces informations doivent être représentées conjointement. Une étape primordiale de ce processus est la fusion de données qui fait appel au *recalage spatial*.

Récemment, plusieurs méthodes ont été proposées pour résoudre le problème du recalage des images médicales. Un schéma s'est démarqué des autres : le recalage par maximisation de l'information mutuelle. Proposée par Viola et Wells [1] et Collignon [2], l'information mutuelle évalue la corrélation statistique entre différents jeux de données. Dans un contexte d'imagerie, elle quantifie l'information que contient une image sur une autre image. De ce fait, elle a la capacité de décrire une relation non-linéaire entre les intensités et convient alors pour le recalage multimodal. Cependant celle-ci présente l'inconvénient de nécessiter un temps de calcul important. Ceci étant dû au calcul de l'histogramme, obligatoire pour le calcul de l'entropie de Shannon. Pour réduire le temps de calcul du critère de similarité nous étendons les travaux de Principe et al.[3], basés sur l'utilisation de l'entropie de Renyi obtenue à partir d'une estimation de densité par noyau gaussien, au problème de recalage.

2 Méthodes

Dans un premier temps nous introduirons la notion d'information mutuelle quadratique, nous montrerons que l'emploi de l'entropie de Renyi à la place de l'entropie de Shannon réduit considérablement le temps de calcul de l'information mutuelle.

Puis, nous décrirons notre technique d'estimation par noyau adaptatif, nous montrerons par ailleurs comment nous l'introduisons dans le calcul de l'entropie de Renyi. Par la suite, nous détaillerons les différentes étapes de l'algorithme de recalage. La première consiste en un alignement affine et la deuxième en un alignement non-linéaire basé sur l'utilisation de la déformation de formes libres «FFD» introduits par Sedeborg en 1986 [4]. Enfin, pour conclure nous présenterons les résultats obtenus sur des données multimodales cliniques.

Formalisme

Notons U et V les deux volumes à recalcer. U est appelé volume de référence et V le volume de destination. On note θ le modèle de transformation des coordonnées du volume U vers celles de V , on associe à x l'intensité d'un voxel p du volume $U(p)$, et à y l'intensité d'un voxel du volume de destination $V(\theta(p))$. La transformation Θ_{reg} qui correspond au recalage est obtenue lorsque l'information mutuelle quadratique I_T entre $U(p)$ et $V(\theta(p))$ est maximale.

$$\Theta_{reg} = \underset{\theta}{argmax}(I_T(U(p), V(\theta(p)))) \quad (1)$$

2.1 Information Mutuelle Quadratique

Le critère de similarité que nous utilisons est issu de l'entropie de Renyi. Elle est définie par l'équation quadratique suivante :

$$H_R(x) = -\log\left(\int_x p(x)^2 dx\right) \quad (2)$$

où $p(x)$ est la densité de probabilité et x est une variable aléatoire.

En utilisant l'inégalité de Cauchy-Schwartz l'information mutuelle quadratique entre deux variables aléatoires x et y peut

être exprimée de la façon suivante :

$$I_T(X, Y) = \iint p(x, y)^2 dx dy + \iint p(x)^2 p(y)^2 dx dy - 2 \iint p(x) p(y) p(x, y) dx dy dz \quad (3)$$

2.2 Fonction de densité de probabilité

Une façon d'estimer l'histogramme conjoint, nécessaire au calcul de l'entropie, est de réaliser une estimation de densité non paramétrique. Ces méthodes largement utilisées en traitement du signal et des images s'appuient sur l'hypothèse que l'on ne dispose d'aucune information a priori sur la distribution à estimer. Elle présentent ainsi un grand avantage par rapport aux méthodes paramétriques qui nécessitent la connaissance du comportement du processus mis en jeu. La plus populaire des méthodes d'estimation non-paramétriques est la méthode de Parzen [5]. Etant donné N échantillons $\{X_1 \dots X_N\}$ tirés d'une population ayant une densité de probabilité $f(x)$, l'estimation par Parzen d'un événement x s'écrit :

$$\hat{f}(x) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{1}{h} k\left(\frac{x - x_i}{h}\right) \quad (4)$$

Où k est la fonction *noyau*, h est la *taille* du noyau dit aussi *paramètre de lissage*.

L'estimation dépend principalement du métaparamètre h . Différentes méthodes ont été proposées pour évaluer de façon adaptative celui-ci [6], la plupart d'entre elles utilisent la minimisation d'une erreur pour chaque étape de l'estimation, ce qui entraîne un coût de calcul important. Notre idée est de réduire l'impact du paramètre de lissage dans le processus d'estimation en limitant l'espace de travail à de petites régions que nous appellerons «fenêtres». Ces fenêtres sont construites à partir de points d'intérêt dans l'image qui sont sélectionnés automatiquement par une technique d'échantillonnage non paramétrique : «Nonparametric Adaptive Importance Sampling (NAIS)» [7]. Il est à noter qu'aucun calcul d'erreur ne s'effectue pour adapter la taille de la fenêtre d'estimation et qu'aucun traitement a priori des images n'est opéré. Pour un noyau gaussien, la méthode s'écrit de la façon suivante :

$$p(x) = \frac{1}{F} \sum_{i=1}^F \frac{1}{N_i} \sum_{j=1}^{N_i} G(x - x_j, \Sigma_{ij}) \quad (5)$$

Où les Σ_{ij} correspondant aux éléments de la matrice de covariance, F étant le nombre de fenêtres, et N_i le nombre d'échantillons par fenêtre.

La combinaison de l'entropie de Renyi avec une méthode d'estimation non paramétrique à noyau gaussien diminue de manière significative le temps de calcul :

$$\int_x G(x - a_i, \Sigma_1) G(x - a_j, \Sigma_2) dx = G(a_i - a_j, \Sigma_1 + \Sigma_2) \quad (6)$$

La convolution de deux gaussiennes centrées respectivement à a_i et a_j est une gaussienne centrée à $(a_i - a_j)$ avec une covariance égale à la somme des covariances initiales.

L'entropie est réduite à une simple somme d'interactions mutuelles entre tous les échantillons :

$$H_R(x) = -\log \left(\frac{1}{F^2} \sum_{i=1}^F \sum_{j=1}^{N_i} \sum_{k=1}^F \sum_{l=1}^{N_k} \frac{1}{N_i N_k} G(x_j - x_l, \Sigma_{ij} + \Sigma_{lk}) \right) \quad (7)$$

2.3 Maximisation de l'information mutuelle quadratique

2.3.1 Formulation linéaire de l'algorithme de recalage

Transformation Linéaire : La transformation linéaire correspond à une déformation affine :

$$\theta_{linear} : p_d = S R p_s + T \quad (8)$$

p_d et p_s correspondent respectivement aux points destinations et aux points initiaux, S est la matrice d'échelle, R est la matrice de rotation et T est le vecteur de translation.

Le critère de similarité que nous développons est continu et différentiable, rendant possible l'utilisation d'une méthode d'estimation quadratique. Nous utilisons une méthode de gradient conjugué :

$$\theta^n := \theta^{n-1} + \lambda_n \cdot \frac{dI_T}{d\theta} \quad (9)$$

2.3.2 Formulation non-linéaire de l'algorithme de recalage

Transformation non-linéaire : Le modèle de transformations qui modélise au mieux les déformations internes des organes est le principe des déformations des formes libres «FFD» [8, 4]. La première étape de déformation consiste à assigner à chacun des points de la forme contenu dans le volume des déformations un ensemble de coordonnées locales. Le volume de déformation est un parallélépipède formé par un ensemble de points de contrôle, les axes sont définis par les vecteurs orthogonaux s, t , et u . La fonction de déformation est un produit de troisième ordre de tenseurs B-spline. La nouvelle position q , après déformation de tout point ayant les coordonnées (s, t, u) s'écrit sous la forme :

$$q_{i,j,k}(s, t, u) = \sum_{l,m,n=-3}^0 P_{i+l,j+m,k+n} B_l(s) B_m(t) B_n(u) \quad (10)$$

où $P_{i,j,k}$ sont respectivement le i^{eme} , j^{eme} , k^{eme} point de contrôle dans les directions s, t , et u , B_s sont les fonctions B-spline de «lissage».

Le nombre de points de contrôle varie selon la taille des images à recalage. Généralement les points sont espacés de 10 à 20mm selon les applications et le choix de l'utilisateur.

Le recalage non-linéaire s'applique une fois le recalage affine réalisé. Afin de maximiser l'information mutuelle quadratique nous utilisons une méthode de recherche globale de Powell [9]. Une méthode d'optimisation quadratique aurait été bénéfique en temps de calcul car la transformation non-linéaire n'est paramétrée que par quelques points de contrôle. Cependant ce type de méthodes est sensible aux maxima locaux et donc moins robuste.

Formule globale du critère de similarité

Indépendamment du modèle de déformation utilisé, le critère de similarité s'écrit de la manière suivante :

$$I_T = V_{(xy)^2} + V_{x^2y^2} - 2V_{xy} \quad (11)$$

$$V_{(xy)^2} = \frac{1}{F^2} \sum_i^F \sum_j^{N_i} \sum_k^F \sum_l^{N_k} \frac{1}{N_i N_k} G(w_j - w_l, (\Sigma_{ij} + \Sigma_{lk})I)$$

avec $w : [x, y]^T$

$$V_{xy} = \frac{1}{F^3} \sum_i^F \sum_j^{N_i} \sum_k^F \sum_l^{N_k} \sum_m^F \sum_n^{N_m} \left(\frac{1}{N_i N_k N_m} G(x_j - x_l, \Sigma_{ij} + \Sigma_{kl}) \cdot G(y_j - y_n, \Sigma_{ij} + \Sigma_{mn}) \right)$$

$$V_{x^2y^2} = \left(\frac{1}{F^2} \sum_i^F \sum_j^{N_i} \sum_k^F \sum_l^{N_k} \frac{1}{N_i N_k} G(x_j - x_l, \Sigma_{ij} + \Sigma_{lk}) \right) \cdot \left(\frac{1}{F^2} \sum_i^F \sum_j^{N_i} \sum_k^F \sum_l^{N_k} \frac{1}{N_i N_k} G(y_j - y_l, \Sigma_{ij} + \Sigma_{lk}) \right)$$

Il est à préciser que l'algorithme est exécuté selon un schéma multirésolution. Une pyramide spline est calculée pour les volumes à recalcr. Les paramètres des transformations obtenus dans chaque résolution sont validés dans la résolution suivante. La convergence est satisfaite lorsque les paramètres restent inchangés pour trois résolutions successives.

3 Résultats

Pour valider notre algorithme, nous avons simulé le problème du recalage en appliquant des transformations géométriques (Affines + FFD) et des déviations du niveau de gris connues sur un volume initial, Figure 1. L'erreur de recalage a été calculée en effectuant la moyenne des distances euclidiennes entre le volume initial et le volume recalé. Pour des données tomodynamométriques (CT-scan) de 512x512x46 Voxels, l'erreur était de l'ordre de 0.14 (unité pixel). Les paramètres des transformations correspondent à un déplacement aléatoire compris entre -10 et 10 (unité pixel) des points de contrôle du modèle FFD. Le temps de calcul sur un PC {Intel P4 (1GHz), 512Mo RAM} est de l'ordre de 4 min.

Concernant notre travail sur la curiethérapie prostatique [10], des images CT et IRM de 14 patients ont été utilisées pour évaluer la robustesse et le temps de calcul de notre algorithme sur des données réelles. Nous présentons dans la figure 2 les résultats de la comparaison entre un recalage automatique utilisant notre algorithme et une superposition manuelle effectuée par un expert. Les données Scanner et IRM sont de 512x512 pixels. L'erreur de recalage était de 0.12 mm pour le recalage automatique et de 0.20 mm pour le recalage manuel.

Enfin nous avons comparé notre méthode avec une méthode basée sur la maximisation de l'information mutuelle normalisée. Nous avons noté une amélioration en temps de calcul d'un facteur 4 environ sans grandes pertes en précision. Les tableaux 1 et 2 montrent les différents résultats obtenus pour un recalage TDM/IRM. La taille des données TDM était de 512x512x70 voxels et la taille des données IRM était de 256x256x45 voxels.

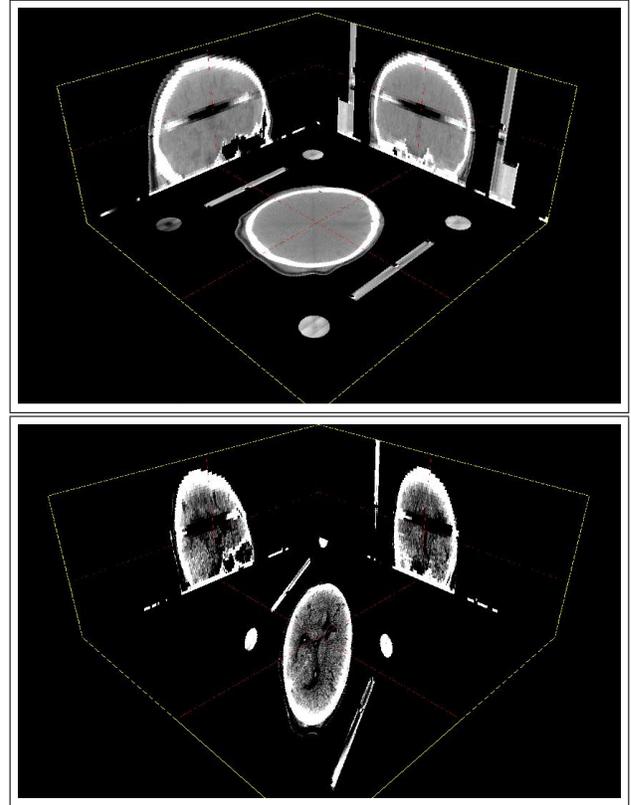


FIG. 1 – Simulation du problème de recalage par application de déformations de niveaux de gris et de transformations géométriques connues.

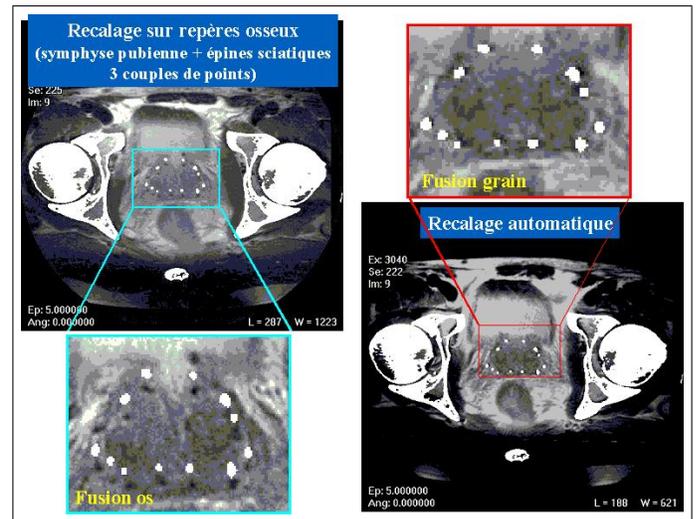


FIG. 2 – Comparaison du recalage TDM/IRM automatique et manuel (superposition des structures osseuses). Evaluation par superposition des grains radioactifs dans la prostate.

TAB. 1 – Recalage par maximisation de l’information mutuelle normalisée : évaluation du temps de calcul et de l’erreur de recalage.

Transformation	SSD	Temps de calcul
Affine	18,54/24,76	4min
Affine+FFD(20 mm)	13,57/21,63	12min

TAB. 2 – Recalage par maximisation de l’information mutuelle quadratique : évaluation du temps de calcul et de l’erreur de recalage.

Transformation	SSD	Temps de calcul
Affine	19,83/22,79	1.5min
Affine+FFD(20 mm)	14,29/20,24	5min

L’erreur du recalage SSD correspond à la somme carrée des différences d’intensités. Elle est présentée dans les tableaux 1 et 2 en terme de moyenne et d’écart type : m/e.

4 Conclusion

Dans cet article, nous avons présenté un nouvel algorithme de recalage non-linéaire des images médicales. Nous avons introduit une nouvelle méthode d’estimation non-paramétrique de la densité de probabilité. Nous avons démontré que l’utilisation de l’information mutuelle quadratique combinée à notre méthode d’estimation à noyau gaussien entraîne une baisse considérable du temps de calcul de l’algorithme de recalage. Enfin, nous avons validé notre méthode sur des données multimodales cliniques.

L’algorithme a été intégré à un système informatique d’aide à la décision. Il est utilisé quotidiennement dans le service de neurochirurgie de l’hôpital Sainte-Anne et le service de radiologie de l’institut Curie. Les principales applications sont la stéréotaxie et la curiethérapie prostatique.

Références

[1] P. Viola and W.M. Wells III. *Alignment by maximization of mutual information*. International Conference on Computer Vision (E. Grimson, S. Shafer, A. Blake and K. Sugihara, eds.), IEEE Computer Society Press, Los Alamitos, CA, pp. 16-23,1995.

[2] A. Collignon, F. Maes, D. Delaere, D. Vandermeulen, P. Suetens and G. Marchal. *Automated multi-modality image registration based on information theory*. Information Processing in Medical Imaging (Y. Bizais, C. Barillot and R. Di Paola, eds.), Kluwer Academic Publishers, Dordrecht, pp. 263-274,1995.

[3] J. Principe, J. Fisher III, D. Xu. *Information theoretic learning*. In S. Haykin (Ed.), *Unsupervised adaptive filtering*. New York, NY : Wiley, 2000.

[4] T. Sederberg and S.R. Parry. *Free-form deformation of solid geometric models*. In SIGGRAPH ’86, pages 151–160, 1986.

[5] E. Parzen. *On Estimation of a Probability Density Function and Mode*. AMS(33), pp. 1065-1076, September 1962.

[6] [3] T. Teruko. *Nonparametric density estimation : A comparative study*. Economics Bulletin, Vol. 3, No. 16 pp. 1.10 (2001).

[7] M. S. Oh and J. Berger. *Adaptive importance sampling in Monte Carlo integration*. Journal of Statistical Computation and Simulation, 41 : 143-168, 1992.

[8] W. M. Hsu, J.F. Hughes and H. Kaufman. *Direct Manipulation of Free-Form Deformations* Computer Graphics, Vol.26, No.2, pp. 177-184, July 1992.

[9] W. H. Press, S.A. Teukolsky, W.T. Vetterling, and B.P. Flannery. *Numerical Recipes in C : The Art of Scientific Computing*. Cambridge University Press, NY ; 1992.

[10] V. Servois, A. Osorio, J. Atif. *A new PC based software for prostatic 3D segmentation and volume measurement. Application to Permanent Prostate Brachytherapy (PPB) evaluation using CT and MR images fusion*. InfoRAD 2002, Radiological Society of North America RSNA’02, Chicago, USA.