

Recalage logiciel pour l'imagerie médicale : classification, comparaison et réalisation

Ahmed KHARRAT¹, Saoussen BELHASSEN¹, Moncef BOUSSELMI¹

Ahmed.Kharrat@fss.rnu.tn, Saoussen_bel@yahoo.fr,

Moncef.Bousselmi@fss.rnu.tn

¹Laboratoire (CES)

Ecole Nationale d'Ingénieurs de Sfax

BP W. 3038 Sfax, Tunisie

Tél : (+216) 74 40 88, Fax : (+216) 74 27 55 95

Résumé. L'objectif de cet article est de faire bénéficier notre application de recalage d'images médicales IRM et de présenter l'efficacité de l'algorithme de résolution conçu aux coins d'images par rapport à celle de S.Ourselin qui se traduit par une performance remarquable au niveau du traitement au centre de l'image. Notre approche se compose de quatre grandes étapes : découpage des deux images référence et cible et la recherche du correspond de chaque bloc dans l'image cible, application des filtres tel que la détection des contours, recherche de la transformation rigide et la mesure de similarité correspondante, enfin, l'étape d'optimisation en utilisant le moindre carré comme meilleur estimateur. Nous présentons, dans cet article, un cas d'étude illustrant notre approche.

Mots-clés : recalage, rigide, IRM, mesure de similarité.

I. Introduction

Le recalage d'images est le processus de projection de deux ou plusieurs images, de la même scène, acquises à des instants différents, de point de vue différents et parfois par des capteurs différents. Le recalage est un problème commun à de nombreuses tâches d'analyse des images médicales décrites dans l'article de Nicholas Ayache [1]. En effet, le recalage est nécessaire pour comparer des images acquises sur un même patient à des instants différents ou bien avec des modalités différentes. Aussi le recalage est largement utilisé dans le processus de planification de la radiothérapie dans les deux cas monomodale (IRM/IRM) ou multimodale (Positron Emission Tomographie-PET/Computed Tomographie-CT ou PET/IRM). Le recalage est également nécessaire lorsque l'on souhaite comparer des images de patients différents. Ce processus peut être rencontré dans la littérature sous le nom de mise en correspondance spatiale, fusion ou normalisation spatiale lorsque les données manipulées par l'algorithme du recalage sont des images médicales. Dans ce travail, nous abordons la classification de recalage en se basant sur la technique de résolution considérée. En effet, deux classes d'approches de recalage d'images médicales peuvent être distinguées : les approches basées sur l'extraction des primitives [4] [11]

[3] [8] [7] et les approches basées sur l'intensité : [10] [13] [12] [2], appelé parfois recalage sans primitives.

Le présent article sera organisé comme suit : la deuxième section sera consacrée à une description technique du recalage d'images médicales en présentant les techniques de recalage basées sur les primitives, les techniques de recalage basées sur l'intensité afin de les comparer avec les techniques décrites précédemment et les différentes possibilités d'intégration des deux approches pour avoir une nouvelle famille d'approches de recalage nommée hybride [5], [6], [9]. Enfin, nous présentons notre approche block matching (recalage hybride) à fin d'illustrer leur avantage avec celle de S.Ourselin.

II. Recalage d'images

1. Algorithme général du recalage d'images

Pour expliciter le problème du recalage d'images médicales, nous nous proposons d'illustrer par un exemple simplifié:

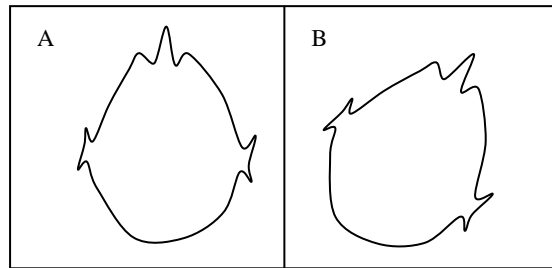


Fig. 1. Exemple d'illustration du problème de recalage

Soient A et B, deux images d'un même organe du corps d'un patient, acquises par un imageur I (Fig. 1). Supposons que les deux acquisitions ont été effectuées dans des instants différents. Ce qui cause une différence de position du patient par rapport à l'imageur et par la suite, conduit à obtenir des images différentes.

L'opération du recalage consiste à chercher la transformation géométrique T qui relie les coordonnées X évoluant dans l'espace de l'image A, aux coordonnées Y, appartenant à l'espace de l'image B, tel que : $X=T(Y)$.

L'espace de recherche des paramètres de la transformation ainsi que sa nature (rigide ou élastique) sont deux paramètres importants dans le recalage des images. Il dépendent généralement de l'application médicale, de la nature de l'organe acquis et du mode d'acquisition. Pour trouver la transformation T, l'algorithme du recalage suivi est celui que nous avons décrit grossièrement par la Fig. 2.

L'ensemble des paramètres initiaux de la transformation sont appliqués à l'image B pour initialiser un algorithme itératif de recherche de la transformation. L'image B

transformée est ensuite comparée à l'image A par calcul d'une mesure de similarité, soit directement sur les intensités des images, soit sur des primitives géométriques extraites à partir des deux images. L'algorithme met à jour itérativement les paramètres de la transformation et recalcule la mesure de similarité jusqu'à ce que le recalage est assuré ou qu'il y a plus d'amélioration du résultat et l'algorithme diverge.

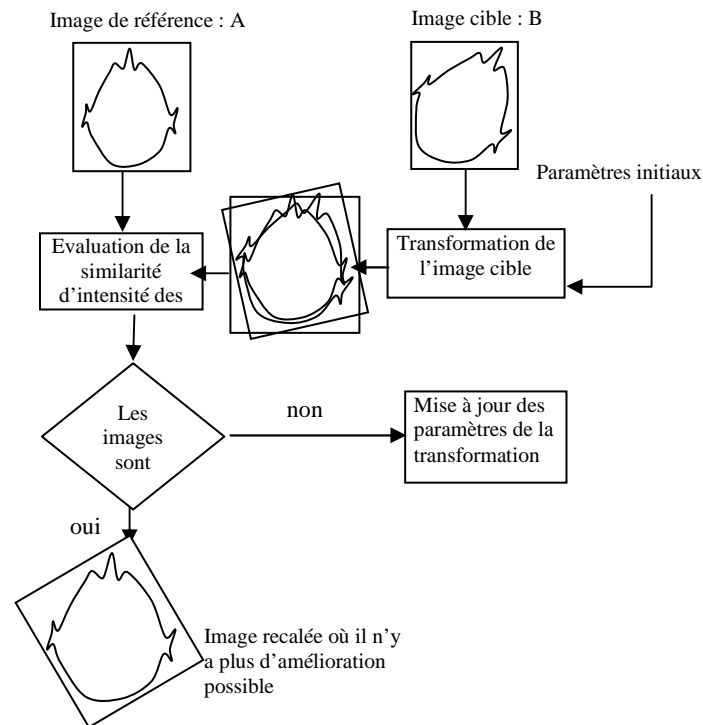


Fig. 2. Schéma de l'algorithme général du recalage

2. Recalage basé sur les primitives

Ce type de recalage est basé sur l'extraction des primitives géométriques des deux images à recaler. La première étape de cette technique consiste à extraire un type de primitives géométriques : points d'intérêt, contours ou surface sur les deux images objet d'études. Ensuite, un processus d'identification des paires de primitives qui peuvent se correspondre est mis en place. Ce processus est appelé mise en correspondance ou appariement des primitives. La transformation est par la suite calculée en se basant sur l'ensemble des couples appariés. Il est à noter que l'étape d'extraction des primitives est considérée discriminante pour la précision de la transformation recherchée. Donc, le manque de précision des primitives conduit obligatoirement à une transformation aberrante qui peut parfois compliquer le problème de comparaison d'images plus que le simplifier. C'est pourquoi, une validation des algorithmes de recalage en routine clinique est toujours demandée pour raffiner les algorithmes proposés.

3. Recalage basé sur l'intensité

Pour beaucoup de travaux rencontrés dans la littérature, l'étape d'extraction des primitives a été éliminée et la mesure de la similarité est appliquée directement sur l'intensité des voxels. Au contraire du recalage basé sur les primitives, ce recalage utilise l'information fournie par l'intensité de l'image toute entière. L'étape cruciale de ce recalage est donc la mesure de similarité adoptée et le processus d'optimisation choisi. En fait, une mesure de similarité est calculée pour évaluer la ressemblance entre les pixels qui doivent se correspondre après avoir appliqué une transformation initiale T_0 .

4. Recalage hybride

Pour faire face aux problèmes liés à l'utilisation des primitives ou à l'intensité pour assurer le recalage d'images médicales, des auteurs de quelques travaux, ont introduit une nouvelle catégorie d'approches. En fait, cette catégorie dite d'approches hybrides, utilisent une combinaison temporaire [9], spatiale [6] ou bien simultanée [5] des deux autres.

Pour la combinaison spatiale ou simultanée des deux algorithmes de recalage, la précision est toujours dépendante de la précision d'extraction des primitives ce qui peut être un inconvénient lié à l'utilisation de ce type de combinaison. Alors que pour une combinaison temporaire, il y aura toujours une possibilité de raffinement des résultats car les primitives ne sont utilisées que pour une estimation grossière pour initialiser les paramètres de l'algorithme. Les possibilités de combinaison entre les deux types de recalage sont très nombreuses et les techniques décrites dans ce travail ne sont que des exemples pour illustrer la possibilité de combinaison temporaire, spatiale et simultanée.

III. Notre approche:

Pour suivre l'évolution du cancer dans le temps, afin de mettre en place une planification radio-thérapeutique fiable, l'imagerie anatomique se trouve insuffisante pour une délimitation confiée du cancer. En fait, l'interprétation visuelle de la structure anatomique au cours de la radiothérapie par le radiologue, est parfois impossible. En effet, en se basant sur l'interprétation visuelle uniquement, le diagnostic différentiel entre récurrence et radionécrose peut conduire à une planification radio-thérapeutique invasive. Par exemple, dans le cas du cancer de rhinopharynx, un épaississement de la membrane de la cavité nasale est remarqué sans qu'une interprétation correcte puisse être mise en place par interprétation visuelle sur des images à résonance magnétique. Donc, un recalage des images médicales dans ce cas se trouve de grand intérêt. Dans notre application, nous nous proposons de recaler des images IRM 2D de rhinopharynx, il est à tenir compte de plusieurs sources de différences possibles entre l'image de référence et l'image cible. En fait, l'importance source de différence est le changement de l'anatomie de rhinopharynx. Cette différence sera utilisée pour estimer le changement de volume de la tumeur et

quantifier l'avancement ou le recule de la tumeur. Cela permettra de mettre en place une planification radio-thérapeutique fiable. Pour cette application nous optons pour une technique hybride de recalage rigide afin de surmonter les inconvénients du recalage basé sur les primitives et les inconvénients du recalage basé sur l'intensité. Selon notre étude bibliographique, les approches qui combinent successivement l'utilisation des deux autres catégories d'approches sont les plus prometteuses. Pour cette raison, nous nous proposons d'utiliser une approche dérivée de celle décrite dans [9]. Dans ce travail, la subdivision successive des blocs est inspirée de la subdivision des blocs utilisée dans la norme de compression MPEG4. Pour cette norme, il n'existe pas un critère de décision de l'arrêt de subdivision pour quelques blocs ou de sa continuité pour des autres. Cela veut dire que tous les blocs utilisés sont toujours de même taille malgré qu'il existent certainement des subdivisions inutiles sur des blocs qui ne sont pas discriminants et dont les correspondants sont à faible précision. Pour notre approche nous proposons d'utiliser la subdivision en bloc qui s'inspire de la norme de compression H.264. Pour notre application, nous suggérons que ce critère soit basé sur l'application d'un masque d'extraction de contours afin de localiser les parties de l'image qui contiennent des informations anatomiques valides qui peuvent aider pour raffiner le recalage. Pour cela nous utilisons une stratégie d'appariement de régions, afin d'estimer une transformation paramétrique (rigide ou affine par exemple) T , initialisé à l'identité. Nous utilisons pour cela une approche itérative, c'est-à-dire que nous approchons pas à pas la transformation. A chaque itération, nous calculons la mesure de similarité (champ de vecteur) entre les deux images de référence et cible jusqu'à ce que le recalage est assuré ou qu'il y a plus d'amélioration du résultat. Considérons deux images 2D de même taille 256×256 que nous désirons mettre en correspondance, nous notons (x, y) les positions sur la grille de voxels des images. Pour cela nous découpons notre image de référence en un ensemble de sous-images que nous appellerons blocs. Ces blocs seront notés B dans l'image de référence I et B' dans l'image cible J , de taille identique 32×32 . Nous recherchons alors les meilleurs correspondants dans l'image cible d'un ensemble de blocs B de l'image de référence, pour un critère de similarité donné. Chaque couple de blocs sera stocké par la position de son centre du fait du mouvement recherché du bloc (mouvement translationnel). Signalons de plus que le point du centre est celui pour qui la relation locale entre les blocs est statiquement la plus juste. C'est cet ensemble de couples de points qui définira un champ de vecteurs entre nos deux images. Le principe de l'algorithme retenu est de mettre en correspondance un bloc de l'image de référence avec un bloc de l'image cible. Nous pouvons effectuer cette recherche sur toute l'image ou bien sur une zone autour de la position du bloc de l'image de référence. C'est-à-dire pour un bloc B de I , nous recherchons donc dans un voisinage V qui est défini par $2 \times \text{rayon}$ du bloc B , de J le meilleur correspondant B' . Lors de la phase d'appariement, on prend en considération que le pas entre deux blocs consécutifs dans le voisinage déterminé de l'image cible est un pixel, qui peut bien sûr être anisotrope suivant les axes. Dans la stratégie classique d'appariement de régions, nous nous sommes amenés à effectuer une recherche complète dans ce voisinage. C'est-à-dire que nous explorons toutes les positions en coordonnées entières dans V . En faisant l'hypothèse que, dans un voisinage donné, le critère de similarité que nous optimisons est convexe, alors nous pouvons effectuer une recherche quasi-complète (Fig. 3). En effet, en utilisant cette propriété de convexité,

nous pouvons par exemple explorer une position sur deux, et considérer que la solution trouvée représente la position la plus proche de la solution réelle (recherche complète).

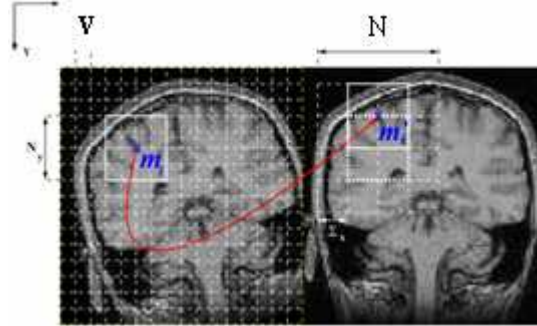


Fig. 3. Illustration de l'appariement de régions sur une coupe IRM [9]

Pour une direction donnée, N est la taille du bloc, V est la taille de la zone de recherche, P est la densité du champ de vecteurs. Sur cette figure, le centre du bloc B est noté m_i et celui du bloc B' est noté m'_i .

Dans [9], le rapport de corrélation est utilisé comme une mesure de similarité locale. Pour évaluer la performance de notre algorithme nous avons utilisé à ce stade la base universelle AREALL et nous avons limité nos expériences uniquement aux images IRM 2D intra-sujets et particulièrement au quatre premier séries. Il est a signalé que les images sont de taille 256×256 et en niveau de gris (16 bits/ pixels). Nous avons testé l'approche basée sur l'utilisation du Coefficient de Corrélation (CC) sur quatre séries d'images IRM 2D monomodale intra-sujet, puis nous avons calculé le taux d'erreur moyen entre ces quatre séries et on a précédé à la comparer avec celle de S.Ourselin [9] (tableau1).

Tableau 1: Distance moyenne de recalage entre l'algorithme de S. Ourselin et notre approche

Méthode	Erreur au centre Moyen (mm)	Erreur au coin Moyen (mm)
Block Matching avec CR	2.39	3.7
Block Matching avec CC	3.34	3.43

Ces performances comparées nous amène aux observations suivantes, alors l'algorithme qui utilise le CR comme mesure de similarité est efficace, puisqu'il a donné un taux d'erreur faible au centre d'image. Alors que cette tendance est différente en se qui concerne le taux d'erreur au coins d'image. En effet, la performance de ces deux approches sont actuellement comparable : le taux d'erreur moyen de notre algorithme est moins élevé et par conséquent plus performant et précis. Les expérimentations faites sur une base d'images IRM 2D monomodale intra-sujet ont montrée que la nouvelle approche présente toujours des résultats meilleurs que ceux proposé par S. Ourselin au coin d'image. Cette différence résulte, peut être,

du changement de la méthode de mesure de similarité utilisée, la corrélation Ratio pour S. Ourselin et le coefficient de corrélation pour le notre. L'utilisation de la corrélation Ratio sur cette base d'exemple se traduit par une performance remarquable au niveau du traitement au centre de l'image, et une dégradation au niveau des coins. Quant à l'utilisation de notre approche, elle se traduit par une bonne performance au niveau du traitement des coins et une légère dégradation au niveau du traitement au centre. Cette constatation nous mène à combiner ces deux algorithmes dans un processus de recalage pour profiter des avantages du premier (traitement au centre) et des avantages du deuxième (traitement des coins).

Conclusion :

Dans cet article une synthèse des différents algorithmes de recalage est présentée afin de classer les méthodes en trois catégories : une première catégorie d'approches qui se base sur l'appariement des primitives géométriques. Nous avons présenté des exemples des travaux rencontrés afin de montrer les avantages et les inconvénients de cette approche. Une deuxième catégorie est celle qui englobe les approches basées sur le calcul de similarité d'intensité sur l'image toute entière. Pour ces approches nous avons présenté les différents choix possibles, selon la bibliographie consultée, pour construire une chaîne de résolution robuste en mettant l'accent sur l'importance de choix dans chaque étape. Avant de terminer nous avons achever notre synthèse par la présentation de quelques approches qui ont montré la nécessité de faire recours aux algorithmes hybrides qui associent, spatialement, temporairement ou simultanément, une approche basée sur les primitives à une approche basée sur l'intensité. Ces approches ont permis aux autres catégories de se compléter pour donner des approches plus robustes. Enfin, nous avons présenté la performance de notre approche par rapport à celle de S.Ourselin.

References

- [1] Ayache Nicholas. L'analyse automatique des images médicales
Etat de l'art et perspectives, INRIA - Projet EPIDAURE 2004 Route des Lucioles 06902
Sophia-Antipolis, France ayache@sophia.inria.fr
- [2] J.E. Atif, Recalage non-rigide multimodal des images radiologiques par information mutuelle quadratique normalisée. Thèse, LIMSI-CNRS, 2004
- [3] A.V. Baardwijk, B.G.Baumert, G.Bosmans, M.V.Kroonenburgh, S. Stroobants, V. Gregoire, P. Lambin et D.D. Ruysscher. The current-status of FDG-PET in tumour volume definition in radiotherapy treatment, Cancer Treatment Reviews, Elsevier 2006.
- [4] Z.Cao, S. Pan, R.Li, R.BAlachandran, M.J. Fitzpatrick, W. C. Chapman et B.M.Dawant. Registration of medical images using an interpolated closest point transform: Method and validation.
- [5] P. Cachier, J-F. Mangin, X. Pennec, D. Rivire, D. Papadopoulos-Orfanos, J. Rgis et N. Ayache. Multisubject non-rigid registration of brain MRI using intensity and geometric features. Proc. Of Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI'01), pp.734-742, The Netherlands-October 2001.

- [6] H.J. Johnson et G.E. Christensen, Consistent landmark and Intensity-based Image Registration, IEEE transactions on medical imaging, VOL.21, NO 5, Mai 2002.
- [7] L.Ding, A. Goshtasby et M. Satter, Volume image registration by template matching, 2001
- [8] D. W. G. Montgomery, A.Abbes et H.Zaidi, Fully Automated Segmentation of Oncological PET volumes using combined Multiscale an statistical Model, 2006
- [9] S. Ourselin, A. Roche, S. Prima et N. Ayache, Block matching: a general frame work to improve robustness of rigid registration of medical images. INRIA, 2001
- [10] J. P.W. Pluim, J.B. A. Maintz et M.A. Viergever. Mutual information based registration of medical images: a survey. IEEE Transaction on medical imaging, 2003.
- [11] P.Putjarupong, C. PINTavirooj, W. Withayachumnankul et M. Sangworasil, Image registration Exploiting Five-point coplanar perspective invariant and maximum-curvature point, Journal of WSCG, Vol.12, No.1-3, ISSN 1213-6972, WSCG'2004.
- [12] G. K. Rohde, A. Aldroubi et B. Dawant. The adaptative bases algorithm for intensity-based nonrigid image registration. IEEE Transaction on Medical Imaging, vol.22, No.11, novembre 2003.
- [13] P. Thévenaz, U.E. Ruttimann et M. Unser. A pyramid approach to subpixel registration based on intensity. IEEE Transactions o image processing, vol.7, No.1, janvier 1998.