

Recalage et fusion d'images échographiques et par résonance magnétique au service de la chirurgie de l'endométriose

Youssra EL BENNIOUT¹, Oumaima EL MANSOURI⁴, Fabien VIDAL³, Adrian BASARAB², Jean-Yves TOURNERET¹

¹Institut de Recherche en Informatique de Toulouse, CNRS UMR 5505, Université de Toulouse / Laboratoire TéSA, Toulouse, France

²Univ Lyon, Université Claude Bernard Lyon 1, CNRS, Inserm, CREATIS UMR 5220, U1294, France

³Service de chirurgie gynécologique Clinique La Croix du Sud - Ramsay Santé, France

⁴Abelio, 31 All. Jules Guesde, 31400, Toulouse, France

Résumé – Cet article présente un nouvel algorithme de recalage d'images par résonance magnétique (IRM) 3D et d'images échographiques (US) 2D. Le recalage prend en compte une transformation rigide globale caractérisée par des paramètres de rotation et de translation qui est associée à une déformation locale basée sur des fonctions B-splines. Un algorithme de fusion 2D-2D US-IRM est ensuite appliqué pour générer l'image finale qui contient les principales caractéristiques des deux images d'origine. La performance de la méthode de recalage est analysée au moyen de tests quantitatifs et qualitatifs effectués sur un ensemble de données réelles, avec une attention particulière au traitement de l'endométriose.

Abstract – This paper presents a novel registration algorithm of 3D magnetic resonance (MR) and 2D ultrasound (US) images. The registration takes into account a global rigid transformation characterized by rotation and translation parameters, associated with a local deformation based on B-splines functions. A 2D-2D US-MRI fusion algorithm is also applied to generate the final image containing the main characteristics of the two MR and US images. The accuracy of the registration method is analyzed by means of quantitative and qualitative tests conducted on a real data set, with a specific attention to endometriosis treatment.

1 Introduction

Contexte. L'endométriose est une maladie gynécologique chronique de la femme en âge de procréer qui se caractérise par le développement d'un tissu semblable à la muqueuse utérine (l'endomètre) en dehors de l'utérus, colonisant d'autres organes avoisinants comme les ovaires, les trompes utérines ou dans des cas plus rares le côlon. Ce tissu subit lors des cycles menstruels ultérieurs l'influence des modifications hormonales, entraînant des douleurs abdominales et pelviennes, une fatigue chronique et un risque accru d'infertilité. Le diagnostic de l'endométriose repose sur deux modalités d'imagerie médicale, à savoir l'échographie (US) et l'imagerie par résonance magnétique (IRM). Selon le stade de maladie, la chirurgie laparoscopique s'avère être l'unique traitement efficace pour l'endométriose. Outre leur utilisation pour le diagnostic, les images US et IRM sont utilisées pour identifier la localisation précise des lésions et leur profondeur d'infiltration avant la chirurgie. L'image US, effectuée par voie intrarectale ou intravaginale pour cette application, est une modalité à haute résolution spatiale qui fournit des détails internes fins des structures imagées. Cette modalité présente certaines limitations, notamment un champ de vision limité et un faible rapport signal sur bruit. D'autre part, l'IRM offre un large champ de vision de l'anatomie du patient avec un bon rapport signal sur bruit mais avec une résolution spatiale relativement faible. Par conséquent, des

repères anatomiques précis à l'échelle millimétrique seraient sous-évalués lors de l'utilisation de cette modalité seule.

Un algorithme de fusion d'images US-MR a été récemment proposé pour construire une image rassemblant les avantages des deux modalités dans le cadre du diagnostic de l'endométriose [1]. L'objectif final est d'utiliser cette image fusionnée pendant la chirurgie assistée par la réalité augmentée. Cependant, l'algorithme de fusion 2D-2D de [1] nécessite un recalage préalable 3D-2D des images US et IRM. Dans les applications pratiques, les examens US et IRM sont effectués séparément, ce qui donne des images US 2D et des volumes IRM 3D non alignés. Une étape de recalage 3D-2D pour estimer la transformation reliant les deux images US et IRM s'avère donc nécessaire avant l'étape de fusion. Nous proposons de définir cette transformation à l'aide d'une transformation globale caractérisée par des paramètres de rotation et de translation, associée à une déformation locale basée sur des fonctions d'interpolation de type B-splines.

État-de-l'art. Les approches existantes de recalage d'images IRM et US peuvent être classées en deux catégories, à savoir les méthodes basées sur l'intensité de ces images [2] et les méthodes basées sur des descripteurs (features) extraits de ces images [3]. Les méthodes basées sur l'intensité minimisent des fonctions de coût diverses qui sont par exemple basées sur la somme des carrés des distances entre les intensités des deux images [4], l'information mutuelle [5] ou la corrélation croi-

sée [6]. Les méthodes basées sur les descripteurs cherchent à extraire des caractéristiques des deux images telles que les surfaces, les volumes ou les contours et les utilisent pour construire des mesures de similarité entre les images [3]. Plusieurs algorithmes de recalage ont été proposés dans le domaine de l'imagerie médicale, mais qui se concentrent sur le recalage d'images ayant la même dimension (2D-2D) ou (3D-3D). Ces algorithmes permettent par exemple le recalage d'images d'échocardiographie 3D en temps réel avec des images IRM 3D [7], d'images US 3D péroperatoire avec des images préopératoires IRM [8]. Un rapport de corrélation robuste basé sur des patches a été étudié dans [9] pour le recalage d'images 3D US et IRM. Pour le cas 3D-2D, l'algorithme de [10] a été pionnier dans l'utilisation de méthodes discrètes pour résoudre les problèmes de recalage, fournissant des résultats prometteurs par rapport à une approche continue. Plus récemment, l'apprentissage profond a été suggéré comme outil pour créer des méthodes de recalage efficaces, qui cherchent à apprendre des descripteurs propres aux images IRM et US à l'aide de données d'entraînement [11].

Objectifs et contributions. L'objectif principal de cet article est de proposer un algorithme de recalage rigide tranche-volume d'images IRM 3D et US 2D inspiré de [10], et d'y introduire une déformation non rigide permettant d'affiner les relations locales entre les deux images. Un recalage non rigide basé sur des fonctions B-splines permet une mise en correspondance plus précise entre les images, permettant d'exploiter également les déformations géométriques locales au sein de l'image. Dans cet article, le modèle de recalage rigide 3D-2D basé sur une formulation discrète basée sur des graphes est présenté dans la section 2. La partie 3 propose un algorithme de recalage non rigide basé sur les fonctions B-splines. L'algorithme de fusion 2D-2D entre les images US et IRM est enfin résumé dans la section 4. Les expérimentations sont présentées dans la section 5 tandis que nos conclusions et perspectives sont résumées dans la section 6.

2 Recalage rigide 3D-2D

L'algorithme de recalage proposé dans cet article s'inspire de la méthode étudiée dans [10]. Une image US est recalée dans un volume IRM, en cherchant la meilleure coupe IRM correspondante, qui ne suit pas nécessairement l'une des trois directions orthogonales d'acquisition. Cette tranche est définie par trois angles de rotation et trois paramètres de translation qui maximisent un critère de similarité adapté aux deux images. Étant donné un volume IRM J et une image US 2D I , le but de la méthode est d'estimer la transformation rigide notée $\pi = (r_x, r_y, r_z, t_x, t_y, t_z)$, contenant les angles de rotation r et les translations t dans les trois dimensions spatiales notées x , y et z , qui aligne au mieux I avec une tranche de J . Ceci est réalisé en résolvant le problème d'optimisation suivant :

$$\hat{\pi} = \underset{\pi}{\operatorname{argmin}} M(I, \pi[J]), \quad (1)$$

où $\pi[J]$ est une tranche extraite de J spécifiée par la transformation rigide π , et M est le critère de correspondance qui

définit la dissimilarité entre l'image 2D I et la tranche $\pi[J]$, qui est inversement proportionnelle à une mesure de similarité. Chaque paramètre de la transformation π sera contraint à un ensemble fini et optimisé afin de satisfaire l'équation (1). Plus précisément, à partir d'une transformation rigide initiale $\pi_0 = (r_x^0, r_y^0, r_z^0, t_x^0, t_y^0, t_z^0)$, l'espace des solutions est exploré par échantillonnage des variations discrètes de π_0 permettant de déterminer la transformation associée à la tranche $\pi[J]$ correspondant le mieux à l'image I par la mesure de similarité M . Pour une taille maximale ω_i et un facteur de quantification k_i , les variations de la variable v_i associée à une composante de π sont contraintes d'être dans $\{0, \pm \frac{\omega_i}{k_i}, \pm \frac{2\omega_i}{k_i}, \dots, \pm \frac{k_i\omega_i}{k_i}\}$. Après chaque itération, la taille maximale ω_i est diminuée d'un facteur α_i pour permettre une exploration plus fine de l'espace de recherche. Le nombre total de valeurs résultantes de v_i à l'itération i est $l_i = 2k_i + 1$. Il est à noter que la valeur 0 est également incluse dans le domaine de recherche car la valeur actuelle du paramètre peut être conservée. Le nombre de solutions possibles étant exponentiel, il n'est pas possible en un temps raisonnable d'explorer toutes les valeurs potentielles de π . Par conséquent, comme expliqué dans [10], seules les variations pour toutes les paires de variables peuvent être considérées puis l'optimisation est effectuée grâce à un algorithme comme Fast-PD [12]. Fast-PD est un algorithme d'optimisation discret basé sur les principes de la programmation linéaire et des stratégies duales primales, qui généralise la méthode α -expansion [13]. En utilisant la solution discrète finale comme initialisation, une stratégie d'optimisation continue basée sur une méthode du simplexe est finalement utilisée pour affiner encore plus le résultat.

3 Recalage non rigide 3D-2D

Bien que le recalage 3D-2D effectué précédemment permette de déterminer la transformation rigide de la tranche IRM qui correspond le mieux à l'image US, il reste insuffisant dans le cas de tissus mous et l'introduction d'un recalage non rigide supplémentaire devient nécessaire. En effet, les acquisitions des images IRM et US sont réalisées séparément, ce qui induit généralement une différence de forme des organes capturés, notamment la vessie, engendrant des déformations locales non saisies par le recalage rigide. Pour résoudre ce problème, nous proposons d'utiliser un recalage non rigide à l'aide de fonctions B-splines [14]. Le principe de base de la méthode est d'exprimer le champ de déformation de l'image en utilisant des points de contrôle définissant le mouvement local de leurs coordonnées voisines. Le champ de mouvement des points situés entre les points de contrôle est ensuite estimé à l'aide de fonctions B-spline cubiques.

Soit $\Omega = \{(x, y) \mid 0 \leq x < N, 0 \leq y < M\}$ le domaine de l'image et $n_x \times n_y$ un maillage de points de contrôle ϕ_{ij} . La transformation B-spline locale est définie par :

$$T_l(x, y) = \sum_{m=0}^3 \sum_{n=0}^3 B_m\left(\frac{x}{n_x}\right) B_l\left(\frac{y}{n_y}\right) \phi_{i_x+m, j_y+n}, \quad (2)$$

avec $i_x = \lfloor x/n_x \rfloor - 1$, $j_y = \lfloor y/n_y \rfloor - 1$, où $\lfloor \cdot \rfloor$ désigne

la partie entière. Les fonctions uniformes cubiques B-splines considérées dans cette étude sont définies comme suit :

$$B_0(u) = \frac{1}{6}(1-u)^3, B_1(u) = \frac{1}{6}(3u^3 - 6u^2 + 4),$$

$$B_2(u) = \frac{1}{6}(-3u^3 + 3u^2 + 3u + 1), B_3(u) = \frac{1}{6}u^3.$$

Une fois le maillage de la fonction B-spline construit, il est utilisé pour déformer le voisinage local de chaque point de contrôle dans l'image IRM. La meilleure déformation est celle qui fournit l'image IRM déformée la plus proche de l'image de référence (ici, l'image US), c'est-à-dire celle qui minimise la mesure de similarité choisie.

Au final, pour chaque transformation rigide π_i estimée à l'itération i grâce à l'algorithme présenté dans la section 2, une optimisation des paramètres des fonctions B-splines est effectuée générant une nouvelle image $\pi'_i[J]$. Au lieu de chercher à minimiser la mesure de similarité entre I et $\pi_i[J]$, l'optimisation sera effectuée entre I et $\pi'_i[J]$.

4 Fusion 2D-2D

Les deux modèles d'observation suivants peuvent être utilisés pour la fusion d'images US et IRM (voir [1]) :

$$\pi[\mathbf{J}] = \mathbf{S}\mathbf{H}\mathbf{x}_m + \mathbf{n}_m,$$

$$\mathbf{I} = \mathbf{x}_u + \mathbf{n}_u,$$

où $\mathbf{x}_m \in \mathbb{R}^N$ est l'image IRM haute résolution, $\pi[\mathbf{J}] \in \mathbb{R}^M$ est l'image IRM observée à basse résolution, $\mathbf{n}_m \in \mathbb{R}^N$ est un bruit blanc additif gaussien de variance σ_m^2 , $\mathbf{H} \in \mathbb{R}^{N \times N}$ est une matrice circulante par blocs circulants modélisant l'effet d'un flou et $\mathbf{S} \in \mathbb{R}^{M \times N}$ (avec $N = d_m^2$) est un opérateur de décimation de facteur d . D'autre part, $\mathbf{I} \in \mathbb{R}^N$ est l'image US observée (B-mode), $\mathbf{x}_u \in \mathbb{R}^N$ est l'image US sans bruit et $\mathbf{n}_u \in \mathbb{R}^N$ est un bruit constitué de variables aléatoires indépendantes et de même loi log-Rayleigh de paramètre γ .

Une fonction polynomiale est utilisée pour établir le lien entre les images IRM et US, comme suggéré dans [8], [1], i.e.,

$$\mathbf{x}_u = f(\mathbf{x}_m, \nabla \mathbf{x}_m^H \mathbf{u}), \quad (3)$$

où $f : \mathbb{R}^N \times \mathbb{R}^N \rightarrow \mathbb{R}^N$ est une fonction polynomiale de l'image \mathbf{x}_m , de son gradient, et de la direction de scan \mathbf{u} . En notant $g(\mathbf{x}, \mathbf{u}) = f(\mathbf{x}, \nabla \mathbf{x}^H \mathbf{u})$ pour simplifier les équations, on obtient le problème d'optimisation suivant :

$$\hat{\mathbf{x}} = \underset{\mathbf{x}}{\operatorname{argmin}} \underbrace{\frac{1}{2} \|\pi[\mathbf{J}] - \mathbf{S}\mathbf{H}\mathbf{x}\|^2}_{\text{Terme d'attache aux données IRM}} + \underbrace{\tau_1 \|\nabla \mathbf{x}\|^2 + \tau_3 \|\nabla g(\mathbf{x}, \mathbf{u})\|^2}_{\text{Régularisation}}$$

$$+ \underbrace{\tau_2 \sum_{i=1}^N \left[\exp(I_i - g_i(\mathbf{x}, \mathbf{u})) - \gamma(I_i - g_i(\mathbf{x}, \mathbf{u})) \right]}_{\text{Terme d'attache aux données US}}$$

qui peut être résolu en utilisant une minimisation linéarisée alternée proximale [1].

5 Expérimentations

5.1 Utilisation de l'information mutuelle

L'application médicale ciblée par cette étude est la détection et la localisation de l'endométriase. Cette section évalue ainsi l'algorithme de recalage proposé sur des données réelles, c'est-à-dire une image US abdominale et un volume IRM pelvien capturant l'utérus, la vessie et les lésions de l'endométriase. La mesure de similarité utilisée est l'information mutuelle (IM). Il s'agit d'une mesure de correspondance d'images qui est souvent utilisée pour le cas multimodal. L'information mutuelle d'un couple de variables aléatoires (\mathbf{X}, \mathbf{Y}) quantifie leur degré de dépendance au sens probabiliste et est définie par :

$$\operatorname{IM}(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = \sum_{x \in \Omega_{\mathbf{X}}} \sum_{y \in \Omega_{\mathbf{Y}}} p(x, y) \log \left[\frac{p(x, y)}{p(x)p(y)} \right], \quad (4)$$

où $\Omega_{\mathbf{X}}$ et $\Omega_{\mathbf{Y}}$ sont les régions d'intérêt des images \mathbf{X} et \mathbf{Y} .

Pour le recalage non rigide à l'aide des fonctions B-splines, le nombre de points de contrôle utilisé est (7, 7), et à chaque point de contrôle sont associés N coefficients de déformation, représentatifs des N composantes directionnelles de la déformation. Cela donne $7 \times 7 \times 2 = 98$ paramètres à estimer. L'IM définie précédemment est utilisée comme mesure de similarité à minimiser, et nous avons utilisé l'algorithme L-BFGS-B pour minimiser l'information mutuelle $\operatorname{IM}(\mathbf{X}, \mathbf{Y})$.

5.2 Résultats

Les figures 1(a) et 1(b) montrent l'image US observée et la tranche IRM choisie comme initialisation du code de recalage 3D-2D. Les tailles des images acquises sont 400×300 pour l'image US et $512 \times 512 \times 24$ pour le volume IRM. Le champ de vision de l'image IRM étant plus large que celui de l'image US, le volume a été découpé manuellement de manière à avoir $220 \times 270 \times 24$ voxels, pour garantir des champs de vision similaires pour les deux modalités. Enfin, une interpolation bicubique de l'image IRM a été effectuée pour garantir la même taille de pixels dans les images IRM et US.

Les figures 1(c) et 1(d) montrent les résultats du recalage rigide 3D-2D, puis du recalage après prise en compte des déformations non rigides. On peut voir que les formes de la vessie et du fibrome dans l'image 1(d) correspondent plus à celles de l'image 1(a) par rapport à 1(c). La déformation de la grille effectuée est montrée dans la figure 1(e). Les valeurs de l'IM du tableau 1 confirment l'intérêt du recalage réalisé.

TABLE 1 – Information mutuelle entre l'image US et l'image IRM initiale ou l'image IRM finale après recalage.

	Information mutuelle	
	US vs Image initiale	US vs Image extraite
(Fig. 1)	0.46	0.56

Pour terminer, nous montrons également le résultat de la fusion 2D-2D des images US et IRM dans la figure 1(f). Cette

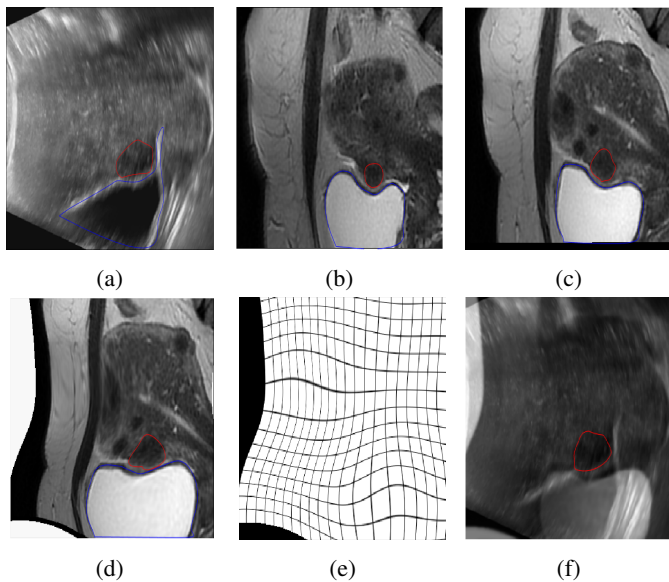


FIGURE 1 – (a) Image US (Fibrome-rouge, Vessie-bleu). (b) Tranche IRM initiale. (c) Image extraite après recalage non rigide. (d) Image extraite après le recalage proposé. (e) Grille de déformation. (f) Image fusionnée.

image rassemble des informations des deux modalités, permettant une bonne localisation du fibrome par rapport à la vessie, grâce à l’US, et un bon contraste du fibrome grâce à l’IRM.

6 Conclusion

Ce papier présente un nouvel algorithme de recalage 3D-2D prenant en compte, d’une part une transformation rigide définie par une rotation et une translation, et d’autre part des déformations non rigides locales qui peuvent être présentes dans l’image. La performance de l’algorithme a été évaluée sur des images US et IRM réelles utilisées pour la chirurgie de l’endométriose. Une perspective importante de ce travail est d’effectuer des tests à l’aide d’une image US transvaginale ou transrectale au lieu de l’image US abdominale. Un objectif à long terme de ce travail est de fusionner l’image résultante avec le flux vidéo collecté lors de la laparoscopie, permettant une prise de décision plus sûre et donc une chirurgie plus précise.

Références

[1] O. El Mansouri, F. Vidal, A. Basarab, P. Payoux, D. Kouamé, and J.-Y. Tourneret, “Fusion of Magnetic Resonance and Ultrasound images for endometriosis detection,” *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 29, pp. 5324–5335, 2020.

[2] F. Maes, A. Collignon, D. Vandermeulen, G. Marchal, and P. Suetens, “Multimodality image registration by maximization of mutual information,” *IEEE Trans. Med. Imag.*, vol. 16, no. 2, pp. 187–198, 1997.

[3] A. Yavariabdi, A. Bartoli, C. Samir, M. Artigues, and M. Canis, “Mapping and characterizing endometrial implants by registering 2D transvaginal ultrasound to 3D pelvic magnetic resonance images,” *Comput. Med. Imaging Graph.*, vol. 45, 2015.

[4] M. Fogtmann, S. Seshamani, C. Kroenke, X. Cheng, T. Chapman, J. Wilm, F. Rousseau, and C. Studholme, “A unified approach to diffusion direction sensitive slice registration and 3-D DTI reconstruction from moving fetal brain anatomy,” *IEEE Trans. Med. Imag.*, vol. 33, no. 2, pp. 272–289, 2014.

[5] J. P. Pluim, J. B. Maintz, and M. A. Viergever, “Mutual-information-based registration of medical images : a survey,” *IEEE Trans. Med. Imag.*, vol. 22, no. 8, 2003.

[6] J.N. Sarvaiya, S. Patnaik, and S. Bombaywala, “Image registration by template matching using normalized cross-correlation,” in *Proc. Int. Conf. on Advances in Computing, Control, and Telecommunication Technol.*, Bangalore, India, 2009, pp. 819–822.

[7] A. Atehortúa, M. Garreau, A. Simon, E. Donal, M. Lederlin, and E. Romero, “Fusion of 3D real-time echocardiography and cine MRI using a saliency analysis,” *Int. J. Comput. Assist. Radiol. Surg.*, vol. 15, no. 2, 2020.

[8] A. Roche, X. Pennec, G. Malandain, and N. Ayache, “Rigid registration of 3D ultrasound with MR images : a new approach combining intensity and gradient information,” *IEEE Trans. Med. Imag.*, vol. 20, no. 10, pp. 1038–1049, 2001.

[9] H. Rivaz, S. Jy-Shyang Chen, and D. Louis Collins, “Automatic deformable MR-Ultrasound registration for image-guided neurosurgery,” *IEEE Trans. Med. Imag.*, vol. 34, no. 2, pp. 366–380, 2015.

[10] R. Porchetto, F. Stramana, N. Paragios, and E. Ferrante, “Rigid slice-to-volume medical image registration through Markov random fields,” *CoRR*, vol. abs/1608.05562, 2016.

[11] G. Haskins and U. Kruger and P. Yan, “Deep learning in medical image registration : A survey,” *Machine Vision and Applications*, vol. 31, no. 1-2, 2020.

[12] N. Komodakis, G. Tziritas, and N. Paragios, “Fast, approximately optimal solutions for single and dynamic MRFs*,” in *Proc. IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, Minneapolis, MN, USA, 2007, pp. 1–8.

[13] N. Komodakis, G. Tziritas, and N. Paragios, “Performance vs computational efficiency for optimizing single and dynamic MRFs : Setting the state of the art with primal-dual strategies,” *Comput. Vis. and Image Understanding*, vol. 112, 2008.

[14] D. Rueckert, L. Sonoda, C. Hayes, D. Hill, M. O. Leach, and D. J. Hawkes, “Nonrigid registration using Free-Form Deformations : Application to breast MR images,” *IEEE Trans Med Imaging*, vol. 18, 1999.