

Recalage élastique d'organe par une méthode de contrôle optimal

<u>Guillaume MESTDAGH</u>, Irma - Strasbourg <u>Yannick PRIVAT</u>, Irma - Strasbourg <u>Stéphane COTIN</u>, Inria – Mimesis - Strasbourg

Lors d'une intervention chirurgicale assistée par ordinateur, les personnels soignants peuvent visualiser les déformations du foie d'un patient et de ses structures internes grâce à un système de réalité augmentée. Pour obtenir ces images, on doit reconstruire le champ de déformation à l'intérieur du foie à partir de données partielles. La configuration de référence provient d'images IRM pré-opératoires, tandis qu'un une caméra fournit la localisation de la surface visible du foie pendant l'opération [3]. En particulier, on ne sait pas à quelle partie de la configuration de référence correspond la surface apparaissant sur la caméra.

Nous proposons une modélisation sous la forme d'un problème de contrôle optimal. Celui-ci met en jeu un modèle élastique qui décrit les déformations de l'organe sous l'effet d'un chargement surfacique. On minimise une fonctionnelle qui mesure la qualité du recalage de surface. Notre formulation se différencie des méthodes de recalage élastique existantes en permettant de décrire finement les propriétés du champ d'efforts extérieurs qui doit engendrer la déformation. Ainsi, plutôt que de créer des forces artificielles [3, 4], on tente de reconstruire des efforts physiquement vraisemblables.

Pour résoudre numériquement le problème d'optimisation, nous utilisons une méthode d'adjoint implémentée en Python associée à un algorithme de quasi-Newton. Nous validons notre méthode de recalage sur des données expérimentales acquises sur un fantôme en silicone [1]. L'erreur de déplacement obtenue est en moyenne de $3,31\pm0,94$ mm, ce qui prouve que notre méthode est compétitive par rapport à la littérature [2]. Nous utilisons également notre formulation pour estimer des forces ponctuelles qui varient dans le temps, à partir de données synthétiques. L'estimation est mise à jour en moins d'une seconde entre deux forces successives, ce qui est encourageant pour montrer la viabilité de notre approche en chirurgie augmentée.

- [1] E. L. Brewer, L. W. Clements, J. A. Collins, D. J. Doss, J. S. Heiselman, M. I. Miga, C. D. Pavas, E. H. W. III. The image-to-physical liver registration sparse data challenge. In B. Fei, C. A. Linte, eds., Medical Imaging 2019: Image-Guided Procedures, Robotic Interventions, and Modeling, vol. 10951, pp. 364 370. International Society for Optics and Photonics, SPIE, 2019. doi:10.1117/12.2513952.
- [2] J. S. Heiselman, W. R. Jarnagin, M. I. Miga. Intraoperative correction of liver deformation using sparse surface and vascular features via linearized iterative boundary reconstruction. IEEE Transactions on Medical Imaging, **39(6)**, 2223–2234, 2020. doi:10.1109/TMI.2020.2967322.
- [3] R. Plantefève, I. Peterlik, N. Haouchine, S. Cotin. Patient-specific biomechanical modeling for guidance during minimally-invasive hepatic surgery. Annals of Biomedical Engineering, 44(1), 139–153, 2016. doi:10.1007/s10439-015-1419-z.
- [4] S. Suwelack, S. Röhl, S. Bodenstedt, D. Reichard, R. Dillmann, T. dos Santos, L. Maier-Hein, M. Wagner, J. Wünscher, H. Kenngott, B. P. Müller, S. Speidel. *Physics-based shape matching for intraoperative image guidance*. Medical Physics, **41(11)**, 111901, 2014. doi: https://doi.org/10.1118/1.4896021.

Contact: g.mestdagh@unistra.fr