



Semaines d'Étude Mathématiques – Entreprises (SEME)

Proposition de sujets

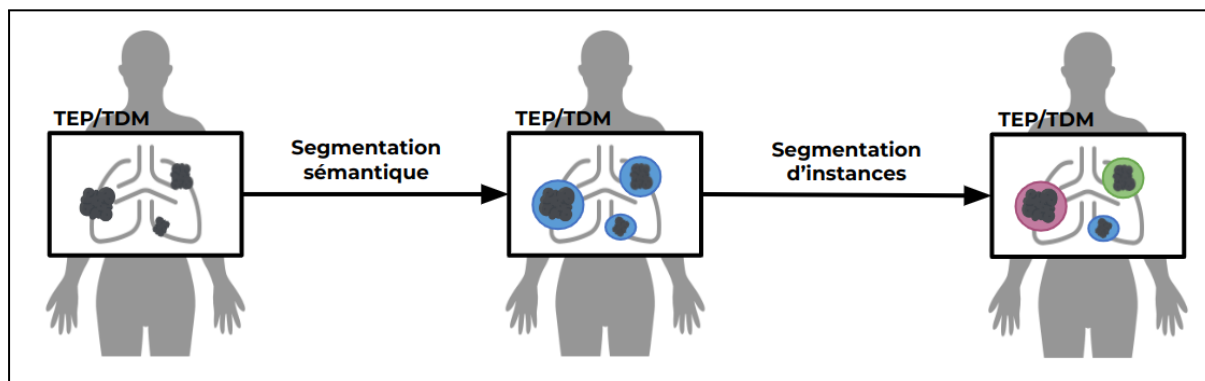
Elsa Schalck, Rosana El Jurdi, Antoine Bonnefoy
24/10/2023

Context

La Tomographie par Émission de Positons couplée à la Tomodensitométrie (TEP/TDM) est une technique d'imagerie médicale non invasive en trois dimensions utilisée comme examen de référence pour le suivi des patients atteints de cancers métastatiques traités par chimio- ou immunothérapies. Les images 3D TEP/TDM permettent de détecter les lésions disséminées aux organes, puis de suivre l'évolution de leur métabolisme en cours de traitement afin d'évaluer précocement l'efficacité thérapeutique. La segmentation des lésions métastatiques au sein des images TEP/TDM joue un rôle crucial dans la prise en charge clinique des patients, puisqu'elle apporte des mesures quantitatives nécessaires pour le diagnostic et la mise en place du traitement, et permet le calcul des critères d'évaluation de la réponse tumorale lors du suivi.

Récemment, l'apprentissage profond s'est imposé comme un outil essentiel pour le diagnostic et le suivi de diverses conditions médicales, notamment pour la détection et du suivi des tumeurs cancéreuses [1, 2], et en particulier concernant la tâche de segmentation sémantique [3]. De nouvelles bases de données d'imagerie TEP/TDM contenant des masques de segmentation sémantique labellisés par des médecins nucléaires [4] ont depuis peu vu le jour, permettant le développement de modèles automatiques de segmentation sémantique sur ce type de données.

Cependant, la segmentation sémantique, qui permet un suivi global de la réponse tumorale à l'échelle du patient, ne permet pas d'effectuer un suivi précis à l'échelle de la lésion. Or, suivre de façon indépendante l'évolution de chaque lésion permettrait de générer des données précieuses pour améliorer le suivi de la réponse tumorale à l'immunothérapie et enrichir les critères de réponse actuels. La génération de masques de segmentation d'instances à partir des masques de segmentation sémantique est donc aujourd'hui un enjeu crucial de la recherche sur ce type d'imagerie.



Deux méthodes sont aujourd'hui utilisées pour générer des segmentations d'instances à partir des segmentations sémantiques :

- Connected Components : méthode basée sur la connexité, qui sépare simplement les instances n'étant pas directement connectées entre elles.
- Watershed : méthode basée sur l'algorithme Watershed, qui sépare les instances en considérant l'image comme un relief topographique dont on simule l'inondation.

Bien que fonctionnelles, ces deux méthodes présentent de nombreux désavantages. La méthode Connected Components fonctionne bien sur les cas simples, mais produit des résultats trop peu

fragmentés lorsque les lésions sont adjacentes (sous-segmentation), tandis que la méthode Watershed fonctionne mieux sur les lésions adjacentes, mais conduit souvent à une explosion du nombre d'instances dans les zones tumorales hétérogènes (sur-segmentation). À ce jour, la méthode utilisée en interne consiste à sélectionner la segmentation d'instances la plus fragmentée, et les instances sont ensuite regroupées manuellement par des médecins annotateurs à l'aide d'un logiciel d'annotation.

Sujets

Dans ce contexte, deux sujets sont proposés :

- **Sujet 1 : Développement de méthodes innovantes de segmentation d'instances à partir de la segmentation sémantique en imagerie médicale.**

L'objectif de ce sujet est de développer une ou plusieurs méthode(s) innovante(s) et adaptée(s) aux enjeux de l'imagerie TEP/TDM pour générer la segmentation d'instances à partir de la segmentation sémantique, en minimisant les cas de sous- et sur-segmentation. Les méthodes considérées devront être principalement non supervisées, mais des méthodes faiblement supervisées pourront également être considérées [5].

- **Sujet 2 : Développement de méthodes innovantes de regroupement d'instances en imagerie médicale.**

Lors de l'analyse des images TEP/TDM, les médecins regroupent souvent diverses instances d'une même tumeur sur la base d'attributs communs tels que la proximité, la texture ou l'emplacement. Les techniques de segmentation d'instance automatiques telles que Connected Components ou Watershed ne sont pas en mesure de prendre en compte ces attributs afin de différencier efficacement les instances, qu'elles soient fusionnées ou distinctes. L'objectif de ce sujet est de développer une ou plusieurs méthode(s) innovante(s) et adaptée(s) aux enjeux de l'imagerie TEP/TDM pour regrouper automatiquement les instances ayant été fragmentées lors de l'utilisation de méthodes classiques de segmentation d'instances. Les méthodes considérées devront être principalement non supervisées.

Données

Les données suivantes seront mises à disposition :

- Un échantillon d'images TEP/TDM au format nifti du dataset AutoPET [4] avec les masques de segmentation suivants :
 - segmentation sémantique.
 - segmentation d'instances générée à l'aide de la méthode Connected Components.
 - segmentation d'instances générée à l'aide de la méthode Watershed.
- Pour un faible nombre d'images, des masques de segmentation d'instance annotés par des médecins pourront également être fournis.

Livrables

Les livrables attendus sont les suivants :

- Un support de communication expliquant les méthodes proposées.

- Le code des méthodes proposées, fonctionnel sur les images fournies.

Euranova disposant d'un dataset privé d'images TEP/TDM en interne contenant à la fois les segmentations d'instances et les segmentations sémantiques, les méthodes développées pourront être testées et évaluées en interne sur le dataset privé à la suite de la SEME.

Références

[1] M. Ganeshkumar, V. Sowmya, E.A. Gopalakrishnan, K.P. Soman, Chapter 10 - Unsupervised deep learning-based disease diagnosis using medical images, Editor(s): Akash Kumar Bhoi, Victor Hugo C. de Albuquerque, Parvathaneni Naga Srinivasu, Gonçalo Marques, In Intelligent Data-Centric Systems, Cognitive and Soft Computing Techniques for the Analysis of Healthcare Data, Academic Press, 2022, Pages 203-220, ISBN 9780323857512, <https://doi.org/10.1016/B978-0-323-85751-2.00011-6>.

[2] Li-Yin Ye, Xiao-Yan Miao, Wan-Song Cai, Wan-Jiang Xu, Medical image diagnosis of prostate tumor based on PSP-Net+VGG16 deep learning network, Computer Methods and Programs in Biomedicine, Volume 221, 2022, 106770, ISSN 0169-2607, <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2022.106770>.

[3] Ronneberger, Olaf, Philipp Fischer, and Thomas Brox. "U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation." International Conference on Medical image computing and computer-assisted intervention. Springer, Cham, 2015.

[4] Gatidis S, Kuestner T. A whole-body FDG-PET/CT dataset with manually annotated tumor lesions (FDG-PET-CT-Lesions) [Dataset]. The Cancer Imaging Archive, 2022. DOI: 10.7937/gkr0-xv29

[5] H. Ramadan, C. Lachqar, and H. Tairi, 'A survey of recent interactive image segmentation methods', *Computational Visual Media*, vol. 6, no. 4, pp. 355–384, Dec. 2020.