
Optimisation de la segmentation pédiatrique grâce à l’augmentation de données et à l’apprentissage par transfert

Tristan Kirscher^{*†1,2}, Sylvain Faisan¹, Xavier Coubez², Loris Barrier², and Philippe Meyer^{1,2}

¹Laboratoire des sciences de l’ingénieur, de l’informatique et de l’imagerie – Université de Strasbourg, France – France

²Institut de Cancérologie de Strasbourg Europe – Institut de Cancérologie Strasbourg Europe (ICANS) – France

Résumé

Introduction : La segmentation automatique des images médicales pédiatriques reste un défi majeur en raison des différences anatomiques entre enfants et adultes. Les modèles de deep learning entraînés sur des données adultes perdent en performance sur les cas pédiatriques, compromettant leur utilisation en radiothérapie. Bien que diverses stratégies d’adaptation de ces modèles aient été proposées dans la littérature, l’approche optimale demeure incertaine. Nous présentons PSAT, une approche systématique basée sur nnU-Net1, explorant l’impact de quatre axes : Plan d’entraînement (P) - définissant notamment l’architecture du réseau, composition du Set d’apprentissage (S), stratégie d’Augmentations des données (A) et méthode de Transfert (T).

Matériel et Méthodes : Nous évaluons plusieurs configurations de PSAT, en entraînant des modèles sur des ensembles adultes, pédiatriques ou mixtes, puis en les adaptant au domaine pédiatrique via fine-tuning ou continual learning. De plus, nous testons une stratégie d’augmentation par contraction simulant la taille réduite des organes pédiatriques. Nos expérimentations ont été menées sur des CT issus de datasets publics (TCIA Pediatric CT SEG2, TotalSegmentator3 dataset) et interne (pédiatrique). Nous comparons les performances avec celles d’ART-Plan™ (Therapanacea, France), un logiciel de radiothérapie utilisé en routine clinique et de TotalSegmentator3, un modèle open-source.

Résultats : Les modèles entraînés sur des données adultes appliqués directement aux cas pédiatriques montrent une baisse significative des performances, surtout pour les petits organes (ex. prostate). L’augmentation par contraction améliore significativement la segmentation (ex. +14 points DSC sur la vessie). Bien que performant en intra-institutionnel, le fine-tuning entraîne un oubli catastrophique (“catastrophic forgetting”) de certaines structures (ex. prostate : 0 DSC), contrairement au continual learning, qui préserve mieux les connaissances acquises sur les données adultes et limite la baisse de performance entre institutions.

*Intervenant

†Auteur correspondant: tristan.kirscher@unistra.fr

Conclusions : PSAT identifie les stratégies optimales pour la segmentation pédiatrique. Nos résultats soulignent l'importance d'un plan d'entraînement adapté et montrent que l'augmentation par contraction renforce la généralisation des modèles. De plus, le continual learning apparaît comme une solution robuste pour limiter le shift d'institution. PSAT ouvre de nouvelles perspectives pour l'amélioration de la segmentation en contexte pédiatrique.

Références :

1. Isensee et al. nnU-Net: a self-configuring method for deep learning-based biomedical image segmentation. *Nature methods*, 18(2), 203-211.
2. Jordan et al. Pediatric Chest/Abdomen/Pelvic CT Exams with Expert Organ Contours (Pediatric-CT-SEG). *The Cancer Imaging Archive*. 2021.
3. Wasserthal et al. TotalSegmentator: Robust Segmentation of 104 Anatomic Structures in CT Images. *Radiology: Artificial Intelligence*. 2023.

Mots-Clés: segmentation pédiatrique, radiothérapie pédiatrique, contourage automatique, apprentissage profond, age bias, domain adaptation, transfer learning