



HAL
open science

Intégration d'à priori de forme semi-surcomplets pour la segmentation automatique du système vasculaire

Amine Sadikine, Bogdan Badic, Jean-Pierre Tasu, Vincent Noblet, Dimitris Visvikis, Pierre-Henri Conze

► To cite this version:

Amine Sadikine, Bogdan Badic, Jean-Pierre Tasu, Vincent Noblet, Dimitris Visvikis, et al.. Intégration d'à priori de forme semi-surcomplets pour la segmentation automatique du système vasculaire. RITS, ISFGBM, May 2022, Brest, France. hal-04406111

HAL Id: hal-04406111

<https://hal.science/hal-04406111>

Submitted on 19 Jan 2024

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

INTÉGRATION D'À PRIORI DE FORME SEMI-SURCOMPLETS POUR LA SEGMENTATION AUTOMATIQUE DU SYSTÈME VASCULAIRE

A. Sadikine (1,2), B. Badic (1, 3), J.-P. Tasu (1, 4), V. Noblet (5) , D. Visvikis (1), P.-H. Conze (1, 6)

1. LaTIM UMR 1101, Inserm, Brest, France ; 2. Université de Bretagne Occidentale, Brest, France ; 3. Centre Hospitalier Universitaire de Brest, Brest, France ; 4. Centre Hospitalier Universitaire de Poitiers, Poitiers, France ; 5. ICube UMR 7357, CNRS, Strasbourg, France ; 6. IMT Atlantique, Brest, France

Contexte

L'analyse des vaisseaux à partir d'images médicales est une tâche essentielle à des fins de diagnostic, de thérapie ou de planification chirurgicale. La segmentation manuelle étant un processus long et complexe, une approche automatisée pouvant capturer efficacement les contours des structures vasculaires est requise. Celle-ci doit être robuste au faible contraste, au niveau élevé de bruit, aux variations d'intensité, à la géométrie multi-échelle ainsi qu'à la topologie complexe des vaisseaux. Au cours des dernières années, l'apprentissage profond a donné un énorme essor aux méthodologies de segmentation sémantique avec des performances remarquables. Dans le domaine médical, l'architecture convolutive U-Net [1] a gagné une grande popularité pour diverses applications cliniques. Cependant, malgré une bonne capacité à extraire de grandes structures telles que les organes, sa capacité à délimiter les vaisseaux sanguins reste un défi majeur. Nous proposons d'intégrer au pipeline de segmentation un nouvel auto-encodeur convolutif semi-surcomplet (S-OCAE) avec un encodeur à deux branches exploitant à la fois des représentations non-linéaires sous et surcomplètes de la géométrie multi-échelle des arbres vasculaires. L'efficacité des à priori de forme semi-surcomplets qui en résulte est démontrée à travers deux applications cliniques portant sur l'extraction de vaisseaux de la rétine et du foie.

Méthode

Pour appliquer des à priori de forme, une représentation compacte de l'anatomie issue des masques de segmentation vérité-terrains peut être utilisée à l'aide d'un auto-encodeur convolutif souscomplet (CAE) [2] composé d'un encodeur et d'un décodeur. L'encodeur transforme le masque de segmentation vérité-terrain en une représentation compressée appelée code latent. Une fois que le modèle CAE standard a été entraîné, les à priori de forme peuvent être incorporés dans le pipeline de segmentation (Fig.1) en ajoutant à la fonction de perte un terme de régularisation de forme, qui mesure la distance entre les projections des sorties prédites et des masques vérité-terrains dans un espace réduit. Nous pr-

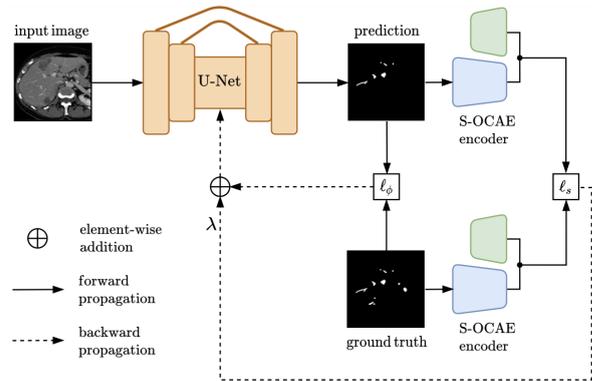


Figure 1: Pipeline proposé. Les paramètres U-Net sont estimés en intégrant à la fonction de perte un terme de régularisation de forme correspondant à la similarité entre les projections des masques prédit et vérité-terrain dans l'espace latent S-OCAE appris.

proposons d'étendre le CAE traditionnelle en exploitant un encodeur multi-branché composé d'une branche sous-complète et d'une branche surcomplète. Cette dernière remplace le sous-échantillonnage par un sur-échantillonnage afin de restreindre le champ réceptif tout en projetant les données dans un espace à plus grande dimension. Puisqu'un encodeur surcomplet serait trop coûteux en termes calculatoire et de mémoire, la branche semi-surcomplète prend comme entrée une couche cachée au lieu de l'image d'entrée.

Résultats et discussion

Nous évaluons la méthode proposée sur deux jeux de données publiques : 3D-IRCADb et DRIVE. Les résultats quantitatifs (Tab.1) indiquent que l'ajout d'à priori de forme à U-Net améliore de manière significative les résultats de délimitation. La principale amélioration entre U-Net+CAE et U-Net+S-OCAE est observée au niveau de la métrique distance de Hausdorff (HD) qui présente une augmentation de 3,08% pour DRIVE et 4,03% pour 3D-IRCADb. L'atténuation des erreurs de segmentation les plus importantes indique que les contours des vaisseaux fournis par U-Net+S-OCAE sont davantage adaptés aux besoins cliniques.

	3D-IRCADb		DRIVE	
	Dice	HD	Dice	HD
U-Net [1]	54.81	67.60	75.14	32.90
U-Net+CAE [2]	59.26	54.48	79.25	31.82
U-Net+S-OCAE	59.14	50.45	79.44	28.74

Table 1 : Comparaison quantitative entre U-Net [1], U-Net+CAE [2] et U-Net+S-OCAE en termes de Dice et distance de Hausdorff (HD) sur 3D-IRCADb et DRIVE.

Références

[1] Olaf Ronneberger et al. “U-Net: Convolutional Networks for Biomedical ImageSegmentation”. International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, 2015.

[2] Ozan Oktay et al. “Anatomically constrained neural networks (ACNNs): application to cardiac image enhancement and segmentation”. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2017.

Remerciements

Ce travail a été partiellement financé par LaBeX CAMI (programme ANR-11-LABX-0004) et France Life Imaging (programme ANR-11-INBS-0006).