

# Contraintes topologiques pour la segmentation sémantique par réseaux de neurones

## Sujet

Les méthodes à base réseaux de neurones sont actuellement à l'état de l'art pour la segmentation sémantique de structures complexes dans des environnements bruités. La segmentation sémantique, appelée également segmentation dense, consiste à attribuer une étiquette (ou classe) à chaque pixel d'une image. Les architectures mises en jeu dans ce cadre s'appuient généralement sur les réseaux tout convolutifs [1], qui à partir d'une image d'entrée vont produire en sortie une carte de segmentation dense.

Une limitation de ces approches réside dans l'approche très locale de la classification : en particulier le résultat des structures segmentées n'est contraint par aucun *a priori* anatomique ou topologique. Dans le cas où l'on dispose de tels *a priori* (nombre de composantes connexes ou caractéristiques topologiques de structures à segmenter par exemple) il peut être pertinent de les intégrer pour régulariser le résultat obtenu (voir figure 1). Par exemple, dans le cadre de la segmentation de réseaux vasculaires qui forment des ensembles connexes, il n'est pas du tout garanti d'obtenir des structures topologiquement correctes. En effet, des parties des structures vasculaires, notamment les parties fines, peuvent se retrouver dans la segmentation mais déconnectées du réseau principal.

Dans le cadre de la segmentation, la fonction de coût minimisée par les réseaux de neurones s'appuie en général soit sur l'entropie croisée soit sur l'indice de Sørensen-Dice qui mesure un taux de recouvrement pixel à pixel entre la structure segmentée et la vérité terrain. Deux segmentations ayant des coûts similaires peuvent ainsi avoir des topologies très différentes (voir figure 2).



FIGURE 1 – À gauche : segmentation de la base MNIST sans contraintes. À droite : segmentation contrainte topologiquement (source : <http://ai.stanford.edu/blog/topologylayer/> [5]).

Des travaux récents ont proposé d'intégrer une fonction de coût topologique à la fonction de coût globale [2, 4], ainsi que des *a priori* anatomiques [3]. D'autres proposent d'intégrer une couche topologique dans les réseaux [5] qui s'appuie sur le principe de filtration et d'homologie persistante.

L'objectif de ce stage est de faire une synthèse des approches existantes et de les expérimenter dans le cadre de deux applications biomédicales (figure 3) :

- La segmentation du réseau vasculaire cérébral en imagerie IRM angiographique 3D (figure 3 (à gauche)) ;
- La segmentation d'organelles (ou objets cellulaires) en imagerie FIB-SEM (figure 3 (à droite)).

Le candidat pourra proposer une approche originale s'appuyant par exemple sur le concept *d'arbre des coupes* issu de la morphologie mathématique, très semblable à la notion de *diagramme de persistance* décrit dans [5].

## Encadrement

- Benoît NAEGEL - Équipe IMAGEs - ICube Bureau C230 - [b.naegel@unistra.fr](mailto:b.naegel@unistra.fr)

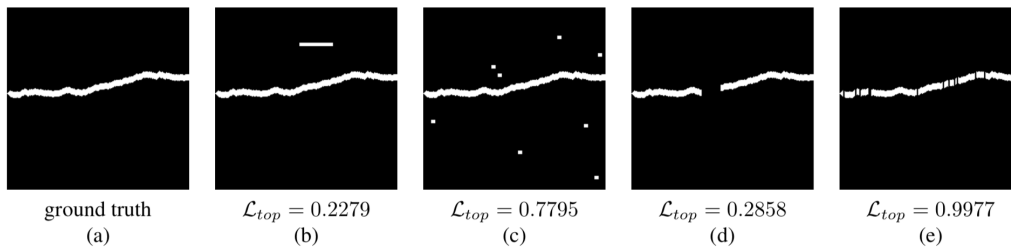


FIGURE 2 – (a) Vérité terrain. (b-e) Différentes segmentations ayant le même coût selon l’entropie croisée binaire, mais des topologies différentes. L’intégration d’une fonction de coût topologique  $\mathcal{L}_{top}$  permet de favoriser le résultat le plus « proche » topologiquement de la vérité terrain (source : [2]).

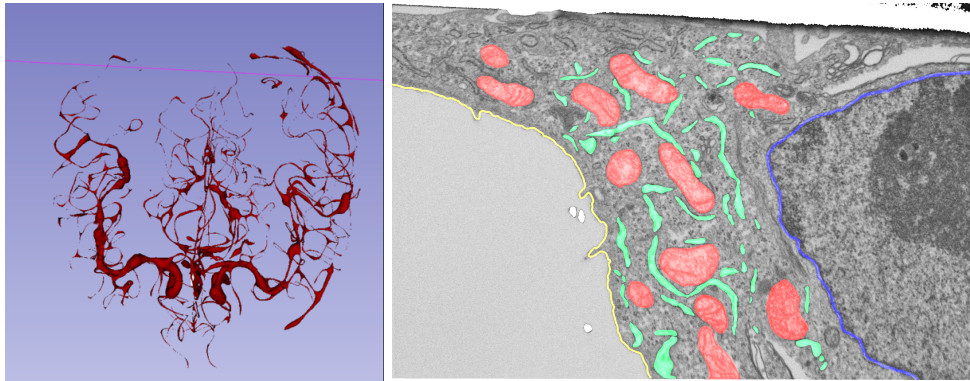


FIGURE 3

## Références

- [1] Jonathan Long, Evan Shelhamer, Trevor Darrell Fully convolutional networks for semantic segmentation *Conference On Computer Vision And Pattern Recognition - CVPR 2015 arXiv* <https://arxiv.org/abs/1411.4038> 2015
- [2] A.J. Mosinska, P. Marquez Neila, M. Kozinski, Fua Beyond the Pixel-Wise Loss for Topology-Aware Delineation *Conference On Computer Vision And Pattern Recognition - CVPR 2018*, p. 3136–3145
- [3] V.Dalca, John Guttag, Mert R.Sabuncu. Anatomical Priors in Convolutional Networks for Unsupervised Biomedical Segmentation *Conference On Computer Vision And Pattern Recognition - CVPR 2018*, p. 9290–9299
- [4] James R. Clough, Ilkay Oksuz, Nicholas Byrne, Veronika A. Zimmer, Julia A. Schnabel, Andrew P. King A Topological Loss Function for Deep-Learning based Image Segmentation using Persistent Homology *arXiv* <https://arxiv.org/abs/1910.01877> 2019
- [5] Rickard Brüel-Gabrielsson, Bradley J. Nelson, Anjan Dwaraknath, Primoz Skraba, Leonidas J. Guibas, Gunnar Carlsson A Topology Layer for Machine Learning *arXiv* <https://arxiv.org/abs/1905.12200> 2019