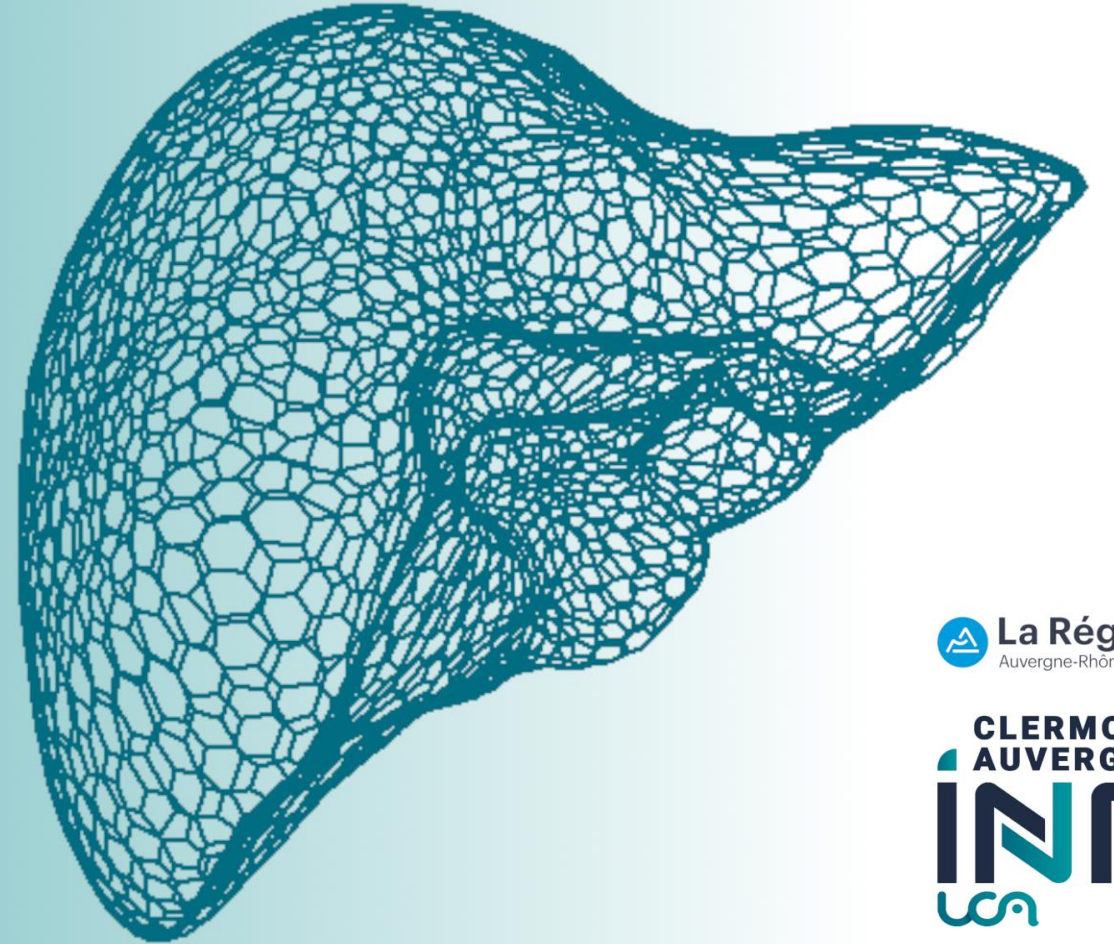


XAI-VesselNet: explain liver vessel segmentation by a graph-based approach



 La Région
Auvergne-Rhône-Alpes

CLERMONT
AUVERGNE
INP
UCA

 INSTITUT
PASCAL
sciences de l'ingénierie et des systèmes

CREATIS

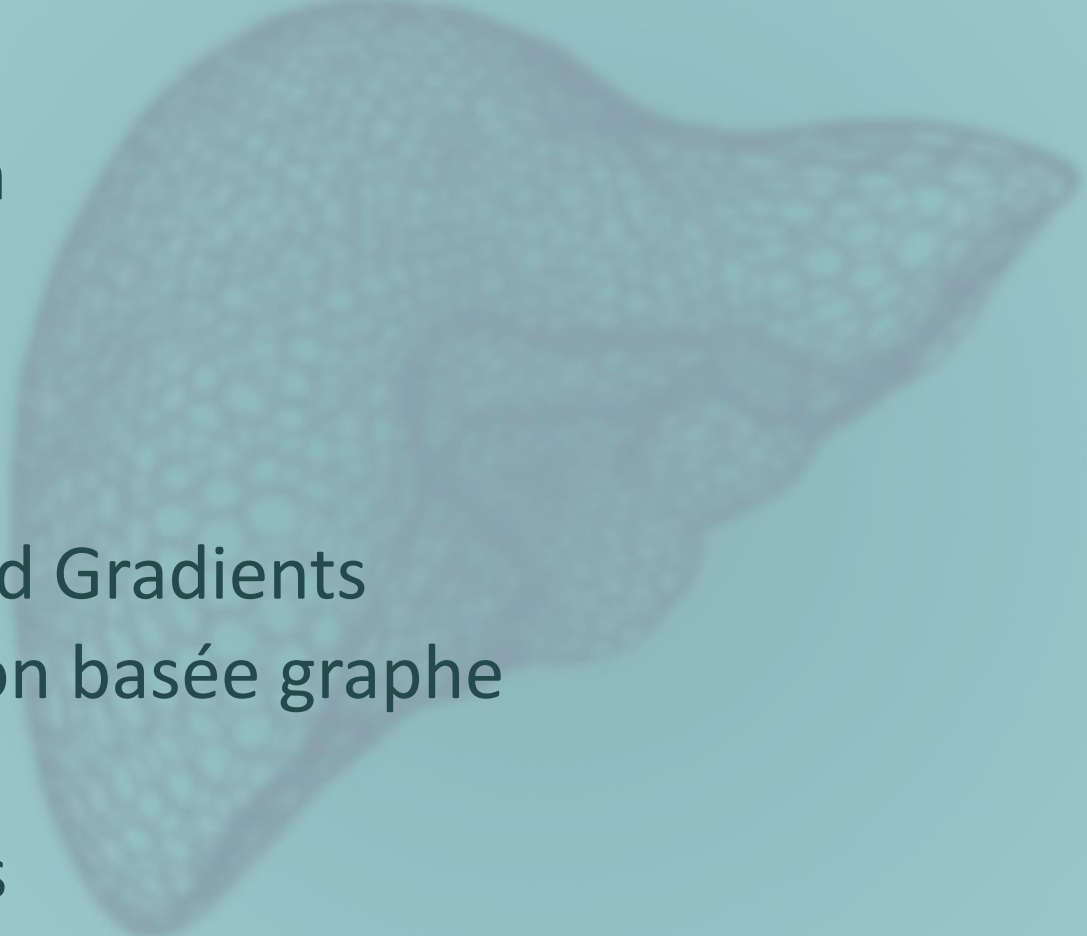
Détection faiblement supervisée de pathologies vasculaires

Guillaume Garret^{1,2}, Antoine Vacavant¹, Carole Frindel²


¹CaVITI - Institut Pascal, UCA, Clermont-Ferrand

²CREATIS, Université de Lyon, Lyon

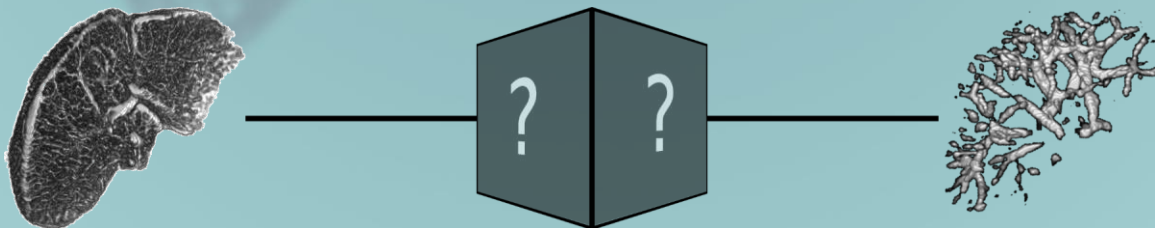
Table des matières

- Introduction
 - Etat de l'art
 - Matériel
 - Méthode
 - Integrated Gradients
 - Explication basée graphe
 - Résultats
 - Perspectives
- 

Introduction

- Omniprésence des CNN (problèmes cliniques)
- Performants mais boîtes noires → secteurs critiques 
- Méthodes XAI
 - Confiance, éthique, traçabilité

→ Etudier le comportement des modèles de segmentation vasculaire hépatique



Etat de l'art

- **Modèles d'attention**

design de modèles sensés porter une attention spécifique à une *features*

CA-Net ^[1], LVSNet ^[2], SAUNet ^[3]

- **Cartes d'attribution**

Indique quelles *features* influencent la décision

DeconvNet ^[4, 5], DeepLIFT ^[5, 6, 7], Integrated gradients ^[5, 7, 8, 13], DASP ^[9], Expected Gradients ^[12], DeepDream ^{[10, 11]*}

→ En **classification** : pointer la zone ayant impacté la décision (i.e. zone de la pathologie)

→ En segmentation : pointer les voxels importants (sans connaissance de terrain)

Matériel

Dataset

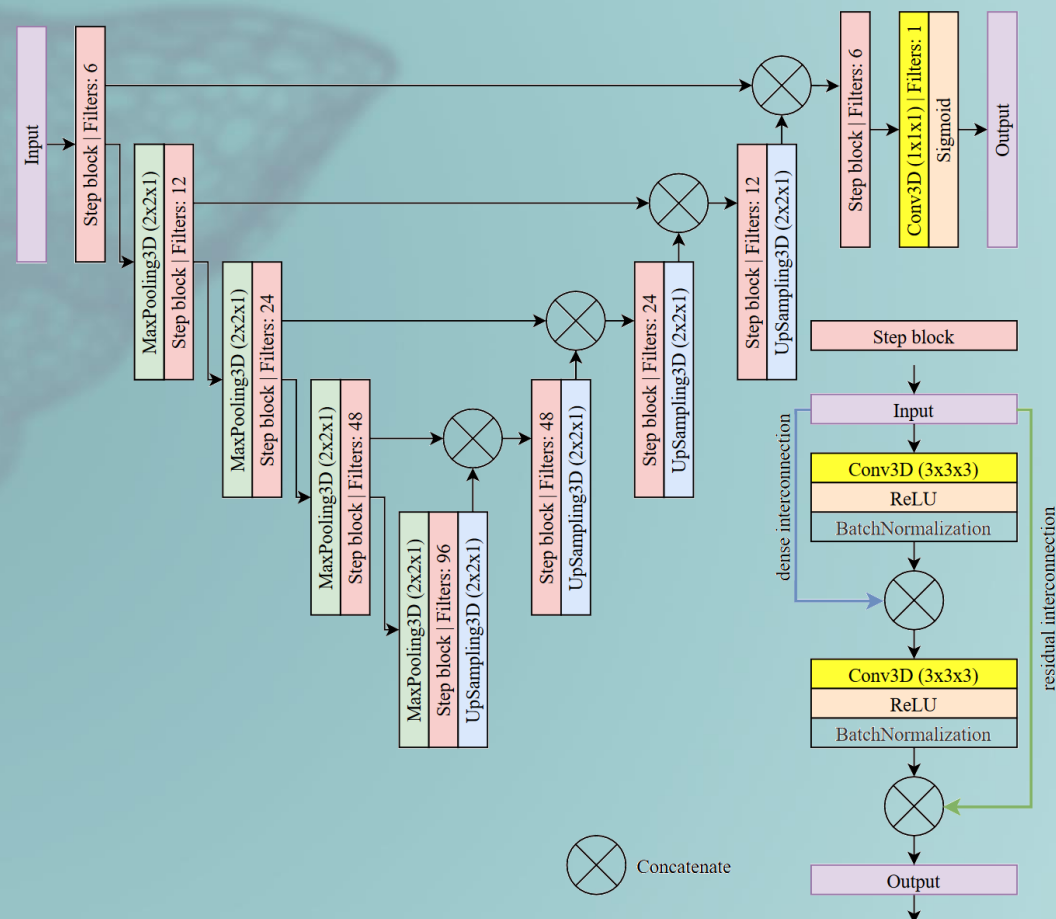
Liver segmentation 3D-IRCADb-01 [14][15]

- 20 CT-scans (normalisation min-max)
- Rééchantillonnage voxels 1mm^3
- Pré-segmentées (organe « foie »)
- RAW + Filtrées

Modèle

Dense U-Net [16]

- Approche « full volume »
- Données rééchantillonnées (192, 160, 160)
- Répartition des données : 80% - 15% - 5%



Méthode

Integrated Gradients ^[8]

- Contribution marginale moyenne (+/-) d'une entrée sur la sortie
- Approche axiomatique « *by design* » :
 - Sensibilité
 - Invariance à l'implémentation

$$IG_i(x) = (x_i - x'_i) * \int_{\alpha=0}^1 \frac{\partial F(x' + \alpha * (x - x'))}{\partial x_i} d\alpha$$

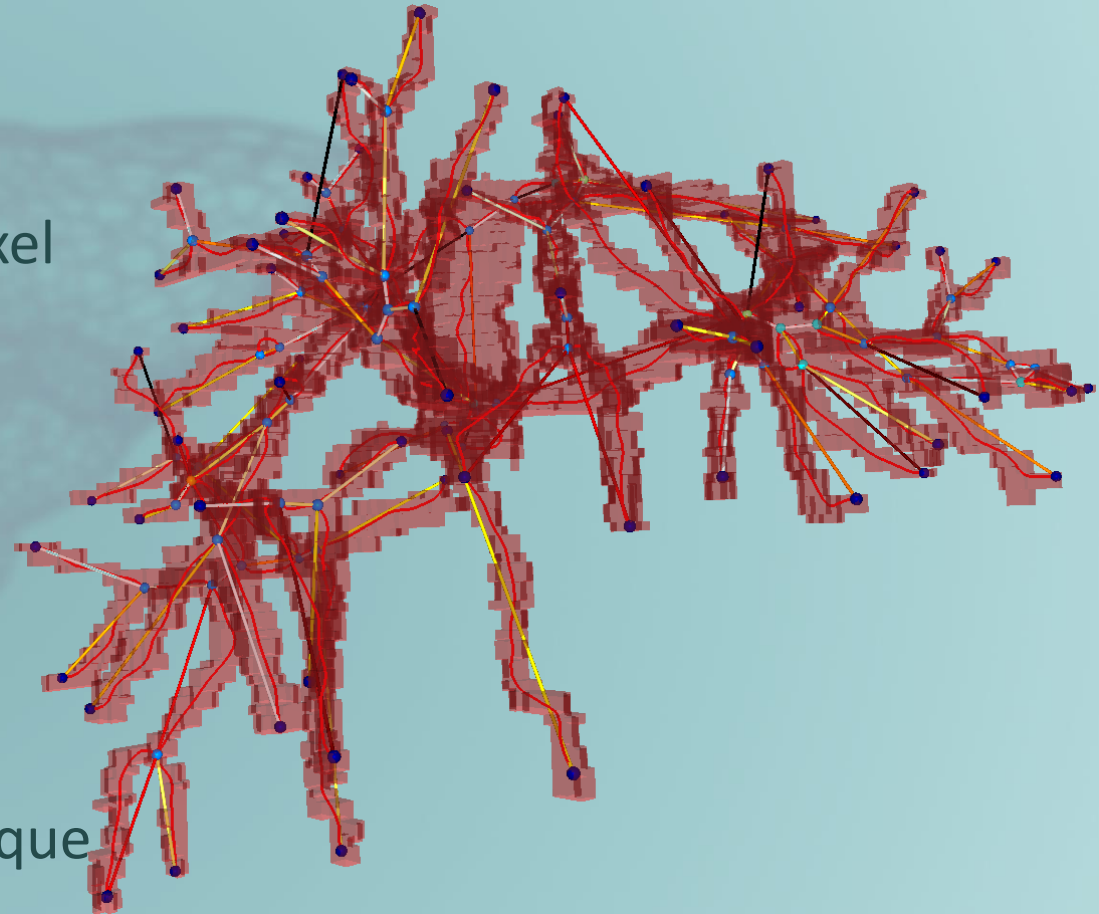
Méthode

Explication topologique

Totalité de l'image :

- Les deux classes influencent un même voxel
- Complexité importante 10^{15} gradients
- Volume pré-segmenté
- Perspective d'étude centrée sur l'humain

→ Recherche de points d'intérêt
Extraction du graphe du système hépatique
à partir de la vérité terrain (Voreen^{*[17]})

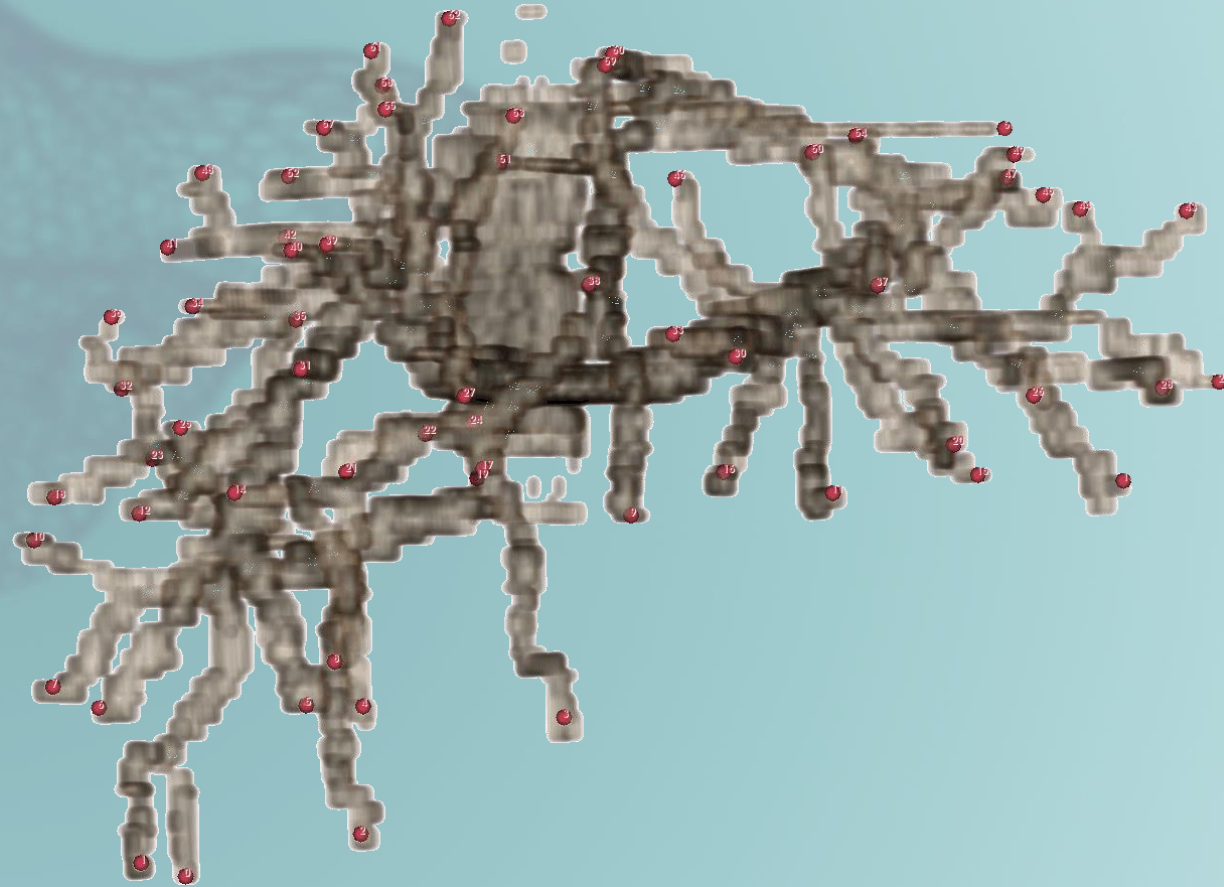


Méthode

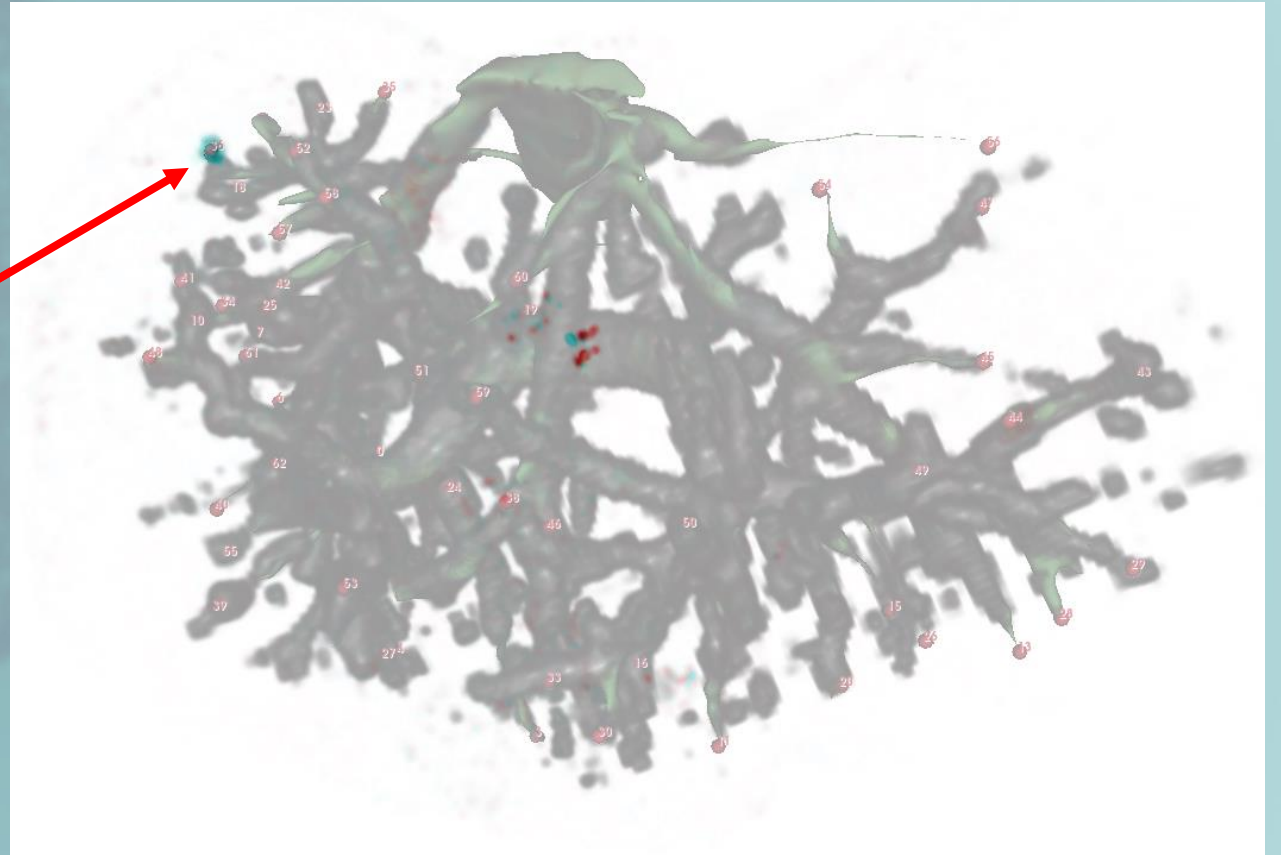
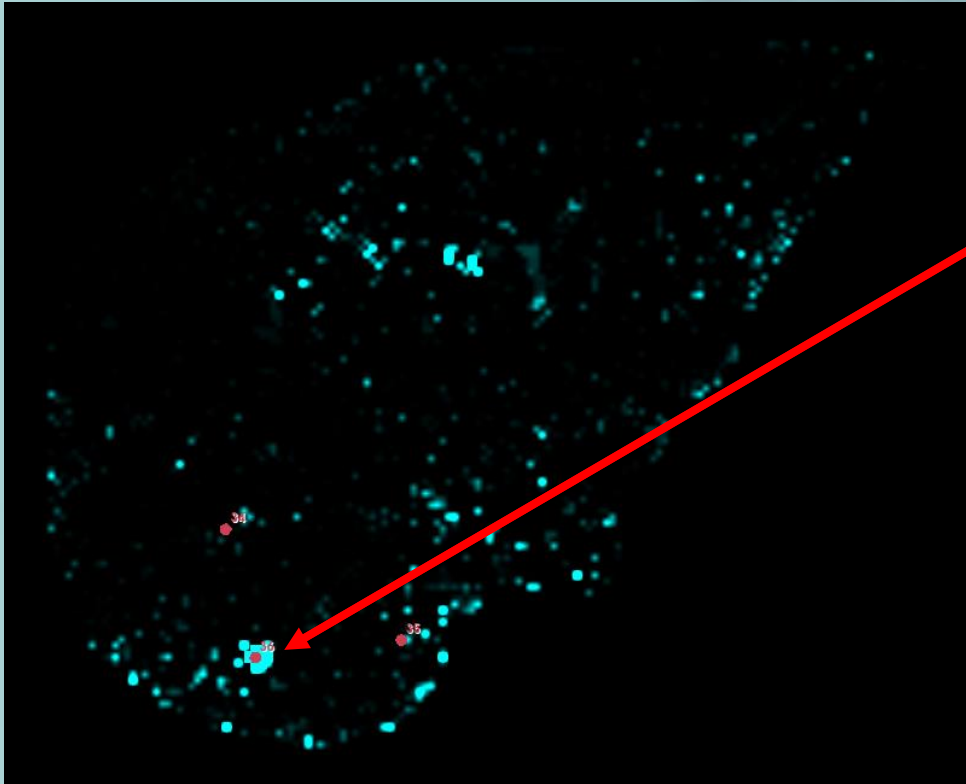
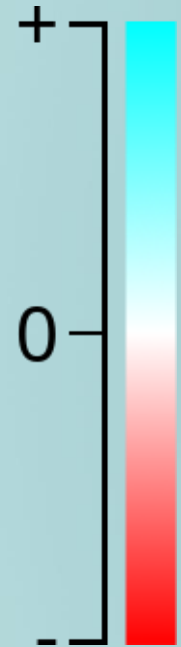
Explication topologique

Mise en relation des attributions :

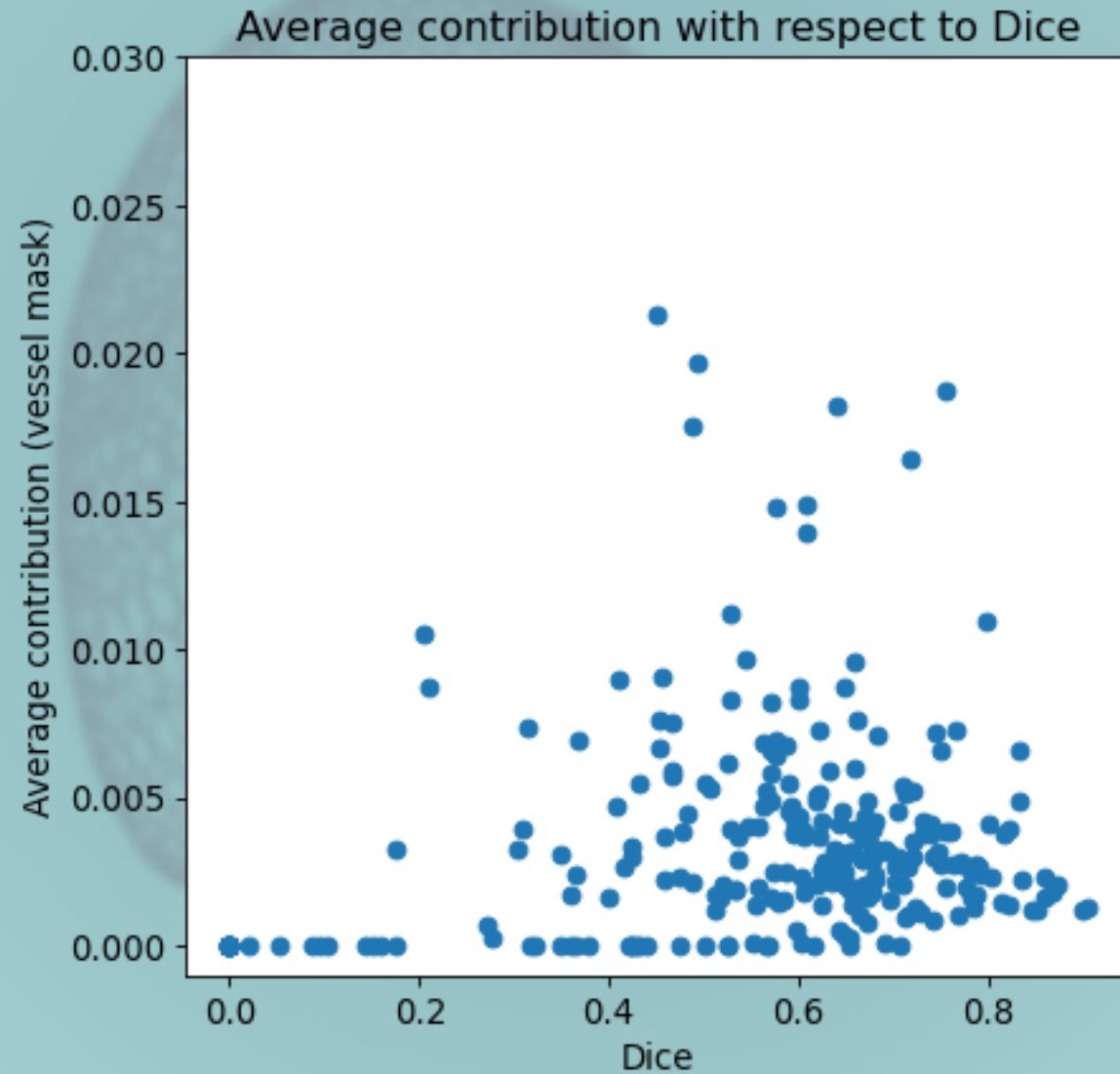
- Données image :
 - performance du modèle
 - l'épaisseur des vaisseaux
- Les informations orientées graphe :
 - Nœuds de $d = 1$
 - Nœuds de $d \geq 3$
 - Arêtes (*centerlines*)



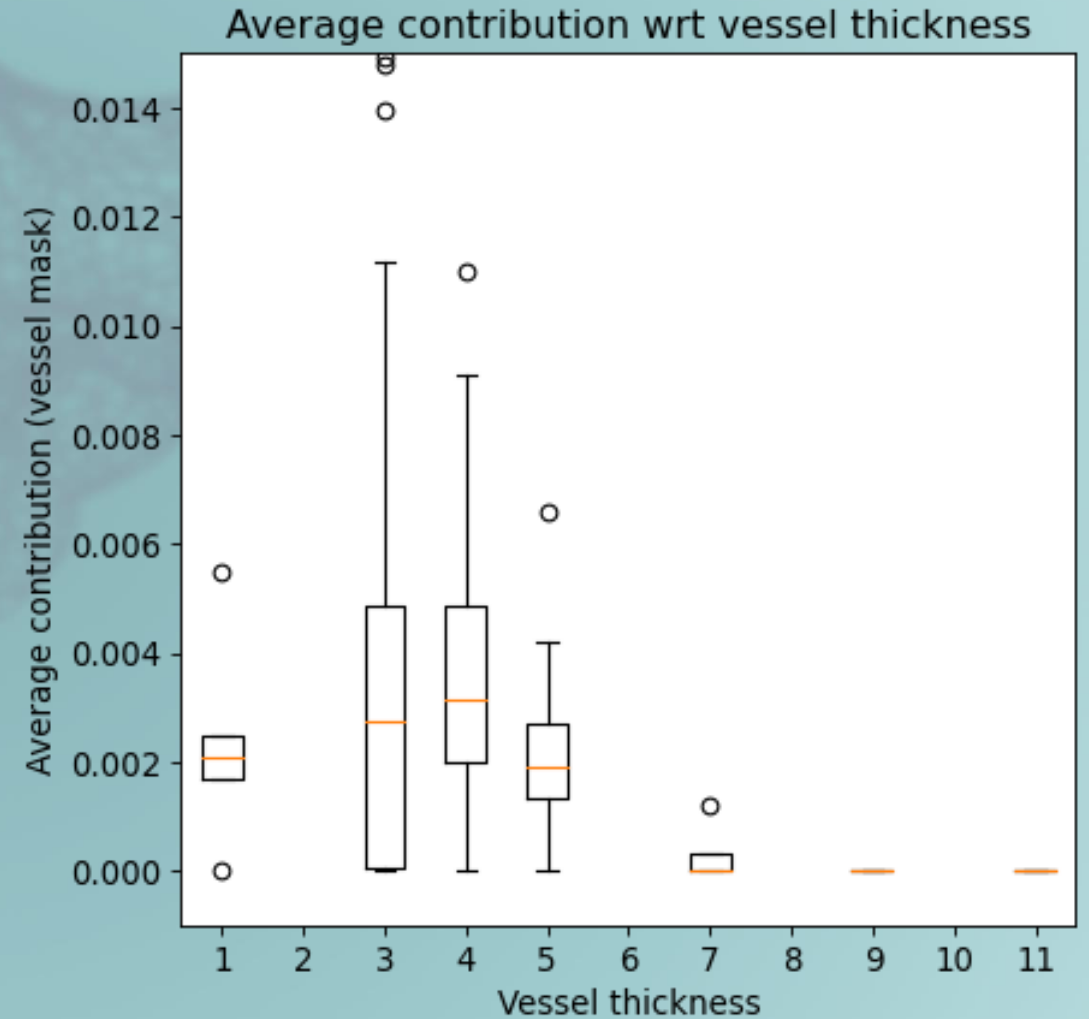
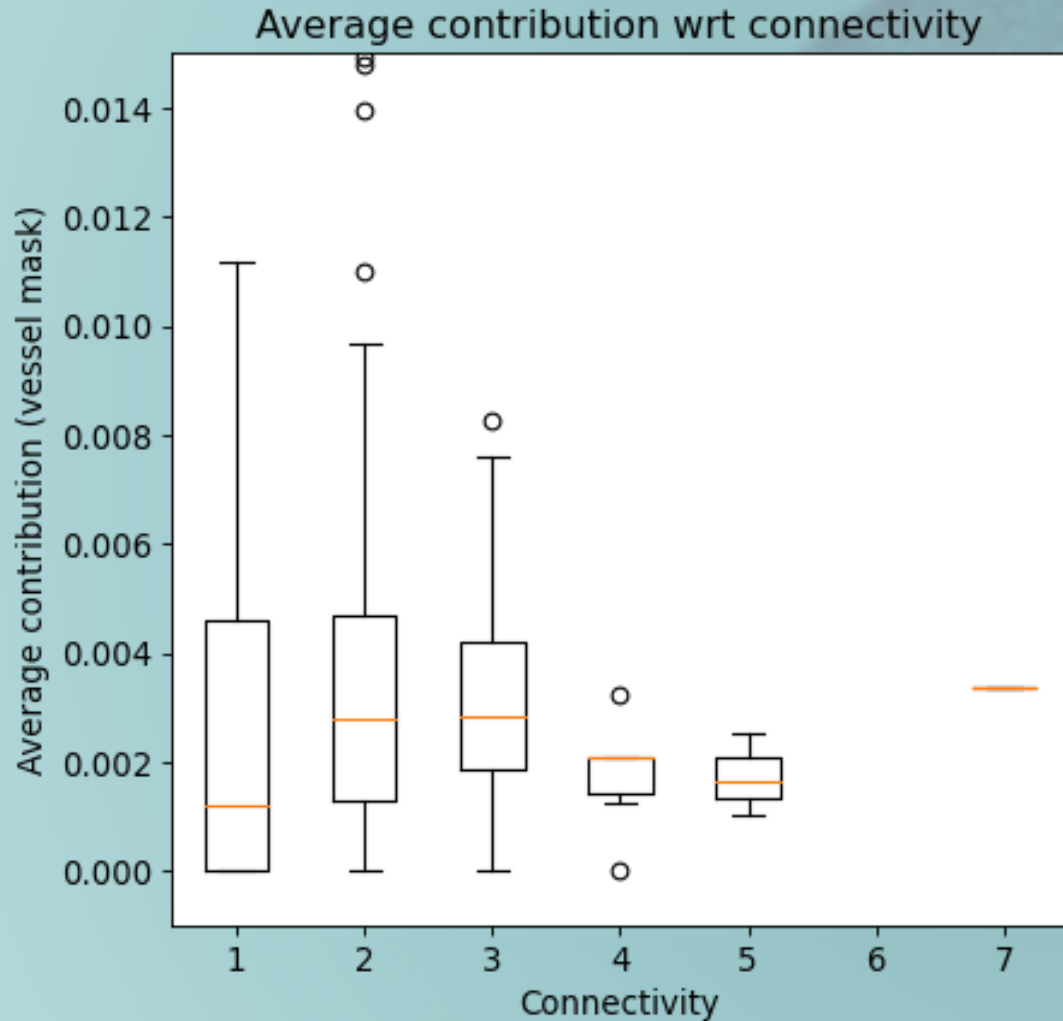
Résultats



Résultats



Résultats



* Disparité importante de nombre de nœuds par indice

Résumé

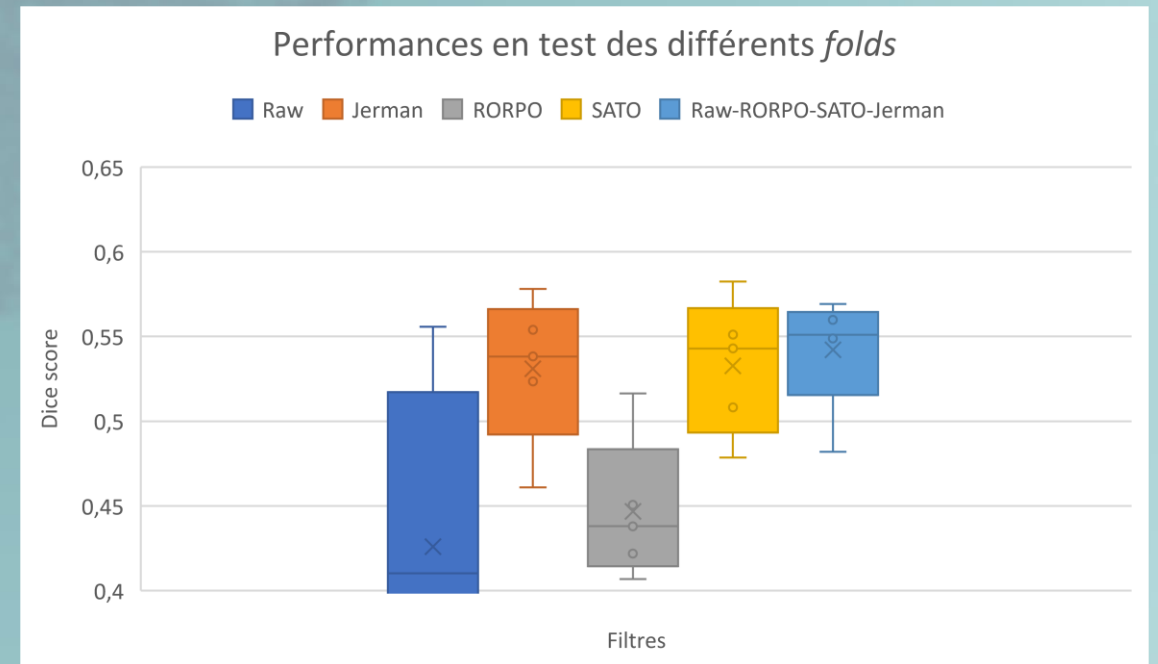
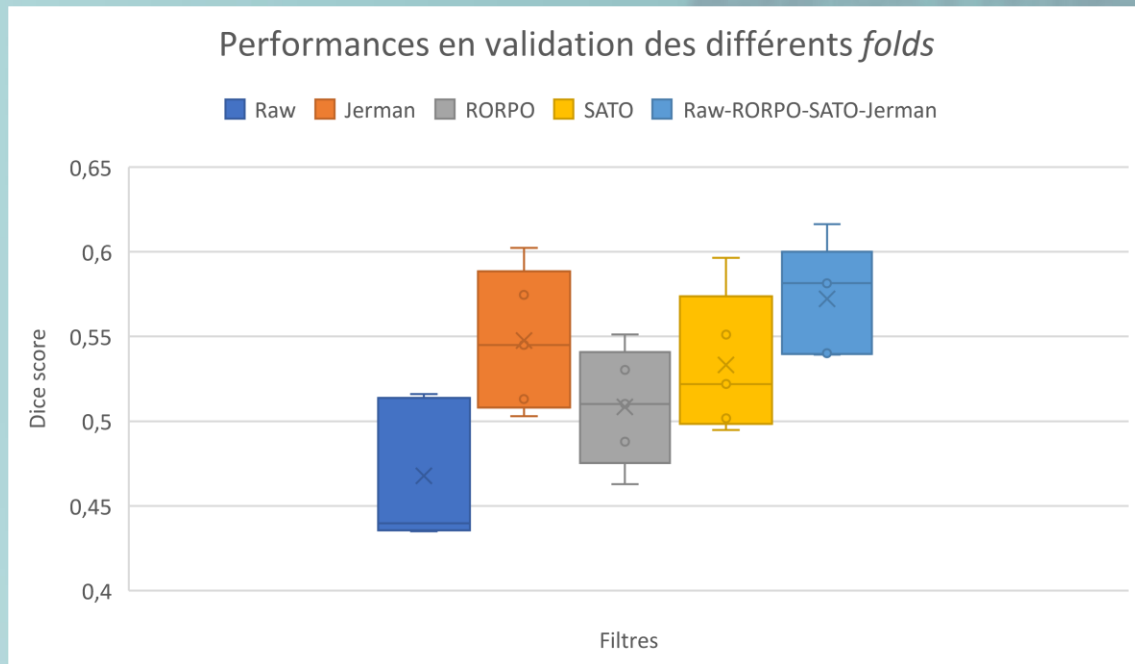
- Explicabilité avec les *Integrated Gradients* (cartes d'attributions)
- Etude d'une partie des voxels de sortie seulement
 - Gradients par rapport aux nœuds du graphe de la GT
- Dense U-Net étudié est cohérent spatialement même si présente des interférences
- Le degré des nœuds et l'épaisseur des vaisseaux ne semblent pas impacter la prédiction, ce qui devrait être un prérequis

Amélioration de l'approche

- Soumission MICCAI 2023 (refusée)
- IG est une représentation des attributions parmi d'autres. Compte tenu des filtres de rehaussement, regarder directement les gradients
- Points faibles de la méthode :
 - Annotations à améliorer pour plus de précision
 - Altération des données par le changement d'échelle
 - Nombre de données trop faible

Perspectives

- Etude de la pertinence des filtres de rehaussement en s'inspirant des approches multimodales



Références

- [1] R. Gu *et al.*, "CA-Net: Comprehensive Attention Convolutional Neural Networks for Explainable Medical Image Segmentation," in *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 40, no. 2, pp. 699-711, 2021.
- [2] Q. Yan *et al.*, "Attention-Guided Deep Neural Network With Multi-Scale Feature Fusion for Liver Vessel Segmentation," in *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, vol. 25, no. 7, pp. 2629-2642, 2021.
- [3] J. Sun, F. Darbeha, M. Zaidi, and B. Wang, "Saunet: Shape attentive u-net for interpretable medical image segmentation," arXiv preprint, arXiv:2001.07645, 2020.
- [4] Matthew D. Zeiler and Rob Fergus, "Visualizing and understanding convolutional networks," CoRR, vol. abs/1311.2901, 2013.
- [5] Chatterjee, S.; Das, A.; Mandal, C.; Mukhopadhyay, B.; Vipinraj, M.; Shukla, A.; Nagaraja Rao, R.; Sarasaen, C.; Speck, O.; Nürnberger, A. TorchEsegeta: Framework for Interpretability and Explainability of Image-Based Deep Learning Models. *Appl. Sci.* **2022**, *12*, 1834. <https://doi.org/10.3390/app12041834>
- [6] A Shrikumar, P Greenside & A Kundaje, "Learning Important Features Through Propagating Activation Differences". *Proceedings of the 34th International Conference on Machine Learning*, in *Proceedings of Machine Learning Research* 70:3145-3153 Available from <https://proceedings.mlr.press/v70/shrikumar17a.html>, 2017.
- [7] Marco Ancona, Enea Ceolini, A. Cengiz Oztireli, and Markus H. Gross, "A unified view of gradient-based attribution methods for deep neural networks," CoRR, vol. abs/1711.06104, 2017.
- [8] Mukund Sundararajan, Ankur Taly, and Qiqi Yan, "Axiomatic attribution for deep networks," in Proceedings of the 34th International Conference on Machine Learning, Doina Precup and Yee Whye Teh, Eds. 06–11 Aug 2017, vol. 70 of Proceedings of Machine Learning Research, pp. 3319–3328, PMLR.
- [9] Marco Ancona, Cengiz Oztireli, and Markus Gross, "Explaining deep neural networks with a polynomial time algorithm for shapley value approximation," in Proceedings of the 36th International Conference on Machine Learning, Kamalika Chaudhuri and Ruslan Salakhutdinov, Eds. 09–15 Jun 2019, vol. 97 of Proceedings of Machine Learning Research, pp. 272–281, PMLR.
- [10] Mordvintsev, A., Olah, C., Tyka, M.: Inceptionism: Going deeper into neural networks. Google Research Blog (2015)
- [11] Couteaux, V., Nempont, O., Pizaine, G., Bloch, I. (2019). Towards Interpretability of Segmentation Networks by Analyzing DeepDreams. In: , *et al.* Interpretability of Machine Intelligence in Medical Image Computing and Multimodal Learning for Clinical Decision Support. ML-CDS IMIMIC 2019 2019. Lecture Notes in Computer Science(), vol 11797. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-030-33850-3_7
- [12] Erion, G., Janizek, J.D., Sturmfels, P. *et al.* Improving performance of deep learning models with axiomatic attribution priors and expected gradients. *Nat Mach Intell* **3**, 620–631 (2021). <https://doi.org/10.1038/s42256-021-00343-w>
- [13] V. Wargnier-Dauchelle, T. Grenier, F. Durand-Dubief, F. Cotton and M. Sdika, "A More Interpretable Classifier For Multiple Sclerosis," 2021 IEEE 18th International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI), 2021, pp. 1062-1066, doi: 10.1109/ISBI48211.2021.9434074.
- [14] L. Soler, A. Hostettler, V. Agnus, A. Charnoz, J. Fasquel, J. Moreau, A. Osswald, M. Bouhadjar, and J. Marescaux, "3D image reconstruction for comparison of algorithm database: A patient specific anatomical and medical image database.," IRCAD, Strasbourg, France, Tech. Rep, Available : www.ircad.fr/research/datasets/liver-segmentation-3d-ircadb-01/, 2010.
- [15] Jonas Lamy, Odyssee Merveille, Bertrand Kerautret, and Nicolas Passat, "A benchmark framework for multiregion analysis of vesselness filters," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, pp. 1–1, 2022.
- [16] Abir Affane, Jonas Lamy, Marie-Ange Lebre, and Antoine Vacavant, "Robust deep 3-d architectures based on vascular patterns for liver vessel segmentation," *Informatics in Medicine Unlocked*, p. 101111, 2022.
- [17] Dominik Drees, Aaron Scherzinger, Ren'e H'agerling, Friedemann Kiefer, and Xiaoyi Jiang, "Scalable robust graph and feature extraction for arbitrary vessel networks in large volumetric datasets," CoRR, vol. abs/2102.03444, 2021.