

Segmentation du cœur

MTI880 – Sujets spéciaux en
technologie de l'information



Tuteur : José Dolz

Benjamin Benoit, Thomas Carteret, Marième Fall, Hadrien Rothea

Table of contents

01

Motivation &
État de l'art

02

Contribution

Double Attention UNet

03

Méthodologie

04

Résultats

Comparaison des modèles,
critique des segmentations

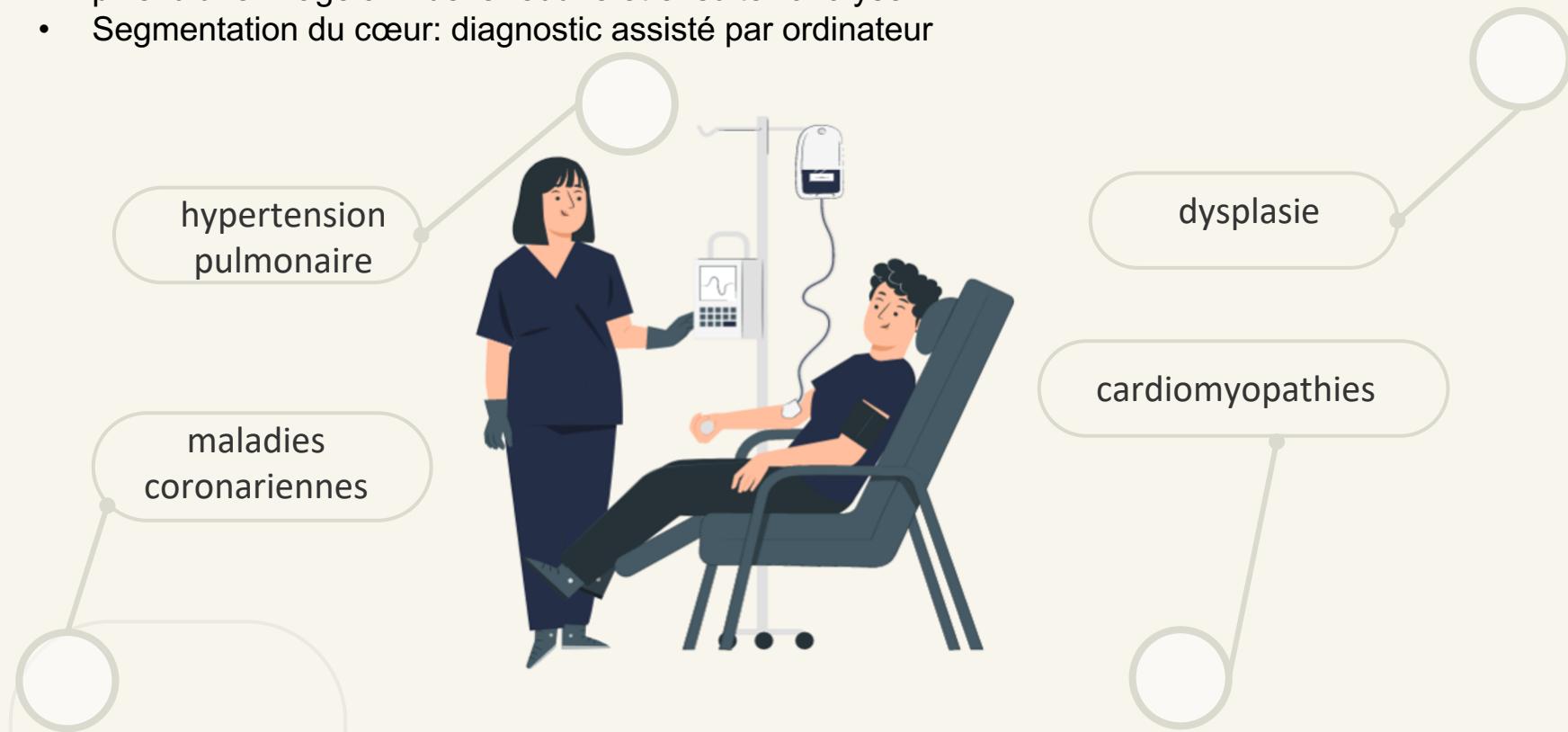
01

Motivation & État de l'art



Motivation

- Segmentation d'images: La segmentation d'image est le processus d'étiqueter chaque pixel d'une image afin de la réduire et ensuite l'analyser.
- Segmentation du cœur: diagnostic assisté par ordinateur



Etat de l'art

Quelques méthodes de segmentation du cœur utilisées

- **CNN:** Chen et al. [1] ont proposé un codeur-décodeur de type CNN avec régularisation multi-vues pour améliorer la segmentation LV. La méthode a été évaluée sur 566 patients et a obtenu un score moyen dice de 0,88.
- **FCN:** Tran [2] a développé un FCN pour segmenter le ventricule gauche, le myocarde et le ventricule droit directement sur des images de résonance magnétique cardiaque (RM). Son approche de bout en bout basée sur FCN a atteint des performances de segmentation compétitives, surpassant considérablement les méthodes traditionnelles en termes de vitesse et de précision.



Etat de l'art

- **FR-net:** Chen et al. [3] en se basant sur Resnet ont étudié différentes fonctions de perte, telles que l'entropie croisée pondérée, la perte de dice pondérée, la perte de supervision profonde et la perte focale pour améliorer les performances de segmentation.
- **Dense-Unet:** Khened et al. [4] ont développé un U-net dense avec des modules de démarrage pour combiner des fonctionnalités multi-échelles pour une segmentation robuste à travers des images avec une grande variabilité anatomique.



Etat de l'art

- **Unet++** : en 2019 Vassili Zyuzine et al. [5] ont développé un Unet++ qui possède plus de blocs de convolution que le Unet afin d'améliorer les connexions entre l'encodeur et le décodeur. Ils ont ensuite obtenu un coefficient dice pour la segmentation LV avec Unet++ de 91,20% qui a révélé de meilleures performances par rapport à Unet et Unet large.
- **Double-Unet**: debesh jha et al. [6] ont développé un double-unet avec l'un utilisant le VVG-19. les évaluations ont été faites sur quatre ensembles de données de segmentation médicale. Les résultats de leurs expériences ont montré que Double-UNet surpassé U-Net et les modèles de base. De plus, Double-UNet produit des résultats de segmentation plus précis.

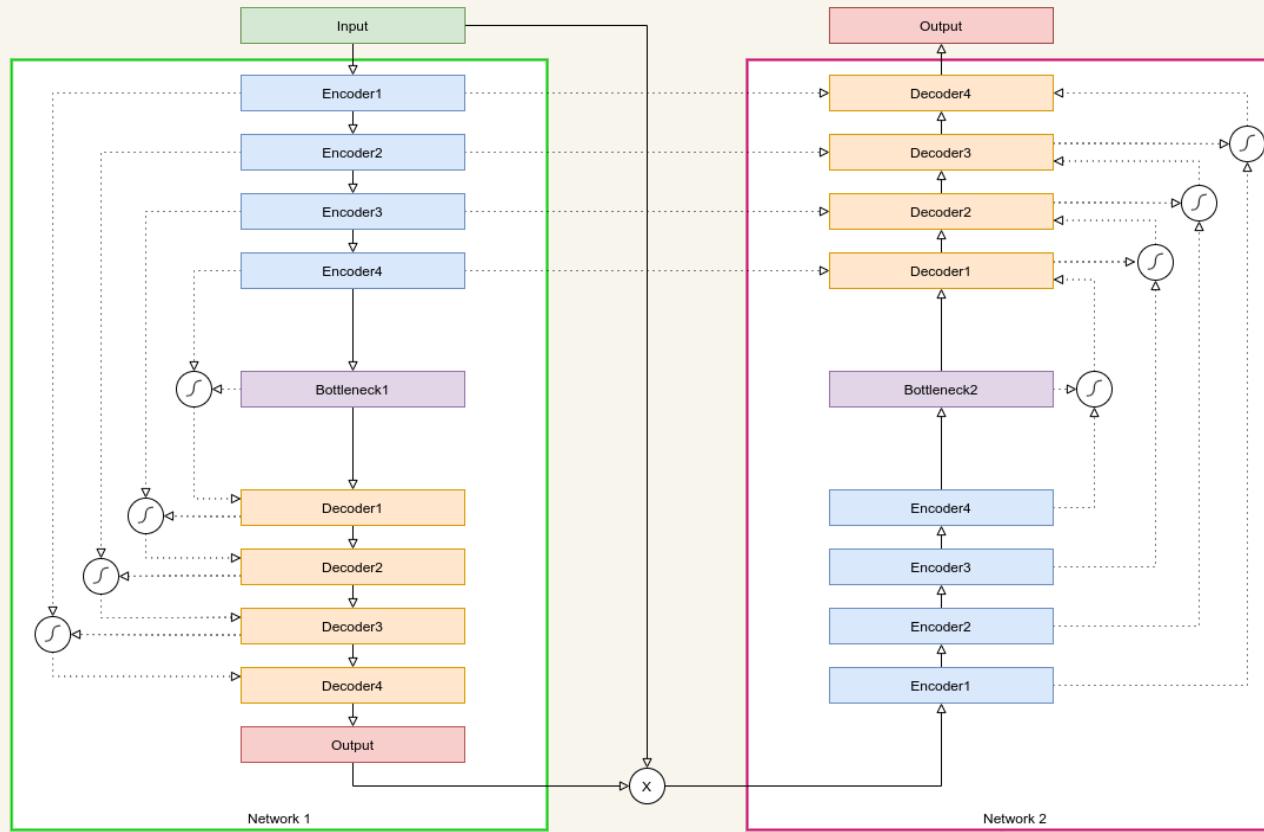


02

Contribution



Double Attention Unet





03

Méthodologie

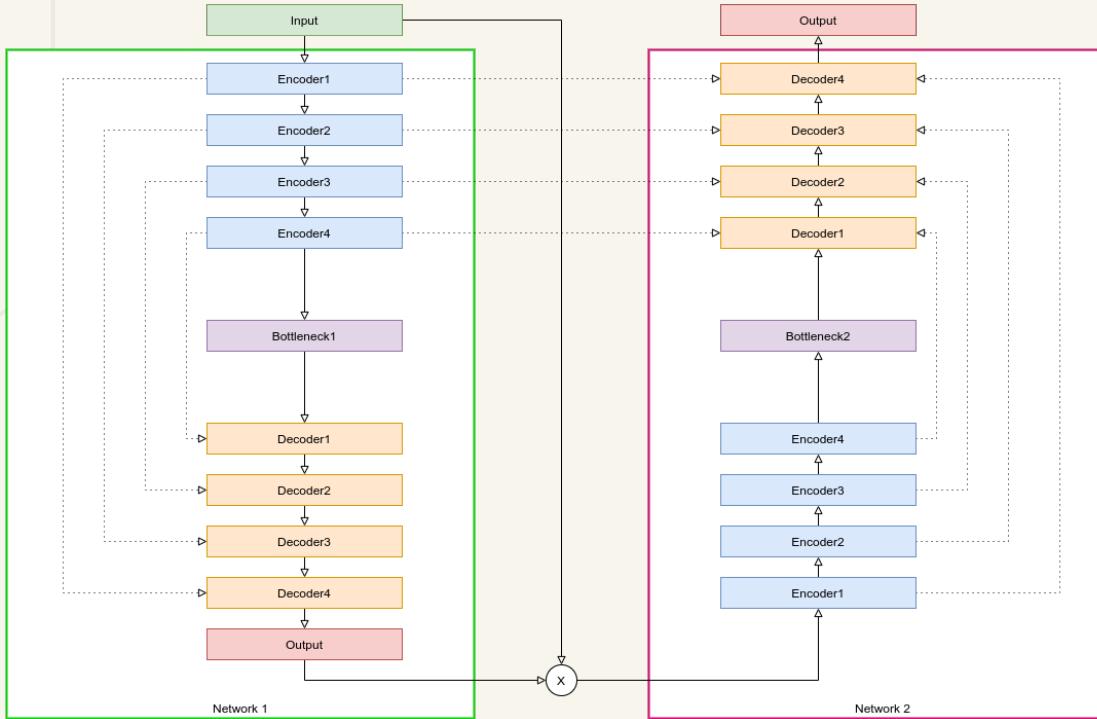
Baseline, nouveaux
modèles, fonction de coût
& fine tuning

Modèle Baseline – Unet [7]

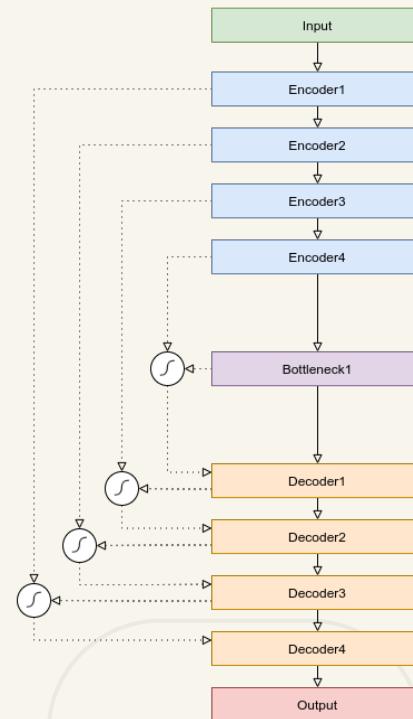
1. C'est quoi Unet ?
 - a. Réseau entièrement convolutionnel
 - b. Architecture évoluée du Segnet
2. Pourquoi Unet ?
 - a. Devenu une architecture de référence dans la segmentation médicale depuis 2015.
 - b. Il a remporté le ISBI cell tracking challenge en 2015.
 - c. "We modify and extend this architecture such that it works with very few training images and yields more precise segmentations"

Teste de nouveau modèles

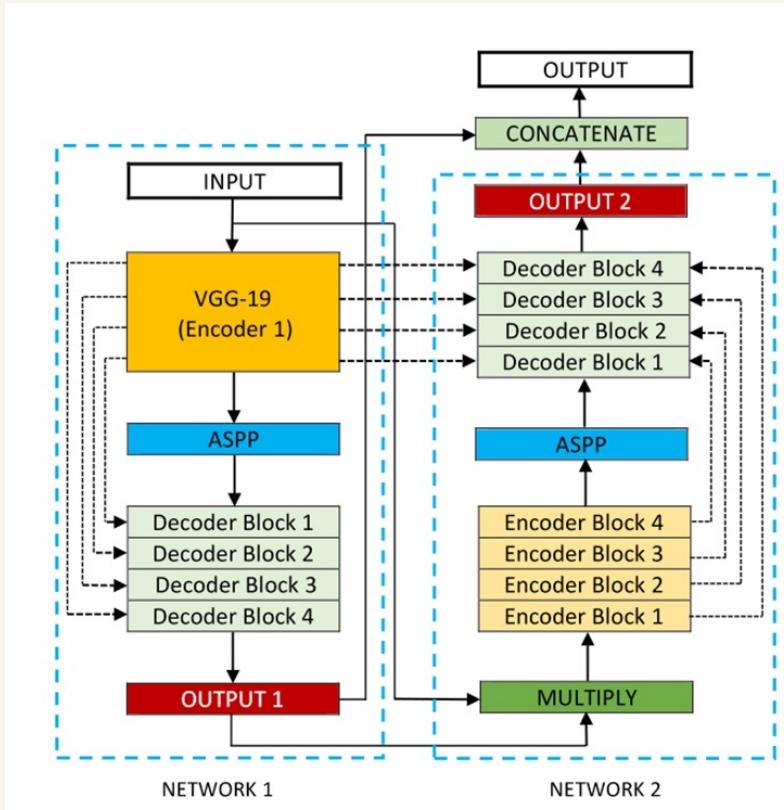
Double Unet [6]



Attention Unet [8]



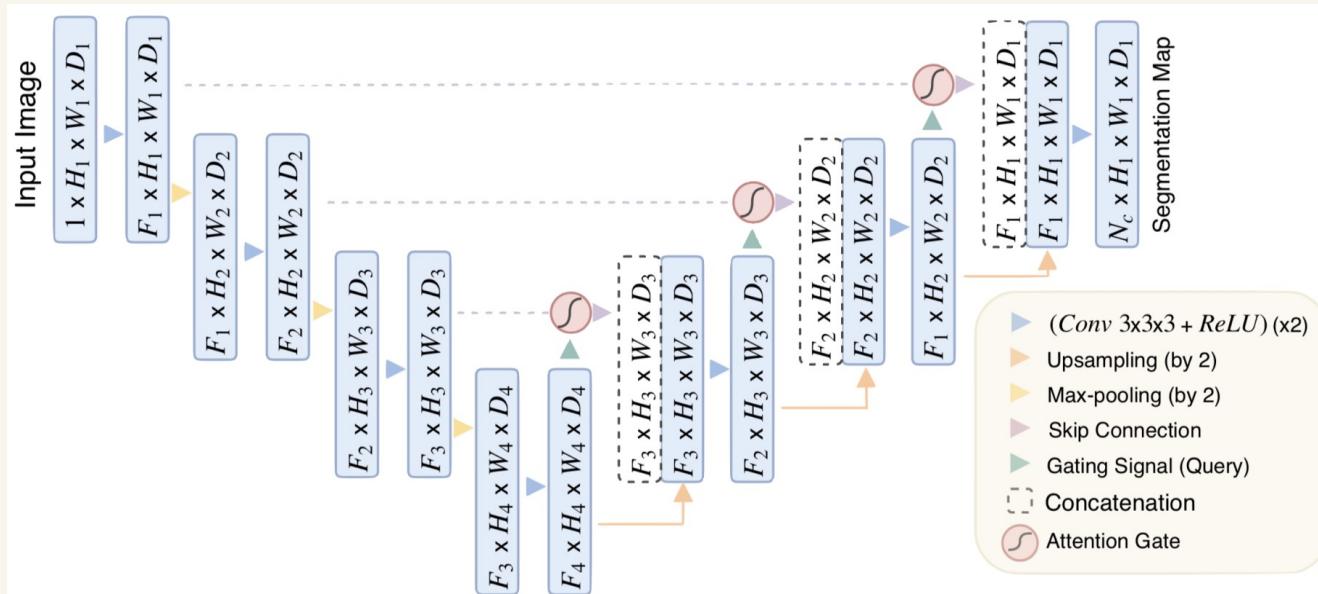
Double U-net [6]



- Skip connections entre le premier et le second U-net
- Architecture

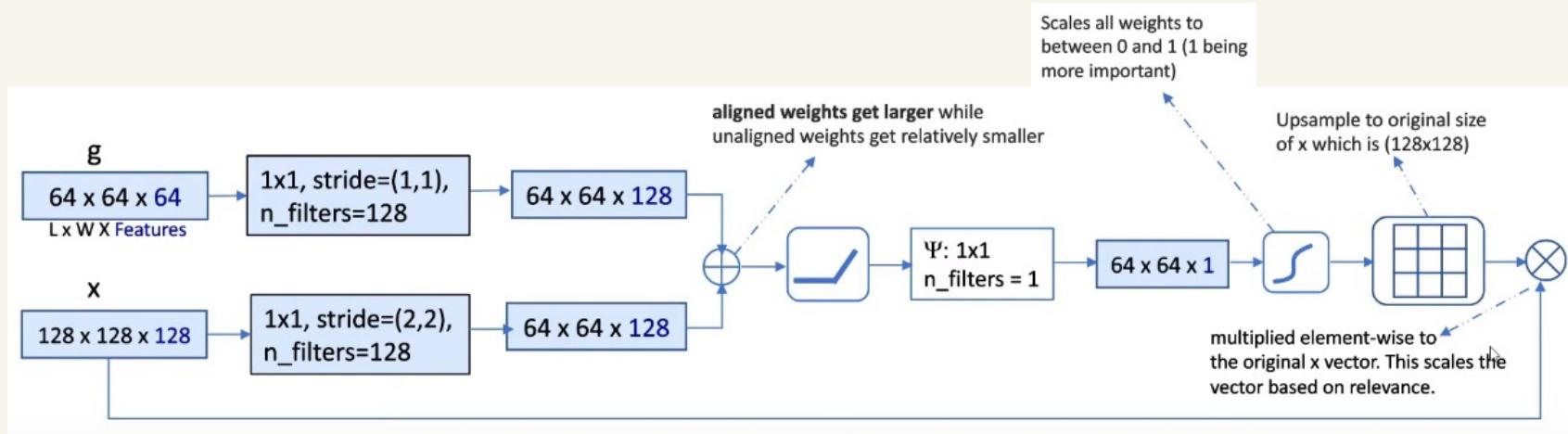
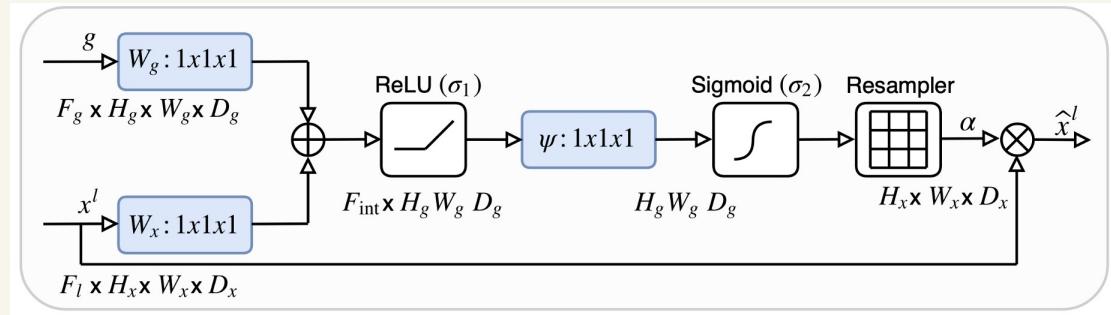
Attention U-net [8]

- Combiner information spatiale avec une information de features d'une couche plus profonde



Attention Block [8]

- Calcul de poids à appliquer à chacun des pixels de l'image en fonction de leur pertinence





Choisir une fonction de cout

Entropie croisée

Souvent utilisé

Bons gradients

Soft Dice

Meilleure représentation de ce qu'on cherche à minimiser

EC + λ DSC

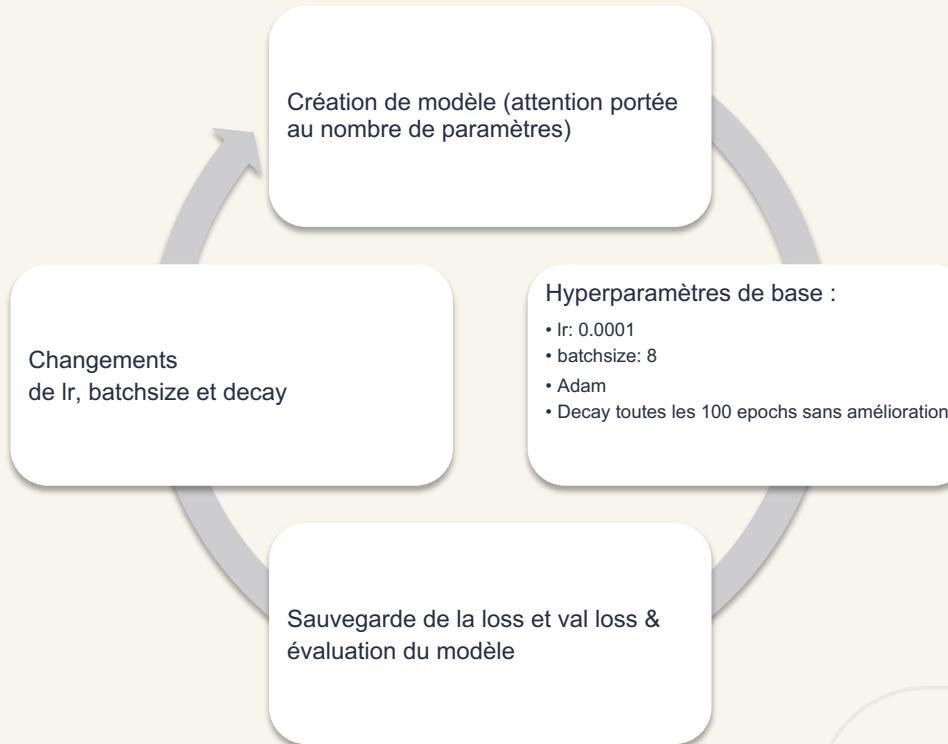
Avantages des deux

$\lambda = 1$





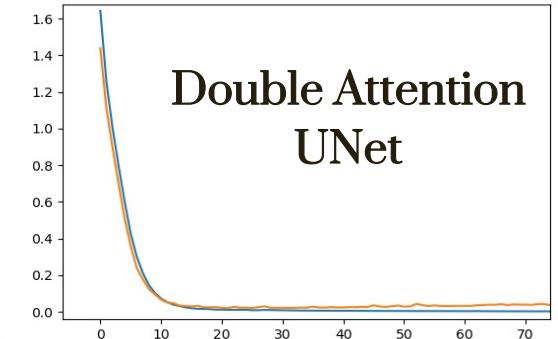
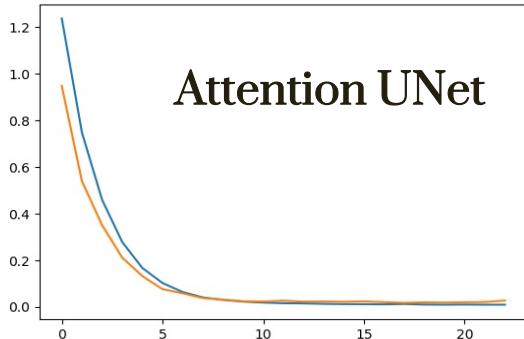
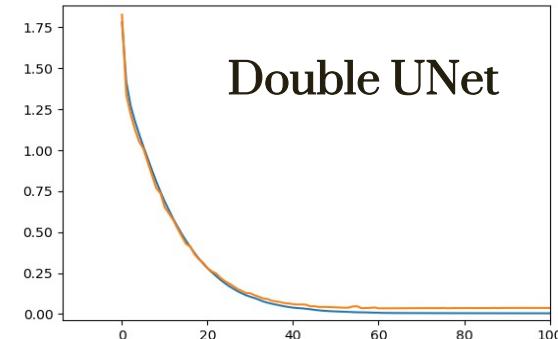
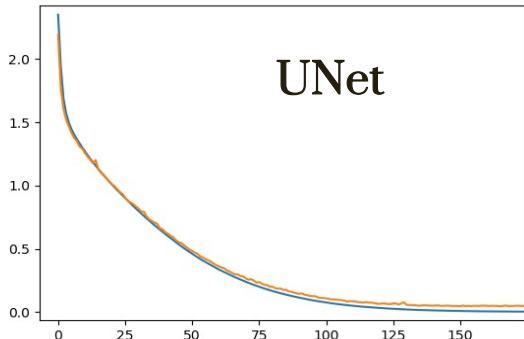
Processus de fine tuning



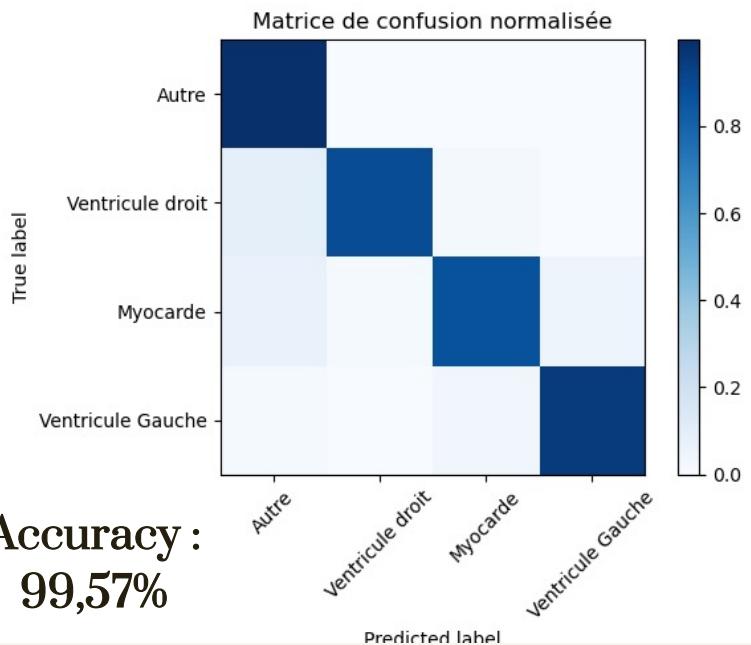
Résultats



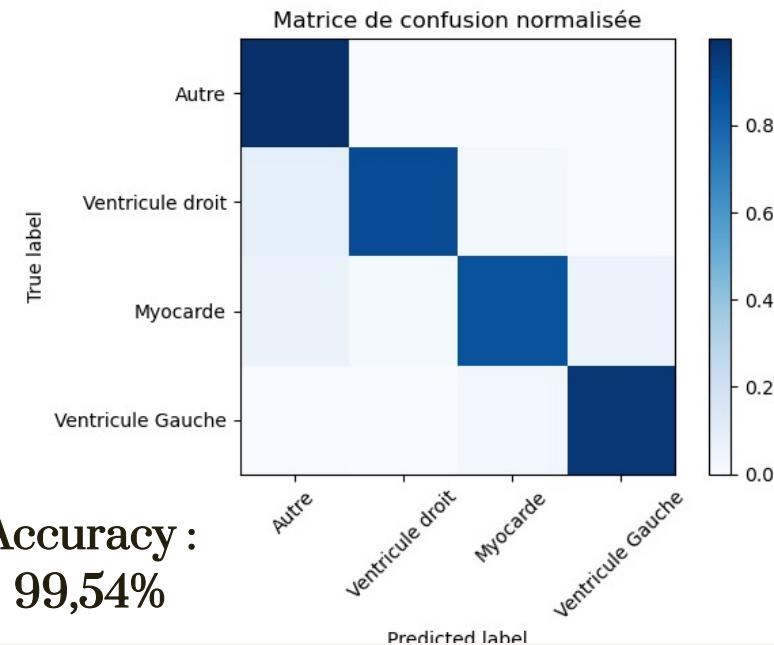
	SegNet	UNet			Double UNet	Attention UNet	Double Attention UNet
Nb de params	3M	31M			8M	34M	18M
Fct de cout	CE	CE	DSC	CE+DSC	CE+DSC	CE+DSC	CE+DSC
Loss	0.182	0.013	0.019	0.046	0.034	0.018	0.022
Appréciation arbitraire	NA	NA	NA	NA	Assez bon	Très bon sur la validation	Très bonne généralisation

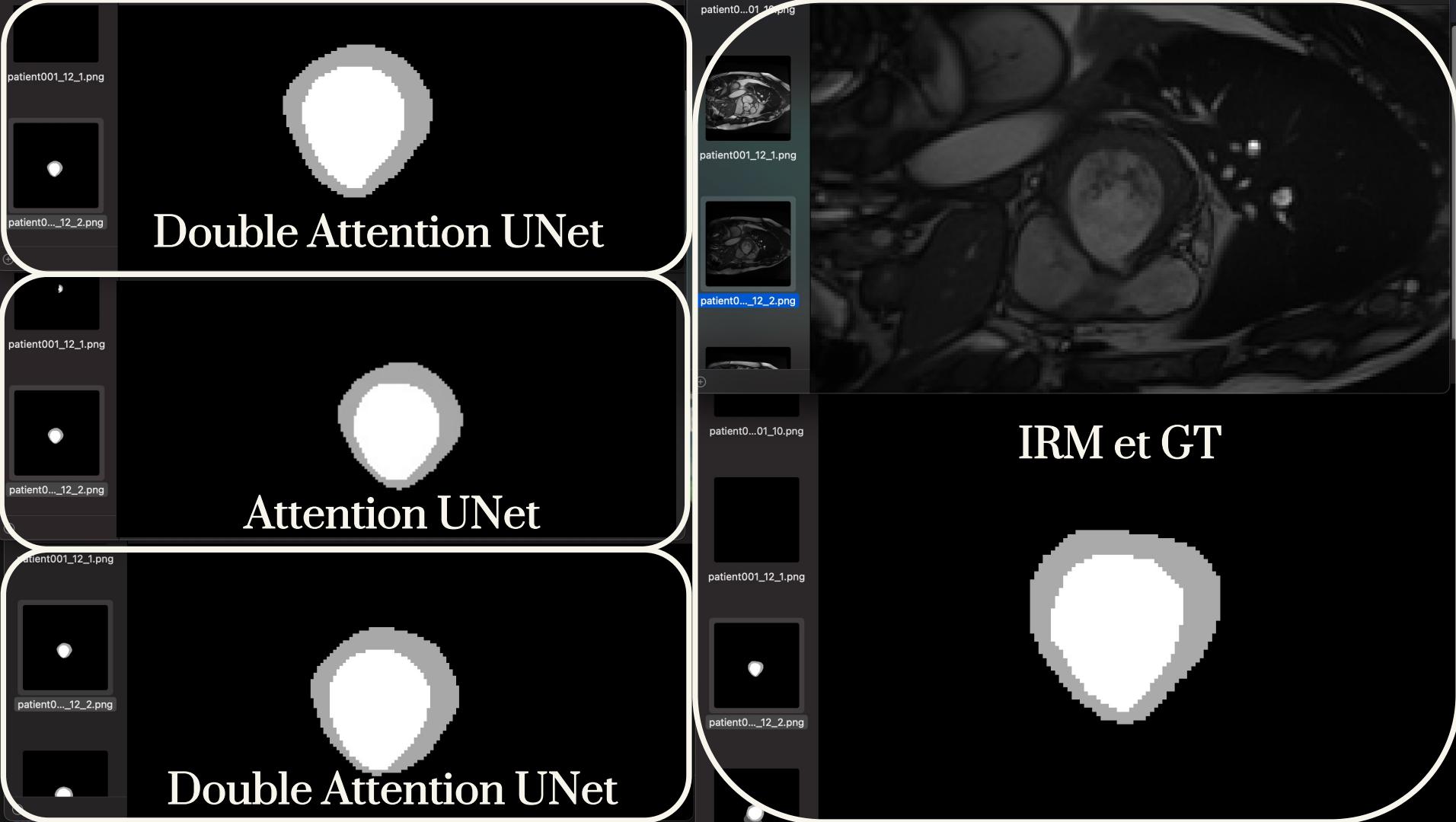


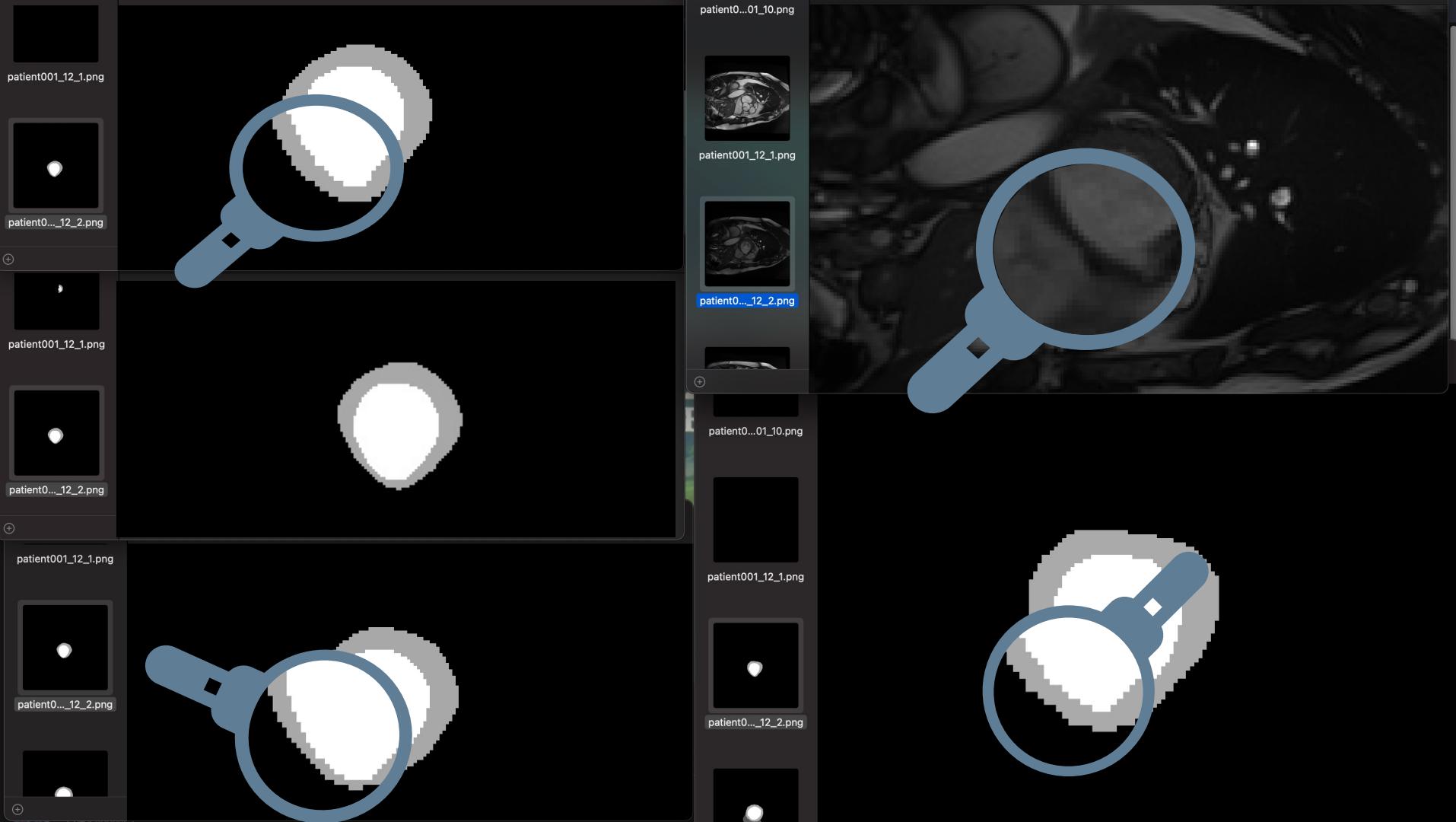
Attention UNet



Double Attention UNet







patient0..._01_9.png



patient0..._01_10.png



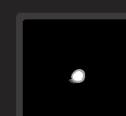
patient0..._01_9.png



patient0..._01_10.png



patient0..._01_9.png



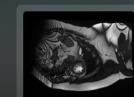
patient0..._01_10.png



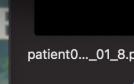
patient0..._01_8.png



patient0..._01_9.png



patient0..._01_8.png



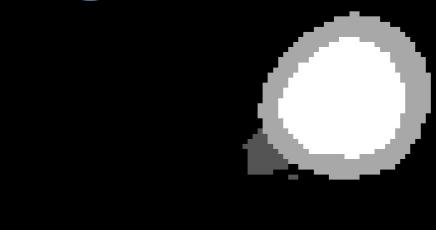
patient0..._01_8.png



patient0..._01_9.png



patient0..._01_10.png



patient0...._01_7.png



patient0...._01_8.png



patient0...._01_7.png



patient0...._01_8.png



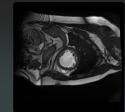
patient0...._01_7.png



patient0...._01_8.png



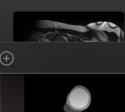
patient0...._01_6.png



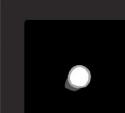
patient0...._01_7.png



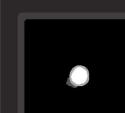
patient0...._01_8.png



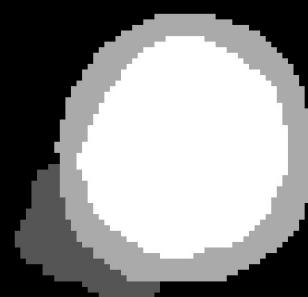
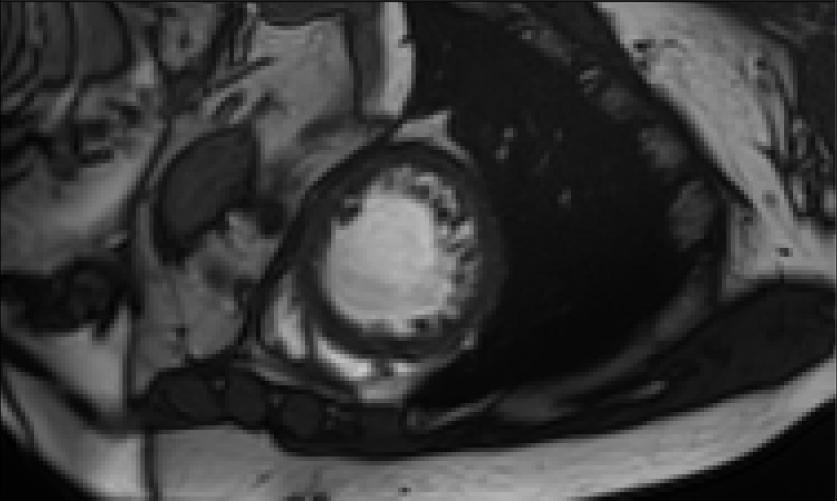
patient0...._01_6.png



patient0...._01_7.png



patient0...._01_8.png



patient0...._01_7.png



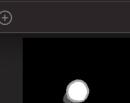
patient0...._01_8.png



patient0...._01_7.png



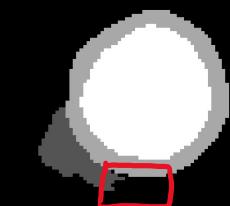
patient0...._01_8.png



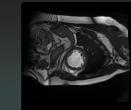
patient0...._01_7.png



patient0...._01_8.png



patient0...._01_6.png



patient0...._01_7.png



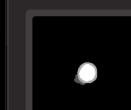
patient0...._01_8.png



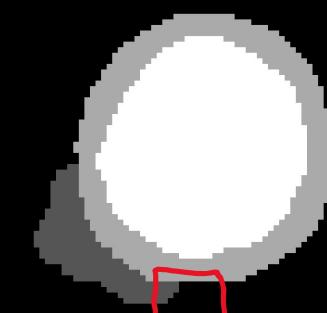
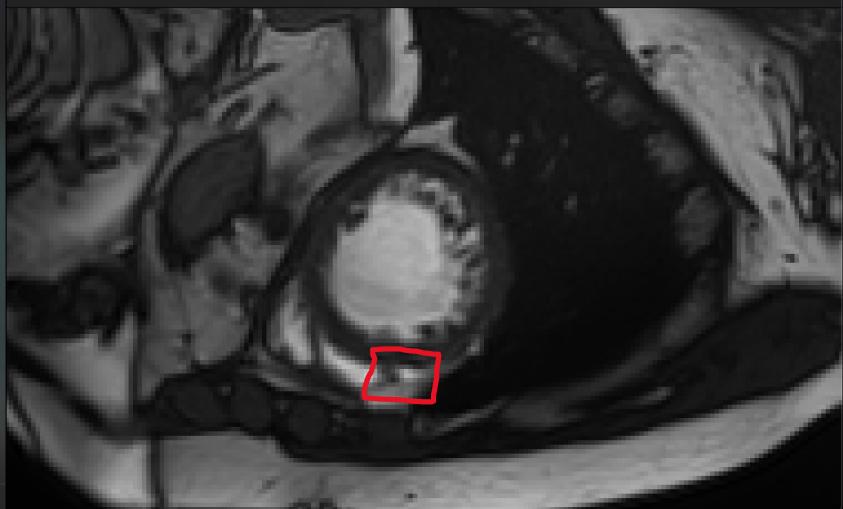
patient0...._01_6.png



patient0...._01_7.png



patient0...._01_8.png



Conclusion



Création du **Double Attention UNet**



Bonne généralisation



Comparaison avec d'autres architectures



Plus de tests pour ajuster les paramètres



Plus de métriques

Bibliography

- [1] Chen H., Zheng Y., Park J.-H., Heng P.-A., Zhou S.K. Apprentissage profond régularisé multi-domaines itératif pour la détection et la segmentation de structures anatomiques à partir d'images échographiques; Actes de l'informatique d'imagerie médicale et de l'intervention assistée par ordinateur – MICCAI 2016; Athènes, Grèce. 17-21 octobre 2016; p. 487 à 495.
- [2]- Tran PV. Un réseau neuronal entièrement convolutif pour la segmentation cardiaque en IRM à axe court . arxiv (2016) abs/1604.00494. Disponible en ligne sur : <http://arxiv.org/abs/1604.00494> (consulté le 1er septembre 2019). [[Liste de références](#)]
- [3]- Chen M, Fang L, Liu H. FR-NET: focal Loss constrained deep residual networks for segmentation of cardiac MRI. In: 16th IEEE International Symposium on Biomedical Imaging, ISBI, 2019. Venice: IEEE; (2019). p. 764–7
- [4]- DenseNets résiduels multi-échelles entièrement convolutifs pour la segmentation cardiaque et le diagnostic cardiaque automatisé à l'aide d'un ensemble de classificateurs.Khened M, Kollerathu VA, Krishnamurthi G Avec Image Anal. janvier 2019 ; 51 () : 21-45.
- [5]- V. Zyuzin and T. Chumarnaya, "Comparison of Unet architectures for segmentation of the left ventricle endocardial border on two-dimensional ultrasound images," *2019 Ural Symposium on Biomedical Engineering, Radioelectronics and Information Technology (USBEREIT)*, 2019, pp. 110-113, doi: 10.1109/USBEREIT.2019.8736616.
- [6]- D. Jha, M. A. Riegler, D. Johansen, P. Halvorsen et H. D. Johansen, « DoubleU-Net: A Deep Convolutional Neural Network for Medical Image Segmentation », *2020 IEEE 33rd International Symposium on Computer-Based Medical Systems (CBMS)*,2020, pp. 558-564, doi: 10.1109/CBMS49503.2020.00111.

Bibliography

- [7] Ronneberger O, Fischer P, Brox T. U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation[C]. International Conference on Medical image computing and computer-assisted intervention. Springer, Cham, 2015: 234-241.
- [8] Oktay O, Schlemper J, Folgoc L L, et al. Attention u-net: Learning where to look for the pancreas[J]. arXiv preprint arXiv:1804.03999, 2018.