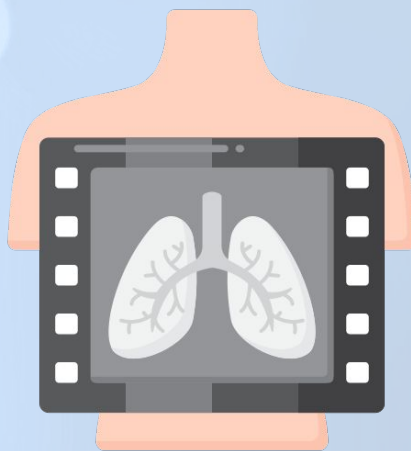


# Challenge MTI865 : Segmentation d'images médicales



Simon-Olivier Duguay  
Léa Grima  
Raphaël Largeau  
Tristan Loukianenko

# Sommaire

1

**Introduction**

2

**Modèles  
testés**

3

**Méthode**

4

**Résultats**

5

**Conclusion**

# 1. Introduction

## Diagnostic

- Volume des organes
- Détection de lésions

## Suivi

- Évolution des pathologies

## Formation

- Modélisation
- Réalité virtuelle

## Recherche

- Morphologie des organes

## Problématique

- Quantité de données
- Variabilité du domaine médical
- Difficulté d'avoir des données labellisées



## 2. Modèles testés

### Architectures Unet

- Unet de base
- Unet avec plus de filtres
- Unet++
- U2Net

### Autres architectures

- FPN (Segmentation générale)
- MANet (Tumeurs & Foie)

### Critères :

- Architecture plus récente
- Poids pré-entraînés disponible
- Appliqué à l'imagerie médicale

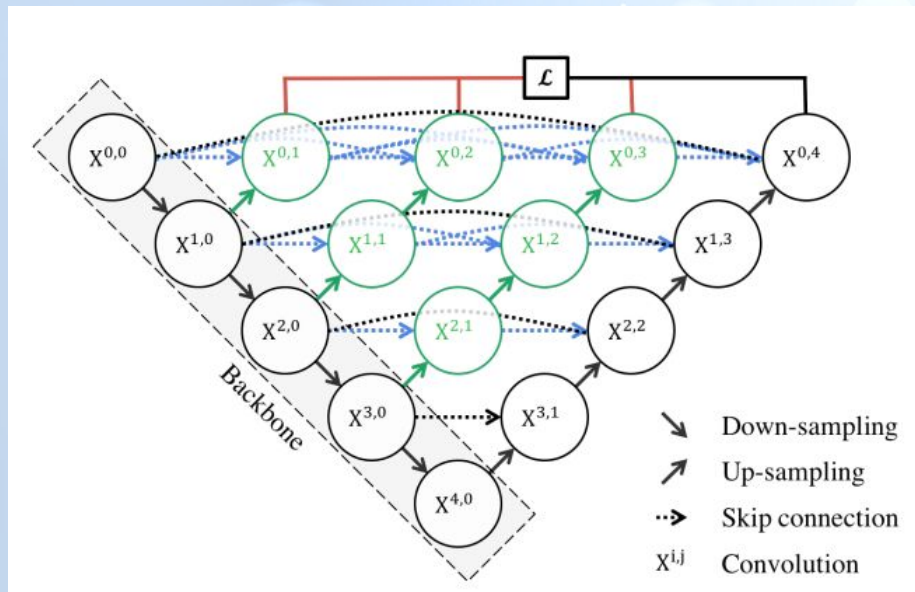
### Limitations :

- Ressources disponibles
- Flexibilité du modèle

# 2. Modèles testés

## Modèle sélectionné : Unet ++

- **Transfert Learning :**
  - Encodeurs : **Resnet34**
  - Poids : **imagenet**
- Fonction d'activation : **ReLU**
- Dropout : **0.5**
- Optimisateur : **Adam**
- Lr : **0.001**



Zhou, Zongwei et al. « UNet++: A Nested U-Net Architecture for Medical Image Segmentation ». arXiv, 18 juillet 2018.  
<http://arxiv.org/abs/1807.10165>.

# 2. Modèles testés

## Entraînement Unet ++

### Entraînement :

- SaturnCloud
- Nvidia GTX 1070

### Epochs 20 à 30 :

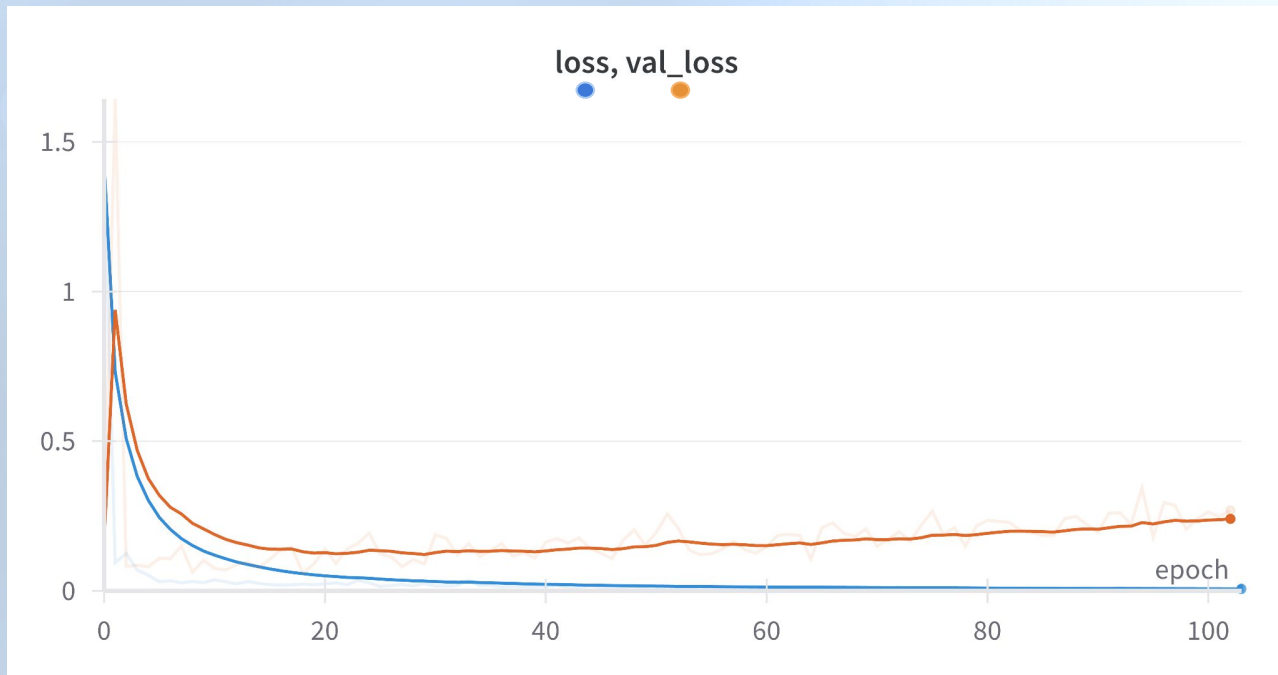
- Loss de validation la plus basse
- Meilleur modèle

### Epochs > 30 :

- Léger surapprentissage

### Poids enregistrés :

- Loss de validation minimale



# 2. Modèles testés

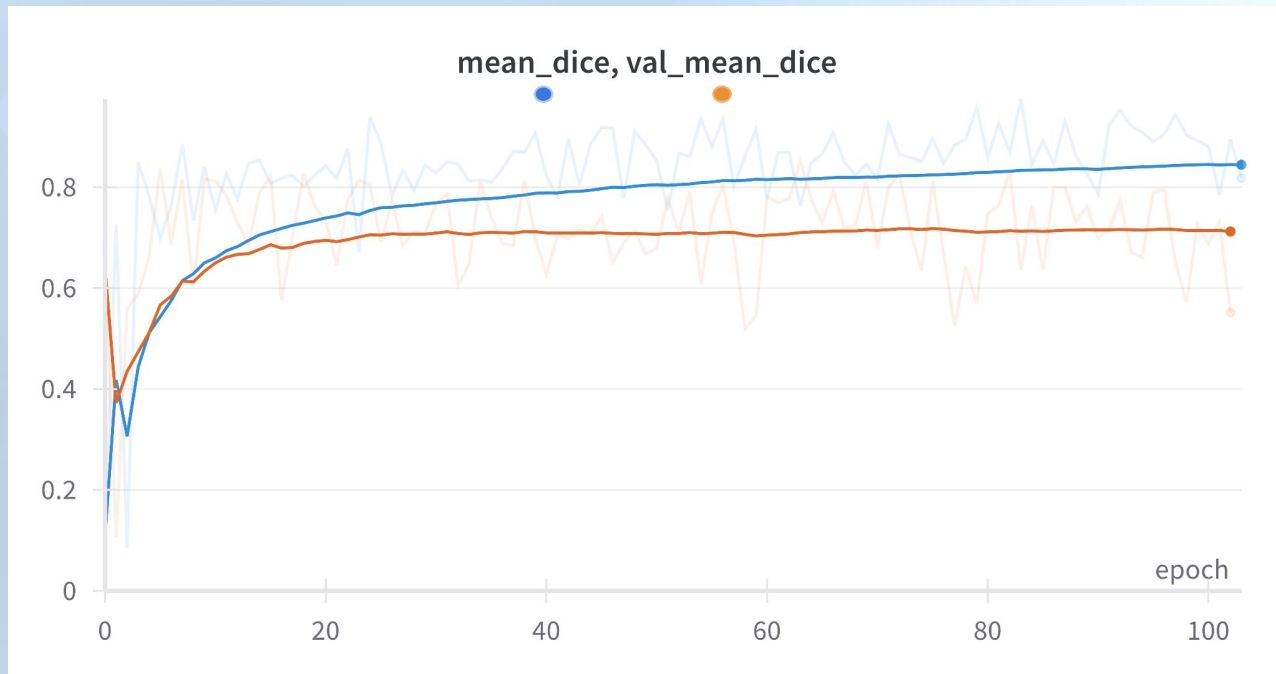
## Entraînement Unet ++

### Métrique pour l'entraînement :

- Dice

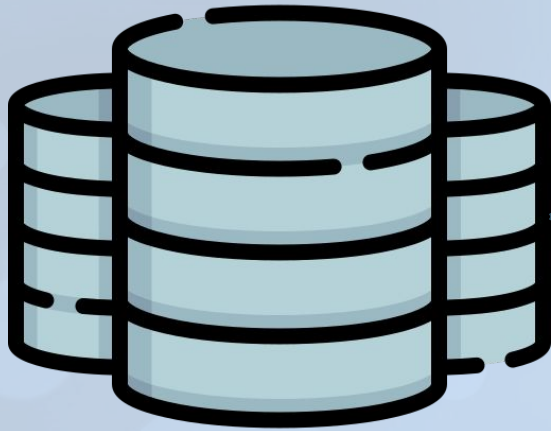
### Epochs 20 à 30 :

- Plateau atteint (validation)
- Cohérent avec la meilleure loss de validation

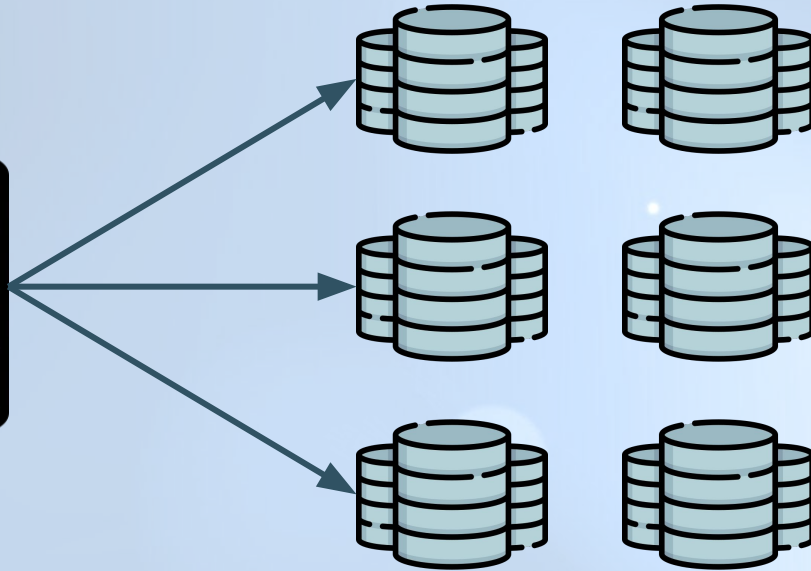


# 3. Méthode

Pre-processing



Normalisation

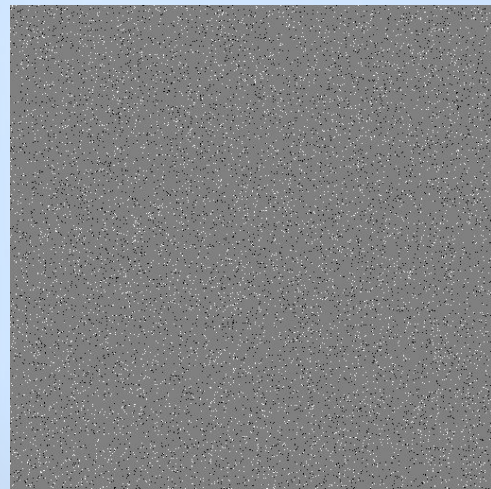
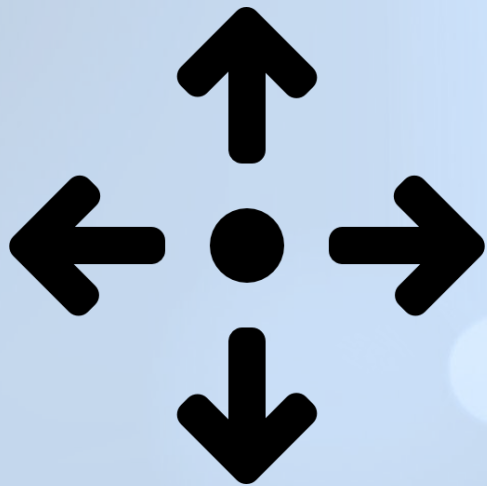
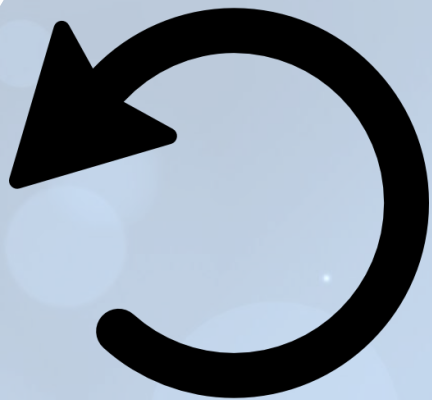


Normalisation  
par batch



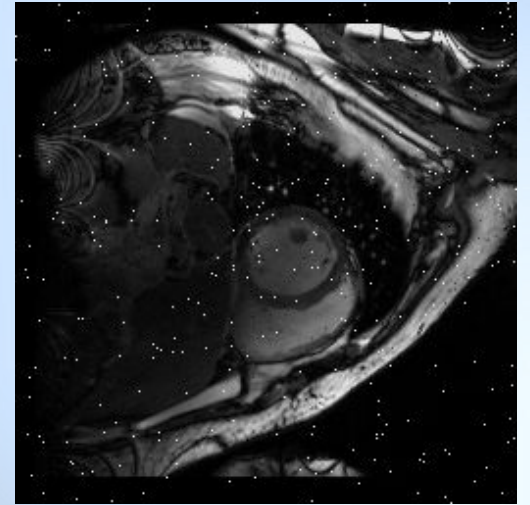
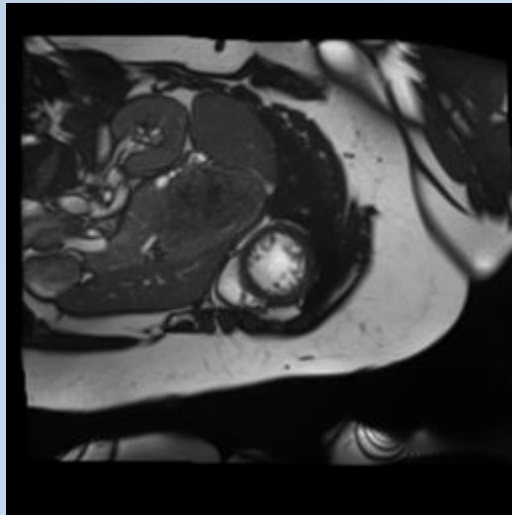
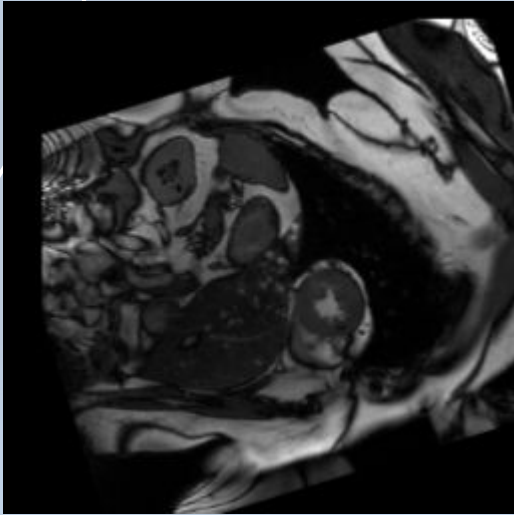
# 3. Méthode

## Data-augmentation



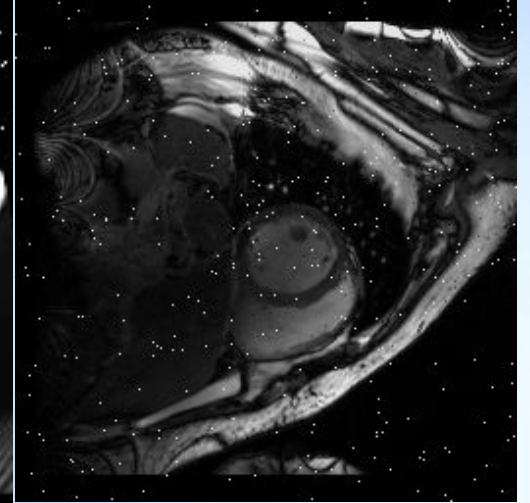
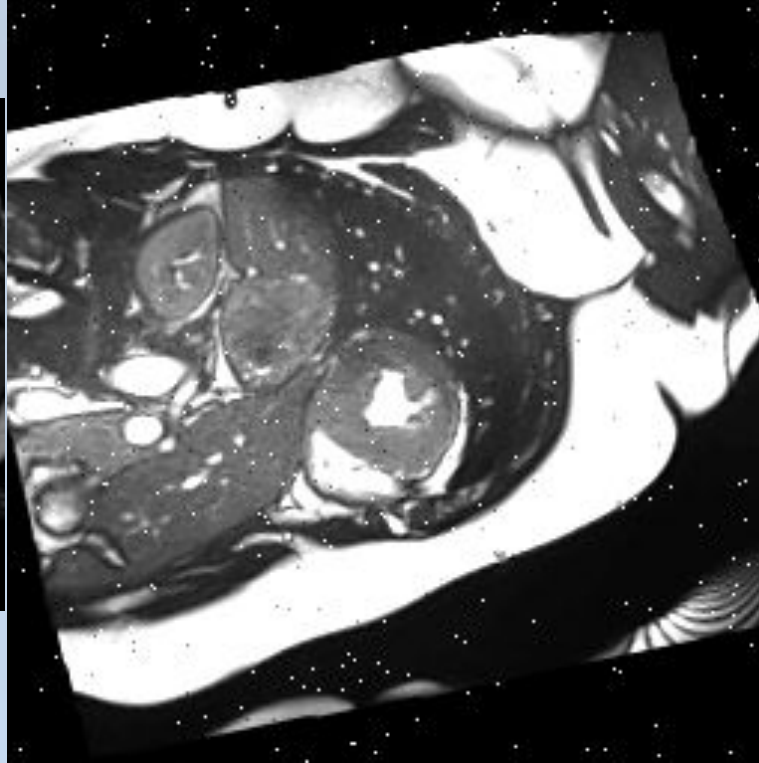
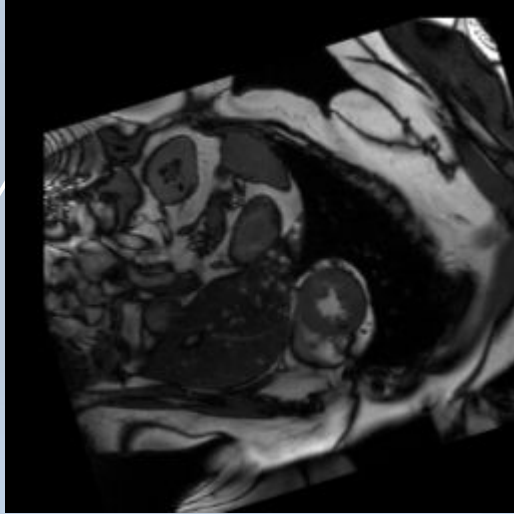
# 3. Méthode

## Data-augmentation



# 3. Méthode

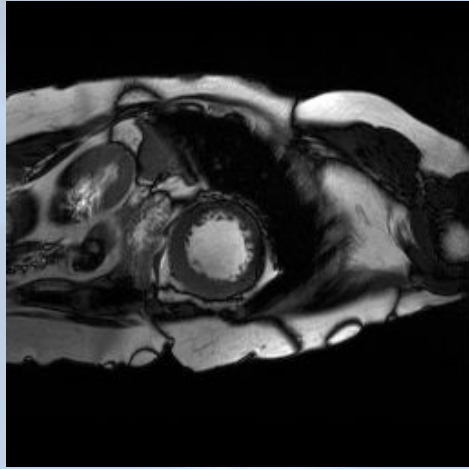
## Data-augmentation



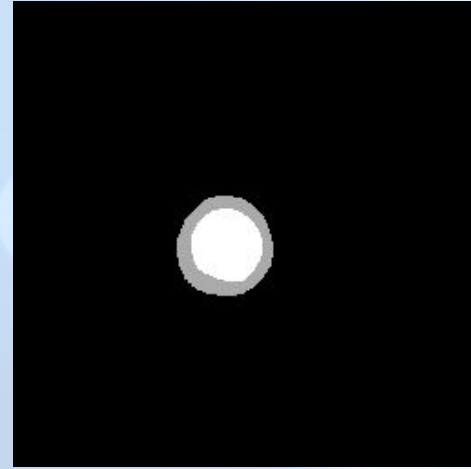
# 3. Méthode

## Semi-Supervisé

1. Entraînement initial
2. Création de pseudo-labels
3. Adaptation du DataLoader



Unet++



# 3. Méthode

## Losses

### Losses testées :

- Cross-entropy
- Cross-entropy pondérée
- Dice
- Centroïdes

### Méthode pour trouver la meilleure loss :

1. Test individuel (sur Unet de base)
2. Test de combinaisons de losses (sur Unet de base)

### Meilleurs résultats avec :

Cross-entropy pondérée

# 3. Méthode

## Post-processing

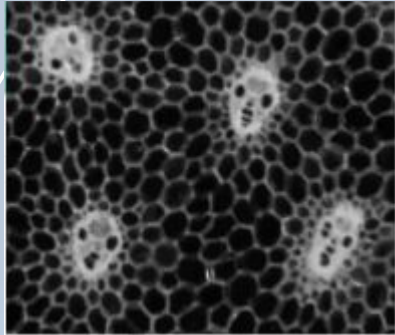
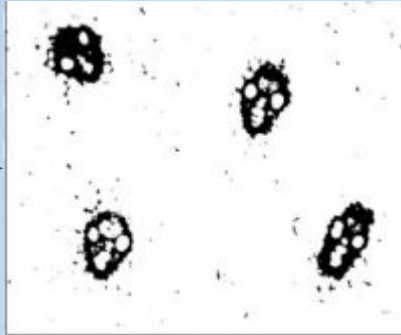
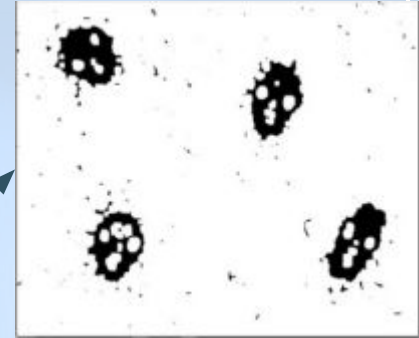


Image originale



Segmentation



Fermeture (referme les trous)

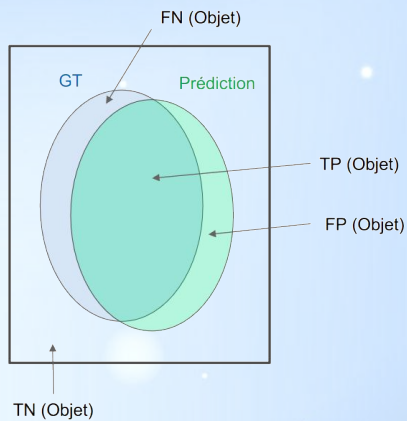


Ouverture (enlève imperfections)

# 4. Résultats

## Métriques

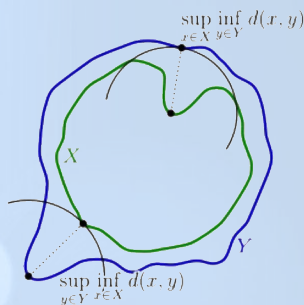
### Dice



$[0, 1]$

1 : idéal

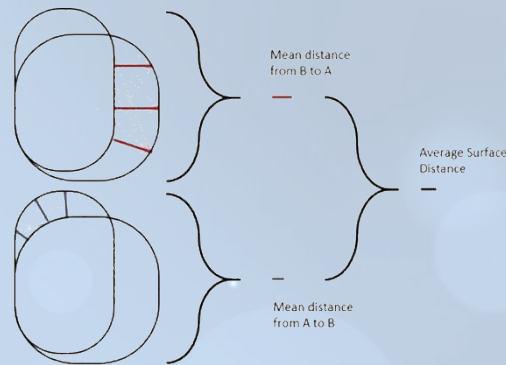
### Hausdorff



$[0, +\infty[$

0 : idéal

### Average surface distance



$[0, +\infty[$

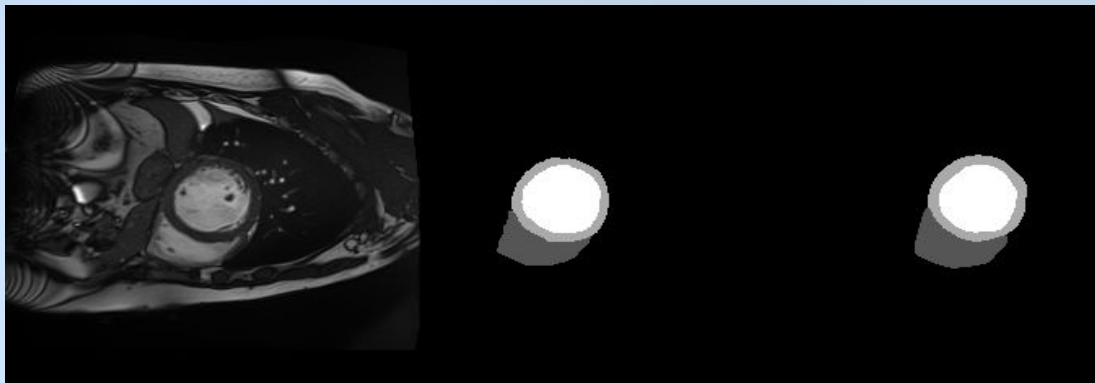
0 : idéal



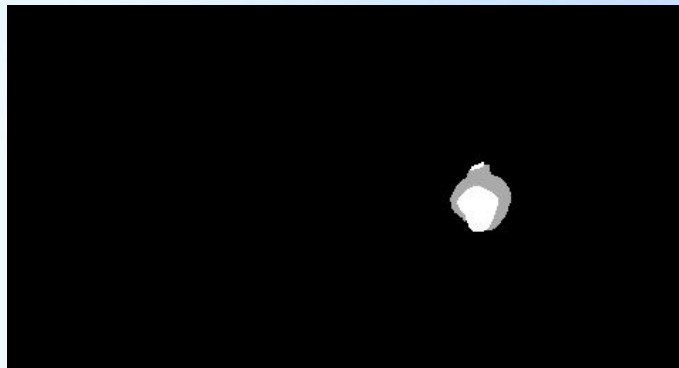
# 4. Résultats

## Bon résultat

Dice : 0.94  
HD : 2.08  
ASD : 0.61



Label | Prédiction



Label | Prédiction

Dice : 0  
HD : 50  
ASD : 20

## Mauvais résultat

- Recherche des 3 classes
- Faux positifs majoritaires  
→ avantage pour le domaine médical



## 4. Résultats

	Dice	HD	ASD
<b>C1</b>	0	50	20
<b>C2</b>	0.88	3.2	1.0
<b>C3</b>	0.97	1.4	0.5
<b>Mean</b>	0.62	18.2	7.2



Label

Prédiction

### Dice Loss moins bonne pour la classe 1

- classe avec les formes les plus variées
- pas présente sur toutes les images contenant une partie du coeur

# 5. Conclusion

## Unet ++ :

### Dice finale :

- C1 : 0.574
- C2 : 0.763
- C3 : 0.871

**Moyenne : 0.7358**

### HD :

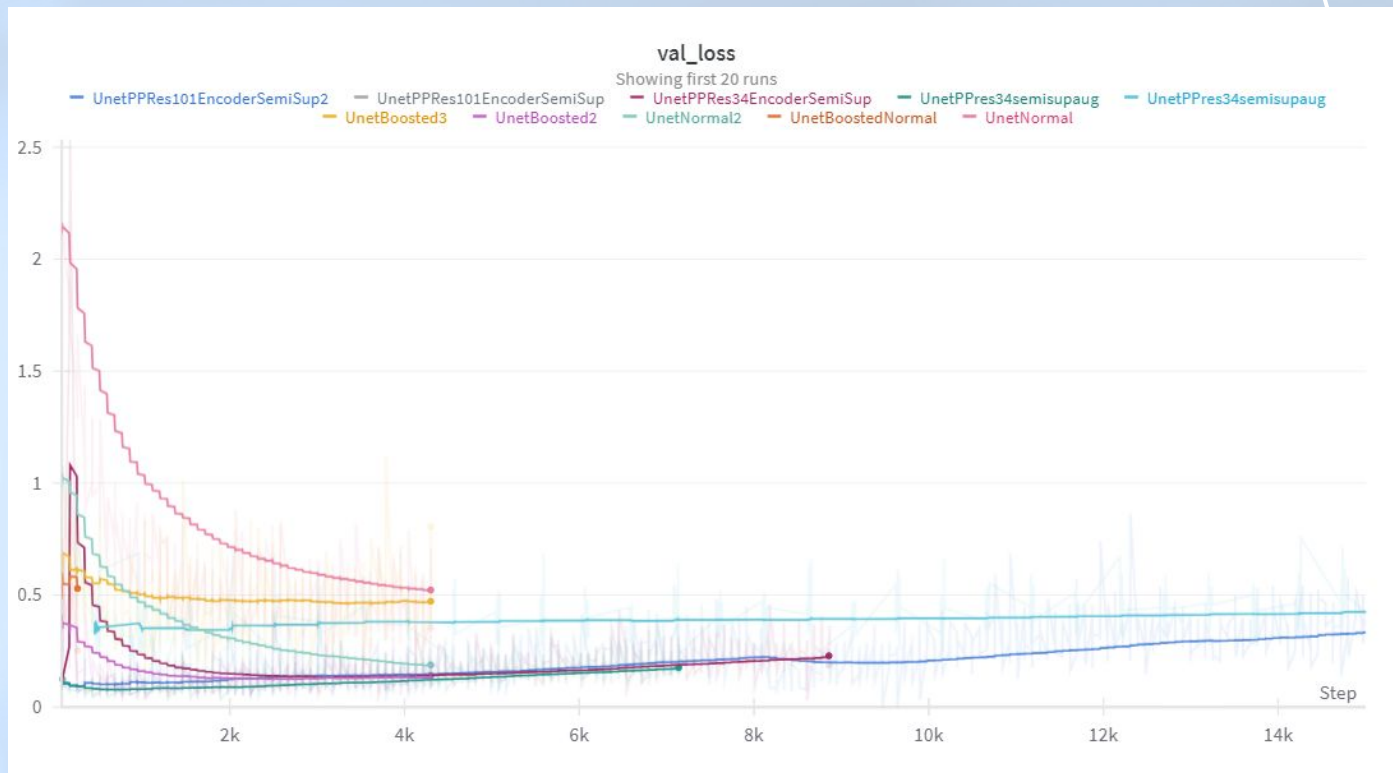
- C1 : 23.67
- C2 : 23.456
- C3 : 13.29

**Moyenne : 20.14**

### ASD :

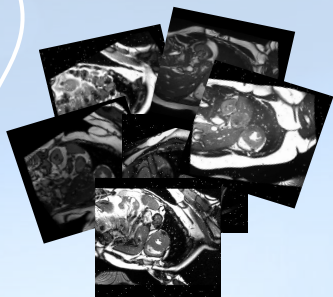
- C1 : 6.13
- C2 : 3.595
- C3 : 4.38

**Moyenne : 4.38**

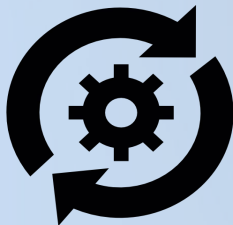


# 5. Conclusion

## Ouverture



Data  
augmentation



Optimisation  
hyperparamètres



Pseudo-labels



Post-processing



Autres modèles



# **Merci de votre attention**

**Avez-vous des questions ?**