

Soutenance de thèse de doctorat de l'Université de Lorraine

# Détection des anévrismes intracrâniens par apprentissage profond

Présentée et soutenue publiquement le 22 mars 2024

Youssef Assis

Rapporteurs :	Christine Fernandez-Maloigne	Professeure - Université de Poitiers
	Antoine Vacavant	Professeur - Université Clermont Auvergne
Examinatrices :	Carole Lartizien	Directrice de recherche - CNRS
	Carole Le Guyader	Professeure - INSA Rouen Normandie
Encadrants :	René Anxionnat	Professeur - Université de Lorraine
	Erwan Kerrien	Chargé de recherche - Inria
	Fabien Pierre	Maître de conférences - Université de Lorraine

# Plan de présentation

- 1 Introduction
- 2 État de l'art en détection d'anévrismes
- 3 Stratégie de gestion de données efficace pour la détection des anévrismes
- 4 Détection des anévrismes : approche de détection d'objets (DeepAneDet)
- 5 Estimation de la pose des anévrismes (DeepAnePose)
- 6 Conclusion

# Plan de présentation

- 1 Introduction
- 2 État de l'art en détection d'anévrismes
- 3 Stratégie de gestion de données efficace pour la détection des anévrismes
- 4 Détection des anévrismes : approche de détection d'objets (DeepAneDet)
- 5 Estimation de la pose des anévrismes (DeepAnePose)
- 6 Conclusion

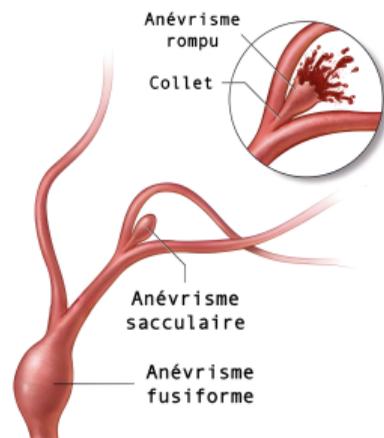
# Contexte et motivations

## Anévrismes intracrâniens

- Dilatations focales des vaisseaux sanguins cérébraux.
- **Prévalence** : 3 à 6% de la population.
- **Taille et forme** : 1 à 30 mm, souvent sacculaires.
- **Cause** : fragilité des parois vasculaires.
- **Risques** : rupture → taux élevés de mortalité et morbidité.

## Diagnostic des anévrismes : modalités d'imagerie

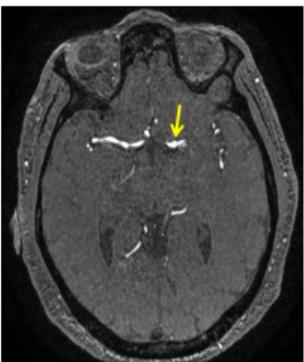
- ✗ Angiographie numérique soustraite (DSA).
- ✗ Angiographie par tomodensitométrie (CTA).
- ✓ Angiographie par résonance magnétique en temps de vol (TOF-MRA).



# Détection des anévrismes

## Détection des anévrismes par experts cliniques

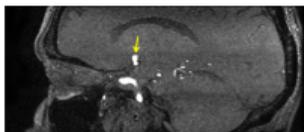
- Analyse des plans de coupes en 2D.
- Processus chronophage et difficile :
  - Risque d'erreurs : omission d'anévrismes et faux positifs.
  - Sensibilité de 60 à 88,1% ; jusqu'à 35% pour les anévrismes < 3 mm [Okahara et al., 2002].



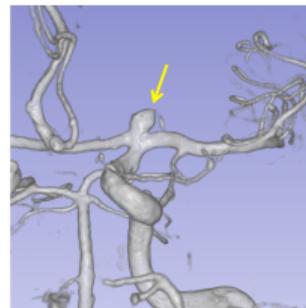
(a) Axial



(b) Sagittal



(c) Coronal



(d) Rendu du volume

Figure 1 – Exemple d'image TOF-MRA présentant un anévrisme de 4,83 mm.

# Contexte et objectifs de la thèse

## Outil automatique d'assistance au diagnostic des anévrismes

### 1 Détection automatisée

- Focalisation sur les anévrismes de moins de 5 mm.
- Taux de faux positifs adapté.

### 2 Visualisation appropriée

- Plan de coupe optimal pour les anévrismes.

## Défis liés aux techniques d'apprentissage profond

- **Rareté de données** : ensembles de données limités et privés.
- **Annotation de données** : difficile et chronophage.
- **Déséquilibre de classes** : petite taille et faible fréquence des anévrismes.
- **Puissance de calcul** : données 3D.

# Plan de présentation

- 1 Introduction
- 2 État de l'art en détection d'anévrismes
- 3 Stratégie de gestion de données efficace pour la détection des anévrismes
- 4 Détection des anévrismes : approche de détection d'objets (DeepAneDet)
- 5 Estimation de la pose des anévrismes (DeepAnePose)
- 6 Conclusion

# Types d'approches

## Approches par segmentation d'images : majorité de travaux

- Attribution de probabilités à chaque voxel de l'image.
- Post-traitement : voxels → objets
  - Seuillage, extraction, et filtrage de composantes connexes (CC).
- Évaluation : métriques de segmentation (Dice).

## Approches par détection d'objets : minorité de travaux

- Localisation des anévrismes par boîtes englobantes.
- Configuration complexe :
  - Définition et gestion d'ancres.
  - Plusieurs fonctions de coût.
- Évaluation : métrique de précision moyenne (AP).

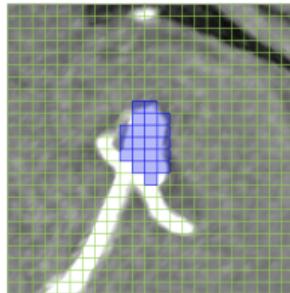
# Types d'approches

## Approches par segmentation d'images : majorité de travaux

- Attribution de probabilités à chaque voxel de l'image.
- Post-traitement : voxels → objets
  - Seuillage, extraction, et filtrage de composantes connexes (CC).
- Évaluation : métriques de segmentation (Dice).

## Approches par détection d'objets : minorité de travaux

- Localisation des anévrismes par boîtes englobantes.
- Configuration complexe :
  - Définition et gestion d'ancres.
  - Plusieurs fonctions de coût.
- Évaluation : métrique de précision moyenne (AP).



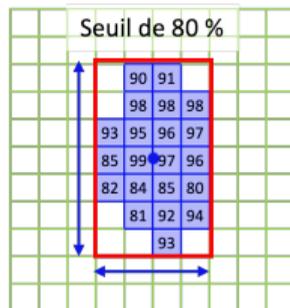
# Types d'approches

## Approches par segmentation d'images : majorité de travaux

- Attribution de probabilités à chaque voxel de l'image.
- Post-traitement : voxels → objets
  - Seuillage, extraction, et filtrage de composantes connexes (CC).
- Évaluation : métriques de segmentation (Dice).

## Approches par détection d'objets : minorité de travaux

- Localisation des anévrismes par boîtes englobantes.
- Configuration complexe :
  - Définition et gestion d'ancres.
  - Plusieurs fonctions de coût.
- Évaluation : métrique de précision moyenne (AP).



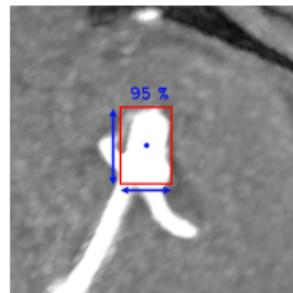
# Types d'approches

## Approches par segmentation d'images : majorité de travaux

- Attribution de probabilités à chaque voxel de l'image.
- Post-traitement : voxels → objets
  - Seuillage, extraction, et filtrage de composantes connexes (CC).
- Évaluation : métriques de segmentation (Dice).

## Approches par détection d'objets : minorité de travaux

- Localisation des anévrismes par boîtes englobantes.
- Configuration complexe :
  - Définition et gestion d'ancres.
  - Plusieurs fonctions de coût.
- Évaluation : métrique de précision moyenne (AP).



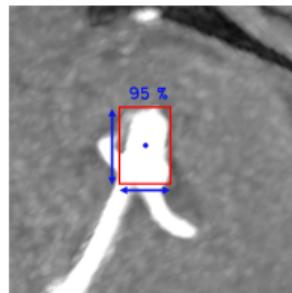
# Types d'approches

## Approches par segmentation d'images : majorité de travaux

- Attribution de probabilités à chaque voxel de l'image.
- Post-traitement : voxels → objets
  - Seuillage, extraction, et filtrage de composantes connexes (CC).
- Évaluation : métriques de segmentation (Dice).

## Approches par détection d'objets : minorité de travaux

- Localisation des anévrismes par boîtes englobantes.
- Configuration complexe :
  - Définition et gestion d'ancres.
  - Plusieurs fonctions de coût.
- Évaluation : métrique de précision moyenne (AP).



# Travaux existants - Avant le début de la thèse

## Approches en 2D (à partir de 2017)

- Transformation d'images 3D en images 2D.
- Perte d'information anatomique : taux élevé de faux positifs (FP).

## Approches en 3D (à partir de 2019)

- **Approche par patches** : extraction de sous-volumes d'images.
  - Entraînement : patches individuels.
  - Inférence : reconstruction par patches.
- Diversité d'architectures de CNN et de fonctions de coût.

→ Difficultés de comparaison : données limitées et privées, variété des métriques.

# Travaux existants - Après le début de la thèse

Compétition ADAM<sup>1</sup> 2020

## Méthodes proposées

- Approches par segmentation d'images : UNet 3D [Çiçek et al., 2016].
- **Échantillonnage de données** : grands patches, sélection aléatoire.
- **Fonction de coût** : entropie croisée binaire (BCE) et Dice.
- **Frameworks** : nnUNet [Isensee et al., 2021] et nnDetection [Baumgartner et al., 2021].
- **Post-traitement** : apprentissage ensembliste, filtrage de prédictions.

## Évaluation : sensibilité et FP/cas

- Anévrismes représentés par sphères : TP si centre de prédiction est dans la sphère.
- Manque de profondeur d'analyse → étude par ablation et validation croisée.

---

1. Aneurysm Detection and Segmentation Challenge (ADAM)

# Nos contributions

## Aperçu général

### 1 Détection des anévrismes

- Travaux existants : Absence d'approches axées sur les données.
- Notre contribution<sup>2</sup> : Stratégie de gestion de données adaptée.

### 2 Amélioration des performances de détection

- Travaux existants : Approches par segmentation avec post-traitement.
- Notre contribution<sup>3</sup> : Approche de détection d'objets par sphères, sans ancres

### 3 Visualisation des anévrismes

- Travaux existants : Segmentation inutile en diagnostic.
- Notre contribution<sup>4</sup> : Estimation de la pose d'anévrismes.

---

2. Assis et al., An efficient data strategy for the detection of brain aneurysms from MRA with deep learning, DALI, 2021.

3. Assis et al., Intracranial Aneurysm Detection : An object detection perspective, IJCARS, 2024.

4. Assis et al., Aneurysm Pose Estimation with Deep Learning, MICCAI, 2023, STAR award recipient.

# Nos contributions

## Aperçu général

### ① Détection des anévrismes

- Travaux existants : Absence d'approches axées sur les données.
- Notre contribution<sup>2</sup> : Stratégie de gestion de données adaptée.

### ② Amélioration des performances de détection

- Travaux existants : Approches par segmentation avec post-traitement.
- Notre contribution<sup>3</sup> : Approche de détection d'objets par sphères, sans ancres

### ③ Visualisation des anévrismes

- Travaux existants : Segmentation inutile en diagnostic.
- Notre contribution<sup>4</sup> : Estimation de la pose d'anévrismes.

---

2. Assis et al., An efficient data strategy for the detection of brain aneurysms from MRA with deep learning, DALI, 2021.

3. Assis et al., Intracranial Aneurysm Detection : An object detection perspective, IJCARS, 2024.

4. Assis et al., Aneurysm Pose Estimation with Deep Learning, MICCAI, 2023, STAR award recipient.

# Nos contributions

## Aperçu général

### ① Détection des anévrismes

- Travaux existants : Absence d'approches axées sur les données.
- Notre contribution<sup>2</sup> : Stratégie de gestion de données adaptée.

### ② Amélioration des performances de détection

- Travaux existants : Approches par segmentation avec post-traitement.
- Notre contribution<sup>3</sup> : Approche de détection d'objets par sphères, sans ancres

### ③ Visualisation des anévrismes

- Travaux existants : Segmentation inutile en diagnostic.
- Notre contribution<sup>4</sup> : Estimation de la pose d'anévrismes.

---

2. Assis et al., An efficient data strategy for the detection of brain aneurysms from MRA with deep learning, DALI, 2021.

3. Assis et al., Intracranial Aneurysm Detection : An object detection perspective, IJCARS, 2024.

4. Assis et al., Aneurysm Pose Estimation with Deep Learning, MICCAI, 2023, STAR award recipient.

# Nos contributions

## Méthodologie générale d'analyse et d'évaluation

### 1 Métriques de détection d'objets

- Anévrismes et prédictions représentés par sphères.
- Métrique de précision moyenne (AP).
- Critère d'intersection sur l'union (IoU), avec seuil de 10%.
- Métriques de sensibilité et FP/cas.

### 2 Méthodologie d'évaluation

- Étude par ablation : CHRU de Nancy (132 images, 206 anévrismes).
- Validation croisée à 5 plis : CHUV de Lausanne<sup>5</sup> (270 images, 164 anévrismes).
- Comparaison avec les méthodes de référence.
- Évaluation par experts cliniques.

---

5. Di Noto et al., Towards automated brain aneurysm detection in TOF-MRA : open data, weak labels, and anatomical knowledge, 2022

# Plan de présentation

- 1 Introduction
- 2 État de l'art en détection d'anévrismes
- 3 Stratégie de gestion de données efficace pour la détection des anévrismes**
- 4 Détection des anévrismes : approche de détection d'objets (DeepAneDet)
- 5 Estimation de la pose des anévrismes (DeepAnePose)
- 6 Conclusion

# Stratégie de gestion de données efficace

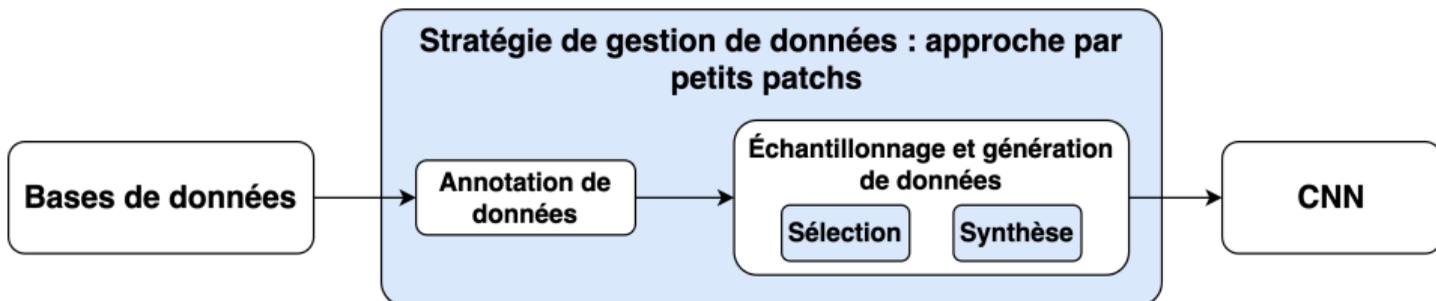
## Méthode proposée : Focalisation sur les données

### 1 Rareté de données

- Annotation de données rapide.
- Approche par petits patches.

### 2 Nombre, diversité et indépendance des données en entrée

- Sélection guidée de patches négatifs (sans anévrisme).
- Synthèse de patches positifs (avec anévrisme).



# Annotation de données

## Annotation approximative et rapide

- Sphères : collet (P1) et dôme (P2).
- 4 fois plus rapide que l'annotation par voxel [Di Noto et al., 2022].

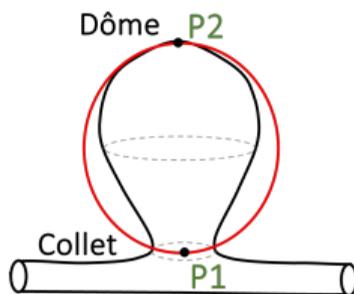
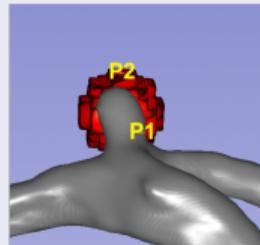


Figure 2 – Approximation du volume de l'anévrisme par une sphère.

# Approche par petits patches

## Petits patches et non superposés

- Patches isotropes de  $48 \times 48 \times 48$  voxels → moins de ressources de calcul.
- Multiples patches par image → ensemble d'entraînement large.
- Patches non superposés → indépendants → variété de l'entraînement.

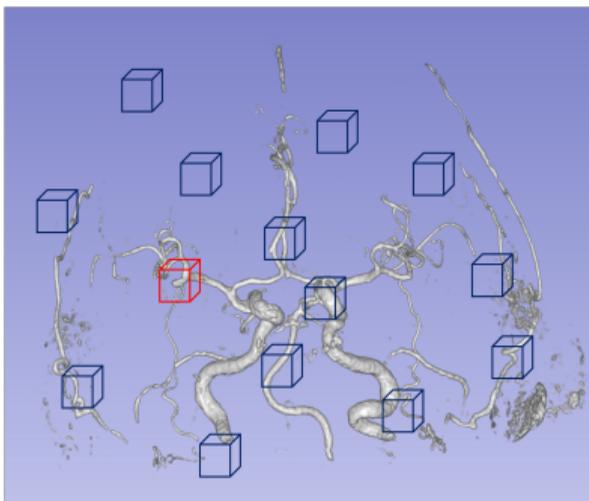


Figure 3 – Rendu du volume d'une image TOF-MRA avec un anévrisme de 4,08 mm (rouge).

# Échantillonnage et génération de données

- **Sélection guidée de patches négatifs (sans anévrisme)**
  - 200 patches sélectionnés par image, moitié sur les vaisseaux.
- **Synthèse de patches positifs (avec anévrisme)**
  - Duplication 50 fois avec déformations aléatoires (0 à 3 mm) pour diversité de forme.

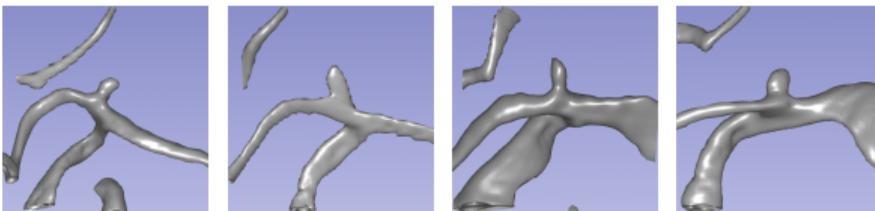


Figure 4 – Diverses formes d'anévrismes générés à partir d'un anévrisme de 2,92 mm.

- **Augmentation de données**
  - Translations (0 – 10 mm) et rotations (0 – 180°) aléatoires.

# Réseau de neurones

- Réseau UNet 3D standard, BCE comme fonction de coût.
- Configuration simple : 100 époques et taux d'apprentissage fixe.

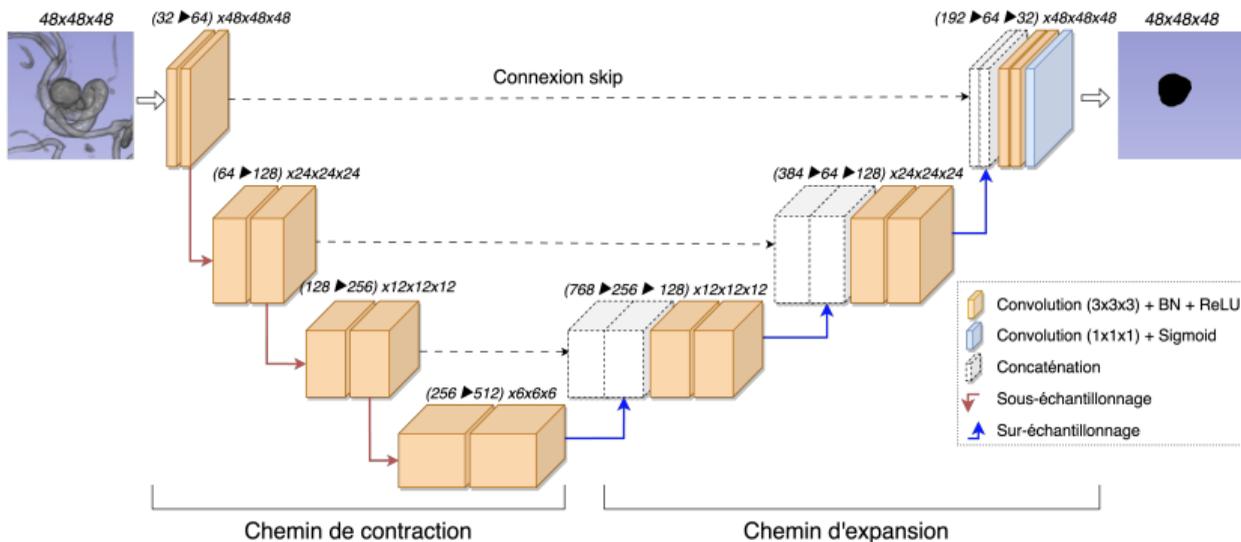


Figure 5 – Architecture du réseau UNet 3D.

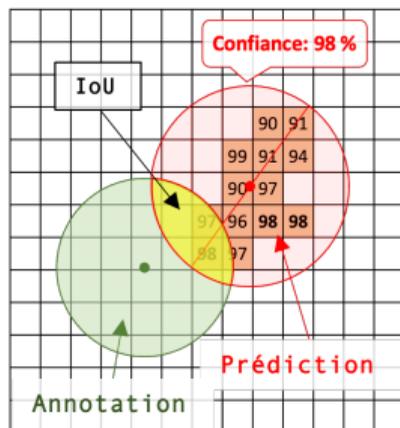
# Métriques d'évaluation

## Extraction de composantes connexes (CC)

- Seuillage à 1% pour éliminer le bruit.
- **Sans filtrage de CC.**
- CC → sphères :
  - Centre : centre de gravité de la CC.
  - Diamètre : distance maximale entre voxels de la CC.
  - Score de confiance : valeur maximale prédite dans la CC.

## Calcul des métriques d'évaluation

- Vrai positif (TP) si  $\text{IoU} \geq 10\%$ , sinon faux négatif (FN).
- Faux positif (FP) si  $\text{IoU} < 10\%$ .
- Un seul TP par annotation, FP sinon (max IoU).



# Validation croisée à 5 plis - CHRU de Nancy

- Répartition des données : 4 plis d'entraînement et 1 pli de test.
  - **Écart-types** calculés à partir des résultats sur les 5 plis de test.
- Comparaison avec le Framework nnUNet
  - Grands patches, une variante du réseau UNet 3D.
  - Post-traitement : apprentissage ensembliste et filtrage des CC par taille.

Méthodes	Précision moyenne (%)	Sensibilité (%)	FP/cas
Notre méthode	62,10 ± 5,80	69,76 ± 5,41	0,63 ± 0,27
nnUNet	65,81 ± 4,40	72,10 ± 4,13	0,42 ± 0,10

Table 1 – Validation croisée à 5 plis sur l'ensemble de données du CHRU de Nancy.

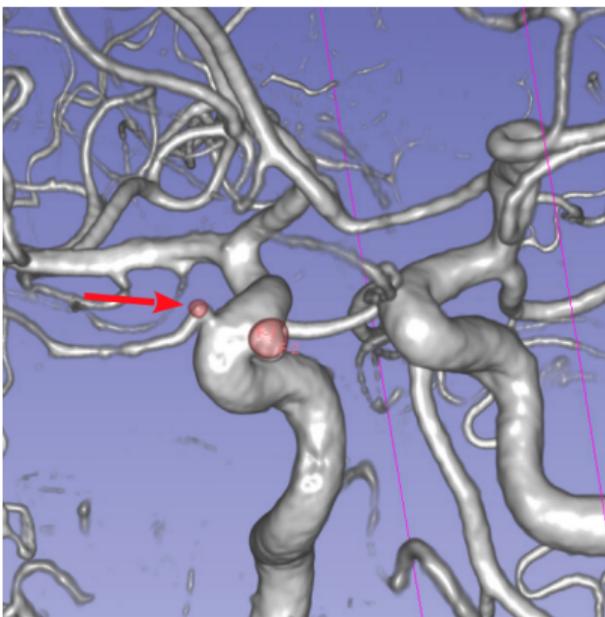
# Validation croisée à 5 plis - CHRU de Nancy

- Répartition des données : 4 plis d'entraînement et 1 pli de test.
  - **Écart-types** calculés à partir des résultats sur les 5 plis de test.
- Comparaison avec le Framework nnUNet
  - Grands patches, une variante du réseau UNet 3D.
  - Post-traitement : apprentissage ensembliste et filtrage des CC par taille.

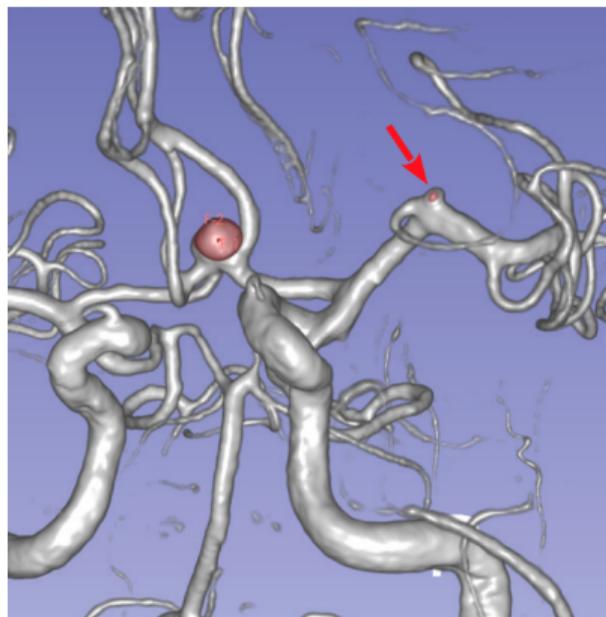
Méthodes	Précision moyenne (%)	Sensibilité (%)	FP/cas
Notre méthode	62,10 ± 5,80	69,76 ± 5,41	0,63 ± 0,27
nnUNet	65,81 ± 4,40	72,10 ± 4,13	0,42 ± 0,10

Table 1 – Validation croisée à 5 plis sur l'ensemble de données du CHRU de Nancy.

## Résultats visuels et discussion



(a) FP



(b) FP → TP

Figure 6 – (a) Ramification des petites artères confondue avec anévrisme. (b) Anévrisme omis lors de l'annotation initiale.

## Résultats visuels et discussion

### Évaluation par experts - Données du CHRU Nancy

- Évaluation par deux experts : 14 et 32 ans d'expérience.
- Visualisation des détections et anévrismes non détectés.
- Mise à jour des annotations : 18 anévrismes ajoutés, 2 retirés.
- **Annotateur : sensibilité de 89,47% avec 0,018 FP/cas.**

### Limitations des approches par segmentation d'images

- Dépendance à la qualité de segmentation et au post-traitement.
- Impact négatif sur la détection d'anévrismes de petite taille (quelques voxels).
- Sensibilité par taille : **< 3mm à 51,66% ; 3 – 5mm à 89,39% ; > 5mm à 89,65%.**

## Résultats visuels et discussion

### Évaluation par experts - Données du CHRU Nancy

- Évaluation par deux experts : 14 et 32 ans d'expérience.
- Visualisation des détections et anévrismes non détectés.
- Mise à jour des annotations : 18 anévrismes ajoutés, 2 retirés.
- **Annotateur : sensibilité de 89,47% avec 0,018 FP/cas.**

### Limitations des approches par segmentation d'images

- Dépendance à la qualité de segmentation et au post-traitement.
- Impact négatif sur la détection d'anévrismes de petite taille (quelques voxels).
- Sensibilité par taille : **< 3mm à 51,66% ; 3 – 5mm à 89,39% ; > 5mm à 89,65%.**

# Plan de présentation

- 1 Introduction
- 2 État de l'art en détection d'anévrismes
- 3 Stratégie de gestion de données efficace pour la détection des anévrismes
- 4 Détection des anévrismes : approche de détection d'objets (DeepAneDet)**
- 5 Estimation de la pose des anévrismes (DeepAnePose)
- 6 Conclusion

# Détection des anévrismes : approche de détection d'objet (DeepAneDet)

## Méthode proposée

- Localisation directe des anévrismes sans nécessiter de post-traitement.
- **Détection sans ancrés**
  - Moins d'hyperparamètres.
- **Détection par sphères**
  - Localisation plus précise.
  - Applicable en pratique clinique : calcul de la taille.



# Réseau de détection : sans ancres et par sphères

- Sphère : centre  $(C_x, C_y, C_z)$ , rayon  $(r)$ , score de confiance.
- Patch de  $96 \times 96 \times 96$  divisé en  $12 \times 12 \times 12 = 1728$  cellules.
- Une cellule prédit un anévrisme si son centre est à l'intérieur.

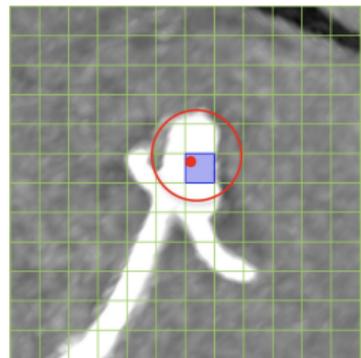
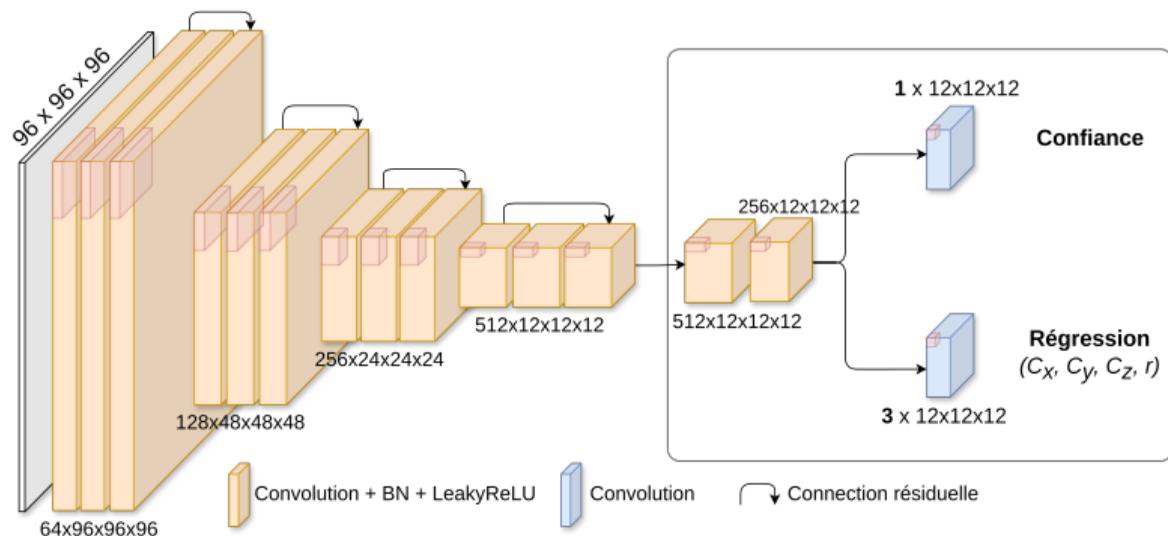


Figure 7 – Réseau proposé pour la détection d'anévrismes par sphères.

## Fonction de coût : déséquilibre de classes

- Grand déséquilibre entre cellules positives ( $P$ ) et négatives ( $N$ ).
- Fonction de coût pondérée :

$$\text{Coût total} = \text{Classification} + \text{Régression} \quad (1)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Classification } (P, N) = \text{BCE}(P) + 0.5 \times \#P \times \text{BCE}(N) \\ \text{Régression } (P) = 5 \times \sum_{i=1}^{\#P} \text{MSE}(C_{xi}, C_{yi}, C_{zi}, r_i) \end{array} \right. \quad (2)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Classification } (P, N) = \text{BCE}(P) + 0.5 \times \#P \times \text{BCE}(N) \\ \text{Régression } (P) = 5 \times \sum_{i=1}^{\#P} \text{MSE}(C_{xi}, C_{yi}, C_{zi}, r_i) \end{array} \right. \quad (3)$$

avec  $\#P$  : nombre de cellules positives dans le lot d'entraînement.

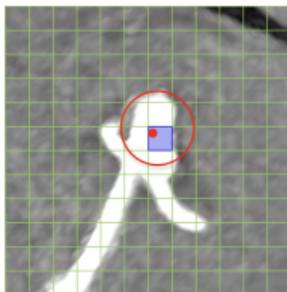


Figure 8 – Patch de  $96^3$  : seulement 1 sur 1728 cellules est positive ( $\approx 0,057\%$ ).

- 
- . Entropie croisée binaire (BCE)
  - . Erreur quadratique moyenne (MSE)

# Adaptation de la stratégie de données

## Approche par petits patchs : $96 \times 96 \times 96$ voxels

- Amélioration de l'équilibre sensibilité/faux positifs.

## Échantillonnage et génération de données

- Patchs non superposés : 40 patchs négatifs par image.
- 50 duplications et déformation de patchs positifs.

## Gestion des patchs durant l'entraînement

- Patchs d'entraînement = 75% positifs + 15% négatifs (sélection aléatoire par époque).

# Méthodes de référence

- nnUNet [Isensee et al., 2021] : Segmentation d'images.
- nnDetection [Baumgartner et al., 2021] : Détection d'objets avec boîtes, 27 ancres.

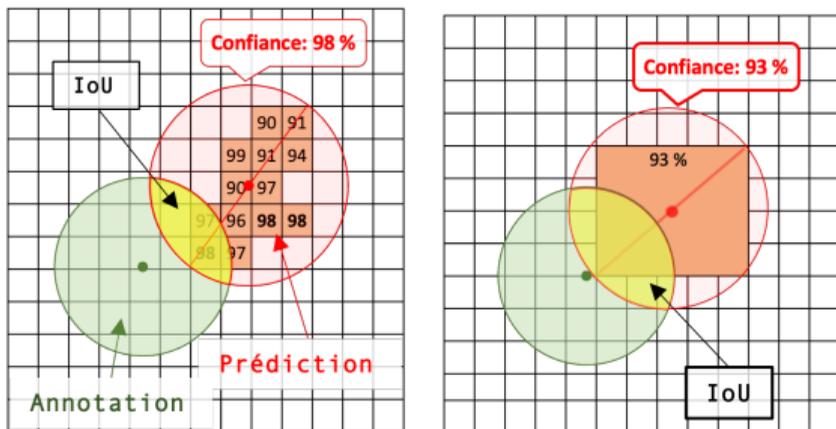


Figure 9 – Conversion de prédictions de nnUNet (gauche) et nnDetection (droite) en sphères.

# Validation croisée à 5 plis - CHUV Lausanne

## Annotations initiales

- 1 Répartition de données : 4 plis d'entraînement, 1 pli de test.
- 2 5 modèles par méthode : DeepAneDet, nnDetection, nnUNet.
- 3 Analyse visuelle des prédictions : de nombreux faux positifs sont de vrais positifs.

### Évaluation clinique - Données du CHUV Lausanne

- Révision indépendante par deux experts : 14 et 32 ans d'expérience.
- Pour chaque méthode : évaluation des prédictions et ajout des anévrismes.
- Consensus dans 7,6% de cas (désaccords).
- Mise à jour des annotations : 23 anévrismes ajoutés, 13 retirés (de 164 à 174 anévrismes).
- **Annotateur : sensibilité de 82,7% avec 0,07 FP/cas.**

# Validation croisée à 5 plis - CHUV Lausanne

## Annotations initiales

- 1 Répartition de données : 4 plis d'entraînement, 1 pli de test.
- 2 5 modèles par méthode : DeepAneDet, nnDetection, nnUNet.
- 3 Analyse visuelle des prédictions : de nombreux faux positifs sont de vrais positifs.

## Évaluation clinique - Données du CHUV Lausanne

- Révision indépendante par deux experts : 14 et 32 ans d'expérience.
- Pour chaque méthode : évaluation des prédictions et ajout des anévrismes.
- Consensus dans 7,6% de cas (désaccords).
- Mise à jour des annotations : 23 anévrismes ajoutés, 13 retirés (de 164 à 174 anévrismes).
- **Annotateur : sensibilité de 82,7% avec 0,07 FP/cas.**

# Validation croisée à 5 plis - CHUV Lausanne

## Évaluation par experts

- Performance améliorée : capacité à apprendre avec des données bruitées.
- Sensibilité supérieure à celle de l'annotateur.
- Sensibilité par taille : < 3mm à 77,21%, 3 – 5mm à 98,59%, > 5mm à 83,33%.

Méthodes	Précision moyenne (%)	Sensibilité (%)	FP/case
DeepAneDet	78,96 ± 5,24	86,78 ± 3,98	0,53 ± 0,14
nnDetection	78,01 ± 6,07	86,78 ± 6,16	0,63 ± 0,10
nnUNet	73,47 ± 4,17	71,26 ± 8,09	0,11 ± 0,04

Table 2 – Méthodes entraînées sur annotations initiales et évaluées par experts.

# Résultats visuelles

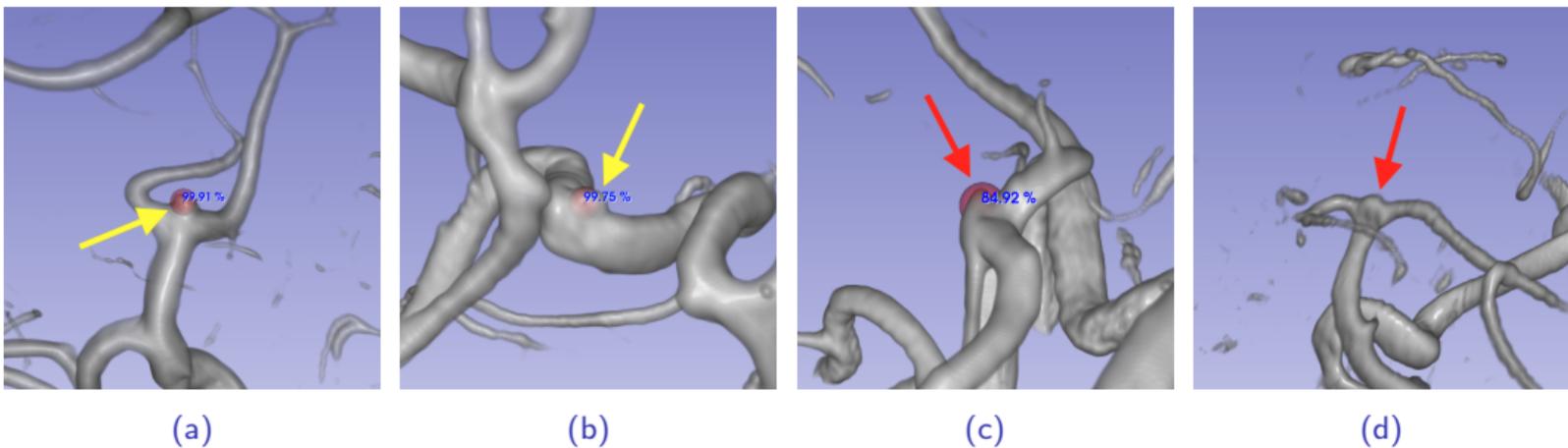


Figure 10 – (a, b) Petits anévrismes détectés par notre méthode (taille : 1,90 et 1,65 mm). (c) Cas de faux positifs. (d) Anévrisme de 1,91 mm non détecté.

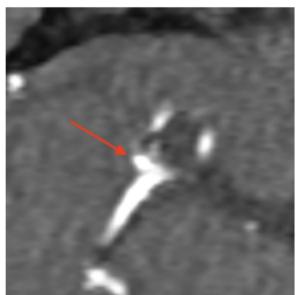
# Plan de présentation

- 1 Introduction
- 2 État de l'art en détection d'anévrismes
- 3 Stratégie de gestion de données efficace pour la détection des anévrismes
- 4 Détection des anévrismes : approche de détection d'objets (DeepAneDet)
- 5 Estimation de la pose des anévrismes (DeepAnePose)**
- 6 Conclusion

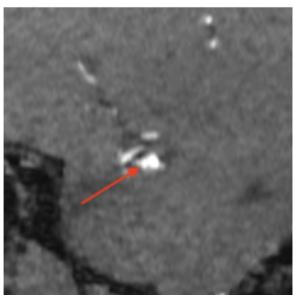
# Estimation de la pose des anévrismes (DeepAnePose)

## Méthode proposée : coupes reformatées pour une meilleure analyse

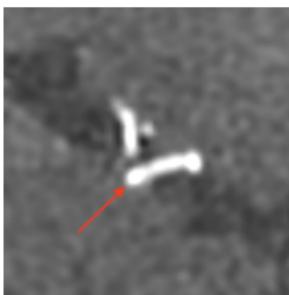
- Pratique clinique
  - Analyse à travers les plans de coupes canoniques.
  - Évaluation limitée : forme, taille, vaisseaux voisins.
- Coupes reformatées : localisation et orientation (pose) d'anévrismes.



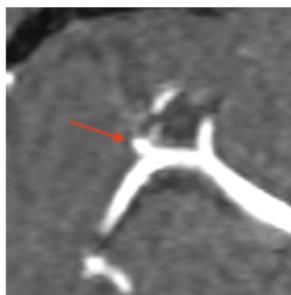
(a) Axial



(b) Sagittal



(c) Coronal



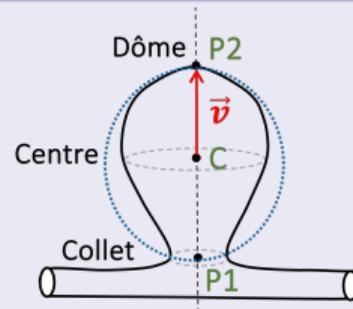
(d) Reformaté

Figure 11 – Anévrisme de 2,69 mm : (a, b, c) plans de coupes canoniques, et (d) plan de coupe reformaté.

# Annotation et préparation de données

## Pose des anévrismes : approche par points de repère

- Centre  $C = (C_x, C_y, C_z) = (P1 + P2)/2$  : Localisation.
- Vecteur  $\vec{v} = (v_x, v_y, v_z) = P2 - C$  : Taille  $|\vec{v}|$  et orientation  $\vec{v}/|\vec{v}|$ .
- Chaque plan de coupe reformaté est déterminé en tournant autour du vecteur  $\vec{v}$ .



# Réseau de neurones

- Pose d'anévrisme : centre ( $C_x, C_y, C_z$ ), vecteur d'axe ( $\vec{v}$ ), score de confiance.
- Patches  $96 \times 96 \times 96$  divisé en  $12 \times 12 \times 12 = 1728$  cellules ( $8 \times 8 \times 8$  chacune).
- Une cellule prédit un anévrisme si son centre est à l'intérieur.

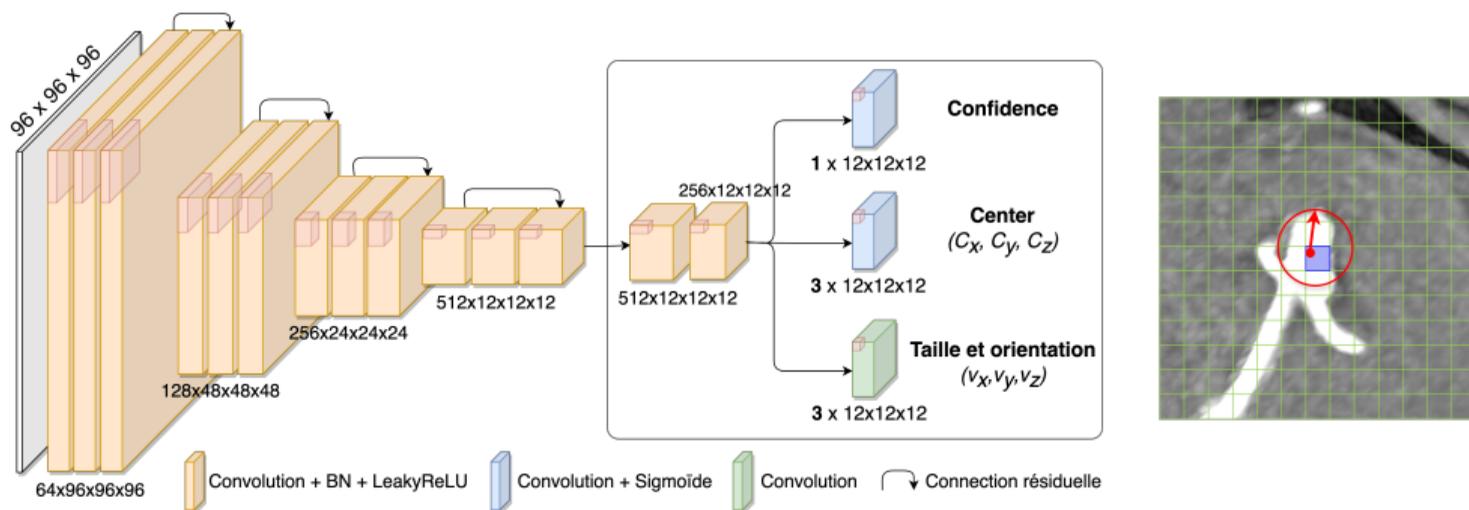


Figure 12 – Réseau proposée pour l'estimation de la pose des anévrismes.

## Fonction de coût : déséquilibre de classes

- Grand déséquilibre entre cellules positives ( $P$ ) et négatives ( $N$ ).
- Fonction de coût pondérée :

$$\text{Coût total} = \text{Classification} + \text{Régression} + \text{Orientation} \quad (4)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Classification } (P, N) = \text{BCE}(P) + 0.5 \times \#P \times \text{BCE}(N) \\ \text{Régression } (P) = 5 \times \sum_{i=1}^{\#P} \text{MSE}(C_{xi}, C_{yi}, C_{zi}, v_{xi}, v_{yi}, v_{zi}) \\ \text{Orientation } (P) = 5 \times \sum_{i=1}^{\#P} (1 - \text{Similarité Cosinus}(\vec{v}_i)) \end{array} \right. \quad (5)$$

$$\left. \begin{array}{l} \text{Régression } (P) = 5 \times \sum_{i=1}^{\#P} \text{MSE}(C_{xi}, C_{yi}, C_{zi}, v_{xi}, v_{yi}, v_{zi}) \\ \text{Orientation } (P) = 5 \times \sum_{i=1}^{\#P} (1 - \text{Similarité Cosinus}(\vec{v}_i)) \end{array} \right\} \quad (6)$$

$$\left. \begin{array}{l} \text{Orientation } (P) = 5 \times \sum_{i=1}^{\#P} (1 - \text{Similarité Cosinus}(\vec{v}_i)) \end{array} \right\} \quad (7)$$

avec  $\#P$  : nombre de cellules positives dans le lot d'entraînement.

- 
- . Entropie croisée binaire (BCE)
  - . Erreur quadratique moyenne (MSE)

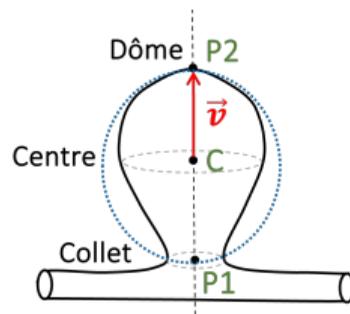
# Métriques d'évaluation

## 1 Détection des anévrismes

- Seuil IoU de 10% entre sphères.
- Comparée à DeepAneDet, nnDetection et nnUNet.

## 2 Estimation de la pose d'anévrismes

- Basée sur les anévrismes correctement détectés (sensibilité @ 50%).
- **Localisation (mm)** : distance euclidienne entre les centres  $C$ .
- **Orientation (°)** : erreur angulaire entre les vecteurs d'axe  $\vec{v}$ .



# Validation croisée à 5 plis - CHUV de Lausanne

## Détection des anévrismes

Méthodes	Précision moyenne (%)	Sensibilité (%)	FP/case
DeepAnePose	$78,51 \pm 3,61$	$83,91 \pm 4,77$	$0,40 \pm 0,04$
DeepAneDet	$78,96 \pm 5,24$	$86,78 \pm 3,98$	$0,53 \pm 0,14$
nnDetection	$78,01 \pm 6,07$	$86,78 \pm 6,16$	$0,63 \pm 0,10$
nnUNet	$73,47 \pm 4,17$	$71,26 \pm 8,09$	$0,11 \pm 0,04$

Table 3 – Méthodes entraînées sur annotations initiales et évaluées sur annotations révisées.

- Performances compétitives face aux méthodes spécialisées en détection.
- Faibles écarts-types indiquant la robustesse de la méthode.

# Validation croisée à 5 plis - CHUV de Lausanne

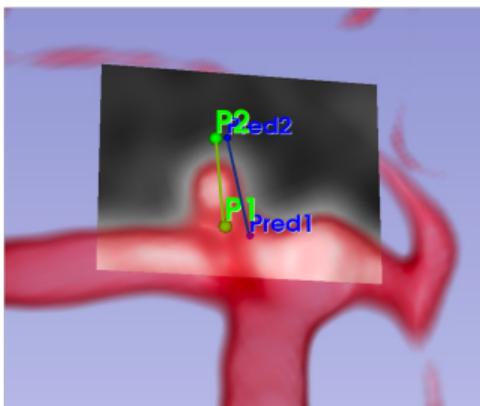
## Estimation de la pose des anévrismes

Méthodes	Erreur de localisation (mm)		Erreur d'orientation (°)	
	Médiane	Min-Max	Médiane	Min-Max
DeepAnePose	0,45	0,05 – 1,40	11,36	1,05 – 68,30
DeepAneDet	0,56	0,11 – 2,41	–	–

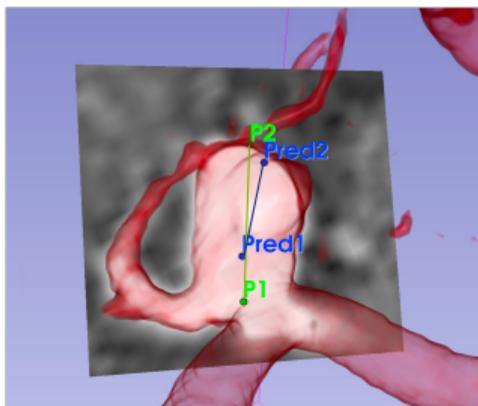
Table 4 – Méthodes entraînées sur annotations initiales et évaluées sur annotations révisées.

- Faible erreur de localisation, comparable à la taille des voxels IRM (0,4 à 0,7 mm<sup>3</sup>).
- Estimation d'orientation adaptée, erreurs élevées pour les anévrismes de formes complexes.

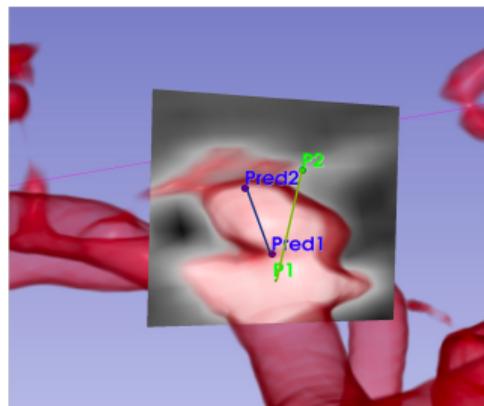
# Résultats visuels



(a) Anévrisme de 1,97 mm  
Erreur : 0,82mm/8,2°



(b) Anévrisme de 7,69 mm  
Erreur : 0,72mm/10,62°



(c) Anévrisme de 3,52 mm  
Erreur : 0,70mm/41,54°

Figure 13 – Points d'annotation (vert) et de prédiction (bleu). Chaque plan de coupe reformaté a été déterminé en tournant autour de l'axe de l'anévrisme passant par les points prédits.

# Résultats visuels

Importance d'une définition clinique de la notion d'orientation d'anévrismes

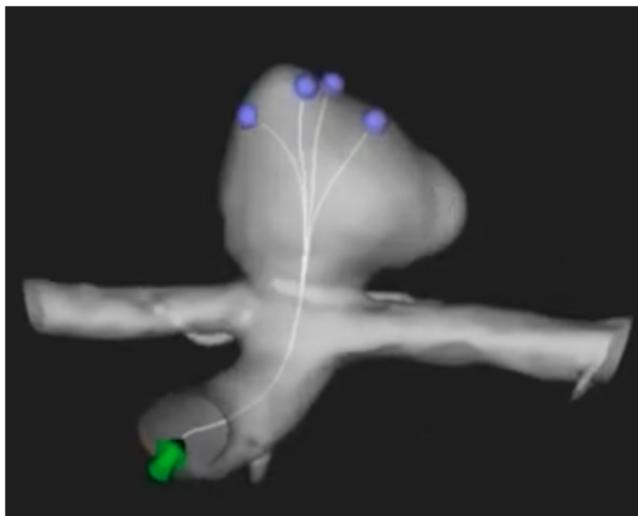


Figure 14 – Difficulté à déterminer l'orientation des anévrismes présentant une forme complexe.  
Sim&Cure ©

# Plan de présentation

- 1 Introduction
- 2 État de l'art en détection d'anévrismes
- 3 Stratégie de gestion de données efficace pour la détection des anévrismes
- 4 Détection des anévrismes : approche de détection d'objets (DeepAneDet)
- 5 Estimation de la pose des anévrismes (DeepAnePose)
- 6 Conclusion**

# Résumé des contributions

- 1 Détection des anévrismes est difficile pour les experts (sensibilité : 82,7%).
- 2 Stratégie de gestion de données adaptée.
- 3 Amélioration des performances de détection
  - Sensibilité supérieure à celle des experts malgré le bruit d'annotation.
  - Amélioration de la détection des petits anévrismes ( $< 5$  mm).
- 4 Estimation de la pose des anévrismes, démontrant une utilité clinique
- 5 Méthodologie : métriques, études par ablation, validation croisée et évaluation clinique.
- 6 Modèles et outils 3D Slicer disponibles sur : <https://gitlab.inria.fr/yassis>.

# Résumé des contributions

- 1 Détection des anévrismes est difficile pour les experts (sensibilité : 82,7%).
- 2 Stratégie de gestion de données adaptée.
- 3 Amélioration des performances de détection
  - Sensibilité supérieure à celle des experts malgré le bruit d'annotation.
  - Amélioration de la détection des petits anévrismes ( $< 5$  mm).
- 4 Estimation de la pose des anévrismes, démontrant une utilité clinique
- 5 Méthodologie : métriques, études par ablation, validation croisée et évaluation clinique.
- 6 Modèles et outils 3D Slicer disponibles sur : <https://gitlab.inria.fr/yassis>.

# Résumé des contributions

- 1 Détection des anévrismes est difficile pour les experts (sensibilité : 82,7%).
- 2 Stratégie de gestion de données adaptée.
- 3 Amélioration des performances de détection
  - Sensibilité supérieure à celle des experts malgré le bruit d'annotation.
  - Amélioration de la détection des petits anévrismes ( $< 5$  mm).
- 4 Estimation de la pose des anévrismes, démontrant une utilité clinique
- 5 Méthodologie : métriques, études par ablation, validation croisée et évaluation clinique.
- 6 Modèles et outils 3D Slicer disponibles sur : <https://gitlab.inria.fr/yassis>.

# Résumé des contributions

- 1 Détection des anévrismes est difficile pour les experts (sensibilité : 82,7%).
- 2 Stratégie de gestion de données adaptée.
- 3 Amélioration des performances de détection
  - Sensibilité supérieure à celle des experts malgré le bruit d'annotation.
  - Amélioration de la détection des petits anévrismes ( $< 5$  mm).
- 4 Estimation de la pose des anévrismes, démontrant une utilité clinique
- 5 Méthodologie : métriques, études par ablation, validation croisée et évaluation clinique.
- 6 Modèles et outils 3D Slicer disponibles sur : <https://gitlab.inria.fr/yassis>.

# Résumé des contributions

- 1 Détection des anévrismes est difficile pour les experts (sensibilité : 82,7%).
- 2 Stratégie de gestion de données adaptée.
- 3 Amélioration des performances de détection
  - Sensibilité supérieure à celle des experts malgré le bruit d'annotation.
  - Amélioration de la détection des petits anévrismes ( $< 5$  mm).
- 4 Estimation de la pose des anévrismes, démontrant une utilité clinique
- 5 Méthodologie : métriques, études par ablation, validation croisée et évaluation clinique.
- 6 Modèles et outils 3D Slicer disponibles sur : <https://gitlab.inria.fr/yassis>.

# Résumé des contributions

- 1 Détection des anévrismes est difficile pour les experts (sensibilité : 82,7%).
- 2 Stratégie de gestion de données adaptée.
- 3 Amélioration des performances de détection
  - Sensibilité supérieure à celle des experts malgré le bruit d'annotation.
  - Amélioration de la détection des petits anévrismes ( $< 5$  mm).
- 4 Estimation de la pose des anévrismes, démontrant une utilité clinique
- 5 Méthodologie : métriques, études par ablation, validation croisée et évaluation clinique.
- 6 Modèles et outils 3D Slicer disponibles sur : <https://gitlab.inria.fr/yassis>.

# Perspectives futures

- 1 Extension et amélioration des ensembles de données
  - Améliorer la fiabilité : annotation par plusieurs experts.
  - Faciliter l'annotation : notre approche d'annotation, SAM<sup>7</sup>.
- 2 Annotations multiples : modélisation de variabilité d'annotation par réseaux de neurones.
- 3 Rareté des anévrismes : synthèse à partir de vaisseaux sains.
- 4 Évaluation du risque de rupture
  - Mesures : taille, angle d'écoulement, connexion avec vaisseau parent.
  - Modalités thérapeutiques : 3DRA<sup>8</sup>.

---

7. Segment Anything Model (SAM)

8. Angiographie rotationnelle tridimensionnelle (3DRA)

# Perspectives futures

- ① Extension et amélioration des ensembles de données
  - Améliorer la fiabilité : annotation par plusieurs experts.
  - Faciliter l'annotation : notre approche d'annotation, SAM<sup>7</sup>.
- ② Annotations multiples : modélisation de variabilité d'annotation par réseaux de neurones.
- ③ Rareté des anévrismes : synthèse à partir de vaisseaux sains.
- ④ Évaluation du risque de rupture
  - Mesures : taille, angle d'écoulement, connexion avec vaisseau parent.
  - Modalités thérapeutiques : 3DRA<sup>8</sup>.

---

7. Segment Anything Model (SAM)

8. Angiographie rotationnelle tridimensionnelle (3DRA)

# Perspectives futures

- 1 Extension et amélioration des ensembles de données
  - Améliorer la fiabilité : annotation par plusieurs experts.
  - Faciliter l'annotation : notre approche d'annotation, SAM<sup>7</sup>.
- 2 Annotations multiples : modélisation de variabilité d'annotation par réseaux de neurones.
- 3 Rareté des anévrismes : synthèse à partir de vaisseaux sains.
- 4 Évaluation du risque de rupture
  - Mesures : taille, angle d'écoulement, connexion avec vaisseau parent.
  - Modalités thérapeutiques : 3DRA<sup>8</sup>.

---

7. Segment Anything Model (SAM)

8. Angiographie rotationnelle tridimensionnelle (3DRA)

# Perspectives futures

- 1 Extension et amélioration des ensembles de données
  - Améliorer la fiabilité : annotation par plusieurs experts.
  - Faciliter l'annotation : notre approche d'annotation, SAM<sup>7</sup>.
- 2 Annotations multiples : modélisation de variabilité d'annotation par réseaux de neurones.
- 3 Rareté des anévrismes : synthèse à partir de vaisseaux sains.
- 4 Évaluation du risque de rupture
  - Mesures : taille, angle d'écoulement, connexion avec vaisseau parent.
  - Modalités thérapeutiques : 3DRA<sup>8</sup>.

---

7. Segment Anything Model (SAM)

8. Angiographie rotationnelle tridimensionnelle (3DRA)

# Publications et communications

-  Youssef Assis, Liang Liao, Fabien Pierre, René Anxionnat, and Erwan Kerrien  
An efficient data strategy for the detection of brain aneurysms from MRA with deep learning  
*Deep Generative Models, and Data Augmentation, Labelling, and Imperfections (DALI@MICCAI)*, 2021.
-  Youssef Assis, Liang Liao, Fabien Pierre, René Anxionnat, and Erwan Kerrien  
An efficient data strategy for the detection of brain aneurysms from MRA with deep learning  
*18ème journées francophones des jeunes chercheurs en vision par ordinateur (ORASIS)*, 2021.
-  Liang Liao, Youssef Assis, Fabien Pierre, René Anxionnat, and Erwan Kerrien  
Une stratégie efficace de préparation des données pour la détection des anévrismes cérébraux en IRM 3D-TOF par deep learning  
*Société Française de Neuroradiologie (SFNR)*, 2022.
-  Youssef Assis, Liang Liao, Fabien Pierre, René Anxionnat, and Erwan Kerrien  
Intracranial Aneurysm Detection using Spherical Representation  
*Colloque Français d'Intelligence Artificielle en Imagerie Biomédicale (IABM)*, 2023.
-  Youssef Assis, Liang Liao, Fabien Pierre, René Anxionnat, and Erwan Kerrien  
Aneurysm Pose Estimation with Deep Learning  
*Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention (MICCAI)*, 2023.
-  Youssef Assis, Liang Liao, Fabien Pierre, René Anxionnat, and Erwan Kerrien  
Intracranial Aneurysm Detection : An object detection perspective  
*International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery (IJCARS)*, 2024.