



U-Net en cascade utilisant le cIDice pour la segmentation de réseaux vasculaires



25/05/2023 ORASIS

Pierre Rougé¹²

Encadrants :

Nicolas Passat¹

Odyssée Merveille²

¹Université de Reims Champagne-Ardenne, CReSTIC, Reims, France

²CREATIS; CNRS (UMR 5220); INSERM (U1294); INSA Lyon; Université de Lyon, France

Contexte clinique : AVC ischémique

- L'accident vasculaire cérébral est une cause majeure de mortalité et de handicap dans le monde
- Deux types de traitements :
 - Dissolution du caillot par perfusion de médicament
 - **Retrait du caillot par un dispositif mécanique : thrombectomie endovasculaire (TEV)**
- Opération complexe → résultats sous-optimaux

AVC ischémique (France AVC)



Contexte clinique : AVC ischémique

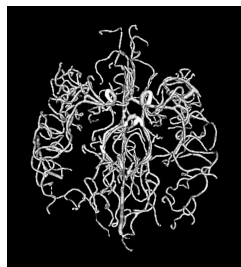
- L'accident vasculaire cérébral est une cause majeure de mortalité et de handicap dans le monde
- Deux types de traitements :
 - Dissolution du caillot par perfusion de médicament
 - **Retrait du caillot par un dispositif mécanique : thrombectomie endovasculaire (TEV)**
- Opération complexe → résultats sous-optimaux
- **Objectif : Mettre au point un simulateur pour la TEV**

AVC ischémique (France AVC)



Contexte clinique : AVC ischémique

- L'accident vasculaire cérébral est une cause majeure de mortalité et de handicap dans le monde
- Deux types de traitements :
 - Dissolution du caillot par perfusion de médicament
 - **Retrait du caillot par un dispositif mécanique : thrombectomie endovasculaire (TEV)**
- Opération complexe → résultats sous-optimaux
- **Objectif : Mettre au point un simulateur pour la TEV**
- Pour cela il est nécessaire d'obtenir une segmentation précise du réseau vasculaire cérébral



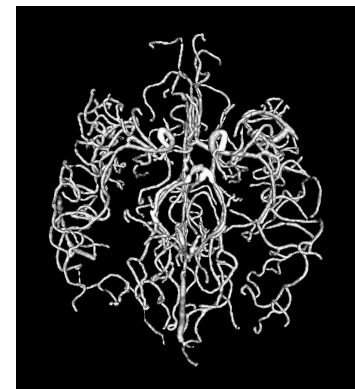
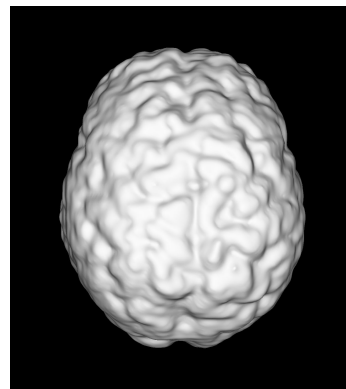
AVC ischémique (France AVC)



Problématique

Objectif : Segmentation du réseau vasculaire cérébral avec une topologie correcte

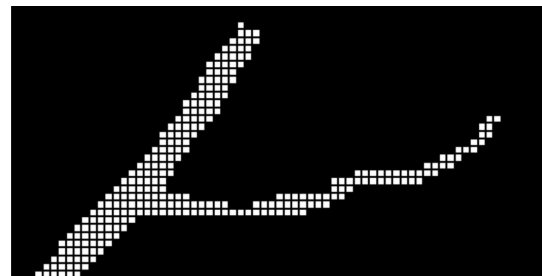
- Spécificités :
 - structure non compacte et tortueuse
 - objets fins à la limite de la résolution
 - différentes échelles de vaisseaux
- Conséquence : les méthodes d'apprentissage profond s'appliquent plus difficilement aux réseaux vasculaires



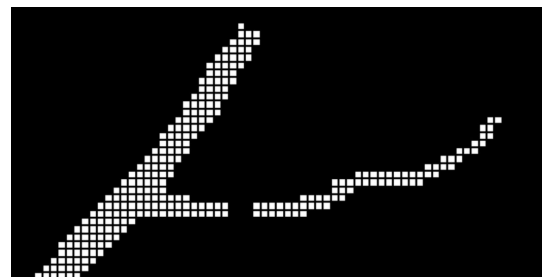
Problématique

Objectif : Segmentation du réseau vasculaire cérébral avec une topologie correcte

- Spécificités :
 - structure non compacte et tortueuse
 - objets fins à la limite de résolution
 - différentes échelles de vaisseaux
- Conséquence : les méthodes d'apprentissage profond s'appliquent plus difficilement aux réseaux vasculaires
- **Problèmes de connectivité**
- Les métriques et fonctions de coût usuelles ne sont pas adaptées à cette tâche



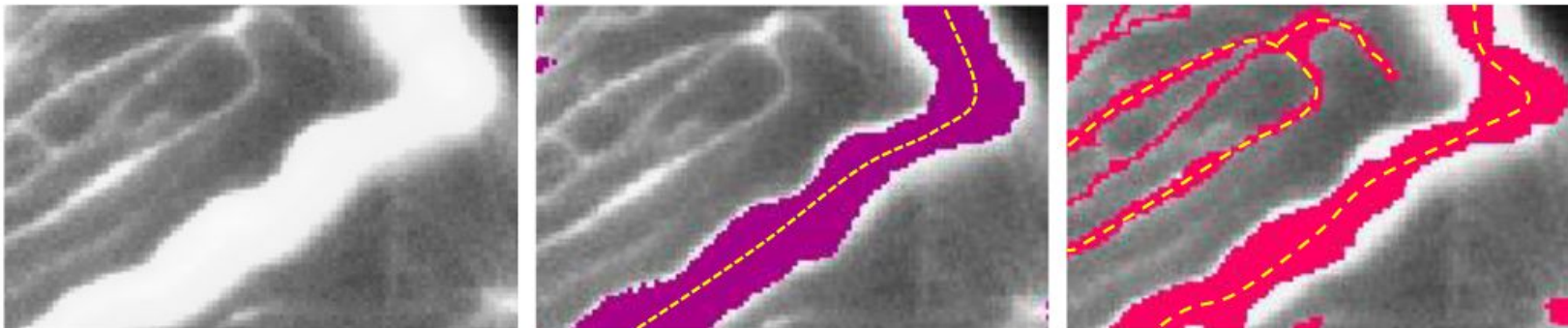
Dice = 0.972



Dice = 0.972

Qu'est ce que le cIDice (Shit et al., 2020) ?

- Métrique basée sur le squelette de la segmentation
- Évite d'être biaisé par les gros vaisseaux
- Améliore la topologie des segmentations
- **Nécessite de calculer le squelette de manière différentiable**

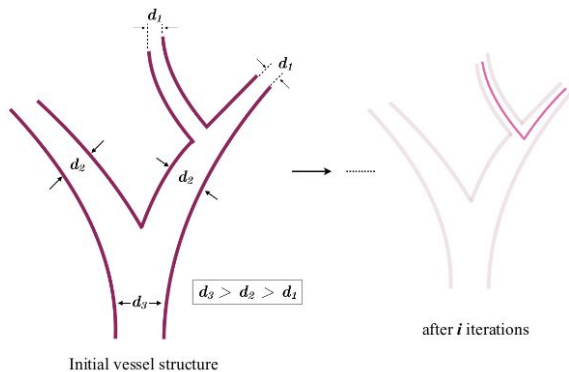


Algorithme *soft-skeleton*

La plupart des méthodes d'extraction du squelette ne sont pas différentiables

Soft-skeleton :

- On érode progressivement la structure tubulaire
- Si une branche disparaît entre deux érosions, alors c'est qu'elle est squelettisée

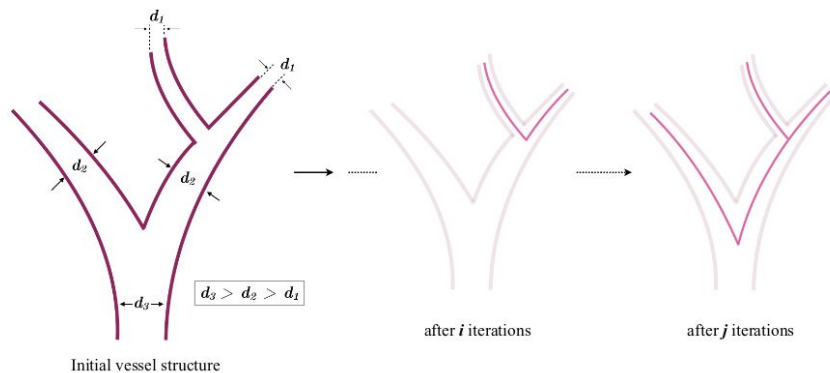


Algorithme *soft-skeleton*

La plupart des méthodes d'extraction du squelette ne sont pas différentiables

Soft-skeleton :

- On érode progressivement la structure tubulaire
- Si une branche disparaît entre deux érosions, alors c'est qu'elle est squelettisée

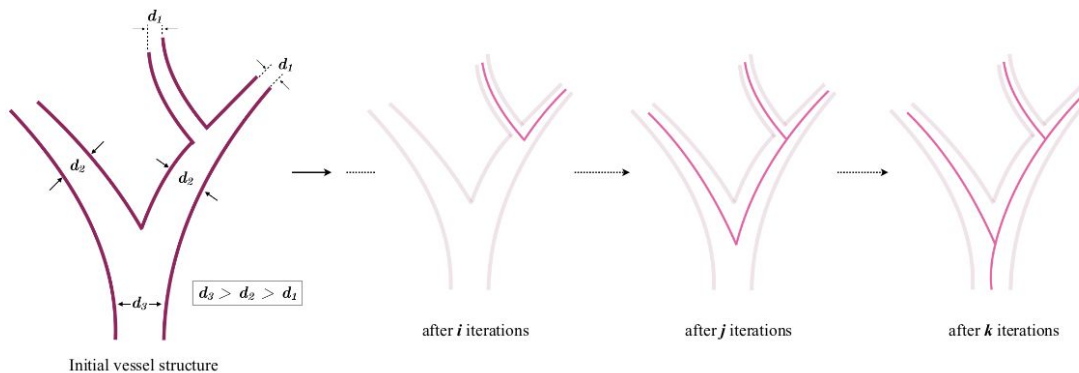


Algorithme *soft-skeleton*

La plupart des méthodes d'extraction du squelette ne sont pas différentiables

Soft-skeleton :

- On érode progressivement la structure tubulaire
- Si une branche disparaît entre deux érosions, alors c'est qu'elle est squelettisée



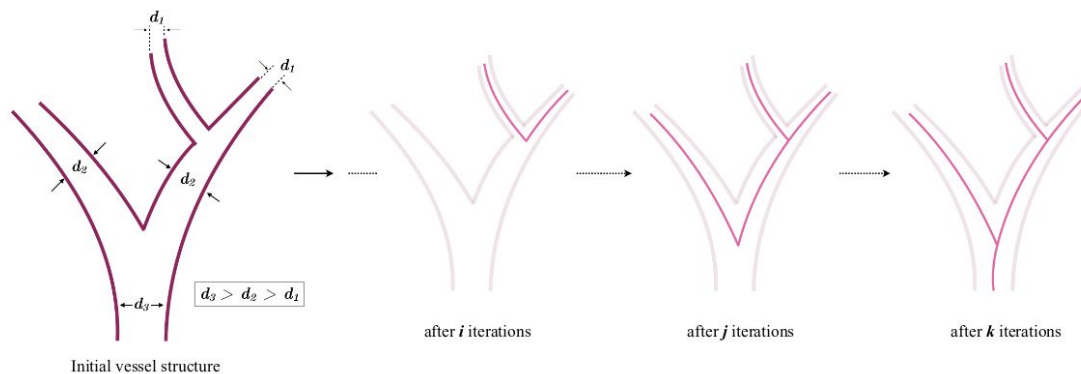
Algorithme *soft-skeleton*

La plupart des méthodes d'extraction du squelette ne sont pas différentiables

Soft-skeleton :

- On érode progressivement la structure tubulaire
- Si une branche disparaît entre deux érosions, alors c'est qu'elle est squelettisée

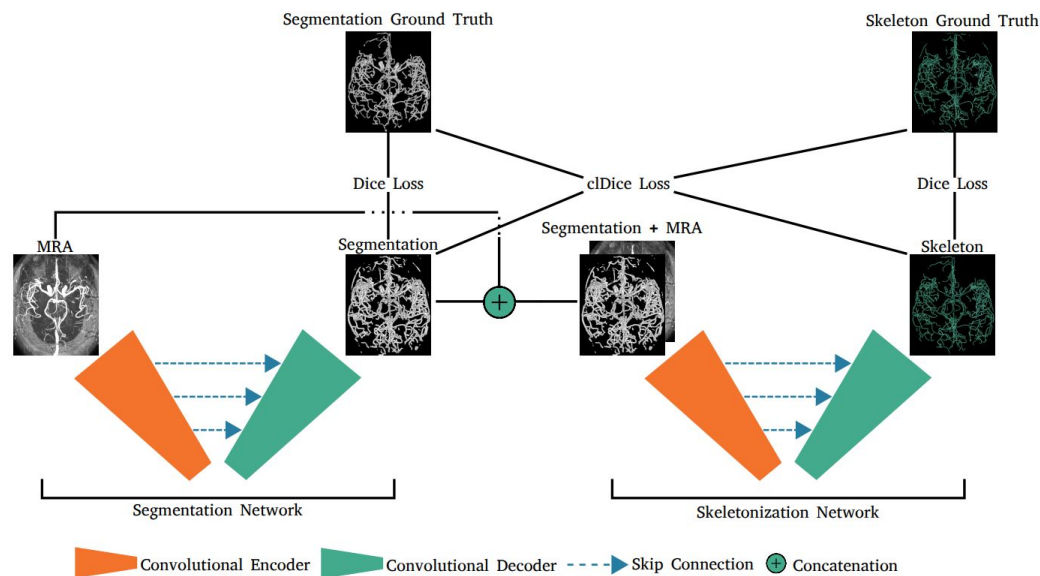
Problème : Donne de mauvais résultats en 3D



Notre approche : U-Net en cascade

Solution : Utiliser un deuxième U-Net (Ronneberger et al. 2015) pour prédire le squelette

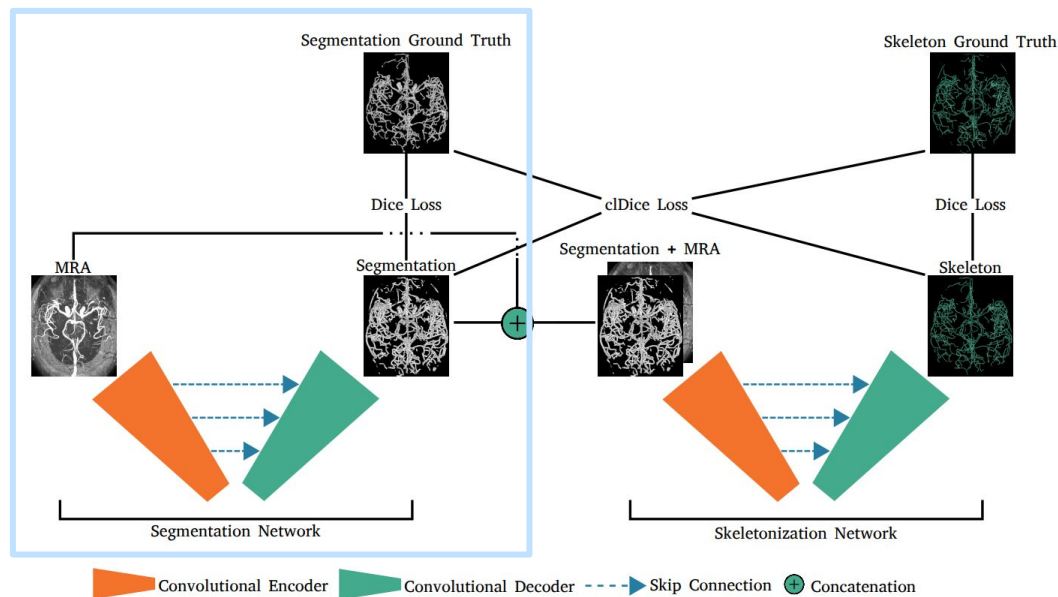
- 1er U-Net : segmentation
- 2e U-Net : squelettisation
- Le réseau de squelettisation prend en entrée l'image ARM et la segmentation



Notre approche : U-Net en cascade

Solution : Utiliser un deuxième U-Net (Ronneberger et al. 2015) pour prédire le squelette

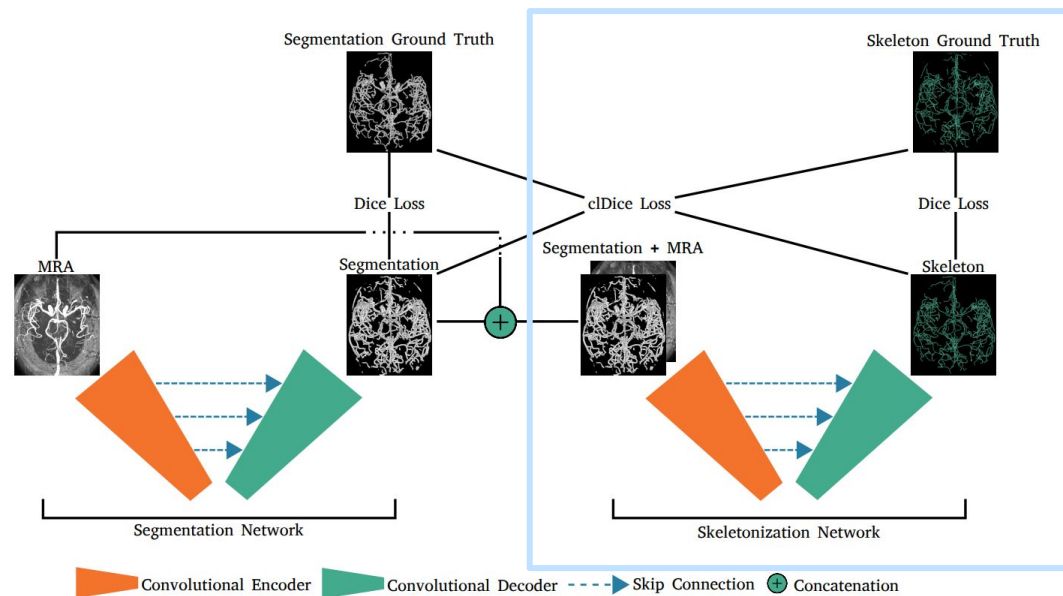
- 1er U-Net : segmentation
- 2e U-Net : squelettisation
- Le réseau de squelettisation prend en entrée l'image ARM et la segmentation



Notre approche : U-Net en cascade

Solution : Utiliser un deuxième U-Net (Ronneberger et al. 2015) pour prédire le squelette

- 1er U-Net : segmentation
- 2e U-Net : squelettisation
- Le réseau de squelettisation prend en entrée l'image ARM et la segmentation

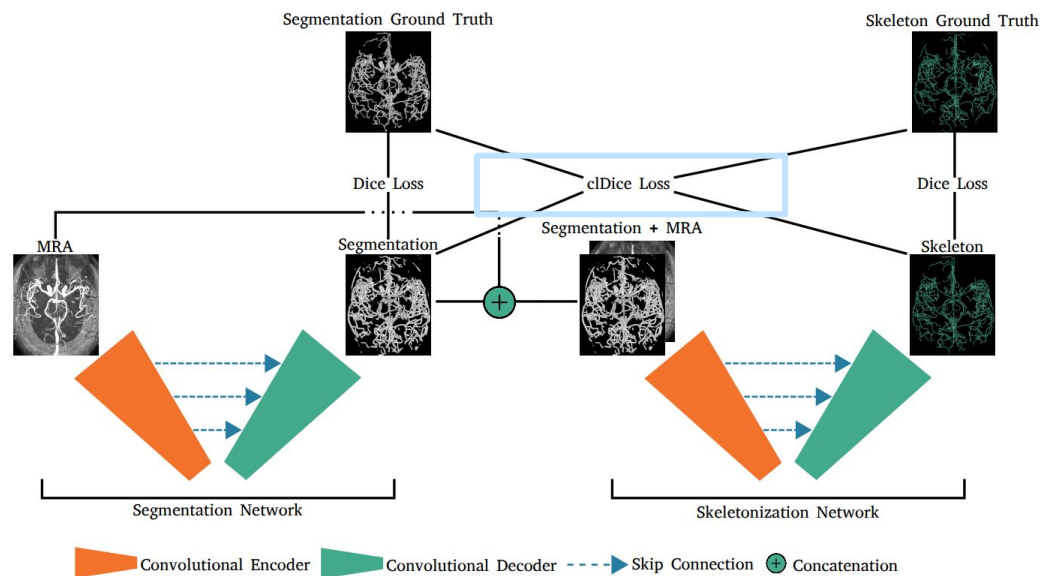


Notre approche : U-Net en cascade

Solution : Utiliser un deuxième U-Net (Ronneberger et al. 2015) pour prédire le squelette

- 1er U-Net : segmentation
- 2e U-Net : squelettisation
- Le réseau de squelettisation prend en entrée l'image ARM et la segmentation

On peut alors utiliser le cIDice pour induire une contrainte topologique



$$\text{Loss} = \lambda_1 \cdot \text{DiceLoss}(S_p, S_G) + \lambda_2 \cdot \text{DiceLoss}(C_p, C_G) + \lambda_3 \cdot \text{cIDiceLoss}(S_p, C_p, S_G, C_G)$$

- C_p, C_G : Prédiction & vérité terrain ligne centrale
- S_p, S_G : Prédiction & vérité terrain segmentation

Notre approche : U-Net en cascade

Données

- Jeu de données public : Bullitt (Aylward et al. 2002)
- Angiographie par résonance magnétique (ARM)
- 34 patients annotés
- Résolution : $0.513 \times 0.513 \times 0.800 \text{ mm}^3$
- Taille : $448 \times 448 \times 128$ (taille de patch : $192 \times 192 \times 128$)

Métriques

- Volumétriques : Dice (DSC), cIDice, Précision, Sensibilité
- Topologiques :
 - Nombres de Betti β_0 (nombre de composantes connectées)
 - β_1 (nombre de tunnels)
 - β_2 (nombre de cavités)
 - caractéristique d'Euler $\chi = \beta_0 - \beta_1 + \beta_2$

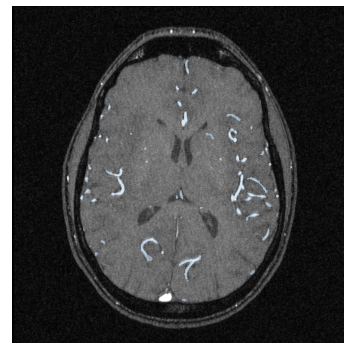
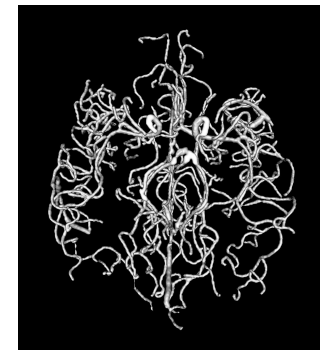


Image ARM (coupe)



Vérité terrain (3D)

Résultats du réseau de squelettisation

Modèle	Temps (ms)	χ (erreur) ↓	β_0 (erreur) ↓	β_1 (erreur) ↓
<i>Soft-skeleton</i> ($k=1$)	2.6 ± 0.3	3.507 ± 0.622	11.072 ± 5.336	0.961 ± 0.022
<i>Soft-skeleton</i> ($k=2$)	4.0 ± 0.4	3.600 ± 0.647	11.531 ± 5.565	0.959 ± 0.024
<i>Soft-skeleton</i> ($k=3$)	5.5 ± 0.5	3.625 ± 0.653	11.661 ± 5.634	0.958 ± 0.023
<i>Soft-skeleton</i> ($k=4$)	8.3 ± 1.4	3.631 ± 0.652	11.693 ± 5.647	0.958 ± 0.023
<i>Soft-skeleton</i> ($k=5$)	8.9 ± 1.0	3.633 ± 0.653	11.700 ± 5.650	0.958 ± 0.023
Notre réseau	12.4 ± 5.6	1.602 ± 0.209	3.197 ± 1.565	0.757 ± 0.067
p-valeur p (vs. <i>soft-skeleton</i> ($k=3$))		$p < 0.001$	$p < 0.001$	$p < 0.001$

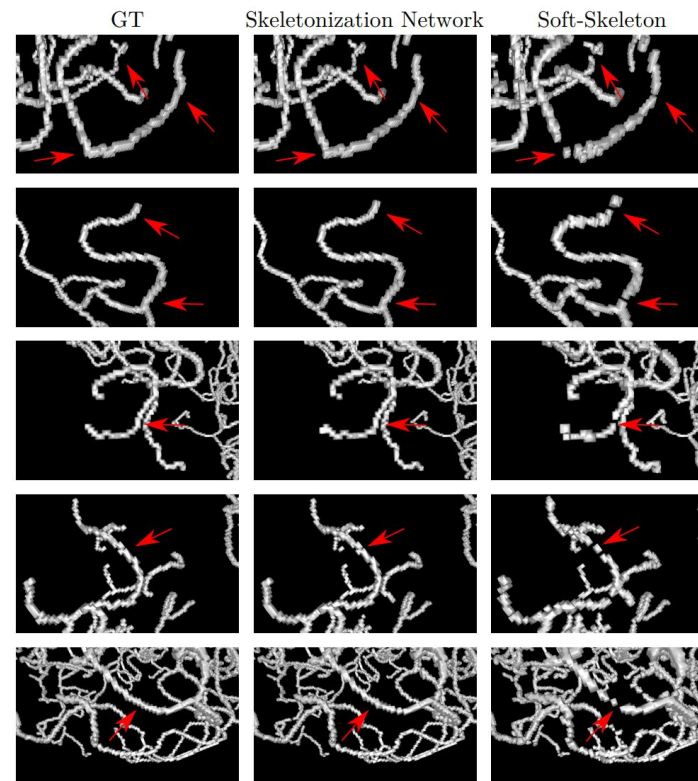
Pour un temps de calcul comparable, notre méthode améliore significativement la qualité des squelettes d'un point de vue topologique

Résultats du réseau de squelettisation

La méthode soft-skeleton présente deux problèmes :

- les squelettes induisent des déconnexions
- les squelettes ont une largeur supérieure à un voxel

Ces problèmes ne sont plus présents avec notre méthode



Résultats de notre méthode de segmentation

Modèle	U-Net (Dice)	U-Net (Dice+clDice)	U-Net en cascade
$DSC \uparrow$	0.751 ± 0.017	0.752 ± 0.015 ($p = 0.43$)	0.750 ± 0.017 ($p = 0.71$)
$clDice \uparrow$	0.843 ± 0.018	0.844 ± 0.016 ($p = 0.52$)	0.843 ± 0.017 ($p = 0.55$)
$Prec \uparrow$	0.774 ± 0.030	0.772 ± 0.029 ($p = 0.56$)	0.757 ± 0.030 ($p < 0.001$)
$Sens \uparrow$	0.732 ± 0.043	0.735 ± 0.036 ($p = 0.37$)	0.746 ± 0.040 ($p < 0.001$)
χ (erreur) \downarrow	0.495 ± 0.187	0.518 ± 0.166 ($p = 0.34$)	0.379 ± 0.186 ($p < 0.001$)
β_0 (erreur) \downarrow	1.338 ± 1.103	1.424 ± 1.224 ($p = 0.22$)	1.263 ± 0.874 ($p = 0.59$)
β_1 (erreur) \downarrow	0.205 ± 0.138	0.212 ± 0.137 ($p = 0.72$)	0.170 ± 0.104 ($p = 0.02$)

- DSC & clDice : pas de différences significatives

Résultats de notre méthode de segmentation

Modèle	U-Net (Dice)	U-Net (Dice+cIDice)	U-Net en cascade
$DSC \uparrow$	0.751 ± 0.017	0.752 ± 0.015 ($p = 0.43$)	0.750 ± 0.017 ($p = 0.71$)
$clDice \uparrow$	0.843 ± 0.018	0.844 ± 0.016 ($p = 0.52$)	0.843 ± 0.017 ($p = 0.55$)
$Prec \uparrow$	0.774 ± 0.030	0.772 ± 0.029 ($p = 0.56$)	0.757 ± 0.030 ($p < 0.001$)
$Sens \uparrow$	0.732 ± 0.043	0.735 ± 0.036 ($p = 0.37$)	0.746 ± 0.040 ($p < 0.001$)
χ (erreur) \downarrow	0.495 ± 0.187	0.518 ± 0.166 ($p = 0.34$)	0.379 ± 0.186 ($p < 0.001$)
β_0 (erreur) \downarrow	1.338 ± 1.103	1.424 ± 1.224 ($p = 0.22$)	1.263 ± 0.874 ($p = 0.59$)
β_1 (erreur) \downarrow	0.205 ± 0.138	0.212 ± 0.137 ($p = 0.72$)	0.170 ± 0.104 ($p = 0.02$)

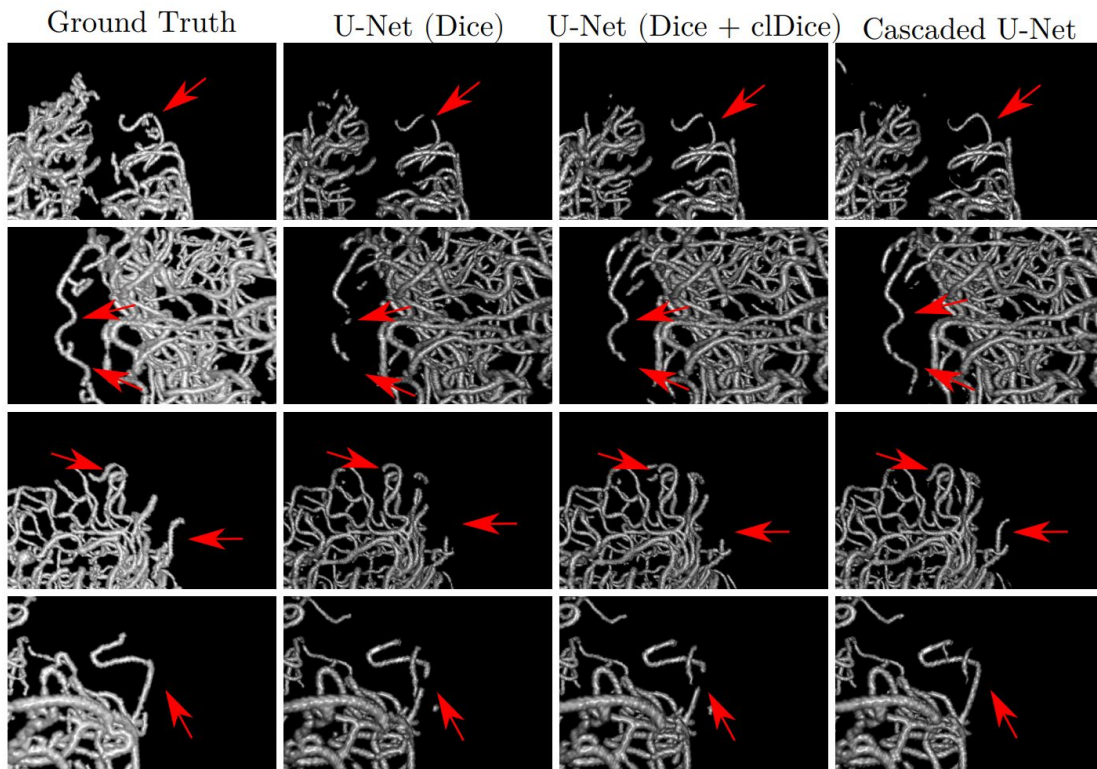
- DSC & cIDice : pas de différences significatives
- Prec & Sens : notre méthode gagne en sensibilité au détriment de la précision

Résultats de notre méthode de segmentation

Modèle	U-Net (Dice)	U-Net (Dice+clDice)	U-Net en cascade
$DSC \uparrow$	0.751 ± 0.017	0.752 ± 0.015 ($p = 0.43$)	0.750 ± 0.017 ($p = 0.71$)
$clDice \uparrow$	0.843 ± 0.018	0.844 ± 0.016 ($p = 0.52$)	0.843 ± 0.017 ($p = 0.55$)
$Prec \uparrow$	0.774 ± 0.030	0.772 ± 0.029 ($p = 0.56$)	0.757 ± 0.030 ($p < 0.001$)
$Sens \uparrow$	0.732 ± 0.043	0.735 ± 0.036 ($p = 0.37$)	0.746 ± 0.040 ($p < 0.001$)
χ (erreur) \downarrow	0.495 ± 0.187	0.518 ± 0.166 ($p = 0.34$)	0.379 ± 0.186 ($p < 0.001$)
β_0 (erreur) \downarrow	1.338 ± 1.103	1.424 ± 1.224 ($p = 0.22$)	1.263 ± 0.874 ($p = 0.59$)
β_1 (erreur) \downarrow	0.205 ± 0.138	0.212 ± 0.137 ($p = 0.72$)	0.170 ± 0.104 ($p = 0.02$)

- DSC & clDice : pas de différences significatives
- Prec & Sens : notre méthode gagne en sensibilité au détriment de la précision
- Métriques topologiques : notre méthode améliore la topologie des segmentations

Résultats de notre méthode de segmentation



Visuellement, on observe que notre méthode permet de mieux connecter les vaisseaux aux extrémités

Conclusion

- Nous avons proposé d'utiliser un réseau pour effectuer la squelettisation d'une segmentation de manière rapide, précise et différentiable
- Nous avons montré que la méthode fournit des squelettes plus précis sur le plan topologique que la méthode *soft-skeleton*
- **Nous avons ensuite proposé une architecture en cascade permettant d'imposer une contrainte topologique grâce à la fonction de coût cIDice**
- **Cette architecture permet d'améliorer la topologie des segmentations**

Perspectives

- Validation sur un plus grand jeu de données
- Validation sur des réseaux vasculaires d'autres organes (poumons, foie...)

Merci pour votre attention !

Segmentation en imagerie médicale

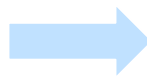
Quelles différences ?

2D

Fort contraste

Bruit faible

Beaucoup de données

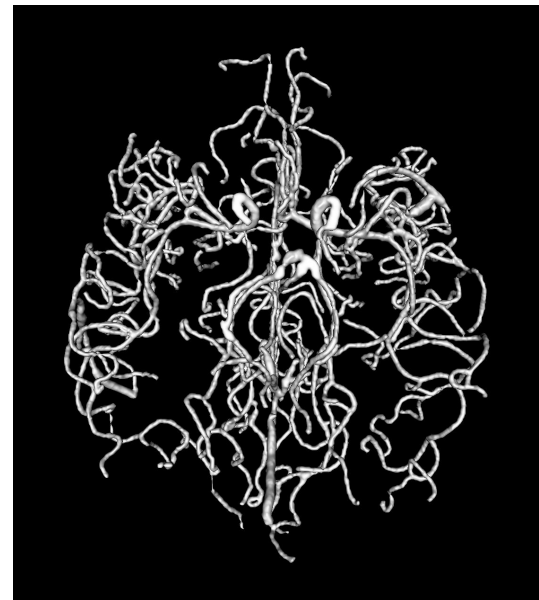


3D

Faible contraste

Bruit fort

Peu de données



Qu'est ce que le *clDice* [1] ?

$$T_{prec}(C_P, S_G) = \frac{|C_P \cap S_G|}{|C_P|} \quad T_{sens}(C_G, S_P) = \frac{|C_G \cap S_P|}{|C_G|}$$

$$clDice(S_P, S_G, C_P, C_G) = 2 \cdot \frac{T_{prec}(C_P, S_G) \cdot T_{sens}(C_G, S_P)}{T_{prec}(C_P, S_G) + T_{sens}(C_G, S_P)}$$

- C_p : Ligne centrale prédite
- C_G : Vérité terrain ligne centrale
- S_p : Segmentation prédite
- S_G : Vérité terrain de segmentation

Références

- [1] Shit, Suprosanna et al. (2020). cIDice - a Topology-Preserving Loss Function for Tubular Structure Segmentation.
- [2] S. R. Aylward et al. Initialization, noise, singularities, and scale in height ridge traversal for tubular object centerline extraction. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2002
- [3] Ronneberger, O. et al. U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation. In Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention–MICCAI 2015