

Smooth cDice : une métrique fidèle pour l'évaluation de la segmentation vasculaire

Oscar Morand

Encadré par: Élodie Puybareau

EPITA

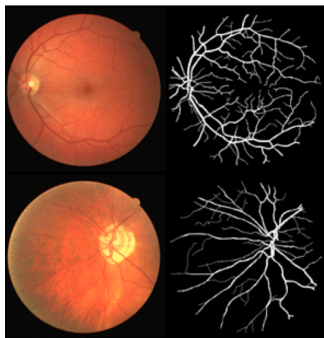
LRE - Équipe TIRF



Introduction

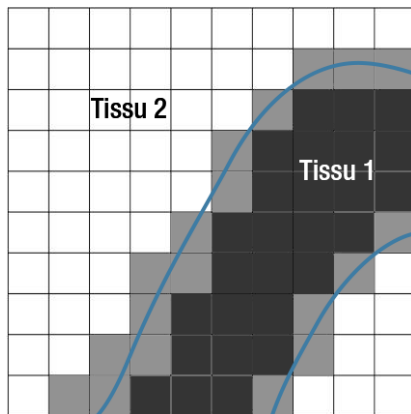


Exemple de segmentation binaire (à gauche) [1], et de segmentation multi-classes (à droite) [2]



Images du jeu de données DRIVE [3]: images originales (à gauche) et segmentations binaires annotées correspondantes (à droite).

Problématique, Effet de volume partiel



Exemple de l'effet de volume partiel. Les pixels gris correspondent à des artefacts de volume partiel et ont une valeur intermédiaire entre les tissus 1 et 2.

Problématique, Variabilité des annotations

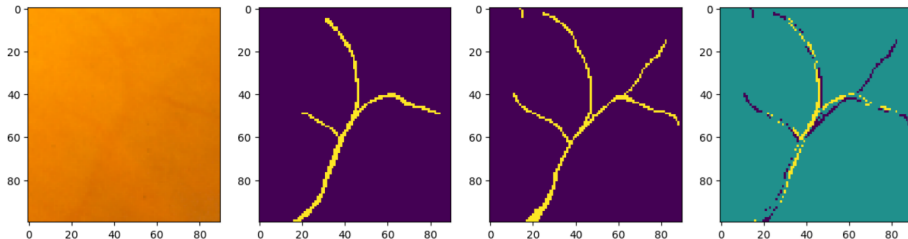


Image du vaisseau sanguin (gauche), vérité terrain faite par la personne n°1, vérité terrain n°2, carte des différences entre les deux vérités terrain (droite). Images provenant du jeu de données STARE [4]

Problématique, métriques classiques

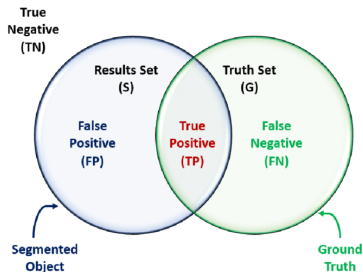


Diagramme [5] illustrant le calcul des valeurs de la matrice de confusion pour la segmentation.

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

$$\text{Precision / Positive predictive value (PPV)} = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$\text{Recall / Sensitivity} = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$\text{Specificity} = \frac{TN}{TN + FP}$$

$$F1 = \frac{2 \times TP}{2 \times TP + FP + FN} = \frac{2 \times \text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}}$$

$$\text{False Positive Rate / Fallout} = 1 - \text{Specificity} = \frac{FP}{TN + FP}$$

$$\text{Negative Predictive Value (NPV)} = \frac{TN}{TN + FN}$$

$$\text{MCC} = \frac{TP \times TN - FP \times FN}{\sqrt{(TP + FP)(TP + FN)(TN + FP)(TN + FN)}}$$

clDice (1/2)

$$\text{clDice}(V_P, V_L) = 2 \times \frac{\text{Tp}(\text{prec}(S_P, V_L) \times \text{Tsens}(S_L, V_P))}{\text{Tp}(\text{prec}(S_P, V_L) + \text{Tsens}(S_L, V_P))}$$

avec

$$\text{Tp}(\text{prec}(S_P, V_L)) = \frac{|S_P \cap V_L|}{|S_P|} \quad ; \quad \text{Tsens}(S_L, V_P) = \frac{|S_L \cap V_P|}{|S_L|}$$

VL étant le masque de vérité terrain, VP la prédiction de segmentation, SL le squelette de la vérité terrain, SP celui de la prédiction.

clDice (2/2)

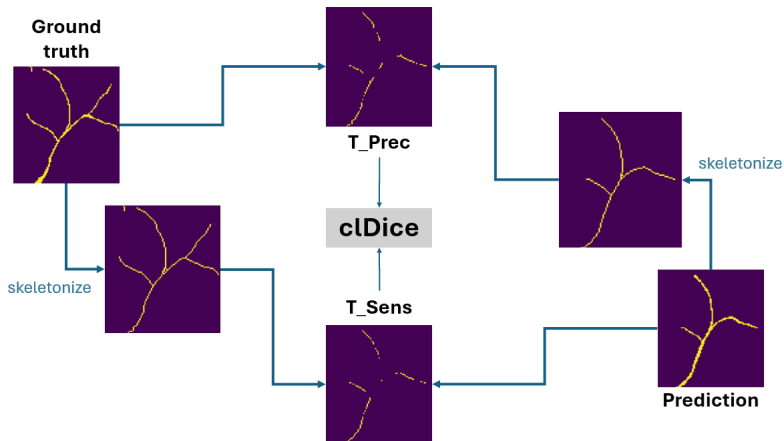


Schéma de l'algorithme du clDice [6].

Smooth cLDice

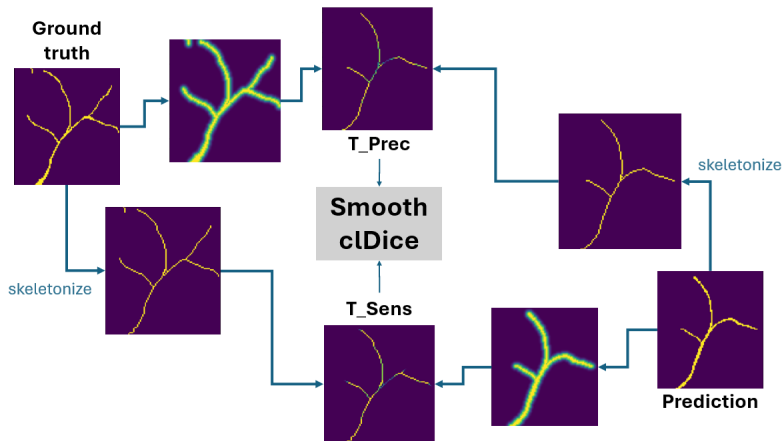
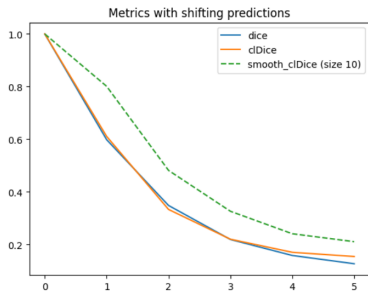
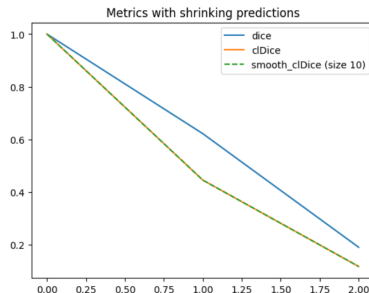


Schéma de l'algorithme du "smooth cLDice", on rajoute une étape de lissage avant le calcul de T_{Prec} et T_{Sens} .

Smooth cIDice, analyse des résultats

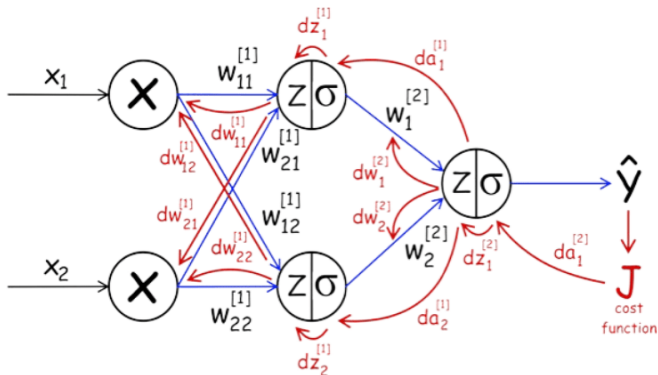


Évolution des métriques (dice, cIDice, smooth_cIDice) par rapport à la force du décalage appliqué à la prédiction (en pixels).



Évolution des métriques (dice, cIDice, smooth_cIDice) par rapport au rayon du kernel de l'ouverture morphologique appliqué à la prédiction (en pixels).

Smooth cIDice, fonction de coût



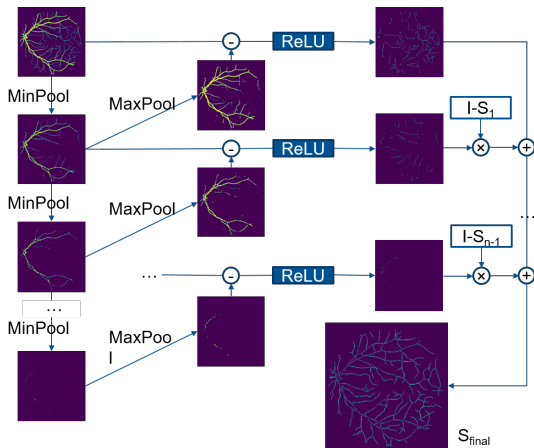
Exemple de propagation arrière des gradients dans un entraînement supervisé de réseau de neurones [7]

Fonction de coût, opération de squelettisation

Input	Non-differentiable skeletonization	Morphological skeletonization	Neural-network-based skeletonization	Our skeletonization
				
Compatible with gradient-based optimization	✗	✓	✓	✓
Topology-preserving	✓	✗	✗	✓
Domain-agnostic	✓	✓	✗	✓

Comparaison des différents algorithmes de squelettisation [8]

Fonction de coût, opération de squelettisation

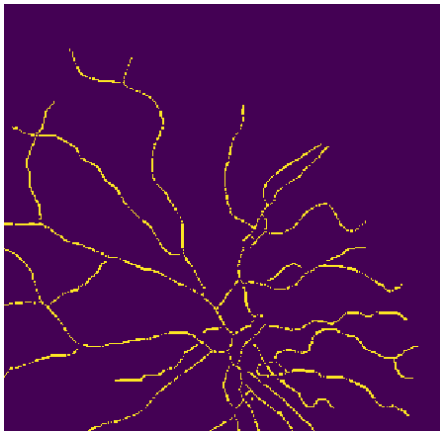


Algorithme de squelettisation des masques de segmentation différentiable. [6]

Fonction de coût, opération de squelettisation

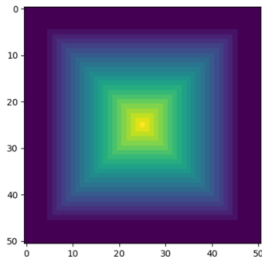


Masque du jeu de données DRIVE [3] avant application de l'algorithme de squelettisation différentiable.

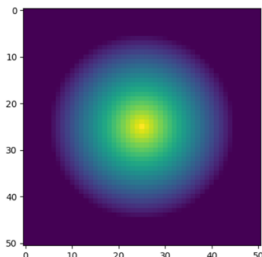


Résultat de l'algorithme de squelettisation différentiable [6] sur le masque.

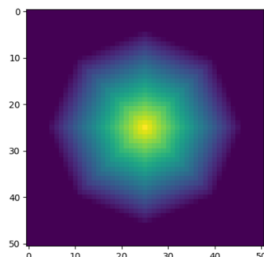
Fonction de coût, opération de lissage / carte de distance



Carte de distance par opérations de pooling (ancienne version)



Carte de distance, fonction de scikit-image



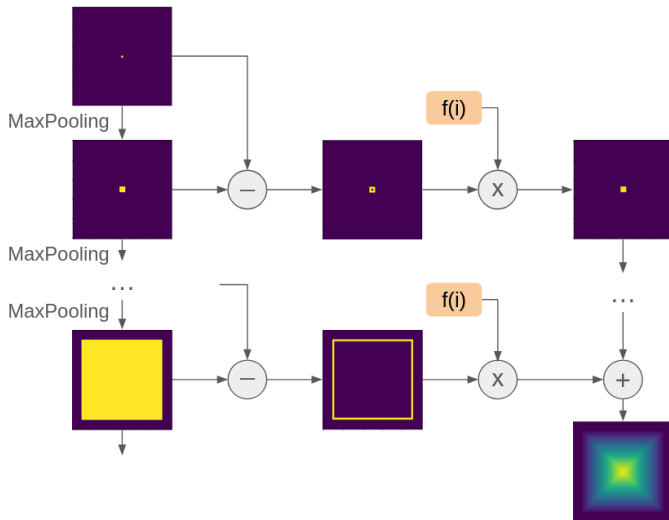
Carte de distance par opérations de pooling (nouvelle version)

```
%timeit dist_function(test_t, size=10)  
%timeit dist_function_2(test_t, size=10)  
%timeit get_gaussian_dist(test_nd, scale=10)
```

2.5 ms ± 48.2 µs per loop (mean ± std. dev. of 7 runs, 100 loops each)
7.9 ms ± 1.56 ms per loop (mean ± std. dev. of 7 runs, 100 loops each)
270 µs ± 1.22 µs per loop (mean ± std. dev. of 7 runs, 1,000 loops each)

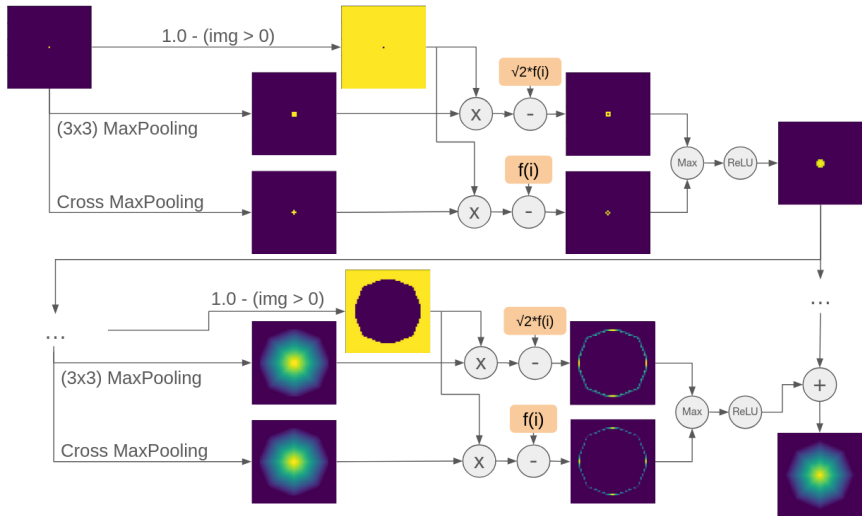
Durée en temps de chaque méthode

Fonction de coût, opération de lissage / carte de distance



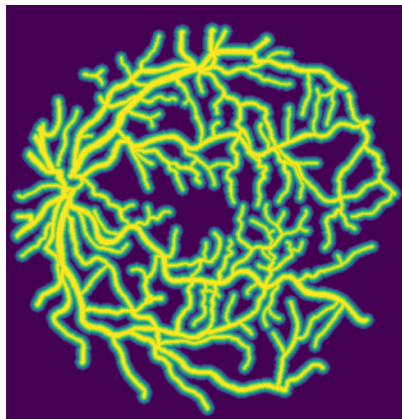
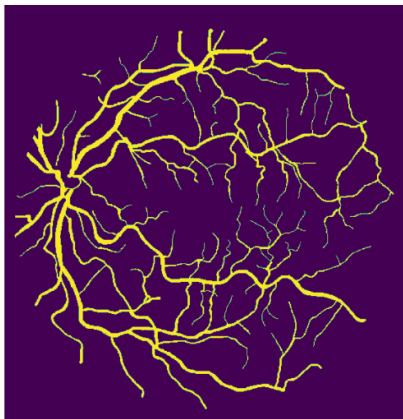
Algorithme basique de la fonction de lissage / carte de distance.

Fonction de coût, opération de lissage / carte de distance



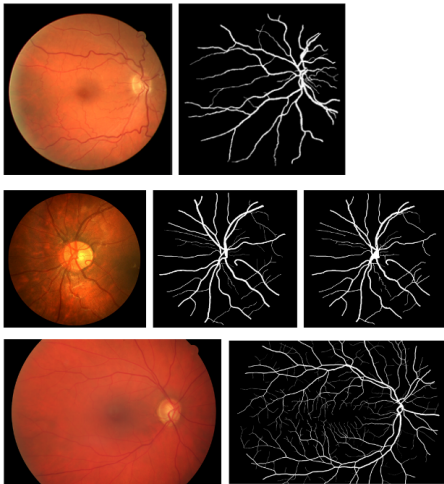
Algorithme avancé de la fonction de lissage / carte de distance.

Fonction de coût, opération de lissage / carte de distance



Masque de vérité terrain (gauche), résultat de l'application de la fonction avancée de lissage / carte de distance.

Expériences, bases de données



Jeux de données sélectionnés: DRIVE (en haut), CHASE, HRF
(en bas)

Jeux de données:

- DRIVE : Low resolution, état de l'art (40 images).
- CHASE : Medium resolution, deux vérités terrains (28 images).
- HRF : Very high resolution, individus sains et malades (45 images).

Expériences, nouvelles métriques

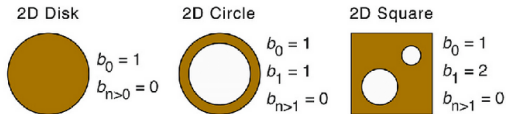
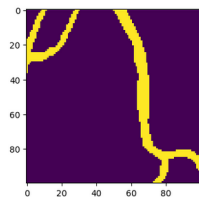
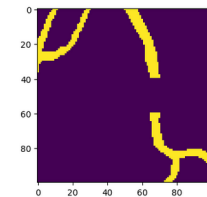
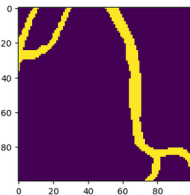


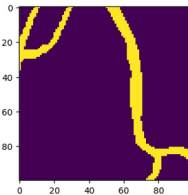
Illustration des nombres de Betti en 2 dimensions [9]



Betti number 0 of Prediction 2
Betti number 0 of Ground truth 2
Betti error 0: 0.0



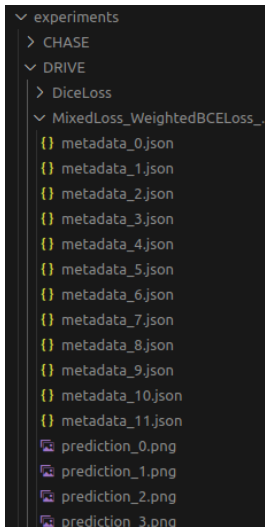
Betti number 0 of Prediction 3
Betti number 0 of Ground truth 2
Betti error 0: 0.3934693402873666



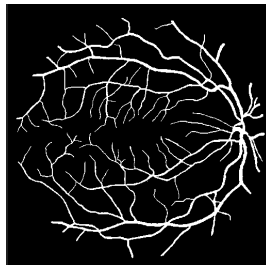
Betti error (0) de deux masques similaires.

Betti error (0) de deux masques avec des topologies différentes.

Expériences, forme des résultats



Format des dossiers et fichiers de sortie de l'expérience.



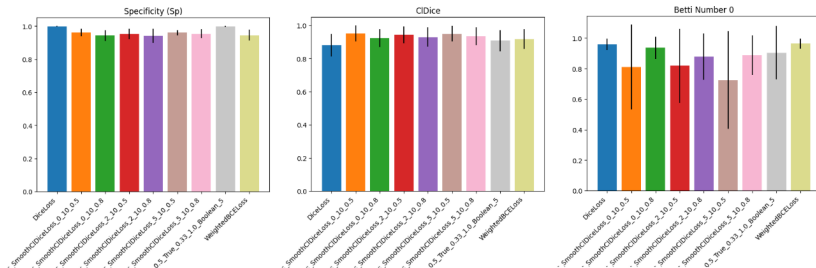
Exemple de masque de prédiction de sortie.

```

1  {
2    "dataset": "CHASE",
3    "model": "U-Net",
4    "loss": "NewDiceLoss 0.5 True 0.33 1.0 Boolean 5",
5    "metrics": [
6      {"metric": "Accuracy (Acc)", "value": 0.9581718444824219},
7      {"metric": "Sensitivity (Se)", "value": 0.6441224356887008},
8      {"metric": "Specificity (Sp)", "value": 0.9998444480931928},
9      {"metric": "False positive rate", "value": 0.0001555519068071609},
10     {"metric": "Positive predictive value (PPV)", "value": 0.9981833779078569},
11     {"metric": "Negative predictive value (NPV)", "value": 0.9548997841759276},
12     {"metric": "Dice Similarity Coefficient (DSC) / F1 Score", "value": 0.7829873137134601},
13     {"metric": "cDice", "value": 0.9418440132787455},
14     {"metric": "Smooth cDice", "value": 0.9653999844681929},
15     {"metric": "Betti Number 0", "value": 0.9444444444444444}
16   ]
17 }
```

Exemple de métadonnées de sortie.

Expériences, analyse des résultats des entraînements

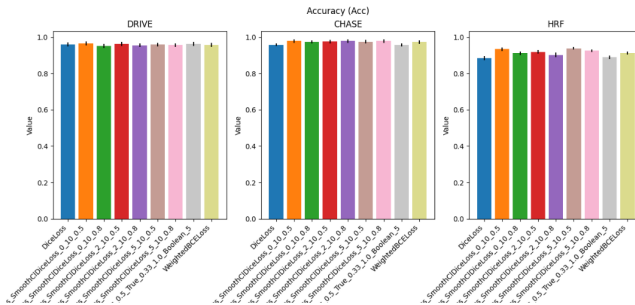


Moyennes et variances de plusieurs métriques par fonction de coût.

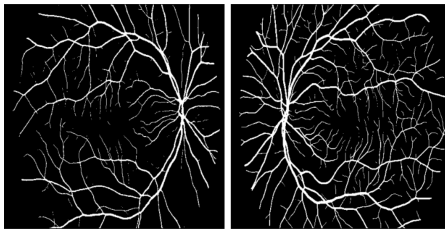
	Accuracy	Sensitivity	Specificity	False positive rate	PPV	NPV	Dice Score	CIDice	Smooth CIDice	Betti Number 0
DiceLoss	0.933	0.583	0.999	0.001	0.988	0.928	0.724	0.879	0.926	0.959
SmoothCIDiceLoss_0.10.0.5	0.959	0.939	0.962	0.038	0.826	0.989	0.878	0.95	0.966	0.81
SmoothCIDiceLoss_0.10.0.8	0.945	0.947	0.943	0.057	0.764	0.99	0.844	0.922	0.945	0.935
SmoothCIDiceLoss_2.10.0.5	0.952	0.939	0.953	0.047	0.798	0.989	0.861	0.941	0.959	0.819
SmoothCIDiceLoss_2.10.0.8	0.945	0.949	0.942	0.058	0.773	0.991	0.848	0.929	0.951	0.879
SmoothCIDiceLoss_5.10.0.5	0.957	0.94	0.96	0.04	0.809	0.989	0.869	0.949	0.966	0.725
SmoothCIDiceLoss_5.10.0.8	0.953	0.941	0.954	0.046	0.799	0.989	0.862	0.934	0.954	0.886
NewCIDiceLoss	0.935	0.599	0.999	0.001	0.986	0.93	0.737	0.907	0.95	0.904
WeightedBCELoss	0.947	0.947	0.945	0.055	0.77	0.99	0.848	0.916	0.939	0.963

Tableau des résultats, la meilleure valeur de chaque métrique en gras.

Expériences, analyse des résultats des entraînements

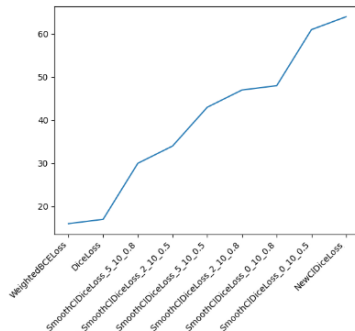
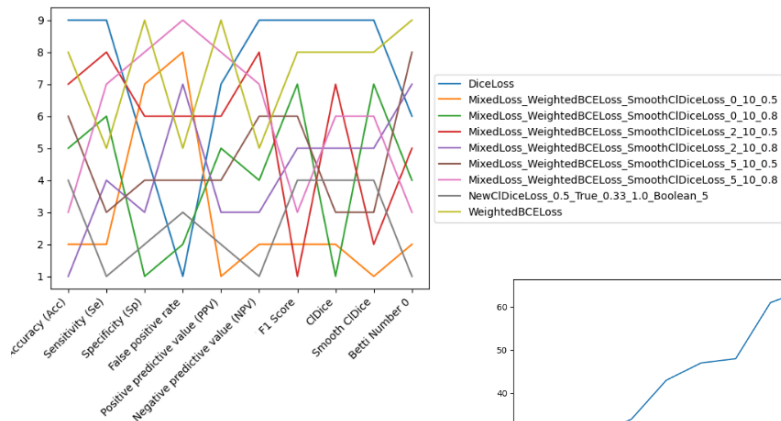


Résultats pour la métrique d'accuracy, selon le jeu de données utilisé pour l'entraînement.



Exemples de prédictions sur le jeu de données HRF.

Expériences, analyse des résultats des entrainements



Expériences, procédure d'analyse des résultats des métriques



Quelle prédiction vous-semble la plus anatomiquement correcte?

Gauche

Equivalentes

Droite

Exemple d'interface utilisateur pour la plateforme

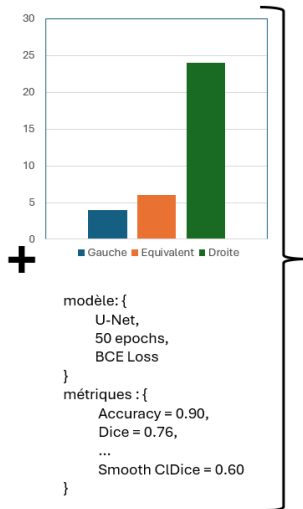
Expériences, procédure d'analyse des résultats des métriques



```
modèle: {  
  U-Net,  
  50 epochs,  
  BCE Loss  
}  
métriques : {  
  Accuracy = 0.90,  
  Dice = 0.76,  
  ...  
  Smooth ClDice = 0.60  
}
```

```
modèle: {  
  U-Net,  
  50 epochs,  
  ClDice Loss  
}  
métriques : {  
  Accuracy = 0.89,  
  Dice = 0.72,  
  ...  
  Smooth ClDice = 0.90  
}
```

Expériences, procédure d'analyse des résultats des métriques



$$Error_m = \frac{\sum_{i=1}^N |m(s_1) - m(s_2)| * T_i}{\sum_{i=1}^N |m(s_1) - m(s_2)| * T_i + (1 - |m(s_1) - m(s_2)|) * (1 - T_i)}$$

avec :

– m la métrique à évaluer

– $m(s_i)$ la valeur de la métrique pour la segmentation j

– $T_i = \begin{cases} 0 & \text{si "bien classé"} \\ 1 & \text{si "mal classé"} \end{cases}$ pour la paire de prédiction i

Conclusion et suite du projet

Travail futur

- Encadrement : Suivre l'avancement du projet avec un nouvel étudiant RDI en tant qu'encadrant.
- Étudier l'impact du changement de méthode de squelettisation.
- Analyser l'influence de l'hyperparamètre de facteur de lissage.
- Fonction de coût :
 - ▶ Étudier les fonctions de coût à mélanger avec le *smooth cIDice Loss*.
 - ▶ Finaliser l'implémentation, valider les choix, et effectuer des entraînements complets.
- Tester et intégrer *cICE Loss* et *cbDice Loss* dans les expériences.
- Groupe PFEE : Poursuivre leur travail pour récolter et analyser des données.
- Bases de données :
 - ▶ Ajouter de nouvelles bases (ex. ROSE en 2D).
 - ▶ Étendre l'étude à des données 3D, avec une modification de la plateforme de comparaison des prédictions.

Bibliographie I

- [1] O. J. Barrowclough, G. Muntingh, V. Nainamalai, and I. Stangeby, "Binary segmentation of medical images using implicit spline representations and deep learning," *Computer Aided Geometric Design*, vol. 85, p. 101972, Feb. 2021. [Online]. Available: <http://dx.doi.org/10.1016/j.cagd.2021.101972>
- [2] M. Hamza, "Multi-class semantic segmentation with u-net (pytorch)," *Medium*, 2023, accessed: 2024-06-15. [Online]. Available: <https://medium.com/@mhamdaan/multi-class-semantic-segmentation-with-u-net-pytorch-ee81a66bba89>
- [3] J. Staal, M. Abramoff, M. Niemeijer, M. Viergever, and B. van Ginneken, "Ridge-based vessel segmentation in color images of the retina," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 23, no. 4, pp. 501–509, 2004.
- [4] A. Hoover and M. Goldbaum, "STARE: STructured Analysis of the Retina," <http://cecas.clemson.edu/~ahoover/stare/>, 2000, accessed: 2024-10-10.
- [5] M. Mostapha, "A novel diffusion tensor imaging-based computer-aided diagnostic system for early diagnosis of autism." 2014.

Bibliographie II

- [6] S. Shit, J. C. Paetzold, A. Sekuboyina, I. Ezhov, A. Unger, A. Zhylyka, J. P. Pluim, U. Bauer, and B. H. Menze, “cldice-a novel topology-preserving loss function for tubular structure segmentation,” in *Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition*, 2021, pp. 16 560–16 569.
- [7] S. Sarkar, “Understanding `requires_grad` and `torch.no_grad()` in pytorch,” March 2022, accessed: 2024-12-26. [Online]. Available: <https://soumya997.github.io/2022-03-20-pytorch-params/>
- [8] M. J. Menten, J. C. Paetzold, V. A. Zimmer, S. Shit, I. Ezhov, R. Holland, M. Probst, J. A. Schnabel, and D. Rueckert, “A skeletonization algorithm for gradient-based optimization,” in *Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision*, 2023, pp. 21 394–21 403.
- [9] J. Stenseke, “Persistent homology and the shape of evolutionary games,” *Journal of Theoretical Biology*, vol. 531, p. 110903, 2021.

Bibliographie III

- [10] S. Moccia, E. De Momi, S. El Hadji, and L. S. Mattos, “Blood vessel segmentation algorithms—review of methods, datasets and evaluation metrics,” *Computer methods and programs in biomedicine*, vol. 158, pp. 71–91, 2018.
- [11] G. Luo, K. Wang, J. Liu, S. Li, X. Liang, X. Li, S. Gan, W. Wang, S. Dong, W. Wang *et al.*, “Efficient automatic segmentation for multi-level pulmonary arteries: The parse challenge,” *arXiv preprint arXiv:2304.03708*, 2023.
- [12] O. Ronneberger, P. Fischer, and T. Brox, “U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation,” in *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention–MICCAI 2015: 18th International Conference, Munich, Germany, October 5-9, 2015, Proceedings, Part III* 18. Springer, 2015, pp. 234–241.
- [13] F. Milletari, N. Navab, and S.-A. Ahmadi, “V-net: Fully convolutional neural networks for volumetric medical image segmentation,” in *2016 fourth international conference on 3D vision (3DV)*. IEEE, 2016, pp. 565–571.

Bibliographie IV

- [14] Z. Zhou, M. M. Rahman Siddiquee, N. Tajbakhsh, and J. Liang, “Unet++: A nested u-net architecture for medical image segmentation,” in *Deep Learning in Medical Image Analysis and Multimodal Learning for Clinical Decision Support: 4th International Workshop, DLMIA 2018, and 8th International Workshop, ML-CDS 2018, Held in Conjunction with MICCAI 2018, Granada, Spain, September 20, 2018, Proceedings 4*. Springer, 2018, pp. 3–11.
- [15] F. Isensee, P. F. Jaeger, S. A. Kohl, J. Petersen, and K. H. Maier-Hein, “nnu-net: a self-configuring method for deep learning-based biomedical image segmentation,” *Nature methods*, vol. 18, no. 2, pp. 203–211, 2021.
- [16] P. Luc, C. Couprie, S. Chintala, and J. Verbeek, “Semantic segmentation using adversarial networks,” *arXiv preprint arXiv:1611.08408*, 2016.
- [17] A. Dosovitskiy, L. Beyer, A. Kolesnikov, D. Weissenborn, X. Zhai, T. Unterthiner, M. Dehghani, M. Minderer, G. Heigold, S. Gelly *et al.*, “An image is worth 16x16 words: Transformers for image recognition at scale,” *arXiv preprint arXiv:2010.11929*, 2020.

Bibliographie V

- [18] P. Shi, J. Hu, Y. Yang, Z. Gao, W. Liu, and T. Ma, “Centerline boundary dice loss for vascular segmentation,” in *International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*. Springer, 2024, pp. 46–56.
- [19] C. Acebes, A. H. Moustafa, O. Camara, and A. Galdran, “The centerline-cross entropy loss for vessel-like structure segmentation: Better topology consistency without sacrificing accuracy,” in *International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*. Springer, 2024, pp. 710–720.