

UE Recherche : Prise de recul "Ségmentation de structures tubulaires par Deep Learning avec ajout de contraintes topologiques"

Dhia, Rayen, Patrick

IMT Atlantique

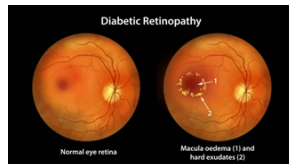
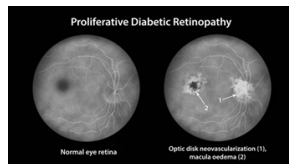
16/12/2022

Plan de l'exposé

- 1 Motivation du sujet
- 2 Présentation de la Problématique
- 3 Démarche
- 4 Résultats et interprétations
- 5 Conclusion

Motivation du sujet

- Le diagnostic de différentes maladies dégénératives de la rétine
 - la rétinopathie diabétique
 - l'œdème maculaire
 - la rétinite à cytomégalovirus



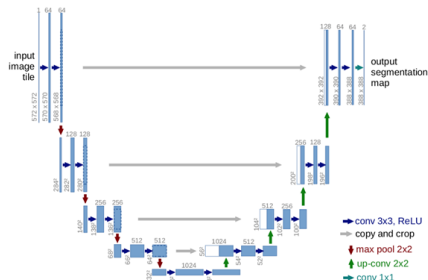
Problématique

- Nécessité d'un système précis pour la segmentation des vaisseaux rétinien.
- Arriver à entraîner un modèle qui permet de préserver la structure topologique des vaisseaux et voir les ramifications fines
- Approche mixte entre l'imagerie médicale et l'imagerie de télédétection satellitaire

UNET

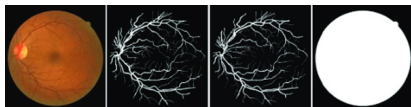
De quoi s'agit-il ?

- UNet : Réseau de neurones convolutif pour la segmentation d'images biomédicales.
- Composé de 2 parties : une contractante et une expansive.

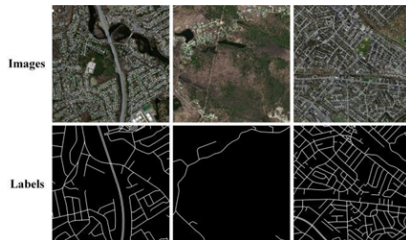


Exploration des données

- Dataset DRIVE :
 - 40 images, 20 pour l'entraînement et 20 pour les test
 - Des images pour la segmentation des vaisseaux de rétine.



- Dataset ROADS :
 - 5Go d'images
 - Des images pour la segmentation de routes en imagerie satellitaire.



Augmentation des données

- Dataset DRIVE :
 - Très peu d'images pour entraîner notre réseau
 - Besoin de faire de l'augmentation des données
 - Modifié l'image pour avoir de la variété

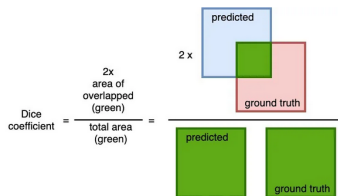


Fonctions de coûts

DiceLoss

- DiceLoss : 1 - DSC
- Compare localement la prédiction avec la vérité
Dans le coefficient dice, les variables sont :

- x : l'entrée
- $f(x)$: la prédiction
- y : la vérité



$$\text{DSC}(f, x, y) = \frac{2 \times \sum_{i,j} f(x)_{ij} \times y_{ij} + \epsilon}{\sum_{i,j} f(x)_{ij} + \sum_{i,j} y_{ij} + \epsilon}$$

Fonctions de coûts

CLDice Loss

- Masque de vérité V_L et masque prédit V_P
- Extraction des squelettes S_P et S_L de V_P et V_L respectivement
- Calcul de la fraction de S_P qui se trouve dans V_L :
précision topologique : $\text{Tp}(\text{prec}(S_P, V_L))$
- Calcul de la fraction de S_L qui se trouve dans V_P :
sensibilité topologique : $\text{Ts}(\text{sens}(S_L, V_P))$

Fonctions de coûts

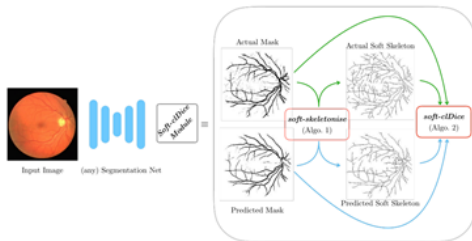
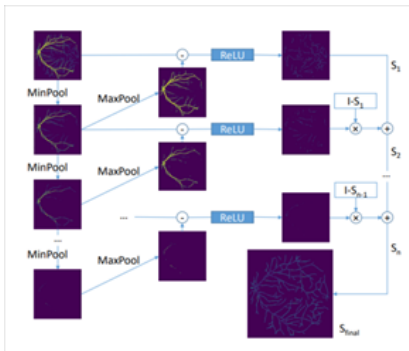
CLDice Loss

- $T_{\text{prec}}(S_P, V_L) = \frac{|S_P \cap V_L|}{|S_P|} \implies \text{susceptible to FP}$
- $T_{\text{sens}}(S_L, V_P) = \frac{|S_L \cap V_P|}{|S_L|} \implies \text{susceptible to FN}$
-

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

Fonctions de coûts

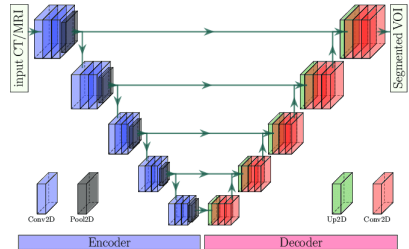
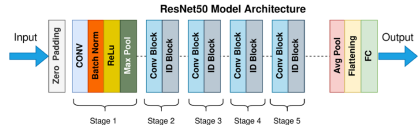
CLDice Loss



Encodeur Resnet-50

■ Resnet50 :

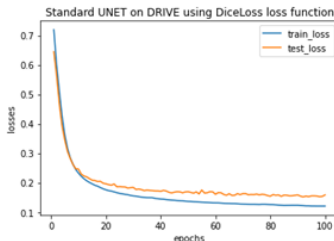
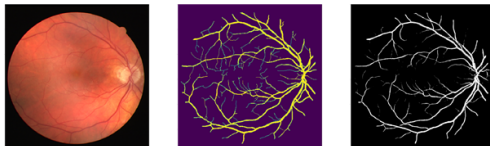
- Pas assez des données pour entraîner notre réseau
- On utilise un encodeur pré-entraîné avec du ImageNet



Résultats

UNET standard - Diceloss

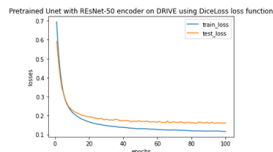
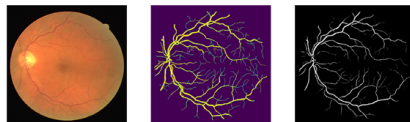
- Observations :
 - On récupère les ramifications les plus notables
 - les ramifications fines sont perdues
 - On arrive a une limite au bout de 60 itérations



Résultats

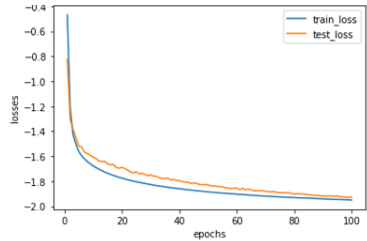
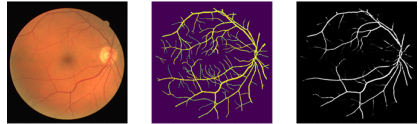
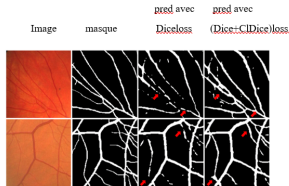
Resnet50-UNet - Diclloss

- Observations :
 - On voit une amélioration lors de la récupération des ramifications fines
 - On atteint une limite au bout de 60 itérations



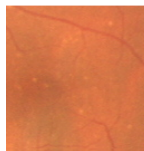
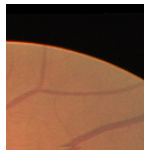
Résultats

Resnet50-UNet - (CIDIce + Dice)loss



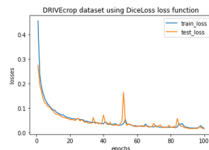
Diviser pour régner

- Approche :
 - On fait des coupes de l'image de base
 - On entraîne le Resnet50-Unet
 - On espère récupérer des ramifications fines



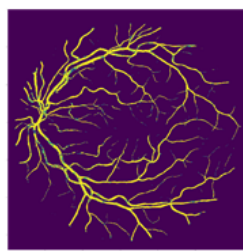
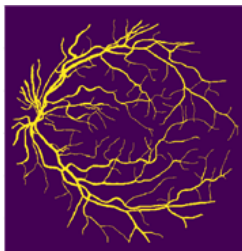
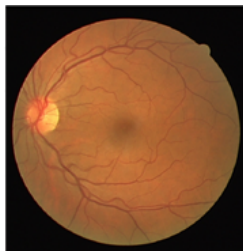
Entraînement

- Observations :
 - On atteint une limite au bout de 60 itérations
 - On observe des pics temporaires



Reconstruction

- Application
 - Redimensionner à (640,640)
 - Diviser en 25 portions de taille (128,128)
- Chaque portion (image, masque) sera rentrée au modèle en mode de eval
- Récupérer les prédictions de chaque portion
- Reconstruire le masque prédit par le modèle à partir des portions.



Application sur la Dataset ROADS

- Utilisation d'un Unet standard
- On obtient des résultats satisfaisant



Conclusions et Prise de Recul

- A chaque nouvelle étape on améliorer la segmentation
- On est arrivé a des résultats prometteur
- Notre approche de diviser pour régner permet de mieux estimer les ramifications fines
- Avec cette méthode on pourrais avoir des éventuels problèmes de mémoire
- Cette méthode peut etre perfectionner avec par exemple le RVGAN

Ouverture sur le RVGAN

