Apprentissage d'un terme de régularisation pour la segmentation de vaisseaux sanguins par approche variationnelle

9 juin 2022

S. Carneiro Esteves[1,2], A. Vacavant[1] et O. Merveille[2]

[1] Université Clermont Auvergne, CNRS, SIGMA Clermont, Institut Pascal F-63000, Clermont-Ferrand, France
[2] Univ Lyon, INSA-Lyon, Université Claude Bernard Lyon 1, UJM-Saint Etienne, CNRS, Inserm, CREATIS UMR 5220, U1206, F-69100, LYON, France

SMAI société de mathématiques appliquées et industrielles

LABEX PRIMES UNIVERSITÉ DE LYON

CREATIS

INSTITUT PASCAL sciences de l'ingénierie et des systèmes

Problème Scientifique

Problème scientifique

Mon travail

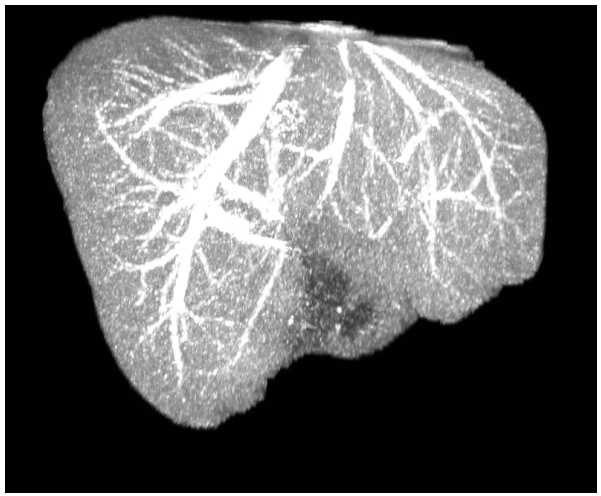
Segmentation de vaisseaux sanguins

Contexte

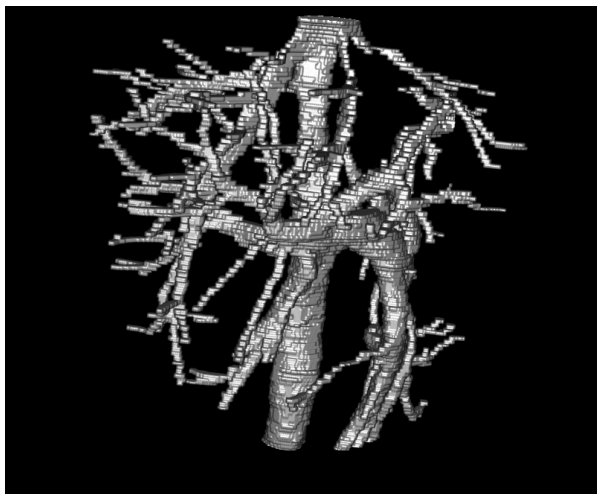
Maladie cardiovasculaires: première cause de mortalité dans le monde

Applications

- Cœur
- Cerveau
- Foie
- ...



Scanner d'un foie injecté



Segmentation manuelle des vaisseaux

Problème scientifique

$\rightarrow$ Structure difficile à détecter : 30 ans de littérature

Caractéristiques des vaisseaux sanguins

- Objet fin
- Forte tortuosité
- Image parcimonieuse
- Faible contraste dans certaines zones

Segmentation sensible au bruit

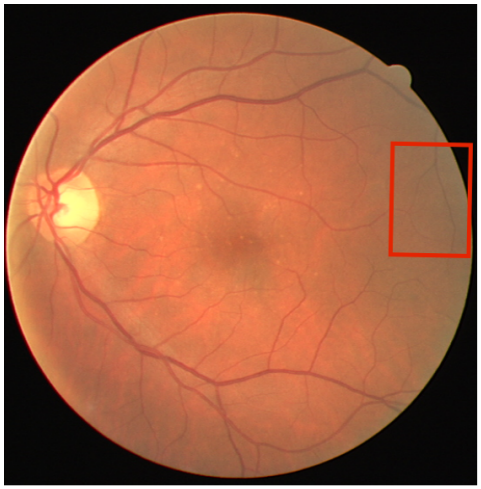
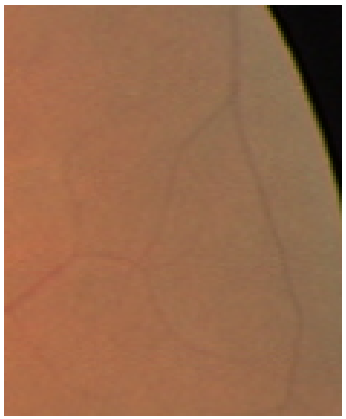


Image d'un fond de rétine



Zoom

État de l'art - Segmentation vasculaire

État de l'art - Segmentation vasculaire

- Tracking
- Modèles déformables
- Vesselness
- Ondelettes
- Approche variationnelle
- Apprentissage profond supervisé
- ...

Moccia et al. "Blood vessel segmentation algorithms—review of methods, datasets and evaluation metrics", Computer methods and programs in biomedicine , 2018.

État de l'art - Segmentation vasculaire

- Tracking
- Modèles déformables
- Vesselness
- Ondelettes
- **Approche variationnelle**
- **Apprentissage profond supervisé**
- ...

Moccia et al. "Blood vessel segmentation algorithms—review of methods, datasets and evaluation metrics", Computer methods and programs in biomedicine , 2018.

Approche variationnelle

Définition de l'approche

$$u^\star = \underset{u}{\operatorname{argmin}}\, D(u, f) + \lambda R(u)$$

- D le terme d'attache aux données
- R le terme de régularisation
- λ le coefficient de régularisation
- f l'image initiale
- $u^\star$ la segmentation

Approche variationnelle

Définition de l'approche

$$u^\star = \underset{u}{\operatorname{argmin}}\, D(u, f) + \lambda R(u)$$

D est le terme permettant de définir l'application voulue.

- Segmentation [1]: $\langle c, u \rangle_F$ avec $c = (c_1 - f_{ij})^2 - (c_2 - f_{ij})^2$
- Débruitage [2]: $\frac{1}{2} ||f - Au||_2^2$

c_1 et c_2 des constantes de forme et de fond

---

[1] Chan et al. "Algorithms for finding global minimizers of image segmentation and denoising models", SIAM, 2006.

[2] Rudin et al. "Nonlinear total variation based noise removal algorithms", Physica D: Nonlinear Phenomena, 1992

Approche variationnelle

Définition de l'approche

$$u^\star = \underset{u}{\operatorname{argmin}}\, D(u, f) + \lambda R(u)$$

R rend le problème solvable et impose une régularité sur la solution voulue.

- Régularisation de Tikhonov [1]: $T_\Gamma(u) = || \Gamma u ||_2^2$
- Variation totale [2]: $TV(u) = || \nabla u ||_{2,1}$

---

[1] Tikhonov "Regularization of incorrectly posed problems", Soviet Mathematics Doklady, 1963.

[2] Rudin et al. "Nonlinear total variation based noise removal algorithms", Physica D: Nonlinear Phenomena, 1992

Apprentissage profond supervisé

Combinaison d'une ou plusieurs couches de neurones permettant la modélisation d'une fonction non linéaire telle que

$$u^\star = G(f)$$

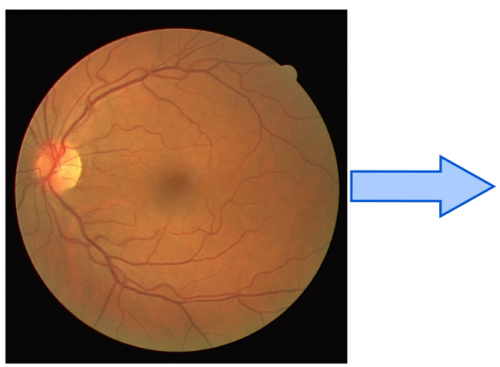
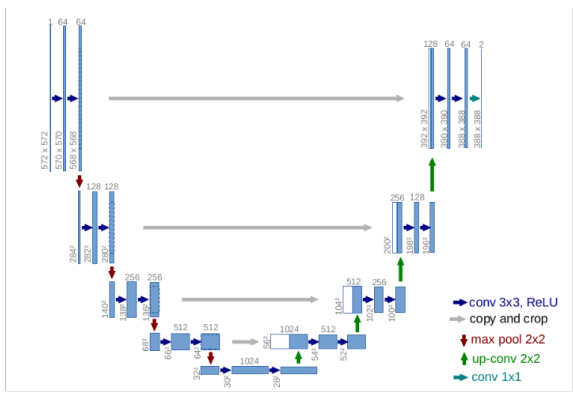
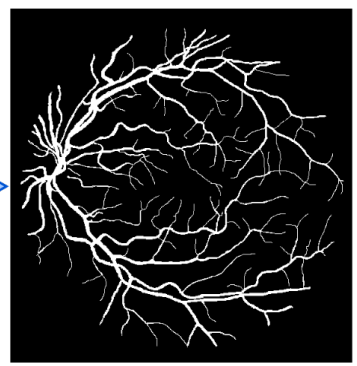


Image initiale f



Réseau de neurone G



Segmentation $u^\star$

Ronneberger et al. "U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation",MICCAI 2015

Approche variationnelle et apprentissage profond

Avantages et inconvénients:

Approche variationnelle

$$u^\star = \underset{u}{\operatorname{argmin}}\, D(u, f) + \lambda R(u)$$

- Définition explicite
- Généralisable
- Pas de données annotées nécessaires

Apprentissage profond

$$u^\star = G(f)$$

- Définition implicite
- Puissance des représentations
- Large bases de données nécessaires

Approche découplée

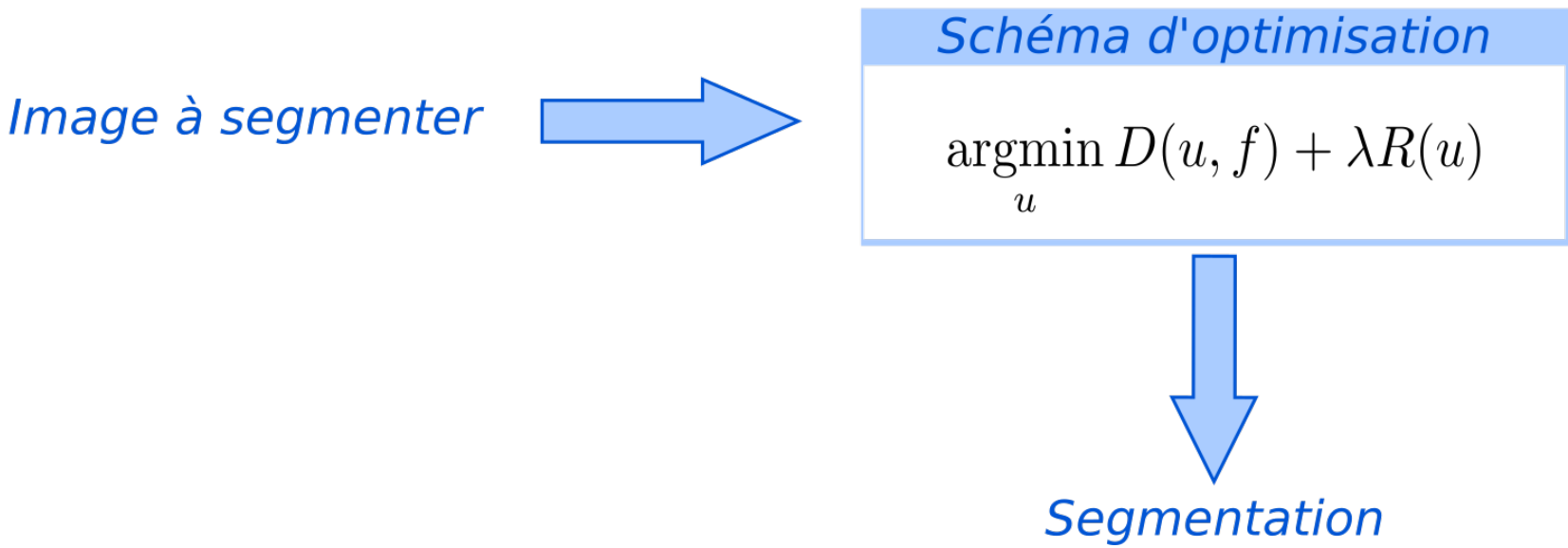
- Fusion de l'approche variationnelle et l'apprentissage profond

---

Meinhardt et al. "Learning Proximal Operators: Using Denoising Networks for Regularizing Inverse Imaging Problems", ICCV 2017

Approche découplée

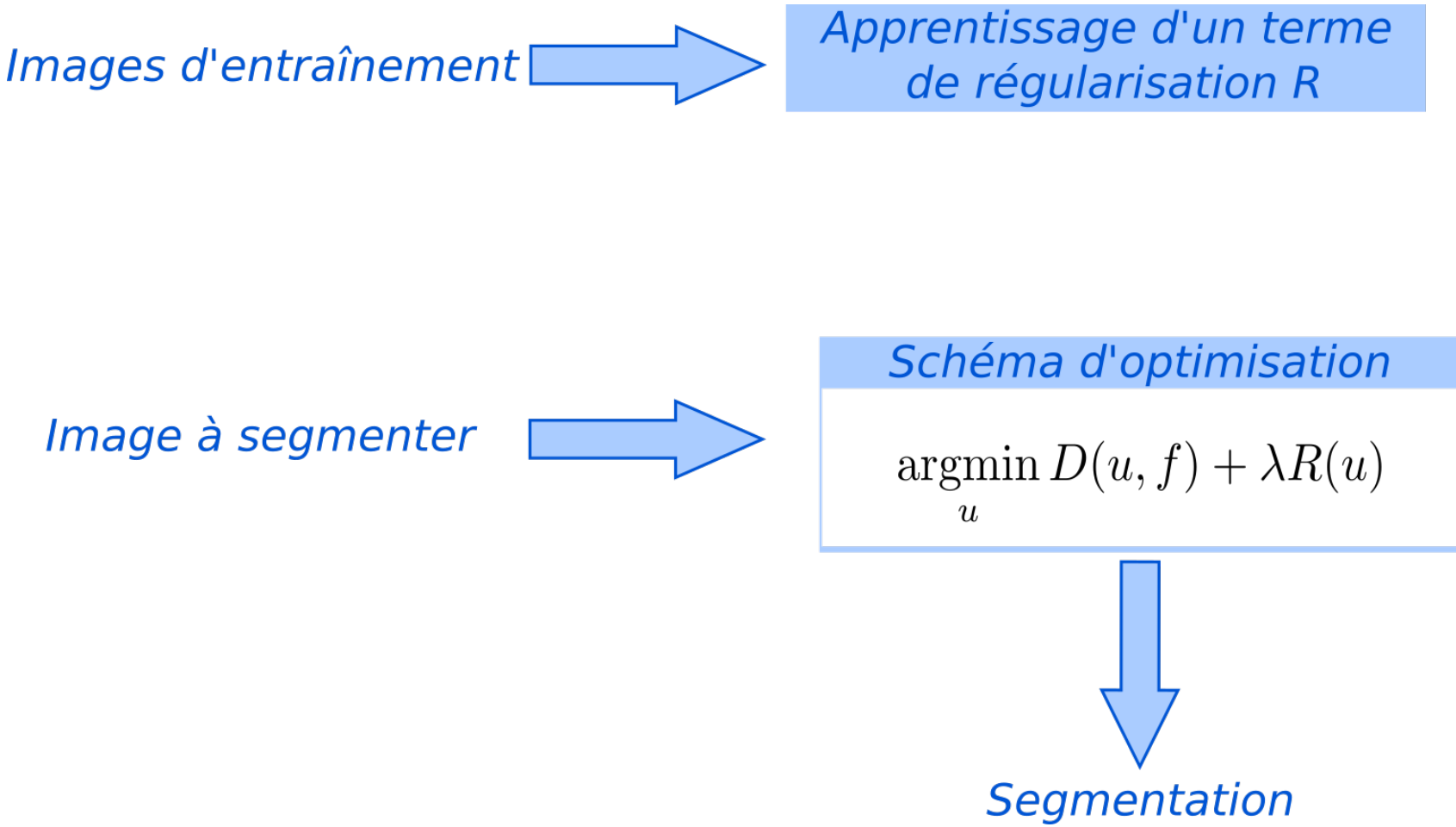
- Fusion de l'approche variationnelle et l'apprentissage profond



Meinhardt et al. "Learning Proximal Operators: Using Denoising Networks for Regularizing Inverse Imaging Problems", ICCV 2017

Approche découplée

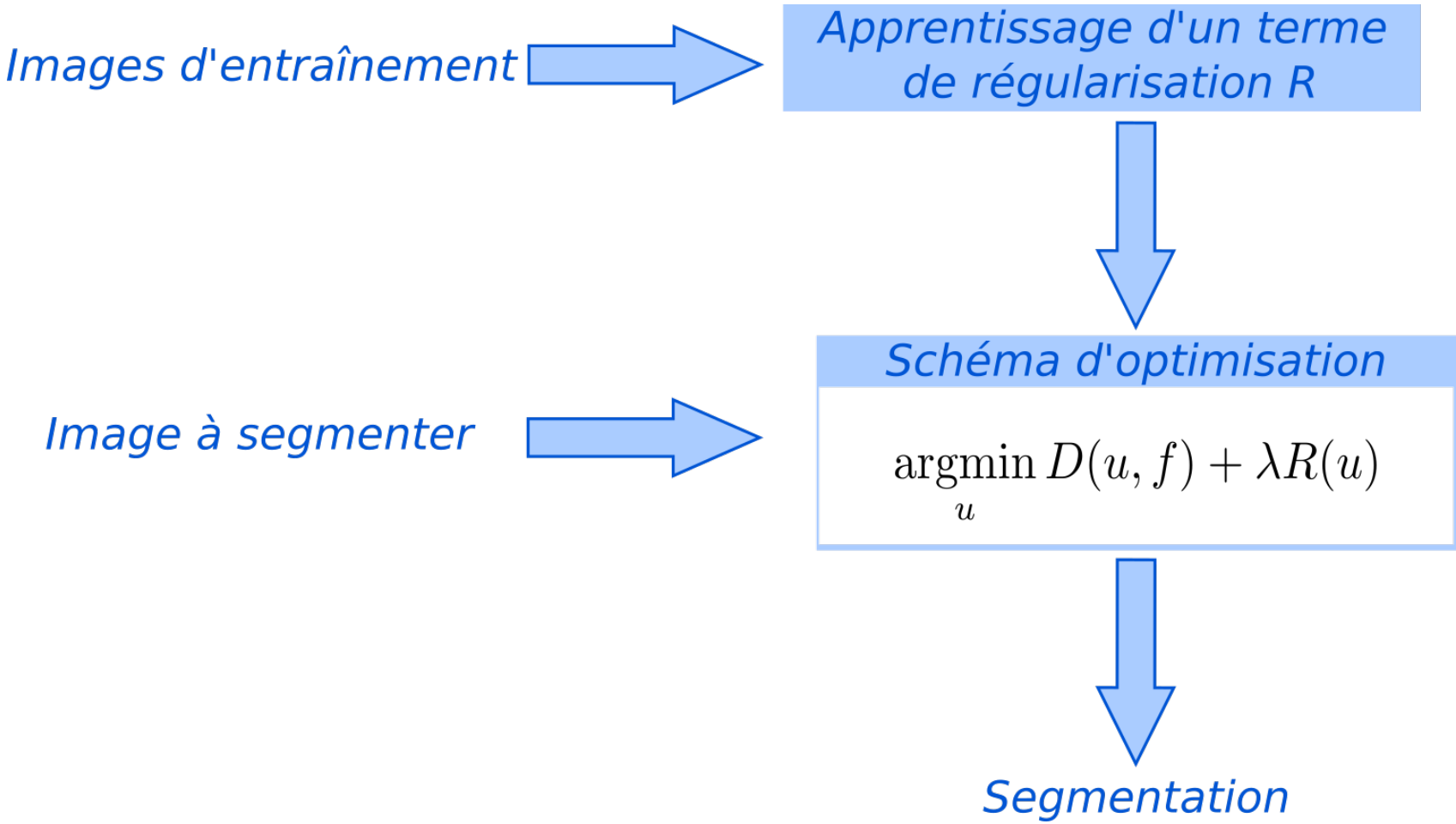
- Fusion de l'approche variationnelle et l'apprentissage profond



Meinhardt et al. "Learning Proximal Operators: Using Denoising Networks for Regularizing Inverse Imaging Problems", ICCV 2017

Approche découplée

- Fusion de l'approche variationnelle et l'apprentissage profond

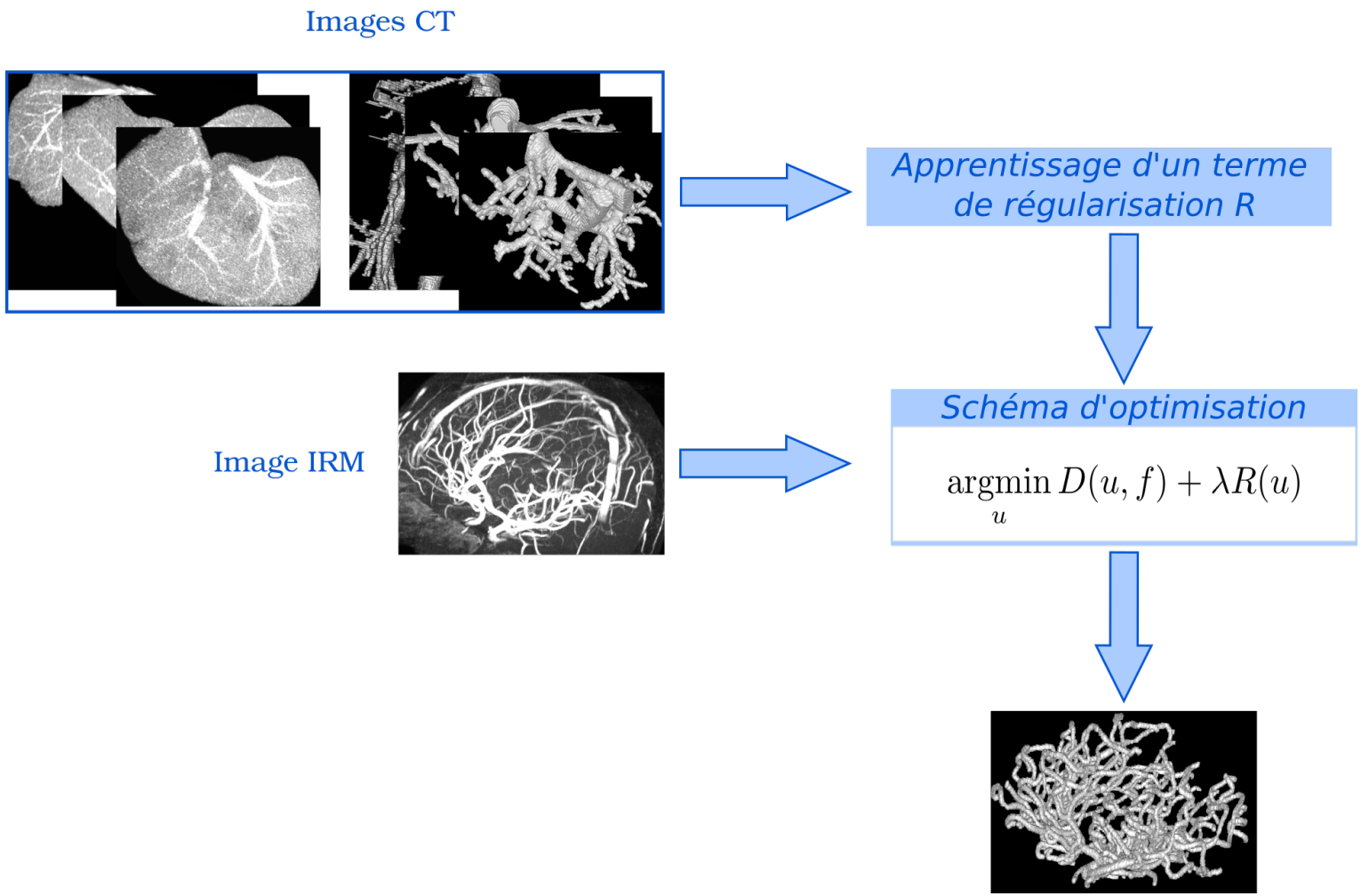


Meinhardt et al. "Learning Proximal Operators: Using Denoising Networks for Regularizing Inverse Imaging Problems", ICCV 2017

Approche découplée

Avantages

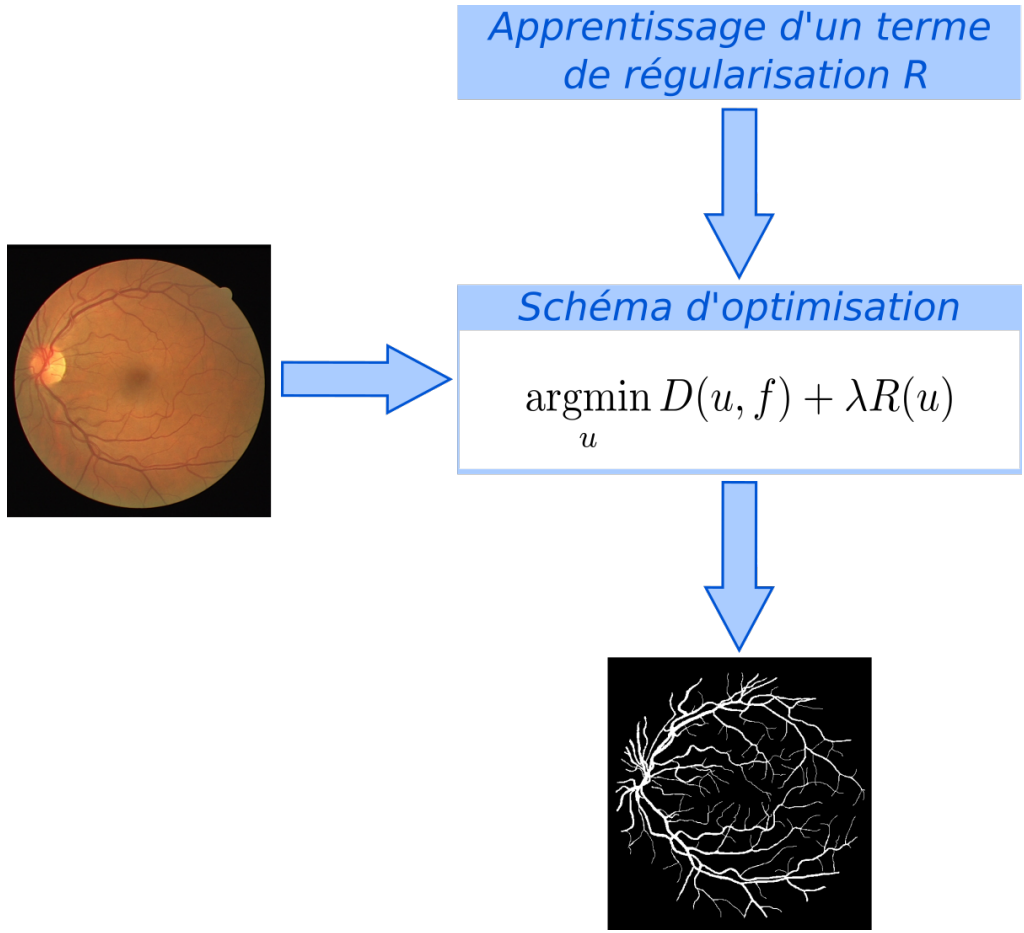
- Apprentissage d'un terme plus complexe
- Apprentissage de R indépendamment de la modalité d'image



Méthode proposée

Méthode proposée

- Apprendre un terme de régularisation R spécifique aux vaisseaux sanguins pour mieux les détecter



Méthode proposée

Observation

Segmentations

Vérité-terrains

- **Connectivité perdue lors de segmentations**

Importance de la connectivité dans de nombreuses applications

- Modélisation 3D
- Simulation de flux sanguins

Idée

Apprendre un terme de régularisation capable de reconnecter les vaisseaux

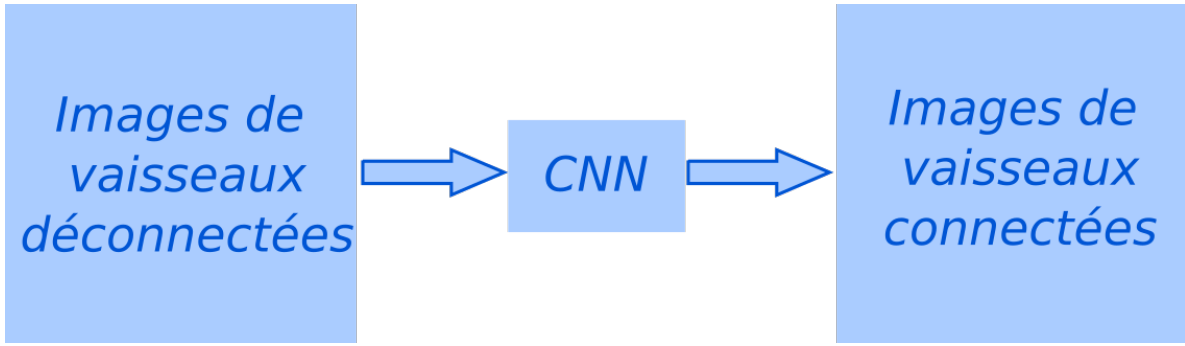
Pipeline de la méthode

1. Apprentissage d'un terme de reconnexion R par apprentissage profond
   - en 2D
   - en 3D
2. Utilisation du terme appris dans le schéma variationnel en 2D et 3D

Pipeline de la méthode

1. **Apprentissage d'un terme de reconnexion R par apprentissage profond**
   - **en 2D**
   - **en 3D**
2. Utilisation du terme appris dans le schéma variationnel en 2D et 3D

1. Apprentissage d'un terme de reconnexion R



Création d'un dataset d'entraînement

- Facile à déconnecter
- Terme indépendant à la modalité

Utilisation des segmentations binaires

1. Apprentissage d'un terme de reconnexion R

Création de déconnexions réalistes

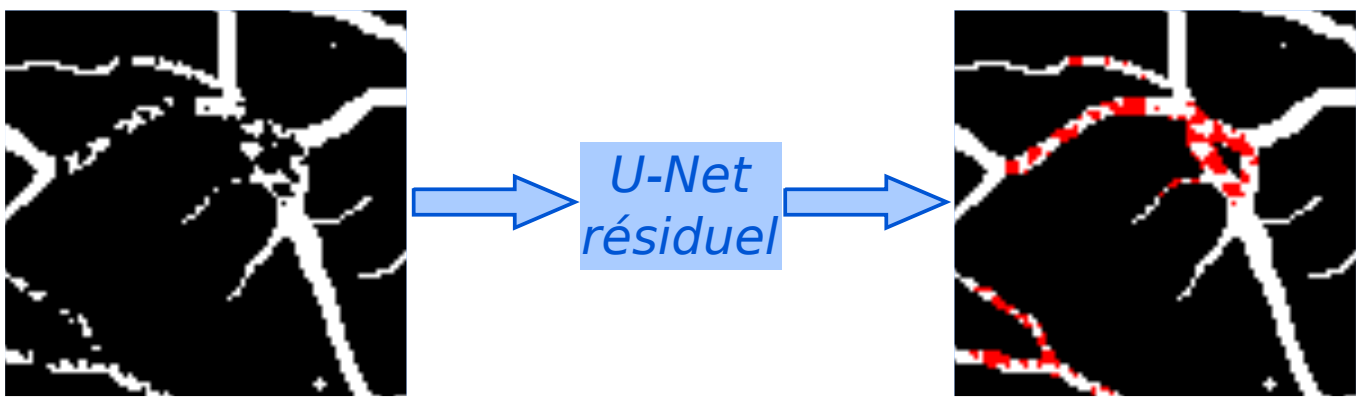
Hypothèses:

- Plus le vaisseau est fin, plus la déconnexion est grande
- Forme aléatoire de déconnexion

1. Apprentissage d'un terme de reconnexion R en 2D

Formes des déconnexions

- Déconnexions bruitées (déconnexions "discontinues")
- Ajout d'artéfacts dans la vérité terrain

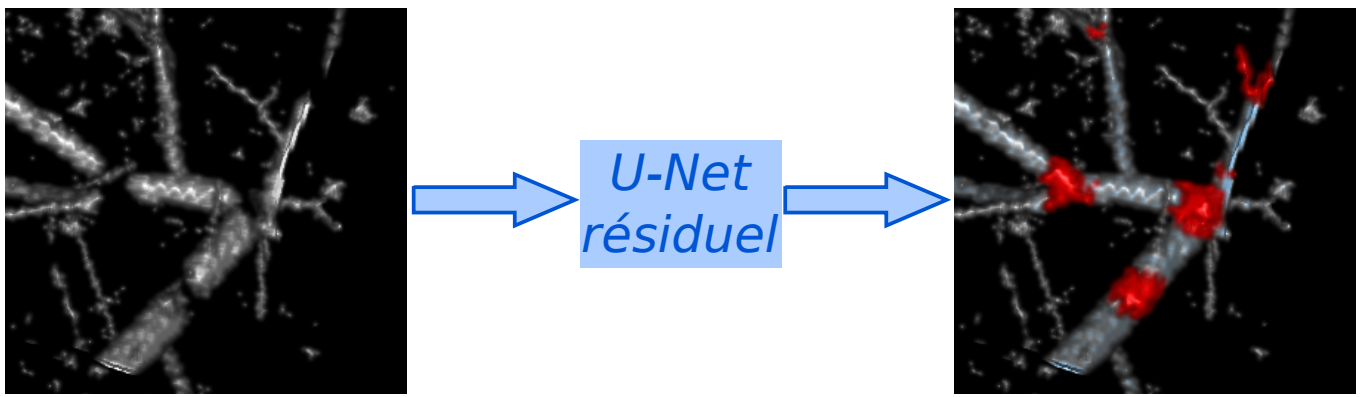


Rouge: les reconnexions apprises

1. Apprentissage d'un terme de reconnexion R en 3D

Formes des déconnexions

- Déconnexions avec des extrémités arrondis
- Ajout d'artéfacts : petites structures 3D aléatoires semblables aux vaisseaux sanguins

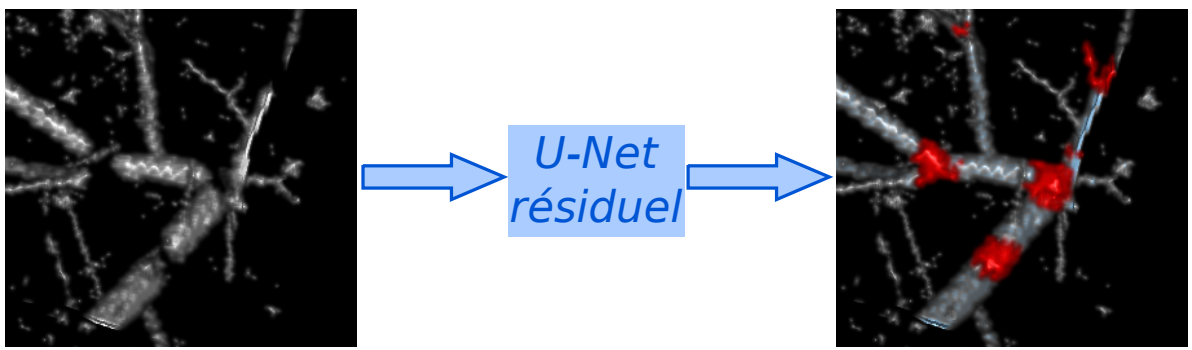


Rouge: les reconnexions apprises

1. Apprentissage d'un terme de reconnexion R

Architecture du réseau [1] :

- U-Net résiduel
- Optimiseur: Adam
- Function de coût Dice



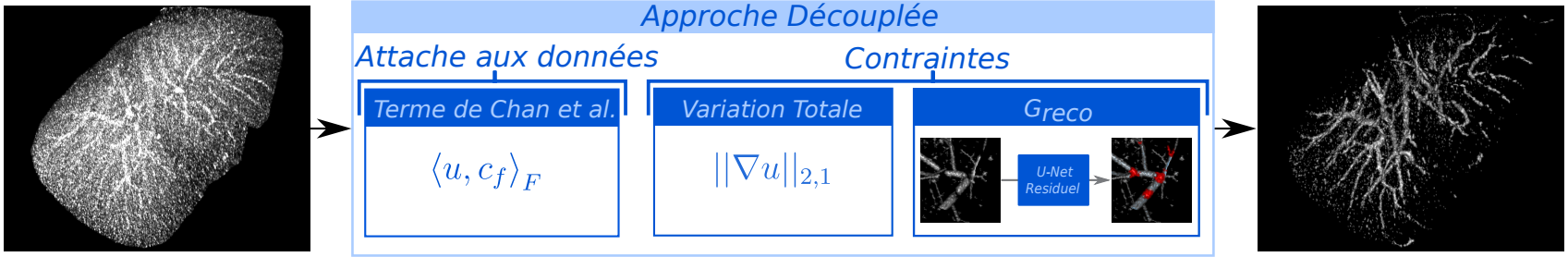
[1] Utilisation de Médical Open Network for AI (Monai)

Pipeline de la méthode

1. Apprentissage d'un terme de reconnexion R par apprentissage profond

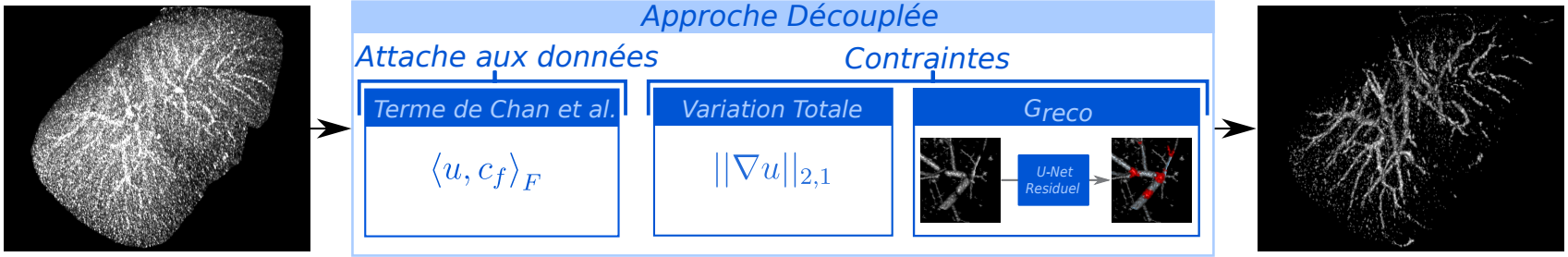
2. **Utilisation du terme appris dans le schéma variationnel en 2D et 3D**

2. Utilisation du terme appris dans le schéma variationnel



Carneiro Esteves *et al.* "Apprentissage d'un terme de régularisation reconnecteur pour la segmentation variationnelle des vaisseaux sanguins en 3D", GRETSI 2022

2. Utilisation du terme appris dans le schéma variationnel

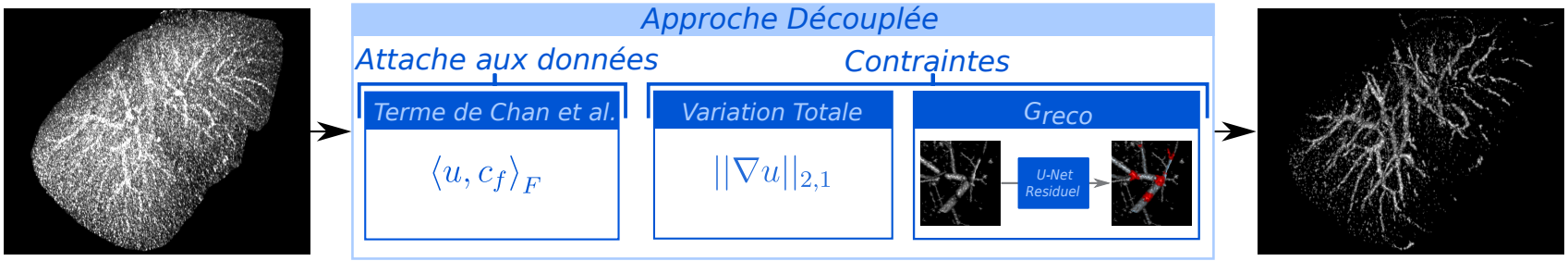


Définition de l'approche variationnel

$$u^\star = \underset{u}{\text{argmin}}\, D(u, f) + \lambda R(u)$$

Carneiro Esteves *et al.* "Apprentissage d'un terme de régularisation reconnecteur pour la segmentation variationnelle des vaisseaux sanguins en 3D", GRETSI 2022

2. Utilisation du terme appris dans le schéma variationnel



Définition de l'approche variationnel

$$u^\star = \underset{u}{\operatorname{argmin}}\, D(u, f) + \lambda R(u)$$

Reformulation du problème pour la méthode Primal-Dual

$$u^\star = \underset{u}{\operatorname{argmin}}\, h(u, f) + g(Lu) + k(u)$$

Carneiro Esteves *et al.* "Apprentissage d'un terme de régularisation reconnecteur pour la segmentation variationnelle des vaisseaux sanguins en 3D", GRETSI 2022

Méthode Primal-Dual

$$u^\star = \underset{u}{\operatorname{argmin}}\, h(u, f) + g(Lu) + k(u)$$

- $k(u) = \iota_{u \in [0,1]^N}$
- $h(u) = \langle u, c_f \rangle_F$
- $g(.) = \lambda ||.||_{2,1}$
- $L = \nabla$

Komodakis et al. "Playing with duality : An overview of recent primal-dual approaches for solving large-scale optimization problems", Signal Processing Magazine, 2015.

Méthode Primal-Dual

$$u^\star = \underset{u}{\operatorname{argmin}}\, h(u, f) + g(Lu) + k(u)$$

- $k(u) = \iota_{u \in [0,1]^N}$
- $h(u) = \langle u, c_f \rangle_F$
- $g(.) = \lambda ||.||_{2,1}$
- $L = \nabla$

Résolution:

$$u_{i+1} = \text{prox}_{\tau k}(u_i - \tau(\nabla h(u_i) + L^T v_i))$$
$$v_{i+1} = \text{prox}_{\sigma g^\star}(v_i + \sigma L(2u_{i+1} - u_i))$$

τ, σ pas de descente de gradient

Komodakis et al. "Playing with duality : An overview of recent primal-dual approaches for solving large-scale optimization problems", Signal Processing Magazine, 2015.

Comment intégrer le terme reconnecteur G_{reco} ?

2. Utilisation du terme appris dans le schéma variationnel

Formulation du problème:

$$\hat{u} = \underset{u}{\operatorname{argmin}}\, h(u, f) + g(Lu) + k(u)$$

Résolution conventionnelle:

$$u_{i+1} = \operatorname{prox}_{\tau k}(u_i - \tau(\nabla h(u_i) + L^T v_i))$$
$$v_{i+1} = \operatorname{prox}_{\sigma g^\star}(v_i + \sigma L(2u_{i+1} - u_i))$$

- $k(u) = \iota_{u \in [0,1]^N}$
- $h(u) = \langle u, c_f \rangle_F$
- $g(.) = \lambda ||.||_{2,1}$
- $L = \nabla$

2. Utilisation du terme appris dans le schéma variationnel

Formulation du problème:

$$\hat{u} = \underset{u}{\operatorname{argmin}}\, h(u, f) + g(Lu) + k(u)$$

Résolution conventionnelle:

$$u_{i+1} = \operatorname{prox}_{\tau k}(u_i - \tau(\nabla h(u_i) + L^T v_i))$$
$$v_{i+1} = \operatorname{prox}_{\sigma g^\star}(v_i + \sigma L(2u_{i+1} - u_i))$$

- $k(u) = \iota_{u \in [0,1]^N}$
- $h(u) = \langle u, c_f \rangle_F$
- $g(.) = \lambda ||.||_{2,1}$
- $L = \nabla$

2. Utilisation du terme appris dans le schéma variationnel

Méthode proposée:

$$u_{i+1} = \Phi(u_i - \tau(\nabla h(u_i) + L^T v_i))$$
$$v_{i+1} = \text{prox}_{\sigma g^\star}(v_i + \sigma L(2u_{i+1} - u_i)),$$
$$\Phi(x) = \begin{cases} \text{prox}_{\sigma k}(x) \text{ si } i < \alpha \\ P(x + G_{\text{reco}}(P(x))) \text{ sinon} \end{cases}$$

- $\Phi(x) = \iota_{x \in [0,1]^N}$ ou terme reconnecteur
- $h(u) = \langle u, c_f \rangle_F$
- $g(.) = \lambda ||.||_{2,1}$
- $L = \nabla$
- $P(.)$ la projection dans l'ensemble des images

α: iteration depuis laquelle G_{reco} est appliqué

Carneiro Esteves et al. "Learning a reconnecting regularization term for blood vessel variational segmentation", BHI, 2021.

2. Utilisation du terme appris dans le schéma variationnel

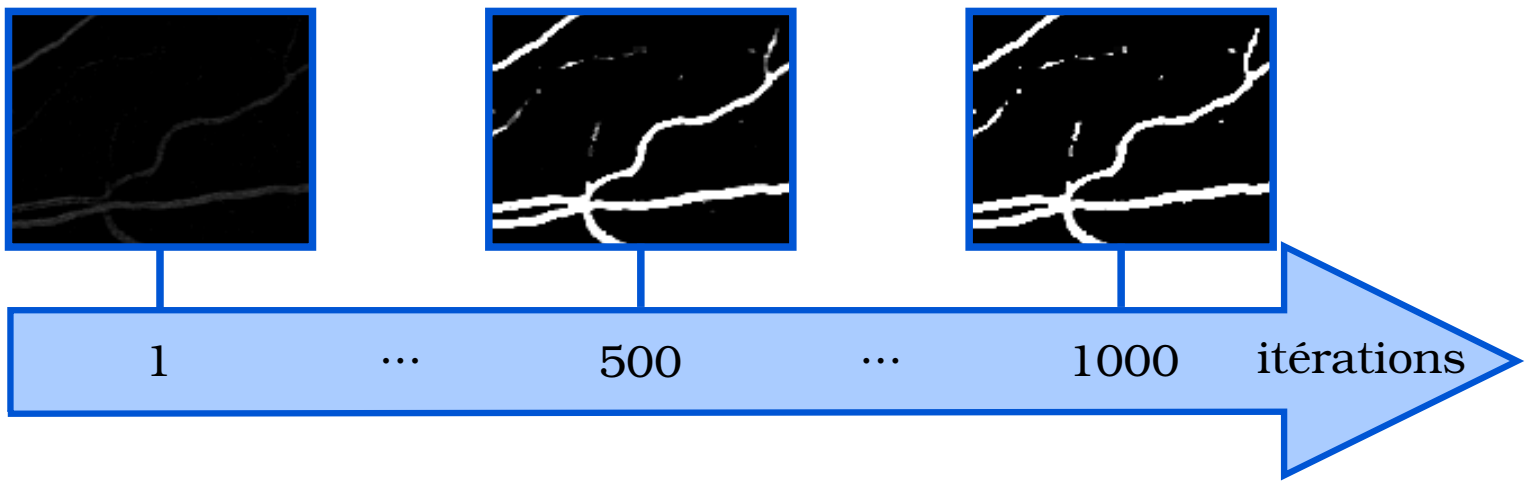
Comment choisir α?

$$
\begin{aligned}
&u_{i+1} = \Phi(u_i - \tau(\nabla h(u_i) + L^T v_i)) \\
&v_{i+1} = \mathrm{prox}_{\sigma g^\star}(v_i + \sigma L(2u_{i+1} - u_i)), \\
&\Phi(x) = \begin{cases} \mathrm{prox}_{\sigma k}(x) \text{ si } i < \alpha \\ P(x + \mathsf{G}_{\mathrm{reco}}(P(x))) \text{ sinon} \end{cases}
\end{aligned}
$$

2. Utilisation du terme appris dans le schéma variationnel

Comment choisir α?

$$
\begin{aligned}
u_{i+1} &= \Phi(u_i - \tau(\nabla h(u_i) + L^T v_i)) \\
v_{i+1} &= \mathrm{prox}_{\sigma g^\star}(v_i + \sigma L(2u_{i+1} - u_i)), \\
\Phi(x) &= \begin{cases} \mathrm{prox}_{\sigma k}(x) \text{ si } i < \alpha \\ P(x + \mathsf{G}_{\mathrm{reco}}(P(x))) \text{ sinon} \end{cases}
\end{aligned}
$$



Évolution de u_i au cours des itérations

Expériences

Expériences

Méthodes comparées

- Modèle de Chan : Variation Totale (VT) classique [1]
- Modèle de VT directionnelle[2]
- Notre approche

→ Optimisation du poids de régularisation pour chaque modèle

---

[1] Chan et al. "Algorithms for finding global minimizers of image segmentation and denoising models", SIAM, 2006
[2] Merveille et al. "nD variational restoration of curvilinear structures with prior-based directional regularization", IEEE TIP, 2019

Expériences

Dataset d'entraînement en 2D

- R entraîné sur des segmentations manuelles de fond de rétines de STARE

Dataset de test en 2D

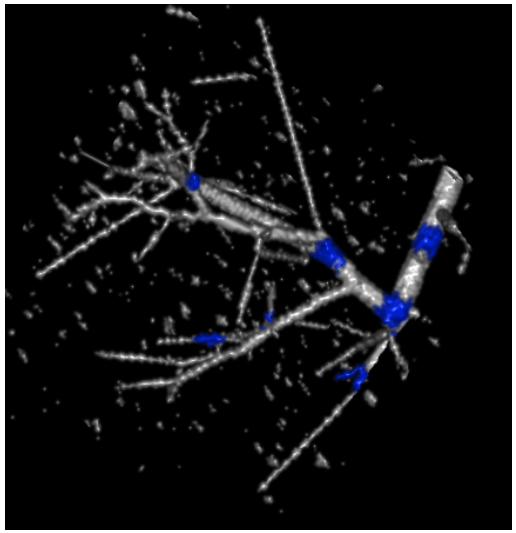
- 20 images de fonds de rétine de DRIVE prétraitées

Image de fond de rétine

Expériences

Dataset d'entraînement en 3D

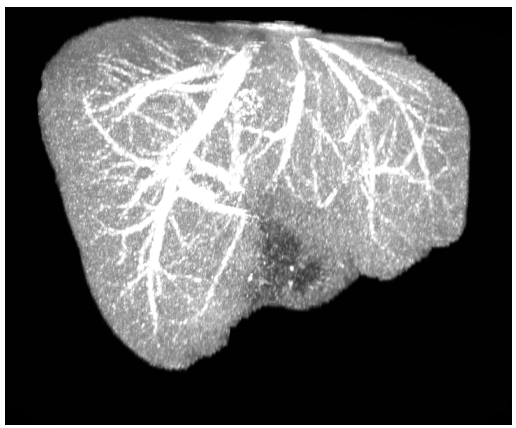
- R entraîné sur des arbres vasculaires synthétiques de Vascusynth



Exemple du dataset créé à l'aide de Vascusynth

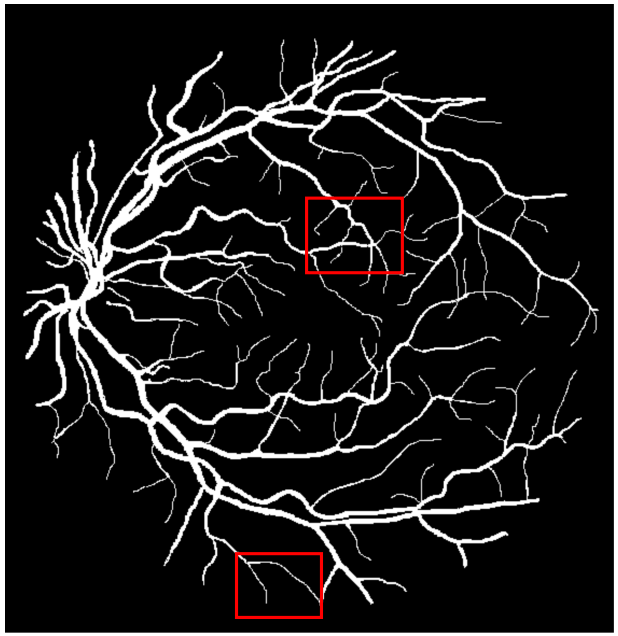
Dataset de test en 3D

- 20 volumes CT de foies issus de l'IRCAD

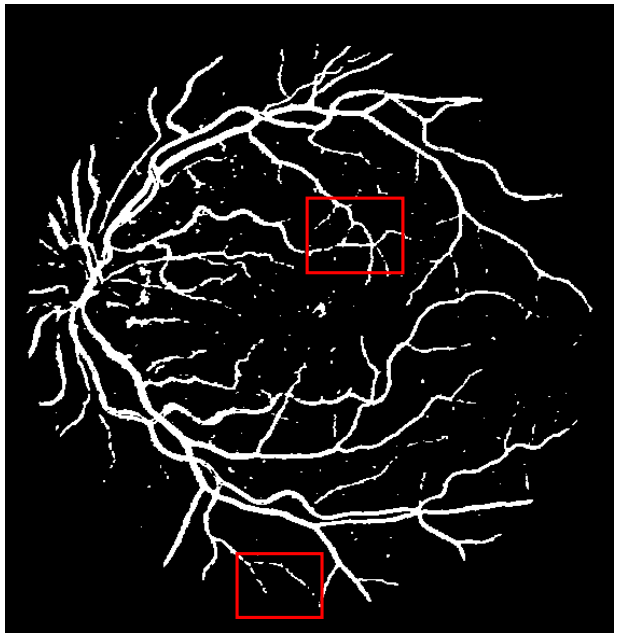


Volume de foie issu de l'IRCAD

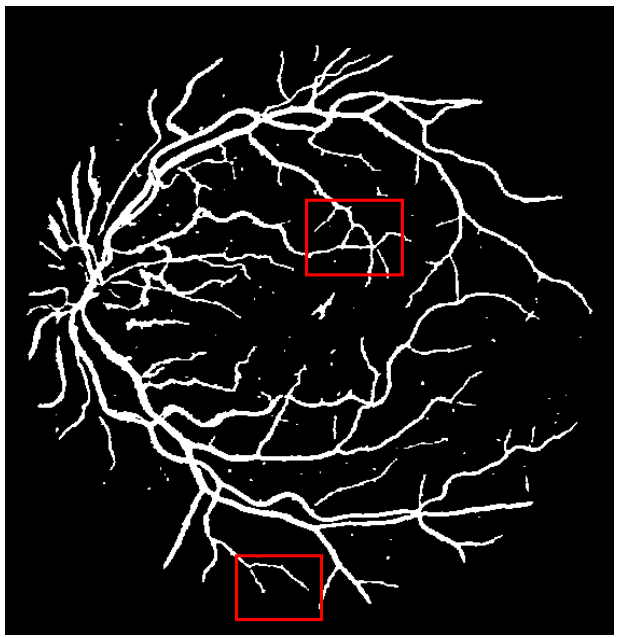
Analyse qualitative 2D



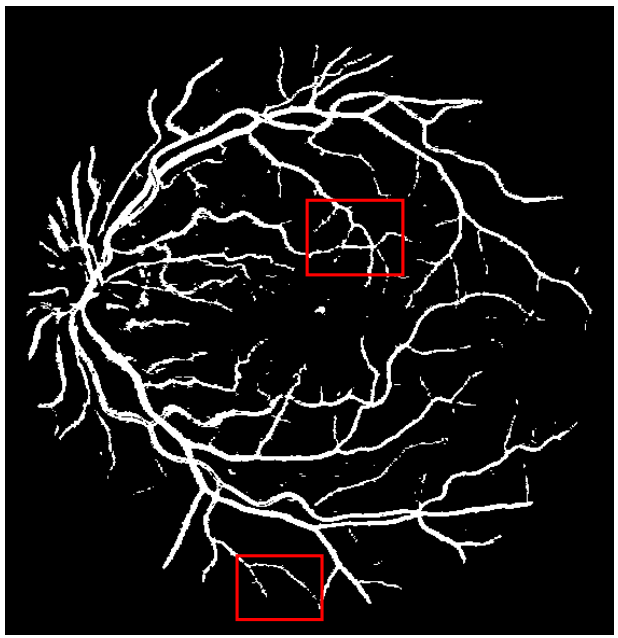
Vérité Terrain



Modèle de Chan



Méthode proposée



TV directionnelle

Analyse qualitative 2D

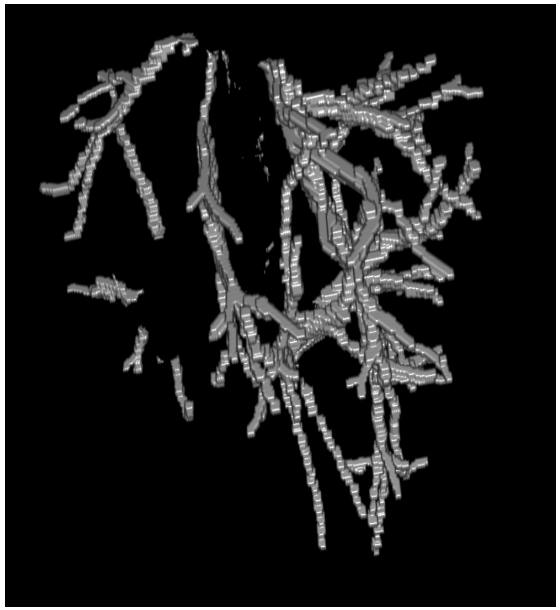
Vérité Terrain

Modèle de Chan

TV directionnelle

Méthode proposée

Analyse qualitative 3D

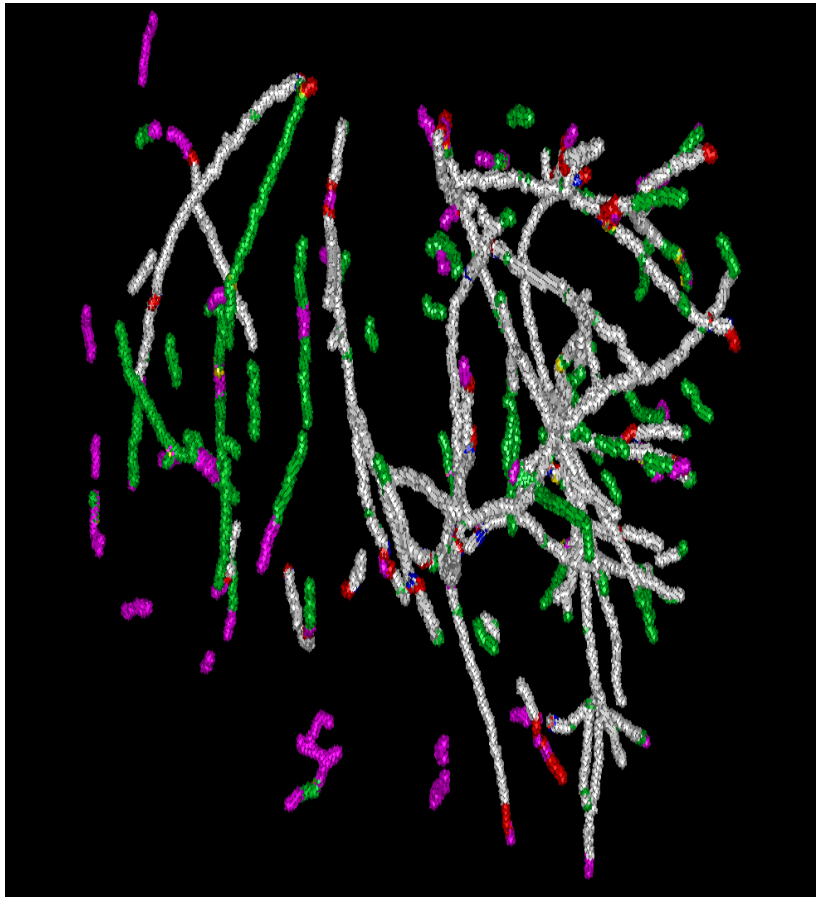


Vérité terrain

Modèle de Chan

Approche proposée

Analyse qualitative 3D



Blanc : VP communs au modèle de Chan et notre approche

Rouge : VP de notre approche

Bleu : VP uniquement du modèle de Chan

Vert : FP communs aux deux méthodes

Magenta : FP de notre approche

Jaune : FP du modèle de Chan

Analyse quantitative

Métriques usuelles utilisées

- Accuracy (Acc)
- Matthews Correlation Coefficient (MCC)
- Dice

Métriques pour mesurer la connectivité

- Nombre de composantes connexes nécessaire pour segmenter 80% des vaisseaux (NbCC)
- Ratio de la taille de la plus grande composante connexe de la segmentation avec celle de la vérité terrain (CC1)

Analyse quantitative

en 2D

	Acc	MCC	Dice
Modèle de Chan	0.942	0.7351	0.751
VT directionnelle	**0.942**	0.7384	0.754
Méthode proposée	0.941	**0.7388**	**0.757**
Deep learning (Arias *et al.*)	0.956	-	-

en 3D

	Acc	MCC	Dice
Modèle de Chan	**0.963**	0.478	0.452
VT directionnelle	-	-	-
Méthode proposée	0.962	**0.485**	**0.473**
Deep learning (Affane *et al.*)	-	-	0.734

Analyse quantitative

en 2D

	CC1	NbCC
Modèle de Chan	0.459	145.1
VT directionnelle	0.490	120.4
Méthode proposée	**0.621**	**45.8**

en 3D

	CC1	NbCC
Modèle de Chan	0.334	217.0
VT directionnelle	-	-
Méthode proposée	**0.426**	**70.75**

Généralisation du terme reconnecteur

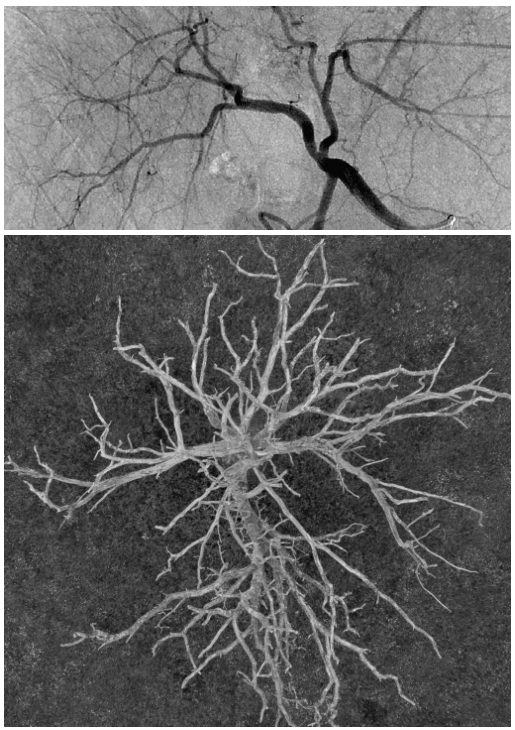
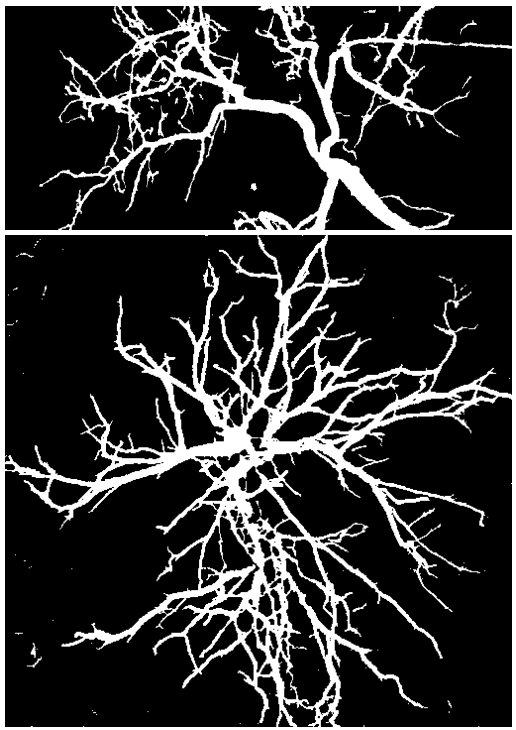
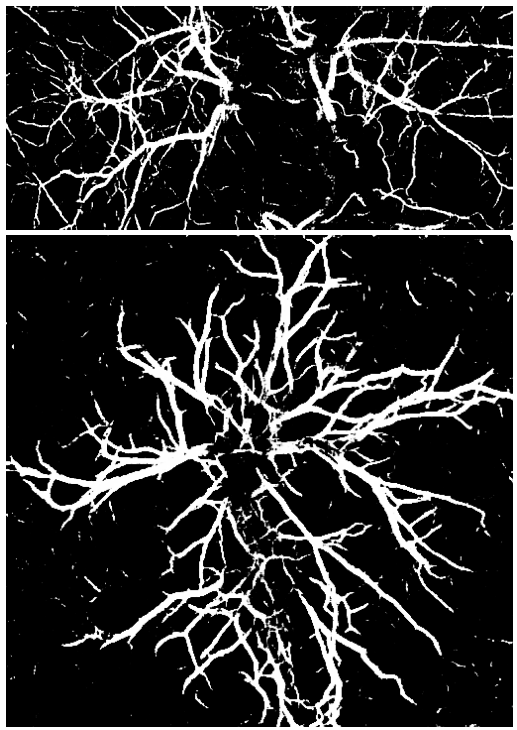


Image initiale



Méthode proposée



U-Net

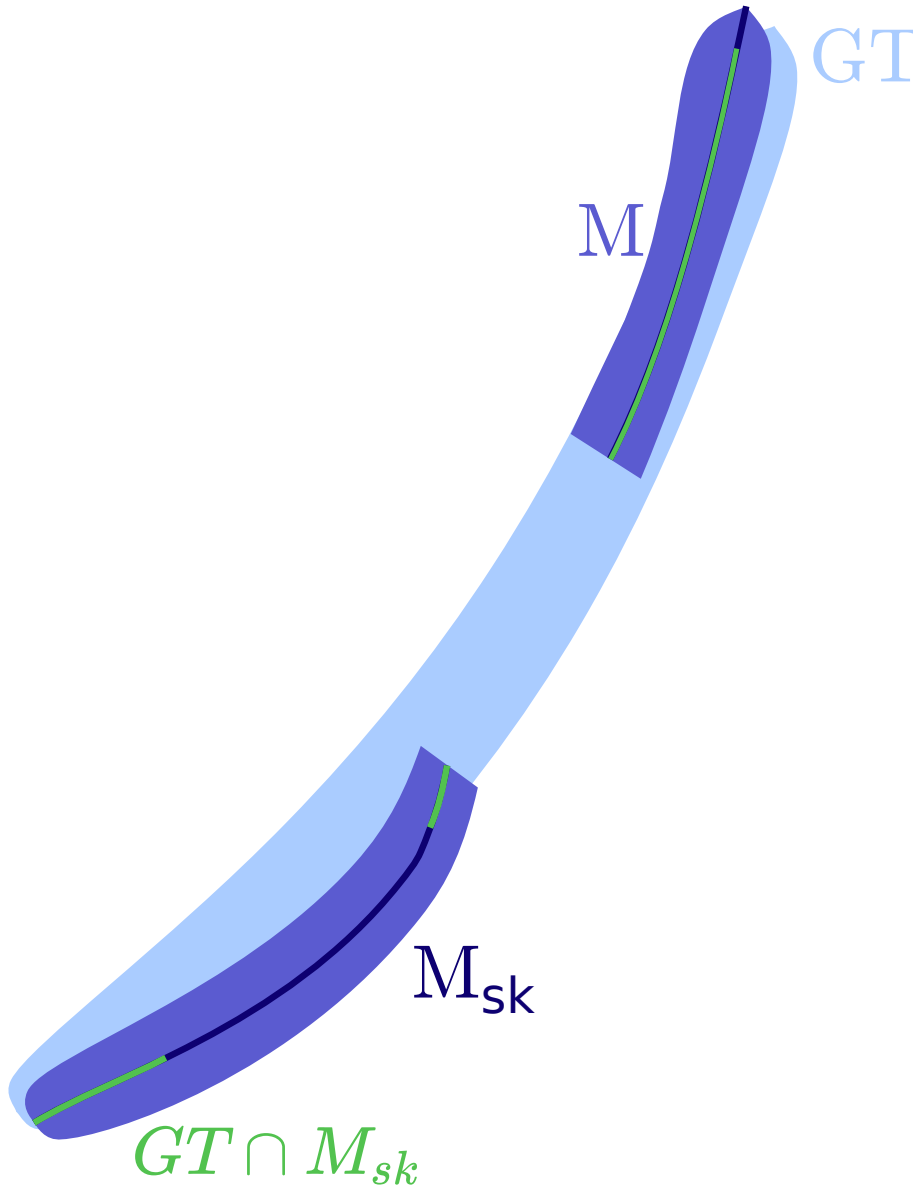
Perspectives

- Améliorer l'apprentissage du terme de régularisation
  - Apprentissage d'un terme étant la résolvante d'un opérateur maximal monotone
  - Améliorer l'apprentissage de la reconnexion structurelle des vaisseaux
- Apprendre un terme reconnecteur injectable dès le début de la minimisation

Je vous remercie pour votre attention.
Des questions?

clDice

$$T_{\text{sens}} = \frac{|GT_{sk} \cap M|}{|GT_{sk}|}$$

$$T_{prec} = \frac{|M_{sk} \cap GT|}{|M_{sk}|}$$

$$\text{clDice} = 2 \times \frac{T_{\text{prec}} \times T_{\text{sens}}}{T_{\text{prec}} + T_{\text{sens}}}$$