

LA COMPUTER VISION AU SERVICE DE L'IMAGERIE MÉDICALE : ENJEUX ET APPLICATIONS

Atelier

datacraft*

7 janvier 2021



Emmanuel Cohen

Data science, medical computer vision

Programme

10h - 11h30 : Introduction « la computer vision au service de l'imagerie médicale : enjeux et applications »

11h30 - 12h30 : Présentation du workshop « Brain MRI segmentation »

12h30 - 14h : Pause déjeuner

14h - 17h : Workshop « Brain MRI segmentation »



Plan

1. Présentation des concepts « medical computer vision »
2. La computer vision au travers d'exemples d'applications médicales :
 - Recalage
 - Segmentation
 - Quantification
3. Deep-Learning et annotations intelligentes pour le médical

Mon parcours

2009 - 2012 : BSc, Ecole des Ponts et Chaussées

Département maths/info, spécialité « Traitement d'Images »

2012 - 2014: MSc, Technion, Haïfa

Thèse de master : « Amélioration de textures par diffusion anisotropique avec potentiel »

2014 – 2015 : PSL-ITI

Simulation création de startup, cours en medical computer vision

2015 – 2018 : PhD, Institut Langevin, Université Paris Dauphine

« Cartographie, Analyse et Reconnaissance de Réseaux Vasculaires par Doppler Ultrasensible 4D »

2019 – 2020 : Computer Vision scientist, DAMAE Medical

2020 – Now : Computer Vision scientist, Freelance

La vision par ordinateur : reproduire l'inné

Donner à l'ordinateur la faculté de « voir »

Reproduire les facultés **naturelles** (innées) :

➤ Comprendre une image ou une vidéo :

- Reconnaissance et localisation d'objets
- Segmentation d'image
- Tracking d'objets dans une vidéo
- Estimation de la profondeur d'une scène (stereo-vision)
- Parties saillantes d'une image
- Reconnaissance d'un visage, d'une émotion
- Suivre le regard (eye-tracking)
- Lire un texte



➤ Améliorer la qualité d'une image ou une vidéo

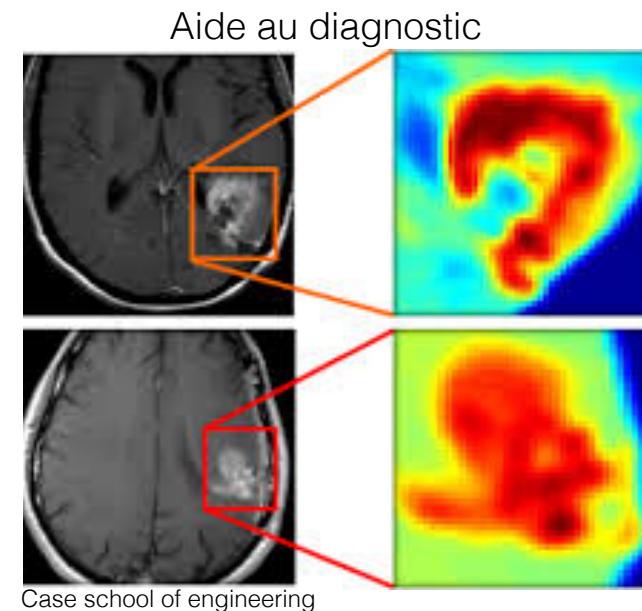
- Débruitage d'image/video
- Dé-floutage
- Luminosité, contraste,



La vision par ordinateur : reproduire l'acquis

Faculté de l'ordre de l'acquis = réaliser des tâches plus complexes

- Prédire un diagnostic médical
- Conduire un véhicule (autonome)
- Générer des images artistiques (peintures)



Au service de l'imagerie médicale

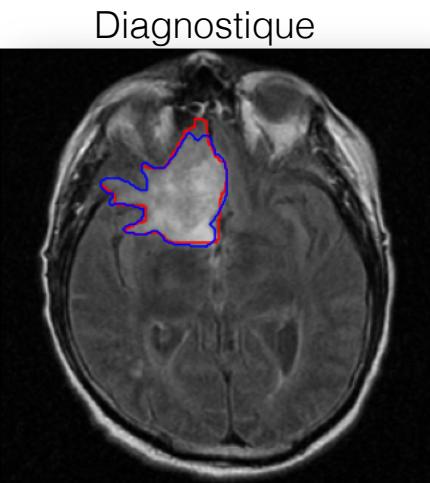
Segmentation de structures biologiques : organes, cellules, tissus, vaisseaux, fibres, ...

Quantification des images médicales : calcul de métriques (densité, longueur, épaisseur, orientation, ...)

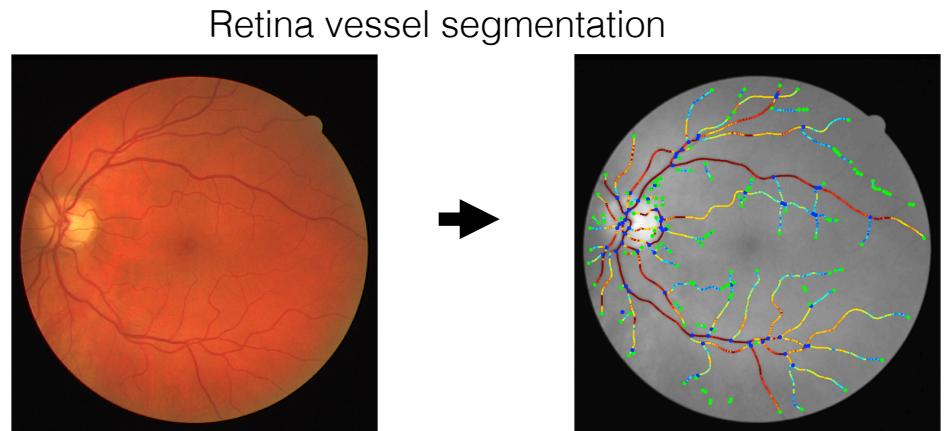
Recalage d'images temporelles

Aide au **diagnostique** : détection de tumeurs

Chirurgie guidée : réalité augmentée

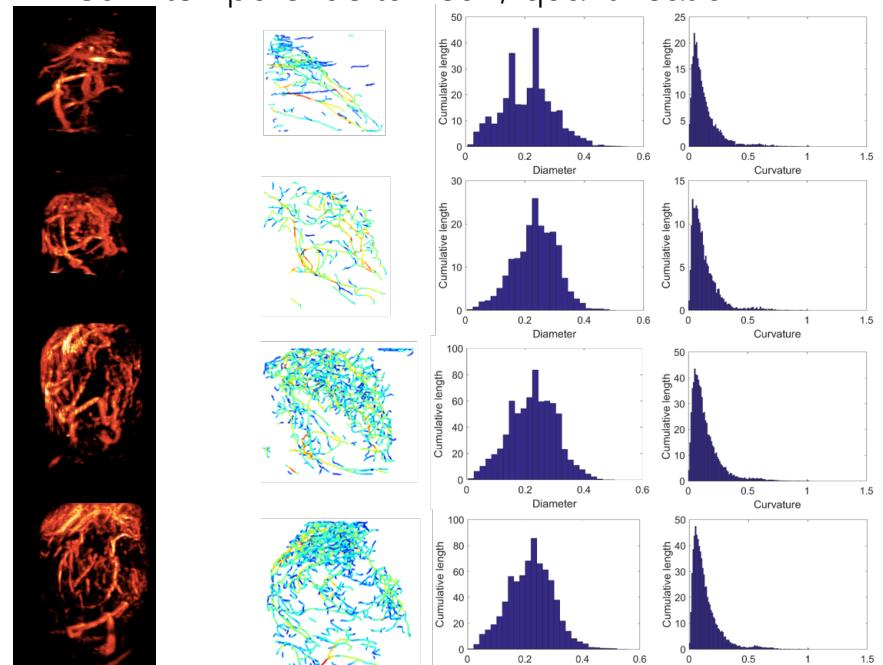


Diagnostique



« An isotropic minimal path based framework for segmentation and quantification of vascular networks » Cohen E. et al., EMMCVPR 2017

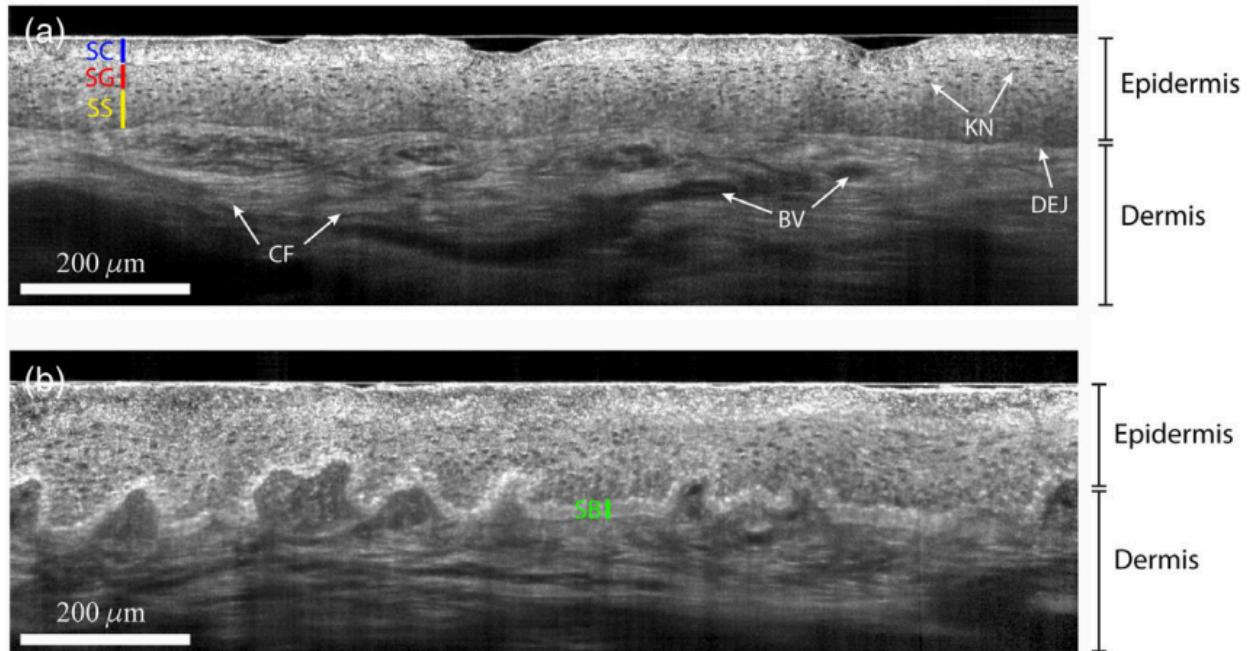
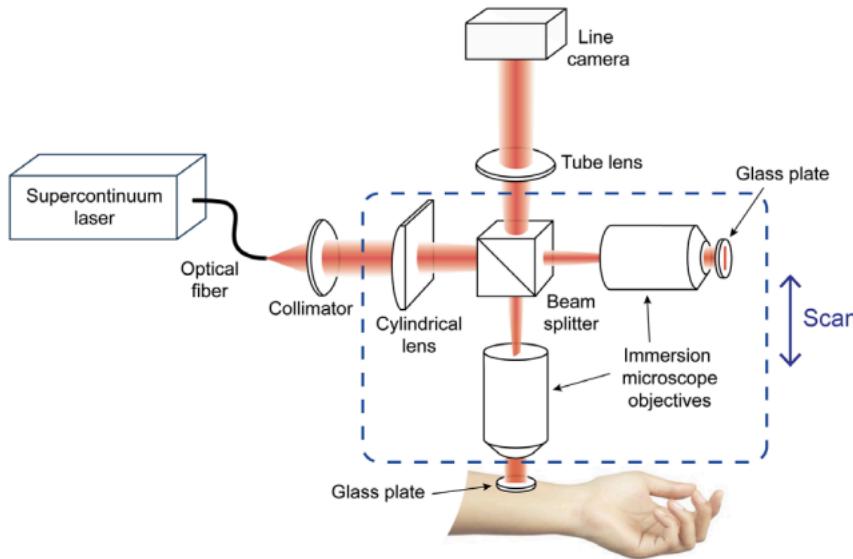
Suivi temporel de tumeur / quantification



LC-OCT skin imaging

2019 – 2020 : Computer Vision scientist, DAMAE Medical

Optical imaging



« Line-field confocal optical coherence tomography for high-resolution noninvasive imaging of skin tumors »,
DUBOIS, A. et al. , *Journal of biomedical optics*, 2018

Plan

1. Présentation des concepts « medical computer vision »

2. La computer vision au travers d'exemples d'applications médicales :

- Recalage
- Segmentation
- Quantification

3. Deep-Learning et annotations intelligentes pour le médical

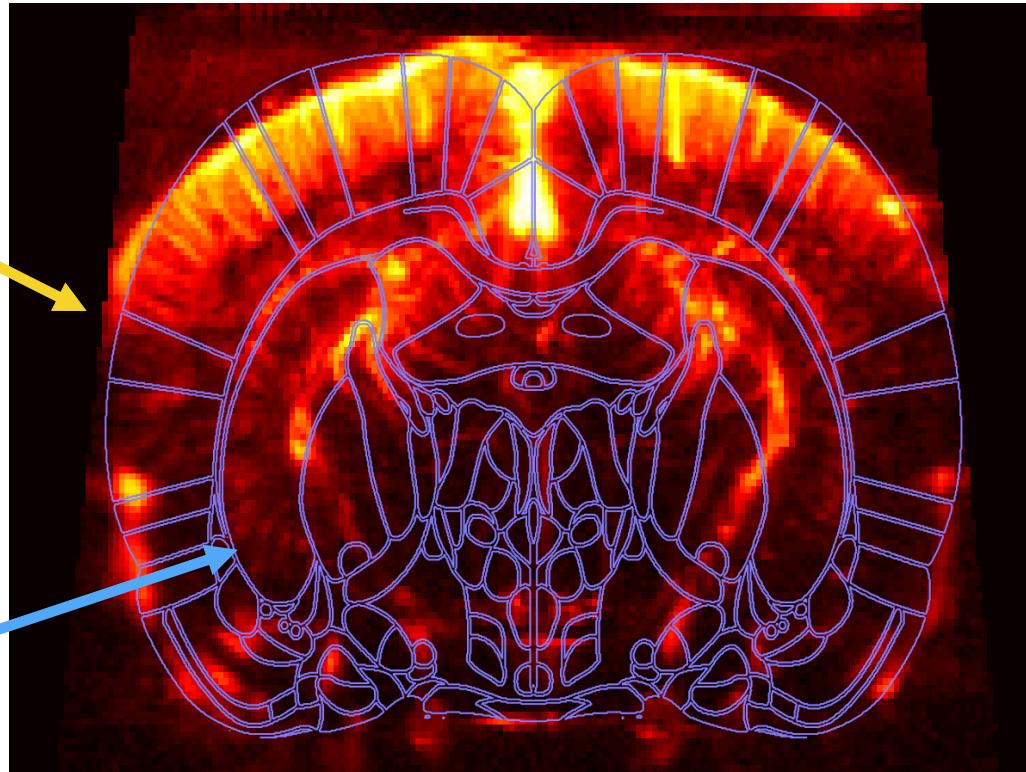
GPS du cerveau

1. Localisation

Outil de Neuro-Navigation
par Recalage Automatique

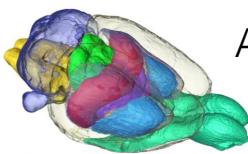
Imagerie cérébrale vasculaire
Doppler Ultrasensible

Atlas anatomique



Cohen, E., et al.(2016), « *Ultrasensitive Doppler based neuronavigation system for preclinical brain imaging applications* », *Ultrasonics Symposium (IUS), 2016 IEEE*

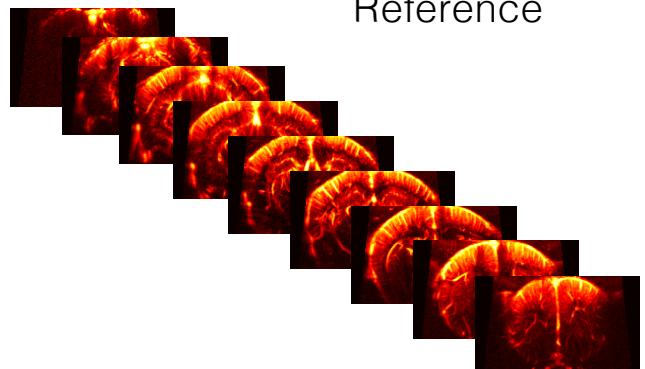
Atlas et recalage de référence



Atlas

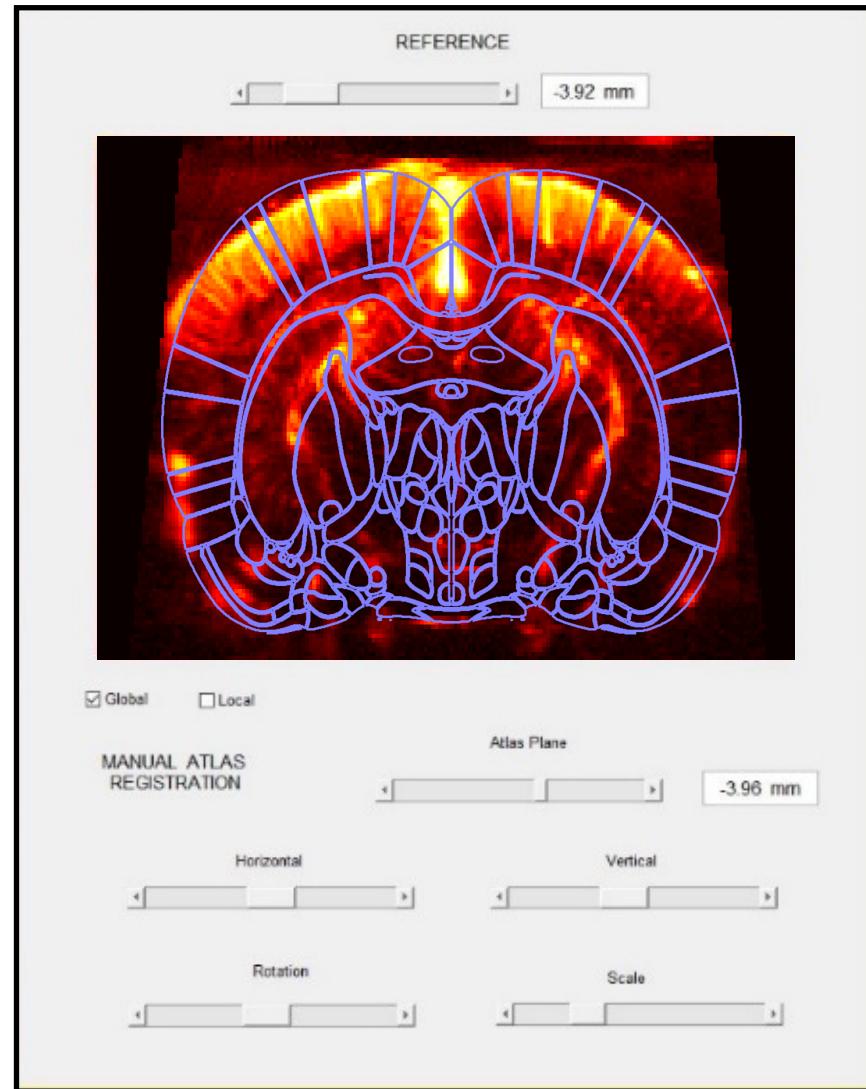


Recalage Manuel
(Rigide)



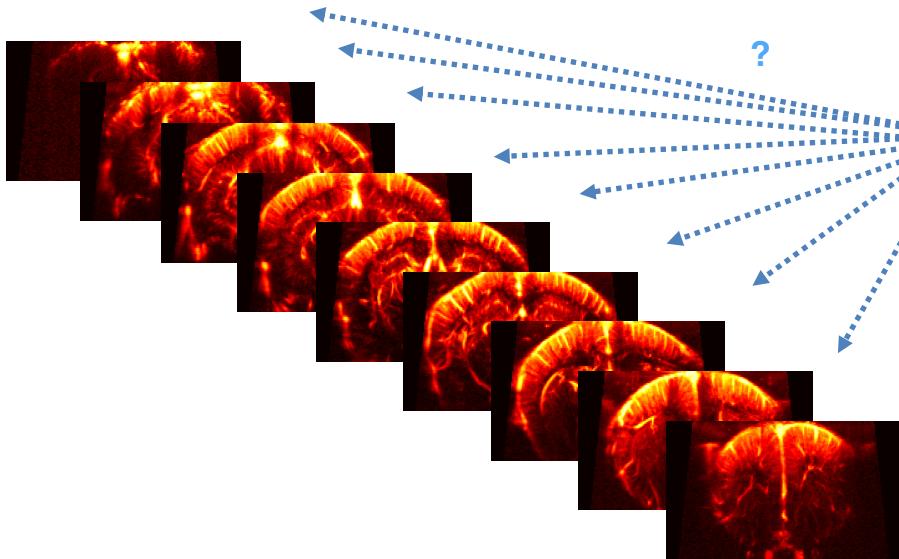
Référence

Interface graphique

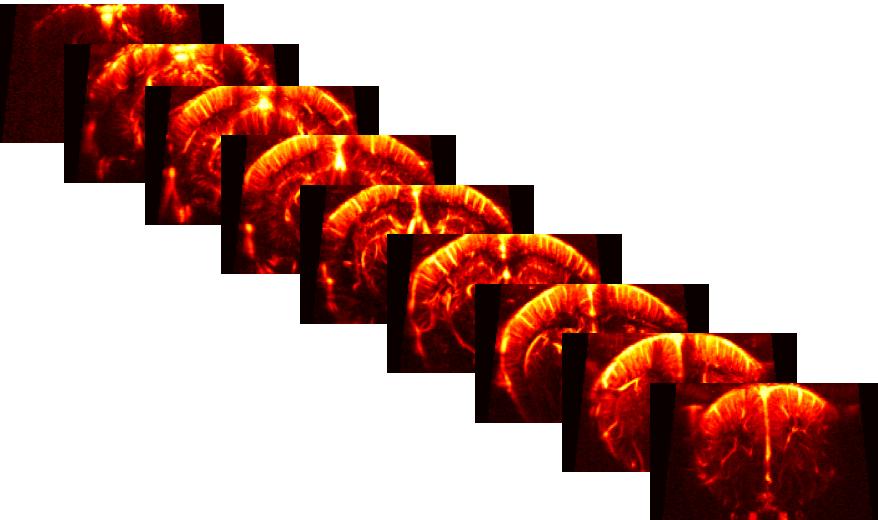


Intensity-based correlation

Animal référence

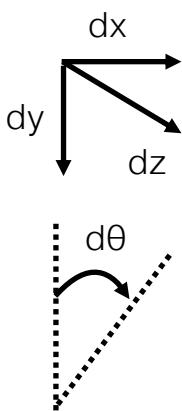


Animal acquisition courante

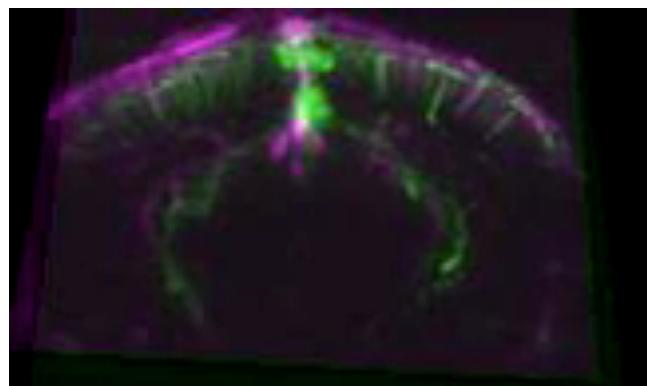


Coefficient de corrélation

$$c(\mathbf{I}_1, \mathbf{I}_2) = \frac{\sum_{i,j} I_1^{i,j} I_2^{i,j}}{\sqrt{\sum_{i,j} (I_1^{i,j})^2 \sum_{i,j} (I_2^{i,j})^2}}$$



Transformation rigide

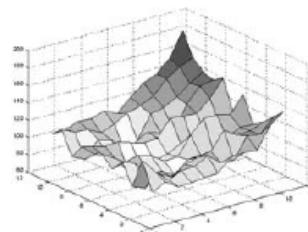
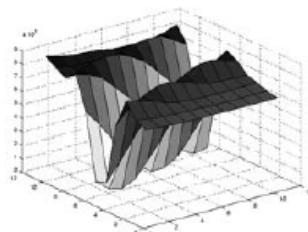
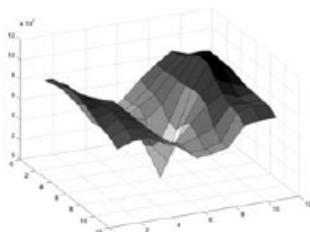
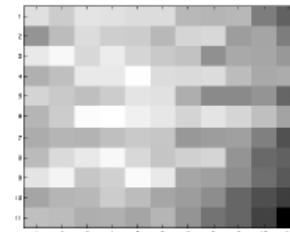
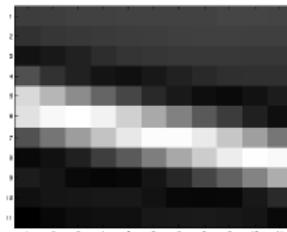
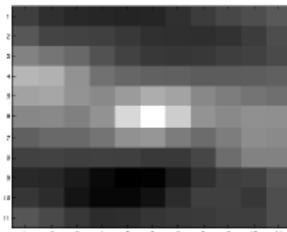


Feature-based registration



(a)

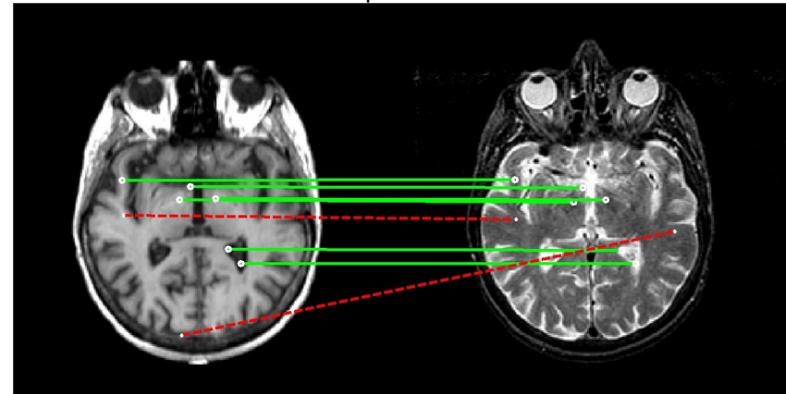
Local features



Feature-based registration

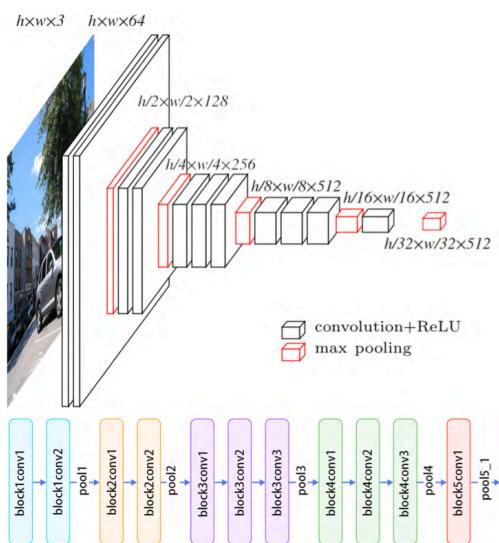
- Recalage mono-modal VS multi-modal
- Descripteurs type SIFT
- CNN pré-entraînés
- End-to-end deep-learning

Descripteurs SIFT



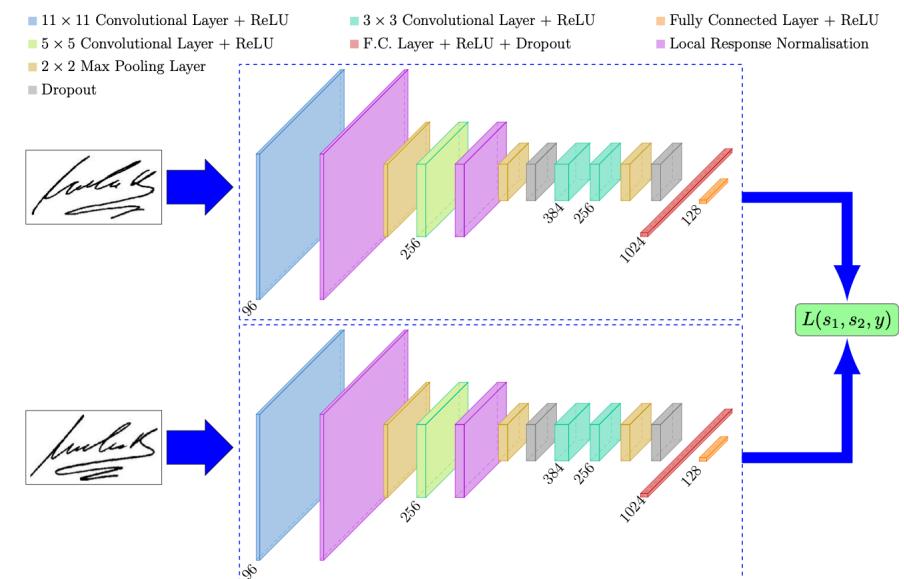
LV, Guohua. 2015

Pre-trained CNN



Z. YANG, et al. 2018

Réseaux siamois



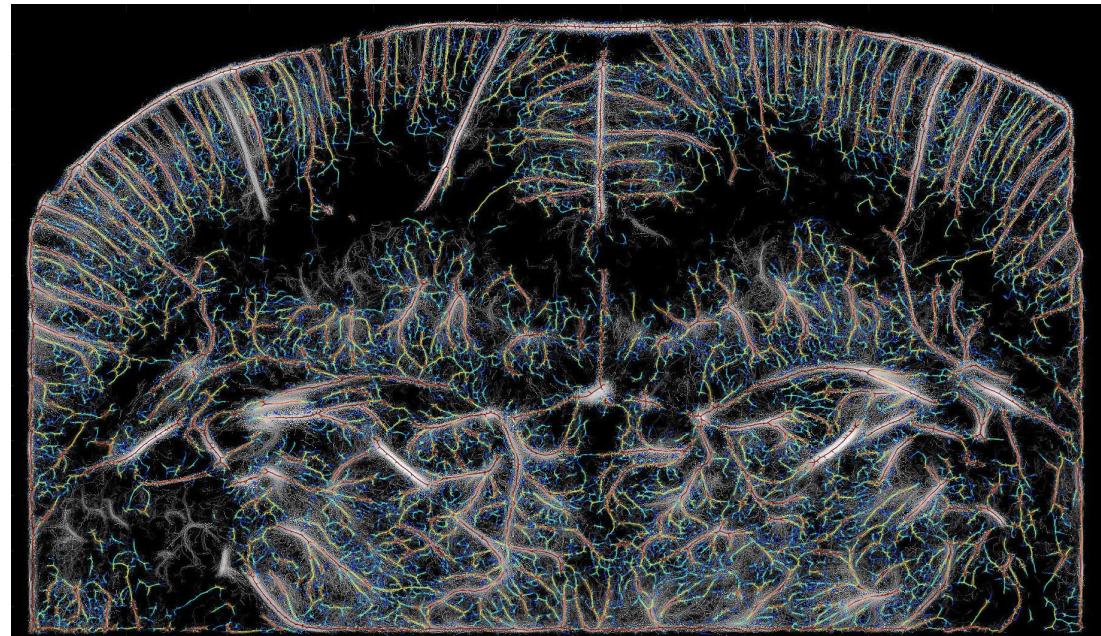
DEY, Sounak,, et al. Signet 2017

Segmentation des réseaux cérébraux

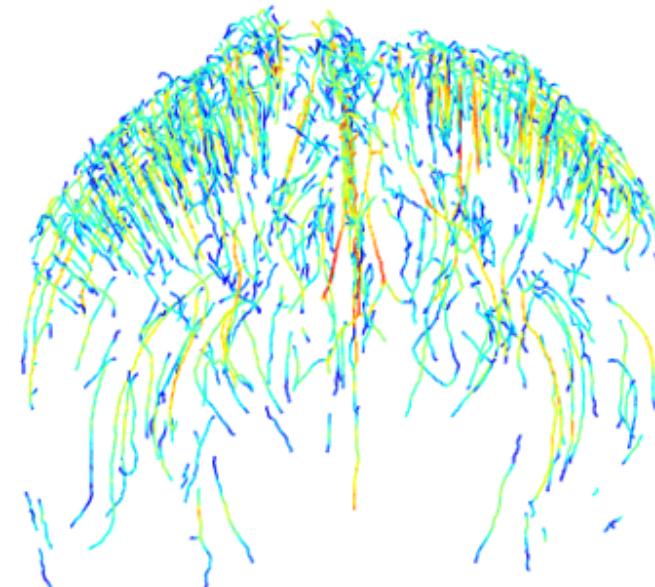
2. Modélisation

Segmentation et Représentation des Réseaux Vasculaires

2D



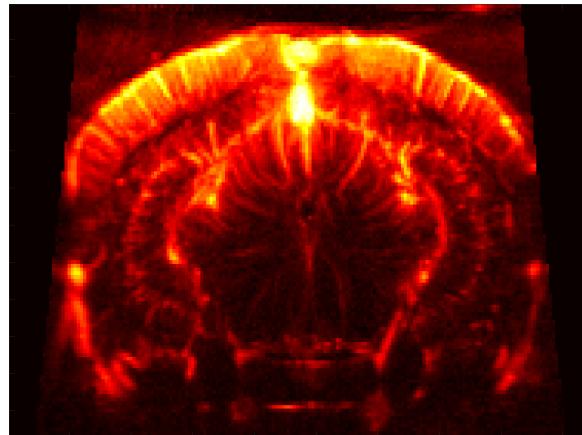
3D



Cohen, E., et al. (2017). "An Isotropic Minimal Path Based Framework for Segmentation and Quantification of Vascular Networks". EMMCVPR. Springer

Segmentation des réseaux cérébraux

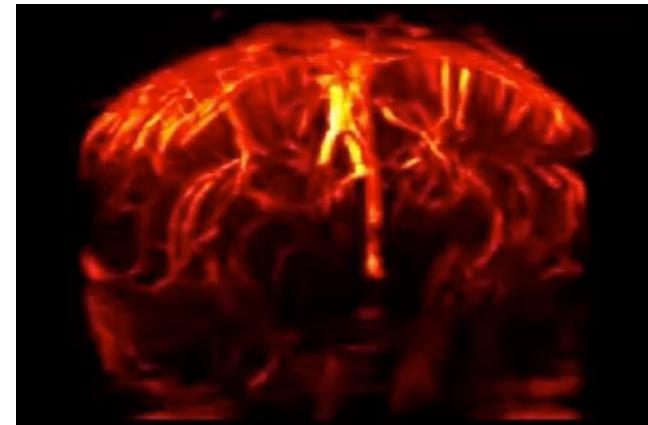
Doppler Ultrasensible 2D



Images
Réseaux Vasculaires

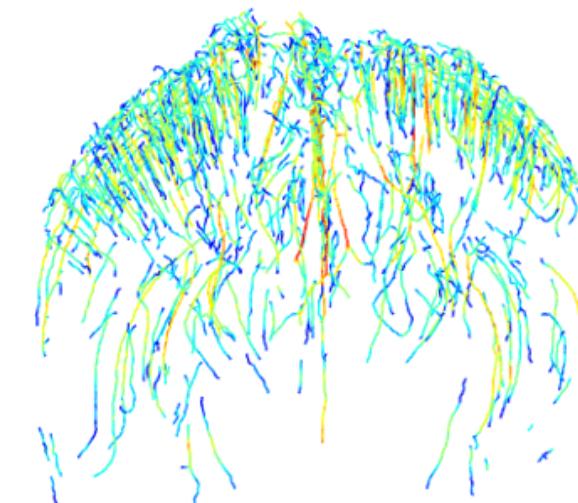
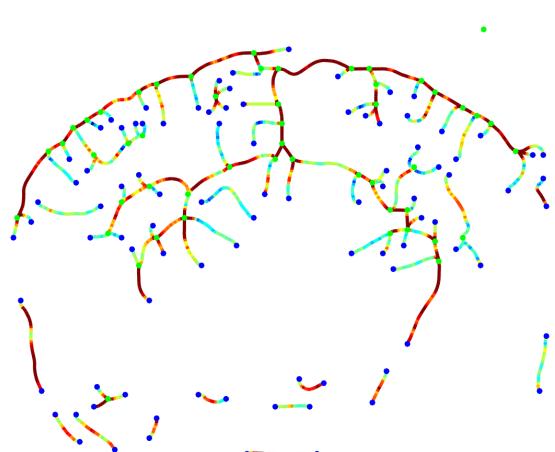
Algorithme

Doppler Ultrasensible 3D

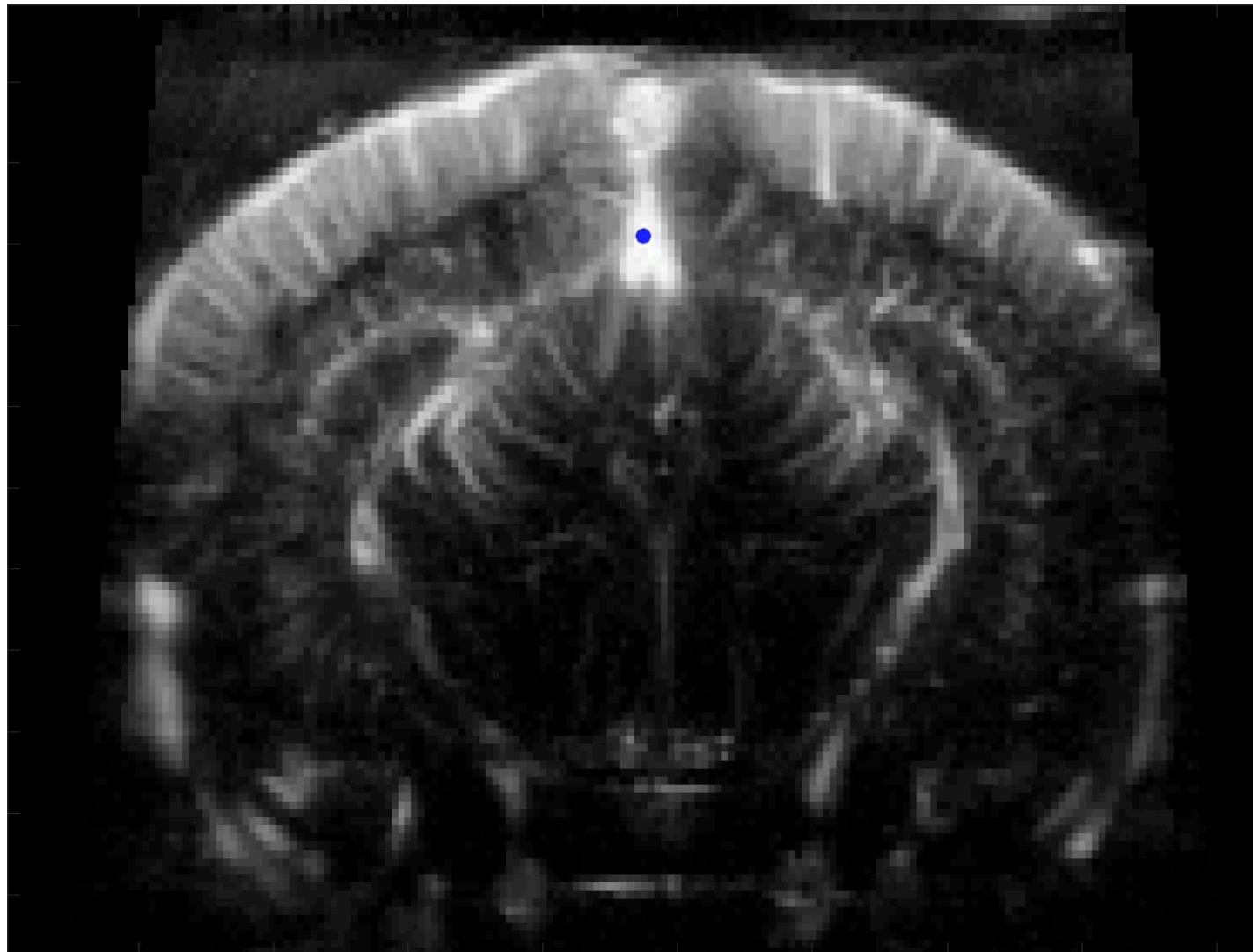


Modélisation en
Graphe

- Arêtes: chemins vasculaires
- Noeuds: bifurcations
- Poids: diamètres, courbure



Détection de keypoints par Fast-Marching



Benchmark

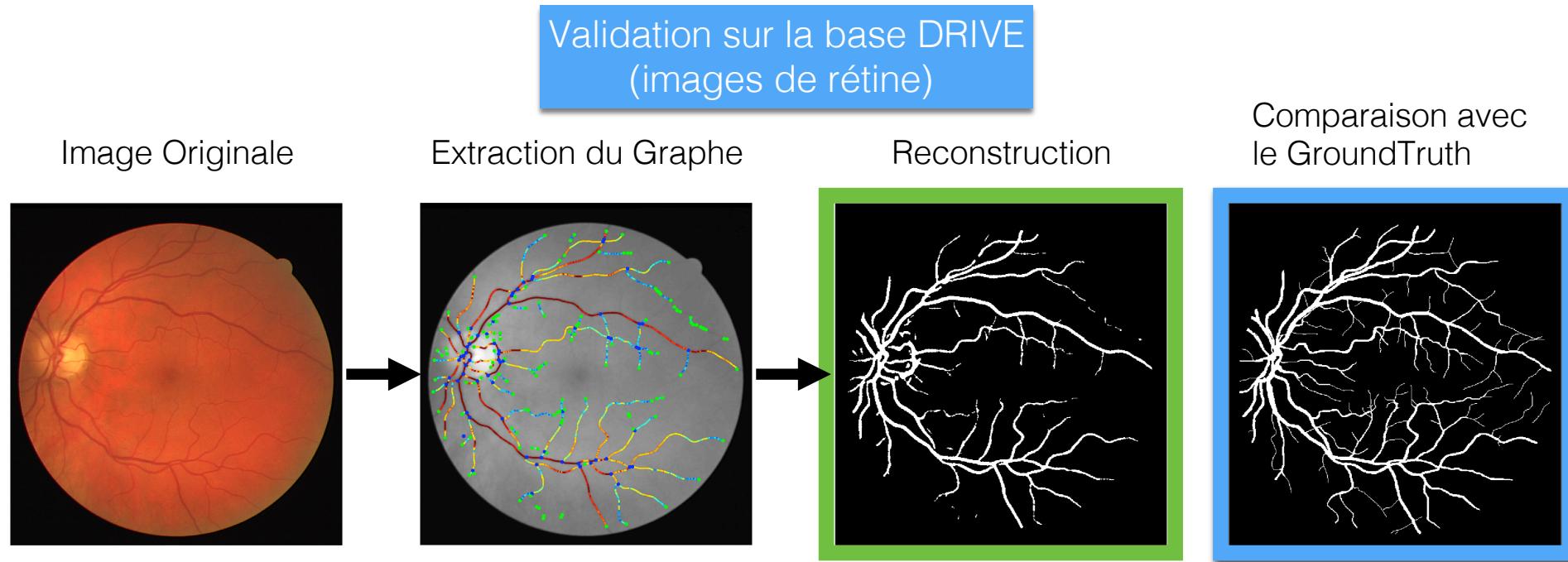
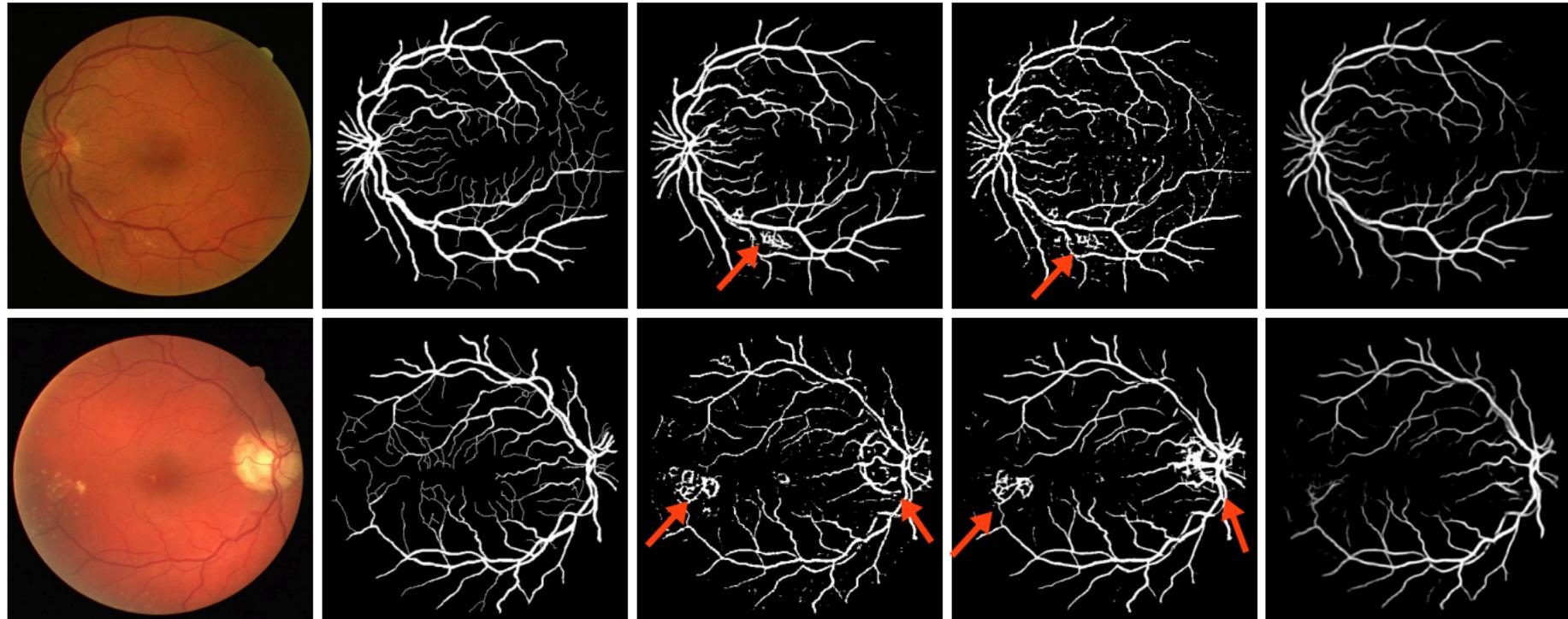


Table 1: Accuracy measures on the 20 retinal images of the DRIVE test dataset.

| Methods | Maximum | Minimum | Average | Standard deviation |
|-------------------------------------|---------|---------|---------|--------------------|
| Benmansour and Cohen [3] | 0.947 | 0.927 | 0.9372 | 0.0054 |
| Chen and Cohen [5] | 0.949 | 0.930 | 0.9397 | 0.0052 |
| Jerman et al. [15] | 0.954 | 0.924 | 0.9410 | 0.0096 |
| Our reconstruction from centrelines | 0.951 | 0.923 | 0.9382 | 0.0089 |

DeepVessel CNN-based

Fu et al. 2016



(A) Fundus image

(B) Ground truth

(C) Nguyen *et al.* 2013

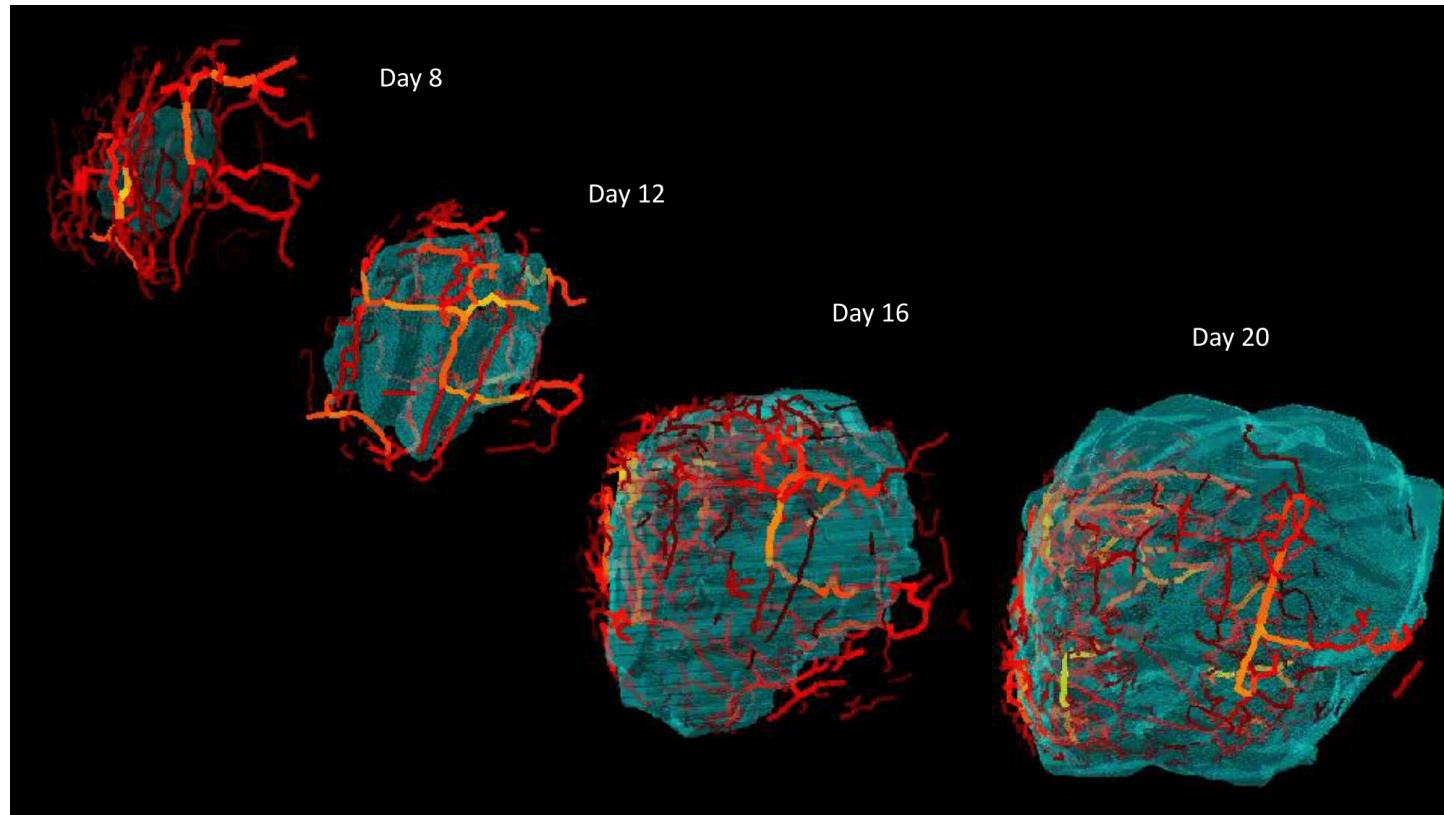
(D) Orlando *et al.* 2014

(E) Our DeepVessel

Suivi de tumeurs

3. Quantification et Suivi

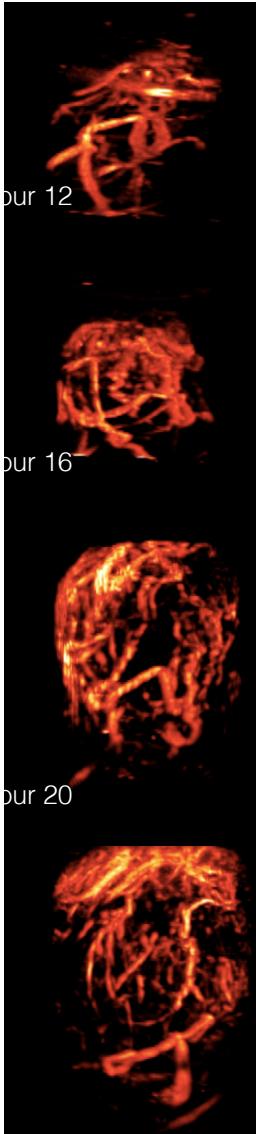
Outil d'Analyse de la
Croissance et de l'Architecture
Tumorale



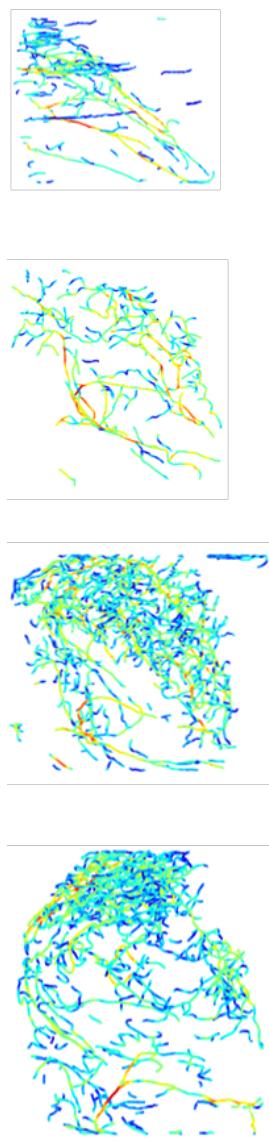
Cohen, E., et al.(2019),
« 4d point cloud registration for tumor vascular networks monitoring from ultrasensitive doppler images, »
in CMBBE

Quantification au cours du temps

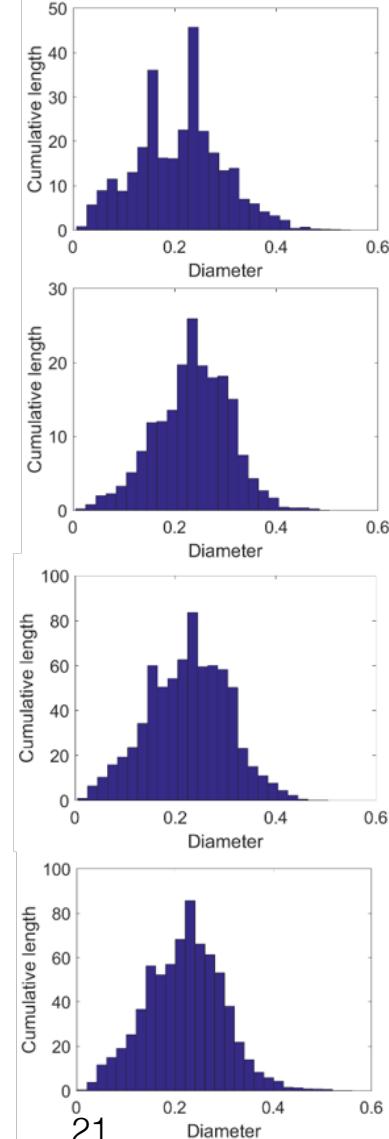
Données Tumorales 4D



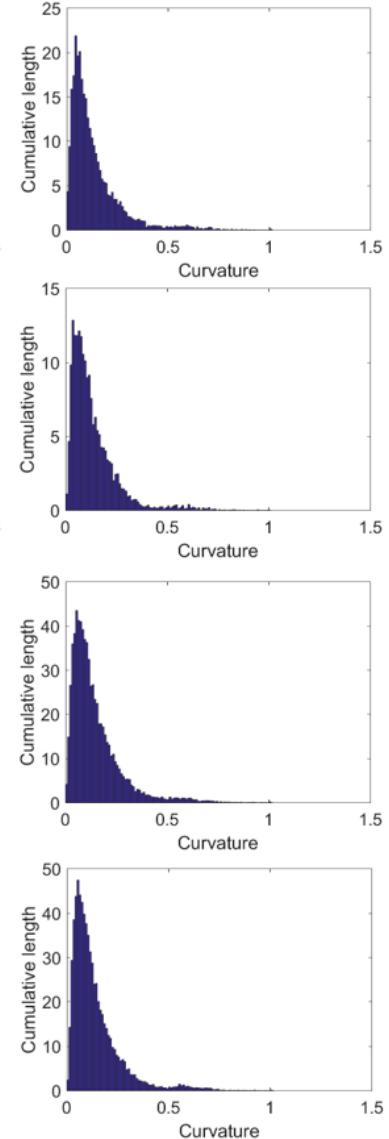
Graphe



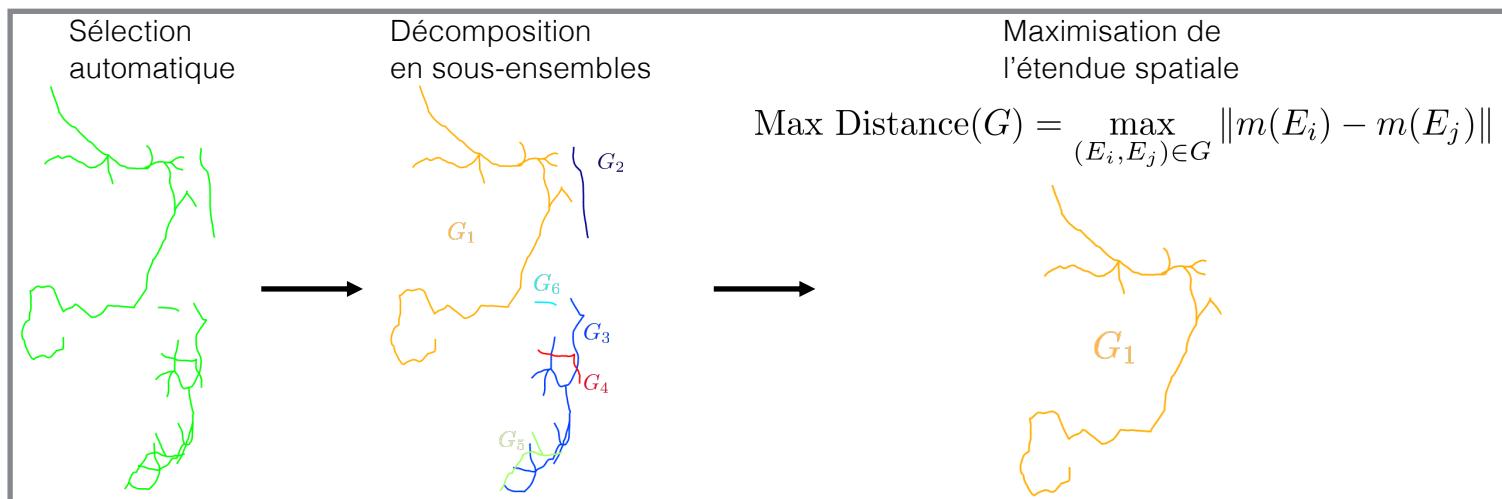
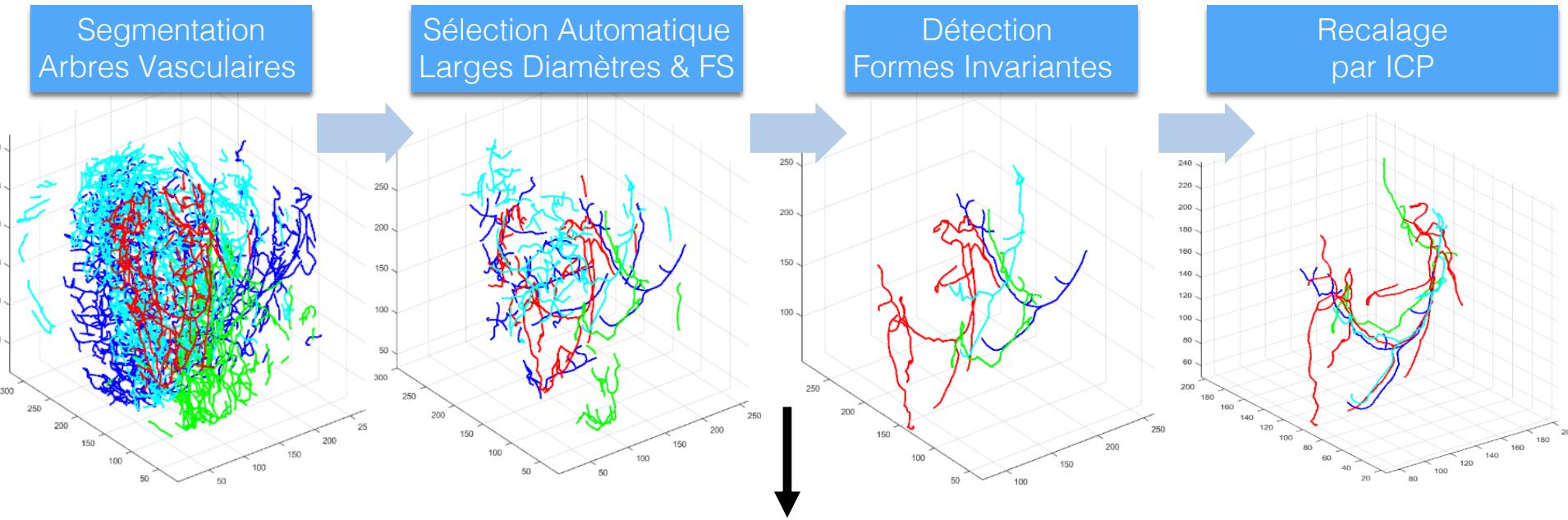
Histogramme Diamètres



Histogramme Courbures

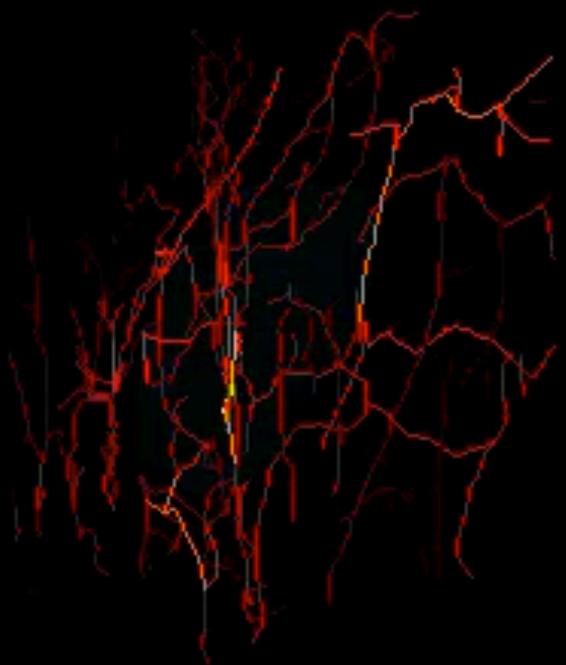


Détection de formes vasculaires invariantes



Rendu 3D

Jour 8



Plan

1. Présentation des concepts « medical computer vision »

2. La computer vision au travers d'exemples d'applications médicales :

- Recalage
- Segmentation
- Quantification

3. Deep-Learning et annotations intelligentes pour le médical

La « deep » révolution

2012 (AlexNet)



Computer vision « classique »
Hand-crafted features



Apprentissage mimant le cerveau humain :
Machine / Deep-Learning



Annotations & apprentissage supervisé

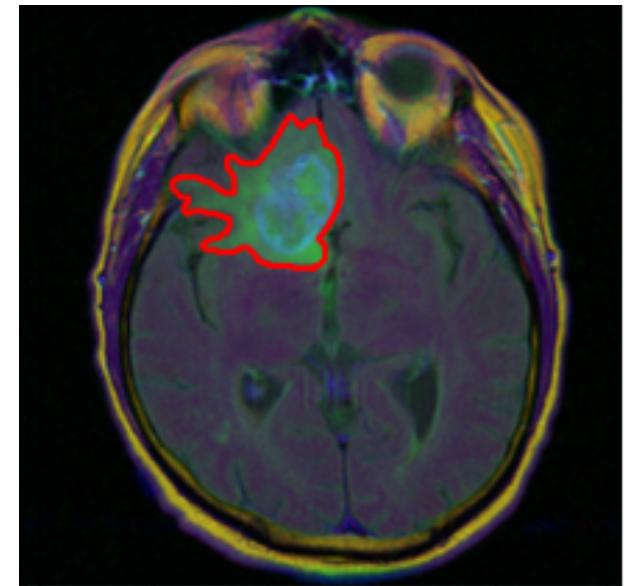
Les algorithmes d'apprentissage supervisés nécessitent des données annotées

L'annotation doit être :

- **Précise** : la qualité des prédictions dépendent de la qualité des annotations
- **Variée** : pour éviter tout biais dans l'apprentissage et améliorer sa capacité à généraliser

Contraintes :

- Nécessité d'un expert (médecin, biologiste, ...)
- L'annotation est longue et chronophage
- Les images médicales sont complexes, avec beaucoup de variabilités



L'outil d'annotation adapté

L'outil doit :

- faciliter le travail de l'annotateur : l'outil doit être semi-automatique pour aider l'annotateur
- répondre aux critères des médecins : définition des métriques
 - Le data scientist doit bien comprendre son image

Exemples de méthodes de segmentation semi-automatique :

- Contours actifs, snake, Fast-Marching
- Opérateurs morphologiques
- Filtre de pre-processing : gaussien, Non-Local means, bilateral, CLAHE

Annotations avancées

<https://www.college-de-france.fr/site/gerard-berry/symposium-2019-04-23-09h30.htm>

Roberto Ardon, INCEPTO

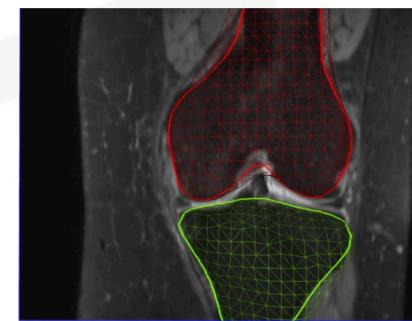
Annotation avancée



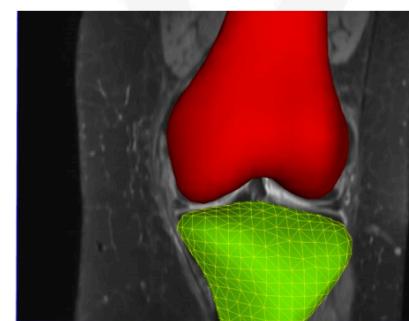
Points

Zones

Contours



Surfaces



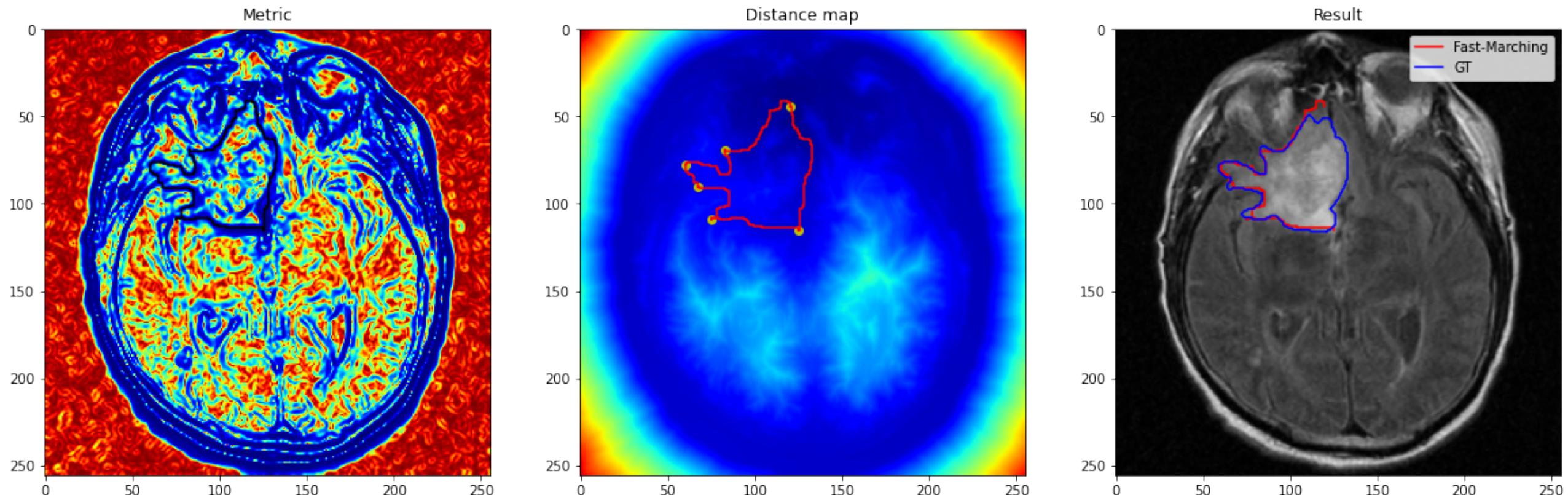
Volumes



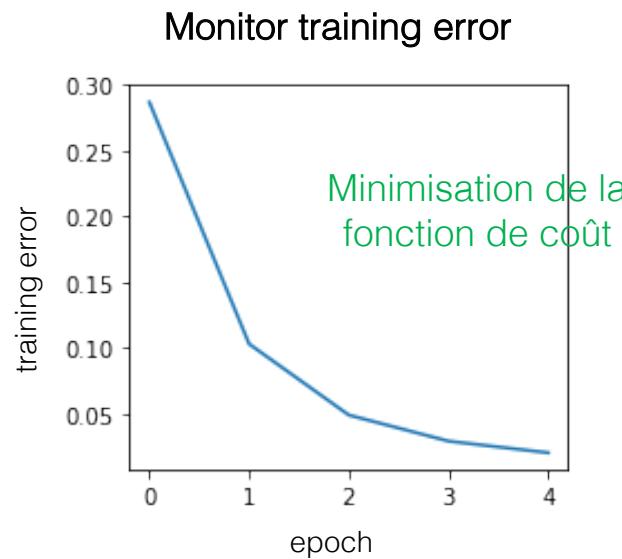
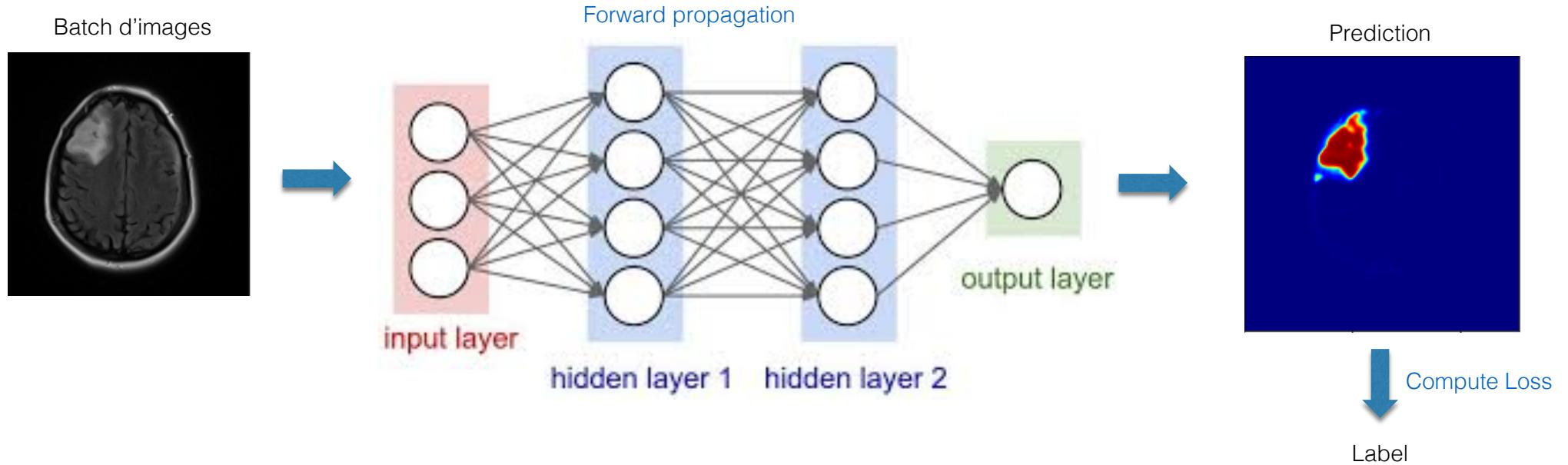
INCEPTO

Annotations avancées

Extraction de chemins minimaux, algorithme du Fast-Marching



Deep-Learning pipeline

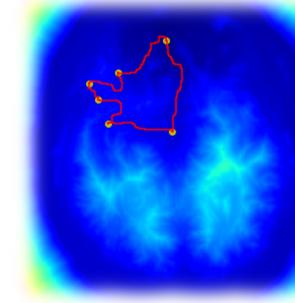
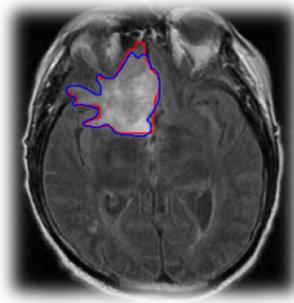
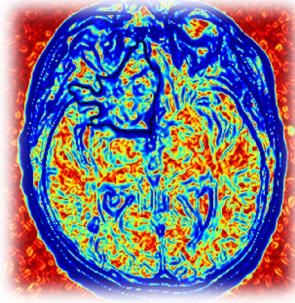


Back-propagation

Conclusion

La computer vision pour le médicale en 3 phrases:

- Domaine passionnant
- Elle nécessite une collaboration étroite avec le corps médical
- Une vraie expertise image pour contrôler et valider l'apprentissage machine



WORKSHOP « Brain MRI segmentation »



Dataset

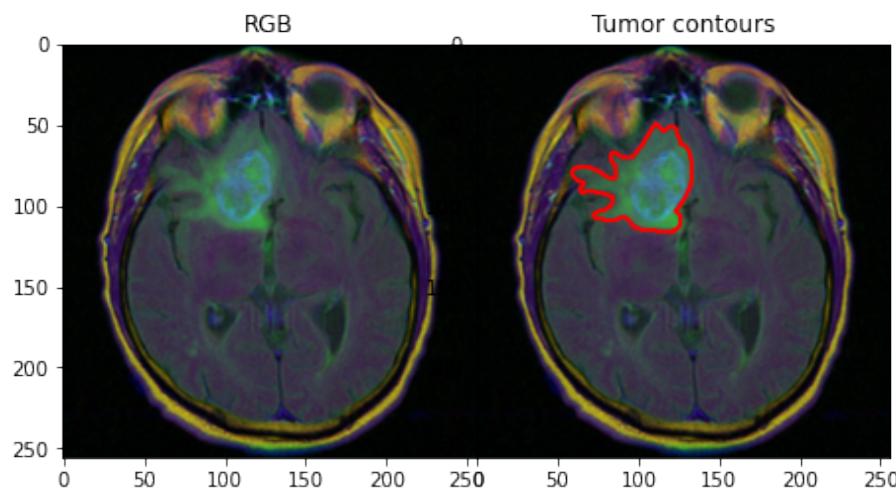
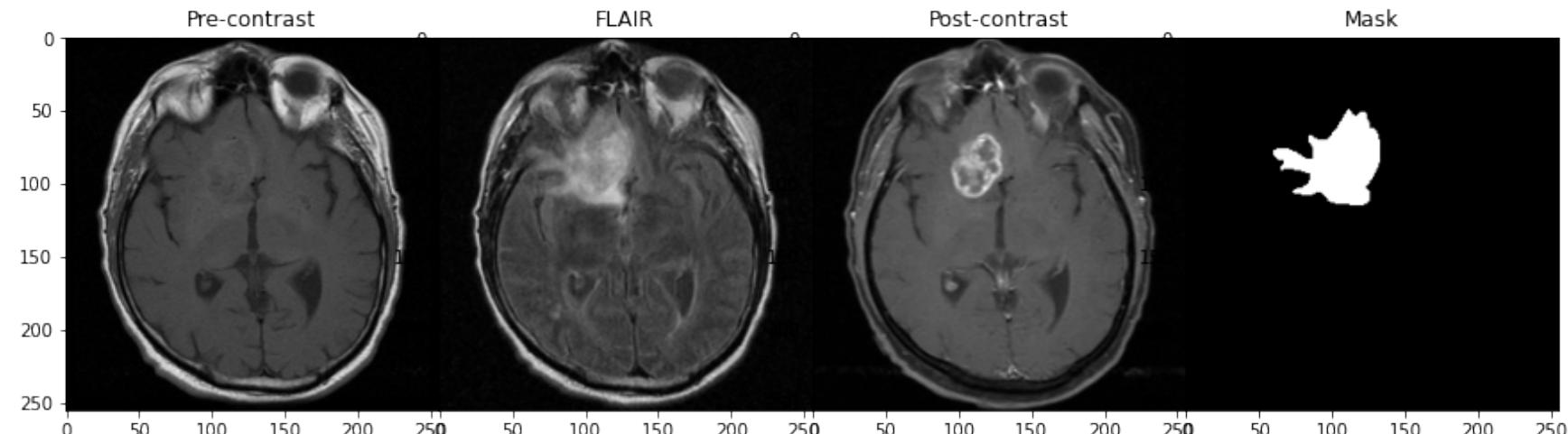
<https://www.kaggle.com/mateuszbuda/lgg-mri-segmentation>

The screenshot shows a web browser displaying a Kaggle dataset page. The URL in the address bar is [kaggle.com/mateuszbuda/lgg-mri-segmentation](https://www.kaggle.com/mateuszbuda/lgg-mri-segmentation). The page title is "Brain MRI segmentation". The main content features four circular brain MRI slices with overlaid segmentation masks in green and purple. Below the images, the text reads "Brain MRI images together with manual FLAIR abnormality segmentation masks". A profile picture of Mateusz Buda is shown, along with the text "Mateusz Buda • updated 2 years ago". The navigation menu on the left includes Home, Compete, Data (which is selected), Notebooks, Communities, and Courses. The right side of the page includes a search bar, a user profile icon, and various interaction buttons like Download (714 MB) and New Notebook.

LGG Dataset

LGG (lower-grade gliomas) segmentation dataset

- 110 patients
- 3929 images IRM (~40 images/patient)
- Annotations tumeurs



Github repo

<https://github.com/imcohen/segment-brain-mri>

The screenshot shows a GitHub repository page for 'imcohen / segment-brain-mri'. The page has a dark theme. At the top, there's a navigation bar with links for Pull requests, Issues, Marketplace, and Explore. Below the navigation bar, the repository name 'imcohen / segment-brain-mri' is displayed, along with buttons for Unwatch (1), Star (0), and Fork (0). The main content area shows the 'Code' tab selected, with a list of files and their commit history. A recent commit by 'mancostart' is highlighted. On the right side, there are sections for 'About', 'Releases', and 'Packages'.

Code

Issues

Pull requests

Actions

Projects

Wiki

Security

Insights

Settings

main

1 branch

0 tags

Go to file

Add file

Code

mancostart ENH: add deep_learning_segmentation.ipynb

a348495 2 days ago 5 commits

data/kaggle_3m add notebooks/dataset_overview.ipynb 5 days ago

notebooks ENH: add deep_learning_segmentation.ipynb 2 days ago

sources ENH: add deep_learning_segmentation.ipynb 2 days ago

.gitignore add notebooks/dataset_overview.ipynb 5 days ago

README.md add notebooks/dataset_overview.ipynb 5 days ago

requirements.txt ENH: add deep_learning_segmentation.ipynb 2 days ago

About

Brain MRI segmentation using Kaggle dataset

Readme

Releases

No releases published

Create a new release

Packages

No packages published

Tutoriels

Dataset : Notebook : dataset_overview.ipynb

- Tutoriel 1:

"l'annotation intelligente des images médicales" : algorithme du Fast-Marching

Notebook : fast_marching_segmentation.ipynb

- Tutoriel 2 :

"segmentation d'images tumorales par Deep-Learning" : UNet sous PyTorch

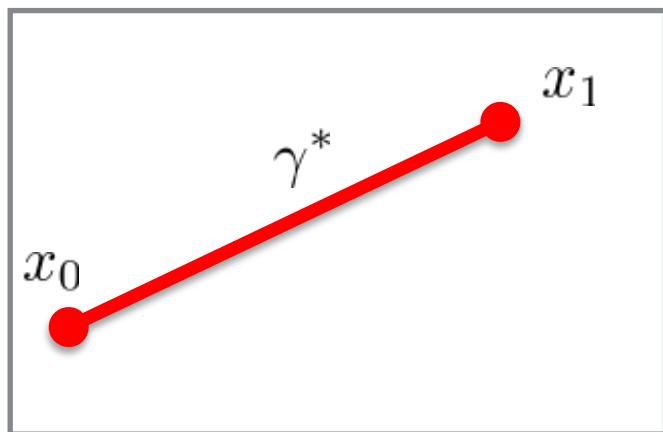
Notebook : deep_learning_segmentation.ipynb → ouvrir dans Colab pour profiter du calcul GPU



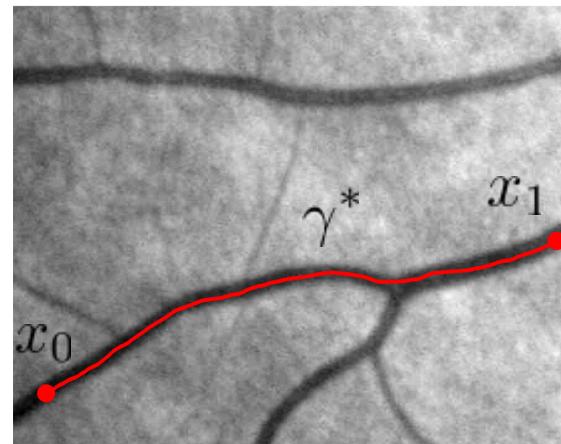
Extraction de chemins minimaux

Problème

Trouver le plus court chemin γ^* reliant x_0 à x_1



Métrique W unitaire



W dépend du pixel

Minimisation

Longueur de courbe

$$\gamma^* = \operatorname{argmin}_{\gamma} \int_0^1 \|\gamma'(t)\| dt .$$

Longueur de courbe pondérée

$$\gamma^* = \operatorname{argmin}_{\gamma} \int_0^1 \|W(\gamma(t))\gamma'(t)\| dt .$$



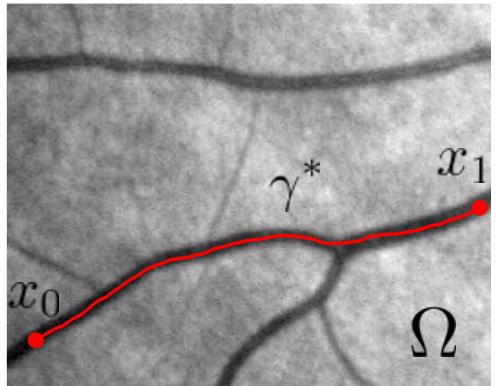
Potentiel (petit dans les zones d'intérêt)

Extraction de chemins minimaux

Problème



Minimisation



Longueur de courbe pondérée

$$\gamma^* = \operatorname{argmin}_{\gamma} \int_0^1 \|W(\gamma(t))\gamma'(t)\| dt$$



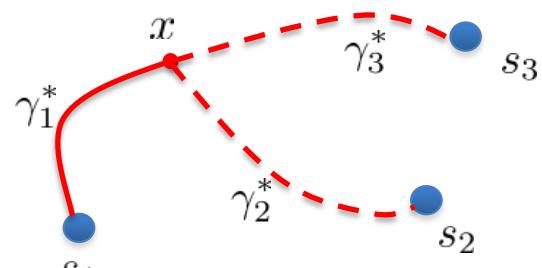
Solution

Distance géodésique
(à 1 source)

$$U_{x_0}(x_1) = l(\gamma^*) = \int_0^1 \|W(\gamma^*(t))\gamma^*(t)\| dt$$

Distance géodésique
(à plusieurs sources)

$$U_S(x) = \min_{\gamma^*(0) \in S, \gamma^*(1) = x} l(\gamma^*)$$

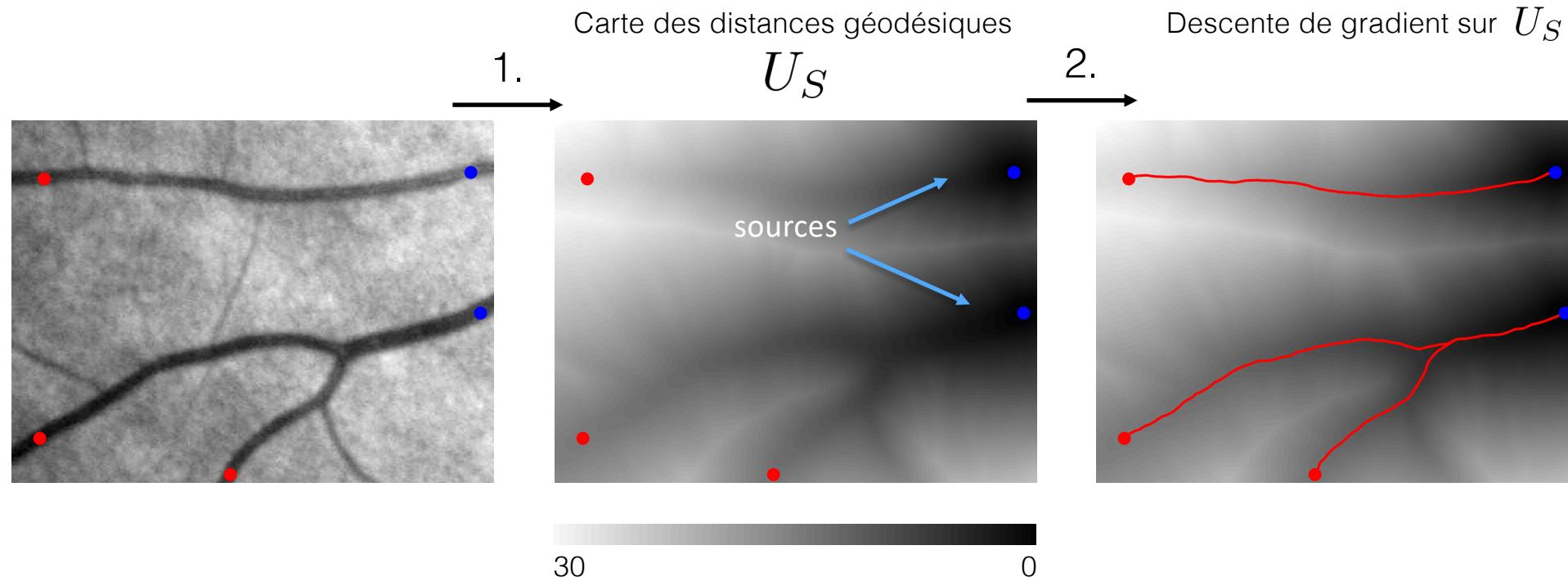


$$U_S(x) = l(\gamma_1^*)$$

Extraction de chemins minimaux

Solution

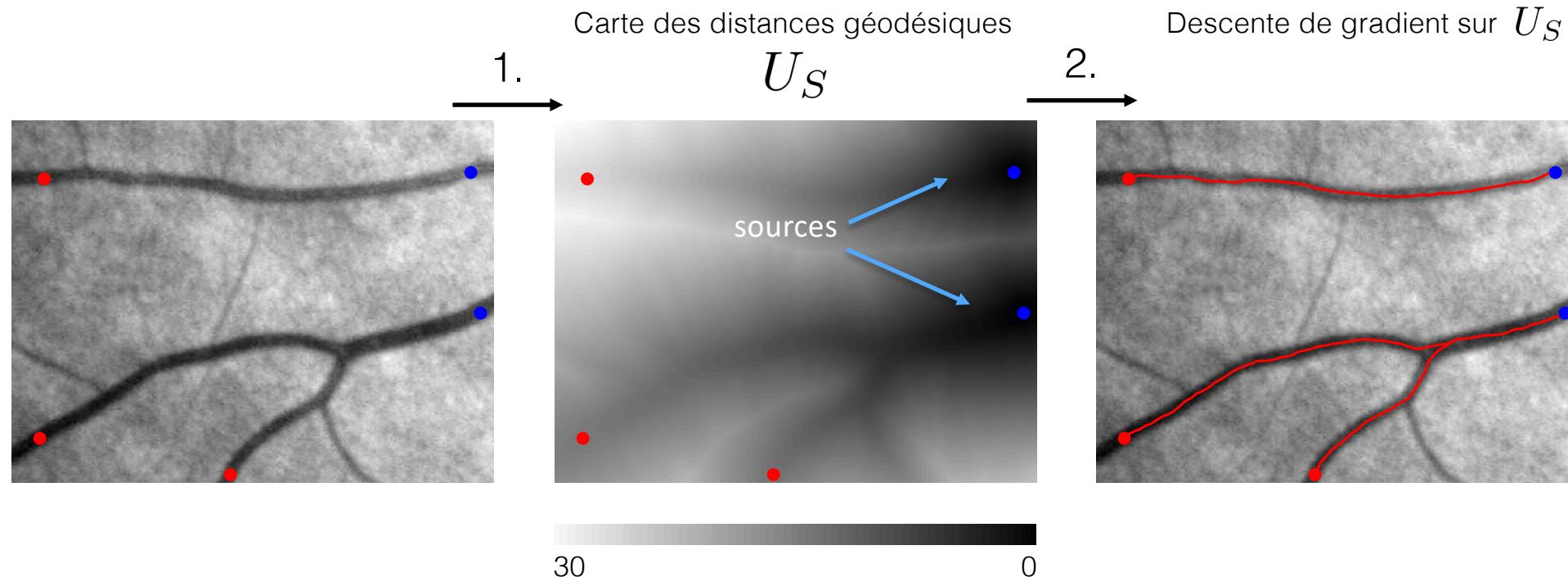
1. Calculer $U_S(x)$ en tout point x de l'image
2. Sur U_S , naviguer à partir des points finaux vers les points sources en suivant les valeurs les plus petites (descente de gradient)



Extraction de chemins minimaux

Solution

1. Calculer $U_S(x)$ en tout point x de l'image
2. Sur U_S , naviguer à partir des points finaux vers les points sources en suivant les valeurs les plus petites (descente de gradient)



Algorithme du Fast-Marching

Calcul numérique de U_S

Résoudre l'équation EIKONAL

$$\begin{cases} \|\nabla U_S(x)\| = W(x), \forall x \in \Omega \\ U_S(x) = 0, \forall x \in S \end{cases}$$



Algorithme

Fast Marching Method, J.A. Sethian, 1999

1. Discrétisation —> résoudre localement l'équation Eikonal

$$\max \{U_{i,j} - U_{i-1,j}, U_{i,j} - U_{i+1,j}, 0\}^2 + \max \{U_{i,j} - U_{i,j-1}, U_{i,j} - U_{i,j+1}, 0\}^2 = W_{i,j}^2$$

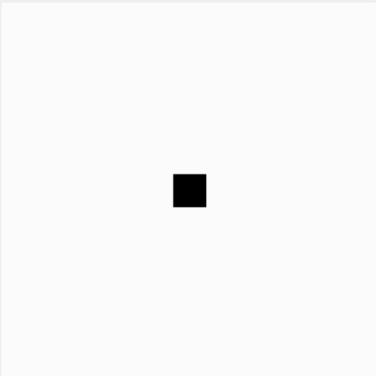
2. Calcul itératif: propagation d'un front qui traverse tout le maillage de l'image

Algorithme du Fast-Marching

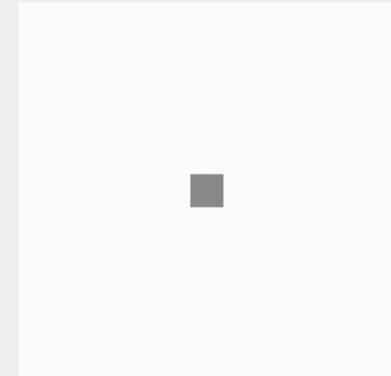
W



Front



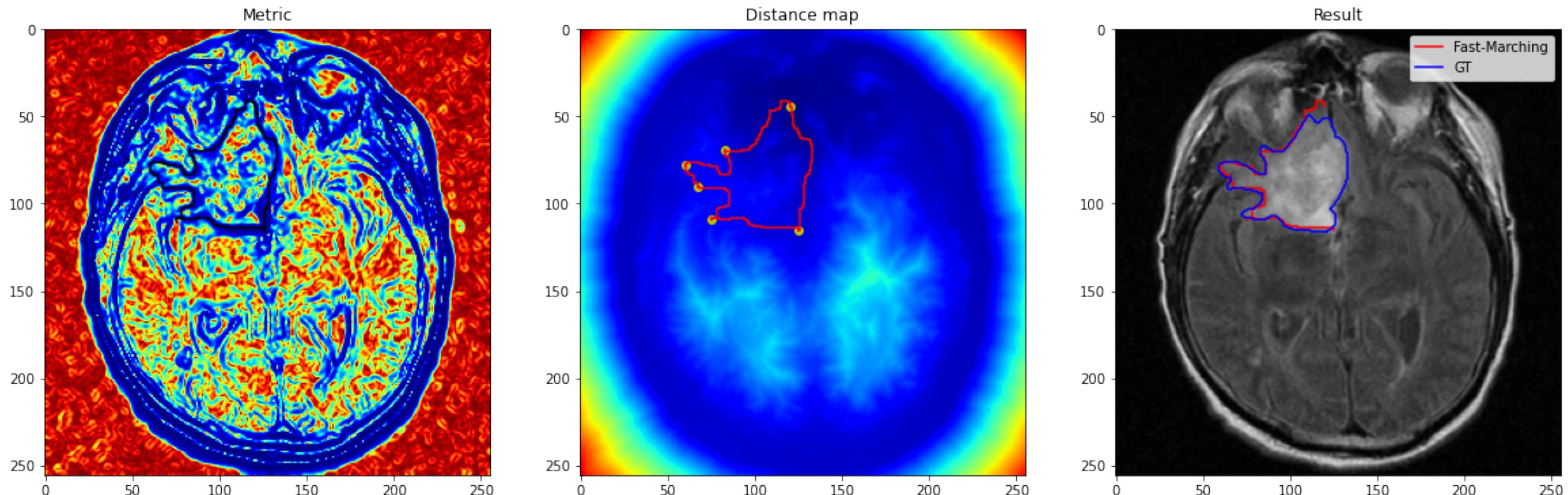
U_S



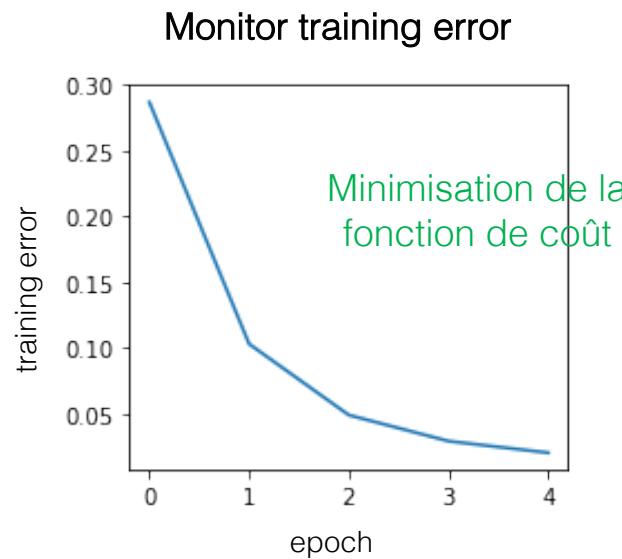
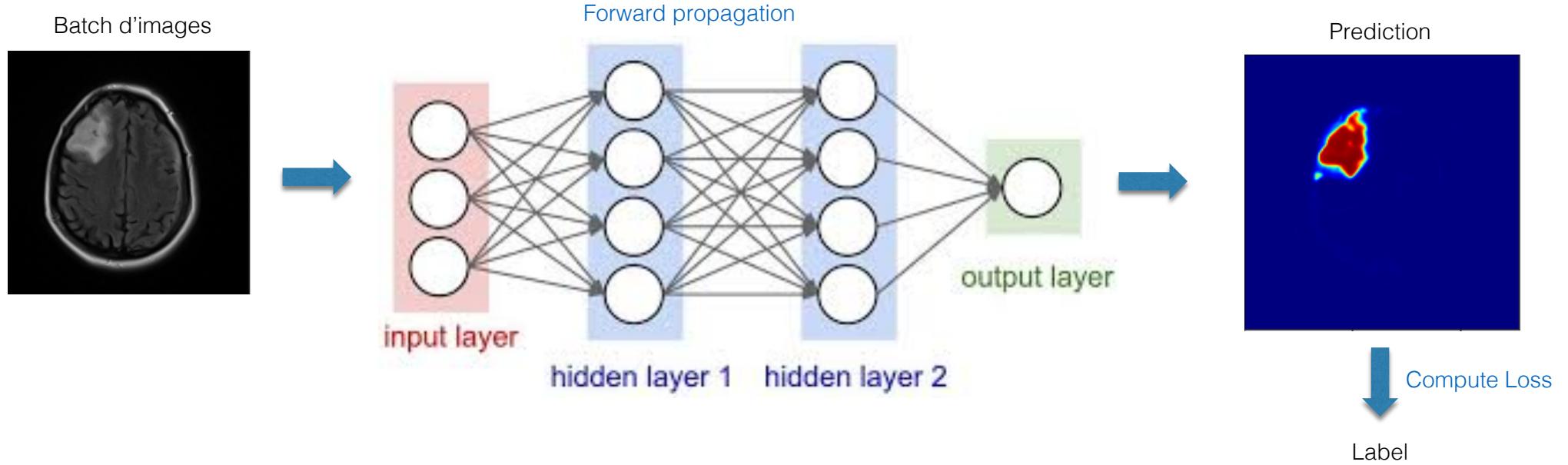
- calculé
- en cours
- non visité

Tutoriel 1

Extraction de chemins minimaux, algorithme du Fast-Marching



Deep-Learning pipeline



Back-propagation

UNet

Original paper by Olaf Ronneberger, Philipp Fischer, Thomas Brox: <https://arxiv.org/abs/1505.04597>

