



HAL
open science

Méthodes variationnelles pour la segmentation d'images médicales

Olivia Miraucourt, Stéphanie Salmon, Hugues Talbot, Nicolas Passat

► **To cite this version:**

Olivia Miraucourt, Stéphanie Salmon, Hugues Talbot, Nicolas Passat. Méthodes variationnelles pour la segmentation d'images médicales. Journée des Jeunes Chercheurs - SFR CAP-Santé, 2015, Reims, France. 2015. hal-01695414

HAL Id: hal-01695414

<https://hal.univ-reims.fr/hal-01695414v1>

Submitted on 11 Feb 2019

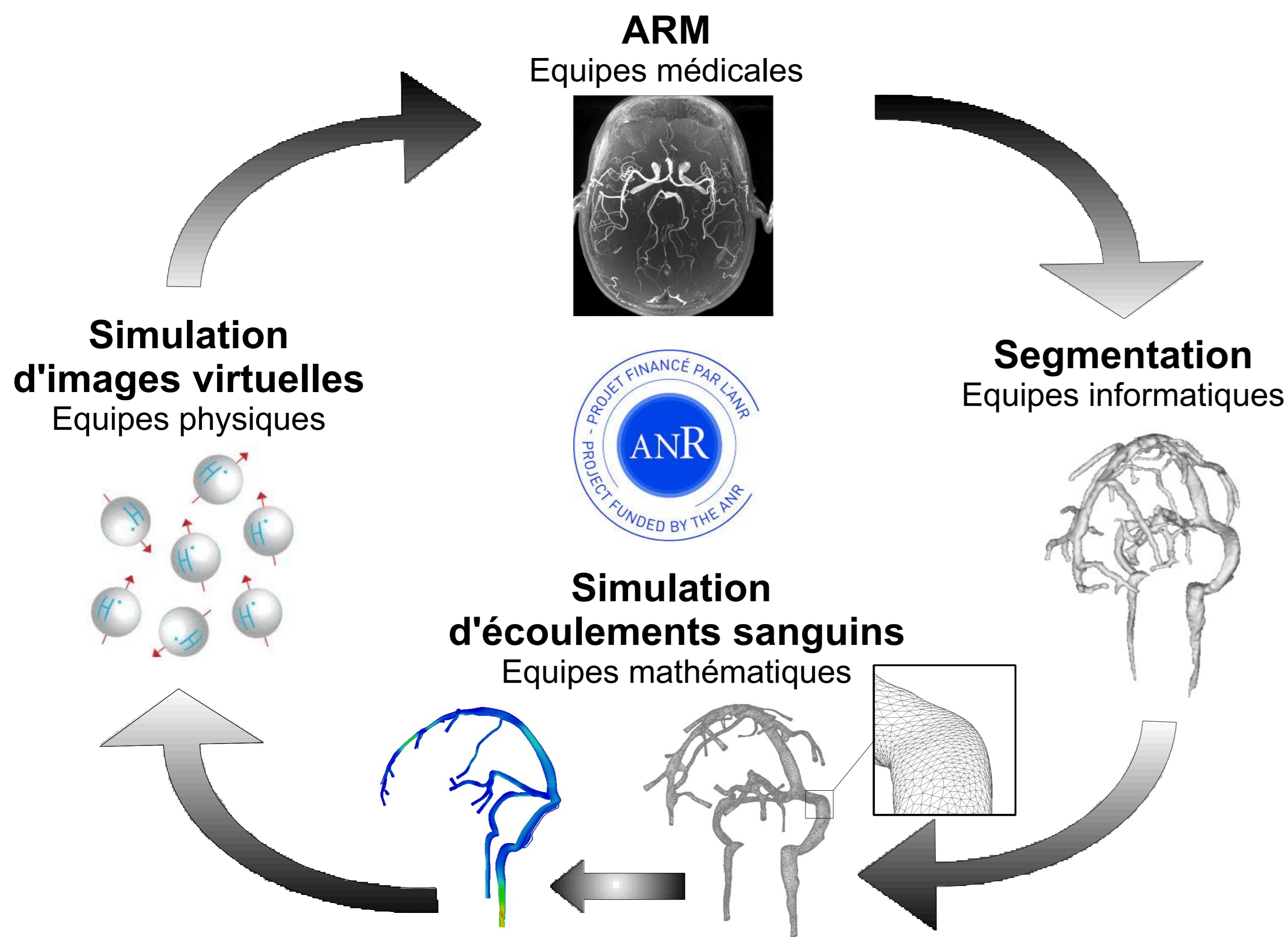
HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Olivia MIRAUCOURT ^a, Stéphanie SALMON ^a, Hugues TALBOT ^b, Nicolas PASSAT ^c

^aUniversité de Reims, LMR ; ^bUniversité Paris-Est, ESIEE, LIGM ; ^cUniversité de Reims, CReSTIC

Contexte : projet ANR VivaBrain¹



Tubularité de Frangi

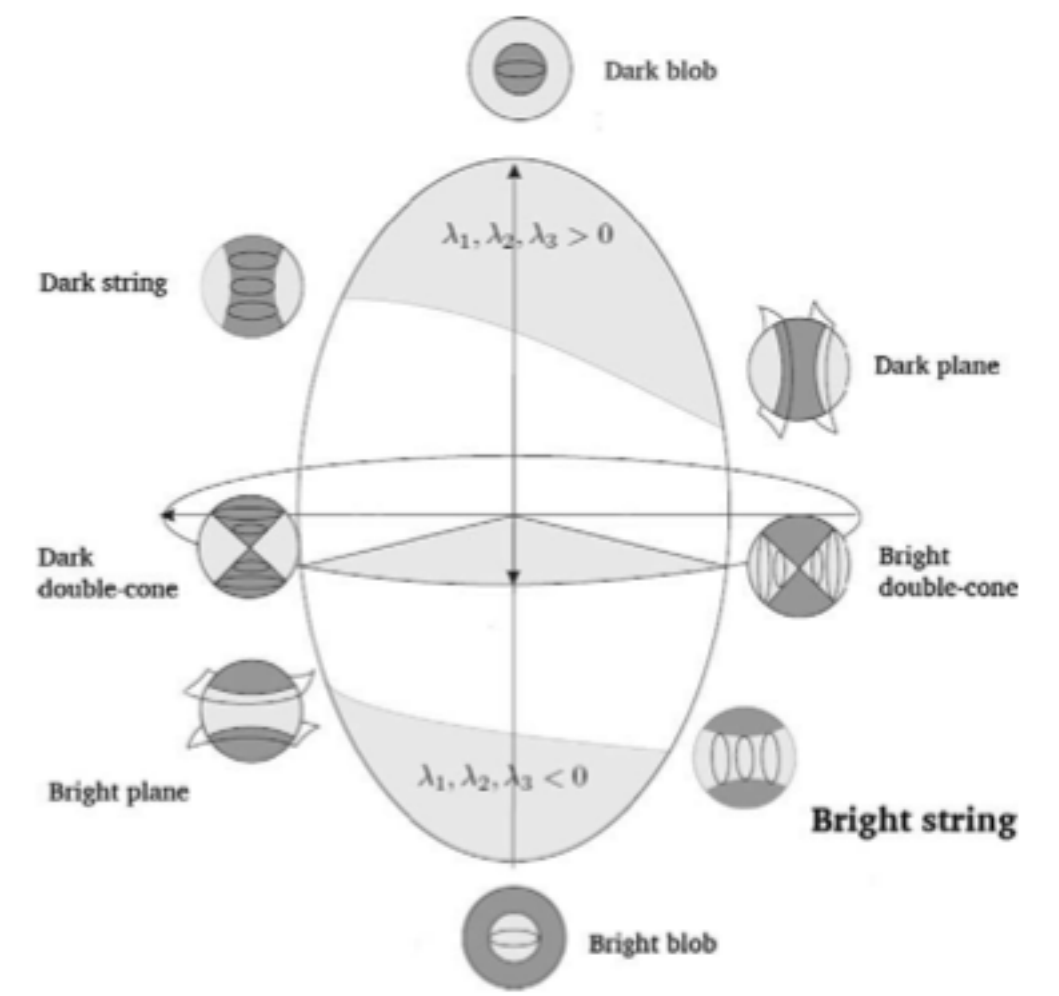
Soient γ_1, γ_2 et γ_3 les valeurs propres de la matrice hessienne. Pour une structure tubulaire idéale, on a

- $|\gamma_1| \approx 0$
- $|\gamma_1| \ll |\gamma_2|$
- $|\gamma_2| \approx |\gamma_3|$

Fonction de tubularité de Frangi (1998)

$$\mathcal{V}(x) = (1 - e^{-\frac{R_A^2}{2\alpha^2}}) \cdot e^{-\frac{R_B^2}{2\beta^2}} \cdot (1 - e^{-\frac{S^2}{2\gamma^2}})$$

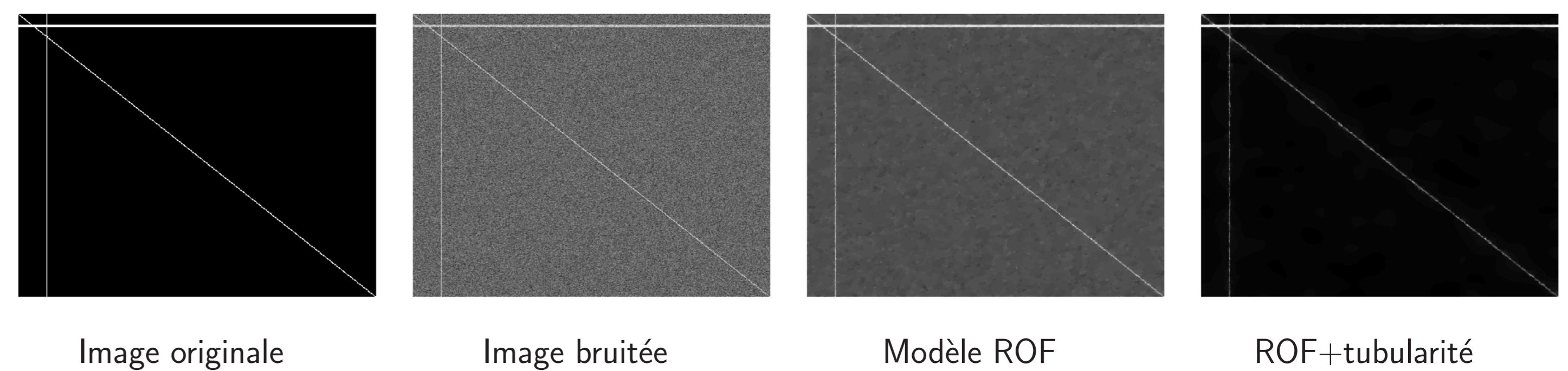
- $R_A = \left| \frac{\gamma_2}{\gamma_3} \right|$ discrimine les structures planaires et tubulaires
- $R_B = \frac{|\gamma_1|}{\sqrt{|\gamma_2\gamma_3|}}$ discrimine les structures isotropes (blob) et le bruit
- $S = \sqrt{\sum_i \gamma_i^2}$ évalue le niveau de bruit du voisinage



Modèle hybride

$$\lambda = \lambda_{reg} + (1 - \alpha)\mathcal{V}(x)$$

- λ_{reg} : paramètre de régularisation
- $\mathcal{V}(x)$: tubularité de Frangi
- $\alpha \in [0, 1]$: pondération entre régularisation et tubularité



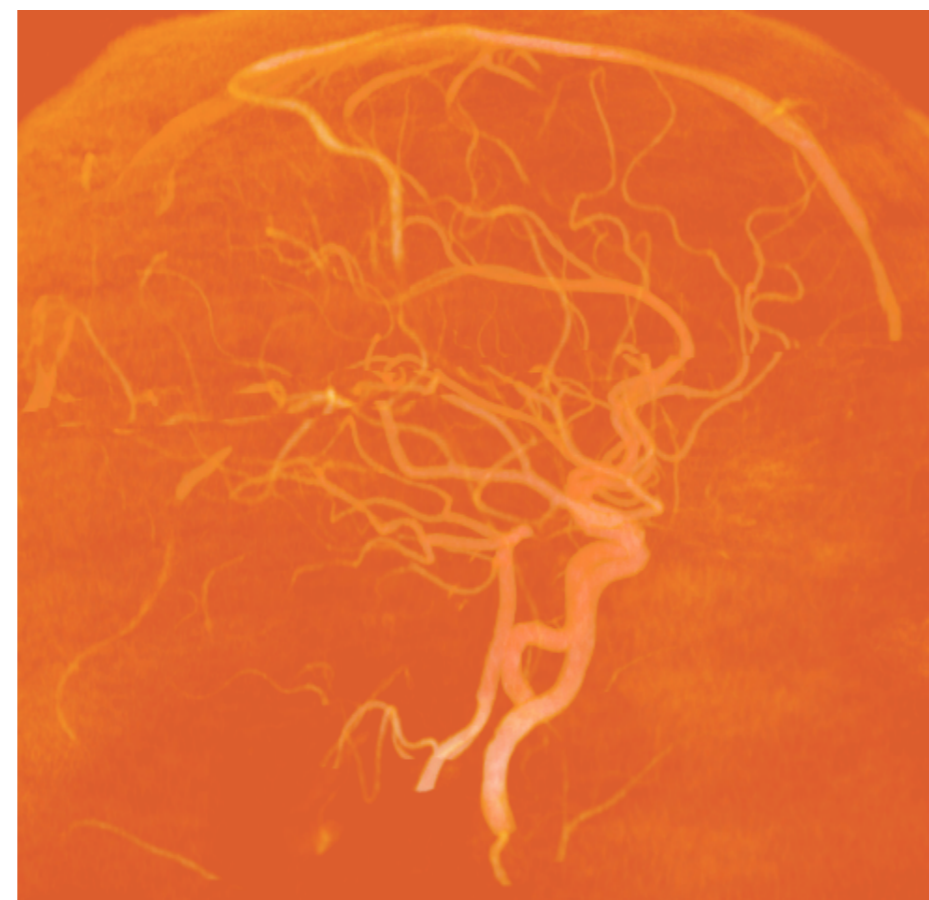
Segmentation : un double challenge

Difficultés : Détecter des structures tubulaires :

- très fines
- bruitées
- géométriquement complexes

Double objectif :

- débruitage
- segmentation/réhaussement



Etat de l'art : méthodes variationnelles

Soit l'image observée $f : \Omega \subset \mathbb{R}^N \mapsto \mathbb{R}$ telle que $f = u + n$

- u : image originale
- n : bruit gaussien

Modèle Tychonov (1963) : le problème revient à minimiser un critère de régularité convexe sous la contrainte que l'image obtenue u soit la plus proche de l'image observée f :

$$\min_u \underbrace{\int_{\Omega} |\nabla u|^2}_{\text{terme de régularisation}} + \lambda \underbrace{\int_{\Omega} \|u - f\|^2 dx}_{\text{terme de fidélité}}$$

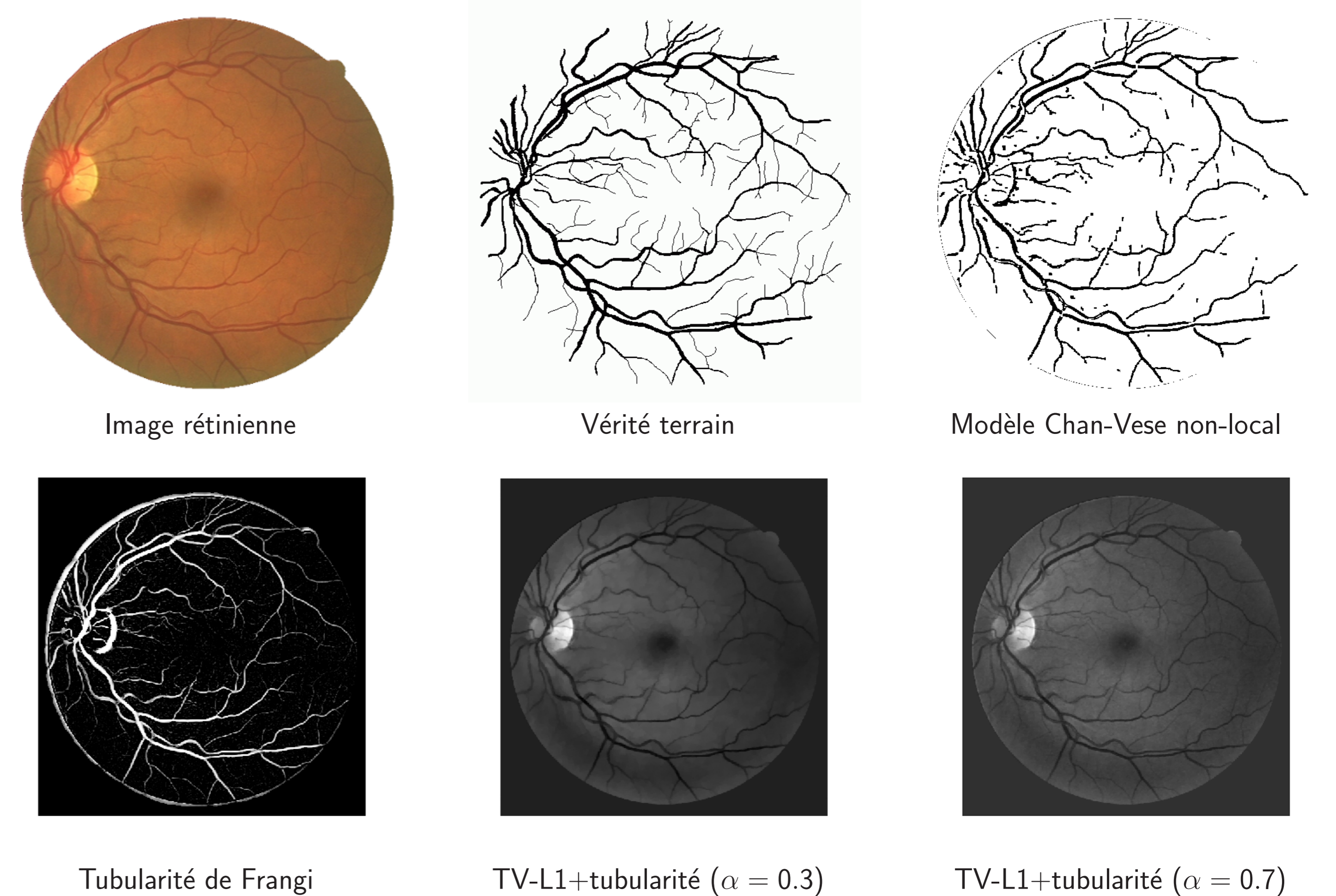
Modèle ROF (1992) : terme de régularisation = $\int_{\Omega} |\nabla u|$

Modèle TV-L1 (1992) : terme de fidélité = $\int_{\Omega} |u - f|$

Comment bien choisir l'énergie ?

Norme	Approche statistique	Régularisation	Fidélité
$ \cdot $	Médiane	Bords lisses	Bruit laplacien
$\ \cdot\ ^2$	Moyenne	Bords saillants	Bruit gaussien

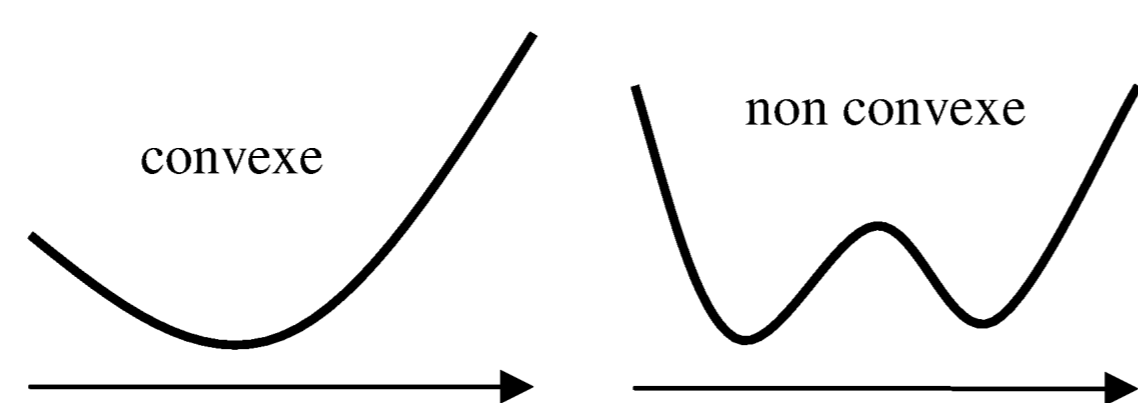
Résultats de segmentation



Algorithme d'optimisation convexe

Importance de la convexité ?

- minimum local = minimum global
- ne dépend pas de la condition initiale



Choix de l'algorithme : Primal-dual [Chambolle et Pock, 2011]

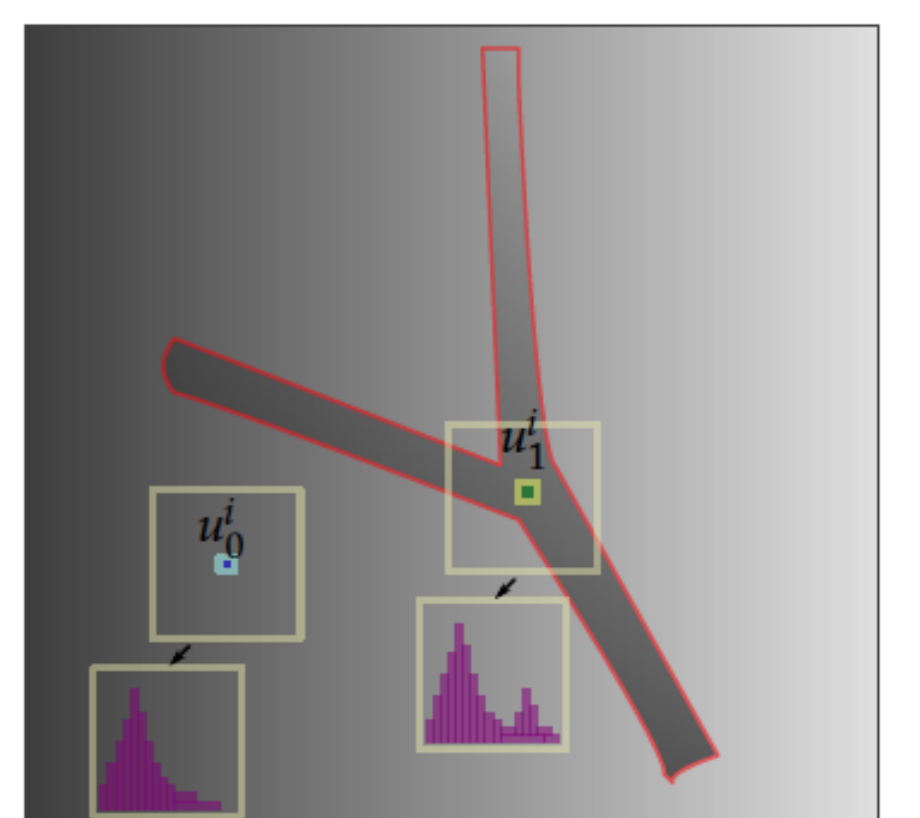
- convergence garantie et rapide
- implémentation facile

Perspectives

- Inclure le modèle de Chan-Vese [Jeziarska, 2014]

$$\text{Fidélité} = \int_{\Omega} \underbrace{\|u\|^2 \|u_1 - f\|^2}_{\text{région d'intérêt}} + \underbrace{\|1 - u\|^2 \|u_0 - f\|^2}_{\text{fond}} dx$$

- Tests sur le réseau vasculaire cérébral 3D



¹ Cette recherche est financée en partie par l'Agence Nationale de la Recherche (Référence projet ANR-12-MONU-0010)