



HAL
open science

Filtres vasculaires - Étude et benchmark pour l'imagerie hépatique

Jonas Lamy

► **To cite this version:**

Jonas Lamy. Filtres vasculaires - Étude et benchmark pour l'imagerie hépatique. ORASIS 2021, Centre National de la Recherche Scientifique [CNRS], Jul 2021, Saint-Ferréol, France. hal-03284266

HAL Id: hal-03284266

<https://hal.science/hal-03284266v1>

Submitted on 12 Jul 2021

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.

Filtres vasculaires — Étude et benchmark pour l'imagerie hépatique

Jonas Lamy¹

¹ Université Lyon 2, LIRIS (UMR 5205), Lyon, France

jonas.lamy@univ-lyon2.fr

Résumé

La connaissance précise de la géométrie d'un réseau vasculaire est cruciale dans de nombreuses applications cliniques parmi lesquelles le diagnostic de maladies cardiovasculaires et la planification chirurgicale. Les algorithmes de rehaussement sont la plupart du temps une étape clef de la segmentation des vaisseaux. Il existe un grand nombre de ces filtres dans la littérature, mais il est souvent difficile de les comparer car les applications et les bases de données varient d'un article à l'autre et les codes sources sont rarement disponibles. Dans cet article, nous proposons de comparer sept filtres de rehaussement de vaisseaux dans un framework commun. Notre analyse porte sur des images du réseau vasculaire hépatique qui est une cible sous-représentée dans la littérature. En particulier, nous nous intéressons à trois zones d'intérêts : le foie entier, le voisinage des vaisseaux et les bifurcations. L'étude est conduite sur deux bases de données publiques : la base de l'Ircad (TDM) et la base VascuSynth modifiée pour émuler l'imagerie IRM. Nous fournissons le code du benchmark ainsi que l'implémentation C++ de chaque filtre. Une démonstration en ligne est aussi disponible pour assurer la reproductibilité des résultats sans besoin d'installation. Cet article est une version française de [5].

Mots-clés

Filtrage, imagerie angiographique, évaluation.

Abstract

Accurate knowledge of the geometry of a vascular network is crucial in many clinical applications including diagnosis of cardiovascular diseases and surgical planning. Enhancement algorithms are often a key step in vessel segmentation. There is a large number of such filters in the literature, but it is often difficult to compare them because the applications and databases vary from one article to another and the source codes are rarely available. In this paper, we propose to compare seven vessel enhancement filters within a common framework. Our analysis focuses on images of the hepatic vascular network which is an underrepresented target in the literature. In particular, we are interested in three areas of interest: the whole liver, the neighbourhood

of the vessels and the bifurcations. The study is conducted on two public datasets: the Ircad database (CT) and the VascuSynth datasets modified to emulate MRI imaging. We provide the benchmark code and the C++ implementation of each filter. An online demonstration is also available to ensure reproducibility of the results without the need for installation. This article is a French version of [5].

Keywords

Filtering, angiographic imaging, evaluation.

1 Introduction

1.1 Contexte

Les maladies vasculaires sont parmi les principales causes de mort dans le monde. Ce constat a motivé le développement de nombreux outils d'imagerie médicale dédiés à la visualisation de réseaux vasculaires et à la circulation du sang tels que le scanner et l'imagerie par résonance magnétique (IRM). Les images angiographiques produites fournissent de précieuses informations pour le diagnostic et la planification chirurgicale. Cependant, ces images sont difficiles à analyser à cause de la faible densité des vaisseaux, de leur géométrie et topologie complexes, du faible rapport signal sur bruit et de la présence de bruit et d'artéfacts spécifiques aux méthodes d'acquisition utilisées. Dans ce contexte difficile, des outils dédiés d'aide à l'analyse et au traitement des images angiographiques [17] sont indispensables pour aider les cliniciens dans leur pratique quotidienne.

En particulier, la segmentation des vaisseaux, qui consiste à extraire de manière précise le réseau vasculaire, ou ses lignes centrales, est une tâche essentielle. Une littérature abondante aborde ce problème.

De nombreuses approches ont été explorées, parmi elles les familles à base de modèles ou d'atlas, de croissance de région, de courbes de niveaux et les méthodes d'apprentissage automatique. Avec l'augmentation des capacités de calcul, les approches d'apprentissage profond sont de plus en plus utilisées. Néanmoins, l'absence de bases comportant un nombre important de données annotées limite fortement l'utilisation de telles méthodes, en particulier pour le cas 3D. Un état de l'art exhaustif dépasse le cadre de

cet article qui se concentre sur les filtres de rehaussement de vaisseaux. Le lecteur peut se référer à [7] pour un état de l’art des méthodes avant 2010 et [13] pour une étude plus récente incluant des approches d’apprentissage automatique et d’apprentissage profond.

Sans entrer dans le détail des méthodes de segmentation, la plupart partagent une étape de pré-traitement, c’est-à-dire un filtrage dont l’objectif est de réduire le bruit et le signal des structures non-vasculaires tout en améliorant le signal des vaisseaux. L’efficacité de cette étape influe fortement sur la performance du reste du pipeline de segmentation. Par conséquent, le développement de ces filtres de rehaussements a été un domaine actif de recherche au cours des vingt dernières années.

1.2 Filtrage angiographique

Les approches de rehaussement de vaisseaux les plus populaires utilisent les informations d’ordres supérieures, et en particulier la dérivée seconde des images angiographiques. En effet, le contraste et la géométrie des vaisseaux se prêtent plutôt bien à une analyse locale de leur courbure à travers la matrice hessienne qui contient les informations de position et d’orientation.

Les premiers travaux se basant sur ce paradigme ont été proposés par Sato *et al.* [15] et Frangi *et al.* [1] en intégrant l’information contenue dans les valeurs propres de la hessienne dans un contexte multi-échelles.

De nombreuses contributions se sont ensuite appuyées sur ce paradigme. Meijering *et al.* [11] proposent une fonction de rehaussement de neurones pour mieux détecter les parties particulièrement fines et longues des neurones pour les images de microscopie par fluorescence. Pour remédier au manque d’homogénéité de la réponse des filtres, Jerman *et al.* [4] proposent une fonction de rehaussement incluant une mesure de volumétrie des structures tubulaires. Plus récemment, Zhang *et al.* [20] améliorent la méthode de Jerman pour les images de tomodensitométrie avec une sélection des points d’intensité pertinente de l’image.

Pour résoudre le problème de fusion des vaisseaux adjacents provoqué par l’analyse multi-échelle, Law et Chung présentent les *Optimally Oriented Flux* (OOF)[6]. Ils proposent un schéma d’optimisation de flux de gradient qui peut être résolu en termes d’analyse de valeurs propres. Celles-ci peuvent ensuite être utilisées dans n’importe quelle fonction de rehaussement.

Une famille d’approches alternatives utilise des filtres basés sur l’ouverture morphologique par des éléments structurants. Merveille *et al.* [12] proposent d’exploiter cette stratégie en utilisant des éléments structurants flexibles et orientés combinés à un mécanisme de vote. Sazak *et al.* [16] proposent une stratégie similaire en combinant des ouvertures avec des opérateurs *top-hat* impliquant des éléments structurants sphériques et cylindriques.

Enfin, d’autres approches se basent sur les tenseurs de phase [14], les ondelettes [8] ou plus récemment des techniques d’apprentissage [19, 18].

1.3 Objectifs et contributions

La comparaison de ces méthodes de rehaussement est difficile à partir de la seule littérature. En effet, les filtres sont souvent comparés par les auteurs avec deux ou trois autres méthodes. Les jeux de données, les paramètres et les métriques utilisés varient aussi d’une publication à l’autre. Même si des états de l’art exhaustifs existent [7, 13], ils ne proposent pas de base commune pour évaluer les performances des méthodes sur un jeu de données commun. De plus, la reproduction des résultats de ces algorithmes est complexe et prend beaucoup de temps car l’implémentation n’est pas systématiquement fournie par les auteurs.

En conséquence, nous proposons une comparaison de sept filtres “classiques” de rehaussement de vaisseaux couvrant les 20 dernières années de littérature. En particulier, notre contribution comporte trois points. (i) Nous étudions les filtres avec les méthodes classiques de comparaison dans le foie complet mais aussi dans des zones précises (voisinage des vaisseaux et bifurcations). (ii) Nous fournissons le résultat de notre benchmark sur des images synthétiques et réelles avec un focus sur l’imagerie du foie qui constitue un organe cible de plus en plus significatif. (iii) Nous fournissons une implémentation reproductible (code source et démonstration en ligne) de toutes les méthodes pour permettre au lecteur de reproduire nos résultats et générer ses propres benchmarks de manière simple. Les filtres de rehaussement sont principalement basés sur l’analyse de la hessienne (Sato [15], Frangi [1], Meijering [11], Jerman [4], Zhang [20]) plus OOF [6] et RORPO [12].

2 Filtres

Nous rappelons brièvement les différentes méthodes utilisées dans le cadre d’évaluation proposé. L’objectif n’est pas de décrire exhaustivement les différentes approches, déjà détaillées dans les publications correspondantes, mais d’identifier les points communs et les différences entre les filtres choisis.

Comme expliqué dans la section 1.2, la plupart des filtres considérés utilisent la dérivée seconde de l’intensité des pixels pour caractériser la courbure des structures dans l’image. Nous travaillons sous l’hypothèse que les vaisseaux sont des structures allongées et claires sur fond sombre. Sur la base de ces éléments, beaucoup de filtres calculent la matrice hessienne pour chaque pixel de l’image. La matrice hessienne H de la fonction $f(x_1, x_2, x_3)$ est définie en chaque point par :

$$H(f) = \begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} & h_{13} \\ h_{21} & h_{22} & h_{23} \\ h_{31} & h_{32} & h_{33} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 f}{\partial x_1^2} & \frac{\partial^2 f}{\partial x_1 \partial x_2} & \frac{\partial^2 f}{\partial x_1 \partial x_3} \\ \frac{\partial^2 f}{\partial x_2 \partial x_1} & \frac{\partial^2 f}{\partial x_2^2} & \frac{\partial^2 f}{\partial x_2 \partial x_3} \\ \frac{\partial^2 f}{\partial x_3 \partial x_1} & \frac{\partial^2 f}{\partial x_3 \partial x_2} & \frac{\partial^2 f}{\partial x_3^2} \end{bmatrix}$$

Il est à noter que f doit être continue et même \mathcal{C}^2 , alors que l’image initiale I est digitale, et de ce fait non-continue / non-différentiable. Pour résoudre ce problème, il est généralement d’usage de définir f en appliquant un noyau gaussien d’écart-type σ sur I . Convoluer l’image I avec un

noyau gaussien permet aussi de mettre en place un cadre multi-échelles basé sur le paradigme de l'espace d'échelles linéaire [9], où la taille des vaisseaux détectés dépend de σ . Soient e_1, e_2 et e_3 les trois vecteurs propres de $H(f)$, associés respectivement aux valeurs propres λ_1, λ_2 et λ_3 avec $|\lambda_1| \leq |\lambda_2| \leq |\lambda_3|$. Localement, un vaisseau peut être vu comme une structure tubulaire claire sur un fond plus sombre. En termes de valeurs propres, cela s'exprime par les propriétés suivantes [10] :

$$\begin{aligned} |\lambda_1| &\approx 0 \\ \lambda_2 &\approx \lambda_3 \ll 0 \end{aligned}$$

2.1 Sato et al. [15]

Le filtre de Sato est l'une des premières approches basées sur l'analyse de la hessienne (N.B. : Sato *et al.* trient les valeurs propres λ_i^* de manière à ce que $\lambda_1^* \geq \lambda_2^* \geq \lambda_3^*$). Dans le cadre des méthodes hessiennes, lorsque $\lambda_2^*, \lambda_3^* < 0$, le vecteur propre e_1^* associé à λ_1^* correspond à la direction principale du vaisseau. Les vecteurs propres e_2^* et e_3^* forment pour leur part une base du plan normal à l'axe du vaisseau où $|\lambda_2^*|$ et $|\lambda_3^*|$ représentent la taille de la section vasculaire.

Le filtre de rehaussement de Sato introduit un rapport des valeurs propres pour obtenir une réponse du filtre forte pour les structures tubulaires et propose une formulation assymétrique basée sur le signe de λ_1^* de manière à améliorer la régularité de la réponse et la limitation du bruit. Deux paramètres α_1 et α_2 contrôlent la force de cette assymetrie :

$$F = \begin{cases} \lambda_c^* \exp\left(-\frac{\lambda_1^{*2}}{2(\alpha_1 \lambda_c^*)^2}\right) & \lambda_1^* \leq 0, \lambda_c^* \neq 0 \\ \lambda_c^* \exp\left(-\frac{\lambda_1^{*2}}{2(\alpha_2 \lambda_c^*)^2}\right) & \lambda_1^* > 0, \lambda_c^* \neq 0 \\ 0 & \lambda_c^* = 0 \end{cases}$$

avec $\lambda_c^* = \min\{-\lambda_2^*, -\lambda_3^*\}$.

2.2 Frangi et al. [1]

Une seconde fonction de rehaussement, considérée de nos jours comme le standard des méthodes hessiennes, fait l'hypothèse que l'utilisation des trois valeurs propres permet au filtre d'être plus discriminant. Trois mesures sont dérivées de ces trois valeurs propres :

$$\begin{aligned} R_b &= |\lambda_1| / \sqrt{|\lambda_2 \lambda_3|} \\ R_a &= |\lambda_2| / |\lambda_3| \\ S &= \sqrt{\lambda_1^2 + \lambda_2^2 + \lambda_3^2} \end{aligned}$$

qui sont utilisées pour discriminer les "blobs" (R_b), distinguer les structures "plates" et "linéaires" (R_a) et enfin mesurer la norme de la hessienne pour éviter le rehaussement des structures de faible contraste (S).

Ces trois mesures sont combinées dans la fonction suivante :

$$F = \left(1 - \exp\left(-\frac{R_a^2}{2\alpha^2}\right)\right) \exp\left(-\frac{R_b^2}{2\beta^2}\right) \left(1 - \exp\left(-\frac{S^2}{2c^2}\right)\right)$$

si $\lambda_2, \lambda_3 \leq 0$ et $F = 0$ sinon. Cette fonction est contrôlée par trois paramètres α, β, c .

2.3 Meijering et al. [11]

Une troisième fonction de rehaussement a été développée pour détecter les structures très allongées (e.g. neurites en fluoroscopie). Cette approche sans paramètre initialement proposée en 2D a été étendue en 3D [14], et repose sur une matrice hessienne modifiée définie comme :

$$\begin{bmatrix} h_{11} + \frac{\alpha}{2}(h_{22} + h_{33}) & (1 - \frac{\alpha}{2})h_{12} & (1 - \frac{\alpha}{2})h_{13} \\ (1 - \frac{\alpha}{2})h_{21} & h_{22} + \frac{\alpha}{2}(h_{11} + h_{33}) & (1 - \frac{\alpha}{2})h_{23} \\ (1 - \frac{\alpha}{2})h_{31} & (1 - \frac{\alpha}{2})h_{32} & h_{33} + \frac{\alpha}{2}(h_{11} + h_{33}) \end{bmatrix}$$

(Dans le cas 3D, $\alpha = -1/3$). Les trois valeurs propres de $H'(f)$ sont exprimées par rapport à celles de $H(f)$:

$$\lambda'_i = \lambda_i + \frac{\alpha}{2}\lambda_j + \frac{\alpha}{2}\lambda_k$$

Pour $i \neq j \neq k \neq i$. La fonction est définie par :

$$F = \begin{cases} \lambda_{\max}/\lambda_{\min} & \lambda_{\max} < 0 \\ 0 & \lambda_{\max} \geq 0 \end{cases}$$

où $\lambda_{\max} = \max\{\lambda'_1, \lambda'_2, \lambda'_3\}$ est calculée pour chaque voxel, et λ_{\min} est la plus petite valeur λ_{\max} de l'image.

2.4 Jerman et al. [4]

Jerman *et al.* proposent une fonction de rehaussement robuste aux bifurcations qui construit à partir du *volume aspect ratio*, une métrique utilisée pour détecter les tenseurs quasi-sphériques. La fonction est définie par :

$$F = \begin{cases} 0 & \lambda_2 \leq 0 \text{ ou } \lambda_\rho \leq 0 \\ 1 & \lambda_2 \geq \lambda_\rho/2 > 0 \\ \lambda_2^2(\lambda_\rho - \lambda_2) \left(\frac{3}{\lambda_2 + \lambda_\rho}\right)^3 & \text{sinon} \end{cases}$$

où λ_ρ est une régularisation paramétrique de λ_3 , définie pour augmenter la sensibilité du filtre dans les zones de faible contraste :

$$\lambda_\rho = \begin{cases} \lambda_3 & \lambda_3 > \tau \max_x \lambda_3(x) \\ \tau \max_x \lambda_3(x) & 0 < \lambda_3 \leq \tau \max_x \lambda_3(x) \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

avec $\tau \in [0, 1]$.

2.5 Zhang et al. [20]

Dans le contexte des réseaux vasculaires hépatiques, Zhang *et al.* proposent de modifier le filtre de Jerman en identifiant l'intensité moyenne des tissus et des vaisseaux. Une classification par K-mean couplée à un filtrage par sigmoïde permet de rehausser les vaisseaux et de réduire l'intensité des autres tissus. Au demeurant, ils modifient légèrement la fonction de rehaussement de Jerman F en y incluant le terme multiplicatif $1 - \exp\left(-\frac{3(\lambda_1^2 + \lambda_2^2 + \lambda_\rho^2)}{2\lambda_\rho}\right)$.

2.6 Optimally Oriented Flux (OOF) [6]

Prenant une voie parallèle à l'analyse par hessienne, Law et Chung ont proposé un framework d'optimisation basé sur la projection des gradients de l'image sur une sphère. Le problème peut-être formulé comme une généralisation de la recherche de valeurs propres d'une matrice 3×3 jouant un rôle similaire à la hessienne utilisé dans les cinq filtres présentés précédemment. En particulier, le rayon de la sphère a un rôle analogue à σ dans l'analyse multi-échelles classique.

Ces valeurs propres dérivées peuvent ensuite être utilisées pour calculer n'importe quelle fonction de rehaussement de vaisseaux. Dans ce benchmark, nous utilisons une mesure simple représentant la taille de la section vasculaire :

$$F = \begin{cases} \lambda_2 + \lambda_3 & \lambda_2, \lambda_3 < 0 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

2.7 Ranking the Orientation Responses of Path Operators (RORPO) [12]

Cette dernière méthode ne repose pas sur l'information différentielle. Par contraste avec les précédents filtres (locaux et linéaires), RORPO et un filtre semi-global et non-linéaire. Il s'appuie sur la notion d'ouverture de chemins définie en morphologie mathématique [3]. L'ouverture de chemin consiste à réaliser une ouverture morphologique avec un élément structurant, appelé chemin, défini par une relation d'adjacence dans une structure de graphe modélisant l'image. Après avoir calculé l'ouverture par chemin dans sept orientations principales de l'espace 3D, RORPO classe les réponses du filtre pour chaque voxel, permettant ainsi de discriminer les "blobs", les "plateaux" et les structures "linéaires" en fonction du nombre de votes.

3 Données

Le benchmark présenté ici se concentre sur le système vasculaire hépatique. L'analyse d'images du foie utilise le plus souvent les acquisitions tomographiques. Cependant, l'intérêt des acquisitions par IRM croît, en particulier pour l'angiographie.

Les bases de données contenant à la fois le masque du foie et la vérité terrain des vaisseaux sont rares, car la segmentation manuelle, même pour un expert, est une tâche difficile et chronophage. Additionnellement, les réglementations européennes concernant la vie privée et les données des patients se sont fortement renforcées. A notre connaissance, deux bases de données remplissant ces conditions sont disponibles en tomographie et aucune en IRM.

L'un des deux jeux de données de tomographie a été récemment rendu public par le challenge *Medical Segmentation Decathlon*¹. Cependant les images de cette base présentent une résolution axiale faible (5 mm) qui rend difficile l'évaluation et la segmentation précises des structures vasculaires.

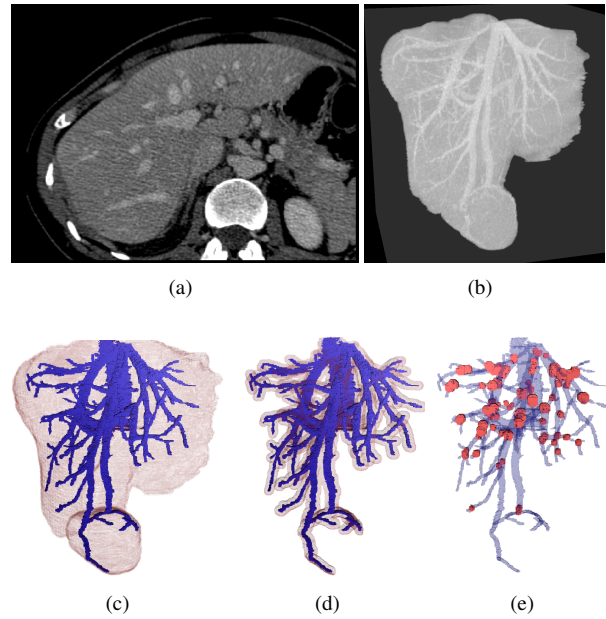


FIGURE 1 – Exemple de l'Ircad. (a) Coupe axiale du foie. (b) Projection des intensités maximales (MIP) du foie masqué. (c–e) Vérité terrain des vaisseaux (en bleu), masque du foie (c, en rouge), masque du voisinage des vaisseaux (d, en rouge) et masque des bifurcations (e, en rouge).

Sur la base de ces observations, nous présentons ci-dessous les deux bases de données que nous avons choisies : la base de donnée de l'Ircad pour la tomographie et la base de Vas-cuSynth pour simuler l'imagerie IRM.

3.1 Base de données Ircad

La base de données de l'Ircad² contient les images de 20 patients (50% homme/femme ; 75% de foies lésés). Les images suivantes sont disponibles pour chaque patient : une image tomographique incluant le foie (figure 1(a,b)) (taille de l'image entre $512^2 \times 74$ et $512^2 \times 260$ voxels ; résolution des coupes axiales entre 0.56 mm et 0.87 mm, épaisseur des coupes entre 1.00 mm et 4.00 mm) ; un masque pour tous les organes de l'abdomen, incluant le foie (figure 1(b,c)) ; et la vérité terrain des vaisseaux ainsi que les tumeurs.

L'analyse des filtres requiert des données isotropes afin d'obtenir une réponse de tubularité cohérente. Les images ont donc été rééchantillonnées par une interpolation de type B-spline. Nous obtenons ainsi une résolution de $1 \times 1 \times 1$ mm³ pour toutes les images, permettant une paramétrisation homogène de l'espace d'échelles et un compromis entre sur-échantillonnage axial et sous-échantillonnage coronal/sagittal.

Les vérités terrains des vaisseaux sont obtenues par fusion des vérités terrains des veines portes et hépatiques et par suppression des zones en dehors du foie (figure 1(c–e)).

1. <http://medicaldecathlon.com>

2. <https://www.ircad.fr/fr/recherche/3d-ircadb-01-fr>

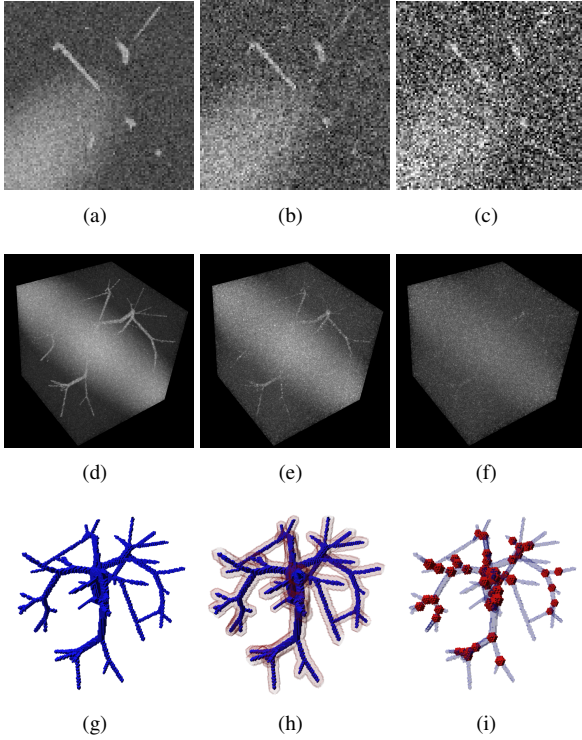


FIGURE 2 – Image simulée de la base de données VasuSynth. (a–c) Coupes avec différents niveaux de bruit ($\sigma = 5, 10, 20$) et effets de biais. (d–f) Visualisation MIP 3D pour les mêmes niveaux de bruits et d’artefacts. (g–e) Vérités terrains des vaisseaux (en bleu), avec les différents masques (en rouge).

3.2 Base de données VasuSynth

En l’absence de base de données d’images IRM munies de vérité terrain des vaisseaux, nous nous sommes tournés vers une base de données synthétiques. Nous avons utilisé la base de VasuSynth³ [2] de 2013 simulant des arbres vasculaires. Le jeu de données original est composé de 120 images 3D isotropes. La complexité des arbres vasculaires varie de 1 à 56 bifurcations. Nous avons sélectionné 30 images de cette base de données avec un nombre de bifurcations variant de 31, 41, 51 à 56 bifurcations.

De manière à obtenir des images “réalistes”, en accord avec les propriétés de l’IRM, chacune de ces images a été corrompue avec trois niveaux de bruit ricien différents ($\sigma = 5, 10$ et 20) ainsi que des effets de biais (figure 2(a–f)). La base de données synthétiques finale comprend 90 images.

La vérité terrain correspond simplement aux volumes binaires utilisés pour simuler les image (figure 2(g–i)).

4 Paramètres expérimentaux

4.1 Régions d’intérêt

Pour comparer les résultats de chaque méthode, une analyse quantitative est opérée pour calculer les métriques usuelles (section 4.2) dans trois régions d’intérêt : (1) le masque du foie (resp. l’image entière) pour l’Ircad (resp. VasuSynth) pour obtenir des résultats globaux ; (2) le voisinage des vaisseaux pour des résultats plus détaillés autour des objets d’intérêt ; et (3) les zones de bifurcation, pour se concentrer sur ces régions complexes où les filtres d’amélioration des vaisseaux échouent parfois. Des illustrations de ces différentes régions d’intérêt sont fournies dans les figures. 1(c–e) et 2(h,i).

4.2 Métriques d’évaluation

Le but des filtres de rehaussement de vaisseaux est double : réduire le bruit et les artefacts d’une image tout en augmentant le contraste des vaisseaux. Il est commun d’évaluer ces filtres en seuillant leur sortie qui est soit normalisée entre 0 et 1 soit définie dans cet interval par design, puis de comparer le résultat binaire avec la vérité terrain des vaisseaux. Nous suivons cette stratégie en calculant 100 seuils pour chaque sortie de filtres. La matrice de confusion est calculée à partir d’un résultat seuillé et de la vérité terrain des vaisseaux pour obtenir le nombre de vrais positifs (tp), vrais négatifs (tn), faux positifs (fp) et faux négatifs (fn) dans chaque région d’intérêt (section 4.1).

Deux métriques de similarité sont calculées sur la base de ces valeurs, d’une part le coefficient Dice :

$$\text{Dice} = \frac{2tp}{fp + fn + 2tp}$$

d’autre part, le coefficient de corrélation de Matthew (MCC) :

$$\text{MCC} = \frac{tp \cdot tn - fp \cdot fn}{\sqrt{(tp + fp)(tp + fn)(tn + fp)(tn + fn)}}$$

Le coefficient de Dice se concentre sur le recouvrement entre la vérité terrain et le résultat binaire, alors que le MCC prend en compte l’image entière (en incluant les vrais négatifs). Nous avons sélectionné le MCC plutôt que la précision car le MCC est spécifiquement conçu pour gérer le déséquilibre de classes (ici, des vaisseaux éparés vs. un fond sur-représenté).

En plus de ces deux métriques, Nous calculons la courbe ROC (Receiver Operating Characteristic) pour obtenir une vue plus globale sur les résultats non binarisés. Une courbe ROC représente le taux de vrais positifs ($tpr = \frac{tp}{tp+fn}$) par rapport au taux de faux positifs ($fpr = \frac{fp}{fp+tn}$). Dans nos expériences, une courbe ROC est composée de 100 points, un pour chaque résultat binarisé.

4.3 Schéma d’optimisation

Les différentes méthodes dépendent de deux types de paramètres : les paramètres d’échelle (e.g. σ) et les paramètres

3. <http://vascusynth.cs.sfu.ca/Data.html>

intrinsèques des méthodes (e.g. α , β et c pour le filtre de Frangi). Dans la section suivante, nous présentons les résultats pour les paramètres optimaux par rapport au MCC. La première étape de l’optimisation concerne les paramètres d’échelle. Elle est conduite indépendamment pour chaque base de données, chaque méthode et chaque masque (à l’exception du masque des bifurcations). Nous fixons les paramètres de chaque méthode basée hessienne à leurs valeurs par défaut (généralement conseillées par l’auteur ou choisies empiriquement). Puis, une recherche exhaustive (*grid search*) est effectuée sur l’espace d’échelles borné par σ_{\min} et σ_{\max} avec un nombre d’échelles fixé à 4 dans l’intervalle $[\sigma_{\min}, \sigma_{\max}]$. Les valeurs $\sigma_{\min} \in [0.6, 1.4]$ et $\sigma_{\max} \in [1.6, 3.0]$ varient avec un pas de 0.2, respectant la contrainte $\sigma_{\max} - \sigma_{\min} > 1$. Pour RORPO (la seule méthode non hessienne), trois paramètres sont optimisés : la taille s_{\min} du chemin minimal, avec $s_{\min} \in [10, 60]$ et un pas de 10; le facteur multiplicatif de croissance du chemin $g \in [1.2, 1.6]$ et un pas de 0.2; et le nombre de différents chemins k avec $k \in \{3, 4\}$, sous la contrainte que tout chemin doit avoir une taille comprise dans l’intervalle $[40, 100]$. Dans cette première étape, l’optimisation est effectuée en moyenne. En d’autres termes, pour un trio filtre / jeu de données / masque, les paramètres sont calculés sur toutes les images du jeu en maximisant le MCC moyen sur toutes ces images.

La seconde étape de l’optimisation porte sur les paramètres intrinsèques de chaque filtre. A cette étape, les paramètres d’échelle sont connus et fixes. Pour chaque image du couple base de données / masque, les paramètres des filtres sont optimisés, encore une fois en considérant le MCC comme fonction objectif. Cette étape est requise seulement pour Sato, Frangi, Jerman, Zhang et OOF. En effet, Meijering et RORPO ne reposent que sur des paramètres d’échelle. Il est important de noter que cette manière de choisir les paramètres intrinsèques des méthodes correspond au scénario “meilleur cas” à opposer au scénario du “cas moyen” qui est généralement considéré en pratique. Le filtre n’est alors pas paramétré par image mais appris sur quelques exemples et généralisé sur la base de données complète.

5 Expériences et résultat

5.1 Implémentation et reproductibilité

En plus des résultats du benchmark présenté ci-dessus, nous fournissons un cadre commun et l’implémentation C++ de tous les filtres testés. Le code source est disponible sur le dépôt GITHUB suivant : <https://github.com/JonasLamy/LiverVesselness>. Peu de dépendances sont requises (principalement ITK) et différents scripts sont présents pour reproduire nos résultats. Fournir ces implémentations permet aux lecteurs intéressés de construire leur propre comparaison de filtres et de compléter notre étude (par exemple en ajoutant un nouveau filtre). Afin d’assurer la reproductibilité des résultats sans dépendance logicielle, nous fournissons aussi une démonstration

en ligne, disponible grâce via le lien suivant :

<http://kerautret.github.io/LiverVesselnessIPOLDemo/>.

Les sept méthodes comparées dans cet article peuvent être appliquées sur des images tirées de VascuSynth ou de la base Ircad ou toute image 3D téléversée par l’utilisateur. L’utilisateur peut expérimenter chaque méthode et observer directement la sensibilité de ses paramètres en visualisant les résultats en ligne ou en les téléchargeant pour une analyse plus approfondie.

5.2 Résultats

Les valeurs de MCC et de Dice sont produites pour chacune des sept méthodes sur chacun des trois filtres, pour la base de l’Ircad (table 1) et celle de VascuSynth (table 2). Concernant VascuSynth, nous montrons les résultats pour $\sigma = 10$, ce qui correspond à un rapport signal sur bruit relativement faible. Cela se justifie particulièrement par le fait que les images IRM acquises pour le foie sont généralement de faible qualité (en particulier comparativement aux images tomodynamométriques ou aux images IRM d’autres organes, par exemple le cerveau).

La courbe ROC des sept méthodes pour deux des trois masques (image entière ; masque du foie ; masque des vaisseaux) sont fournies pour l’Ircad et VascuSynth avec $\sigma = 10$ (figure 3).

Des exemples de filtres sont illustrés en figure 4 de manière à donner une idée visuelle du comportement des meilleurs filtres.

6 Discussion et conclusion

6.1 Analyse des métriques

Les scores obtenus sur la base de l’Ircad sont assez faibles. Ceci confirme que le rehaussement de vaisseaux n’est qu’une première étape de la segmentation. Toutes les méthodes présentent un taux élevé de faux positifs (figure 3(a)) qui proviennent principalement du rehaussement des bords du foie. Dans la mesure où le nombre de positifs est très inférieur au nombre de négatifs, un gain de 1% du taux de faux positif correspond à une augmentation très significative du nombre de voxels faussement rehaussés. En comparaison, le nombre de voxels correctement détectés pour le même gain en taux de vrais positifs est bien moindre. Dans ce contexte, la propriété d’anti-extensivité de RORPO favorise une forte précision plutôt qu’un fort rappel. Ceci fait de RORPO la meilleure métrique en termes de MCC et de Dice malgré une courbe ROC plus basse pour de grandes valeurs de taux de vrais positifs. Frangi et Zhang produisent des résultats comparables mais en favorisant un taux de rappel important plutôt qu’une précision élevée.

Les expériences sur le voisinage des vaisseaux confirment ces observations. Le focus sur une zone autour du réseau vasculaire permet d’exclure la majorité des détections de faux positifs des filtres. Ceci explique globalement de meilleurs résultats. Dans ce cas particulier, le meilleur

TABLE 1 – Base Ircad : valeurs des MCC et Dice (moyenne \pm écart-type) pour les 7 filtres et les 3 masques (meilleurs résultats en gras).

	Masque du foie		Voisinage des vaisseaux		Bifurcations	
	MCC	Dice	MCC	Dice	MCC	Dice
Sato	0.275 \pm 0.066	0.286 \pm 0.073	0.534 \pm 0.061	0.722 \pm 0.072	0.288 \pm 0.057	0.289 \pm 0.068
Frangi	0.356 \pm 0.079	0.367 \pm 0.083	0.560 \pm 0.061	0.719 \pm 0.083	0.453 \pm 0.041	0.525 \pm 0.043
Meijering	0.138 \pm 0.038	0.150 \pm 0.048	0.466 \pm 0.069	0.651 \pm 0.079	0.264 \pm 0.044	0.302 \pm 0.076
Jerman	0.318 \pm 0.081	0.330 \pm 0.082	0.550 \pm 0.057	0.717 \pm 0.069	0.323 \pm 0.046	0.341 \pm 0.073
Zhang	0.346 \pm 0.106	0.344 \pm 0.108	0.503 \pm 0.134	0.685 \pm 0.170	0.308 \pm 0.079	0.348 \pm 0.110
OOF	0.190 \pm 0.041	0.200 \pm 0.047	0.556 \pm 0.058	0.732 \pm 0.059	0.320 \pm 0.046	0.378 \pm 0.059
RORPO	0.384 \pm 0.077	0.375 \pm 0.092	0.456 \pm 0.060	0.631 \pm 0.103	0.272 \pm 0.043	0.290 \pm 0.075

TABLE 2 – Base VasuSynth : valeurs des MCC et Dice (moyenne \pm écart-type) pour les 7 filtres et les 3 masques (meilleurs résultats en gras).

	image entière		Voisinage des vaisseaux		Bifurcations	
	MCC	Dice	MCC	Dice	MCC	Dice
Sato	0.544 \pm 0.043	0.497 \pm 0.048	0.553 \pm 0.044	0.727 \pm 0.049	0.637 \pm 0.037	0.654 \pm 0.041
Frangi	0.602 \pm 0.042	0.577 \pm 0.049	0.558 \pm 0.049	0.735 \pm 0.056	0.650 \pm 0.036	0.665 \pm 0.042
Meijering	0.356 \pm 0.040	0.318 \pm 0.056	0.426 \pm 0.031	0.610 \pm 0.054	0.477 \pm 0.029	0.500 \pm 0.040
Jerman	0.612 \pm 0.040	0.589 \pm 0.052	0.545 \pm 0.044	0.725 \pm 0.052	0.629 \pm 0.033	0.656 \pm 0.039
Zhang	0.478 \pm 0.041	0.420 \pm 0.051	0.614 \pm 0.037	0.797 \pm 0.038	0.641 \pm 0.039	0.679 \pm 0.038
OOF	0.343 \pm 0.035	0.342 \pm 0.036	0.549 \pm 0.041	0.737 \pm 0.047	0.630 \pm 0.038	0.654 \pm 0.040
RORPO	0.311 \pm 0.032	0.219 \pm 0.032	0.402 \pm 0.043	0.589 \pm 0.035	0.355 \pm 0.035	0.322 \pm 0.040

MCC est obtenu par Frangi et OOF, suivis de près par Sato et Jerman qui présentent un meilleur taux de vrais positifs. Une augmentation significative des performances de OOF est à noter, comparativement aux résultats dans le foie entier où OOF détecte un grand nombre de faux positifs correspondant au bord de l'organe.

Pour VasuSynth ($\sigma = 10$), les résultats globaux sont meilleurs car les images ne présentent pas de structures autres que les vaisseaux. La première place est obtenue par Jerman pour le MCC (0.612) et le Dice (0.589). Le filtre arrivant en seconde position est Frangi avec un score légèrement supérieur à celui de Jerman.

Sans structures parasites pour prendre les filtres en défaut, l'augmentation des métriques dans le voisinage des vaisseaux est moins significatif pour VasuSynth. Dans cette zone d'intérêt, le meilleur filtre est Zhang pour le MCC (0.614) et le Dice (0.797). Le taux de vrais positifs est significativement meilleur que pour les autres méthodes, comme observé dans la figure 3(c,d). Cependant, le taux élevé de faux positifs observés dans l'image complète mène à des performances moyennes par rapport aux autres filtres. Il est possible que le K-means initial n'ait pas permis au filtre de séparer correctement l'intensité des vaisseaux et des artefacts. Encore une fois, d'autres filtres présentent de bonnes performances dans le voisinage des

vaisseaux, tels que Sato, Frangi, Jerman et OOF. Il est à noter que pour ce masque, le MCC et le Dice ne sont plus corrélés, car le nombre de vrais négatifs décroît significativement en comparaison des autres valeurs de la matrice de confusion.

Lorsque l'on se concentre sur les bifurcations, Frangi produit les meilleurs résultats sur la base de l'Ircad pour le MCC (0.453) et le Dice (0.525). En particulier, ces scores sont significativement meilleurs que pour les autres filtres. Pour VasuSynth, Frangi et Zhang sont les filtres les plus performants respectivement pour le MCC (0.650) et le Dice (0.679). Cependant Sato, Jerman et OOF produisent aussi de bons résultats. On peut noter que RORPO n'est pas la méthode la plus efficace pour la détection des bifurcations car elle préserve seulement les structures tubulaires, par construction.

6.2 Résumé, limites et conclusion

Dans le cas le plus réaliste et difficile, c'est-à-dire sur des images réelles et sans a priori ni post-traitement, il est difficile d'obtenir un bon filtrage, ce qui se reflète avec un MCC et un Dice ne dépassant pas 0.4. Dans ce contexte, RORPO et Frangi sont les filtres les plus robustes pour les métriques utilisées. Dans les autres cas, quand la position des vaisseaux est plus ou moins connue ou que l'image ne contient

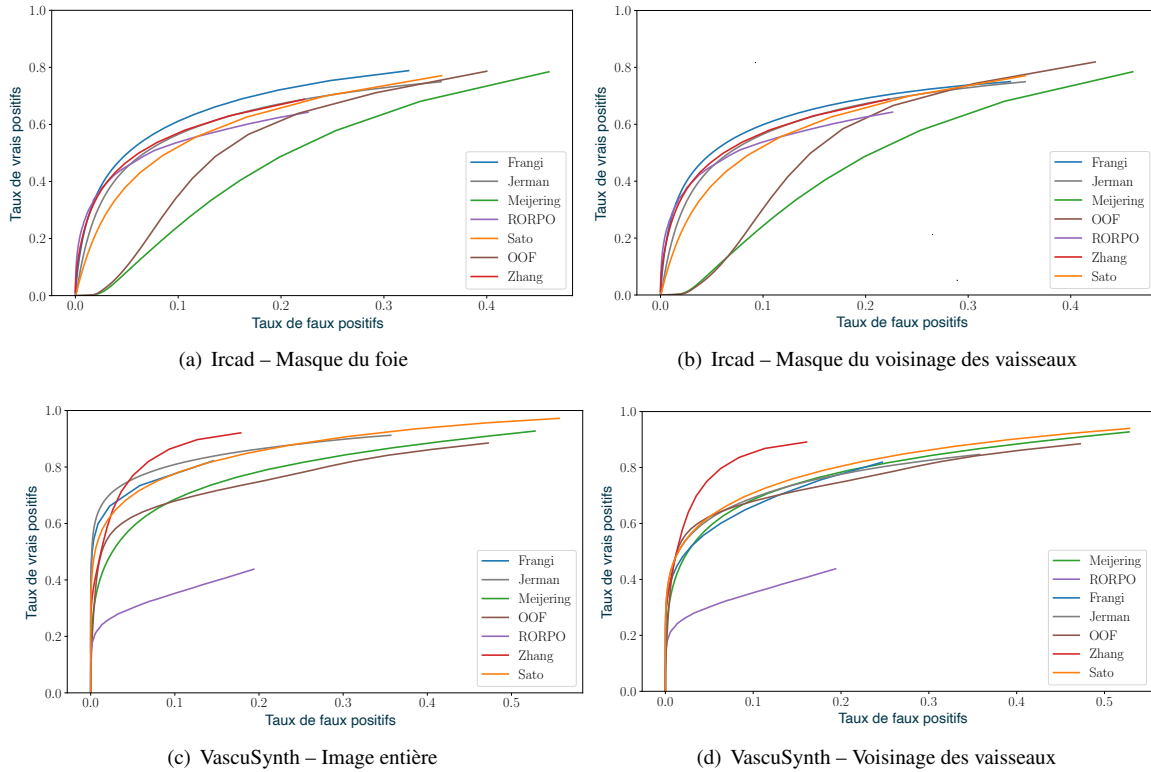


FIGURE 3 – Courbes ROC des sept filtres pour les bases Ircad (a,b) et VascuSynth (c,d) ($\sigma = 10$) : (a,c) masque du foie / image entière, (b,d) masque du voisinage des vaisseaux.

pas d’artefacts complexes, Frangi, Zhang, Jerman et OOF apparaissent comme les filtres les plus robustes (avec de bons résultats pour Zhang pour les images synthétiques).

Ces conclusions doivent cependant être pondérées par les points suivants.

Premièrement, il est important de noter que les performances de Zhang dépendent d’une première étape de classification ad hoc afin de mieux discriminer les différents tissus. Cela explique en particulier la plus-value observée par rapport à Jerman (sur lequel se base le filtre de Zhang). En d’autres termes, des hypothèses sur le contexte peuvent contribuer à améliorer les résultats de ces filtres.

Deuxièmement, les vérités terrains du jeu de données de l’Ircad ne sont pas parfaites. Les vérités terrains des vaisseaux sont souvent sur-estimées, ce qui tend à favoriser les méthodes basées sur un espace d’échelles linéaire, et les petits vaisseaux sont parfois oubliés. Cela induit un biais dans l’analyse.

Troisièmement, comme expliqué dans la section 4.3, le schéma d’optimisation est réalisé par image, ce qui conduit à un réglage fin des paramètres intrinsèques pour certains filtres. RORPO et Meijering, qui sont les seules méthodes sans ces paramètres présentent souvent des résultats dégradés par rapport aux autres filtres (en particulier pour RORPO sur la base de VascuSynth et Meijering pour la base de l’Ircad). Compléter l’analyse actuelle avec un se-

cond schéma d’optimisation considérant des paramètres appris par jeu de données et non par image serait nécessaire pour analyser le rappel de ces 5 filtres et leur robustesses, dans un scénario plus réaliste.

Ces différentes perspectives constituent les prochaines étapes de ce travail sur le framework d’évaluation proposé. Enfin, concernant la segmentation, les points suivants peuvent être mis en valeur. Le choix d’un filtre s’effectue en fonction du compromis entre performance et temps de calcul. Par exemple Jerman produit des résultats similaires à Frangi tout en étant significativement plus simple à paramétrer. Le choix peut aussi se faire par rapport à son pipeline de segmentation. RORPO nécessite une étape de reconnexion pour prendre en compte les déconnexions provoquées par le filtre, en particulier aux bifurcations. À l’inverse, les méthodes à base de hessienne nécessitent un traitement prenant en compte l’étalement de la réponse, typique des filtres tels que Frangi et Sato.

Remerciements

Ce travail a été financé par l’Agence Nationale de la Recherche (Projet R-Vessel-X, ANR-18-CE45-0018).

Références

- [1] A. F. Frangi, W. J. Niessen, K. L. Vincken, and M. A. Viergever. Multiscale vessel enhancement filtering.

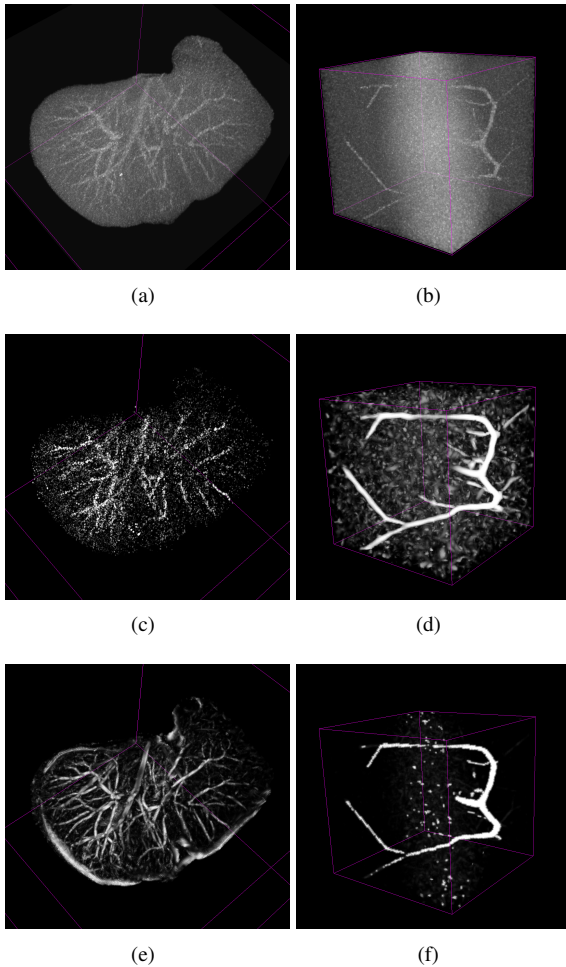


FIGURE 4 – Illustration des meilleures méthodes sur les bases Ircad (a,c,e) et VascuSynth (b,d,f). (a,b) Image initiale (MIP). Résultats de (c) RORPO et (e) Frangi appliqués à (a) (MIP). Résultats de (d) Jerman et (f) Zhang appliqués à (b) (MIP).

In *MICCAI*, pages 130–137, 1998.

- [2] G. Hamarneh and P. Jassi. VascuSynth : Simulating vascular trees for generating volumetric image data with ground-truth segmentation and tree analysis. *Comput Med Imag Grap*, 34 :605–616, 2010.
- [3] H. J. A. M. Heijmans, M. Buckley, and H. Talbot. Path openings and closings. *J Math Imaging Vis*, 22 :107–119, 2005.
- [4] T. Jerman, F. Pernus, B. Likar, and Z. Spiclin. Enhancement of vascular structures in 3D and 2D angiographic images. *IEEE T Med Imaging*, 35 :2107–2118, 2016.
- [5] Jonas Lamy, Odysée Merveille, Bertrand Kerautret, Nicolas Passat, and Antoine Vacavant. Vesselness filters : A survey with benchmarks applied to liver imaging. In *2020 25th International Conference on Pattern Recognition (ICPR)*, pages 3528–3535, 2021.
- [6] M. W. K. Law and A. C. S. Chung. Three dimensional curvilinear structure detection using optimally oriented flux. In *ECCV*, pages 368–382, 2008.
- [7] D. Lesage, E. D. Angelini, I. Bloch, and G. Funka-Lea. A review of 3D vessel lumen segmentation techniques : Models, features and extraction schemes. *Med Image Anal*, 13 :819–845, 2009.
- [8] D. Li, L. Zhang, C. Sun, T. Yin, C. Liu, and J. Yang. Robust retinal image enhancement via dual-tree complex wavelet transform and morphology-based method. *IEEE Access*, 7 :47303–47316, 2019.
- [9] T. Lindeberg. *Scale-Space Theory in Computer Vision*. Springer, 1994.
- [10] C. Lorenz, I.-C. Carlsen, T. M. Buzug, C. Fassnacht, and J. Weese. Multi-scale line segmentation with automatic estimation of width, contrast and tangential direction in 2D and 3D medical images. In *CVRMed-MRCAS*, pages 233–242, 1997.
- [11] E. Meijering, M. Jacob, J.-C.F. Sarría, P. Steiner, H. Hirling, and M. Unser. Neurite tracing in fluorescence microscopy images using ridge filtering and graph searching : Principles and validation. In *ISBI*, pages 1219–1222, 2004.
- [12] O. Merveille, H. Talbot, L. Najman, and N. Passat. Curvilinear structure analysis by ranking the orientation responses of path operators. *IEEE T Pattern Anal*, 40 :304–317, 2018.
- [13] S. Moccia, E. De Momi, S. El Hadji, and L. S. Mattos. Blood vessel segmentation algorithms — Review of methods, datasets and evaluation metrics. *Comput Meth Prog Bio*, 158 :71–91, 2018.
- [14] B. Obara, M. Fricker, D. Gavaghan, and V. Grau. Contrast-independent curvilinear structure detection in biomedical images. *IEEE T Image Process*, 21 :2572–2581, 2012.
- [15] Y. Sato, S. Nakajima, H. Atsumi, T. Koller, G. Gerig, S. Yoshida, and R. Kikinis. 3D multi-scale line filter for segmentation and visualization of curvilinear structures in medical images. In *CVRMed-MRCAS*, pages 213–222, 1997.
- [16] C. Sazak, C. J. Nelson, and B. Obara. The multiscale bowler-hat transform for vessel enhancement in 3D biomedical images. In *BMVC*, page 96, 2018.
- [17] O. Tankyevych, H. Talbot, N. Passat, M. Musacchio, and M. Lagneau. Angiographic Image Analysis. In *Medical Image Processing*, pages 115–144, 2011.
- [18] G. Tetteh, V. Efremov, N. D. Forkert, M. Schneider, J. Kirschke, B. Weber, C. Zimmer, M. Piraud, and B. H. Menze. DeepVesselNet : Vessel segmentation, centerline prediction, and bifurcation detection in 3-D angiographic volumes. *CoRR*, (abs/1803.09340), 2018.

- [19] W. Yu, B. Fang, Y. Liu, M. Gao, S. Zheng, and Y. Wang. Liver vessels segmentation based on 3d residual U-NET. In *ICIP*, pages 250–254, 2019.
- [20] R. Zhang, Z. Zhou, W. Wu, C.-C. Lin, P.-H. Tsui, and S. Wu. An improved fuzzy connectedness method for automatic three-dimensional liver vessel segmentation in CT images. *J Healthc Eng*, 2018 :1–18, 2018.