



**HAL**  
open science

# Segmentation des structures vasculaires en imagerie TDM par filtrage localement connexe

Amélé Eyram Kouvahe, Catalin Fetita

► **To cite this version:**

Amélé Eyram Kouvahe, Catalin Fetita. Segmentation des structures vasculaires en imagerie TDM par filtrage localement connexe. JETSAN 2019: Journées d'Etude sur la TéléSanté, Sorbonne Universités, May 2019, Paris, France. hal-02161055

**HAL Id: hal-02161055**

**<https://hal.science/hal-02161055>**

Submitted on 20 Jun 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.

# Segmentation des structures vasculaires en imagerie TDM par filtrage localement connexe

Florence Kouvahé et Catalin Fetita  
Département ARTEMIS, TELECOM SudParis, Institut Mines-Telecom, Evry, France  
CNRS UMR 5157  
amele.kouvahe@telecom-sudparis.eu

## Résumé

La segmentation vasculaire est souvent une étape essentielle lors de l'analyse d'images médicales, et ce pour de diverses modalités d'imagerie. Malgré la grande richesse de la littérature dans le domaine, les méthodes proposées requièrent pour la plupart une adaptation selon le problème posé et sont, parfois, en deçà de l'exactitude souhaitée en termes de sensibilité et spécificité. Cet article propose une méthode générale de segmentation vasculaire, basée sur du filtrage localement connexe (FLC) multirésolution. L'approche de filtrage opère une détection et une suppression progressive des vaisseaux à partir du relief de l'image et ce à chaque niveau de résolution en combinant des filtres directionnels 2D-3D. Le résultat de l'approche proposée est démontré sur différentes modalités d'images en imagerie pulmonaire, hépatique et coronaire.

## Mots clés

Filtrage localement connexe, détection vasculaire, morphologie mathématique

## Abstract

Vascular segmentation is often required in medical image analysis for various imaging modalities. Despite the rich literature in the field, the proposed methods need most of the time adaptation to the particular investigation and may sometimes lack the desired accuracy in terms of sensitivity and specificity. This paper proposes a general method for vascular segmentation based on locally connected filtering applied in a multiresolution scheme. The filtering scheme performs progressive detection and removal of the vessels from the image relief at each resolution level, by combining directional 2D-3D locally connected filters (LCF). The outcome of the proposed approach is illustrated on several image modalities including lung, liver and coronary arteries.

## Keywords

Locally connected filtering, vascular segmentation, mathematical morphology

## I. Introduction

La segmentation vasculaire est requise dans plusieurs applications: aide au diagnostic, support

interventionnel en chirurgie ou suivi de maladies vasculaires. L'état de l'art révèle que toutes les méthodes utilisées pour l'extraction de l'arbre vasculaire suivent le même schéma [1]. En premier lieu, des modèles, (ou savoirs *a priori*) comme l'élongation ou l'intensité, sont utilisés pour localiser les vaisseaux. Ces localisations sont validées par des informations recueillies dans l'image, encore appelées caractéristiques. Les approches fondées sur les modèles peuvent exploiter l'apparence (la distribution en intensité des vaisseaux et du fond) ou la géométrie (modèles de surface, axe central, sections transverses...). Les caractéristiques accentuent ces premiers choix. Pourront alors être utilisés intensité locale ou maximum des crêtes, ou encore des filtres dérivatifs (courbure, Hessien, ou des analyses basées sur la covariance du gradient). Toutes les combinaisons de modèles et de caractéristiques donnent lieu à de nombreuses approches de segmentation vasculaire: fusion de régions [1], techniques de contours actifs [2] ou encore des méthodes basées sur l'axe central [2]. Plusieurs de ces méthodes rencontrent cependant le même problème, lié à une sur- ou sous-estimation: il s'agit d'inclure des faux positifs liés à des moyennes-hautes opacités (souvent pathologiques) ou bien de manquer les structures de petits calibres. On note cependant que les techniques utilisant des approches multirésolution sont les plus efficaces [3]. La plupart d'entre elles exploitent les propriétés structurelles dérivatives des valeurs propres de l'Hessien [4]. On retrouve aussi comme méthode fiable un couplage d'apprentissage de caractéristiques et de classification [5]. Comme réponse à la problématique de sous-estimation, un seuillage multi-échelles a été envisagé [6]. A noter également que toutes les méthodes (en dehors de celles qui utilisent l'apprentissage de caractéristiques) nécessitent des pré- et post-traitements. En général, le prétraitement consiste à une isolation du volume d'intérêt, et le post-traitement sert à éliminer les faux positifs.

Cet article propose une nouvelle méthode de détection et de segmentation des structures vasculaires (et « filaires » en général), en utilisant un filtrage localement connexe multirésolution. La méthode est générale et exploite la propriété d'apparence (contraste positif) et la géométrie (forme filaire) des vaisseaux. L'approche peut être également utilisée pour des structures en contraste négatif, soit en travaillant sur le complément de l'image, soit en utilisant un opérateur adapté (cf. §2). Le résultat de l'approche proposée est démontré sur des images de modalités différentes et sur des vaisseaux de différents organes (poumons, foie et cœur).

## II. Filtrage localement connexe pour la détection de vaisseaux

Soit  $f: V \subset \mathbb{Z}^n \rightarrow \mathbb{Z}$  une fonction de support discret et compact. On définit le graphe topologique  $G$  associé à  $f$  le couple  $(V, E)$  où l'ensemble  $V$  des points du support de  $f$  désigne l'ensemble des sommets du graphe et  $E \subset \mathbb{Z}^n \times \mathbb{Z}^n$  l'ensemble des arêtes reliant deux à deux les sommets voisins de  $V$  (avec le voisinage conditionné par le choix de topologie). Un chemin entre deux sommets de  $G$ ,  $x, y \in V$ , noté  $\Gamma_f^G(x, y) \subset G$ , est donné par un sous-ensemble de sommets adjacents  $\{z_i\}_i \in V$  et d'arêtes  $\{e_{ij} = \overline{z_i, z_j}\} \in E$ , permettant de connecter  $x$  et  $y$ . On définit alors l'altitude maximale/minimale sur le relief de  $f$  le long du chemin  $\Gamma_f^G$ :

$$\begin{aligned} \text{Sup}\Gamma_f^G(x, y) &= \sup\{f(z) \mid \forall z \in \Gamma_f^G(x, y)\}, \\ \text{Inf}\Gamma_f^G(x, y) &= \inf\{f(z) \mid \forall z \in \Gamma_f^G(x, y)\}. \end{aligned} \quad (1)$$

La *sup-connexité*  $\vee CT$  (respectivement la *inf-connexité*,  $\wedge CT$ ) entre deux points  $x, y \in V$  sur le relief d'une fonction  $f: V \subset \mathbb{Z}^n \rightarrow \mathbb{Z}$  est donnée par la plus grande (respectivement la plus petite) altitude minimale (respectivement maximale) du relief de  $f$  le long de tous les chemins possibles reliant  $x$  et  $y$  sur le graphe de  $f$ :

$$\begin{aligned} \vee CT_f^G(x, y) &= \sup\{\text{Inf}\Gamma_f^G(x, y), \forall \Gamma_f^G(x, y)\}, \\ \wedge CT_f^G(x, y) &= \inf\{\text{Sup}\Gamma_f^G(x, y), \forall \Gamma_f^G(x, y)\}, \end{aligned} \quad (2)$$

où  $G$  désigne le graphe topologique associé à  $f$ .

On peut introduire les concepts de sup/inf-connexité topologique entre un point  $x \in V$  et un sous-ensemble  $Y \subset V$  à partir de l'extension de la définition du chemin entre un point et un sous-ensemble des nœuds

du graphe. La sup-connexité (respectivement la inf-connexité) entre un point  $x \in V$  et un ensemble  $Y \subset V$  est alors définie par :

$$\begin{aligned} \vee CT_f^G(x, Y) &= \sup\{\text{Inf}\Gamma_f^G(x, Y)\}, \\ \wedge CT_f^G(x, Y) &= \inf\{\text{Sup}\Gamma_f^G(x, Y)\}. \end{aligned} \quad (3)$$

$\vee CT_f^G(x, Y)$  représente donc l'altitude la plus basse à laquelle on est obligé de descendre sur le relief de  $f$  en cherchant à connecter  $x$  et  $Y$  sur  $G$  tout en privilégiant les chemins de haute altitude (les cols).

$\wedge CT_f^G(x, Y)$  représente le niveau le plus haut qu'on doit franchir sur le relief de  $f$  en cherchant à connecter  $x$  et  $Y$  sur  $G$  tout en privilégiant les chemins de basse altitude (les ravins). Fig.1 illustre les deux concepts sur un exemple 2D.

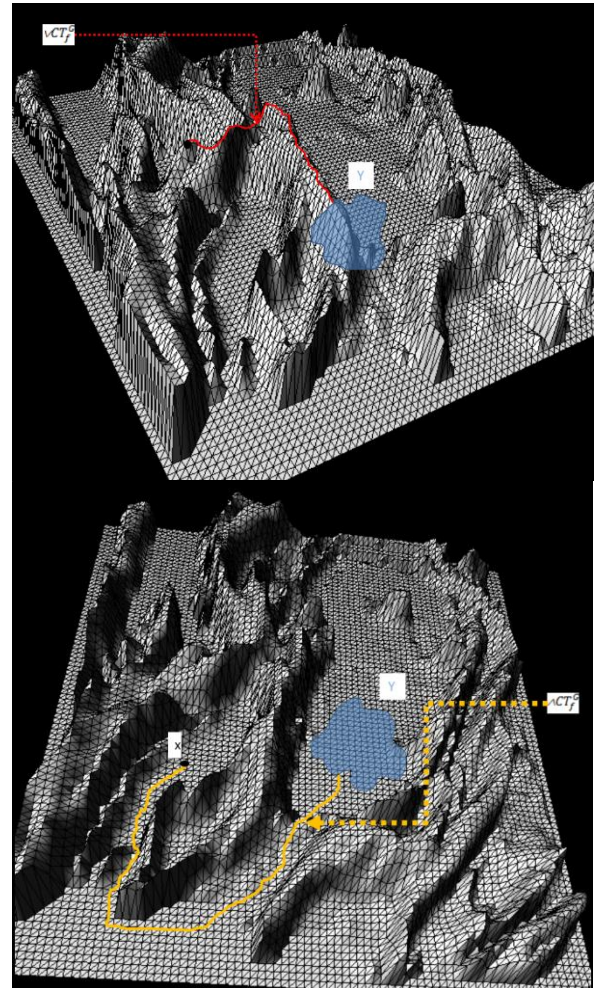


Fig .1. Illustration de la sup-connexité (haut) et de la inf-connexité (bas) entre un point  $x$  et un sous-ensemble  $Y$  du support de la fonction  $f$ . A noter que  $\vee CT_f^G(x, Y)$  correspond au chemin qui retient les altitudes les plus élevées et  $\wedge CT_f^G(x, Y)$  au chemin qui retient les altitudes les plus basses en reliant  $x$  à  $Y$  sur le relief de  $f$ .

D'un point de vue algorithmique, dans le cas où le graphe topologique  $G$  associé à  $f$  est défini dans l'espace  $\mathbb{Z}^n$  à partir de la relation de connexité spatiale (4-c ou 8-c en 2D ; 6-c, 18-c ou 26-c en 3D), les deux opérateurs  $\vee CT_f^G(x, Y)$  et  $\wedge CT_f^G(x, Y)$  peuvent être calculés à l'aide des opérateurs morphologiques de reconstruction numérique par dilatation  $R_f^\delta(x, Y)$  pour la  $\vee CT$ , ou de reconstruction numérique par érosion  $R_f^\delta(x, Y)$  pour la  $\wedge CT$ . On peut parler dans ce cas de la reconstruction de la connexité topologique entre  $x$  et l'ensemble  $Y$ .

Sachant que les structures ciblées, ici les vaisseaux sanguins, présentent un contraste positif dans les exemples étudiés (imagerie TDM), on utilisera par la suite la sup-connexité  $\vee CT$ . A noter que pour la segmentation de structures en contraste négatif, on peut travailler sur le complément d'image ou utiliser la inf-connexité  $\wedge CT$  avec un schéma similaire à celui présenté par la suite.

Soit  $f: V \subset \mathbb{Z}^n \rightarrow \mathbb{Z}$  une fonction de support discret et compact et  $G$  le graphe topologique associé à  $f$ . On définit le filtre localement connexe par dilatation  $FLC_{f,k}^\delta(x)$  de taille  $k$  au point  $x \in V$ :

$$FLC_{f,k}^\delta(x) = \vee CT_f^G(x, N_k(x)), \quad (4)$$

$$\text{avec } N_k(x) = \{y \in V \mid d(x, y) > k\} \quad (5)$$

où  $d(\cdot, \cdot)$  désigne une fonction distance et  $N_k(x)$ , le voisinage de  $x$  au-delà d'une distance  $d(x, \cdot) > k$ .

$FLC_{f,k}^\delta$  reconstruit localement la valeur de  $f$  à partir d'un voisinage  $k$ -distant par dilatation morphologique. Il a pour effet de supprimer (atténuer) les valeurs de  $f$  qui ne sont pas reliées  $\vee CT$  avec celles du voisinage  $k$ -distant. A contrario, lorsque cette connexion existe, les structures sont conservées via l'opérateur de reconstruction, éventuellement avec un léger « aplatissement » des intensités en fonction du « relief » le long du chemin  $\vee CT$ .  $FLC_{f,k}^\delta$  présente donc une propriété de débruitage similaire au filtre médian tout en conservant les structures spatiales sélectionnées par une configuration de connexion locale (ensemble  $N_k$  dans eq. 5). Le choix de cet ensemble détermine les propriétés de filtrage local désirées. Fig. 2 illustre l'effet du filtrage  $FLC_{f,k}^\delta$  au point central d'une région d'intérêt (ROI) pour deux configurations image, où l'ensemble  $N_k$  est choisi en utilisant une fonction distance  $d_\delta$  ( $\forall x, y \in \mathbb{Z}^n, d_\delta(x, y) = \max |x_i - y_i|, i = \overline{1, n}$ ).

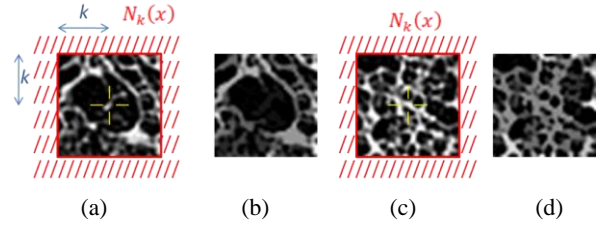


Fig. 2. Illustration du principe du FLC. Ici, FLC est appliqué au pixel central  $x$  marqué avec une croix au centre du ROI original (a),(c), avec le résultat montré respectivement en (b),(d).

La Figure 3 illustre l'effet de débruitage de  $FLC_{f,k}^\delta$  sur des images 2D en niveaux de gris et binaires pour un voisinage  $k=5$ , démontrant la préservation des structures spatiales par rapport à un filtre médian de même taille.

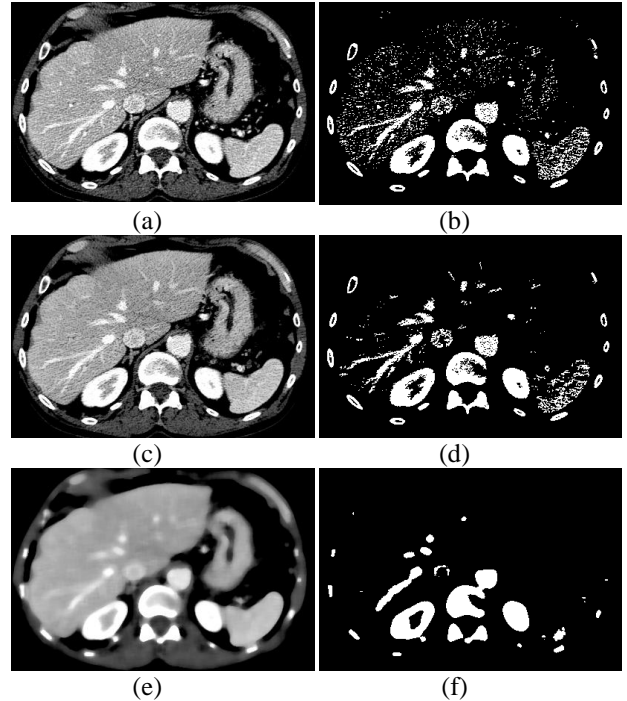


Fig. 3. Exemple de filtrage  $FLC_{f,k}^\delta$  (c, d) sur des images bruitées en niveaux de gris (à gauche) et binaires (à droite) (a, b) par rapport à un filtrage médian (e, f) de même taille.

Afin de filtrer les structures vasculaires dans les images, le choix de l'ensemble  $N_k$  doit prendre en compte la forme « filaire » des vaisseaux et leur calibre. Dans le cas 2D, une combinaison de filtres directionnels définit le *FLC de suppression vasculaire* de taille  $k$  comme :

$$\begin{aligned} \text{Soit } f: V \subset \mathbb{Z}^n \rightarrow \mathbb{Z} \\ \forall x \in V, \\ FLCV^\delta(x, k) = \inf_{d \in \mathbf{d}_i} \{ \vee CT_f^G(x, N_{k,d}(x)) \} \end{aligned} \quad (6)$$

où  $\mathbf{d}$  désigne la direction de filtrage choisie parmi un ensemble  $\mathbf{d}_i$  et  $N_{k,d}(x)$  le sous-ensemble de frontière

du voisinage spatial 2D de taille  $k$  orthogonal à la direction  $\mathbf{d}$ . Une possible définition de  $N_{k,d}(x)$  est illustrée Fig. 4, où l'ensemble des directions  $\mathbf{d}$  considérées reste au choix de l'implémentation.

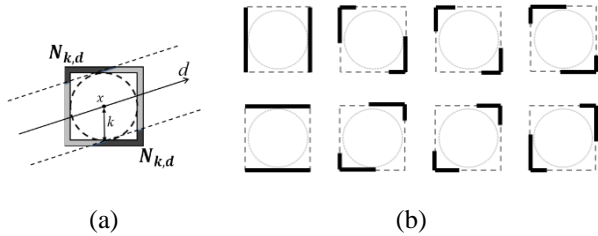


Fig. 4. Exemple de choix de l'ensemble directionnel  $N_{k,d}$ : (a) pour une direction donnée  $d$  (bord gris foncé); (b) construction pour 8 directions.

A titre d'exemple, la Figure 5 montre l'application du principe de l'équation 6 à la segmentation des vaisseaux dans une image de fond d'œil. La valeur de  $k$  est choisie par rapport à la résolution spatiale des images afin de contrôler la taille désirée des structures sélectionnées.

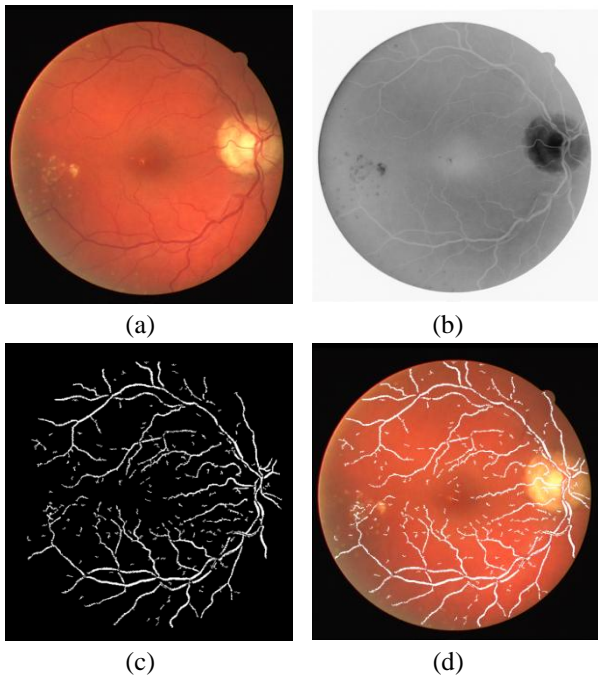


Fig. 5. Exemple de segmentation des vaisseaux dans une image de fond d'œil. (a) image originale (b) image en niveaux de gris inversée (vaisseaux en contraste positif), (c) vaisseaux segmentés par seuillage adaptatif de la différence  $f - FLCV_f^\delta$ , (d) segmentation superposée à l'image originale.

Pour un filtrage vasculaire dans l'espace 3D, nous choisirons les voisinages directionnels  $N_{k,d}$  selon des plans orientés orthogonalement à différentes directions dans l'espace. Nous avons opté pour 9 directions

spatiales correspondant à la 18-connextité. La Fig.6 illustre cet exemple.

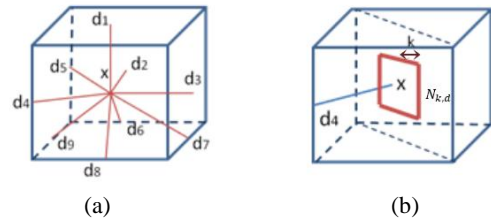


Fig. 6. Illustration du principe du filtrage directionnel 3D; (a) orientations non symétriques en 18-connextité  $\mathbf{d}_i \in C_{18}$ , (b) exemple de voisinage orthogonal  $N_{k,d}(x)$  pour  $\mathbf{d} = \mathbf{d}_4$  dans (a).

Fig. 7b illustre l'effet du filtrage (3D) par FLCV au niveau d'une image tomodensitométrique (TDM) axiale (512x512 pixels) et  $k=3$ . Les structures vasculaires de rayon inférieur à  $k$  sont détectées par seuillage adaptatif de la différence  $f - FLCV_f^\delta$ , Fig. 7c. Afin d'imposer l'extraction de structures linéiques d'une longueur minimale, le résultat est filtré par une *reconstruction directionnelle par érosion*. On remarque que les structures de type « surface » sont peu affectées par le filtrage connexe (dans l'exemple, les fissures pulmonaires).

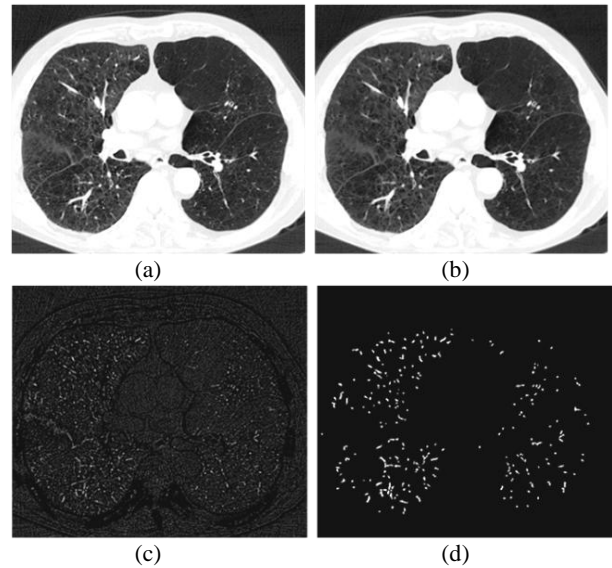


Fig. 7 Illustration de FLCV sur une image TDM pulmonaire (a), pour  $k=3$ : (b) image filtrée, (c) différence, (d) structures vasculaires de taille inférieure à  $k$ .

Afin d'enlever / détecter les structures vasculaires de différentes tailles, le FLCV est appliqué à plusieurs résolutions en utilisant 2 niveaux de décimation (Fig. 8). L'entrée à chaque niveau de résolution est l'image filtrée au niveau précédent. Les structures vasculaires sont détectées à chaque niveau de résolution et combinées avant un seuillage par hystérésis. L'ajout d'un bloc de validation prenant en compte les intensités dans l'image originale et une longueur

minimale attendue des vaisseaux (via un filtrage directionnel) garantit la préservation des structures linéaires d'une longueur minimale (minimum  $2k$ ) et l'effacement du bruit.

La Figure 9 montre le résultat du filtrage multirésolution selon le schéma de la Fig. 8, appliqué à une acquisition thoracique volumique en TDM sans injection de produit de contraste. Les structures vasculaires extraites sont illustrées au niveau d'une coupe axiale.

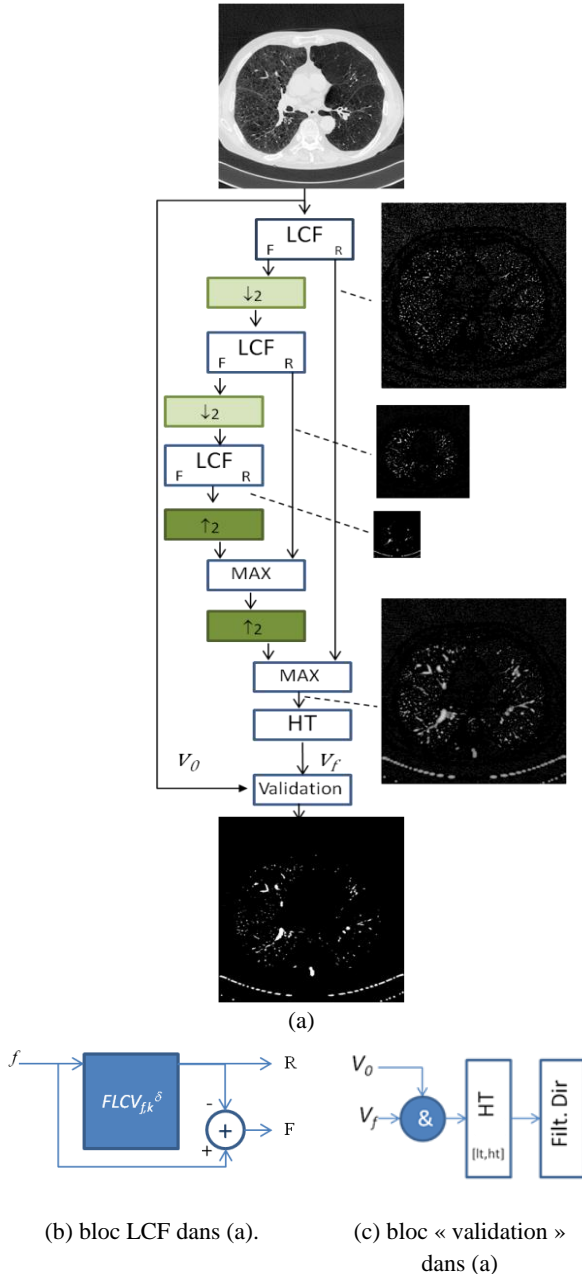


Fig. 8. Schéma de filtrage multirésolution FLCV (a) et les blocs LCF (b) et validation (c) inclus.  $\wedge$  et  $\vee$  désignent l'infimum et le supremum,  $\downarrow$  et  $\uparrow$  la décimation et l'interpolation, respectivement, HT – le seuillage par hystérésis,  $v_f$  les régions vasculaires sélectionnées pour toutes les échelles et  $v_0$  les intensités originales.

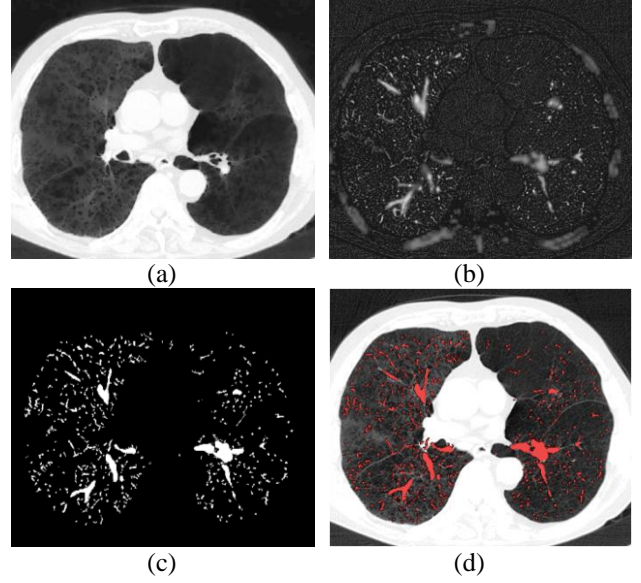


Fig.9. Résultat de la détection vasculaire intrapulmonaire sur les données de la Fig. 7a en utilisant le FLCV multirésolution: (a) l'image filtrée, (b) l'information vasculaire multirésolution avant seuillage, (c), (d) la segmentation vasculaire.

### III. Application en segmentation vasculaire 3D

Nous avons appliqué l'approche proposée à la détection des structures vasculaires dans différentes études cliniques qui utilisent l'imagerie 3D avec et sans injection d'agent de contraste. Les études portaient sur le poumon, le foie et le cœur (coronarographie).

A noter que le même schéma de segmentation a été utilisé dans tous les cas (Fig. 8), en adaptant uniquement les seuils bas/haut du seuillage par hystérésis utilisé au bloc de validation, spécifiquement à chaque territoire anatomique.

#### A. Segmentation de l'arbre vasculaire pulmonaire en imagerie TDM

L'approche développée a été évaluée quantitativement sur les 20 patients de la cohorte de test d'images pulmonaires rendue publique dans le cadre du challenge VESSEL12 [8].

Le Tableau 1 synthétise les résultats quantitatifs en termes de sensibilité et précision de la détection, évaluées sur un sous-ensemble de coupes axiales pour chaque acquisition.

$$SENS = \frac{[VP]}{[VP] + [FN]} \quad (11)$$

$$PREC = \frac{[VP]}{[VP] + [FP]} \quad (12)$$

où [VP], [FP] et [FN] désignent respectivement le

nombre de vrais positifs, faux positifs et faux négatifs.

Tab. 1. Résultats quantitatifs sur la détection des vaisseaux pulmonaires

Patient	SENS	PREC
1	0,98	0,98
2	0,98	0,97
3	0,98	0,97
4	1	0,77
5	0,99	0,97
6	0,89	0,9
7	0,97	0,46
8	1	0,99
9	0,99	0,98
10	0,99	0,91
11	0,996	0,98
12	0,99	1
13	0,98	0,96
14	0,99	0,78
15	0,99	0,99
16	1	1
17	0,96	0,97
18	0,99	0,97
19	0,99	0,98
20	0,93	0,85
<b>Moyenne</b>	<b>0,98</b>	<b>0,92</b>

Un exemple visuel de segmentation vasculaire est présenté Fig. 10 en comparaison avec une approche concurrente [9] évaluée dans le cadre du challenge VESSEL12. Le principal avantage de la méthode FLCV multirésolution est que, en plus de conserver une haute précision dans la détection de petits vaisseaux, elle est moins sensible au bruit et à la présence de pathologies qui présentent un contraste positif sur les images (comme la fibrose et le « verre dépoli »). Cet aspect est très appréciable dans le cas de l'analyse et de la quantification des pathologies interstitielles diffuses nécessitant une bonne discrimination entre régions vasculaires et pathologiques.

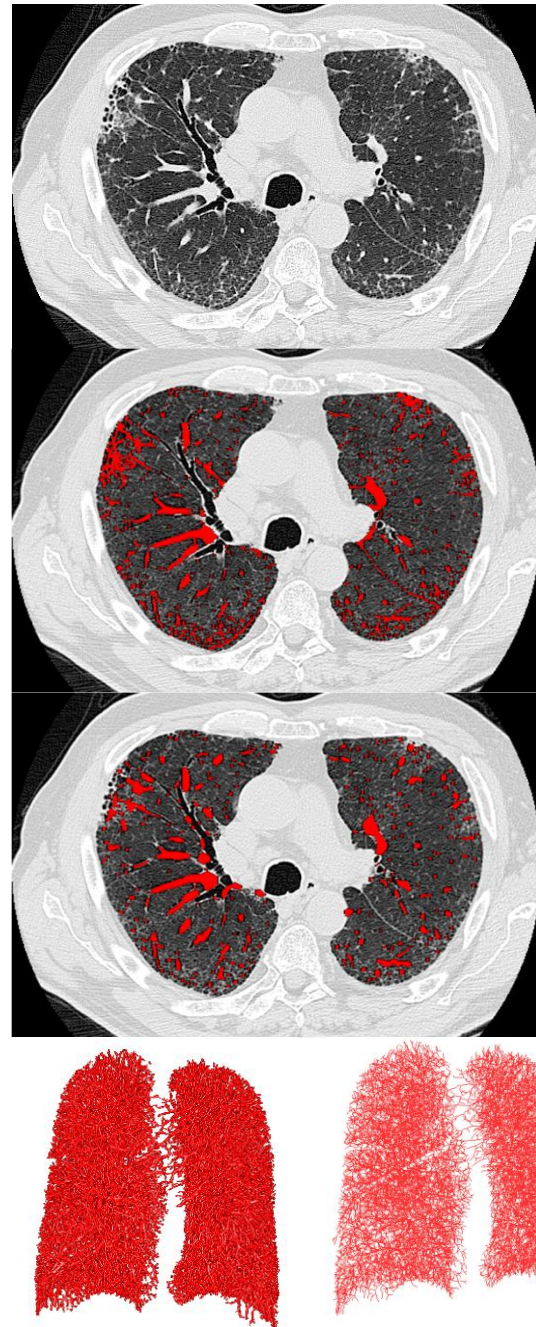


Fig 10. Illustration de la segmentation pour un cas de fibrose pulmonaire (haut). Comparaison entre une approche concurrente [9] (milieu) et celle proposée (bas), cf. Fig. 8,  $k=3$ , cette dernière montrant un meilleur compromis en termes de détection des vrais positifs vs faux positifs. Pour cette dernière, en dessous : rendu 3D (gauche) et axe médian (droite).

Cette extraction précise des vaisseaux pulmonaires joue un rôle important dans l'évaluation du remodelage vasculaire pour différentes pathologies, telles que les bronchopathies chroniques obstructives (BPCO) [12] et les pneumopathies interstitielles idiopathiques [13].

*B. Segmentation de l'arbre vasculaire hépatique en imagerie TDM de perfusion*

La même approche a été testée sur des séries TDM de perfusion hépatique, à différentes phases d'injection et différents niveaux de bruit/contraste, Tab. 2. Pour cette application, une étape de post-traitement consiste à sélectionner les structures résultantes selon le masque du foie extrait selon une méthode indépendante (par exemple [11]).

Tab. 2. Résultats quantitatifs sur la détection des vaisseaux hépatiques

Patient	SENS	PREC
1	1	0.98
2	1	0.99
3	0.81	0.97
4	0.91	0.99
5	0.88	0.95
6	0.9	0.90
7	0.7	0.96
8	0.9	0.99
9	0.7	0.94
10	0.9	0.89
11	0.91	0.89
12	0.92	0.91
13	0.9	0.96
14	0.87	0.96
15	0.94	0.91
16	0.84	0.88
<b>Moyenne</b>	<b>0.88</b>	<b>0.93</b>

On remarque une bonne discrimination des petits vaisseaux malgré un contraste variable Fig. 11. La segmentation incomplète de la veine cave inférieure (flèche) est due à sa taille importante par rapport à la sélection du paramètre  $k=3$ . En effet, le schéma Fig. 8 à deux niveaux de décimation permet une sélection complète des vaisseaux de rayon inférieur à  $R=2 \cdot 2 \cdot k=12$  pixels. Pour les structures de rayon  $R/2 < r < R$ , le filtrage se comporte comme une ouverture annulaire en segmentant seulement la partie centrale (de rayon  $r-R/2$ ).

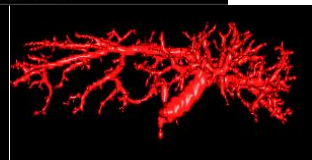
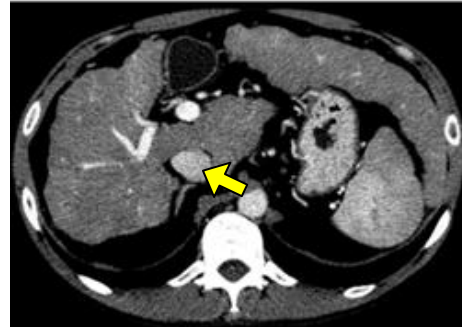
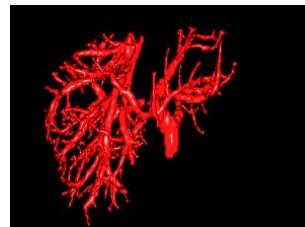


Fig 11. Exemple de détection vasculaire dans l'imagerie hépatique avec différents niveaux de contraste pour les vaisseaux. Seuls les vaisseaux à l'intérieur du foie sont conservés (segmentation du foie non discutée ici). Un rendu 3D est présenté pour chaque cas.



### C. Segmentation des artères coronaires

Un résultat préliminaire pour la segmentation des artères coronaires (acquisition coroscanner TDM avec injection de produit de contraste, synchronisée ECG) est illustrée Fig. 12, après une sélection interactive des structures résultant du schéma Fig. 8. Pour ce type d'application, le post-traitement à mettre en œuvre dans un travail futur devra impliquer la segmentation des régions périphériques du cœur pour une sélection automatique des coronaires.

## IV. CONCLUSION

Ce papier présente une alternative efficace pour la segmentation automatique des structures vasculaires pour différentes applications en imagerie médicale. Il est fondé sur un filtrage localement connexe implanté sous forme de schéma multirésolution, couplé à une étape de post-traitement spécifique à chaque application.

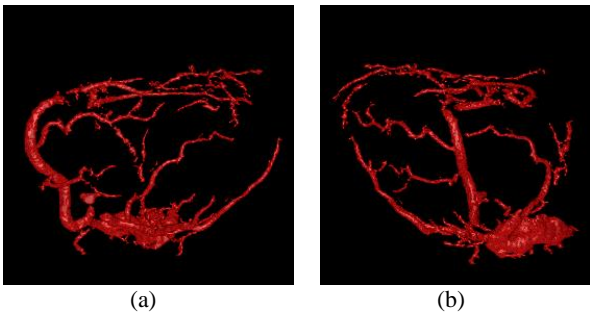


Fig. 12. Résultat préliminaire de segmentation des artères coronaires à partir d'une acquisition clinique en coroscanner.

## REFERENCES

- [1] David Lesage et al, A review of 3D vessel lumen segmentation techniques: Models, features and extraction schemes, *Medical Image Analysis*, Vol. 13, pp. 819-845, 2009.
- [2] M. Orkisz et al, Segmentation of the pulmonary vascular trees in 3D CT images using variational region-growing, *IRBM*, Vol. 35, pp. 11-19, 2014.
- [3] C. Xiao et al, A Multiscale Bi-Gaussian Filter for Adjacent Curvilinear Structures Detection With Application to Vasculature Images, *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 22, pp. 174 - 188, 2013.
- [4] A. Frangi et al, Multiscale vessel enhancement filtering, *Proc. Med. Image Comput. Assist. Interv.*, Vol. 1496, pp. 130-137, 1998.
- [5] R. Kiros et al. Stacked Multiscale Feature Learning for Domain Independent Medical Image Segmentation. *MLMI*, 2014.
- [6] E. van Dongen and B. van Ginneken, Automatic segmentation of pulmonary vasculature in thoracic CT scans with local thresholding and airway wall removal, *IEEE International Symposium on Biomedical Imaging: From Nano to Macro*, pp. 668-671, 2010.
- [7] L. Vincent, Morphological grayscale reconstruction in image analysis: applications and efficient algorithms, *IEEE Trans. on Image Processing*, Vol. 2, pp. 176-201, 1993.
- [8] Rudyanto et al, Comparing algorithms for automated vessel segmentation in computed tomography scans of the lung: The VESSEL12 study, *Medical Image Analysis*, Vol 18, pp.1217-32, 2014.
- [9] C.Fetita et al, Morpho-geometrical approach for 3D segmentation of pulmonary vascular tree in multi-slice CT, *SPIE Medical Imaging 2009: Image Processing*, 2009.
- [10] C. Fetita, et al. Robust lung identification in MSCT via controlled flooding and shape constraints: dealing with anatomical and pathological specificity, *SPIE Medical Imaging 2016: Biomedical Applications in Molecular, Structural and Functional Imaging*, 2016.
- [11] C. Fetita et al, CT hepatic venography: 3D vascular segmentation for preoperative evaluation, *Proceedings 8th International Conference on MICCAI'05*, Vol. 2, pp. 830-837, 2005.
- [12] A Crosnier, C Fetita, G Thabut, P-Y Brillet, "Intrapulmonary vascular remodeling: MSCT-based evaluation in COPD and alpha-1 antitrypsin deficient subjects", in *Medical Imaging 2016: Computer-Aided Diagnosis*, Proceedings of SPIE Vol. 9785, 978516:1-11, 2016
- [13] Y-W Kim, S Tarando, P-Y Brillet and C Fetita, "Image biomarkers for quantitative analysis of idiopathic interstitial pneumonia", *SPIE Medical Imaging 19, Computer-Aided Diagnosis*, 2019.