

Extraction 3D du réseau vasculaire cérébral chez le rat à partir d'images Doppler ultrasensible

E. Cohen^{1,2} T. Deffieux² C. Demené² L. D. Cohen¹ M. Tanter²

¹ Université Paris Dauphine, PSL Research University,
CNRS, UMR 7534, CEREMADE,
75016 Paris, France

² Institut Langevin, ESPCI ParisTech, PSL Research University,
CNRS, UMR 7587, INSERM U979,
75005 Paris, France

emmanuel.cohen@espci.fr

Résumé

L'imagerie Doppler ultrasensible est une nouvelle technique d'imagerie médicale permettant d'observer des flux sanguins très rapides et de détecter des formes vasculaires très fines. Elle réalise, par reconstruction tomographique, l'acquisition de véritables cartes vasculaires 3D du cerveau de rat, à haute résolution spatiale de l'ordre de $100 \mu\text{m}^3$. Ces réseaux vasculaires contiennent une information de localisation cruciale pour pouvoir se repérer dans le cerveau et ainsi tirer profit des avantages pratiques de l'imagerie ultrasonore. Nous proposons dans cette étude une méthode numérique permettant l'extraction en 3D de chemins décrivant l'ensemble du réseau vasculaire cérébral du rat, et une estimation du diamètre apparent en chaque point. La méthode est basée sur l'algorithme du Fast Marching permettant l'extraction de chemins minimaux selon une métrique particulière.

Mots Clef

Segmentation, chemins minimaux, imagerie médicale, Doppler ultrasensible, réseau vasculaire, cerveau, rat, diamètre

Abstract

Ultrasensitive Doppler is a recent medical imaging technique enabling high sensitive acquisition of blood flows which can detect small vascular features without contrast agents. Applied to cerebral tomographic imaging of rats, this method produces very fine vascular 3D maps of the brain at high spatial resolution of $100 \mu\text{m}^3$. These vascular networks contain characteristic tubular structures that could be used as landmarks to localize the position of the ultrasonic probe and take advantage of the easy-to-use property of ultrasound devices. In this study, we propose a computational method that performs 3D extraction

of vascular paths and estimates effective diameters of vessels, from Ultrasensitive Doppler 3D reconstructed images of the rat brain. The method is based on the Fast Marching algorithm to extract curves minimizing length according to a relevant metric.

Keywords

Segmentation, minimal path, medical imaging, ultrasensitive Doppler, vascular network, rat brain, diameter

1 Introduction

1.1 Contexte

L'échographie est aujourd'hui devenue la méthode d'imagerie numéro un en clinique où elle est appréciée pour sa portabilité, son aspect temps-réel, son innocuité et son faible coût. L'échographie permet une imagerie anatomique de qualité à haute résolution et est très souvent associée à un examen Doppler, permettant de voir et quantifier les flux sanguins. Classiquement, l'échographie standard construit une image par focalisation successive ligne par ligne d'un faisceau ultrasonore sur l'objet imagé. La cadence d'acquisition des images

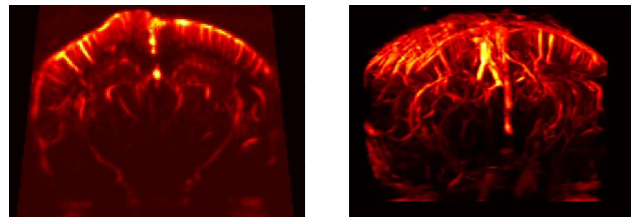


Figure 1: Imagerie Doppler ultrasensible du cerveau de rat. Gauche: acquisition d'un plan coronal du cerveau. Droite: reconstruction tomographique 3D [1].

est alors de l'ordre de 50 images/sec, suffisante pour afficher une image en temps réel mais insuffisante pour permettre de voir les phénomènes rapides du corps comme la propagation d'ondes mécaniques ou la pulsativité rapide du sang. L'imagerie ultrasonore ultrarapide utilise quant à elle le principe de transmission d'une onde plane associée à la puissance de calcul des processeurs graphiques GPU, ce qui permet d'accélérer l'acquisition à plus de 1000 images/sec [2]. Cette cadence d'imagerie permet à la fois de voir les phénomènes rapides qui étaient alors invisibles (propagation des ondes de cisaillement dans le corps pour la cartographie quantitative et en temps réel de la dureté avec l'élastographie [3], ou flux sanguins très rapides dans le cœur [4]) ou des phénomènes subtils grâce à une augmentation spectaculaire de la sensibilité des images échographiques due au très grand nombre d'images disponibles.

Parmi ces nouvelles modalités ultrasensibles se trouve le Doppler ultrasensible, dont la sensibilité est multipliée par 100 par rapport au Doppler standard et permet une imagerie très fine des flux sanguins [3]. Désormais, de véritables cartes vasculaires 3D à haute résolution spatiale (cf. figure 1) sont réalisables in vivo par ultrasons à l'aide d'un simple dispositif mécanique [1]. Ce dernier permet d'imager in vivo des plans successifs du cerveau de rat dans différentes directions. Les images acquises sont ensuite traitées par un procédé de reconstruction tomographique afin d'obtenir un volume 3D de résolution spatiale $100\mu\text{m}^3$.

1.2 Motivations

L'empreinte vasculaire cérébral acquise par imagerie Doppler ultrarapide pourrait permettre au clinicien de se repérer instantanément dans le cerveau du patient ou bien de guider une chirurgie en temps réel. Toutefois, observer visuellement l'image vasculaire ne suffit pas pour détecter de manière précise sa position dans le cerveau. Ainsi, un algorithme de recalage automatique est nécessaire pour utiliser l'empreinte vasculaire comme repère. Dans [5], nous avons proposé une première approche afin de naviguer en temps réel dans le cerveau de rongeur. Après avoir scanné différents rongeurs, dans des plans couvrant l'ensemble du cerveau selon une direction particulière, l'algorithme proposé permet de recalibrer les différents scans cérébraux en utilisant l'empreinte vasculaire comme caractéristique de mise en correspondance. Les images Doppler 2D sont comparées par corrélation, montrant ainsi la quantité d'information de position contenue dans le signal Doppler ultrasensible. En outre, ce nouveau système de neuronavigation en temps réel est d'un grand intérêt étant donné les avantages pratiques que présentent les appareils d'imagerie par ultrasons: portabilité, acquisition en temps réel, faible coût, etc.

Ainsi, nous envisageons dans cette étude d'extraire des caractéristiques géométriques du réseau vasculaire cérébral chez le rat à partir d'images Doppler ultrasensible 3D. En

effet, pour mieux comprendre et analyser la vasculature du cerveau, ce qui constitue une étape essentielle en vue d'effectuer du recalage automatique, il faut affiner notre description du réseau vasculaire. Ces caractéristiques plus précises permettront de distinguer les formes vasculaires entre elles pour mieux les comparer. Dans le présent article, nous proposons donc une méthode numérique capable d'extraire les chemins vasculaires parcourant tout le cerveau et représentant ainsi l'arbre vasculaire cérébral. Ceci est réalisé à partir des cartes 3D reconstruites par tomographie dans [1]. Une première estimation du diamètre vasculaire en chaque point du réseau est également proposée.

L'extraction du réseau vasculaire est réalisée grâce aux méthodes d'extraction de chemins minimaux dits géodésiques, décrites dans [6]. Ces méthodes sont en effet parfaitement adaptées à l'analyse d'images biomédicales et plus particulièrement à la segmentation vasculaire [7, 8]. Au delà de leurs diverses applications, elles permettent de résoudre un problème de minimisation d'énergie qui présente des solutions globales [9]. Ceci est essentiel car les chemins extraits représentent alors des solutions globales du problème de minimisation.

Notons enfin que cette étude se veut être la première qui illustre l'application de ces méthodes sur des images Doppler ultrarapide. Une validation des résultats associée à une étude physiologique plus précise fera l'objet d'un travail futur.

2 Matériels et méthodes

2.1 Matériels

Plusieurs acquisitions par Doppler ultrasensible ont été réalisées in vivo sur des rats anesthésiés. L'imagerie ultrasonore ultrarapide permet de scanner en temps réel un plan cérébral à une résolution image de $100\mu\text{m} \times 100\mu\text{m}$. La sonde ultrasonore de 15 MHz utilisée est équipée d'un système motorisé pour se déplacer le long de la surface du cerveau dans différentes directions. L'acquisition s'effectue dans des plans successifs espacés de $200\mu\text{m}$, chaque plan correspondant à une épaisseur du cerveau de $400\mu\text{m}$. Un scan 3D typique de tout le cerveau du rat selon une direction particulière est constitué d'environ 65 plans imagés. Avec des scans 3D acquis dans 18 orientations différentes (l'axe de rotation étant l'axe verticale), il est possible de reconstruire par tomographie un véritable signal Doppler 3D de haute résolution spatiale $100\mu\text{m} \times 100\mu\text{m} \times 100\mu\text{m}$, de taille environ égale à $200 \times 300 \times 300$ pixels. Une description complète du système expérimental est donnée par [1].

2.2 Extraction de chemins minimaux

Extraire un chemin minimal entre deux points d'une image $\mathbf{x}_0, \mathbf{x}_1 \in \Omega \subset \mathbb{R}^d$ ($d = 2, 3$) consiste à trouver une courbe de longueur minimal reliant ces deux points. Dans un espace Euclidien muni de sa métrique $d_e(\mathbf{x}_0, \mathbf{x}_1) = \|\mathbf{x}_1 - \mathbf{x}_0\|$, il est clair que le chemin min-

imisant la distance entre deux points correspond au segment de droite les reliant. Toutefois, au sein d'une image, le segment ne convient généralement pas pour décrire ce chemin, comme par exemple dans le cas d'une image de rétine où les vaisseaux décrivent des courbes bien plus complexes qu'un segment de droite (figure 2). Ainsi, il est nécessaire de redéfinir la notion de longueur minimale d'une courbe en munissant l'espace de travail d'une métrique Riemannienne. Cette dernière dépend en chaque point de l'espace de l'intensité du pixel correspondant. Elle est construite de manière à ce que les chemins minimaux soient attirés par les régions saillantes de l'image comme par exemple les vaisseaux observés sur la rétine. Tout ceci est détaillé dans [6].

Soit $\gamma : [0, 1] \rightarrow \mathbb{R}^d$ une courbe continuellement dérivable reliant le point $\gamma(0) = \mathbf{x}_0$ au point $\gamma(1) = \mathbf{x}_1$. La distance géodésique entre ces deux points est définie par

$$d(\mathbf{x}_0, \mathbf{x}_1) = \min_{\gamma} L(\gamma),$$

où $L(\gamma)$ correspond à la longueur Riemannienne de la courbe γ , donnée par

$$L(\gamma) = \int_0^1 \langle \gamma'(t), W(\gamma(t)) \gamma'(t) \rangle^{1/2} dt.$$

Comme suggéré plus haut, la métrique est désormais fonction d'une carte de valeurs saillantes $W : \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}_+$ appelée également potentiel. Pour que les chemins extraits

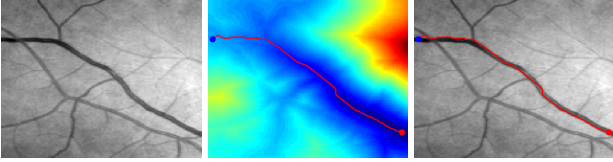


Figure 2: Extraction d'un chemin minimal en 2D à partir d'une image de rétine. De gauche à droite: l'image originale; la carte de distance géodésique ayant pour point source le point rouge; le chemin minimal reliant le point source au point d'arrivée en bleu.

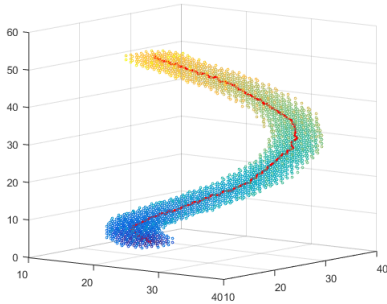


Figure 3: Extraction d'un chemin minimal en 3D d'une hélice. Les points source et d'arrivée sont respectivement en bas et en haut de l'hélice. Le chemin extrait est superposé à la carte de distance géodésique.

tendent vers ces valeurs saillantes, il faut que W soit petite dans ces régions afin de pénaliser la longueur de courbe $L(\gamma)$. Généralement, W est un tenseur symétrique définie positif de $\mathbb{R}^{d \times d}$. Toutefois, nous considérons ici uniquement le cas d'une métrique isotropique, construite à partir de l'intensité du flux Doppler, fonction scalaire de l'espace 3D. Dès lors, extraire un chemin minimal revient à résoudre le problème de minimisation suivant

$$\gamma^* = \arg \min_{\gamma} L(\gamma). \quad (1)$$

Soit S l'ensemble des points sources, il nous faut définir la carte de distance géodésique U_S par

$$U_S(\mathbf{x}) = \min_{\mathbf{x}_0 \in S} d(\mathbf{x}_0, \mathbf{x}),$$

prenant des valeurs nulles en chaque point de S . En effet, à l'instar de ce qui est expliqué dans [9, 6], la connaissance de U_S donne directement accès à la solution du problème (1) en réalisant une simple descente de gradient

$$\frac{d\gamma^*(t)}{dt} = - \frac{\nabla U_S(\gamma^*(t))}{\|\nabla U_S(\gamma^*(t))\|}. \quad (2)$$

Le calcul de U_S est cependant moins évident. En se basant sur des résultats portant sur les solutions visqueuses de l'équation Hamilton-Jacobi [10, 6], et en supposant qu' S et W sont respectivement compact et continue, U_S est en fait l'unique solution visqueuse de l'équation Eikonal

$$\begin{cases} \|\nabla U_S(\mathbf{x})\| = W(\mathbf{x}), \forall \mathbf{x} \in \Omega \\ U_S(\mathbf{x}) = 0, \forall \mathbf{x} \in S \end{cases}. \quad (3)$$

Pour mieux comprendre ce résultat, quelques interprétations géométriques servant d'éléments de preuve sont données par [9].

Afin de résoudre numériquement l'équation Eikonal, Sethian [11] introduisit la Méthode du Fast Marching (FMM) que l'on utilise ici pour le calcul de U_S , avec pour schéma de discrétisation celui présenté par [7] pour la résolution de l'équation en 3D ($d = 3$). Le FMM propose un algorithme de propagation de front calculant de manière itérative les valeurs croissantes de U_S . Le chemin optimal γ^* est ensuite donné par (2) que l'on résout par une descente de gradient approximée qui évite l'accumulation d'erreurs angulaires [9]: partant du point d'arrivée \mathbf{x}_1 , on tente de rejoindre le point source le plus proche en se déplaçant dans la direction qui présente la plus petite valeur de U_S parmi les plus proches voisins (voisinage régulier de taille 9 pixels si $d = 2$ et 27 si $d = 3$); on stoppe les itérations dès que U_S s'annule.

Les figures 2 et 3 illustrent la méthode respectivement pour $d = 2$ et $d = 3$.

2.3 Extraction par détection de point-clés

Dans le cas de l'extraction de vaisseaux et en particulier lorsque l'on souhaite détecter un réseau vasculaire complexe constitué d'un grand nombre de vaisseaux, il est

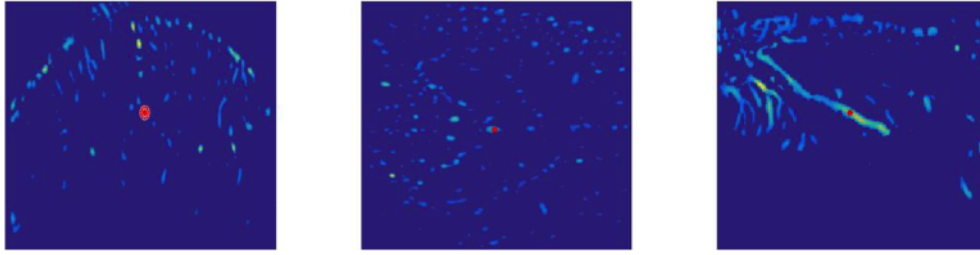


Figure 4: Méthode d'estimation du diamètre apparent des vaisseaux. De gauche à droite: plans coronal, horizontal et sagittal intersectant, localement au point rouge, le chemin minimal extrait. Dans cet exemple, le cercle de plus petit rayon estimé correspond au plan coronal.

préférable d'utiliser un algorithme permettant d'extraire l'ensemble de l'arbre vasculaire à partir d'un unique point source. En effet, la procédure décrite dans la section précédente nécessite également la donnée d'un point d'arrivée. En considérant toutes les bifurcations possibles dans un réseau vasculaire, il n'est a priori pas trivial de détecter ces points d'arrivée. Ainsi, nous utilisons la méthode d'extraction de chemin minimaux par détection de points-clés (*tMinimal Path method With Keypoint Detection*, MPWKD) introduite par [12]. À partir d'un unique point source \mathbf{x}_0 et étant donné un scalaire λ , des points intermédiaires nommés points-clés (*keypoints*) sont successivement détectés le long de la courbe d'intérêt et espacés d'une longueur Euclidienne environ égale à λ , décrivant ainsi tout l'arbre vasculaire automatiquement. Cette méthode permet également d'éviter que le chemin minimal empreinte un raccourci non souhaité vers le point source, phénomène causé par un potentiel trop bruité ou pas assez contrasté. De faibles valeurs pour λ sont alors préconisées afin d'orienter le chemin extrait vers les véritables valeurs saillantes de l'image.

L'algorithme MPWKD est une extension de la méthode décrite précédemment section 2.2. Nous décrivons ici le principe de cet algorithme, les détails formels de l'implémentation se trouvant dans [12]. Le front commence par se propager en partant d'un point source \mathbf{x}_0 , calculant ainsi les valeurs de U_S par la résolution de l'équation Eikonale et l'algorithme du Fast marching, comme décrit dans la section précédente. Au démarrage de l'algorithme, l'ensemble des points sources S est ainsi réduit à un unique point \mathbf{x}_0 . En parallèle de cette résolution, la distance Euclidienne U_S^e séparant le front de S peut être également calculée en résolvant l'équation Eikonale pour le potentiel $W(\mathbf{x})=1, \forall \mathbf{x} \in \Omega$ (en effet, la métrique unité renvoie au produit scalaire euclidien auquel la distance euclidienne est liée). Ainsi, à chaque étape de l'avancé du front, les valeurs de U_S et de U_S^e sont mises à jour en même temps. Cette propagation s'effectue tant que $U_S^e < \lambda$, où λ est un paramètre donné de l'algorithme. Dès que U_S^e dépasse la valeur λ mettons au point $\mathbf{p}_0, U_S^e(\mathbf{p}_0) \geq \lambda$, ce point est désigné comme étant un point-clé et est directement ajouté à l'ensemble des points sources S avec naturellement comme nouvelle distance géodésique $U_S(\mathbf{p}_0)=0$ et

également $U_S^e(\mathbf{p}_0)=0$. Le front doit désormais prendre en compte ce nouveau point source et son évolution s'en trouve donc modifiée. En effet, certaines valeurs de U_S calculées avant l'apparition du nouveau point source ne sont désormais plus correctes et il faut donc les recalculer. Il s'agit notamment des points situés à une distance plus petite de \mathbf{p}_0 que de \mathbf{x}_0 ; cette zone de points est appelée la région de Voronoi de \mathbf{p}_0 . Pour savoir exactement quels sont ces points, l'algorithme détermine en parallèle de chaque avancé du front la région de Voronoi à laquelle chaque point appartient (voir [12] pour plus de détails). Le front reprend alors sa propagation en réajustant les valeurs incorrectes et en calculant de nouvelles valeurs de U_S . Notons qu'avant de reprendre la propagation du front, il est possible d'extraire le chemin liant \mathbf{p}_0 à \mathbf{x}_0 par une descente de gradient appliqué à U_S comme décrit précédemment. Le front se propage alors jusqu'à un nouveau point-clé \mathbf{p}_1 vérifiant $U_S^e(\mathbf{p}_1) \geq \lambda$. Cette opération de détection de point-clé est ainsi itérée jusqu'à atteindre une longueur Euclidienne totale maximale L_0 imposée par l'algorithme. L'estimation de la longueur Euclidienne totale se fait également en parallèle de chaque étape de l'avancé du front en résolvant la même équation que pour U_S^e mais sans prendre en compte l'apparition des point-clés. On obtient ainsi un ensemble de point-clés \mathbf{p}_i quasi équidistants de λ , décrivant la courbe d'intérêt à extraire. L'intérêt de cette méthode réside essentiellement dans le paramètre λ qui, lorsqu'il est choisi assez petit, permet d'extraire à la fois les petits vaisseaux de taille $\sim \lambda$ et les vaisseaux plus grands décrits par plusieurs point-clés, pour constituer un arbre vasculaire complet, et ce à partir d'un unique point source.

2.4 Estimation du diamètre apparent des vaisseaux

Le réseau vasculaire obtenu avec la méthode qui vient d'être décrite permet une représentation sous forme de graphe de l'arbre vasculaire. En effet, les point-clés sont les nœuds de l'arbre reliés par des arrêtes représentées par les chemins minimaux détectés entre chaque point-clé. Cette description peut être particulièrement intéressante pour la comparaison ou le recalage automatique de différents réseaux vasculaires.

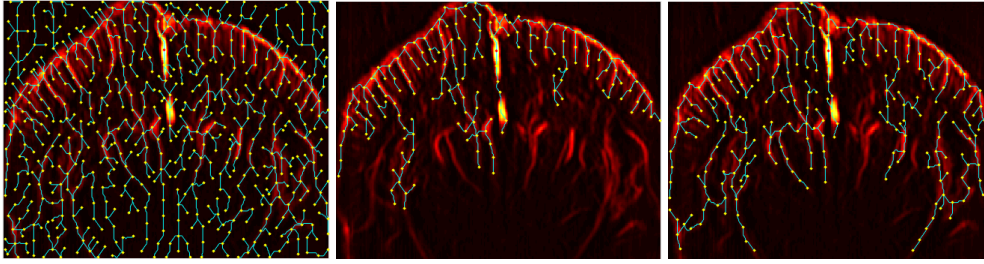


Figure 5: Extraction de chemins minimaux par détection de points-clés sur une image Doppler ultrasensible 2D. De gauche à droite, le résultat obtenu par MPWKD à partir de: l'image d'origine; une version seuillée de l'image; l'image après seuillage et égalisation d'histogramme. Les points sources, point-clés, et chemins minimaux sont respectivement en rouge, jaune et cyan.

Afin d'extraire une information supplémentaire permettant de distinguer les vaisseaux entre eux et donc de rendre encore plus pertinente la représentation précédente, nous proposons une première méthode pour calculer le diamètre apparent de chaque vaisseau en chaque point du réseau. La taille des vaisseaux est en effet une caractéristique essentielle pour classifier les vaisseaux entre eux et peut être mise en relation avec des paramètres physiologiques tels que la vitesse du flux sanguin, la pression sanguine, etc. Nous parlerons précisément de diamètre apparent du fait de la physique de l'imagerie par ultrasons ne rendant pas compte de la taille exacte des vaisseaux.

Les chemins minimaux détectés sont censés parcourir uniquement l'intérieur des vaisseaux même s'ils ne sont pas parfaitement centrés [6]. En chaque point de ces chemins, il est possible de considérer le plan orthogonal au vaisseau traversé. En modélisant un vaisseau par une structure tubulaire, l'intersection du plan orthogonal avec le réseau vasculaire est en première approximation un disque dont on peut estimer le diamètre. Ce diamètre nous donne une première estimation du diamètre apparent.

La détermination précise du plan orthogonal nécessite le calcul non trivial de l'orientation locale des vaisseaux et du plan normal à cette orientation. Ceci peut être réalisé par exemple en calculant les éléments propres de la matrice Hessienne de l'image; en effet, le vecteur propre associé à la valeur propre de plus petite valeur absolue est aligné selon la direction du vaisseau. Cependant, le calcul des éléments propres et surtout du plan orthogonal par interpolation sur l'image serait bien trop coûteux, et nous éloignerait des temps très petits souhaités dans le contexte de cette étude (section 1.1). Il est à noter qu'un calcul de la tangente au vaisseau directement à partir des chemins minimaux n'est pas envisageable ici car les chemins ne suivent pas rigoureusement la ligne centrale du vaisseau. Pour centrer les chemins minimaux extraits, il existe différentes solutions comme celle proposée dans [7]. Toutefois, nous contraignons notre problème à respecter des temps de calcul très petits et nous proposons une méthode d'approximation quant à elle plus rapide. Celle-ci consiste à considérer le plan se rapprochant le plus du plan orthogonal parmi les plans des trois directions de l'espace, coronal, sagittal et

horizontal. Le plus petit disque parmi les trois estimés est finalement retenu comme le bon (voir figure 4). En effet, les deux autres disques plus larges révèlent en fait des formes non-circulaires et par là la non-orthogonalité du plan au vaisseau. Il est par ailleurs possible de recentrer le chemin minimal en remplaçant le point courant par le centre du disque estimé.

Cette méthode reste clairement une première approximation de l'estimation du diamètre. Elle présente toutefois des performances en temps de calculs nécessaires pour cette étude. Améliorer la précision de l'estimation consisterait notamment à corriger les erreurs au niveau des bifurcations de vaisseaux et des vaisseaux trop proches les uns des autres.

3 Résultats et discussion

Afin de montrer l'efficacité de la méthode proposée, nous la testons au préalable sur une coupe coronale du cerveau de rat (figure 6), obtenue en moyennant 30 plans successifs du volume 3D reconstruit par tomographie (section 2.1). L'image Doppler représente ici l'intensité du flux sanguin et celle-ci est maximale au centre des vaisseaux. C'est pourquoi, il est légitime de contraindre la métrique à être inversement proportionnelle au signal de l'image. Un premier modèle satisfaisant est $W = 1/I$ où I est l'image Doppler 2D ou 3D considérée.

Avant d'appliquer l'algorithme de détection de point-clés MPWKD(section 2.3), il faut tenir compte de nombreux pixels bruités de faible intensité situés dans le fond de l'image, pouvant induire une multitude de chemins minimaux extraits non pertinents. L'image de gauche de la figure 5 illustre ce phénomène de surestimation du nombre de point-clés. L'image au centre montre quant à elle les performances de l'algorithme après un seuillage de l'image: une grande partie des structures vasculaires est extraite démontrant l'importance d'une étape de pré-traitement de l'image. L'image de droite montre un résultat encore plus satisfaisant où l'on augmente le contraste de l'image avant de seuiller, par un algorithme d'égalisation d'histogramme tiré de [13]. L'extraction du réseau vasculaire est cette fois-ci presque totale avec la détection de structures en

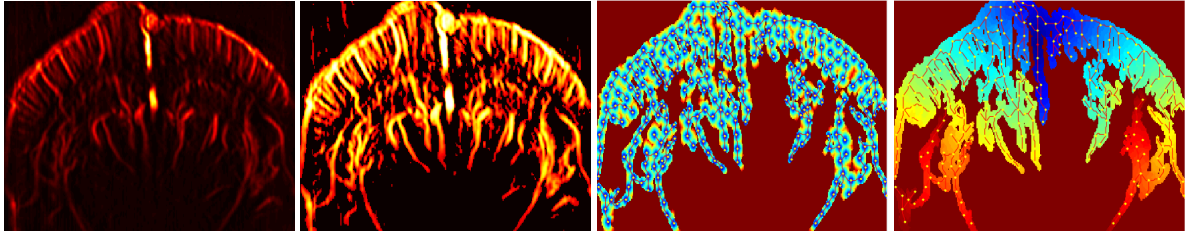


Figure 6: De gauche à droite: coupe coronale du cerveau de rat par Doppler ultrasensible; rehaussement du contraste et seuillage de l'image par égalisation d'histogramme; carte de distance Euclidienne avec superposition des point-clés détectés; longueur Euclidienne totale approximée.

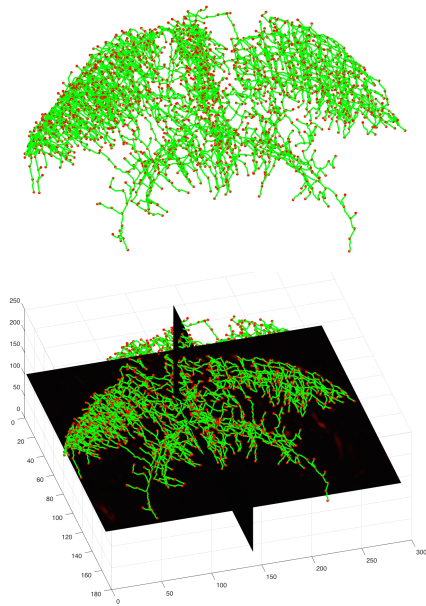


Figure 7: Extraction du réseau vasculaire cérébral chez le rat à partir d'images Doppler ultrasensible. Les points sources, point-clés, et chemins minimaux sont respectivement de couleur bleue, rouge et verte.

profondeur. Sur ces résultats, le point rouge est le point source de l'algorithme; il est choisi comme étant un point d'intensité maximal de l'image situé sur l'axe de symétrie des deux hémisphères du cerveau.

Sur la figure 6 est illustré le rehaussement de contraste opéré sur l'image de départ. Les deux dernières images de cette figure montrent la carte de distance Euclidienne correspondante aux point-clés détectés et la carte de longueur Euclidienne totale approximée.

La méthode est ensuite testée sur un volume 3D reconstruit par tomographie du cerveau de rat (voir section 2.1). Avec un véritable volume 3D, la cohérence des structures vasculaires imagées est beaucoup plus respectée que sur une image 2D où certaines structures peuvent paraître se croiser après projection dans le plan image alors qu'elles ne le sont pas en réalité. L'algorithme utilisé MPWKD produit ainsi des résultats 3D très satisfaisants comme le montre la fig-

ure 7. Il est possible d'y observer la profusion de vaisseaux détectés en particulier le nombre important de petits vaisseaux rendant l'interprétation physique et la validation du réseau vasculaire extrait difficile. Afin d'affiner cette extraction, il est possible d'affiner au préalable la métrique en rehaussant les formes vasculaires peu visibles. Par exemple, nous avons testé le filtre basé sur le Flux Orienté Optimal (OOF) pour la détection de structures curvilignes [14]. La figure 8 illustre la segmentation du volume Doppler 3D obtenue par application du filtre OOF. De nombreux pixels bruités ne correspondant à aucune structure vasculaire sont ramenés à zéro et la surface délimitant les vaisseaux est plus distincte. Cependant, l'algorithme MPWKD stoppe son évolution avant d'avoir parcouru l'ensemble du cerveau et il faut relancer la procédure en différents points sources du volume afin d'obtenir le réseau vasculaire entier.

Le filtre OOF est particulièrement utile pour l'estimation du diamètre apparent (voir 2.4). En effet, afin d'obtenir une estimation pertinente du disque modélisant la section du vaisseau, comme sur la figure 4, il faut isoler au maximum les pixels pertinents. Des pixels aberrants pourraient fausser l'estimation souhaitée. Ainsi, le filtre OOF délimite les formes vasculaires les unes des autres, et l'on peut obtenir une carte des diamètres apparents en chaque point du réseau vasculaire, figure 9. On constate la profusion de vaisseaux de faible diamètre détectés par l'imagerie ultrasonore ultrarapide.

4 Conclusion

Dans cette étude, nous avons présenté une méthode capable de fournir une première analyse du réseau vasculaire du cerveau de rat à partir d'images Doppler ultrasensible 3D. La méthode proposée a l'avantage d'être très rapide en terme de temps de calcul (quelques secondes) utilisant une implémentation C++. De futurs travaux devraient se pencher sur l'amélioration de plusieurs points importants: la précision des chemins vasculaires extraits en considérant un modèle de métrique plus sophistiqué comme par exemple une métrique anisotrope, et en étudiant l'influence de la distance entre les point-clés détectés; l'utilisation d'un filtre de segmentation vasculaire adapté au problème comme ceux basés sur la matrice Hessienne de l'image; enfin, la

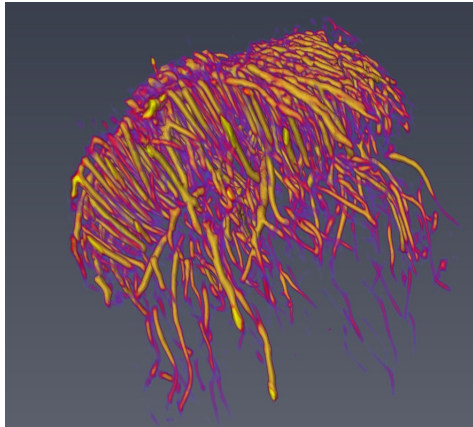


Figure 8: Segmentation 3D du réseau vasculaire utilisant le Flux Orienté Optimal (filtre OOF).

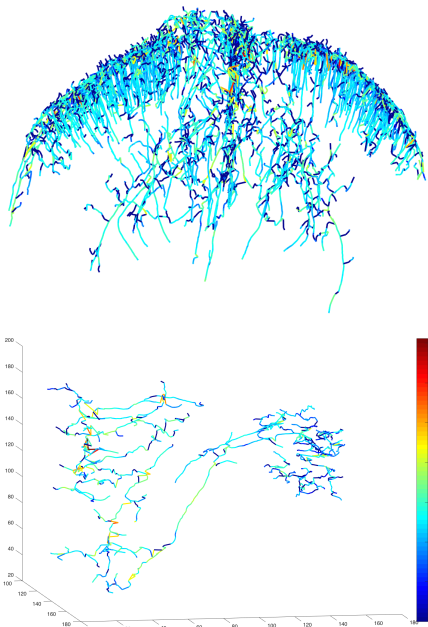


Figure 9: Estimation du diamètre vasculaire apparent. Haut: carte des diamètres de l'ensemble du réseau vasculaire extrait. Bas: carte des diamètres d'une partie du réseau extraite à partir du volume segmenté par OOF (l'avant du cerveau est à gauche du graphe). Le code couleur des diamètres couvre des valeurs de 0 (bleu) à 7 pixels (rouge).

précision de l'estimation des diamètres apparents considérant localement le plan orthogonal au vaisseau.

References

- [1] C. Dmené, E. Tiran, L.-A. Sieu, A. Bergel, J. L. Gennisson, M. Pernot, T. Deffieux, I. Cohen, and M. Tanter, "4d microvascular imaging based on ultrafast doppler tomography," *NeuroImage*, vol. 127, pp. 472–483, 2016.
- [2] M. Tanter and M. Fink, "Ultrafast imaging in biomedical ultrasound," *IEEE transactions on ultrasonics, ferroelectrics, and frequency control*, vol. 61, no. 1, pp. 102–119, 2014.
- [3] J.-L. Gennisson, T. Deffieux, M. Fink, and M. Tanter, "Ultrasound elastography: principles and techniques," *Diagnostic and interventional imaging*, vol. 94, no. 5, pp. 487–495, 2013.
- [4] J. Bercoff, G. Montaldo, T. Loupas, D. Savery, F. Meziere, M. Fink, and M. Tanter, "Ultrafast compound doppler imaging: providing full blood flow characterization," *IEEE transactions on ultrasonics, ferroelectrics, and frequency control*, vol. 58, no. 1, pp. 134–147, 2011.
- [5] E. Cohen, T. Deffieux, E. Tiran, C. Demene, L. Cohen, and M. Tanter, "Ultrasensitive doppler based neuronavigation system for preclinical brain imaging applications," in *Ultrasonics Symposium (IUS), 2016 IEEE International*. IEEE, 2016, pp. 1–4.
- [6] G. Peyré, M. Péchaud, R. Keriven, and L. D. Cohen, "Geodesic methods in computer vision and graphics," *Foundations and Trends® in Computer Graphics and Vision*, vol. 5, no. 3–4, pp. 197–397, 2010.
- [7] T. Deschamps and L. D. Cohen, "Fast extraction of minimal paths in 3d images and applications to virtual endoscopy," *Medical image analysis*, vol. 5, no. 4, pp. 281–299, 2001.
- [8] D. Lesage, E. D. Angelini, I. Bloch, and G. Funka-Lea, "A review of 3d vessel lumen segmentation techniques: Models, features and extraction schemes," *Medical image analysis*, vol. 13, no. 6, pp. 819–845, 2009.
- [9] L. D. Cohen and R. Kimmel, "Global minimum for active contour models: A minimal path approach," *International journal of computer vision*, vol. 24, no. 1, pp. 57–78, 1997.
- [10] M. G. Crandall and P.-L. Lions, "Viscosity solutions of hamilton-jacobi equations," *Transactions of the American Mathematical Society*, vol. 277, no. 1, pp. 1–42, 1983.
- [11] J. A. Sethian, *Level set methods and fast marching methods: evolving interfaces in computational geometry, fluid mechanics, computer vision, and materials science*. Cambridge university press, 1999, vol. 3.
- [12] F. Benmansour and L. D. Cohen, "Fast object segmentation by growing minimal paths from a single point on 2d or 3d images," *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, vol. 33, no. 2, pp. 209–221, 2009.

- [13] K. Zuiderveld, “Graphics gems iv,” P. S. Heckbert, Ed. San Diego, CA, USA: Academic Press Professional, Inc., 1994, ch. Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization, pp. 474–485. [Online]. Available: <http://dl.acm.org/citation.cfm?id=180895.180940>
- [14] M. W. Law and A. C. Chung, “Three dimensional curvilinear structure detection using optimally oriented flux,” in *European conference on computer vision*. Springer, 2008, pp. 368–382.