

Comparaison du rehaussement de vaisseaux sanguins appliqués aux images médicales 3D

Jonas Lamy

June 3, 2022
Version: Draft 0.1

Université Lyon 2

CleanThesis

LIRIS
LIRIS
Clean Thesis Group (CTG)

Traitement d'images

Comparaison du rehaussement de vaisseaux sanguins appliqués aux images médicales 3D

Jonas Lamy

- | | |
|--------------------|--|
| <i>1. Reviewer</i> | Jane Doe
Department of Clean Thesis Style
Clean Thesis Style University |
| <i>2. Reviewer</i> | John Doe
Department of Clean Thesis Style
Clean Thesis Style University |
| <i>Supervisors</i> | Nicolas Passat and Bertrand Kerautret and Odysée Merveille |

June 3, 2022

Jonas Lamy

Comparaison du rehaussement de vaisseaux sanguins appliqués aux images médicales 3D

Traitement d'images, June 3, 2022

Reviewers: Jane Doe and John Doe

Supervisors: Nicolas Passat and Bertrand Kerautret

Université Lyon 2

Clean Thesis Group (CTG)

LIRIS

LIRIS

LIRIS, Bât C, 5 avenue Pierre Mendès France, Bron
69000 and Lyon

Abstract

Hello, here is some text without a meaning. This text should show what a printed text will look like at this place. If you read this text, you will get no information. Really? Is there no information? Is there a difference between this text and some nonsense like “Huardest gefburn”? Kjift – not at all! A blind text like this gives you information about the selected font, how the letters are written and an impression of the look. This text should contain all letters of the alphabet and it should be written in of the original language. There is no need for special content, but the length of words should match the language.

Abstract (different language)

Hello, here is some text without a meaning. This text should show what a printed text will look like at this place. If you read this text, you will get no information. Really? Is there no information? Is there a difference between this text and some nonsense like “Huardest gefburn”? Kjift – not at all! A blind text like this gives you information about the selected font, how the letters are written and an impression of the look. This text should contain all letters of the alphabet and it should be written in of the original language. There is no need for special content, but the length of words should match the language.

Contents

1	Etat de l'art	1
1.1	Segmentation	1
1.1.1	Segmentation classique	2
1.1.2	Segmentation deep learning 3D	9
1.2	Rehaussement	10
1.2.1	Introduction	10
1.3	Espace d'échelle	12
1.3.1	Espace Gaussien	12
1.3.2	granulométrie	14
1.3.3	Flux	17
1.3.4	Multi-échelle	20
1.4	Familles de rehaussement	20
1.4.1	Morphologie	20
1.4.2	Phase	21
1.4.3	Wavelets	21
1.4.4	Hessienne	21
1.4.5	Diffusion	21
1.5	Bilan et orientation des travaux	21
	List of Figures	23
	List of Tables	25
	List of Listings	27

Etat de l'art

” *Un petit chapitre pour le doctorant, un grand chapitre pour l'humanité*

— **Doctorant anonyme**
(Citation temporaire)

1.1 Segmentation

Après l'acquisition des images provenant des systèmes d'IRM et de Tomodensitométrie, se pose la question de la visualisation des données. En effet, les images obtenues sont des matrices 3D et une visualisation 3D naïve ne permet de discerner que l'enveloppe extérieure d'un volume. Parmi les techniques de visualisation, la plus simple et la moins coûteuse, revient à considérer le volume 3D comme une suite de coupes 2D. On peut ainsi visualiser la totalité des tissus d'un volume de manière itérative. Cette méthode oblige cependant les médecins à une gymnastique mentale pour reconstituer, dans leur esprit, l'organe 3D étudié. Une autre méthode consiste à visualiser les objets les plus saillants de l'image. La technique la plus utilisée, la MIP (maximum intensity projection), consiste à lancer pour chaque pixels d'un plan p_i , un rayon traversant le volume de donnée. L'intensité maximale des voxel le long de ce rayon est ensuite assignée à p_i . Cette méthode à l'avantage de faire ressortir les éléments les plus intenses de l'image et convient particulièrement à des structures mis en valeur par un agent de contraste. Elle est aussi très simple à implémenter et est peu coûteuse en ressources de calcul. Cependant, cette méthode fait perdre toute perception de profondeur, à cause de la projection, ce qui peut perturber l'analyse des structures. Ce dernier désavantage peut toutefois être contourné par l'utilisation d'une MIP dans une scène 3D contenant le volume 3D de l'image et une camera. La projection s'effectuant alors sur le plan de la caméra et il est possible de déplacer l'observateur autour du volume qui permet grâce au mouvement de rétablir implicitement cette information de profondeur. L'utilisation de la MIP pour l'étude d'un organe, peut tout de fois être parasité par des organes adjacents plus intenses, comme par exemple les os de la cage toracique.



Fig. 1.1: visualisation en coupe



Fig. 1.2: Maximaly intensity projection (mip). L'intensité maximale est rétroprojeté le long du rayon sur le plan d'origine. La MIP peut s'effectuer en utilisant les bords de l'image, où le plan de la caméra dans une scène 3D

A noter que ces deux méthodes ne sont pas invasives, dans le sens où aucune transformation n'est appliquée à l'image originale.

Bien que la vue en coupes 2D et la MIP offrent une visualisation convenable dans de nombreux cas, celles-ci peuvent se révéler insuffisante pour la représentation de structures complexes ou pour des tâches de mesures volumétriques. Dans ce cas, il est nécessaire d'extraire les structures d'intérêts de l'information superflue qui les entourent. C'est ce processus d'extraction que l'on nomme segmentation.

1.1.1 Segmentation classique

L'automatisation de la segmentation pour les images médicales est une tâche complexe. Elle doit répondre à des problématiques variées, provenant à la fois des conditions d'acquisition de l'image ??, de forme de l'organe et de l'extraction d'éléments sémantiques haut niveau. Ces contraintes peuvent mener à l'élaboration de chaînes de traitements proposant un nombre d'étapes importants. Ainsi, Marcan [Mar+14] propose un pipeline de segmentation en 16 étapes mélangeant, filtrage du bruit, sélection des éléments pertinents par masques et analyses des composantes connexes pour la segmentation des vaisseaux du foie. Goceri [GSG17] propose une méthode en 14 étapes allant de la partition en régions d'intérêts à l'étirement du contraste (contrast stretching) afin de différencier vaisseaux hépatiques des tissus du foie.

Une taxonomie précise des méthodes de segmentation est difficile à établir tant les publications présentent différentes combinaisons de briques algorithmiques. Lesage [Les+09] propose une décomposition des étapes de segmentation sous la forme de 3 grands thèmes : Les modèles d'intensités et modèles géométriques, les descripteurs d'images et les schéma d'extractions. Les modèles constituent l'ensemble des hypothèses permettant d'identifier l'objet à segmenter. Les descripteurs reposent sur des caractéristiques spécifiques de l'image qui permettent de mesurer l'écart de similarité entre les données et le modèle. Enfin, le schéma d'extraction permet de choisir le seuil idéal de segmentation en fonction des caractéristiques de l'image et du/des modèle(s) choisi(s).

Dans cette partie, nous explicitons les briques algorithmiques classiquement utilisées pour la segmentation des vaisseaux. Nous prenons comme parti pris d'explorer le pipeline à l'envers, c'est à dire, de présenter les schémas d'extractions courants, puis les descripteurs communément utilisés pour finir par les modèles de représentations. Nous pourrions ainsi amener progressivement le rehaussement de vaisseaux qui se trouve à cheval entre les deux dernières catégories.

Schéma d'extraction

Une segmentation est avant tout une méthode permettant de classifier si un pixel appartient à un objet d'intérêt. Les schémas d'extractions proposent un ensemble de cadres pour automatiser ce choix.

Courbes de niveaux La méthode des courbes de niveau (level set) permet à l'origine de simuler la propagation d'une onde ou d'un fluide dans un milieu. Appliquée à la segmentation, elle permet de faire s'étendre en fonction du temps un contour jusqu'à ce qu'un critère d'arrêt soit atteint. Ce critère d'arrêt est souvent exprimé comme une énergie à minimiser. Le suivi d'un contour évoluant avec le temps est une tâche non triviale, notamment lorsque la topologie du contour change. C'est par exemple le cas lorsqu'un contour se divise en deux contours distincts. Les levels sets permettent de contourner ce problème en définissant un contour implicite comme l'intersection de deux surfaces. La première surface correspond à l'image vue comme une carte de hauteur et la seconde courbe ϕ correspond aux critères de partition. La dynamique d'évolution du contour implicite est gérée par l'élévation de la courbe ϕ en fonction du temps.

Li [Li+11] utilise les levels set pour segmenter un objet malgré des intensités non homogènes, pour cela il définit un critère de classification local au voisinage des

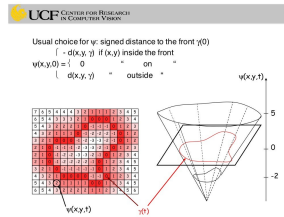


Fig. 1.3: Courbes de niveaux

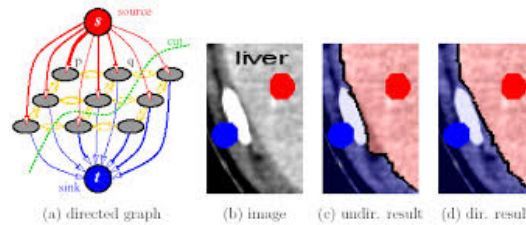


Fig. 1.4: Graph cut, le graph cut nécessite des graines afin de définir les deux régions à raffiner

pixels afin d'estimer un champ de biais d'intensité qui est ensuite incorporé dans l'énergie de propagation. Zeng [Zen+18a] utilise une méthode de contour actifs (spécification du level set) dont le critère est estimé à la fois la cohérence entre les régions délimitées par le contour et une carte de contours basée sur le gradient.

Graph cut Une image peut-être représentée sous la forme d'un graphe. Dans ce graph, les noeuds sont les pixels et les arêtes encodent une relation de similarité entre les pixels. Cette relation peut être spatiale où plus complexe. Dans ce contexte, segmenter un objet ou une région revient à trouver la coupure qui maximise la vraisemblance à l'intérieur de chaque partition et minimise la vraisemblance entre deux partitions relativement à un critère.

Zeng [Zen+17] propose un raffinement par graph cut d'une segmentation initiale, en utilisant un critère de région basé sur la vraisemblance logarithmique (negative log likelihood) et un critère de bordure basé sur le flux (voir SEC. ??).

Le choix d'une délimitation entre fond et segmentation n'est pas toujours aisé, en particulier dans les images médicales où les bords des objets à segmenter sont assez mal définis. La théorie des ensembles flous permet de modéliser cette incertitude. Au lieu d'associer une classe binaire aux pixels, on associe à chaque pixel un (A développer, car pas clair...)

[Zha+18] [Cap+14] [RSM15] [Sig+14]

Caractéristiques

Les caractéristiques extraites de l'image permettent de fournir des descripteurs quantifiables qui peuvent être incorporés dans les schémas d'extractions vus à la section précédente.

Les caractéristiques les plus employés sont les caractéristiques différentielles. Celles-ci permettent d'étudier les variations de dynamiques dans l'image et permettent notamment d'extraire des informations géométriques locales.

Le premier descripteur différentiel est la dérivée première, aussi appelé gradient. Celui-ci peut-être calculé de différentes manières (différences finies, convolution de noyau gaussiens dérivés, etc.) et fourni une information sur la variation des intensités des pixels au niveau local. Le gradient est une quantité scalaire et s'exprime comme la somme des dérivées partielles de l'image. Là où le gradient permet de quantifier les changements d'intensités, l'utilisation des dérivées partielles sous forme de champ de vecteurs gradients, permet d'obtenir une information de direction du gradient. En particulier, une représentation compacte de l'orientation de la géométrie locale autour d'un pixel est le tenseur de structure.

$$T = \text{definition d'un tenseur de structure ici} \quad (1.1)$$

La dérivée seconde permet d'obtenir des informations sur la courbure local de l'image autour d'un pixel. Le laplacien, qui s'exprime comme la divergence du gradient, permet d'évaluer la ressemblance du voisinage local à une sphère. [Wan+20]

Tout comme pour le gradient, le laplacien est une quantité sans information de direction, on utilise la matrice des dérivées partielles secondes, la hessienne, pour encoder les informations de direction.

Emprunté aux la théorie des probabilités, les moments permettent aussi de décrire la dispersion d'une variable aléatoire (en l'occurrence, l'intensité du voisinage d'un pixel), permet d'obtenir des informations sur l'espérance, la variance, l'assymétrie, etc. Ceux-ci se définissent par :

$$T = \text{definition d'un moment ici} \quad (1.2)$$

Adossés aux champs de vecteurs gradients et aux modèles, les caractéristiques de flux permettent d'étudier la dynamique d'intensité autour des contours d'un objet.

Ces descripteurs nécessitent un choix préalable d'un modèle géométrique d'objet à segmenter et sont relativement rigides.

Modèles

La définition de modèles pour l'objet à segmenter nous permet de mesurer la fidélité d'une région décrite par des caractéristiques.

Les modèles sont en général au nombre de trois, les modèles d'intensités, les modèles géométriques et les modèles à base d'atlas.

Les modèles d'intensités sont construits sur l'intensité prédites des structures à segmenter. Pour l'angiographie, une des hypothèse de base est que les vaisseaux ont une intensité différente des tissus qui les entourent. En particulier pour l'angiographie avec agent de contraste, les vaisseaux sont supposés clairs sur fond foncé. Dans le cas contraire, e.g vaisseaux foncés sur fond clair, il suffit d'inverser les niveaux de gris de l'image pour retomber sur l'hypothèse initiale.

Les modèles d'intensités peuvent être construit en amont ou itérativement au cours de la segmentation. He [He+13] propose une segmentation itérative par seuillage automatique Otsu et étirement de contraste afin d'élargir peu à peu le modèle d'intensité sous jacent. Bukenya [bukenya2016_heart_otsu_top_hat_hessian], étend cette méthode à la 3D et la renforce avec des modèles géométriques afin de faciliter la détection des petits vaisseaux de faible intensité, De la même manière BahadarKhan, utilise une méthode hybride [BAS16].

Parmi les méthodes qui tirent parti des modèles d'intensité, on peut citer les méthodes reposant sur la MIP, qui permettent de projeter et d'isoler les vaisseaux saillants, avant de les identifier dans le volume initial par rétro-propagation.

La méthode des K plus proches voisins permet de construire automatiquement une distribution d'intensité initiale et permet de séparer facilement les classes fond et vaisseaux et d'identifier les classes d'intensité ambiguës mélangeant vaisseaux et autres tissus. Zeng [Zen+18b] utilise les K plus proches voisins pour servir de segmentation initiale à une croissance de région. On retrouve la même pratique chez Gocer [GSG17]. Ces méthodes montrent leurs limites lorsque le contraste des vaisseaux est faible ou que l'image étudiée ne contient pas d'intensités homogènes pour les mêmes tissus d'un même organe, comme c'est le cas pour l'IRM.

Pour répondre à ces problématiques, des méthodes de rehaussement d'image peuvent être utilisées, tel que CLAHE, utilisé par exemple par Sigurosson [Sig+14]. Des

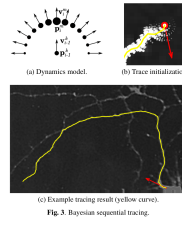


Fig. 3. Bayesian sequential tracking.

Fig. 1.5: Tracking, fluoroscopy

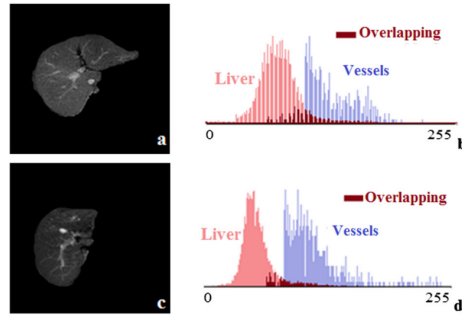


Figure 4. MR image through the liver (a, c); gray level values of pixels in the liver parenchyma (shown in pink), vessels (shown in purple), and overlapping of gray level values (shown in red) (b, d).

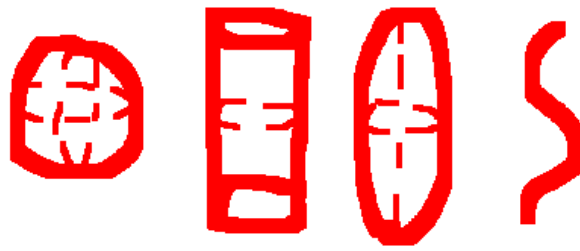
Fig. 1.6: Histogrammes d'intensité des tissus du foie, en bleu l'intensité des vaisseaux, en rouge l'intensité des tissus du foie (image placeholder, Goceri[2016])

méthodes plus poussées, permettent d'estimer les biais d'intensités comme Pavan [Pav+18] pour l'imagerie du foie. Ils peuvent aussi directement être exprimés dans les schéma d'extraction, comme le level set de Li [Li+11].

Les constructions itératives de modèles d'intensités sont particulièrement présents dans les techniques de tracking de vaisseaux, consistant à segmenter de proche en proche la ligne centrale des vaisseaux. Pour ces applications, les modèles bayésiens permettent de construire un modèle d'intensité à partir des voxels du chemin déjà parcouru et de prédire l'intensité attendu à la prochaine étape de l'algorithme. Ces méthodes conviennent particulièrement au tracking d'axones pour la fluoroscopie [RSM15][RM17].

Les modèles d'intensités ne prennent pas en compte la forme des objets détectés et peuvent ainsi détecter des objets de même intensités d'étant pas des vaisseaux. Par exemple, pour des vaisseaux faiblement contrastés et bruités, la distribution d'intensité des vaisseaux risque de chevaucher la distribution du bruit.

Les modèles géométriques viennent compléter les modèles d'intensités. En effet, l'aspect spécifique des vaisseaux qui forment des structures curvilignes, les rendent le plus souvent très différents des autres organes.



ap

Fig. 1.7: Modèles géométriques basiques, sphère, cylindre, tubulaire et curvilinéaire

Les modèles les plus basiques sont les modèles en forme de disques, ou sphériques pour leurs équivalents 3D [LC08]. Les modèles sphériques sont limités par le fait que les éléments sphériques et tubulaires ne sont pas dissociables. Des variantes cylindriques ont aussi été proposées dans la littérature, Esneault [ELD09], Cetin [CU15]. Le modèle prédominant est le modèle tubulaire développé dans le chapitre CH.?? Celui-ci a l'avantage d'être plus général et flexible que le modèle cylindrique.

La littérature propose aussi un ensemble de modèles déformables, sans à priori de formes. Ceux-ci nécessitent le plus souvent un point d'initialisation donné manuellement ou déterminé de manière automatique. Ces modèles sont contraints par une énergie qui définit les limites de déformation du modèle. La difficulté principale est de trouver un terme de contrainte permettant d'éviter un écoulement du modèle hors des vaisseaux.

Enfin, une famille de modèle provenant de la morphologie mathématique modélise les vaisseaux comme un ensemble de chemins curvilignes.[HBT05]

Enfin, les modèles à base d'atlas sont des modèles construits à base de mesures préalables. Ils sont construits en amont de la méthode de segmentation et représentent une connaissance "en moyenne" d'un modèle géométrique, d'intensité ou plus fréquemment d'une localisation dans l'espace. Les modèles d'atlas sont particulièrement adaptés à des structures rigides qui présentent peu de diversités anatomiques.

1.1.2 Segmentation deep learning 3D

A partir de 2015, les réseaux de neurones ont pris une place prépondérante dans la littérature de la segmentation, grâce à l'apparition des modèles de réseaux profonds, de l'augmentation de la puissance de calculs et d'un nombre important

de données annotées. Pour le médicale cette installation se fait de manière plus lente mais assurée. La classification modèle, caractéristiques, schéma d'extraction est plus complexe à appliquer en deep learning. Celui-ci repose sur trois éléments, l'architecture du réseau, les données d'entrées et les vérités terrains associées, le critère de convergence du réseau.

Architecture

Les réseaux de neurones convolutifs ont pris une place prépondérante dans la littérature, en particulier pour le médical. Ces méthodes reposent sur l'apprentissage automatique de caractéristiques de l'image. Pour cela, un grand nombre d'exemples est montré au réseau, celui-ci va alors produire un résultat qui va être corrigé. Deux types d'entraînement sont principalement utilisés, l'entraînement supervisé avec des paires {image d'entrée, vérité terrains} et l'entraînement non supervisé avec des images d'entrées et une énergie à minimiser, permettant de contraindre la sortie du réseau. L'erreur de classification du réseau est ensuite propagée à travers chaque couches qui le compose par rétro-propagation du gradient d'erreur.

Les réseaux convolutionnels sont une représentation compactes des réseaux historiques, les perceptrons multicouches, et ont en plus la propriété d'être invariant à la translation. L'avènement des réseaux de convolution (CNN) commence avec AlexNet et VGG qui répondent à des tâches de classification sur des images naturelles (classification). Avec la création de réseaux de plus en plus profonds, l'entraînement se révèle de plus en plus difficile, notamment à cause de la disparition du gradient au fur et à mesure des couches traversées. Ce problème a été résolu plus tard par le modèle ResNet, qui propose des "skip connections" afin d'introduire une redondance de l'information. De la même manière, le modèle DenseNet propose de réutiliser des caractéristiques tout au long du réseau, alliant redondance et légèreté du réseau.

C'est l'architecture d'auto-encodeur U-Net qui a percé dans le milieu médical en permettant de segmenter de manière précise des organes.

TODO:Citer les papiers avec U-net **TODO:**Introduire les fonctions de coût **TODO:**Parler du besoin crucial de données **TODO:**Parler des limitations en lien avec le foie, notamment l'IRM, ou le faire dans la partie bilan

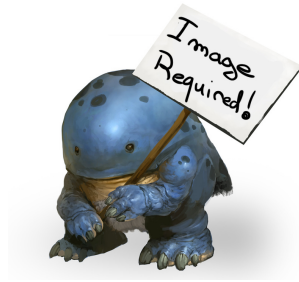


Fig. 1.8: placeholder

1.2 Rehaussement

1.2.1 Introduction

Parmi les méthodes de segmentation des vaisseaux sanguins, une grande majorité utilise une étape de pré-traitement, consistant à faciliter la segmentation des vaisseaux en augmentant de manière significative leur contraste et en atténuant le signal de toutes les autres structures. Ces filtres portent le nom de “filtres de rehaussement de vaisseaux” (vesselness filters, traduit littéralement : “filtres de vaisseaux-sité”). Ces filtres combinent des modèles d'intensités et de géométries spécifiques aux vaisseaux avec des descripteurs d'images. De par leur positionnement en amont des pipelines de segmentation, ils ont une influence directe sur le choix et les performances des schémas d'extractions.

Un filtre de rehaussement peut se baser sur plusieurs stratégies pour améliorer le signal des vaisseaux :

- la distribution des intensités
- la géométrie des structures
- la hiérarchie des structures

En effet, pour la tomodensitométrie comme pour l'IRM, certaines hypothèses physiques sont applicables aux vaisseaux.

Premièrement, pour l'angiographie avec injection d'agent de contraste, on considère que les vaisseaux ont une intensité supérieure aux tissus qui les entourent. Cette hypothèse, bien que souvent vraie, se retrouve limitée en pratique. En effet, cette hypothèse dépend des conditions liées au temps d'acquisition et de la vascularisation de l'organe étudié. Plus l'acquisition est longue et les échanges vasculaires nombreux

dans l'organe, plus l'agent de contraste se diffuse dans celui-ci. Ce processus peut aller jusqu'à rendre l'organe totalement uniforme sans possibilité de différencier les tissus qui le compose. Comme discuté dans la section SEC. ?? du chapitre CH. ?? l'utilisation d'agent de contrastes ne garanti pas un aspect uniforme des vaisseaux. Cet aspect varie en fonction de la concentration de l'agent de contraste dissous dans le sang. Par conséquent, plus le diamètre des vaisseaux est réduit, plus la concentration, et donc le contraste, est faible. Pour des tronçons de vaisseaux de même taille, la viscosité du sang ou la géométrie des vaisseaux peut aussi faire s'accumuler l'agent de constrate dans des régions spécifiques.

Une fois l'hypothèse d'intensité posée, on peut établir de nouvelles hypothèses sur la géométrie des vaisseaux. L'hypothèse la plus courante est d'asimiler les vaisseaux à des cylindres ou des tubes soumis à des contraintes géométriques plus ou moins relâchées. Cette hypothèse peut se montrer suffisante lorsque l'on ne considère qu'un seul tronçon de vaisseaux. En réalité, dans un réseau vasculaire, chaque tronçons peut avoir des formes et diamètres variés, et les tranches successives d'un même tronçon ne sont pas forcément homogène. De plus, les vaisseaux sont interconnectés entre eux, formant aux jonctions des objets géométriques qui sortent du cadre des hypothèses initiales.

Enfin, on peut établir des hypothèses basées sur la hiérarchie des vaisseaux. La plupart du temps, les organes sont alimentés par un ou des vaisseaux rincipaux, les artères, relativement larges qui se subdivisent ensuite pour alimenter les différentes régions de l'organe. Cette subdivision prend la plupart du temps la forme d'une bifurcation, c'est à dire un vaisseaux se séparant en deux vaisseaux (pour les artères, et inversement pour les veines). Plus rarement, on peut observer des N-furcations, comme la trifurcation de la carotide. Cette division des vaisseaux est la plupart du temps accompagnée d'un changement de diamètre qui dépend du sens du flux sanguin. Dans certains organes, on peut ainsi vérifié des propriétés topologiques. Par exemple pour le foie, le réseau vasculaire porte peut être assimilé à un graph sans cycle, voir à un arbre dont les noeuds sont les bifurcations et les arêtes les vaisseaux.

1.3 Espace d'échelle

La détection d'un réseau vasculaire dans sa totalité implique de détecter des vaisseaux de différentes tailles. En effet, les plus gros vaisseaux peuvent faire plusieurs dizaines de voxels de diamètres tandis que les vaisseaux les plus fins, atteignant les

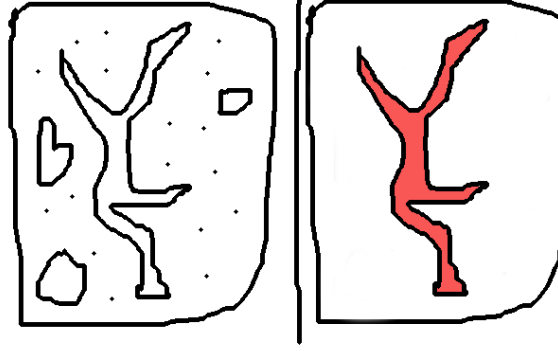


Fig. 1.9: exemple de filtre de rehaussement de vaisseaux

limites de la résolution des capteurs, peuvent mesurer jusqu'à un voxel de diamètre. Il n'est pas envisageable de ré-écrire un algorithme pour chaque taille de vaisseaux, c'est pourquoi des cadres théoriques, appelés *espace d'échelle* ont été formulés. Ces espaces d'échelles permettent d'établir un cadre uniforme pour sélectionner les structures d'une image à une échelle donnée. Trois espaces d'échelles sont couramment associés au réhaussement de vasculaire dans la littérature : L'espace d'échelle gaussien, l'espace d'échelle granulométrique et l'espace d'échelle de flux orienté.

1.3.1 Espace Gaussien

Lindenberg introduit la théorie de l'espace d'échelles gaussien dans [lindeberg2013_scale]. Dans cette théorie, à l'échelle la plus basse, la totalité des structures sont présentes, et les détails les plus fins sont présents. Au fur et à mesure que l'échelle augmente, les détails sont lissés pour ne laisser que les maximas locaux correspondants aux formes les plus grandes. Ainsi, l'échelle minimale correspond à l'image initiale et l'échelle maximale correspond à une image uniforme. Il a été démontré que les noyaux gaussien étaient les seuls noyaux permettant de passer d'une échelle fine à une échelle grossière sans provoquer l'apparition de nouvelles structures. De plus, un mécanisme identique a été observé dans le fonctionnement du champ visuel.

$$gauss(x, y, \sigma_x, \sigma_y) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2 + z^2}{2(\sigma_x + \sigma_y + \sigma_z)}\right) \quad (1.3)$$

La sélection de l'échelle dans un espace gaussien se fait par le choix de l'écart-type σ de la gaussienne. La plupart du temps on considère un espace d'échelle uniforme, $\sigma_x = \sigma_y = \sigma_z$. Il faut noter que pour un σ donné, la taille des structures n'est pas supérieure ou égale à σ mais plutôt supérieure ou égale à $\alpha\sigma$. En effet, en

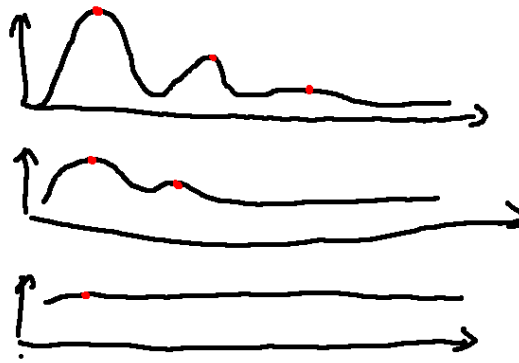


Fig. 1.10: Lissage gaussien, les structures de taille égales ou supérieures à σ sont conservées alors que les structures de taille inférieures disparaissent

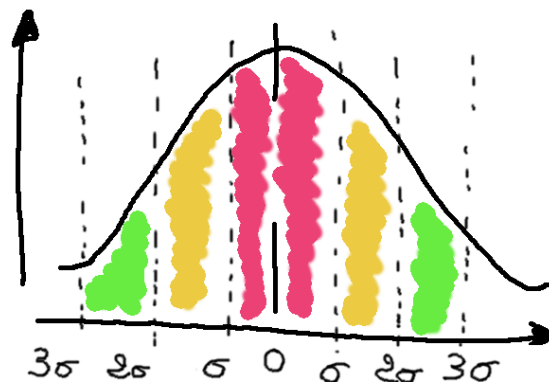


Fig. 1.11: couverture d'une distribution normale

empruntant le formalisme des statistiques, l'intervalle de confiance, c'est-à-dire la couverture d'une distribution normale, correspond à 34.1% pour $\sigma = 1$, 68% pour $\sigma = 2$ et 99.7% pour $\sigma = 3$. Ainsi, pour $\sigma = 1$ on détectera des objets de rayon 3σ et de diamètre 6σ .

L'espace gaussien se prête particulièrement bien à la modélisation des vaisseaux. En effet, la formulation de la gaussienne correspond bien à l'effet combiné des hypothèses de vaisseaux cylindriques et de la diminution d'intensité des vaisseaux au fur et à mesure que l'on s'éloigne de leur centre. En particulier pour un vaisseau parfait de diamètre 3σ , les maxima locaux se situent le long de sa ligne centrale.

De plus, la gaussienne se prête très bien à une analyse locale de la géométrie basée sur la dérivation. Elle assure en effet les hypothèses de continuité du support de l'image et permet de combiner lissage et dérivation de l'image en une seule étape par dérivation du noyau gaussien.

Enfin, le lissage a l'avantage d'apporter une certaine robustesse au bruit et de compenser la perte locale de signal.



Fig. 1.12: débordement du signal des structures larges sur les structures de plus petite tailles

L'espace gaussien a toutefois des défauts. Le lissage de l'image implique nécessairement un étalement de toutes les structures qui peuvent par conséquent cacher des structures voisines de plus petites tailles. Ce phénomène est particulièrement observé lorsque plusieurs échelles sont étudiées. De même, deux structures adjacentes de même tailles peuvent fusionner, et ainsi créer une seule réponse, là où deux objets existaient initialement.

Confirmation sur données réelles **TODO:**Expériences vérifiant en pratique la relation $3\sigma = \text{diametre}$

1.3.2 granulométrie

La granulométrie est l'étude des tailles des particules d'un échantillon. En chimie, on utilise par exemple la technique du tamisage. Elle permet, grâce à un tamis et une grille dont on contrôle la taille du maillage, de ne conserver que des particules dont la taille est trop grosse pour passer à travers le tamis.

Un principe similaire est applicable en morphologie mathématique sur les images binaires et par extension en niveau de gris.

Erosion et dilatation

Deux opérations élémentaire, la dilatation et l'érosion, permettent de définir les opérations nécessaires pour définir un espace d'échelle morphologique. Les définitions qui vont suivre sont des opérations binaires relatives à des objets blancs sur fond noir.

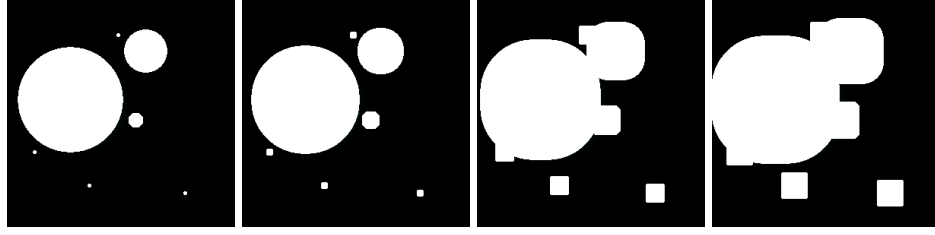


Fig. 1.13: Exemple de dilatation

Definitions Soit deux ensembles définis dans Z^3 avec les composants $a = (a_1, a_2, a_3)$ et $b = (b_1, b_2, b_3)$.

La *translation* de A par $x = (x_1, x_2)$, noté $(A)_x$ est définie par :

$$(A)_x = \{c | c = a + x, \text{ pour } a \in A\}. \quad (1.4)$$

On définit la *reflection* de B , dénoté \hat{B} par :

$$(\hat{B}) = \{x | x = -b, \text{ pour } b \in B\}. \quad (1.5)$$

Le complémentaire de l'ensemble A est défini par :

$$(A^c) = \{x | x \notin A\}. \quad (1.6)$$

La différence de deux ensemble A et B , noté $A - B$, est défini par:

$$(A - B) = \{x | x \in A, x \notin B\} = A \cap B^c. \quad (1.7)$$

dilatation En utilisant les propriétés précédentes, la dilatation s'exprime de la manière suivante :

$$A \oplus B = x | (\hat{B}_x \cap A) \neq \emptyset \quad (1.8)$$

La dilatation de A par B est l'ensemble de tous les déplacements de \hat{B} tel qu'il y ai au moins un pixel de recouvrement entre A et \hat{B} . Cette opération permet de faire grossir une structure en fonction de la forme de B .

L'ensemble B est couramment appelé *élément structurant*.

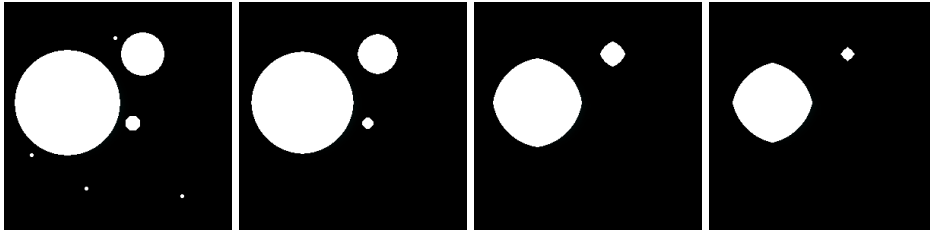


Fig. 1.14: Exemple d'érosion

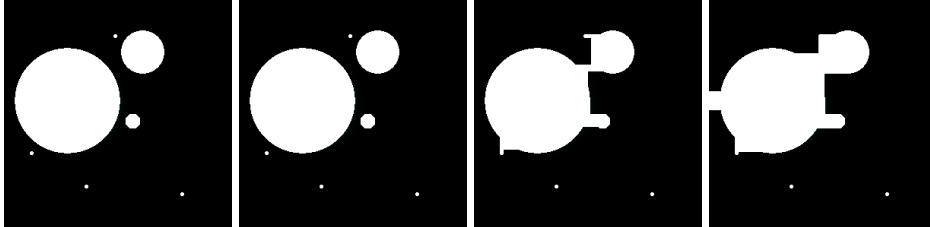


Fig. 1.15: Exemple de fermeture

erosion L'opération opposée à la dilatation est l'érosion.

$$A \ominus B = \{x | (B)_x \subseteq A\} \quad (1.9)$$

L'érosion de A par B est l'ensemble de tous les points x tel que B translaté de x est inclus dans A .

Fermeture et ouverture

A partir des opérations d'érosion et de dilatation, on peut définir des opération composites, l'ouverture et la fermeture.

Fermeture L'ouverture est définie comme la dilatation de A par B suivi de l'érosion de A par B .

$$A \bullet B = (A \oplus B) \ominus B \quad (1.10)$$

Cet opérateur est utilisé pour boucher les trous dont la surface est inférieure à la surface de l'élément structurant. L'érosion qui suit la dilatation permet d'assurer que la taille reste stable.

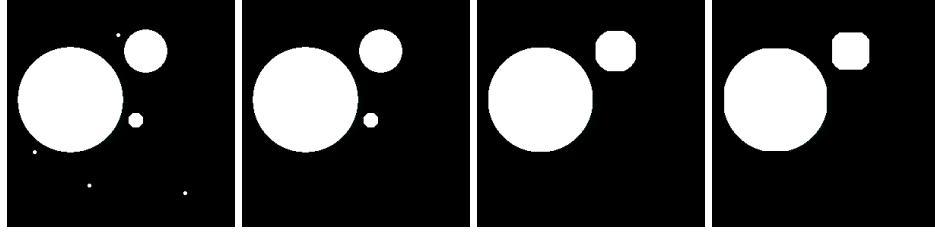


Fig. 1.16: Exemple d'ouverture

Ouverture L'ouverture est définie comme l'érosion de A par B suivi de la dilatation de A par B .

$$A \circ B = (A \ominus B) \oplus B \quad (1.11)$$

Cet opérateur est utilisé pour supprimer les structures de tailles inférieures à la surface de l'élément structurant. La dilatation qui suit l'érosion permet d'assurer que la taille des éléments restent stable.

L'ouverture permet de construire un espace d'échelle paramétré par la taille de l'élément structurant. Cet espace ne souffre pas d'une fusion parasite des structures adjacentes.

1.3.3 Flux

Comme nous, l'avons vu dans la section SEC. 1.3.1, l'espace d'échelle gaussien peut provoquer des débordements de structures sur d'autres, plus petites. On peut limiter se problème en utilisant un cadre différent, celui de l'analyse des flux.

Si l'on considère un champ de vecteur V , par exemple un fluide, ou un champ de gradient pour une image, on définit le flux passant à travers la surface S orienté par sa normale \vec{n}_s comme l'intégrale de la somme du produit scalaire entre le vecteur de flux \vec{v} et la normale à la surface \vec{n} .

$$flux_S = \int_S \langle \vec{v}, \vec{n} \rangle d\rho \quad (1.12)$$

On peut appliquer le calcul de flux à la surface d'un objet fermé. En particulier, des structures en forme de disques ou de sphères ont été particulièrement utilisées pour l'analyse de vaisseaux sanguins. On peut en effet contrôler directement le diamètre d'une sphère pour détecter les objets de la taille voulue. Cette formulation de l'échelle diffère des méthodes précédentes, car les objets tubulaires ne sont détectés que pour une échelle donnée, là où les deux autres techniques conservent les objets

à l'échelle donnée et aux échelles supérieures. Elle a aussi l'avantage de limiter l'analyse du flux à la surface de la sphère et donc de produire une réponse qui ne débord pas.

La précision du calcul de l'intégrale de flux dépend du nombre d'échantillonnages effectués sur S . Plus celui-ci est grand, plus le calcul est coûteux. De plus, plus l'échelle sélectionnée est grande, et donc plus la surface de la sphère est grande, plus le nombre d'échantillonnage requis est important.

Law propose une formulation élégante du calcul de flux dans le domaine de Fourier afin de réduire drastiquement le temps de calcul par rapport à l'implémentation naïve [law2009_efficient_implementation].

Pour y parvenir, law propose d'exprimer le calcul de flux sous la forme d'une convolution dans le domaine temporel. L'avantage de la convolution est double, on évite l'étape d'échantillonnage sur la surface et la convolution s'exprime comme une multiplication dans le domaine de Fourier. On peut exprimer le calcul de flux en terme de volume et non plus en terme de surface grâce au théorème de la divergence qui établit une égalité entre le flux à la surface d'un objet et le flux à l'intérieur de son volume. Ainsi :

$$flux_{\partial C} = \int_{\partial C} \langle \vec{v}, \vec{n} \rangle d\rho \equiv \int_C \Delta I d\nu \quad (1.13)$$

Plus précisément :

$$f_s(x, y, z) = \int_{R_s} \vec{v}(x + t, y + p, z + q) \cdot \vec{n}_{(t,p,q)} dA \quad (1.14)$$

avec R_s une région sphérique de rayon s ; dA une surface infinitésimale sur la surface ∂R_s ; $\vec{n}_{(t,p,q)} dA$ le vecteur normal à dA à la position (t, p, q) ; et \vec{v} le gradient de l'image I . \vec{v} est obtenu à partir de l'image I lissée par un noyau Gaussien afin d'assurer la dérivabilité du signal de I . $\vec{v} = \nabla(g * I)$.

Qui est équivalent à :

$$f_s(x, y, z) = \int_{R_s} \vec{div}(\vec{v}(x + t, y + p, z + q)) dt dp dq \quad (1.15)$$

$$= \int_{\omega} d_s(t, p, q) [\vec{div}(\vec{v}(x + t, y + p, z + q))] dt dp dq \quad (1.16)$$

où ω est le domaine entier de l'image et $d_s(t, p, q)$ correspond à la fonction porte sphérique définie par :

$$d_s(x, y, z) = [\sqrt{x^2 + y^2 + z^2} \leq s] \quad (1.17)$$

Ainsi, $f_s(x, y, z)$ peut être exprimé sous forme de convolution :

$$f_s(x, y, z) = \int_{\omega} d_s(t, p, q) [\vec{d}i\vec{v}(\vec{v}(x + t, y + p, z + q))] dt dp dq \quad (1.18)$$

$$= \int_{\omega} d_s(t, p, q) (\Delta(g * I(x + t, y + p, z + q))) dt dp dq \quad (1.19)$$

$$= \int_{\omega} d_s(-t, -p, -q) (\Delta(g * I(x + t, y + p, z + q))) dt dp dq \quad (1.20)$$

$$= d_s * \Delta g * I(x, y, z) \quad (1.21)$$

$$= I * h_s(x, y, z) \quad (1.22)$$

$$(1.23)$$

avec $*$ l'opérateur de convolution, Δ l'opérateur laplacien.

Et dans le domaine de Fourier:

$$FFT(I * h_s(x, y, z)) = FFT(I) \cdot H_s(u, v, w) \quad (1.24)$$

$$= FFT(I) \cdot [(j2\pi)^2 ((\frac{u}{N_x})^2 + (\frac{v}{N_y})^2 + (\frac{w}{N_z})^2)] \quad (1.25)$$

$$\cdot [\exp(-((\frac{u}{N_x})^2 + (\frac{v}{N_y})^2 + (\frac{w}{N_z})^2) 2(\pi\sigma)^2)] \quad (1.26)$$

1.3.4 Multi-échelle

TODO: Voir si cette partie est à développer ici ou dans filtres, chapitre 4.

1.4 Familles de rehaussement

Plusieurs grandes familles de rehaussement sont présentes dans la littérature.

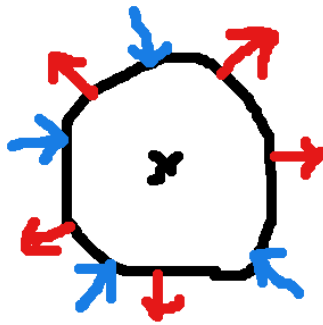


Fig. 1.17: flux sur la surface d'une sphère



Fig. 1.18: bowler hat transform proposée par Sazak et al.

1.4.1 Morphologie

Le rehaussement à base d'opérateurs morphologiques s'articule autour de deux familles, la composition d'éléments structurants rigides et l'utilisation de chemins curvilinéaires flexibles.

La composition d'éléments structurants rigides s'effectue la plupart du temps avec des boules et des cylindres. Les cylindres permettent de couvrir les parties curvilignes des vaisseaux, tandis que les boules couvrent les jonctions. Une composition d'ouvertures avec ces éléments est ensuite utilisée pour récupérer le réseau vasculaire. Sazak propose une schéma de ce type en 2 dimensions [**sazak_2D**] puis en 3D [**sazak_3D**] et compare son efficacité contre du rehaussement à base de tenseurs de phases et hessiens. Cette méthode bien que simple à mettre en pratique, nécessite plusieurs itérations avec des rotations des éléments structurants afin de capturer toutes les orientations des structures tubulaires. Cette méthode peut devenir coûteuse en 3D.

L'un des défaut de la méthode précédente est la rigidité des éléments structurants qui ne permettent pas toujours de capturer les variations de formes des vaisseaux. Hejijmans [HBT05] propose une famille d'éléments structurants flexibles dont la

forme est définie par une grille d'adjacences. Des améliorations successives de cet algorithme ont été proposés : XX propose une implémentation efficace de l'agorithm en $O(XX)$, Cokelaer propose une version robuste au bruit en autorisant des discontinuités dans l'élément structurant, Merveille et al. itère en proposant un classement de l'orientation des chemins afin de segmenter les vaisseaux dans des images 2D et 3D.

1.4.2 Phase

1.4.3 Wavelets

1.4.4 Hessienne

1.4.5 Diffusion

1.5 Bilan et orientation des travaux

Bibliography

- [BAS16] Khan BahadarKhan, Amir A Khaliq, and Muhammad Shahid. “A morphological hessian based approach for retinal blood vessels segmentation and denoising using region based otsu thresholding”. In: *PloS one* 11.7 (2016), e0158996.
- [Cap+14] Laura Caponetti, Giovanna Castellano, M Teresa Basile, and Vito Corsini. “Fuzzy mathematical morphology for biological image segmentation”. In: *Applied intelligence* 41.1 (2014), pp. 117–127.
- [CU15] Suheyly Cetin and Gozde Unal. “A higher-order tensor vessel tractography for segmentation of vascular structures”. In: *IEEE transactions on medical imaging* 34.10 (2015), pp. 2172–2185.
- [ELD09] Simon Esneault, Cyril Lafon, and Jean-Louis Dillenseger. “Liver vessels segmentation using a hybrid geometrical moments/graph cuts method”. In: *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 57.2 (2009), pp. 276–283.
- [GSG17] Evgin Goceri, Zarine K Shah, and Metin N Gurcan. “Vessel segmentation from abdominal magnetic resonance images: adaptive and reconstructive approach”. In: *International journal for numerical methods in biomedical engineering* 33.4 (2017), e2811.
- [He+13] Xiaochuan He, Zhenkuan Pan, Qian Dong, and Guodong Wang. “Veins Segmentation and Three-Dimensional Reconstruction from Liver CT Images Using Multilevel OTSU Method”. In: *2013 Seventh International Conference on Image and Graphics*. IEEE. 2013, pp. 248–251.
- [HBT05] Henk Heijmans, Michael Buckley, and Hugues Talbot. “Path openings and closings”. In: *Journal of Mathematical Imaging and Vision* 22.2 (2005), pp. 107–119.
- [LC08] Max WK Law and Albert Chung. “Three dimensional curvilinear structure detection using optimally oriented flux”. In: *European conference on computer vision*. Springer. 2008, pp. 368–382.
- [Les+09] David Lesage, Elsa D Angelini, Isabelle Bloch, and Gareth Funka-Lea. “A review of 3D vessel lumen segmentation techniques: Models, features and extraction schemes”. In: *Medical image analysis* 13.6 (2009), pp. 819–845.
- [Li+11] Chunming Li, Rui Huang, Zhaohua Ding, et al. “A level set method for image segmentation in the presence of intensity inhomogeneities with application to MRI”. In: *IEEE transactions on image processing* 20.7 (2011), pp. 2007–2016.

- [Mar+14] Marija Marcan, Denis Pavliha, Maja Marolt Music, et al. “Segmentation of hepatic vessels from MRI images for planning of electroporation-based treatments in the liver”. In: *Radiology and Oncology* 48.3 (2014), pp. 267–281.
- [Pav+18] Ana LM Pavan, Marwa Benabdallah, Marie-Ange Lebre, et al. “A parallel framework for HCC detection in DCE-MRI sequences with wavelet-based description and SVM classification”. In: *Proceedings of the 33rd Annual ACM Symposium on Applied Computing*. 2018, pp. 14–21.
- [RM17] Miroslav Radojević and Erik Meijering. “Automated neuron tracing using probability hypothesis density filtering”. In: *Bioinformatics* 33.7 (Jan. 2017), pp. 1073–1080. eprint: <https://academic.oup.com/bioinformatics/article-pdf/33/7/1073/25149870/btw751.pdf>.
- [RSM15] Miroslav Radojević, Ihor Smal, and Erik Meijering. “Automated neuron morphology reconstruction using fuzzy-logic detection and Bayesian tracing algorithms”. In: *2015 IEEE 12th International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI)*. 2015, pp. 885–888.
- [Sig+14] Eysteinn Már Sigurðsson, Silvia Valero, Jón Atli Benediktsson, et al. “Automatic retinal vessel extraction based on directional mathematical morphology and fuzzy classification”. In: *Pattern Recognition Letters* 47 (2014), pp. 164–171.
- [Wan+20] Chenglong Wang, Masahiro Oda, Yuichiro Hayashi, et al. “Tensor-cut: A tensor-based graph-cut blood vessel segmentation method and its application to renal artery segmentation”. In: *Medical Image Analysis* 60 (2020), p. 101623.
- [Zen+18a] Ye-zhan Zeng, Sheng-hui Liao, Ping Tang, et al. “Automatic liver vessel segmentation using 3D region growing and hybrid active contour model”. In: *Computers in Biology and Medicine* 97 (2018), pp. 63–73.
- [Zen+18b] Ye-zhan Zeng, Sheng-hui Liao, Ping Tang, et al. “Automatic liver vessel segmentation using 3D region growing and hybrid active contour model”. In: *Computers in biology and medicine* 97 (2018), pp. 63–73.
- [Zen+17] Ye-zhan Zeng, Yu-qian Zhao, Ping Tang, et al. “Liver vessel segmentation and identification based on oriented flux symmetry and graph cuts”. In: *Computer methods and programs in biomedicine* 150 (2017), pp. 31–39.
- [Zha+18] Rui Zhang, Zhuhuang Zhou, Weiwei Wu, et al. “An improved fuzzy connect-edness method for automatic three-dimensional liver vessel segmentation in CT images”. In: *Journal of healthcare engineering* 2018 (2018).

List of Figures

1.1 visualisation en coupe	2
1.2 Maximaly intensity projection (mip). L'intensité maximale est rétroprojeté le long du rayon sur le plan d'origine. La MIP peut s'effectuer en utilisant les bords de l'image, où le plan de la caméra dans une scène 3D	2
1.3 Courbes de niveaux	4
1.4 Graph cut, le graph cut nécessite des graines afin de définir les deux régions à raffiner	4
1.5 Tracking, fluoroscopy	7
1.6 Histogrammes d'intensité des tissus du foie, en bleu l'intensité des vaisseaux, en rouge l'intensité des tissus du foie (image placeholder, Goceri[2016])	8
1.7 Modèles géométriques basiques, sphère, cylindre, tubulaire et curvilinéaire	8
1.8 placeholder	10
1.9 exemple de filtre de rehaussement de vaisseaux	12
1.10 Lissage gaussien, les structures de taille égales ou supérieures à σ sont conservées alors que les structures de taille inférieures disparaissent	13
1.11 couverture d'une distribution normale	13
1.12 débordement du signal des structures larges sur les structures de plus petite tailles	14
1.13 Exemple de dilatation	16
1.14 Exemple d'érosion	16
1.15 Exemple de fermeture	17
1.16 Exemple d'ouverture	17
1.17 flux sur la surface d'une sphère	20
1.18 bowler hat transform proposée par Sazak et al.	21

List of Tables

List of Listings

