

Ecole Supérieure de Chimie, Physique et Electronique de Lyon
Université Jean Monnet – Saint-Etienne
Laboratoire des Sciences de l'Image, de l'Informatique et de la Télédétection

Maitres de stage : Nicolas PASSAT, Benoît NAEGEL
Tuteur de stage : Jean-Marie BECKER

Arbre des composantes connexes : méthodologie et application à la
segmentation d'images médicales

Benoît CALDAIROU
<benoit.caldairou@unistra.fr>

Strasbourg, le 1 octobre 2008

Remerciements

Je remercie Nicolas Passat pour m'avoir encadré au quotidien, et dont les remarques m'ont permis d'avancer de manière sereine tout au long de ce PFE.

Je remercie Benoît Neagel pour son encadrement certes plus distant mais qui a amené les outils permettant l'avancement des travaux.

Je remercie Jean-Paul Armspach pour m'avoir accueillis au sein de son laboratoire.

Je remercie Jean-Marie Becker pour m'avoir suivi depuis l'école.

Je remercie enfin tous les doctorants du laboratoire pour leur disponibilité.

Table des matières

1	Introduction	6
1.1	Contexte	6
1.2	Problématique	6
1.3	Organisation du manuscrit	7
2	Notions de base	8
2.1	Imagerie et acquisition	8
2.1.1	Imagerie par résonance magnétique (IRM)	8
2.1.2	Angiographie par résonance magnétique (ARM)	8
2.2	Anatomie du réseau vasculaire cérébral	9
2.2.1	Réseau artériel	9
2.2.2	Réseau veineux	10
2.2.3	Propriétés caractéristiques	11
2.3	Arbres de composantes connexes	11
2.3.1	Éléments de morphologie mathématique	11
2.3.2	Définition des arbres de composantes connexes	16
3	État de l'art	19
3.1	Segmentation des vaisseaux	19
3.1.1	Filtrage	19
3.1.2	Morphologie mathématique	19
3.1.3	Croissance de région	20
3.1.4	Suivi de vaisseau	20
3.1.5	Analyse différentielle	20
3.1.6	Modèles déformables	20
3.1.7	Analyse statistique	21
3.1.8	Synthèse	21
3.2	Classification	21
3.2.1	Distance de Mahalanobis	21
3.2.2	Support Vector Machine (SVM)	22
3.3	Applications des arbres de composantes connexes	23
4	Méthodologie	24
4.1	Problématique des images 3D et présentation de la méthode	24
4.1.1	Apprentissage	24
4.1.2	Classification	25
4.2	Partition de l'image	25
4.2.1	Partitionnement en coupes 2D	26

4.2.2	Partitionnement cubique	26
4.3	Critères de classification	26
4.3.1	Attributs quantitatifs	26
4.3.2	Attributs qualitatifs	26
4.4	Détails d'implémentation	28
5	Expérimentations et Validation	29
5.1	Éléments de validation	29
5.2	Influence du partitionnement	29
5.3	Influence des différents critères	30
5.3.1	Moment de Hu I_1	30
5.3.2	Moment de Hu I_2	32
5.3.3	Moment de Hu I_3	32
5.3.4	Planéité	33
5.3.5	Élongation	33
5.4	Utilisation d'un double pavage de l'image	34
5.5	Influence de la méthode d'apprentissage	34
5.6	Synthèse	36
6	Discussion - Perspectives	38
6.1	Contribution en terme de segmentation	38
6.2	Contribution en terme de méthodologie sur les arbres de composantes connexes .	38
6.3	Perspectives	39
	Bibliographie	39

Table des figures

2.1	Image angiographique	9
2.2	Polygone de Willis	10
2.3	Vascularisation du cerveau	10
2.4	Schéma du réseau veineux	11
2.5	Dilatation et érosion morphologique binaire	13
2.6	Ouverture et fermeture morphologique binaire	13
2.7	Dilatation et érosion morphologique plate	15
2.8	Composantes connexes d'une image	16
2.9	Arbres des composantes connexes d'une image	17
2.10	Reconstruction d'une image depuis l'arbre des composantes connexes	17
3.1	Principe d'une classification linéaire avec SVM	22
3.2	Principe d'une classification non linéaire avec SVM	22
4.1	Méthode d'apprentissage	25
4.2	Méthode de segmentation	25
5.1	Influence du partitionnement de l'image - coupe frontale	30
5.2	Influence du partitionnement de l'image - coupe sagittale	30
5.3	Influence du partitionnement de l'image - coupe coronale	31
5.4	Influence du paramètre I_1 - Image originale	31
5.5	Influence du paramètre I_1 - Image segmentée	31
5.6	Influence du paramètre I_2 - Image originale	32
5.7	Influence du paramètre I_2 - Image segmentée	32
5.8	Influence du paramètre I_3 - Image originale	32
5.9	Influence du paramètre I_3 - Image segmentée	33
5.10	Influence de la planéité - Image originale	33
5.11	Influence de la planéité - Image segmentée	33
5.12	Double Pavage - Image originale	34
5.13	Double pavage - Image segmentée 1	34
5.14	Double pavage - Image segmentée 2	34
5.15	Influence de l'apprentissage - Image originale	35
5.16	Apprentissage fin pour les vaisseaux et les artefacts	35
5.17	Apprentissage grossier pour les vaisseaux et les artefacts	36
5.18	Apprentissage fin pour les vaisseaux et grossier pour les artefacts	36

Chapitre 1

Introduction

Dans ce chapitre, nous allons présenter le contexte dans lequel se situent ces recherches, ainsi que la problématique ayant amené à la conduite de ces travaux.

1.1 Contexte

Depuis la découverte des rayons X par Röntgen en 1895, les techniques d'imagerie ont connu un développement très important et ont révolutionné la façon de pratiquer la médecine. En effet, le corps humain devenant transparent, il n'était plus nécessaire de pratiquer une chirurgie pour l'observation des structures anatomiques. En 1946, la mise en évidence du phénomène de résonance magnétique par Purcell et Bloch ouvre la voie à l'exploration du cerveau via l'imagerie par résonance magnétique (IRM) dès 1971. Depuis lors, des techniques d'acquisition 3D ont été développées, dont des méthodes d'observation du flux sanguin. Ces dernières techniques, dites d'imagerie angiographique, ont alors permis de nouvelles recherches concernant l'analyse des vaisseaux et des pathologies vasculaires.

1.2 Problématique

L'inconvénient des images angiographiques est qu'elles sont généralement très bruitées. Pour pallier ce problème, un produit de contraste paramagnétique est injecté dans le sang du patient de manière à permettre un meilleur rendu et un post-traitement rapide de l'image. Cependant, l'utilisation d'un produit de contraste n'est pas la meilleure solution pour le patient. En effet, mis à part que ce soit une solution invasive, des effets secondaires peuvent survenir tels des nausées ou des fibroses en cas d'insuffisance rénale.

Cette volonté de réduire l'utilisation de produits de contraste afin d'améliorer le confort des patients et aussi afin de diminuer les risques inhérents aux effets secondaires demande donc une constante amélioration des méthodes de segmentation. Cependant, l'élaboration de telles techniques se révèle assez compliquée dans la pratique. En effet, en plus d'un faible rapport signal/bruit, nous pouvons observer la présence d'artefacts dans l'image dus au mouvements du patient (mouvements faciaux notamment) et à des effets de vascularisation diffuse (notamment la bouche, le nez et le scalp).

La technique explorée ici s'appuie sur un outil de morphologie mathématique relativement récent appelé arbre de composantes connexes que nous définirons plus loin dans le manuscrit.

1.3 Organisation du manuscrit

Ce manuscrit comporte six chapitres, le présent chapitre étant un chapitre d'introduction.

Le deuxième chapitre décrit la méthode d'acquisition utilisée et donne aussi des éléments d'anatomie vasculaire cérébrale. Il fournit aussi des éléments de morphologie mathématique et introduit les arbres de composantes connexes.

Le troisième chapitre réalise une synthèse des différentes techniques de segmentation des images angiographiques. Une partie est aussi consacrée à la description des outils de classification utilisés et donne des exemples d'applications des arbres de composantes connexes.

Le quatrième chapitre décrit la méthode utilisée lors de ces travaux et justifie l'approche pas à pas en décrivant les effets attendus.

Le cinquième chapitre propose une discussion de l'ensemble des résultats et de l'influence des différents paramètres de la méthode.

Le sixième chapitre résume la contribution de ces travaux et ouvre des perspectives de recherche possibles.

Chapitre 2

Notions de base

Ce chapitre présente les connaissances de base nécessaires à la compréhension et à la justification des travaux.

2.1 Imagerie et acquisition

2.1.1 Imagerie par résonance magnétique (IRM)

Le principe de l'imagerie par résonance magnétique repose sur le phénomène de résonance magnétique nucléaire (RMN), c'est-à-dire le couplage entre le moment magnétique du noyau de certains atomes polarisables (notamment l'hydrogène) et un champ magnétique externe, décrit par Felix Bloch et Edward Mills Purcell en 1946, Prix Nobel de physique en 1952.

Après de nombreux développements, notamment dans la spectroscopie, Paul Lauterbur et Peter Mansfield proposèrent indépendamment l'un de l'autre des techniques permettant de construire une image IRM en s'inspirant des méthodes de reconstruction utilisées en tomographie (1973).

Les progrès de l'informatique et de l'électronique permirent dès 1977 à Damadian de visualiser un corps humain complet, permettant ainsi la mise en place des premiers appareils commerciaux. Enfin, en 1992, la reprise de travaux théoriques antérieurs permit le développement de l'imagerie par résonance magnétique fonctionnelle, permettant d'observer l'activité électrique du cerveau.

2.1.2 Angiographie par résonance magnétique (ARM)

Les techniques d'ARM [1–3] constituent une sous-famille des techniques d'acquisition angiographique développées au cours des années 80 et 90. Toutes basées sur les propriétés magnétiques des tissus, elles sont cependant très diverses : ARM de contraste (utilisation d'un produit de contraste injecté dans le sang du patient) [4], ARM « blackblood » [5], ARM par temps de vol (ARM TOF) et ARM par contraste de phase (ARM PC).

Nous ne retenons que les méthodes TOF et PC car elles évitent l'injection d'un produit de contraste. De ces deux méthodes, nous n'utiliserons pas la méthode TOF [6, 7] en raison d'une forte anisotropie des acquisitions. En effet, cette méthode est essentiellement destinée à la visualisation dans une direction privilégiée et sur un volume restreint.

L'ARM PC [8, 9] quant à elle permet une visualisation complète du réseau sanguin. Cependant, l'intervalle de champ de vitesse choisi limite la visualisation, privilégiant généralement les artères ou bien les veines. Cette technique réalise la soustraction de deux images de phase, éliminant ainsi les tissus conservant une phase constante.

Néanmoins, ces images sont susceptibles de présenter de nombreux artefacts dus à la méthode d'acquisition. En effet, les seuls flux visualisés correctement sont ceux ayant une vitesse comprise dans un intervalle fixé lors de l'acquisition. D'autres sont imputables à des phénomènes de dispersion dus à l'aspect tortueux des vaisseaux sanguins ainsi que les nombreuses jonctions et bifurcations présentes dans le cerveau. De plus, le rapport signal/bruit est plus faible que celui d'une acquisition issue d'une ARM par produit de contraste. C'est pourquoi le développement de méthodes de segmentation les plus automatiques et fiables possibles est essentiel pour pouvoir utiliser cette méthode d'angiographie dans un cadre clinique courant.

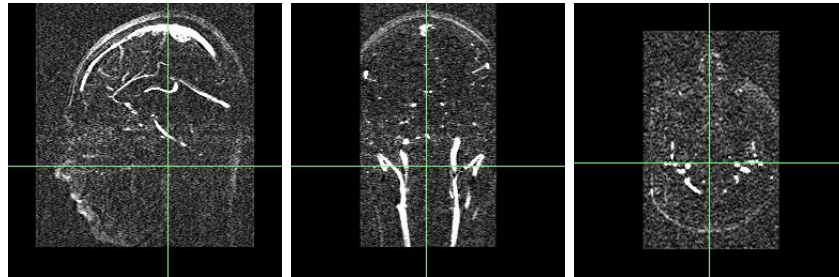


FIG. 2.1 – Vues sagittale, coronale et axiale de la même image

L'image 2.1 présente une image angiographique vue sous différents axes. On peut y voir plusieurs vaisseaux, notamment les sinus sagittaux et les artères vertébrales, ainsi que plusieurs artefacts au niveau du scalp, du nez et de la bouche.

2.2 Anatomie du réseau vasculaire cérébral

Représentant environ 2 % de la masse corporelle totale pour 15 à 20 % de la consommation énergétique du corps humain, le cerveau a besoin d'approvisionnements importants mais aussi réguliers en nutriments et en oxygène sous peine de subir des dommages irréversibles au bout de seulement quelques minutes de non-irrigation. Le réseau vasculaire cérébral est donc un élément critique et son étude est un enjeu important pour la compréhension du cerveau. Les informations données dans ce chapitre sont suffisantes pour comprendre le reste du manuscrit. Néanmoins, d'autres informations sont disponibles dans [10] et [11].

Le réseau sanguin est composé de manière macroscopique de deux sous-réseaux : l'artériel (qui amène l'oxygène et les nutriments au cerveau) et le veineux (qui draine le sang du cerveau et l'évacue vers le cœur).

2.2.1 Réseau artériel

Ce réseau trouve son origine dans les deux artères carotides primitives et des deux artères sous-clavières. Ces 4 artères proviennent directement ou indirectement de la crosse aortique. Les deux artères sous-clavières se ramifient en de multiples vaisseaux dont les artères vertébrales qui vont effectivement alimenter le cerveau.

Environ 1 cm au dessus du bord supérieur du cartilage thyroïde, les carotides se divisent en carotides externes (alimentant les structures extra-crâniennes) et internes. Les carotides internes et les artères vertébrales se rencontrent au niveau du polygone de Willis (fig. 2.2), sorte de carrefour à la base du cerveau et irriguant l'ensemble de ce dernier. La configuration de cette structure permet l'irrigation de l'ensemble du cerveau même en cas d'obturation d'une des artères.

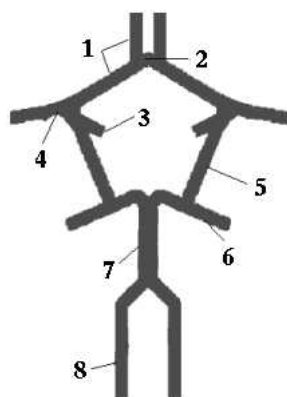


FIG. 2.2 – Polygone de Willis. 1 - Artère cérébrale antérieure. 2 - Artère communicante antérieure. 3 - Artère carotide interne. 4 - Artère cérébrale moyenne. 5 - Artère communicante postérieure. 6 - Artère cérébrale postérieure. 7 - Artère basilaire. 8 - Artère vertébrale.

À partir du polygone de Willis, le réseau sanguin se ramifie en branches successives dont les terminaisons forment un réseau si dense qu'un neurone situé dans la matière grise n'est jamais distant de plus de $100\ \mu\text{m}$ d'un vaisseau. Deux familles d'artères peuvent être distinguées : les artères superficielles, irriguant toute la surface du cerveau, et les artères profondes (fig. 2.3). Ces dernières n'étant pas visualisables par l'imagerie angiographique, nous nous occuperons uniquement des premières.

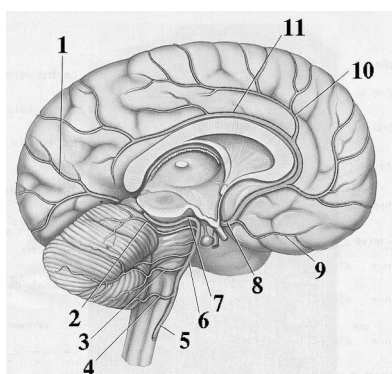


FIG. 2.3 – Vascularisation du cerveau. 1 - Artère pariéto-occipitale. 2 - Artère cérébelleuse supérieure. 3 - Artère cérébelleuse antérieure et inférieure. 4 - Artère cérébelleuse postérieure et inférieure. 5 - Artère vertébrale. 6 - Artère basilaire. 7 - Artère cérébrale postérieure. 8 - Artère cérébrale antérieure. 9 - Artère orbitale. 10 - Artère callosomarginale. 11 - Artère péricalleuse.

2.2.2 Réseau veineux

Le drainage sanguin du cerveau se fait par l'intermédiaire de structures veineuses (les sinus) enchâssées dans la dure-mère qui, avec la pie-mère et l'arachnoïde, constitue la paroi méningée du cerveau (fig. 2.4). Ces sinus peuvent être classés en deux groupes distincts : le groupe postéro-supérieur et le groupe antéro-inférieur. On ne s'intéresse ici qu'au premier, qui contient la quasi totalité des structures veineuses cérébrales visibles dans les images considérées dans ces travaux.

Les sinus du groupe postéro-supérieur, au nombre de sept, se rejoignent en une structure nommée confluent des sinus, qui donne à son tour naissance aux sinus latéraux gauche et droit.

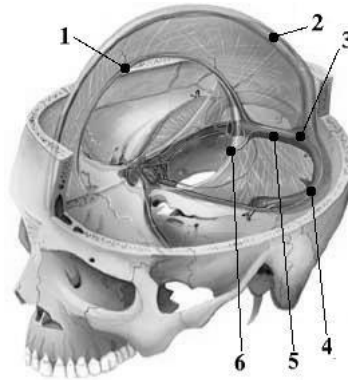


FIG. 2.4 – Schéma du réseau veineux. 1 - Sinus sagittal inférieur. 2 - Sinus sagittal supérieur. 3 - Confluent des sinus. 4 - Sinus latéral. 5 - Sinus Droit. 6 - Grande veine de Galien.

Ces deux derniers sinus contournent alors le cervelet et sortent du crâne par les trous déchirés postérieurs. Ils vont ensuite se jeter dans les veines jugulaires internes au niveau du cou et descendent de manière rectiligne jusqu'aux veines sous-clavières.

2.2.3 Propriétés caractéristiques

L'anatomie des vaisseaux (aussi bien artériels que veineux), à l'échelle de résolution de l'IRM, permet de dégager des invariants de nature structurelle et géométrique.

Du point de vue topologique, et même si le réseau sanguin est souvent présenté comme un arbre vasculaire, la structure d'arbre (c'est-à-dire une structure arborescente connexe et sans cycle) est loin d'être évidente. En effet, la présence de structures cycliques vient mettre à mal cette hypothèse. Cependant, étant donnée l'échelle de résolution de l'IRM et le caractère discret des images, la plupart des cycles formés par deux vaisseaux très proches sont fusionnés, ne laissant que quelques cycles de taille restreinte. Le réseau vasculaire cérébral peut donc être considéré comme quasi arborescent du point de vue topologique.

Du point de vue géométrique, les vaisseaux présentent globalement une forme tubulaire. Malgré des différences dues à la nature des parois, et vue la résolution de l'IRM, artères et veines présentent des sections quasi circulaires. On ne peut cependant pas dégager de règle générale concernant la taille et l'orientation des vaisseaux.

En résumé, nous retiendrons que le réseau vasculaire cérébral se présente sous la forme d'un arbre et est composé d'un ensemble de structures tubulaires.

2.3 Arbres de composantes connexes

2.3.1 Éléments de morphologie mathématique

La morphologie mathématique est une théorie apparue en 1964 sous l'impulsion de J. Serra et G. Matheron. Elle s'attache à l'extraction des connaissances selon des critères de formes et de structures des objets présents dans l'image. Tout d'abord cantonnée aux images binaires, elle est maintenant étendue aux images à niveaux de gris et a trouvé des applications dans tous les domaines nécessitant des analyses quantitatives et qualitatives. (astronomie, imagerie médicale, satellite,...) Le but de cette partie est de définir les bases de cette théorie ainsi que les opérateurs utiles [12–14] dans le cadre des arbres de composantes connexes.

Définitions préalables

Nous allons ici définir quelques propriétés.

Définition 2.1 (Idempotence). *Soit une application f de l'ensemble E dans l'ensemble E . f est idempotente si et seulement si :*

$$f \circ f = f$$

Définition 2.2 (Anti-extensivité). *Soit une application f de E dans E et I un élément de E . f est anti-extensive si et seulement si :*

$$f(I) \leq I$$

Définition 2.3 (Croissance). *Soit un opérateur $f : E \rightarrow F$. f est croissant si :*

$$\forall x, y \in E, x < y \Leftrightarrow f(x) < f(y)$$

Opérations de base en morphologie binaire

Définition 2.4 (Translation). *Soit $p \in E$. La translation par p transforme tout point $q \in E$ en un point $p + q$ et toute partie $X \in E$ en sa translatée par p , notée X_p et définie par :*

$$X_p = \{x + p \mid x \in X\}$$

.

À partir de cette définition de la translation, on peut définir l'ensemble des opérations de base de la morphologie mathématique binaire.

Définition 2.5 (Addition de Minkowski). *Soit $X, B \subset E$. L'addition de Minkowski de X par B est l'opération binaire \oplus définie par :*

$$X \oplus B = \bigcup_{b \in B} X_b = \bigcup_{x \in X} B_x = \{x + b \mid x \in X, b \in B\}$$

.

Définition 2.6 (Soustraction de Minkowski). *Soit $X, B \subset E$. La soustraction de Minkowski de X par B est l'opération binaire \ominus définie par :*

$$X \ominus B = \bigcap_{b \in B} X_{-b} = \{p \in E \mid B_p \in X\}$$

.

Définition 2.7 (Dilatation). *Soit $B \subset E$. La dilatation par B est la fonction δ_B définie, pour tout $X \in E$, par :*

$$\delta_B : X \rightarrow X \oplus B$$

.

Définition 2.8 (Erosion). *Soit $B \subset E$. L'érosion par B est la fonction ε_B définie, pour tout $X \in E$, par :*

$$\varepsilon_B : X \rightarrow X \ominus B$$

.

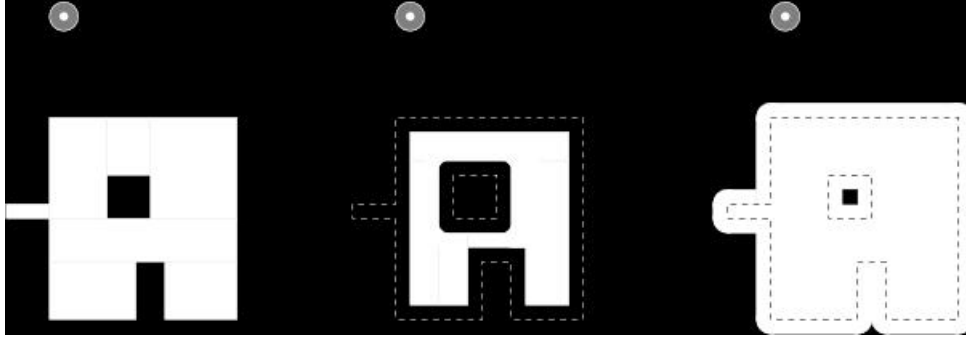


FIG. 2.5 – À gauche - Image originale. Au centre - Érosion. À droite - Dilatation

Un exemple de dilatation et d'érosion est donné dans la figure 2.5.

À partir de ces deux opérations, on peut définir deux nouvelles opérations : l'ouverture et la fermeture dont un exemple est donné dans la figure 2.6.

Définition 2.9 (Ouverture). Soit $B \in E$. L'ouverture par B est la fonction γ_B dnie, pour tout $X \in E$, par :

$$\gamma_B : X \rightarrow X \circ B = (X \ominus B) \oplus B$$

Définition 2.10 (Fermeture). Soit $B \in E$. La fermeture par B est la fonction φ_B dnie, pour tout $X \in E$, par :

$$\varphi_B : X \rightarrow X \bullet B = (X \oplus B) \ominus B$$

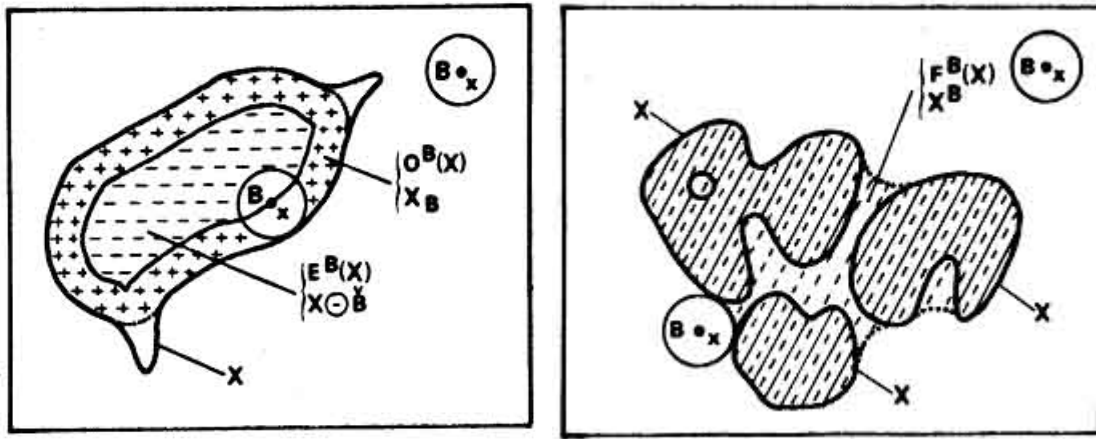


FIG. 2.6 – À gauche - Une ouverture. À droite - Une fermeture

Ces deux dernières opérations sont idempotentes ($\varphi_B^2 = \varphi_B$ et $\gamma_B^2 = \gamma_B$).

Filtres d'attributs binaires

Ces filtres sont une sous-famille des filtres connexes binaire. Ces derniers ont comme propriété essentielle de conserver la connexité des composantes de l'images, et donc de ne pas altérer le contour des composantes conservées.

Soit X une image binaire.

On définit un filtre d'attributs binaire comme un filtre ne gardant que les composantes de l'images répondant à un critère. Les autres composantes sont supprimées. Ce critère dénommé T est fondé sur un ou plusieurs attributs comme par exemple le périmètre, l'aire, le contraste, etc. . .

Cette notion peut être formalisée de la manière suivante :

Définition 2.11 (Filtre d'attributs binaire).

$$\Phi_T(X) = \cup \{C \subseteq X : C \text{ est une composante connexe satisfaisant le critère } T\}.$$

Cet opérateur est connexe, anti-extensif et idempotent. Il est donc un amincissement (au sens morphologique). De plus, si le critère T est croissant, il devient une ouverture algébrique.

On définit la croissance de T de la manière suivante :

Définition 2.12 (Croissance binaire). *Si un ensemble F satisfait le critère T , alors $\forall E \supset F$, E satisfait le critère T .*

Les filtres croissants sont en général des filtres utilisant des critères extensifs, c'est-à-dire des filtres fondés sur des paramètres proportionnels à la taille de la composante tels que : aire, volume, périmètre, niveau de gris d'un pixel, etc. . . , tandis que les filtres non-croissants sont en général fondés sur des critères intensifs, c'est-à-dire des critères qui ne dépendent pas de la taille de la composante, tels que : le moment d'inertie, le contraste, etc. . .

Extension à la morphologie plate

Dans ce cas de figure, des éléments structurants ensemblistes sont utilisés pour traiter des images à niveaux de gris.

Nous pouvons alors redéfinir les notions de translation, de dilatation et de fermeture. Ici, E est un espace et T un ensemble de valeurs.

Définition 2.13 (Translation). *Soit $f : E \rightarrow T$ et $b \in E$. La translation par b transforme une fonction f en une fonction $f_b : E \rightarrow T$, définie pour tout $p \in E$, par :*

$$f_b(p) = f(p - b)$$

.

Définition 2.14 (Dilatation plate). *Soit $B \subseteq E$. La dilatation plate par B d'une image $f : E \rightarrow T$ est définie par :*

$$f \oplus B = \sup_{b \in B} f_b$$

Pour tout $p \in E$, on a alors :

$$(f \oplus B)(p) = \sup_{b \in B} f(p - b)$$

.

Définition 2.15 (Érosion plate). *Soit $B \subseteq E$. L'érosion plate par B d'une image $f : E \rightarrow T$ est définie par :*

$$f \ominus B = \inf_{b \in B} f_{-b}$$

Pour tout $p \in E$, on a alors :

$$(f \ominus B)(p) = \inf_{b \in B} f(p + b)$$

.

La figure 2.7 présente une dilatation et une érosion plates d'une image 1D à niveau de gris.

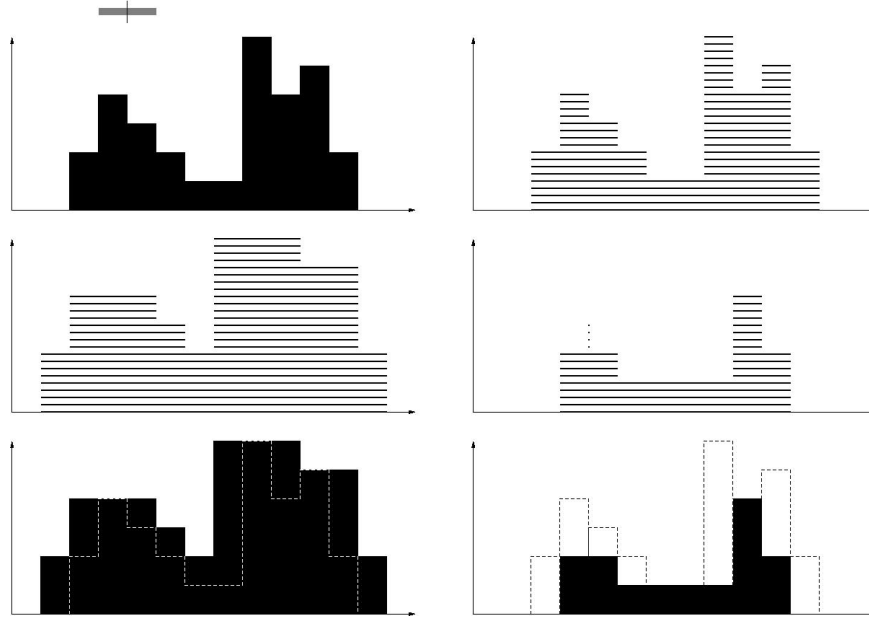


FIG. 2.7 – En haut à gauche : image originale en noire et élément structurant en gris. En haut à droite : sous ensemble des sections de l'image. Au milieu à gauche : dilatation des sections par l'élément structurant. Au milieu à droite : érosion des sections par l'élément structurant. En bas à gauche : objet dilaté. En bas à droite : objet érodé.

Filtres d'attributs à niveaux de gris

On peut définir un filtre à niveaux de gris à partir d'un filtre connexe binaire en utilisant la notion de décomposition par seuil. Ces filtres sont alors appelés des filtres plats.

On définit un ensemble de seuil d'une image f à un seuil t de la manière suivante :

Définition 2.16 (Ensemble de seuils). *Dans le cas où l'ensemble des t est fini :*

$$\mathcal{X}_t(f) = \{x \in E : f(x) \geq t\}$$

L'image complète peut être reconstruite à partir de cet ensemble :

$$f(x) = \max\{t : x \in \mathcal{X}_t(f)\}$$

On peut alors définir un filtre connexe à niveaux de gris :

Définition 2.17 (Filtre d'attributs).

$$\phi_T(f)(x) = \max\{t : x \in \cap_{s < t} \Phi_T[\mathcal{X}_s(f)]\}$$

Les propriétés de non-extensivité, d'idempotence et de croissance sont conservées. Ainsi, les filtres à niveaux de gris conservent les propriétés de leurs homologues binaires et peuvent donc être utilisés de la même façon.

Cependant, il est difficile de conserver un lien entre les différents filtres appliqués à l'image. Les arbres de composantes connexes ont été conçus pour répondre à ces problématiques.

2.3.2 Définition des arbres de composantes connexes

Il s'agit d'une méthode relativement récente pour réaliser une segmentation de structures en niveau de gris. Cette technique fait l'objet de nombreuses recherches actuellement.

Définition et construction

L'arbre des composantes connexes est une représentation de l'image permettant de stocker différentes informations sur les composantes connexes (partie d'une image d'un seul tenant) ainsi que sur le lien qui existe entre des composantes situées à des niveaux de gris différents. Ils ont été conçus de manière à ramener le traitement d'une image à trois étapes : construction de l'arbre, filtrage de l'arbre et reconstruction de l'image [12].

On définit tout d'abord l'ensemble des composantes connexes de l'image f :

Définition 2.18 (Ensemble des composantes connexes d'une image).

$$\{\mathcal{C}_{t,n} : \mathcal{C}_{t,n} \text{ n}^e \text{ composante connexe de } \mathcal{X}_t(f); t, \text{ un niveau de gris de l'image}\}$$

Une image peut être considérée comme une « pile » de ses composantes (fig 2.8) :

$$f(x) = \max\{t : x \in \bigcup_n \mathcal{C}_{t,n}\}.$$



FIG. 2.8 – Composantes connexes d'une image. 1 - Image originale. 2 - Composantes de niveau 1. 3 - Composantes de niveau 2. 4 - Composantes de niveau 3. 5 - Composantes de niveau 4.

Ces composantes ont plusieurs propriétés intéressantes. Tout d'abord, toute composante $\mathcal{C}_{t+1,n}$ est incluse dans exactement une composante $\mathcal{C}_{t,m}$. On dit alors que ces deux composantes sont liées et que $\mathcal{C}_{t+1,n}$ est la descendante de $\mathcal{C}_{t,m}$. La composante $\mathcal{C}_{min,n}$ (min étant le niveau de gris le plus bas de l'image) est appelée la composante racine car elle englobe l'ensemble du domaine de l'image.

Une composante non liée à une autre composante située à un niveau de gris plus élevé est appelée *maximum régional*.

Un arbre des composantes connexes \mathcal{T} est défini comme un ensemble de nœuds \mathcal{N} et un ensemble de liens. Deux nœuds sont considérés comme liés si les deux composantes correspondantes le sont. Il faut garder en mémoire qu'un nœud est une représentation abstraite d'une composante et on peut y stocker toutes sortes d'informations utiles pour le filtrage.

Les nœuds de l'arbre correspondant aux maxima régionaux sont désignés comme les feuilles n_l de l'arbre. On définit une branche $\mathcal{B}(n_l)$ de l'arbre comme étant le plus court chemin de la feuille n_l vers la racine de l'arbre (fig. 2.9).

Plusieurs recherches ont été menées sur la façon la plus optimale de construire l'arbre. Aujourd'hui, il existe un algorithme dû à Najman *et al.* permettant de construire l'arbre avec une complexité en $O(n * \log(n))$ (soit en un temps quasi-linéaire) [15].

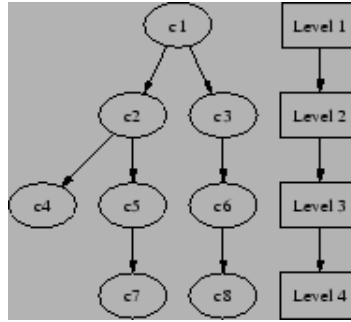


FIG. 2.9 – Arbres des composantes connexes d’une image.

Filtrage de l’arbre

Le filtrage de l’arbre se fait de la façon suivante. Pour chaque nœud de l’arbre, nous allons vérifier qu’il possède bien les attributs requis pour demeurer actif. Dans le cas où le critère est croissant, si un nœud répond aux critères, alors tous ses ancêtres y répondent aussi et l’élagage de l’arbre est immédiat. Le filtrage de l’arbre est alors très rapide et la reconstruction immédiate. En revanche, si le critère est non croissant, on peut avoir des nœuds actifs alors que leur ancêtre ne l’est pas. Plusieurs stratégies de reconstruction ont été proposées [12, 16] (voir fig. 2.10) :

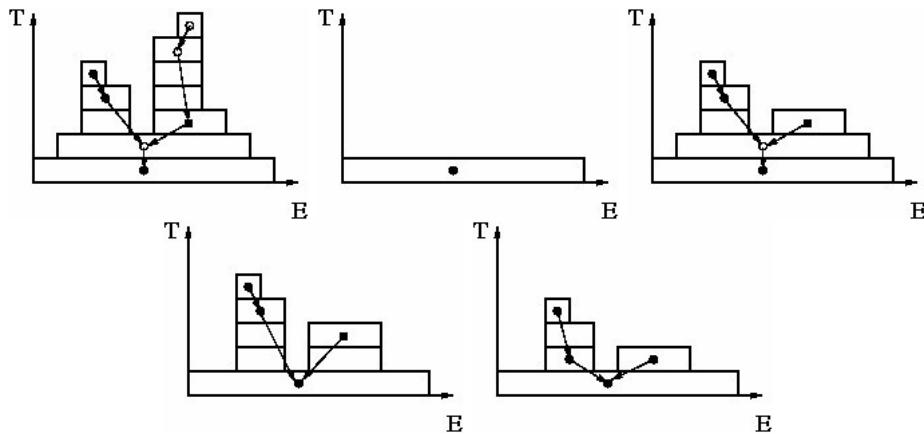


FIG. 2.10 – Reconstruction d’une image depuis l’arbre des composantes connexes. De gauche à droite : Arbre original - Stratégie MIN - Stratégie MAX - Stratégie DIRECT - Stratégie SUBTRACTIVE. Les ronds blancs sont les nœuds inactifs et les noirs sont actifs.

MIN : Un nœud $C_{n,t}$ est inactif s’il ne répond pas aux critères ou si l’un de ses ancêtres est inactif.

MAX : Un nœud $C_{n,t}$ est inactif s’il ne répond pas aux critères et si tous ses descendants sont inactifs.

DIRECT : Un nœud $C_{n,t}$ est inactif s’il ne répond pas aux critères.

SUBTRACTIVE : Un nœud $C_{n,t}$ est actif s’il répond aux critères. De plus, la valeur de ses pixels est ramenée au niveau de gris immédiatement supérieur à celui de son ancêtre le plus proche.

VITERBI : Le filtrage de l’arbre est considéré comme un problème d’optimisation. Pour chaque feuille, le chemin le moins coûteux vers la racine est sélectionné, chaque transition entre nœuds amenant un coût supplémentaire.

Le choix de l'une de ces stratégies va dépendre de l'application envisagée. Par exemple, un travail visant à segmenter une image devrait plus se tourner vers la méthode directe ou soustractive, tandis qu'un travail visant un filtrage ou un codage de l'image devrait plutôt choisir une méthode min ou max car ces deux dernières évitent d'altérer visuellement l'image.

Chapitre 3

État de l'art

Ce chapitre résume les différents travaux réalisés dans le domaine de la segmentation des vaisseaux ainsi que de l'utilisation des arbres de composantes connexes. Des éléments de classification sont aussi abordés.

3.1 Segmentation des vaisseaux

La segmentation d'images angiographiques est un domaine apparu dans les années 80 et qui a depuis été le sujet de nombreuses recherches ; il serait donc difficile d'explorer l'ensemble de la littérature concernant cette thématique. Nous allons donc nous focaliser sur les articles traitant uniquement des images 3D et faire un résumé synthétique des différentes techniques utilisées, tout en faisant un bilan de leurs avantages et de leurs inconvénients.

3.1.1 Filtrage

Cette famille de méthode [17–19] a été développée lorsque les premières acquisitions furent réalisées et qu'il n'existait pas encore d'outils de visualisation interactifs et sophistiqués. La solution était alors de projeter l'image 3D sur un plan d'orientation donné. Cependant, cette technique était très sensible au bruit, nuisant ainsi à la qualité de la représentation. C'est ainsi que des techniques de filtrage furent mises en place pour améliorer le rendu.

Cependant, ces méthodes ne constituent pas à proprement parler une segmentation mais améliorent malgré tout la détectabilité des vaisseaux.

3.1.2 Morphologie mathématique

La morphologie mathématique propose un ensemble d'outils mathématiques permettant l'analyse des images suivant leur intensité et leur forme. Les outils les plus simples sont ceux à base de seuillage, qui peuvent être plus ou moins sophistiqués (seuillage par hystérésis, adaptatif, etc...). D'autres outils peuvent être construits à partir de la dilation et de l'érosion. On peut citer l'ouverture, la fermeture, mais aussi des techniques plus évoluées comme la segmentation par ligne de partage des eaux, ou la transformée en tout-ou-rien [20].

Ces outils ont été utilisés pour réaliser des segmentations de structures de grandes tailles, ainsi que de petites tailles. Cette capacité à construire des outils permettant de traiter des structures aussi diverses est caractéristique de la morphologie mathématique et s'explique par la nature bas-niveau de ces outils. Cependant, leur utilisation nécessite d'être guidée, par exemple

par la mise en place (automatique ou non) de valeurs de seuils [21] permettant une segmentation optimale ou par la définition préalable d'éléments structurants [22].

3.1.3 Croissance de région

De par sa grande simplicité et sa faible complexité algorithmique, la croissance de région est une méthode qui fut appliquée très tôt [23, 24]. Le principe est le suivant : en partant d'un point supposé appartenir à l'ensemble qu'on veut segmenter, on ajoute petit à petit les voxels voisins jusqu'à obtenir une représentation correcte de celle-ci. Cette approche s'appuie sur deux hypothèses : que les vaisseaux ont la plus grande intensité dans l'image et qu'ils s'organisent selon une structure connexe.

Cependant, une étude de la littérature met en évidence que cette technique est utilisée essentiellement pour des images ayant une bonne résolution et dont les vaisseaux présentent une hiérarchie simple. De plus, la plupart des méthodes utilisées sont toujours interactives et l'hypothèse selon laquelle les vaisseaux sont complètement connexes risque d'être prise en défaut pour les petits vaisseaux ou en cas de baisse du signal.

3.1.4 Suivi de vaisseau

Cette technique [25] permet le parcours pas-à-pas d'un vaisseau à partir d'un point initial. Par définition, il permet de segmenter un segment de vaisseau plutôt qu'un réseau complet. La trajectoire suivie est définie à partir de l'intensité et de la section du vaisseau.

Malgré une certaine fiabilité pour suivre les vaisseaux, cette méthode présente cependant des faiblesses au niveau des bifurcations, et il n'est pas facile de déterminer des critères d'arrêt pour terminer le processus. Elle est en outre très sensible en cas de forte tortuosité des vaisseaux [26].

3.1.5 Analyse différentielle

Cette méthode [27] permet la segmentation des vaisseaux en considérant une image comme une fonction sur une partie de \mathbb{R}^3 dont on a extrait les dérivées secondes. Ces dernières permettent alors d'extraire les structures vasculaires et d'étudier leur taille et leur orientation. Cette méthode se base donc sur l'intensité des vaisseaux et sur la forme supposée cylindrique des vaisseaux.

Cependant, il est très difficile d'obtenir une segmentation complète, même si elle est peu sensible au bruit et qu'elle permet d'obtenir une probabilité d'appartenance élevée. Cette méthode est donc généralement couplée à d'autres méthodes qui sont pour la plupart interactives.

3.1.6 Modèles déformables

Cette technique se base sur un objet géométrique (courbe, surface, ...) qui, à partir d'une forme et d'une position initiale, va évoluer de manière à se « plaquer » sur les structures à segmenter. L'évolution de l'objet est alors régie par une série de contraintes liées aussi bien aux propriétés du modèle qu'à son environnement. L'intensité et la forme des vaisseaux sont ainsi des hypothèses déterminantes pour la construction du modèle.

Même si elle donne de bons résultats, cette méthode est très sensible à l'initialisation et nécessite une intervention plus ou moins importante de l'utilisateur.

3.1.7 Analyse statistique

Cette méthode repose sur la distribution de l'histogramme pour l'intensité de chaque structure avec l'utilisation d'un algorithme de type EM (Expectation - Maximisation). Cependant, les images que nous avons étant extrêmement bruitées avec des artefacts dont la composition et l'intensité les rapprochent beaucoup des vaisseaux, cette méthode s'avèrerait probablement inefficace.

3.1.8 Synthèse

De manière générale, toutes les méthodes présentées sont fondées sur l'intensité des voxels composant un vaisseau et dans une moindre mesure, sur la forme de ces vaisseaux. Cependant, la mise en place de ces techniques demande de poser un certain nombre d'hypothèses pour parvenir à guider la segmentation, imposant un niveau d'expertise nécessitant la présence d'un spécialiste. De plus, la faible fiabilité de l'ensemble de ces méthodes dès qu'il s'agit de segmenter un réseau vasculaire complet, surtout dans un environnement aussi bruité, explique qu'elles soient encore peu employées en routine clinique.

Toutes ces considérations nous ont conduit à envisager une nouvelle approche prenant en compte de manière plus intensive la forme des vaisseaux. L'outil que nous avons retenu pour réaliser ce travail nous permet une meilleure prise en compte de ce caractère qualitatif tout en nous affranchissant largement de l'intensité des voxels. Il s'agit de l'arbre des composantes connexes, qui a aussi schématiquement pour avantage de réduire le problème de segmentation à un problème de classification.

3.2 Classification

En bref, la classification est un procédé omniprésent dans de nombreux domaines touchant à l'information en général, que ce soit en médecine, astronomie, etc... Il s'agit de répartir un ensemble d'éléments en plusieurs classes selon un certain nombre de critères. L'étendue de ce domaine en exclut toute étude exhaustive. Nous allons donc présenter deux méthodes que nous avons retenues au début de ces travaux pour la simplicité de leur mise en œuvre.

3.2.1 Distance de Mahalanobis

Cette méthode se base sur le concept de vecteur d'attributs représentant chacun différentes caractéristiques de la structure qu'on cherche à classer. Elle fut utilisée dans [28] pour segmenter des grains de beauté à la surface de la peau.

Soit $V = \{v_1, \dots, v_n\}$ un vecteur d'attributs. On définit un vecteur moyen r construit à partir des caractéristiques d'éléments dont on connaît l'appartenance à la classe recherchée. On définit ce vecteur moyen de la façon suivante : $r = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (V_i)$ où N est le nombre d'éléments pris en compte. On peut alors définir une matrice de covariance :

$$Cov = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (r - V_i)^T (r - V_i).$$

La distance de Mahalanobis proprement dite se calcule de la manière suivante :

$$d_M(x, r) = \sqrt{(x - r)^T Cov^{-1} (x - r)}.$$

et évalue la probabilité selon laquelle l'élément testé est un élément de la classe définie précédemment. Il suffit donc de définir un seuil de tolérance à partir duquel on considère un élément comme faisant partie de la classe, demandant donc une certaine interactivité avec l'utilisateur.

3.2.2 Support Vector Machine (SVM)

Les SVM sont un ensemble de techniques d'apprentissage supervisé développé dans les années 90 par Vladimir Vapnik et destiné à résoudre des problèmes de discrimination (classification) et de régression (prédire la valeur d'une variable) par l'intermédiaire de fonctions dites « noyau » [29].

Pour deux classes données, le but de SVM va être de trouver un classifieur permettant de séparer les données et de maximiser la distance entre les deux classes. Ce classifieur, dit linéaire, est appelé un hyperplan (fig. 3.1). Les points les plus proches, qui sont les seuls utilisés pour déterminer l'hyperplan sont appelés des vecteurs supports.

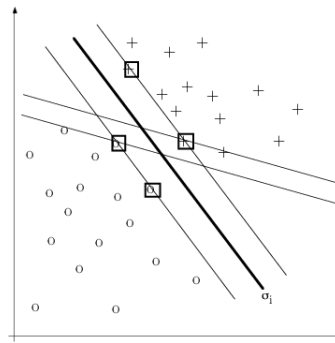


FIG. 3.1 — Principe d'une classification linéaire avec SVM. Origine : http://www.cs.technion.ac.il/dsl/suggested_projects/spring-06/machine-learning/projects.spring_2006.htm

Cependant, une multitude d'hyperplans peuvent être trouvés et la grande force de SVM est qu'il permet de trouver l'hyperplan optimal, c'est-à-dire celui ayant la plus grande distance minimale par rapport aux éléments des deux classes. Cette distance est appelée la marge. SVM cherche donc à maximiser la marge de manière à sécuriser les classifications ultérieures.

L'utilisation de SVM impose de distinguer deux cas. Les données linéairement séparables et non linéairement séparables. Dans le deuxième cas, on réalise une transformation non linéaire de l'espace à l'aide d'une fonction noyau de manière à se ramener au cas linéairement séparable (fig. 3.2). Cela a pour conséquence d'ajouter une ou plusieurs dimensions supplémentaires à l'espace, maximisant ainsi les chances de trouver un hyperplan correspondant.

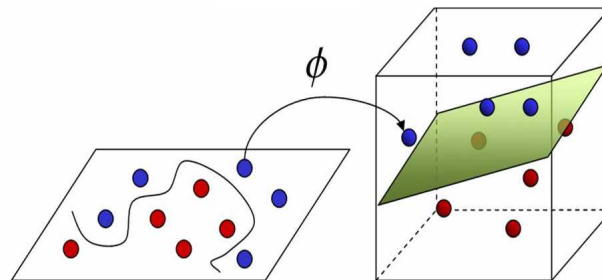


FIG. 3.2 — Principe d'une classification non linéaire avec SVM. Origine : www.imtech.res.in/raghava/rbpred/home.html

L'avantage de cette méthode est qu'elle permet un classement complètement automatique sans intervention d'un utilisateur.

3.3 Applications des arbres de composantes connexes

En 1997, R. Jones fait une démonstration de l'utilité des arbres de composantes connexes en segmentant le visage de la Joconde, puis en segmentant les nœuds d'une planche de bois [30]. Il utilise comme attribut l'aire des minima régionaux. En observant la « signature » de cet attribut (c'est-à-dire l'évolution de l'aire de la région en fonction de la valeur du minimum régional), il peut déterminer quels nœuds de l'arbre il peut garder pour reconstruire son image. Il a choisi ce critère car il a observé un brusque dénivelé à une valeur donnée, lui indiquant quels nœuds de l'arbre il pouvait conserver.

Plus récemment, Westenberg *et al.* ont mis en place une méthode permettant de faire de la visualisation 3D à partir des arbres de composantes connexes [31]. Ils ont utilisé des critères basés sur la matrice d'inertie des nœuds de l'arbre de manière à séparer les différents tissus du corps et à extraire les isosurfaces.

Enfin, B. Naegel *et al.* ont utilisé ces outils pour segmenter des grains de beauté à partir de photos d'un patient [28]. La nouveauté est qu'ils ont utilisé un apprentissage préalable à partir de segmentations faites « à la main » de manière à dégager un modèle de référence. Par la suite, au moment de la segmentation automatique, ils évaluent l'écart de chaque nœud avec le modèle, permettant ainsi un filtrage de l'arbre. Les paramètres qu'ils ont retenus pour leur travaux étaient : le contraste, l'aire et la compacité.

Les arbres de composantes connexes sont donc un axe de recherche tout à fait sérieux et commencent à trouver des applications pratiques dans le domaine clinique.

Chapitre 4

Méthodologie

Ce chapitre présente la méthode retenue pour la réalisation du projet et justifie les différents choix faits au cours de ces travaux.

4.1 Problématique des images 3D et présentation de la méthode

L'application des arbres de composantes connexes aux images 3D n'est pas aussi intuitive que pour des images 2D. De plus, les formes issues de la construction de l'arbre sont plus complexes et donc plus difficiles à caractériser. Le défi sera donc de proposer des critères suffisamment pertinents pour pouvoir être appliqués de manière fiable à ces structures.

Nous allons donc présenter notre méthode de segmentation des vaisseaux. Deux étapes principales composent cette méthode :

- une étape d'apprentissage : le but est de sélectionner un ensemble de nœuds de l'arbre de composantes connexes représentatifs des vaisseaux et des artefacts et de trouver le meilleur séparateur entre ces deux classes grâce à SVM ;
- une étape de classification où les nœuds d'un arbre des composantes connexes sont classés un à un.

4.1.1 Apprentissage

Pour réaliser l'apprentissage (fig. 4.1), nous partons d'une image et de la segmentation des vaisseaux et des artefacts que nous découpons en sous-images cubiques avec un recouvrement important, permettant ainsi de mieux prendre en compte la géométrie des vaisseaux. La première étape consiste à construire l'arbre des composantes connexes de chacun des cubes.

Une fois cette opération réalisée, un traitement est réalisé pour les artefacts et un autre pour les vaisseaux.

Concernant les vaisseaux, la méthode consiste en une exploration de chacun des nœuds de l'arbre. Dès qu'on détecte un nœuds dont l'ensemble des voxels est contenu dans la segmentation, on cesse d'explorer plus profondément dans l'arbre.

Concernant les artefacts, leur nature « nébuleuse » empêche l'utilisation d'une telle méthode. Nous utilisons donc une technique plus brutale. L'image originale est multipliée par la segmentation et un arbre des composantes connexes est construit à partir de cette image. On récupère alors les enfants immédiats du nœud racine de l'arbre pour faire l'apprentissage.

La construction du modèle se fait alors par l'opposition entre les caractéristiques des vaisseaux et celles des artefacts.

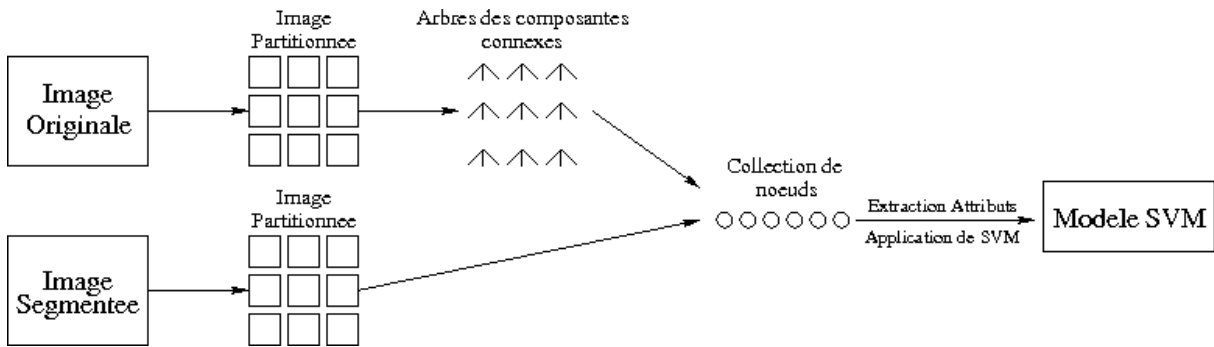


FIG. 4.1 – Méthode d'apprentissage - Définition d'un séparateur entre les vaisseaux et les artefacts.

4.1.2 Classification

Comme lors de l'apprentissage, l'image originale est découpée en cubes dont on construit les arbres de composantes connexes. Ensuite, on compare chaque nœud au modèle issu de SVM. L'arbre des composantes connexes est ainsi élagué et il suffit de reconstruire l'image suivant la méthode directe comme indiqué dans la partie 2.3.2 (voir fig. 4.2).

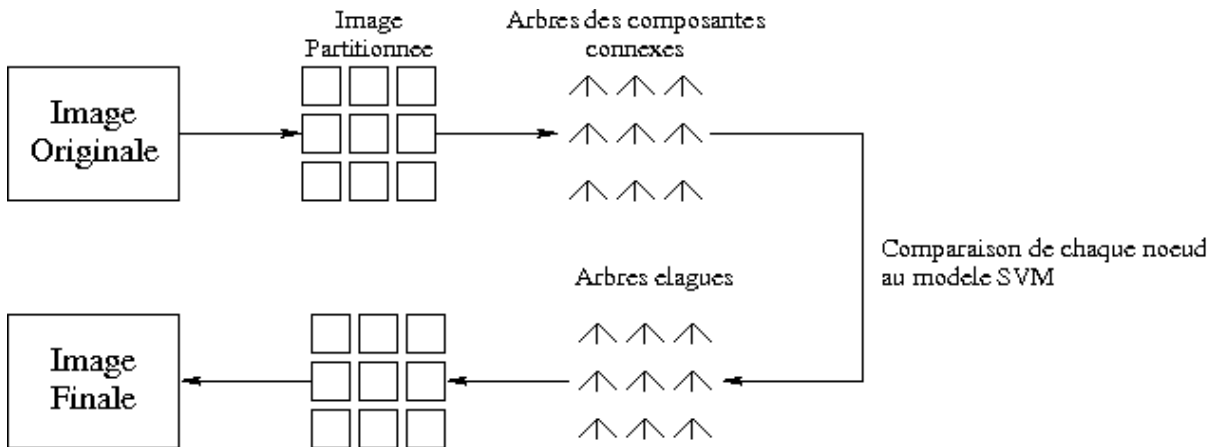


FIG. 4.2 – Méthode de segmentation.

4.2 Partition de l'image

Étant donné que le réseau vasculaire est complètement connexe, traiter l'ensemble de l'image au moment de l'apprentissage serait maladroit. En effet, les petits vaisseaux ayant une intensité moins importante, ils seraient « noyés » dans un ensemble plus étendu contenant à la fois des gros vaisseaux et leurs ramifications.

On cherche au contraire à retrouver des informations plus locales de manière à être plus précis lors de la classification, d'où le besoin de partitionner l'image en sections plus petites. Se pose alors un problème de reconstruction de l'image complète.

Deux méthodes sont en particulier envisageables pour partitionner l'image :

- un partitionnement en coupes 2D ;
- un partitionnement cubes.

4.2.1 Partitionnement en coupes 2D

Cette méthode consiste en la récupération de l'ensemble des coupes 2D selon les axes sagittal, axial et coronal. On construit alors un modèle par axe qu'on applique ensuite à l'image à segmenter. On obtient alors trois images segmentées selon chacun des modèles.

La meilleure façon d'afficher un résultat final est alors de construire une image probabiliste où l'intensité de chaque voxel représente sa probabilité d'appartenir à un vaisseau.

Cette méthode présente cependant le désavantage de ne pas prendre en compte l'information 3D dans sa globalité et on perd le côté tubulaire d'un vaisseau qui est pourtant une information capitale. De plus, un vaisseau étant rarement orienté de manière coplanaire à un des axes principaux, il ne se présentera pas de la même façon selon l'orientation de la vue.

4.2.2 Partitionnement cubique

Cette méthode, présentée précédemment, a le mérite de conserver l'information 3D, permettant ainsi un traitement plus global. Plusieurs modalités peuvent cependant être envisagées.

La première est une collection de cubes disjoints. La reconstruction est alors immédiate, étant donné qu'il suffit de ranger les cubes les uns à côté des autres. Cependant, des problèmes de continuité des vaisseaux peuvent survenir. En effet, on risque de séparer un vaisseau en plusieurs parties. Le traitement pourrait très bien reconnaître une partie comme un vaisseau et pas une autre.

Une deuxième méthode serait de prévoir un recouvrement des cubes et de comparer les zones de recouvrement entre elles. Cependant, cette méthode risque de prendre énormément de temps étant donné qu'il faudrait vérifier chaque voxel de la zone de recouvrement.

Une troisième voie est de réaliser un double pavage puis de réaliser une opération logique entre les deux images reconstruites. Étant donné que ce sont justement les problèmes de continuité que nous cherchons à éviter, une opération logique « OU » s'impose malgré qu'elle rajoute potentiellement du bruit au résultat final.

4.3 Critères de classification

Le nombre d'attributs potentiellement utiles qu'on peut calculer est très grand. Nous allons les passer en revue.

4.3.1 Attributs quantitatifs

Ce sont des attributs ayant un caractère extensif. On peut penser tout de suite au périmètre, à l'aire, au volume, etc. ... Cependant, les vaisseaux sanguins peuvent être considérés comme des structures tubulaires de différentes longueur, largeur, etc. ... On ne peut donc pas utiliser exclusivement des critères quantitatifs pour segmenter ces vaisseaux. Des attributs plus qualitatifs sont alors nécessaires.

4.3.2 Attributs qualitatifs

D'une nature intensive, certains peuvent aussi être calculés de manière immédiate, comme le contraste obtenu de la manière suivante :

$$C(I) = \frac{I_{max} - I_{min}}{I_{max} + I_{min}}$$

I étant une image à niveau de gris.

Cependant, les artefacts présents sur l'image ont un contraste similaire à celui des vaisseaux. Il faut donc définir des critères prenant mieux en compte le caractère tubulaire de ces derniers.

Attributs fondés sur le moment d'image

On définit un moment de la façon suivante [32–34] :

$$m_{pqr} = \iiint_{R^3} x^p y^q z^r f(x, y, z) dx dy dz.$$

Cependant, ce moment est dépendant de la position de la composante dans l'image. On définit donc un moment central indépendant de cette position :

$$\mu_{pqr} = \iiint_{R^3} (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q (z - \bar{z})^r f(x, y, z) dx dy dz,$$

avec :

$$\bar{x} = \frac{m_{100}}{m_{000}} \quad \bar{y} = \frac{m_{010}}{m_{000}} \quad \bar{z} = \frac{m_{001}}{m_{000}}.$$

On définit alors un moment central normalisé :

$$\eta_{pqr} = \frac{\mu_{pqr}}{\mu_{000}^\gamma} \quad \text{avec } \gamma = \frac{p+q+r}{3} + 1,$$

puis un moment invariant du second ordre pour la forme considérée :

$$I_1 = \eta_{200} + \eta_{020} + \eta_{002}.$$

Pour être plus discriminant, d'autres moments peuvent être utilisés tels que :

$$I_2 = \eta_{200}\eta_{020} - \eta_{110}^2 + \eta_{020}\eta_{002} - \eta_{011}^2 + \eta_{200}\eta_{002} - \eta_{101}^2,$$

ou encore :

$$I_3 = \eta_{200}\eta_{020}\eta_{002} + 2\eta_{110}\eta_{101}\eta_{011} - \eta_{002}\eta_{110}^2 - \eta_{020}\eta_{101}^2 - \eta_{200}\eta_{011}^2.$$

Attributs basés sur la matrice d'inertie

Ces critères sont fondés sur la matrice d'inertie de la composante considérée. Soit C un objet. Sa matrice d'inertie $I(C)$ est définie de la façon suivante :

$$\mathbf{I}(C) = \begin{pmatrix} I_{xx}(C) & I_{xy}(C) & I_{xz}(C) \\ I_{yx}(C) & I_{yy}(C) & I_{yz}(C) \\ I_{zx}(C) & I_{zy}(C) & I_{zz}(C) \end{pmatrix},$$

avec :

$$I_{xx}(C) = \sum_C (x - \bar{x})^2 + \frac{V(C)}{12};$$

$$I_{yy}(C) = \sum_C (y - \bar{y})^2 + \frac{V(C)}{12};$$

$$I_{zz}(C) = \sum_C (z - \bar{z})^2 + \frac{V(C)}{12};$$

$$I_{xy}(C) = I_{yx}(C) = \sum_C (x - \bar{x})(y - \bar{y});$$

$$I_{xz}(C) = I_{zx}(C) = \sum_C (x - \bar{x})(z - \bar{z});$$

$$I_{yz}(C) = I_{zy}(C) = \sum_C (y - \bar{y})(z - \bar{z}).$$

Ici, $V(C)$ représente le volume de la composante et les coordonnées \bar{x} , \bar{y} et \bar{z} sont celles du centre de gravité de la composante.

Plusieurs invariants peuvent être déduits de cette matrice. Tout d'abord l'invariant du second ordre I_1 qu'on retrouve sous la forme suivante :

$$I_1 = \frac{Tr(\mathbf{I})}{V^{\frac{5}{3}}}.$$

D'autres invariants ayant une interprétation géométrique immédiate peuvent être déduits des valeurs propres de cette matrice, chacune d'entre elles représentant intuitivement la variance le long de l'axe correspondant. Par convention : $|\lambda_1| \geq |\lambda_2| \geq |\lambda_3|$. Deux invariants immédiats sont l'élongation (\mathcal{E}) et la planéité (\mathcal{F}) définis comme suit :

$$\mathcal{E} = \left| \frac{\lambda_1}{\lambda_2} \right| \quad \mathcal{F} = \left| \frac{\lambda_2}{\lambda_3} \right|.$$

De plus, nous pouvons estimer la longueur de chacun des axes principaux de la manière suivante :

$$d_i(C) = \sqrt{\frac{20|\lambda_i|}{V}}.$$

On en déduit une mesure de la densité :

$$\mathcal{S} = \frac{\pi d_1 d_2 d_3}{6V}.$$

4.4 Détails d'implémentation

L'ensemble de ce travail fut réalisé sous l'environnement Medimax du laboratoire d'accueil. Cet environnement permet la visualisation d'images de tous types et dispose de nombreux algorithmes de traitement d'images 2D et 3D ainsi qu'un outil de synthèse d'images permettant une visualisation en 3D.

L'ensemble des développements fut réalisé à l'aide du langage C++. Une bibliothèque développée par Benoît Naegel fut utilisée pour manipuler les arbres de composantes connexes et une bibliothèque développée par Chih-Chung Chang et Chih-Jen Lin de l'université nationale de Taïwan à Taipei fut utilisée pour SVM.

La machine est un PC avec un processeur intel Core2Duo et un système d'exploitation Linux (Distribution Fedora).

Chapitre 5

Expérimentations et Validation

Cette partie présente et discute les résultats de ces travaux.

5.1 Éléments de validation

Nous disposons d'une dizaine d'images dont la segmentation manuelle des vaisseaux peut-être considérée comme fiable ainsi qu'une image dont nous avons la segmentation des vaisseaux et des artefacts. Toutes ces images ont été prises au service de radiologie de l'hôpital civil de Strasbourg. L'appareil est un scanner Philips (Gyrosan NT/INTERA 1.0 T). La séquence de codage de flux utilise un TR (temps de réponse) de 10 ms et un TE (temps d'écho) de 6.4 ms.

Ces vérités terrain nous permettront de comparer les résultats des segmentations automatiques aux segmentations manuelles, nous donnant ainsi une indication de la fiabilité de notre méthode.

Néanmoins, si ces comparaisons nous permettent d'obtenir une première idée de la fiabilité de notre méthode, toutes les validations ne seront définitives que lorsque nous aurons pu présenter nos résultats à un médecin compétent dans le domaine de la neurologie afin qu'il confirme que la méthode est exploitable cliniquement ou pas.

5.2 Influence du partitionnement

Au vu des premiers résultats, l'utilisation d'un découpage en cubes ayant une taille trop petite est contre-productive car nous obtenons des segmentations très incomplètes, voire presque aucune segmentation. Cependant, on obtient aussi très peu de faux positifs.

L'utilisation de cubes de plus en plus grand au moment de la segmentation permet de récupérer de plus en plus de gros vaisseaux lors de la segmentation. Cependant, nous avons aussi un nombre de plus en plus important de faux positifs, aisément éliminables grâce à un filtre gardant les composantes de l'image ayant un volume supérieur à un certain seuil.

Les figures 5.1 5.2 et 5.3 illustrent les résultats obtenus avec différentes tailles de cubes ainsi que la combinaison de ces résultats. Ce dernier cas de figure permet de réunir les avantages des différents partitionnements, mais a pour inconvénient de garder plus d'artefacts, chose qu'on peut limiter grâce au filtrage décrit précédemment.

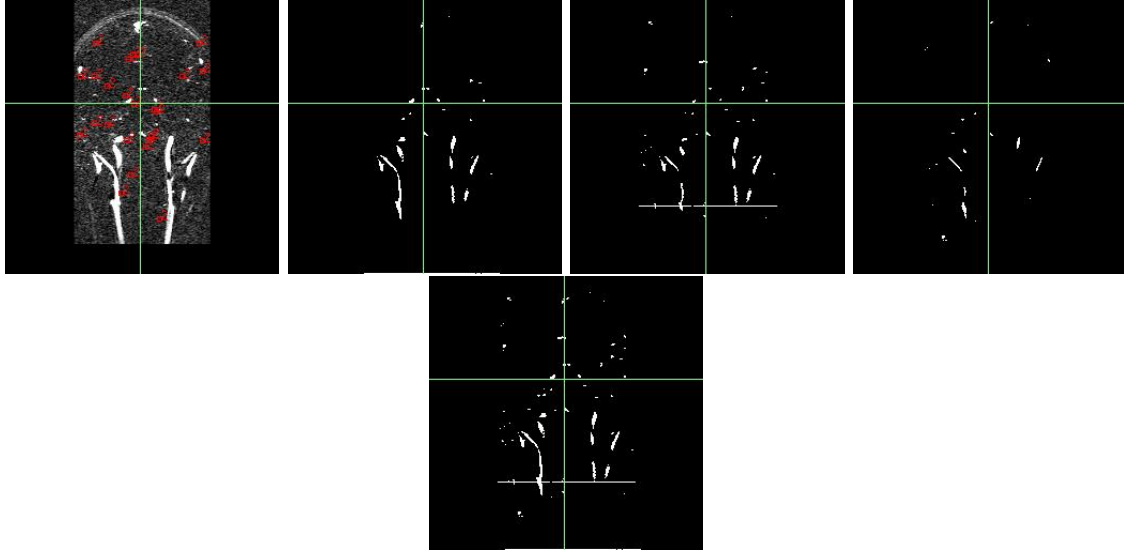


FIG. 5.1 – Coupe frontale. De gauche à droite : Image originale - Cube de 256 voxels de côté - Cube de 128 voxels de côté - Cube de 64 voxels de côté - Union des trois

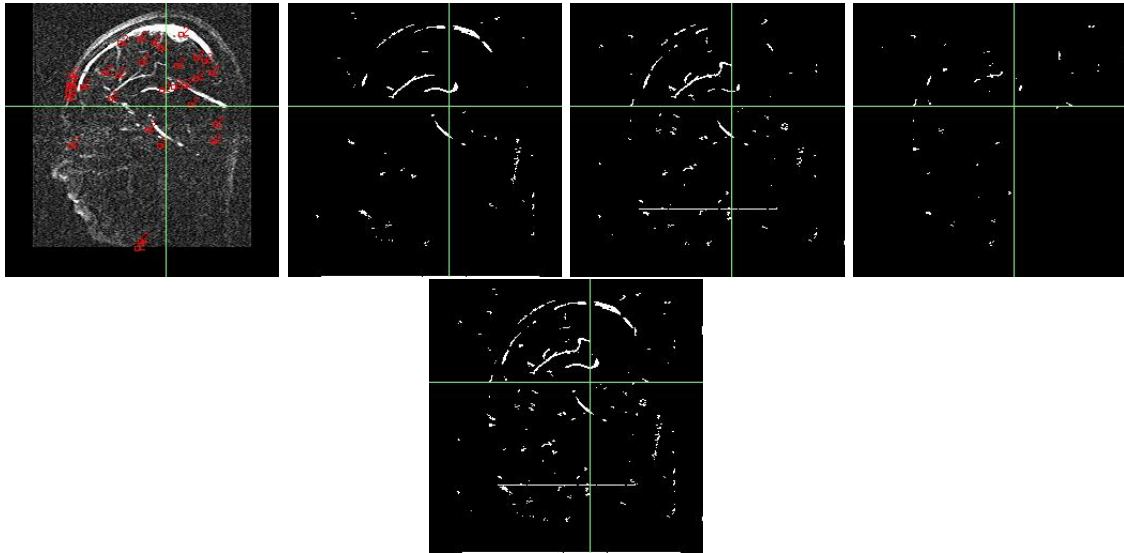


FIG. 5.2 – Coupe sagittale. De gauche à droite : Image originale - Cube de 256 voxels de côté - Cube de 128 voxels de côté - Cube de 64 voxels de côté - Union des trois

5.3 Influence des différents critères

Les critères retenus dans un premier temps sont au nombre de cinq. Il s'agit de l'élongation, de la planéité, et des trois moments de Hu présentés dans la section 4.3.2. Nous allons montrer dans cette partie les résultats grâce à chacun des critères de manière individuelle.

5.3.1 Moment de Hu I_1

Ce critère a pour effet l'élimination d'une grande partie du scalp mais conserve néanmoins la bouche et le nez. De plus, il y a un problème de détection des petits vaisseaux comme illustré dans les figures 5.4 et 5.5. Ce problème est particulièrement visible sur la coupe sagittale qui

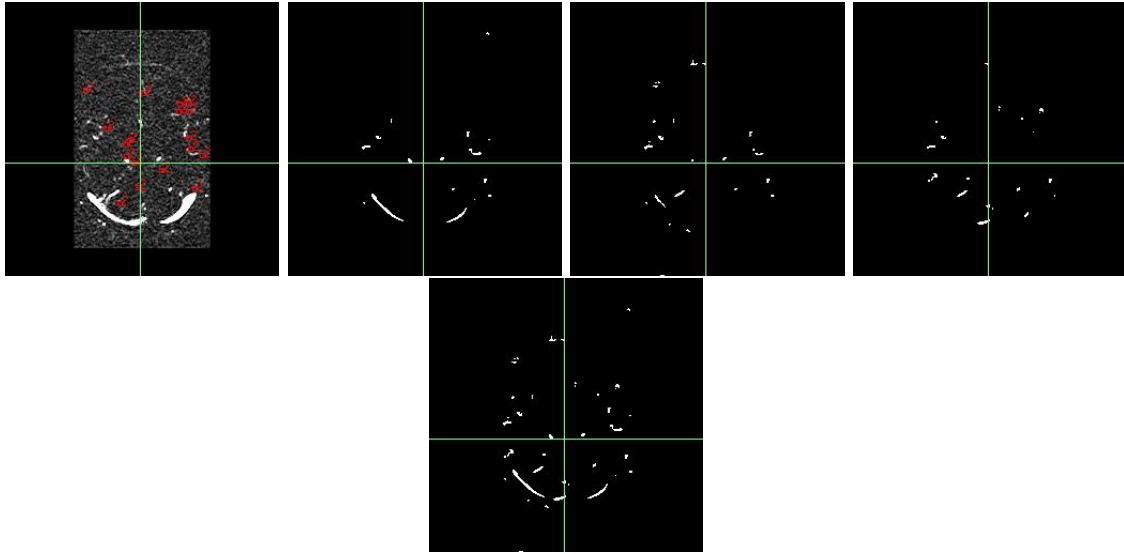


FIG. 5.3 – Coupe coronale. De gauche à droite : Image originale - Cube de 256 voxels de côté - Cube de 128 voxels de côté - Cube de 64 voxels de côté - Union des trois

montre les petits vaisseaux présents au niveau du corps calleux.

On peut aussi remarquer que les gros vaisseaux sont sous-segmentés, c'est-à-dire qu'ils ont une taille bien inférieure à celle qu'on devrait observer. On peut en déduire que ce paramètre nous fourni une sorte de squelette du réseau vasculaire cérébrale. Ce problème de sous-segmentation est, nous allons le voir, quelque-chose de récurrent tout au long des travaux tout comme le problème des petits vaisseaux.

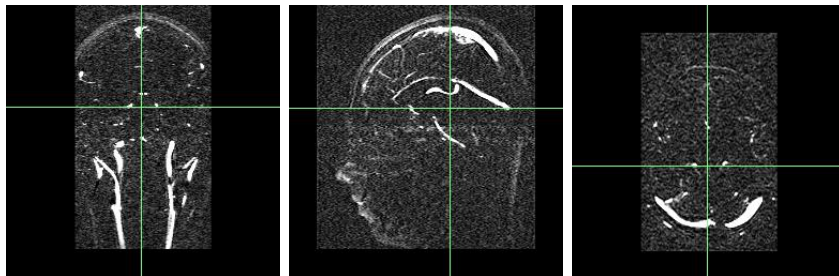


FIG. 5.4 – Influence de I_1 - Image originale. De gauche à droite : coupe frontale - coupe sagittale - coupe coronale.

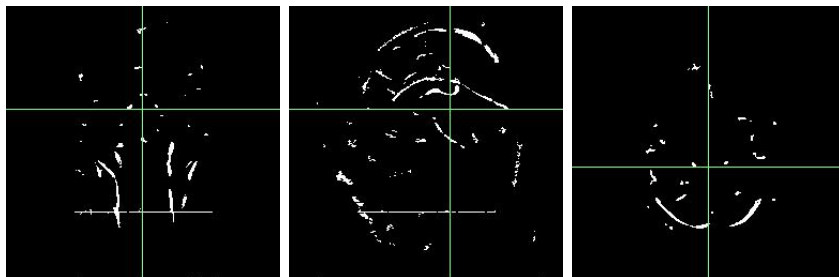


FIG. 5.5 – Influence de I_1 - Image segmentée. De gauche à droite : coupe frontale - coupe sagittale - coupe coronale.

5.3.2 Moment de Hu I_2

La discrimination est meilleure que I_1 . En effet, le nez et la bouche ont disparu de la segmentation (voir les figures 5.6 et 5.7), permettant un progrès non négligeable.

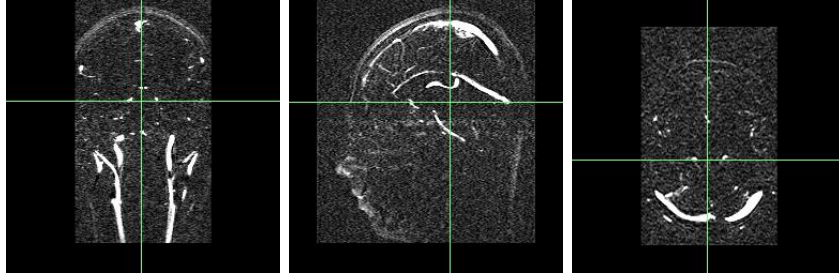


FIG. 5.6 – Influence de I_2 - Image originale. De gauche à droite : coupe frontale - coupe sagittale - coupe coronale.

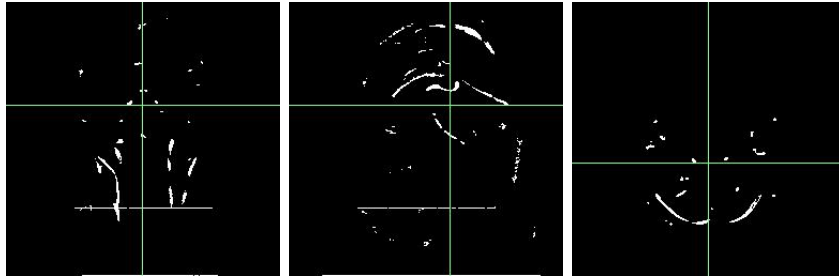


FIG. 5.7 – Influence de I_2 - Image segmentée. De gauche à droite : coupe frontale - coupe sagittale - coupe coronale.

Cependant on a encore un problème avec les petits vaisseaux visible sur la coupe sagittale. De plus, on perd toujours une partie de l'épaisseur des gros vaisseaux donnant encore un rendu « squelettique ».

5.3.3 Moment de Hu I_3

Ce moment a un comportement sensiblement similaire à celui de I_2 avec toute fois un léger mieux au niveau de la distinction entre les vaisseaux et les artefacts et une meilleure segmentation des gros vaisseaux. Ceci est particulièrement visible sur la coupe coronale au niveau des sinus latéraux et sur la coupe sagittale au niveau du sinus sagittal supérieur.

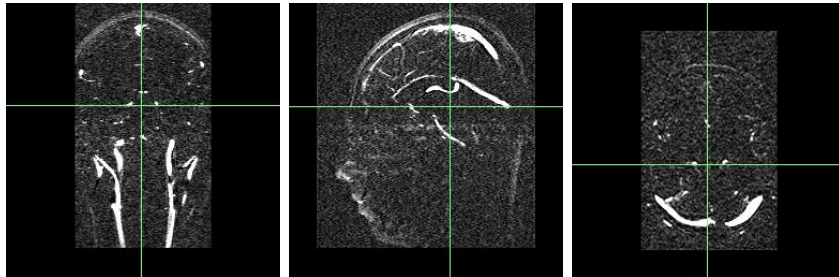


FIG. 5.8 – Influence de I_3 - Image originale. De gauche à droite : coupe frontale - coupe sagittale - coupe coronale.

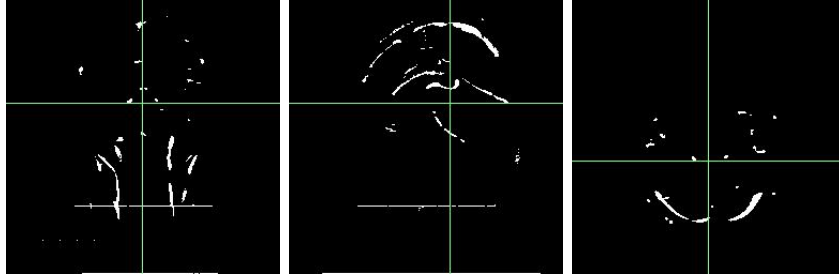


FIG. 5.9 – Influence de I_3 - Image segmentée. De gauche à droite : coupe frontale - coupe sagittale - coupe coronale.

5.3.4 Planéité

La planéité présente une capacité de discrimination moyennement efficace étant donné que le nez et la bouche apparaissent de nouveau (voir les figures 5.10 et 5.11). Elle a cependant pour intérêt de mettre en valeur d'autres vaisseaux que les différents moments de Hu comme les sinus latéraux ou encore le sinus sagittal inférieur.

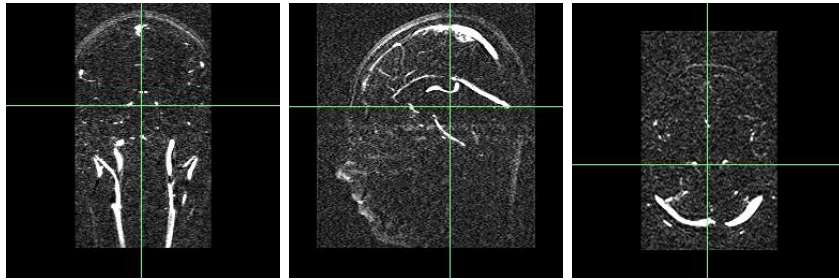


FIG. 5.10 – Influence de la planéité - Image originale. De gauche à droite : coupe frontale - coupe sagittale - coupe coronale.

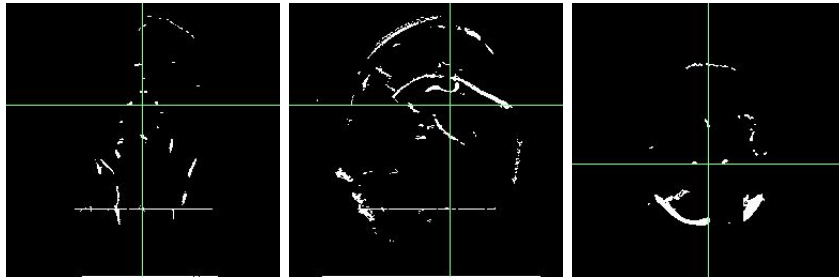


FIG. 5.11 – Influence de la planéité - Image segmentée. De gauche à droite : coupe frontale - coupe sagittale - coupe coronale.

5.3.5 Élongation

De manière surprenante, les différents tests réalisés avec l'élongation n'ont apporté aucun résultat exploitable. Tous les nœuds étaient classés comme des artefacts, montrant que ce paramètre ne présente aucun pouvoir de discrimination.

Tous ces résultats nous ont conduit à retenir les paramètres suivants : I_2 , I_3 et la planéité.

5.4 Utilisation d'un double pavage de l'image

L'utilisation d'un double pavage lié à un opérateur logique OU a pour but de corriger le problème de continuité des vaisseaux.

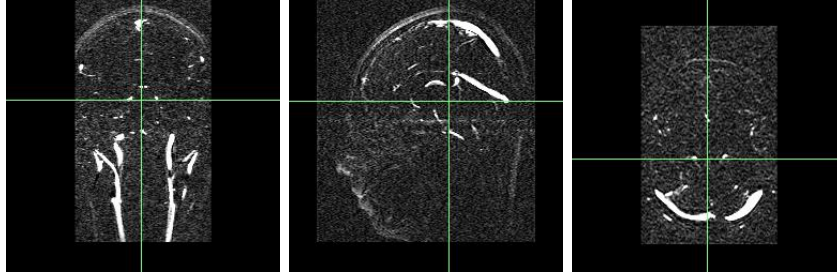


FIG. 5.12 – Double Pavage - Image originale. De gauche à droite : coupe frontale - coupe sagittale - coupe coronale.

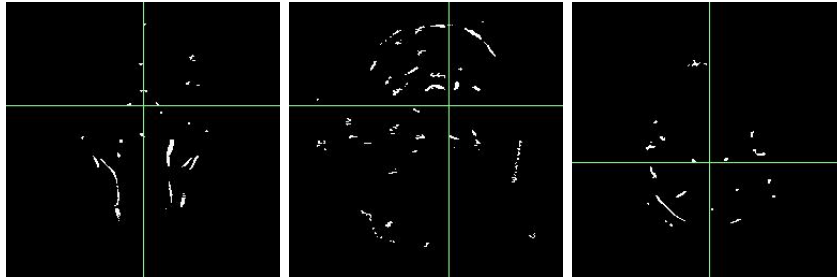


FIG. 5.13 – Double pavage - Image segmentée 1. De gauche à droite : coupe frontale - coupe sagittale - coupe coronale.

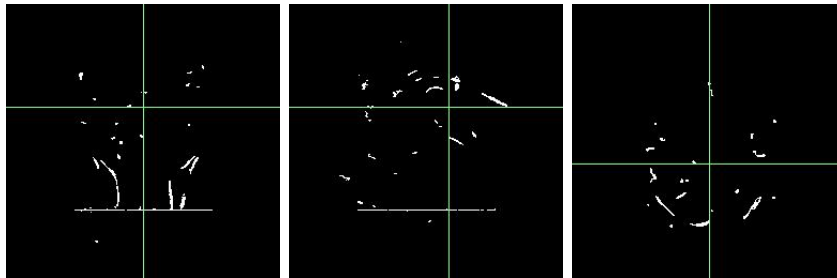


FIG. 5.14 – Double pavage - Image segmentée 2. De gauche à droite : coupe frontale - coupe sagittale - coupe coronale.

Les figures 5.13 et 5.14 ont été réalisées grâce à une union des résultats d'un partitionnement en cubes de 64 voxels et de 32 voxels. On observe sur ces images qu'une partie du sinus sagittal est détecté par un des partitionnements et est complété par la détection effectuée par le deuxième partitionnement. On peut observer le même phénomène au niveau des sinus latéraux et des artères vertébrales. Le double partitionnement permet donc

5.5 Influence de la méthode d'apprentissage

Deux méthodes d'apprentissage sont envisageables dans le cadre de ces travaux. Une première très dirigiste consiste à multiplier voxel à voxel l'image originale par sa segmentation, puis de

recupérer les nœuds de l'arbre les plus proches de la racine. La seconde consiste à récupérer les nœuds de l'arbre les plus proche de la racine dont l'ensemble des voxels est inclus dans la segmentation.

Nous allons donc discuter des résultats de ces deux approches. Une remarque concernant les artefacts : étant donné qu'ils sont difficilement connexes à partir d'une certaine intensité de voxels, nous sommes obligés d'imposer un volume minimal pour prendre en compte un nœud de manière à ce que les invariants restent pertinents. La figure 5.15 présente l'image originale.

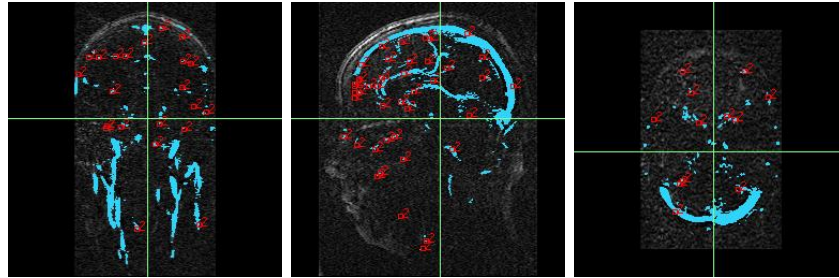


FIG. 5.15 – Influence de l'apprentissage - Image originale. De gauche à droite : coupe frontale - coupe sagittale - coupe coronale.

Quatre cas sont à envisager :

- un apprentissage fin pour les vaisseaux et les artefacts (voir fig. 5.16) : malgré une bonne segmentation des vaisseaux, nous constatons qu'il y a du bruit au niveau de la bouche et au niveau de la nuque. De plus, les artères et les veines vertébrales sont sous-segmentées ;

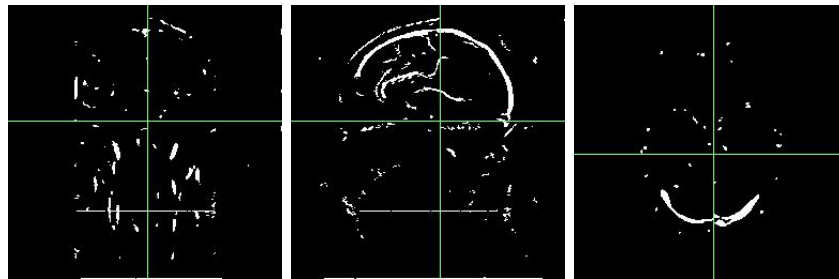


FIG. 5.16 – Apprentissage fin pour les vaisseaux et les artefacts - Segmentation. De gauche à droite : coupe frontale - coupe sagittale - coupe coronale.

- un apprentissage grossier pour les vaisseaux et les artefacts (voir fig. 5.17) : les vaisseaux sanguins apparaissent beaucoup mieux à l'image. Cependant, nous détectons aussi beaucoup plus de bruit que précédemment rendant l'image inexploitable dans un cadre clinique ;
- un apprentissage fin pour les vaisseaux et un apprentissage grossier pour les artefacts (voir fig. 5.18) : on détecte moins de bruit que dans les autres cas de figure. Cependant, bien qu'on récupère la structure du réseau vasculaire cérébral, nous sommes toujours confrontés à ce problème de sous-segmentation.
- un apprentissage grossier pour les vaisseaux et un apprentissage fin pour les artefacts : aucun résultat intéressant n'est obtenu.

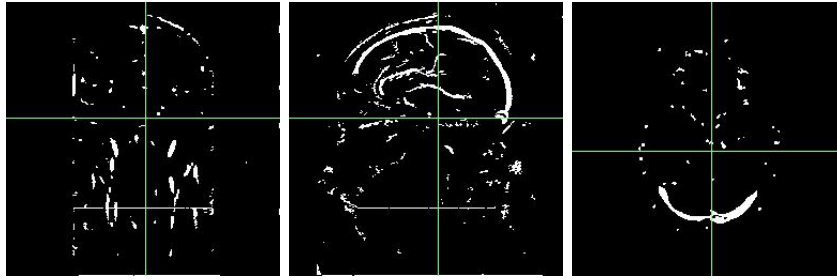


FIG. 5.17 – Apprentissage grossier pour les vaisseaux et les artefacts - Segmentation. De gauche à droite : coupe frontale - coupe sagittale - coupe coronale.

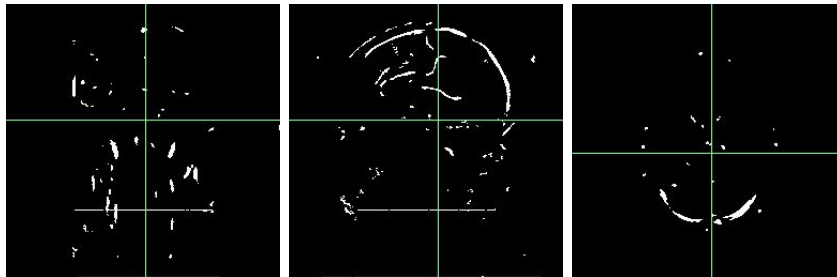


FIG. 5.18 – Apprentissage fin pour les vaisseaux et grossier pour les artefacts - Segmentation. De gauche à droite : coupe frontale - coupe sagittale - coupe coronale.

5.6 Synthèse

De manière générale, nous avons obtenus une segmentation recouvrant la structure du réseau vasculaire cérébral d'une manière complètement automatique et rapide. Cependant la distinction entre vaisseaux et artefacts est la partie qui nous pose encore les plus grosses difficultés. En effet, certaines parties de l'artefact ont une nature géométrique proche de celle des vaisseaux, tandis qu'une autre partie est beaucoup plus nébuleuse et difficile à saisir.

La combinaison d'un partitionnement de l'image et d'un double pavage est efficace dans le sens où une combinaison des résultats à différentes échelles permet d'éliminer une partie significative des artefacts. Cependant, nous obtenons alors une sous-segmentation du réseau vasculaire avec néanmoins des artefacts qu'on ne peut pas négliger.

Concernant la méthode d'apprentissage, un résultat optimal est obtenu en utilisant une méthode de reconnaissance fine pour les vaisseaux, c'est-à-dire explorant les nœuds de l'arbres et ne retenant que ceux dont l'ensemble des voxels est inclus dans la segmentation, avec une méthode de reconnaissance plus grossière pour les artefacts. Néanmoins, les résultats sont encore fragile et on peut observer une certaine instabilité des résultats en fonction de la taille du partitionnement de l'image, démontrant que les critères que nous avons choisi ne sont pas pour l'instant optimaux.

Une autre chose à prendre en considération est la vitesse d'exécution que nous gagnons grâce aux arbres des composantes connexes. En effet, typiquement, les images dont nous disposons nous donnent des arbres ayant plus de 300000 nœuds. Au moment de la segmentation, le parcours de l'arbre se fait en temps linéaire quelque soit l'image et donne un temps de segmentation relativement réduit (de l'ordre de quelques minutes), contrairement à d'autres méthodes exigeant un traitement récursif avec des conditions d'arrêt souvent difficiles à mettre en œuvre.

On peut aussi favoriser l'opposition entre vaisseaux et artefacts en effectuant d'abord un seuillage, puis en éliminant les composantes de l'image ayant un volume inférieur à un certain

seuil, réduisant ainsi le nombre de nœuds à traiter à environ 5000.

Il faut maintenant mettre en œuvre une analyse statistique fine permettant d'évaluer la proportion de faux positifs et de faux négatifs présents dans la segmentation automatique.

Chapitre 6

Discussion - Perspectives

Ce chapitre fait un bilan du travail réalisé et ouvre des perspectives de recherche.

6.1 Contribution en terme de segmentation

Ces travaux ont introduit une nouvelle méthode de segmentation du réseau vasculaire cérébral. Notre méthode permet d’appréhender l’ensemble du réseau de manière globale et d’obtenir une segmentation presque complète de la structure.

De plus, nous avons facilité la prise en main de la segmentation. En effet, il suffit de disposer d’une image originale et de sa segmentation pour réaliser un apprentissage prenant quelques minutes, puis d’appliquer le modèle obtenu pour une segmentation prenant elle aussi seulement quelques minutes. Aucun guidage n’est nécessaire lors de l’opération, apportant sans conteste un avantage par rapport aux méthodes décrites dans 3.1.

Il existe encore de nombreux points à améliorer dans cette méthode. Tout d’abord, il y a encore une certaine confusion entre les vaisseaux et les artefacts présents dans l’image. Une partie du scalp résiste encore à la segmentation, et le nez et la bouche sont encore presque systématiquement présents. De plus, nous sommes aussi confrontés à une sous-segmentation chronique des gros vaisseaux. Les paramètres que nous utilisons ne sont peut-être pas encore les plus pertinents, mais on peut aussi envisager une modification des paramètres de SVM, comme l’utilisation d’une autre fonction noyau encore à définir.

6.2 Contribution en terme de méthodologie sur les arbres de composantes connexes

Jusqu’ici, l’élagage de l’arbre se faisait à partir d’une collection d’attributs dont on devait situer les bornes. Dans la continuité des travaux décrits dans [28], nous avons poussé plus loin l’intégration des arbres de composantes connexes et des méthodes de classification et ce par deux aspects.

Le premier concerne l’apprentissage. L’utilisation d’un arbre offre plusieurs options pour l’apprentissage et permet donc de s’adapter suivant les éléments qu’on cherche à segmenter. Un exemple est la différence de traitement entre les vaisseaux et les artefacts dans la partie 5.5.

Le deuxième concerne la segmentation. L’activation d’un nœud de l’arbre est maintenant fondé sur un critère unique : sa correspondance au modèle, permettant de réduire la segmentation des images à un strict problème de classification.

Nous avons aussi introduit un partitionnement en cube de l'image afin de rendre la segmentation plus aisée. Un partitionnement faisant varier la taille des cubes a montré son efficacité car il permet « d'attraper » aussi bien les petits que les grands vaisseaux.

6.3 Perspectives

Cette méthode de segmentation par les arbres de composantes connexes semble prometteuse, malgré les défauts qu'il reste à surmonter. Pour améliorer la segmentation, nous pouvons envisager l'élaboration de nouveaux attributs, mais aussi la prise en compte de la valeur des voxels dans le calcul de ceux que nous utilisons déjà. Une autre possibilité serait d'étudier plus en profondeur le fonctionnement de SVM et peut-être d'élaborer de nouvelles fonctions noyaux plus adaptées à notre problème.

Si cette méthode parvient à acquérir une excellente fiabilité, une application clinique est envisageable car elle est peu coûteuse en temps de calcul et très facile à utiliser.

Bibliographie

- [1] C.L. Dumoulin and H.R. Hart. Magnetic resonance angiography. *Radiology*, 161(3) :717–720, 1986.
- [2] R.R. Edelman, H.P. Mattle, D.J. Atkinson, and H.M. Hoogewoud. MR angiography. *American Journal of Roentgenology*, 154(5) :937–946, mai 1990.
- [3] D. Nishimura, A. Macovski, and J. Pauly. Magnetic resonance angiography. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 5(3) :140–151, septembre 1986.
- [4] M.R. Prince, E. Yucel, J. Kaufman, D.C. Harrisson, and S.C. Geller. Dynamic gadolinium-enhanced three-dimensional abdominal MR arteriography. *Journal of Magnetic Resonance Imaging*, 3(6) :877–881, novembre-décembre 1993.
- [5] R.R. Edelman, D. Chien, and D. Kim. Fast selective black blood MR imaging. *Radiology*, 181(3) :655–660, décembre 1991.
- [6] G.A. Laub and W.A. Kaiser. MR angiography with gradient motion rephasing. *Journal of Computer Assisted Tomography*, 12 :377–382, 1988.
- [7] P.M. Ruggieri, G.A. Laub, T.J. Masaryk, and M.T. Modic. Intracranial circulation : Pulse sequence considerations in three dimensional MR angiography. *Radiology*, 171(3) :785–791, juin 1989.
- [8] L.R. Pelc, N.J. Pelc, S.C. Rayhill, L.J. Castro, G.H. Glover, R.J. Herfkens, D.C. Miller, and R.B. Jeffrey. Arterial and venous blood flow non invasive quantitation with MR imaging. *Radiology*, 185(3) :809–812, décembre 1992.
- [9] D.J. Bryant, J.A. Payne, D.N. Firmin, and D.B. Longmore. Measurement of flow with NMR imaging using a gradient pulse and phase difference technique. *Journal of Computer Assisted Tomography*, 8(4) :588–593, aot 1984.
- [10] J. Nolte. *The Human Brain - An Introduction to its Functional Anatomy*, chapter 6, pages 119–145. Elsevier Science, 2001.
- [11] J.G. Koritké and H. Sick. *Atlas de Coupes Sériées du Corps Humain. Vol. 1 : Tête, Cou, Thorax*. Urban & Schwarzenberg, Munich-Vienne-Baltimore, 1982.
- [12] P. Salembier, A. Oliveras, and L. Garrido. Anti-extensive connected operators for image and sequence processing. *IEEE Transactions on Image Processing*, 7(4) :555–570, 1998.
- [13] E.J. Breen and R. Jones. Attribute openings, thinnings, and granulometries. *Computer Vision and Image Understanding*, 64(3) :377–389, 1996.
- [14] D. Gatica-Perez, C. Gu, M.-T. Sun, and S. Ruiz-Correa. Extensive partition operators, gray-level connected operators, and region merging/classification segmentation algorithms : Theoretical links. *IEEE Transactions on Image Processing*, 10(9) :1332–1345, 2001.
- [15] L. Najman and M. Couprie. Building the component tree in quasi-linear time. *IEEE Transactions on Image Processing*, 15(11) :3531–3539, 2006.

- [16] E.R. Urbach and M.H.F. Wilkinson. Shape-only granulometries and gray-scale shape filters. In *ISMM'02 - International Symposium on Mathematical Morphology*, pages 305–314. CSIRO Publishing, 2002.
- [17] G. Gerig, O. Kübler, R. Kikinis, and F.A. Jolesz. Nonlinear anisotropic filtering of MRI data. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 11(2) :221–232, juin 1992.
- [18] G. Marchal, D. Vandermeulen, H. Bosmans, D. Delaere, P. Suetens, and A. Baert. A three-dimensional line filter for improved visualization of MRA. In *RSNA'90, 76th Scientific Assembly and Annual Meeting of the Radiological Society of North America, Book of Abstracts*, volume 177, page 269, Chicago, Illinois, États-Unis, 25-30 novembre 1990. RSNA.
- [19] D. Vandermeulen, D. Delaere, P. Suetens, H. Bosmans, and G. Marchal. Local filtering and global optimization methods for 3-D magnetic resonance angiography image enhancement. In R.A. Robb, editor, *Visualization in Biomedical Computing - VBC'92, 2nd International Conference, Proceedings*, volume 1808, pages 274–288, Chapel Hill, Caroline du Nord, États-Unis, juin 1992. SPIE.
- [20] B. Naegel, C. Ronse, and L. Soler. Using grey-scale hit-or-miss transform for segmenting the portal network of the liver. In C. Ronse, L. Najman, and É. Decencière, editors, *Mathematical Morphology : 40 years on. Proceedings of the 7th International Symposium on Mathematical Morphology*, volume 30 of *Computational Imaging and Vision*, pages 429–440, Paris, France, 18-20 avril 2005. Springer SBM.
- [21] M.H.F. Wilkinson, T. Wijkstra, G. de Vries, and M.A. Westenberg. Blood vessel segmentation using moving-window robust automatic threshold selection. In *International Conference on Image Processing - ICIP 2003, 10th International Conference, Proceedings*, volume 2, pages 1093–1096, Barcelone, Espagne, 14-17 septembre 2003. IEEE Signal Processing Society.
- [22] L. Soler, H. Delingette, G. Malandain, J. Montagnat, N. Ayache, J.M. Clément, C. Koehl, O. Dourthe, D. Mutter, and J. Marescaux. Fully automatic anatomical, pathological and functional segmentation from CT scans for hepatic surgery. In K.M. Hanson, editor, *Medical Imaging : Image Processing 2000 Proceedings*, volume 3979, pages 246–255, San Diego, Californie, États-Unis, 12-18 février 2000. SPIE.
- [23] D. Saloner, W.A. Hanson, J.S. Tsuruda, R. van Tyen, C.M. Anderson, and R.E. Lee. Application of connected-voxel algorithm to MR angiographic data. *Journal of Magnetic Resonance Imaging*, 1(4) :423–430, juillet-aot 1991.
- [24] U. Klose, D. Petersen, and J. Martos. Tracking of cerebral vessels in MR angiography after highpass filtering. *Magnetic Resonance Imaging*, 13(1) :45–51, 1995.
- [25] B. Verdonck. *Segmentation, mesure et visualisation des vaisseaux sanguins à partir d'angiographies 3D par résonance magnétique et tomodensitométrie hélicoïdale*. PhD thesis, École Nationale Supérieure des Télécommunications, 1996.
- [26] N. Flasque, M. Desvignes, J.M. Constans, and M. Revenu. Acquisition, segmentation and tracking of the cerebral vascular tree on 3D magnetic resonance angiography images. *Medical Image Analysis*, 5(3) :173–183, septembre 2001.
- [27] Y. Sato, S. Nakajima, N. Shiraga, H. Atsumi, S. Yoshida, T. Koller, G. Gerig, and R. Kikinis. Three-dimensional multi-scale line filter for segmentation and visualization of curvilinear structures in medical images. *Medical Image Analysis*, 2(2) :143–168, juin 1998.
- [28] B. Naegel, N. Passat, N. Boch, and M. Kocher. Segmentation using vector-attribute filters : methodology and application to dermatological imaging. In *Proceedings of the 8th International Symposium on Mathematical Morphology*, volume 1, pages 239–250, 2007.

- [29] C.-W. Hsu, C.-C. Chang, and C.-J. Lin. A practical guide to support vector classification. 2008.
- [30] R. Jones. Connected filtering and segmentation using component trees. *Computer Vision and Image Understanding*, 75(3) :215–228, 1999.
- [31] M.A. Westenberg, J. B. T. M. Roerdink, and M. H. F. Wilkinson. Volumetric attribute filtering and interactive visualization using the max-tree representation. *IEEE Transactions on Image Processing*, 16(12) :2943–2952, 2007.
- [32] J.-F. Mangin, F. Poupon, D. Rivière, A. Cachia, D.L. Collins, A.C. Evans, and J. Rgis. 3D moment invariant based morphometry. In *MICCAI 2003*, 2003.
- [33] M-K Hu. Visual pattern recognition by moments invariants. *IRE Transactions on Information Theory*, 1962.
- [34] C.-H. Lo and H.-S. Don. 3D moment forms : Their construction and application to object identification and positioning. *IEEE Transactions on Image Processing*, 11(10) :1053–1064, 1989.