

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية  
وزارة التعليم العالي و البحث العلمي

Université Abou Bekr Belkaid  
Tlemcen Algérie



جامعة أبي بكر بلقايد

Faculté de Technologie

Département de Génie Electrique et Electronique

Filière Génie biomédical

Option Electronique biomédicale

Mémoire de projet de fin d'étude pour l'obtention du :

Diplôme de Master en Electronique biomédicale

## *Thème*

*Segmentation du réseau vasculaire cérébral sur des  
images angiographiques*

Présenté par :

M<sup>elle</sup> Hadbi Ammaria

Soutenu le 27 juin 2012 devant le jury composé de :

Mr.	F.BREKSI RGUIG	Président
Mr.	H.BECHAR	Examineur
M <sup>elle</sup>	A.FEROUI	Examinatrice
Mr.	A. BESSAID	Encadreur

Année universitaire : 2011-2012

# *Remerciement*

J'adresse mes plus vifs remerciements à **M<sup>r</sup> BESSAID Abdelhafid** qui m'a encadré durant ce projet. Il m'a fait connaître le domaine du traitement d'images, et de l'imagerie médicale, Je lui exprime toute ma gratitude, car il a su me conseiller et me diriger avec ses remarques pertinentes.

Je tiens tout d'abord à remercier profondément **M<sup>r</sup> F.BREKSI RGUIG** d'avoir accepté la présidence du jury de ce mémoire,

Je souhaite aussi remercier **M<sup>r</sup> BECHAR HASSANE** et **M<sup>elle</sup> FEROU AMEL** d'avoir bien voulu examiner ce travail.

Je tiens à remercier énormément, mes aimables demoiselles **M<sup>elle</sup> FEROU AMEL** et **M<sup>elle</sup> HADJIDJ ISMAHANE** pour leurs précieuses aides et leur gentillesse.

Mes remerciements s'adressent tout spécialement pour **M<sup>r</sup> MESSADI MOHAMED** pour son aide permanente et pour sa grande gentillesse.

Mes vifs remerciements vont également à l'équipe du laboratoire GBM, pour leur soutien moral et leur accueil bienveillant.

Je remercie du fond du cœur mes parents, ma sœur, mon frère et à mes proches pour leur amour et leur soutien qu'ils m'ont témoigné tout le long de mon parcours.

# *Table des matières*

## **Chapitre 1 : Contexte médical.**

1. Anatomie vasculaire cérébrale chez l'homme.....	1
1.1. Généralités.....	1
1.2. La vascularisation artérielle du cerveau.....	2
1.2.1. Origines du réseau artériel cérébral.....	2
1.2.2. Cou.....	3
1.2.3 .Polygone de Willis.....	4
1.3. Réseau veineux.....	5
1.3.1. Les veines superficielles.....	6
1.3.2. Les veines profondes.....	6
1.3.3. Cou.....	7
2. Accidents vasculaires cérébraux.....	8
i. Les accidents vasculaires cérébraux ischémiques.....	8
ii. Les accidents vasculaires cérébraux hémorragiques.....	8
2.3. L'intérêt de l'extraction du réseau vasculaire cérébral.....	8
2.4. Traitement et prévention.....	9
2.5. Les mesures diagnostiques des accidents vasculaires cérébraux.....	10
2.5.1 .L'artériographie par rayons x.....	10
2.5.2. Angiographie par résonance magnétique (ARM).....	11
2.5.2.1. Acquisition d'image agiographique ARM.....	12
2.5.2.2. Défaut des images ARM (artefacts).....	13
A/ le bruit.....	13
B/le mouvement.....	13
C/les variations de champ magnétique (inhomogénéité RF).....	14
D/effets de volume partiel.....	14
3. conclusion.....	14

## **Chapitre 2 : Segmentation de réseau vasculaire cérébral par approches classiques.**

1. Introduction.....	16
2. Applications à la segmentation du réseau vasculaire.....	16
3. Segmentation (Définition).....	19
4. Les approches classiques de segmentation.....	20
4.1. Approche de segmentation par contour .....	20
4.1.1. Méthodes de dérivation.....	21
4.1.2. Les ensembles de niveaux « level sets ».....	24
4.1.2.1. Définition (ensemble de niveaux).....	24
4.2. Approche de segmentation par régions.....	28
4.2.1. Seuillage d'histogramme.....	29
i. Le seuillage automatique ou dynamique.....	29
ii. Le seuillage manuelle.....	30
4.2.2. Division et fusion (Split & Merge).....	31
5. conclusion.....	33

## **Chapitre 3 : reconstruction morphologique de réseau vasculaire cérébral**

1. Introduction.....	35
2. Objectif.....	35
3. Des connaissances à priori sur le réseau vasculaire cérébral représenté dans une image angiographique.....	36
4. Morphologie mathématique.....	36
4.1. Élément structurant.....	37
4.2. L'érosion et la dilatation.....	38
4.2.1. Dilatation.....	38
4.2.2. Erosion.....	38
4.3. L'ouverture et fermeture morphologique .....	39
4.4. Gradients morphologiques.....	40

5. la détection de l'axe médian de réseau vasculaire cérébral par ligne de partage des eaux .....	42
5.1. Principe de la LPE.....	43
5.2.Caractéristiques de la LPE.....	44
5.3.Avantages de la LPE.....	44
5.4.Algorithme de la segmentation par approche morphologique.....	45
5.4.1. Prétraitement d'image angiographique.....	46
5.4.1.1.Réduction de bruit.....	47
i. Filtre médian.....	48
ii. Filtre de Gauss.....	48
5.4.1.2.Amélioration de contraste « Expansion de la dynamique ».....	49
6. Reconstruction morphologique.....	60
6.1. Dilatation géodésique (Définition) .....	60
7. Environnement du travail.....	63
8. Conclusion.....	64



# Liste des figures et des tableaux

## \*\*\* *Figures* \*\*\*

Figure 1.1- Vue des artères de la surface latérale des hémisphères cérébraux.....	4
Figure 1.2- Schéma illustrant la structure du polygone de Willis.....	5
Figure 1.3- Réseau veineux.....	7
Figure 1.4- Artériographie cérébrale par rayons x.....	10
Figure 1.5-coupe sagittale, coronale et axiale d'une angiographie cérébrale.....	12
Figure 2.1-Différents types de contours.....	21
Figure 2.2-Masques de convolution des opérateurs simples.....	22
Figure 2.3-Application des différents opérateurs.....	24
Figure 2.4-visualisation de la fonction de level set en 3D.....	25
Figure 2.5-contour initial.....	26
Figure 2.6- La fonction distance (distance par rapport à un triangle).....	26
Figure 2.7- Rectangle de la fonction level sets.....	27
Figure 2.8-segmentation par ensembles de niveaux.....	28
Figure 2.9-Application de seuillage.....	30
Figure 2.10-Segmentation par Split &Merge.....	32
Figure 3.1-les éléments structurants de base.....	37
Figure 3.2- Exemple d'application d'une érosion et dilatation sur une image.....	39
Figure 3.3-ouverture et fermeture morphologique.....	40
Figure 3.4-différents types de gradients.....	41
Figure 3.5-le principe de la LPE.....	42
Figure 3.6-illustration de la LPE.....	44
Figure 3.7-problème de la sur-segmentation.....	44
Figure 3.8-schéma synoptique de notre approche morphologique.....	46
Figure 3.9-filtrage de bruit.....	49
Figure 3.10-amélioration de contraste.....	50

Figure 3.11-a)image en niveau de gris. b) histogramme.....	51
Figure 3.12- a)image érodée.b) image reconstruite.c) image reconstruite filtrée.....	52
Figure 3.13- Top hat de l'image originale.....	53
Figure 3.14- Approximation de réseau vasculaire (binarisation).....	54
Figure 3.15-a) bouchage des trous. b) filtrage surfacique.....	55
Figure 3.16-fonction distance (image marqueur).....	56
Figure 3.17-fonction distance après ouverture surfacique.....	56
Figure 3.18-les bassins versants de la ligne des partage des eaux.....	57
Figure 3.19- la ligne de partage des eaux (LPE).....	57
Figure 3.20- a)ouverture surfacique.b) Bouchage des trous.....	58
Figure 3.21-axe médian de réseau vasculaire.b) Superposition de résultat sur l'image originale.....	59
Figure 3.22-application de la LPE sur différentes coupes.....	59
Figure 3.23- Reconstruction morphologique de réseau vasculaire cérébral.....	62
Figure 3.24- reconstruction morphologique des autres coupes de l'image.....	62

\*\*\* ***Tableaux*** \*\*\*

Tableau 1.1-avantages et inconvénients de l'artériographie cérébrale par rayons x.....11

# *Introduction générale*

# *Introduction générale*

Le traitement d'image est né de l'idée de la nécessité de remplacer l'observateur humain par la machine. Ce remplacement était sans fondement expérimental, car nul ne pouvait espérer qu'une machine serait un jour dotée de facultés intellectuelles égales ou même supérieures à celle de l'homme. La vision intervenant dans un grand nombre d'activités humaines, le champ des applications du traitement d'images est très vaste, la médecine est l'un des domaines qui n'a pu échapper à ce souffle numérique que ce soit dans la chirurgie, le diagnostic, la pratique thérapeutique etc.

Le but du traitement des images médicales est d'extraire à partir des images acquises, les informations utiles au diagnostic, de révéler des détails difficiles à percevoir à l'œil nu, tout en évitant la création d'artefacts, faussement informatifs. Pour cela le traitement fait appel à des outils, des algorithmes, qui permettent d'agir sur l'image numérisée. L'un des processus fondamentaux dans la chaîne de traitement d'image est la segmentation.

La segmentation est un processus qui permet d'engendrer une description compacte de l'image et donc symbolique plus, exploitable que l'ensemble des pixels. Cette description va être utilisée dans une prochaine phase de la chaîne de reconnaissance visuelle, afin de bien caractériser l'image et de concevoir des outils permettant de détecter les différentes pathologies du corps humain.

L'avancement des technologies numériques marque les célèbres pas de l'imagerie médicale, dès lors des nouvelles techniques d'imagerie n'ont cessé d'être développées, ces dernières permettent d'observer des structures anatomiques et vasculaires internes sans avoir recours à la chirurgie en révolutionnant de ce fait la conception de l'analyse et du diagnostic médical.

Dans ce cadre, des techniques de visualisation du réseau vasculaire ont été notamment développées. Ces techniques dites d'imagerie angiographique ont alors ouvert de nouvelles perspectives relatives à la recherche de pathologies vasculaires et à l'analyse des vaisseaux.

## **Problématique**

Les travaux actuels sont initialement destinés à proposer un outil de post-traitement pour l'aide au diagnostic et à la quantification de pathologies vasculaires. Les images angiographiques fournissent néanmoins un outil qui permet d'extraire de manière robuste des informations importantes sur les vaisseaux, à savoir leur diamètre et leur orientation, qui est évaluée durant le processus d'analyse.

Dans ce travail, nous développons cette idée, nous allons réaliser une segmentation de réseau vasculaire cérébral à partir d'une image angiographique cérébrale, notamment pour détecter les pathologies vasculaires, aussi nous nous intéressons plus de la morphologie de ce réseau vasculaire à savoir son origine, orientation, dilatation, sa présence et son absence.

## **Organisation du manuscrit**

Ce manuscrit est décomposé en trois parties :

- La première partie présente une description de réseau vasculaire cérébral permettant la compréhension de sa nature et de voir les diverses propriétés anatomiques susceptibles d'être utilisées à des fins de segmentation, les modalités d'acquisition sont aussi un point important à savoir, en citant aussi l'intérêt de l'extraction de ce réseau vasculaire, les différentes pathologies qui peuvent l'affecter, par la suite les examens cliniques pour le diagnostic et les traitements possibles.

- Dans le deuxième chapitre nous présentons les différentes approches et méthodes classiques de la segmentation, et un bref aperçu sur les différentes approches et méthodes qui ont été utilisées récemment pour l'extraction de réseau vasculaire cérébral.
  
- Le troisième et dernier chapitre est consacré pour la présentation des techniques de segmentation morphologique des images utilisées dans notre application afin de pouvoir segmenter le réseau vasculaire cérébral et qui amènent à des résultats satisfaisants, dans cette partie nous avons appliqué deux opérations morphologiques. Nous avons effectué une segmentation de réseau vasculaire cérébral à l'aide de la ligne de partage des eaux (LPE), à la suite nous avons implémenté un algorithme illustrant la dilatation géodésique pour mettre en œuvre une reconstruction morphologique de réseau vasculaire cérébral.

# *chapitre 1*

*Contexte médical*

*Ce chapitre a pour objectif d'introduire les notions de base nécessaires à la compréhension de ce travail en ce qui concerne l'anatomie vasculaire cérébrale, l'intérêt de l'extraction de ce réseau vasculaire, les différentes pathologies qui peuvent l'affecter, par la suite les examens cliniques pour le diagnostic et les traitements possibles.*

---

## **1. Anatomie vasculaire cérébrale chez l'homme**

### **1.1 Généralités**

Le cerveau ne représente que 2% de la masse corporelle d'un être humain. Il consomme néanmoins à lui seul environ 15 à 20% de l'énergie alimentaire et 25% de l'oxygène consommés par l'organisme. Les apports en nutriments et en oxygène, s'ils sont importants, nécessitent également d'être réguliers. En toute activité électrique cesse après 20 secondes d'ischémie cérébrale, et quelques minutes suffisent à l'apparition de dommages irréversibles. Ces faits mettent en évidence l'importance du rôle joué par le réseau vasculaire cérébral.

Ce réseau présente une organisation complexe, tant par sa structure hiérarchique allant de vaisseaux très larges au niveau des structures extra crâniennes, à un réseau microscopique très dense dans les matières blanche et surtout grise, que par sa topologie souvent non arborescente. Cette organisation présente toute fois de nombreuses propriétés qui se retrouvent de manière invariante chez tous les individus [1].

## 1.2. La vascularisation artérielle du cerveau

La vascularisation artérielle de cerveau est assurée par quatre artères :

Les deux artères carotides internes et les deux artères vertébrales (figure 1.1) Les différentes artères cérébrales sont reliées près de leur origine par des artères communicantes antérieures et postérieures, l'ensemble réalisant une sorte de cercle appelé polygone de Willis de façon schématique, les territoires vasculaires cérébraux antérieurs dépendent plutôt des artères carotidiennes, alors que les territoires postérieurs dépendent plutôt des artères vertébrales [1] [2].

### 1.2.1. Origines du réseau artériel cérébral

Les artères de vascularisation ont 2 origines :

- Un groupe de vaisseaux longitudinaux naissant avant l'extrémité supérieure de la moelle épinière et descendants sur la surface de celle-ci.
- Les artères nourricières pénétrant le canal vertébral par les foramens vertébraux à chaque niveau [3].

Ces deux groupes de vaisseaux se divisent ainsi en quatre artères essentielles :

- Les artères carotide primitives et sous-clavière gauches sont ainsi directement issues de la crosse aortique, alors que les artères carotide primitive et sous-clavière droites suivent d'abord une trajectoire commune sur environ 3 cm, le long du tronc brachiocéphalique (figure 1.1).
- Les artères sous-clavières, dont le trajet est essentiellement intra thoracique, donnent naissance à de multiples branches collatérales, dont les deux artères vertébrales qui participent à la vascularisation du cerveau [1].

### 1.2.2. Cou

Les quatre artères d'intérêt à la base du cou sont donc les deux vertébrales et les deux carotides primitives, les secondes étant beaucoup plus volumineuses que les premières. Les carotides primitives ne sont toute fois pas entièrement dédiées à la vascularisation du cerveau.

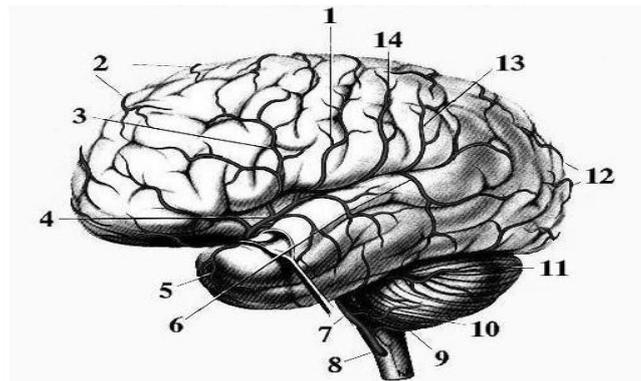
Cette arborescence artérielle, destinée à l'alimentation des structures extra crâniennes, n'est pas décrite dans cette étude. Suite à cette bifurcation des carotides primitives, ne restent donc que quatre artères principales dédiées à la vascularisation du cerveau : les vertébrales et les carotides internes [1].

#### ❖ Artères carotides internes

Les artères carotides internes vont de la bifurcation des carotides primitives jusqu'au crâne où elles se terminent à proximité des nerfs optiques (figure 1.1).

#### ❖ Artères vertébrales

Les artères vertébrales naissent des artères sous-clavières et se prolongent jusqu'aux carotides internes, allant vers la cavité crânienne (figure 1.1) [1] [3].



**Figure 1.1- Vue des artères de la surface latérale des hémisphères cérébraux.**

1 – Artère rolandique. 2 - Artère cérébrale antérieure. 3 – Artère prérolandique.  
4 - Artère cérébrale moyenne. 5 - Artère temporale antérieure. 6 - Artère temporale postérieure. 7 - Artère basilaire. 8 – Artère vertébrale. 9 - Artère cérébelleuse postérieure et inférieure. 10 - Artère cérébelleuse antérieure et inférieure. 11 - Artère cérébelleuse supérieure. 12 - Artère cérébrale postérieure. 13 - Artère pariétale postérieure. 14 - Artère pariétale antérieure.

### 1.2.3 .Polygone de Willis

Les artères carotides internes et vertébrales viennent se rejoindre à l'intérieur du crâne en une structure nommée polygone de Willis (figure 1.2). Il est situé à la base du cerveau et qui donne naissance à toutes les artères irriguant ce dernier.

Les artères vertébrales se réunissent sur la ligne médiane et forment l'artère basilaire qui se sépare ensuite elle-même en deux branches : les artères cérébrales postérieures.

Les artères carotides internes se divisent, pour leur part, en quatre branches : les artères cérébrales antérieures, communicantes postérieures, choroïdiennes antérieures et cérébrales moyennes [4].

L'ensemble de ces structures forme un cercle artériel dont la forme polygonale l'objectif de cette structure « polygone » c'est pour assurer la circulation du flux sanguin dans l'ensemble des régions cérébrales, même en cas d'obturation partielle ou complète de l'une des artères vertébrales ou carotides.

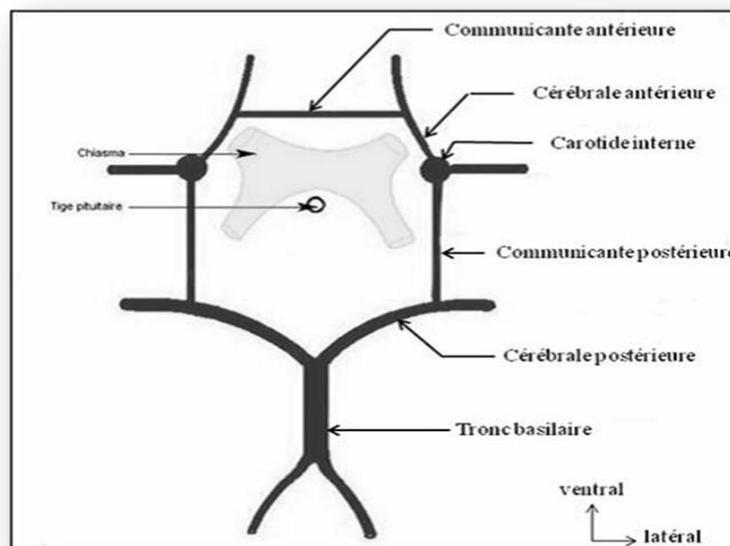


Figure 1.2- Schéma illustrant la structure du polygone de Willis.

### 1.3. Réseau veineux [1] [4]

Les hémisphères cérébraux sont drainés par des veines cérébrales superficielles et des veines cérébrales profondes. Les veines cérébrales débouchent dans des canaux formés entre les deux couches de dure-mère : les sinus veineux intracrâniens (figure 1.3).

Les veines cérébrales s'organisent en 2 groupes :

### **1.3.1. Les veines superficielles**

Elles cheminent dans l'espace sous-arachnoïdien recouvrant les hémisphères. Elles drainent le cortex et la substance blanche sous-jacente.

#### **❖ Les veines cérébrales supérieures**

Drainent la surface latérale des hémisphères cérébraux avant de se vider dans le sinus sagittal supérieur.

#### **❖ Les veines cérébrales inférieures**

Drainent la face ventrale du cerveau dans le sinus transverse.

#### **❖ La veine cérébrale moyenne superficielle**

La veine cérébrale moyenne superficielle est en communication avec le sinus transverse via la veine anastomotique inférieure et avec le sinus sagittal supérieur via la veine anastomotique supérieure.

### **1.3.2. Les veines profondes**

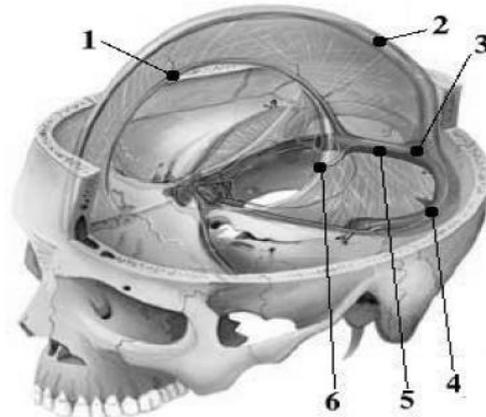
#### **❖ La veine cérébrale interne**

Elle draine les noyaux gris centraux, le thalamus, la capsule interne, les plexus choroïdes et l'hippocampe.

**❖ La veine cérébrale de Rosenthal (ou basale)**

Draine les 2/3 antérieur du corps calleux, l'hypothalamus, le chiasma optique...etc.

Les 2 veines cérébrales internes et la veine basale fusionnent pour former l'Ampoule de Galien, située sous le bourrelet du corps calleux.



**Figure 1.3- 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.**

**1.3.3. Cou**

Le sang issu du cerveau, draine également celui issu d'une partie de la face et de la majeure partie de la région antérieure du cou. Plus larges que les artères carotides internes dont elles sont proches, les jugulaires internes suivent une trajectoire essentiellement rectiligne et verticale jusqu'à la base du cou, augmentant leur diamètre à mesure qu'elles reçoivent de nouvelles branches collatérales.

À l'arrière des extrémités internes des clavicules, elles se connectent finalement avec les veines sous-clavières pour former les troncs brachiocéphaliques veineux dont la réunion donne ensuite naissance à la veine cave supérieure [1].

## 2. Accidents vasculaires cérébraux

Les causes majeures de l'AVC sont l'hypercholestérolémie, l'hypertension artérielle, le tabagisme, l'obésité, le diabète sucré, l'hypertriglycéridémie, l'inactivité physique et le stress ces derniers sont également les facteurs influents. Les accidents vasculaires cérébraux peuvent être représentés par deux catégories :

### i. Les accidents vasculaires cérébraux ischémiques

Représentent 80 % des accidents vasculaires cérébraux. Ils sont le plus souvent consécutifs à un thrombus, sténose, un embolie, ou un rétrécissement de l'artère favorisé par l'athérosclérose. Cette dernière est la cause principale des accidents vasculaires cérébraux ischémiques [2].

### ii. Les accidents vasculaires cérébraux hémorragiques

Représentent 20 % des accidents vasculaires cérébraux, ils sont dus à un épanchement de sang dans le tissu cérébral.

Leur cause est généralement l'hypertension artérielle ou beaucoup plus rarement des malformations vasculaires (angiome, anévrisme) des troubles de la coagulation ou des complications d'un traitement anticoagulant [2].

#### 2.1. L'intérêt de l'extraction du réseau vasculaire cérébral [5]

Dans le système d'aide au diagnostic, l'extraction de réseau vasculaire est une tâche importante et délicate qui a plusieurs avantages tel que :

- Détection des pathologies vasculaires telle que la présence d'un caillot dans le réseau sanguin ce qui peut entraîner une obstruction des vaisseaux sanguins ou d'autres problèmes vasculaires tels que la présence d'une malformation vasculaire, des lésions cérébrales d'origine vasculaire ...etc.

- Aide à la gestion de pathologie : aide au diagnostic en plus une reconstruction facilitant les comparaisons entre les images « cas normaux avec cas pathologiques ».
- Suivi de l'évolution de la pathologie.
- Aide au bilan préopératoire : savoir plus précisément quelle zone opérer et adapter un meilleur traitement, ces procédures de traitement sont utilisées en pratique clinique, typiquement pour le diagnostic et le suivi thérapeutique, mais également en recherche fondamentale dans le domaine des neurosciences.

## 2.2. Traitement et prévention

➤ Le traitement de l'accident vasculaire cérébral a une efficacité limitée, a surtout pour but d'assurer les fonctions vitales du malade et d'éviter l'extension des lésions cérébrales.

Peu de progrès ont été réalisés dans le traitement des thromboses artérielles responsables d'accidents vasculaires cérébraux. Juste si le patient est amené très tôt dans un service de neurologie vasculaire spécialisé, et que son état le permette. Un produit lui est injecté par voie veineuse ou artérielle afin de détruire le caillot occlusif. Cette méthode est appelée « thrombolyse ».

Elle permet de sauver une partie du tissu cérébral en souffrance, et ainsi d'améliorer les chances de survie du patient, de diminuer les risques de séquentielles et d'atténuer la gravité d'accident.

Dans certains cas, une intervention de chirurgie vasculaire est nécessaire afin de pratiquer l'ablation d'une malformation vasculaire et de réduire ainsi les risques d'un nouvel accident vasculaire cérébral.

➤ La prévention est fondée sur la correction des facteurs de risque :

Traitement d'une hypertension artérielle, d'une hypercholestérolémie, d'un diabète, mais aussi suppression du tabac. Lorsque l'accident vasculaire cérébral a été provoqué par une embolie, le malade peut recevoir un traitement antiagrégant plaquettaire « aspirine » ou « anticoagulant ». Celui-ci est alors souvent prescrit à vie [2].

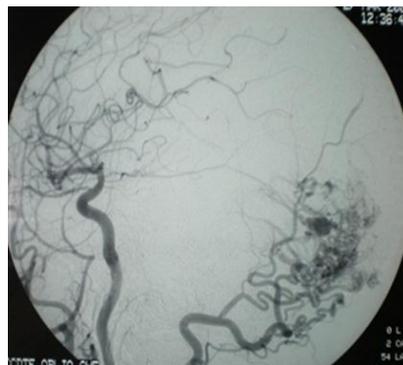
### 2.3. Les mesures diagnostiques des accidents vasculaires cérébraux

L'imagerie médicale joue un rôle très important dans le diagnostic « localisation des anomalies et les distinguer », et préciser l'origine de ces lésions,

Les progrès de l'imagerie ont considérablement modifié les conditions du diagnostic des problèmes vasculaires, permettant un diagnostic et une intervention thérapeutique précoce, parmi ces mesures diagnostiques nous citons les plus fréquemment utilisés : l'angiographie par résonance magnétique (ARM) et l'artériographie [6].

#### 2.3.1. L'artériographie par rayons x

L'artériographie par rayons x reste la méthode de référence pour l'exploration de l'arbre vasculaire. Cette méthode consiste en étude radiographique invasive des structures vasculaires cérébrales opacifiées par un produit de contraste iodé radio-opaque injecté directement dans l'arbre vasculaire cérébrale dans les artères le plus souvent par cathéter. Les images sont acquises lors du premier passage intra vasculaire de contraste, ces images correspondent uniquement à la partie circulante de vaisseaux (figure 1.4) [7].



**Figure 1.4- Artériographie cérébrale par rayons x.**

Le tableau suivant illustre les différents avantages et inconvénients de l'artériographie cérébrale par rayons x :

Modalité	Avantages	Inconvénients
L'artériographie cérébrale par rayons X.	Bonne résolution spatiale. Bon contraste. Possibilité d'étude dynamique.	Invasive (irradiation). Hospitalisation. Injection de produit de contraste.

**Tableau 1.1-avantages et inconvénients de l'artériographie cérébrale par rayons x.**

### 2.3.2. Angiographie par résonance magnétique (ARM)

Une sorte de radiographie qui donne une image des vaisseaux sanguins, pour déterminer si les vaisseaux sont malades, trop étroits, élargis ou bloqués. Un agent de contraste à base d'iode est injecté dans le courant sanguin dans la crosse de l'aorte plus précisément et cela pour mettre en lumière les vaisseaux pendant la radiographie. Afin de détecter le rétrécissement ou le blocage d'un vaisseau sanguin, une dilatation anormale et trouver le site d'une hémorragie interne [8].

- Les indications de l'angiographie cérébrale sont les suivantes :
  - Sténose ou occlusion des artères cérébrales.
  - Malformation vasculaire cérébrale.
  - Ischémie (diminution du passage sanguin) cérébrale transitoire.
  - Mises en évidence d'une plaque d'athérome nécessitant une intervention chirurgicale.

#### 2.3.1.1. Acquisition d'image angiographique ARM [9]

L'angiographie par résonance magnétique (ARM) constitue une sous-famille de techniques ARM développées depuis le milieu des années 80 et destinées à visualiser les flux sanguins (figure 1.5). Elle est basée sur les propriétés magnétiques des tissus, elle est sous divers modes :

- ARM de contraste : utilisation d'un produit de contraste injecté dans le sang du patient.
- ARM sans injection de produit de contraste :
  - ARM par temps de vol (ARM TOF).
  - ARM par contraste de phase (ARM PC).

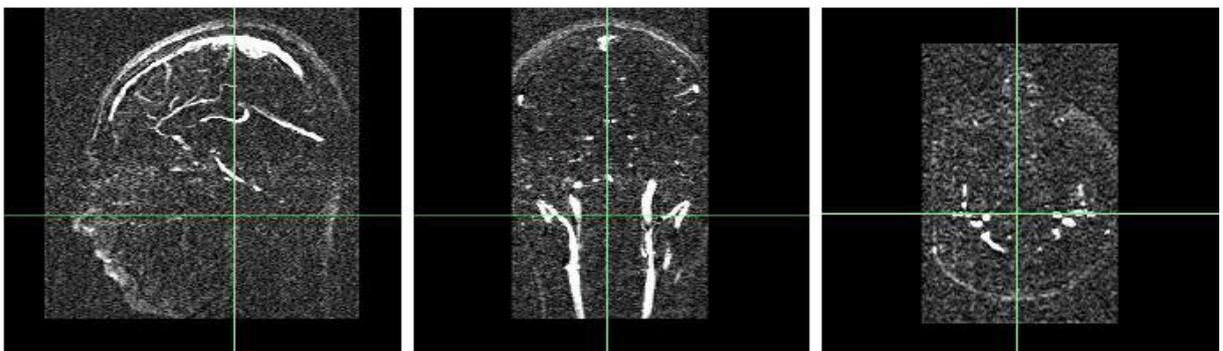
#### ❖ ARM par temps de vol (ARM TOF)

Le principe de l'angiographie par temps de vol repose sur l'arrivée de sang dans les vaisseaux. Dans ce cas toute la pile de coupes est acquise en même temps, cette méthode permet de bien visualiser les zones de bifurcations.

#### ❖ ARM par contraste de phase ou par soustraction (ARM PC)

Elle consiste à soustraire deux images dont l'une a un signal intra vasculaire élevé par rapport à l'autre. La soustraction élimine entièrement le fond de l'image (tissus), en plus elle renforce le signal des structures vasculaires.

Ces deux modes d'acquisition sont les plus grandes techniques d'imagerie des vaisseaux sanguins, la première s'appuie sur une saturation des spins fixes de champ magnétique alors que la deuxième cherche à déphaser les spins en mouvement.



**Figure 1.5-coupe sagittale, coronale et axiale d'une angiographie cérébrale.**

### 2.3.1.2. Défaut des images ARM (artefacts) [12]

Il existe un certain nombre de facteurs qui affectent la qualité de l'image qui sont nommés les erreurs ou les artefacts d'acquisition en ARM, ils sont de différentes natures, on peut citer quelques uns tel que : le bruit, le mouvement, les variations de champ et les effets de volume partiel.

#### **A/ le bruit**

Le bruit a de multiples origines qui sont liées en partie au bruit de l'appareillage, pour les images par résonance magnétique l'objectif initial c'est d'augmenter le contraste entre les tissus tout en conservant une bonne résolution et un rapport signal/bruit élevé ça c'est dans le cas idéal, donc il faut trouver un bon compromis entre la résolution et le bruit, comme solution on peut doubler la taille des pixels pour multiplier le rapport signal/bruit par un facteur  $p$ , mais la résolution est divisée par deux d'où le choix d'acquisition est donc un facteur déterminant.

#### **B/le mouvement**

Le second facteur c'est le mouvement qui peut provenir de plusieurs sources, il peut être également lié au métabolisme par exemple : la circulation sanguine, la respiration ou lié aussi au mouvement de patient pendant l'acquisition. En tous les cas Le mouvement quelque soit sa nature il diminue la qualité de l'image et il pose un problème d'interprétation, dans notre cas les mouvements de la tête sont les plus responsables d'artefacts dans les ARM cérébrales.

## **C/les variations de champ magnétique (inhomogénéité RF)**

Les variations de champ magnétique ont pour conséquence une variation des intensités d'un même tissu dans une direction quelconque de l'image, ce phénomène est dû au fait que le champ magnétique n'est pas parfaitement homogène spatialement et temporellement pendant une acquisition en plus la non-linéarité de gradients de champ magnétique peut aussi être un facteur.

Pour corriger ce problème plusieurs approches sont proposées dans le cadre de prétraitement.

## **D/effets de volume partiel**

Les effets de volume partiel sont directement liés au processus de numérisation de signal. Cela veut dire que si un pixel intersecté par plusieurs objets, son niveau de gris sera une combinaison des niveaux de gris issus de chacun des objets traversés.

Il est nécessaire de prendre en compte les effets de volume partiel dans le cadre d'approches de segmentation dont l'objectif est d'effectuer des mesures sur les différents tissus.

## **3. Conclusion**

Dans ce chapitre nous avons vu les différents descripteurs anatomiques de l'arbre vasculaire aussi bien les pathologies vasculaires les plus célèbres qui ont lieu dans notre vie quotidienne, moyens de diagnostic, traitements et prévention possibles.

Le chapitre suivant nous permettra de bien étudier les différentes techniques classiques de la segmentation utilisées afin de pouvoir extraire le réseau vasculaire cérébral.

# *Chapitre 2*

*Segmentation du réseau vasculaire  
cérébral par approches classiques*

---

*Dans ce chapitre, nous proposons une segmentation du réseau vasculaire cérébral à l'aide des différentes approches et méthodes classiques de la segmentation, cela en passant tout d'abord par un bref aperçu sur les différentes approches et méthodes qui ont été utilisées pour atteindre cet objectif.*

---

## 1. Introduction

La segmentation des structures anatomiques est une tâche particulièrement et importante en analyse d'images médicales. Elle constitue un prétraitement indispensable et s'applique à de nombreux domaines qui s'étendent de la visualisation au diagnostic, le but recherché est d'isoler d'éventuelles pathologies.

Dans le système d'aide au diagnostic, la segmentation de réseau vasculaire a un rôle très important pour détection des problèmes vasculaires. Segmenter l'arbre vasculaire est une tâche délicate, cette opération permet de détecter les lésions et des pathologies vasculaires telles que sténose, thrombose, anévrisme,...etc [13] [14].

## 2. Applications à la segmentation du réseau vasculaire

L'objectif de plusieurs travaux de recherche soit actuellement ou récemment faites c'était de trouver un algorithme qui permet la détection de l'arbre vasculaire dans différents modalités, plusieurs approches et méthodes ont été proposées par différents chercheurs :

➤ Jean-Marie Rocchisani, Philippe Ramas [15] ont proposés une approche afin de pouvoir détecter le réseau vasculaire de poumons, ils ont réalisé un double seuillage (haut et bas), afin d'extraire le réseau vasculaire, leur objectif c'était l'extraire les artères de poumons, mais comme le mélange artère-veine est non séparable l'obtention de réseau unique des artères est impossible.

➤ L.Soler, G.Malandain, H.Delingette [16] ont utilisés une autre façon pour la segmentation de réseau vasculaire, mais cette fois dans une image angioscanner, cette méthode est représentée les étapes suivantes :

La première étape a pour but de réduire l'image à la région d'intérêt, et d'améliorer l'image par un filtrage qui augmente le contraste entre les vaisseaux, la seconde étape consiste à réaliser une segmentation des réseaux vasculaires par un seuillage global , deuxième et dernière étape est consacrée pour l'extraction de réseau principale.

➤ Philippe B. et al ont utilisé deux étapes de seuillage. Un premier seuillage utilisant un critère photométrique considère que les pixels appartenant à l'arbre vasculaire sont ceux présentant un fort contraste par rapport à leurs voisins. Ils calculent la moyenne des niveaux de gris sur des fenêtres concentriques et si le niveau de gris d'un pixel est supérieur à la moyenne des niveaux de gris des pixels voisins, il est candidat à faire partie de l'arbre vasculaire. Ils appliquent ensuite un deuxième seuillage avec un critère morphométriques qui considère que les pixels à détecter sont ceux appartenant à des objets filiformes. La longueur des segments est calculée et seuls les segments de longueur suffisante sont conservés [17].

➤ Leandro J. G. et al ont changé radicalement l'approche, ils ont proposé une approche intéressante combinant l'utilisation de la transformation en ondelettes (TO), du Laplacien et de la segmentation par croissance de région pour obtenir une image binaire montrant le réseau vasculaire cérébral. L'image subit dans un premier temps la transformée en ondelettes continue par l'ondelette de Morlet choisie dans 19 directions de  $0^\circ$  à  $180^\circ$ . L'application d'un Laplacien sur une image sélectionnée permet la détection de contour. Finalement, l'application de la méthode de croissance de région permet de sélectionner l'arbre vasculaire [18].

➤ Hsu W. et al ont développé un système capable de segmenter le réseau Vasculaire cérébral, leur approche est basée sur la classification. L'image subit dans un premier temps un filtrage médian pour supprimer le bruit impulsionnel. Ensuite, une méthode de classification est appliquée pour obtenir deux classes représentant le réseau vasculaire et le fond.

La classe réseau vasculaire comprend les grands vaisseaux et les petits vaisseaux mais entrecoupés. L'image subit donc une étape de suivi de contour pour sélectionner les grands vaisseaux et pour coller les morceaux entrecoupés [19].

➤ Walter T. et al ont utilisé des opérateurs morphologiques et particulièrement le chapeau haut de forme (Top Hat) avec un élément structurant linéaire sur des images rétiniennes angiographiques afin de détecter les courbures principales des vaisseaux sanguins et les points de bifurcation [20].

➤ Flasque et al ont proposé une méthode pour segmenter l'arbre vasculaire du cerveau, cette méthode détecte d'une manière itérative les lignes de centre de voxels candidats. On décide la candidature d'un voxel par combinaison de correction d'intensité, filtrage de diffusion pour supprimer le bruit, et de croissance de région pour isoler les voxels. Cet algorithme fournit des informations topologiques sur les vaisseaux mais pas d'informations morphologiques : les diamètres des vaisseaux, le seuil statique qui est le même partout [21].

➤ A.A.Farag,H.Hassan, R.Falk, et S.G. Hushek ont choisi un algorithme de ligne de niveaux. Les lignes sont initialisées par des ballons dans les plus grands vaisseaux, puis les lignes de niveaux se développent. Le nombre de points initiaux n'est pas facile à déterminer [22].

➤ Jaeyoun Yi et J. Beom ces auteurs proposent un algorithme local de croissance de région, quicommece par segmenter un petit cube pour détecter un segment du vaisseau, puisla détection du cube(s) local suivant est basée sur le résultat de la segmentation. Ce processus est répété jusqu'à compléter la segmentation.

Cet algorithme est robuste même quand l'intensité change, mais il ne peut pas détecter toutes les branches [23].

➤ Autrement, Yuan Jin et Hanif M. Ladak développent un algorithme semi-automatique, car l'utilisateur doit initialiser un modèle déformable, puis ce modèle est déformé jusqu'à ce qu'il corresponde le mieux possible au bord de l'objet. Les résultats dépendent du modèle, et sont pas très satisfaisants au niveau des bifurcations [24].

Ce que nous avons vu précédemment est un bref aperçu sur les travaux réalisés pendant ces dernières années et qui traitent le même problème.

### 3. Segmentation (Définition)

La segmentation est un processus de partitionnement d'un espace d'image dans certain non-chevauchement des régions homogènes significatifs.

En général, ces régions auront une forte corrélation avec les objets dans l'image. Le succès d'une image Système d'analyse dépend de la qualité de la segmentation.

Dans l'analyse d'images médicales pour le diagnostic assisté par ordinateur et la thérapie, la segmentation est souvent nécessaire au préalable traitement des tâches [25] [26].

La segmentation d'images médicales est une tâche complexe et difficile en raison de la nature intrinsèquement imprécise des images.

- Formellement : la segmentation d'une image numérique  $I$  utilisant un prédicat d'homogénéité  $P$  est communément définie comme une partition :

$S = R_1, R_2, R_3, \dots, R_n$  telle que :

- $I = \bigcup_{i \in [1 \dots n]} R_i$ .
- $R_i$  est connexe,  $\forall i \in [1 \dots n]$ .
- $P(R_i) = \text{vrai}$ ,  $\forall i \in [1 \dots n]$ .
- $P(R_i \cup R_j) = \text{faux}$   $\forall i \neq j$ .

La segmentation est une opération de traitement d'image qui permet d'isoler les objets intéressants d'une image en les séparant du fond ou des autres structures qui se trouvent dans cette image [27].

Il existe de très nombreuses méthodes de segmentation qui varient fortement par leur façon d'aborder le problème de la segmentation d'images, Nous allons en présenter quelques méthodes classiques, les plus utilisées.

#### 4. Les approches classiques de segmentation [28]

Les algorithmes de segmentation d'images sont généralement basés sur une des deux propriétés suivantes : Similarité, discontinuité. La similarité est utilisée dans les approches régions, tandis que la discontinuité pour la détection de contour.



Le vecteur gradient est défini en point  $f$  de coordonnées  $(x, y)$  par :

$$\nabla f(i, j) = \left( \frac{\partial f}{\partial x}(i, j), \frac{\partial f}{\partial y}(i, j) \right) \tag{2.1}$$

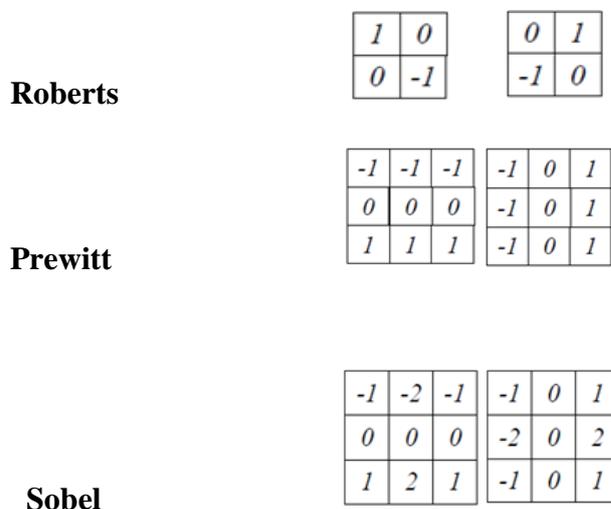
Le calcul de gradient sur une image peut être obtenu par deux convolutions, l'une représentant les contours selon l'axe horizontal, l'autre pour les contours verticaux :

$$f_x(x, y) = \sum_j^1 = -1 \sum_j^1 = -1 w_x(i, j) f(x-i, y-j) \tag{2.2}$$

$$f_y(x, y) = \sum_j^1 = -1 \sum_j^1 = -1 w_y(i, j) f(x-i, y-j) \tag{2.3}$$

$w_x$  correspond au filtre de dérivation horizontale et  $w_y$  au filtre de dérivation vertical.

Les filtres les plus utilisés sont :



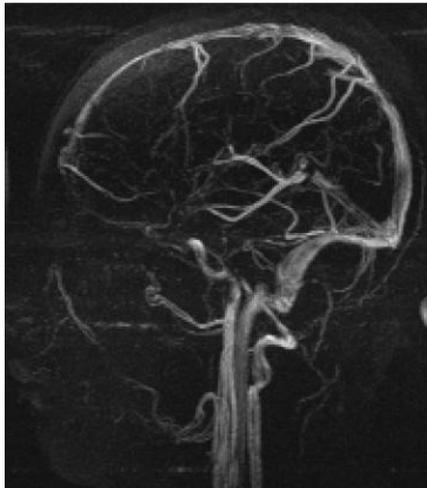
**Figure 2.2-Masques de convolution des opérateurs simples.**

De tels filtres sont particulièrement simples de mise en œuvre, et de calcul rapide, ils permettent en particulier d'assurer des calculs en temps réel.

Kirsh propose huit filtres orientés dans 8 directions différentes, parmi ces derniers il existe Canny[Canny 1986],Deriche [Deriche1987],Shen et d'autres.

### Application

Afin de pouvoir appliquer ces opérateurs (Roberts, Sobel, Prewitt) et voir les résultats qu'ils donnent nous avons pris une coupe sagittale d'une image angiographique cérébrale (dimension 256\*256, type PNG) où le réseau vasculaire cérébral apparaît bien clair. Les résultats obtenus sont illustrés dans la figure (figure 2.3) (a) (b) (c) (d), (e) (f) (g) superposition des résultats sur l'image originale.



**a) image originale.**



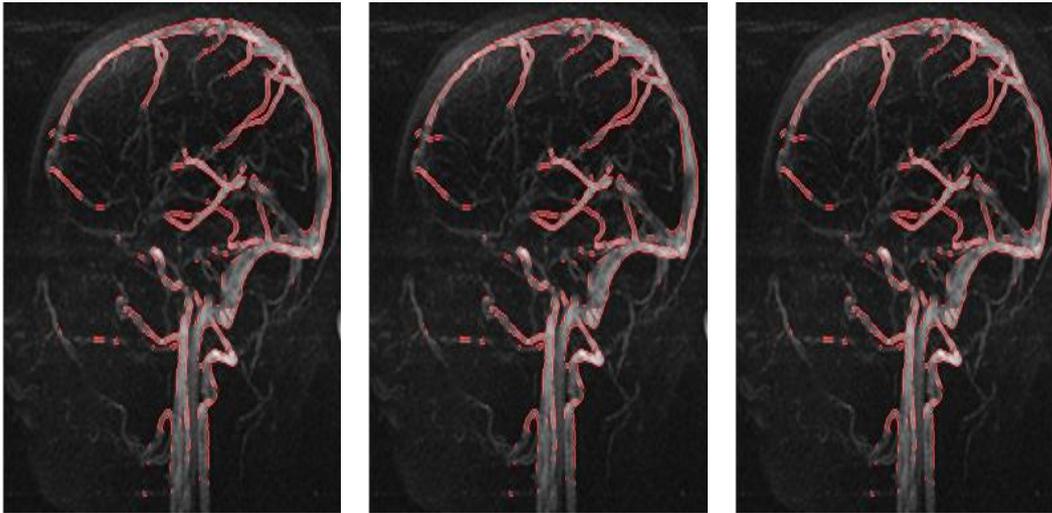
**b) opérateur de Prewitt.**



**c) opérateur de Sobel.**



**d) opérateur de Robert.**



e) operateur Prewitt.

f) opérateur de Sobel.

g) opérateur de robert.

**Figure 2.3-Application des différents opérateurs.**

#### 4.1.2. Les ensembles de niveaux « level sets » [32] [33]

Les ensembles de niveaux sont une catégorie importante des techniques modernes de segmentation basées sur le contour actif.

Les ensembles de niveau sont comme un moyen de calcul de l'évolution d'une courbe plus le temps. Ce n'est pas parce que nous sommes vraiment intéressés par les courbes en mouvement au fil du temps, mais parce que nous sommes intéressés à trouver des courbes qui optimisent une certaine mesure, de la bonté des frontières. Dans ce cas, l'évolution de la courbe sera juste une sorte de descente de gradient à une limite de mieux en mieux.

##### 4.1.2.1. L'ensemble de niveaux (Définition)

Le principe de cette méthode c'est d'évoluer une courbe en mettant à jour une fonction level-set à des coordonnées fixes au cours du temps.

Soit :

$\Phi(x, y, t)$ : La fonction level set, dont les propriétés sont les suivantes :

$\Phi(x, y, t) > 0$  : Si  $S$  est à l'extérieur de la courbe.

$\Phi(x, y, t) < 0$ : Si  $S$  est à l'intérieur de la courbe.

$\Phi(x, y, t) = 0$ : Si  $S$  est sur la courbe.

$S$  : c'est l'objet à segmenter.

La courbe est définie telle que :

$$C(t) = \{(x, y) / \Phi(x, y, t) = 0\} = \Phi^{-1}(0). \quad (2.4)$$

Dans la première étape nous avons besoin d'initialiser une courbe précisément un contour initial, en plus choisir la fonction distance. Dans notre cas nous avons choisi une **fonction distance par rapport à un triangle**.

Le premier pas pour définir la fonction level sets c'est de présenter cette fonction en 3D comme étant un cube, la fonction  $\phi(x, y)$  à l'instant  $t=0$  est égale=0.

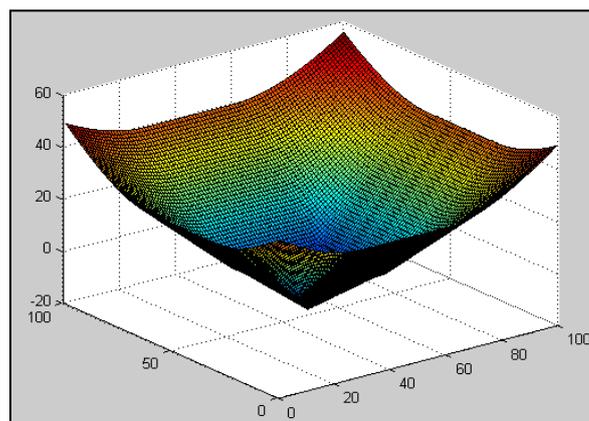
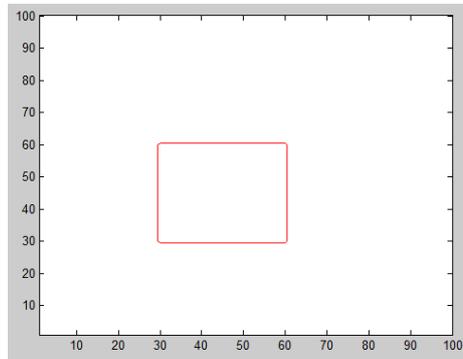


Figure 2.4-visualisation de la fonction de level set en 3D.

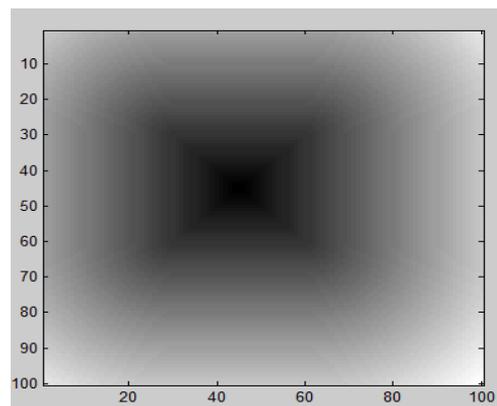
Maintenant nous varions ce cube dans la bonne direction, et cela sous l'influence d'une force  $V_n$ , puis nous faisons une simulation, translation et expansion de notre cube cela pour arriver à définir le contour initial illustré dans la figure suivante :



**Figure 2.5-contour initial.**

Ce contour va s'élargir en essayant de prendre la forme de l'objet à segmenter (réseau vasculaire), l'évolution de ce dernier est en fonction de la fonction distance, illustrée ci-dessous.

La fonction distance choisie est par rapport à un triangle, comme il est représenté dans la (figure 2.6) :



**Figure 2.6- La fonction distance (distance par rapport à un triangle).**

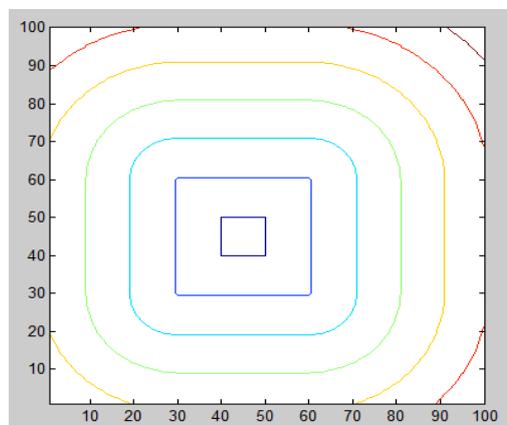
L'objectif de l'utilisation de la fonction distance c'est de la prendre comme un modèle pour l'évolution de contour.

- Des points peuvent se déplacer vers l'intérieur et d'autres vers l'extérieur, selon le signe de la courbure.

On choisit en générale une fonction distance signée par rapport au contour:

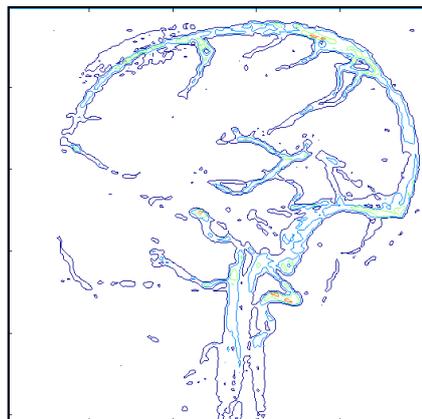
- Distance négative à l'intérieur et positive à l'extérieur.

Maintenant la fonction level sets est représentée par une forme rectangulaire comme il apparait dans la figure (figure 2.7).



**Figure 2.7- Rectangle de la fonction level sets.**

Après avoir une superposition de contour sur l'objet à segmenter (réseau vasculaire dans notre cas) :



**Figure 2.8-Segmentation par ensembles de niveaux.**

Le contour détecté par l'ensembles de niveaux ne représente pas seulement notre réseau vasculaire, mais aussi d'autres petits vaisseaux qui se trouvent autour du réseau et qui n'appartiennent pas au réseau vasculaire cérébral, et qui semblent au bruit et rendent l'image parasitée. Ce qui nous oblige à dire que cette méthode ne convient pas tellement pour la segmentation de réseau vasculaire cela ne veut pas dire notre résultat n'est plus satisfaisant car la forme de notre objet apparait bien et le contour est bien fermé et continu mais un peu bruitée.

#### 4.2. Approche de segmentation par régions [34]

Les méthodes régionales sont basées sur le principe de l'homogénéité : pixels ayant des propriétés similaires sont regroupés pour former une région homogène.

Les critères d'homogénéité est la plupart du temps le niveau de gris de pixel et ces critères peuvent être spécifiés par les conditions suivantes :

$$R_1 \cup R_2 \cup R_3 \cup \dots \cup R_i = M. \quad (2.5)$$

Où  $R_1, R_2, R_3, \dots, R_i$  sont la région dans l'image  $M$ , et en outre :

$$R_1 \cap R_2 \cap R_3 \cap \dots \cap R_i = 0. \quad (2.6)$$

Segmentation basée sur la région est divisée en trois types :

- Seuillage d'histogramme.
- Division et fusion (split & Merge).
- Croissance de régions.

**4.2.1. Seuillage d'histogramme [35] [36]**

Le seuillage est une technique simple, globale son principe repose sur une mesure quantitative d'une grandeur, son objectif c'est de classer les pixels en deux catégories : la première catégorie concerne la mesure inférieure au seuil et la deuxième représente la mesure excède ou égale au seuil.

Mathématiquement le seuil peut être défini comme suit :

$$g(x, y) = \begin{cases} 0 & \text{si } f(x, y) < S \\ 1 & \text{si } f(x, y) \geq S \end{cases} \quad (2.7)$$

La transformation produit une image binaire, les techniques de seuillage présentent de nombreuses variantes, ce dernier peut être :

**i. Le seuillage automatique ou dynamique**

- Le seuillage dynamique consiste à déterminer automatiquement le seuil  $i$  qui sépare le fond de la forme.

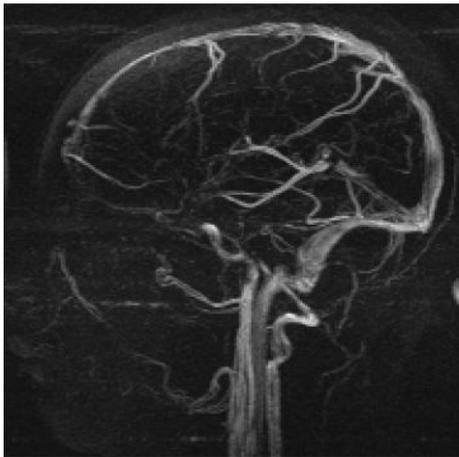
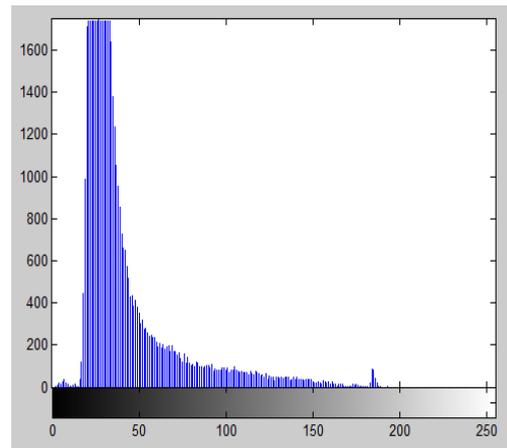
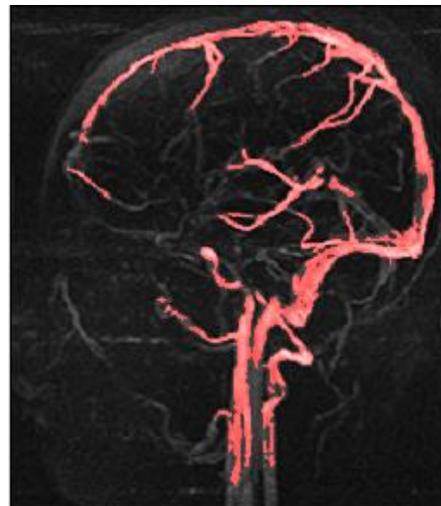
**ii. Le seuillage manuelle**

Le seuillage manuel consiste à choisir un seuil arbitraire :

$$\begin{cases} \text{si } f(i, j) \leq k & f(i, j) = 0 \\ \text{si } f(i, j) > k & f(i, j) = N - 1 \end{cases} \quad (2.8)$$

**Application**

Suite à l'application d'un seuillage manuel sur la même image précédente, nous arrivons au résultat illustré dans la figure (figure 2.9).

**a) image originale.****b) histogramme.****c) image binaire.****d) résultat final.****Figure 2.9-Application de seuillage.**

#### 4.2.2. Division et fusion (Split & Merge) [37] [38]

C'est la combinaison de la division et la fusion en utilisant l'avantage des deux méthodes. Cette méthode est basée sur la représentation quad arbre quadrant de données dans lequel chaque segment d'image est divisé en quatre quadrants prévues du segment d'origine n'est pas uniforme dans les propriétés. Après cela les quatre carrés voisins sont fusionnés en fonction de l'uniformité de la région.

- L'algorithme de Split & Merge suit les étapes suivantes :

Soient  $X_i, i=1, \dots, N$  l'ensemble des régions constituant une partition de l'image I (on peut avoir  $N=1, X_1=I$ ). Soit H un prédicat d'homogénéité.

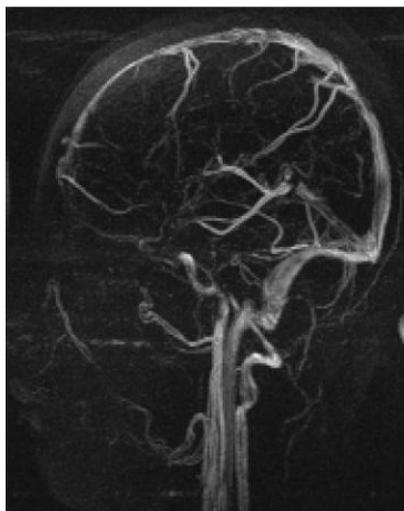
##### **Etape 1 : Split**

Pour toute région  $X_i$  Si H [ $X_i$ ] faux Alors : Split ( $X_i$ ).

##### **Etape 2 : Merge**

Pour un couple ( $X_i, X_j$ ) Si Voisin ( $X_i, X_j$ ) et H [Union ( $X_i, X_j$ )] Alors : Fusion ( $X_i, X_j$ ).

#### Application



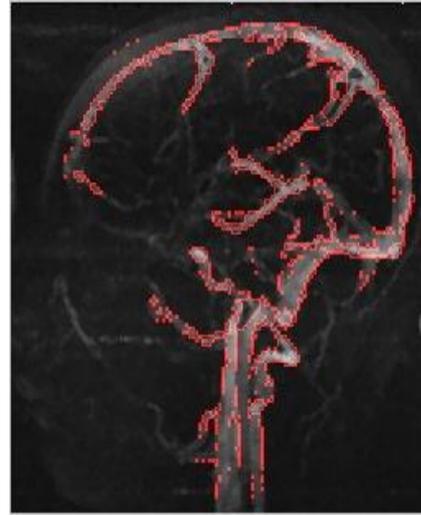
a) image originale.



b) image divisée.



c) image fusionnée.



d) résultat final.

**Figure 2.10-segmentation par Split &Merge.**

## 5. Conclusion

Nous venons de voir dans cette partie, une revue bibliographique sur les différents travaux développés récemment pour extraire le réseau vasculaire.

Il existe différentes approches de segmentation basées sur différents principes, en premier lieu nous avons choisi d'effectuer une segmentation du réseau vasculaire cérébral par des quelques méthodes classiques comme le seuillage, détection de contour et par région.

Les résultats de la segmentation par les méthodes classiques sont satisfaisants, certaines méthodes sont plus précises que d'autres, mais les résultats finals sont presque semblables.

# *Chapitre 3*

*Segmentation du réseau  
vasculaire cérébral par  
morphologie mathématique*

*Dans ce chapitre nous nous intéressons à une technique de segmentation morphologique, plus précisément nous faisons une segmentation par ligne de partage des eaux (LPE) et à partir de son résultat nous réalisons une reconstruction morphologique de réseau vasculaire cérébral à l'aide d'une dilatation géodésique, cette partie est très intéressante son objectif est de trouver des programmes qui nous amènent à des résultats satisfaisants.*

---

## **1. Introduction**

Dans le cadre des maladies des vaisseaux sanguins, les médecins ont besoin de détecter les déformations : dépôts calcaires, étranglements, anévrismes d'où l'extraction de réseau vasculaire est une tâche très importante dans ce cadre.

Autrement l'aspect morphologique de réseau vasculaire a une très grande importance pour distinguer les cas normaux et d'autres anormaux bien que la segmentation de réseau vasculaire et sa reconstruction morphologique représente un point très intéressant dans le traitement des maladies vasculaire.

## **2. Objectif**

L'extraction de réseau vasculaire cérébral par des techniques de traitement d'image est une opération importante pour de nombreuses investigations cliniques et constitue un domaine de recherche scientifique de premier plan.

Cette tâche présente un sérieux problème dans le traitement automatique des images angiographiques cérébrales, car les propriétés de réseau vasculaire sont des indicateurs importants qui peuvent signaler la présence ou l'absence d'un problème cérébraux-vasculaire, d'autre coté ça peut être un point de départ d'un suivi d'évolution d'une pathologie cérébrale.

### **3. Des connaissances à priori sur le réseau vasculaire cérébral représenté dans une image angiographique**

Les propriétés de réseau vasculaire dans les images angiographiques soient cérébrales ou autres sont presque les mêmes, les vaisseaux sanguins sont des structures de forme allongée, ils sont beaucoup plus longs que larges, souvent très fins, plus clair que le fond, comme il existe des gros et des très minces vaisseaux, alors que ces derniers sont caractérisés par un contraste plus faible par rapport aux gros vaisseaux qui ont un fort contraste. Ce facteur (contraste) varie considérablement d'une image à une autre.

### **4. Morphologie mathématique**

La morphologie mathématique est une théorie apparue en 1964. 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 [9].

Les opérations de la morphologie mathématique permettent d'étudier les caractéristiques morphologiques des objets inconnus dans l'image (forme, taille...) grâce à un ensemble de formes connues qui sont les éléments structurants.

## Chapitre 3 | Segmentation de réseau vasculaire cérébral par morphologie mathématique

Ils sont basés sur des concepts simples (dilatation, érosion), ils permettent la construction d'opérateurs plus complexes (ouverture, fermeture) jusqu' à des outils de haut niveau. Par exemple le gradient morphologique, qui est la différence symétrique entre l'image dilatée et l'image érodée, en même temps il est un opérateur de détection de contours [40].

### 4.1. Élément structurant [41] [42]

Il est l'élément principal en morphologie mathématique, son rôle est d'analyser le contenu structurel d'une image. Ce dernier possède une origine qui permet le déplacement de cet élément.

Les éléments structurants les plus classiquement utilisés sont la croix, constituée de l'origine et des quatre points les plus proches, et le carré, constitué de l'origine et des huit points les plus proches. Ces deux éléments structurants correspondent respectivement à deux définitions possibles du voisinage ou de la connexité de l'image.

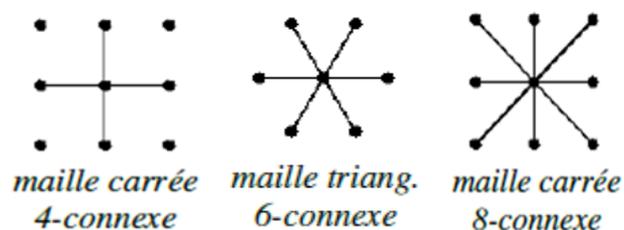


Figure 3.1-les éléments structurants de base.

## 4.2. L'érosion et la dilatation [43]

### 4.2.1. Dilatation

Cette opération correspond à l'opération d'intersection ou l'opérateur mathématique  $\max$ , elle permet aussi de dilater les formes en faisant une augmentation de la taille de ces derniers ce qui fait disparaître les petits trous qui apparaissent dans l'image.

### 4.2.2. érosion

Cet opérateur correspond à l'opérateur d'inclusion ou l'opérateur mathématique  $\min$  son rôle c'est d'éroder les formes en diminuant leur taille cela rend les éléments de petites tailles invisibles.

La dilatation et l'érosion sont les opérateurs de base de la morphologie mathématique. Pratiquement tous les autres peuvent être définis à l'aide de ceux-ci, en utilisant des compositions de fonctions et des opérations ensemblistes.

### ❖ Quelques propriétés [44]

- Ces deux opérations sont itératives. L'érosion est appliquée un grand nombre de fois, aboutit à la disparition de l'objet.
- L'érosion et la dilatation ne sont pas homotypiques. La dilatation préserve la connexité si l'élément structurant est connexe. L'érosion ne préserve pas la connexité.
- Il est équivalent d'éroder  $n$  fois un objet par un élément structurant de taille unité et d'éroder une fois ce même objet par le même élément structurant de taille  $n$ . Cette propriété est très intéressante dans la mesure où elle permet de limiter le nombre d'éléments structurants en mémoire.

## Exemple

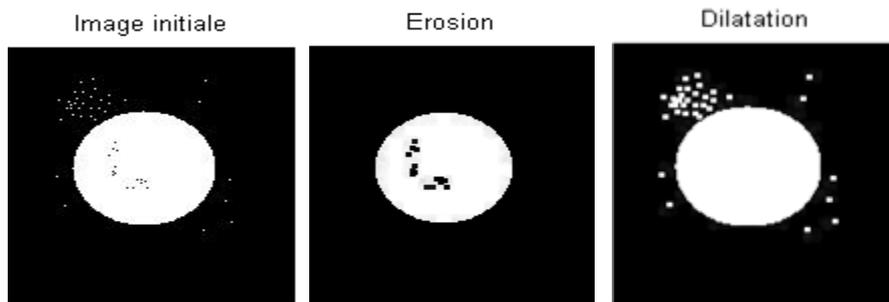


Figure 3.2- Exemple d'application d'une érosion et dilatation sur une image.

### 4.3. L'ouverture et la fermeture morphologique [45]

L'ouverture morphologique est la composition d'une dilatation morphologique avec l'érosion par le même élément structurant ne produit pas, en général l'identité, mais deux autres opérateurs morphologiques :

L'ouverture morphologique:

$$\gamma_B(X) = X \circ B = \delta_B \epsilon_B(X) \quad (3.1)$$

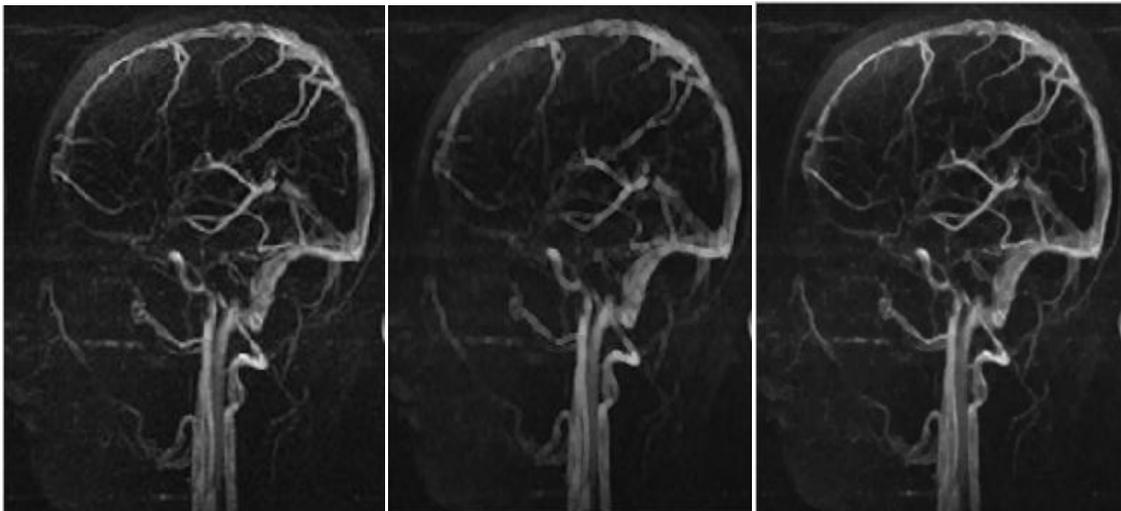
et la fermeture morphologique:

$$\phi_B(X) = X \bullet B = \epsilon_B \delta_B(X) \quad (3.2)$$

L'ouverture peut être caractérisée géométriquement: elle donne l'union de tous les  $B_x$  inclus dans  $X$ . Ainsi, la forme de l'élément structurant permet de choisir les structures qui peuvent le contenir.

La fermeture est le dual de l'ouverture: la fermeture du complémentaire d'un ensemble est égale au complémentaire de l'ouverture de cet ensemble.

- L'ouverture élimine les objets clairs et les plus petits que l'élément structurant.
- La fermeture élimine plutôt les objets sombres et plus petits que l'élément structurant.



a) image originale.      b) ouverture morphologique. c) fermeture morphologique.

Figure 3.3-ouverture et fermeture morphologique.

#### 4.4. Gradients morphologiques [46]

Les gradients ont pour rôle de mettre en évidence les contours. On distingue 3 types de gradients morphologiques : les gradients par érosion (gradients internes), les gradients par dilatation (gradients externes) et les gradients symétrisés.

- **Gradient par érosion :**

$$\text{grad}-(f) = f - \varepsilon(f). \quad (3.3)$$

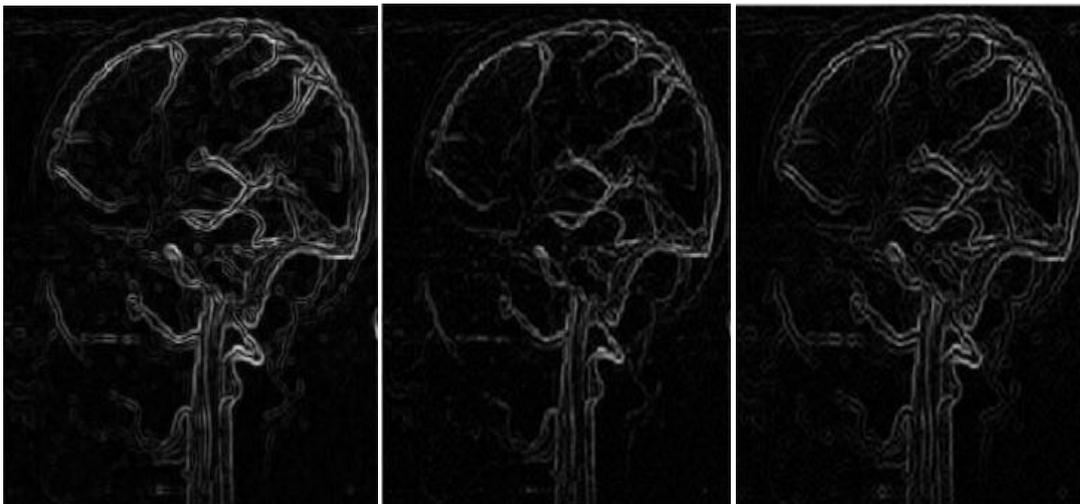
- **Gradient par dilatation :**

$$\text{grad}^+(f) = \delta(f) - f. \quad (3.4)$$

- **Gradient symétrisé :**

Le gradient symétrisé est défini comme le résidu de la dilatation et de l'érosion :

$$\text{grad}(f) = \delta(f) - \varepsilon(f). \quad (3.5)$$



a) gradient interne

b) gradient externe

c) gradient symétrisé.

**Figure 3.4-différents types de gradients.**

Il existe différents approches basées sur le concept de la morphologie mathématique (MM) qui permettent la segmentation des images, parmi ces dernières nous avons choisi d'effectuer une segmentation à l'aide de la ligne de partage des eaux (LPE), pour évaluer la performance de cette approche nous allons l'appliquer sur nos images.

## 5. la détection de l'axe médian de réseau vasculaire cérébral par ligne de partage des eaux

La ligne de partage des eaux (LPE) représente l'approche morphologique de la segmentation d'une image en niveau de gris. Cet algorithme permet de segmenter l'image en région homogènes, c'est une technique puissante qui simule l'immersion d'un relief topologique par les eaux (figure 3.5) [47].

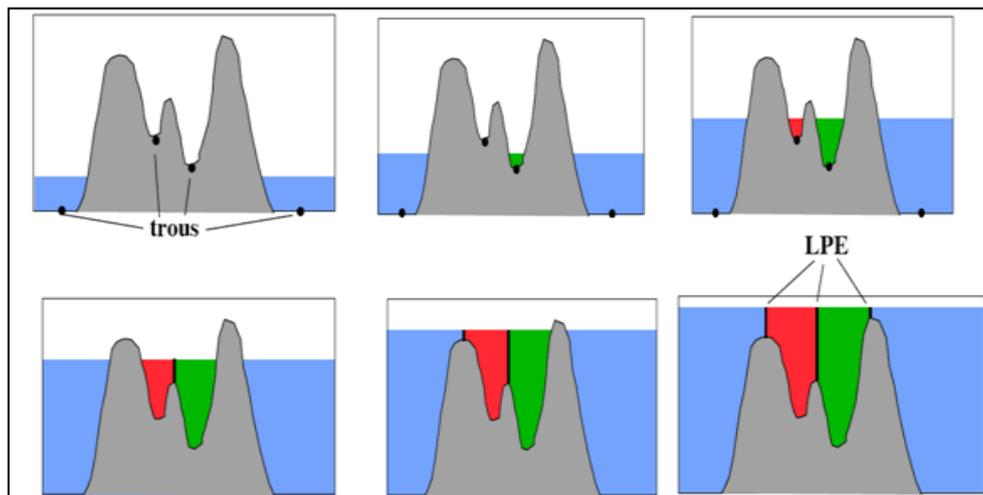


Figure 3.5-le principe de la LPE.

L'algorithme de la LPE implémenté est une réponse au principe de S.Beucher: LPE sans biais et avec marqueur [48].

L'immersion commence par les marqueurs et à chaque fois que deux bassins versant se rencontrent, une "digue" est irriguée séparant les deux bassins. L'ensemble des digues correspond à la ligne de partage des eaux. Les marqueurs permettent de contrôler la segmentation puisqu'il y aura autant de région que de marqueur, la notion de marqueurs s'est développée par les travaux de F.Meyer [11].

Pour mieux comprendre le principe de la LPE, nous présentons ces définitions :

- **minimum local** : c'est le point ou plateau d'où on ne peut pas atteindre un point plus bas sans être obligé de remonter.
- **Bassin versant** : c'est la zone d'influence d'un minimum local. Une goutte d'eau s'écoulant dans le bassin versant arrive au minimum local.
- **Ligne de partage des eaux (watersheds)**: C'est la ligne séparant 2 bassins versants (de cette ligne, une goutte d'eau peut s'écouler vers au moins 2 minima locaux distincts [49]).

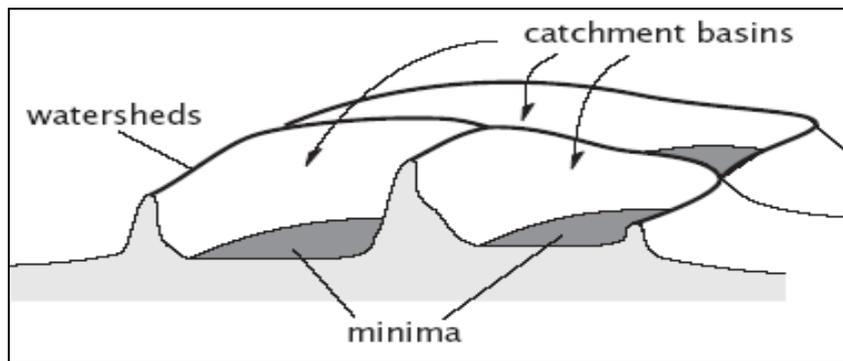


Figure 3.6-illustration de la LPE.

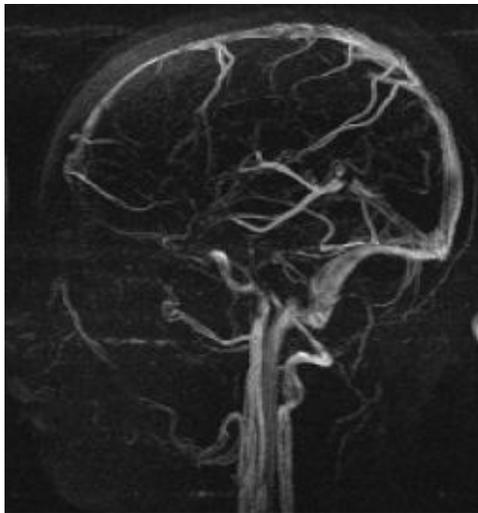
## 5.1. Principe de la LPE [50]

Technique de l'immersion

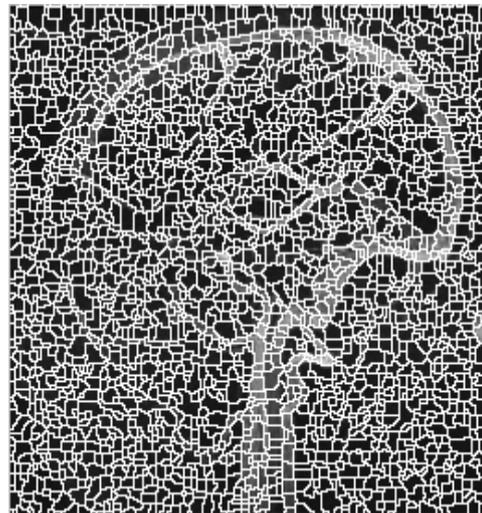
- On perce chaque minimum local de la surface.
- On inonde la surface à partir des minima locaux, l'eau montant à vitesse constante et uniforme dans les bassins versants.
- Quand les eaux issues de 2 minima différents se rencontrent, on monte une digue pour qu'elles ne se mélangent pas.
- A la fin de l'immersion, l'ensemble des digues constituent la ligne de partage des eaux.

## 5.2. Caractéristiques de la LPE

- Adapté à toutes les dimensions : notion de voisinage.
- Segmentation importante « sur segmentation ».
- Forte sensibilité au bruit.
- Le problème de la sur-segmentation représente le problème majeur de la LPE, ceci est dû au fait que l'image gradient d'une image naturelle contient un grand nombre de minima, chaque minimum génère un bassin versant dans la LPE.



a) image originale.



b) image segmentée par la LPE.

Figure 3.7-problème de la sur-segmentation.

## 5.3. Avantages de la LPE

- Images topologiques (en NG).
- Détection des parties sombres (creux).
- Pas de bruit.
- Peu d'objets à discerner.

L'algorithme de la ligne de partage des eaux (LPE), proposé par Digabel et Lantuéjoul, utilise la description des images en termes géographiques.

Une image peut en effet être parue comme un relief si l'on associe le niveau de gris de chaque point à une altitude. Il est alors possible de définir la ligne de partage des eaux comme étant la crête formant la limite entre deux bassins versants [51].

Pour l'obtenir, il faut imaginer l'immersion d'un relief dans de l'eau, en précisant que l'eau ne peut pénétrer dans les vallées que par ses minima. La ligne de partage des eaux est représentée par les points de deux lacs disjoints se rejoignent au cours de l'immersion.

Une des difficultés à la mise en œuvre de cette analogie intuitive est qu'elle laisse beaucoup de liberté quant à sa formalisation. Il existe deux classes principales d'implémentation : l'une est basée sur un algorithme récursif d'immersion et une autre basée sur l'utilisation de fonctions de distances [52].

Cet algorithme met en jeu des techniques avancées en imagerie :

- Seuillage automatique.
- Détection des contours.
- Bouchage des trous.
- Carte des distances.
- Construction des marqueurs.
- LPE.

### **5.4. Algorithme de la segmentation par approche morphologique**

Dans notre travail nous allons suivre le cheminement représenté dans la figure (figure3.8). Cet algorithme est proposé pour l'extraction de réseau vasculaire cérébrale, afin de pouvoir appliquer ce dernier nous allons prendre une image angiographique. Cette image représente une coupe sagittale de cerveau où le réseau vasculaire à segmenter apparaît clair.

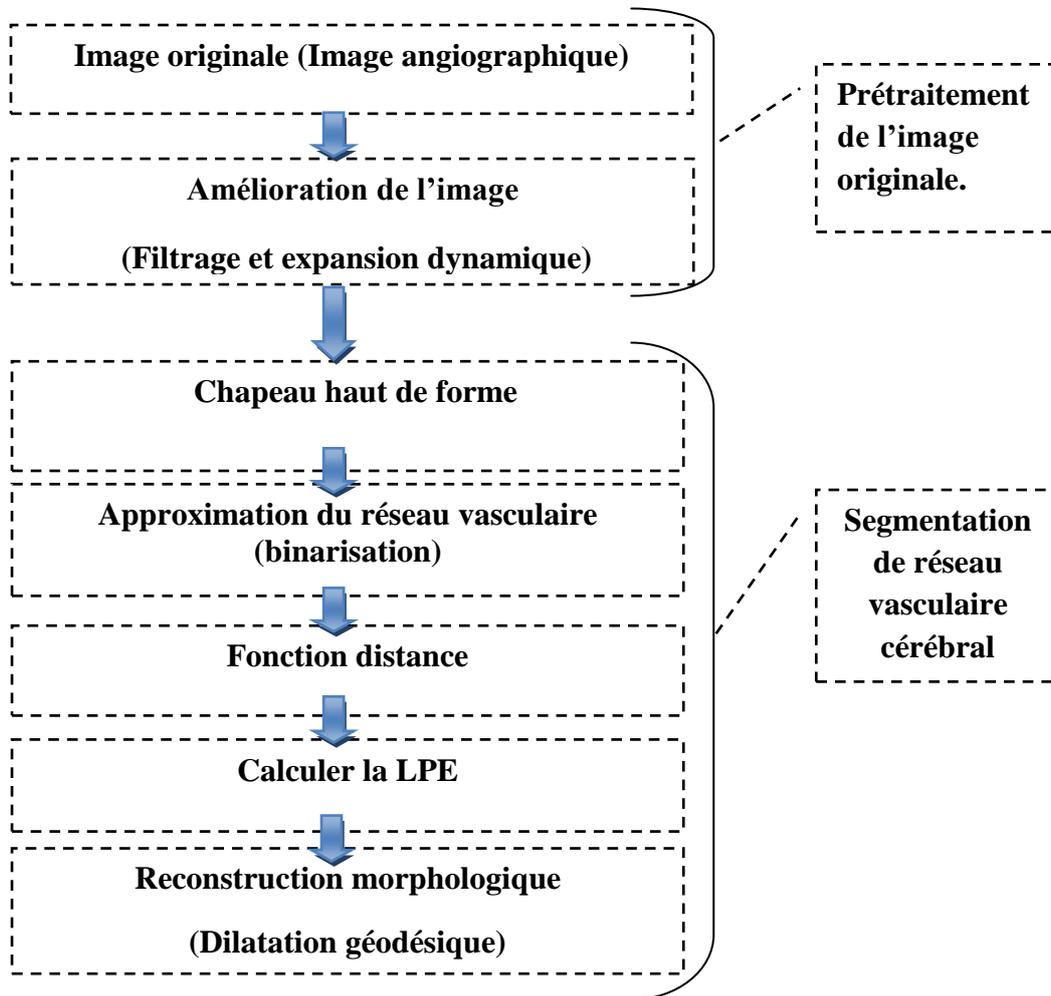


Figure 3.8-schéma synoptique de notre approche morphologique.

### 5.4.1. Prétraitement d'image angiographique

L'étape de prétraitement a pour but de faciliter la segmentation en renforçant la ressemblance entre les pixels appartenant à une même région, en accentuant la dissemblance entre pixels appartenant à des régions différentes.

D'un côté ça aide à enlever du bruit et des éléments qui pourraient causer les faux positifs et de l'autre côté de connecter les bouts de vaisseaux non-connexes [53].

La phase de prétraitement est nécessaire pour améliorer la qualité des images, cette étape rassemble différentes techniques parmi ces derniers nous citons :

Modification d’histogramme, la réduction de bruit et le rehaussement de contraste.

### 5.4.1.1. Réduction de bruit

Les régions formant l’image sont caractérisées par leur intensité moyenne. Les fluctuations autour de cette intensité moyenne peuvent provenir soit de dispositif d’acquisition (camera, amplificateurs,..), soit de la scène elle-même.

Elles constituent des perturbations qui affectent la qualité de la segmentation, l’échelle spatiale des fluctuations est relativement faible par rapport aux dimensions des régions.

En imagerie médicale la qualité de l’image joue un rôle très important dans l’élaboration d’un diagnostic pour cela il est nécessaire d’avoir une image non bruitée dans ce cas le filtrage est la phase constitue l’étape la plus importante dans le prétraitement :

soit :  $A [i,j]$ , une image numérique et  $B[i,j]$  : l’image filtrée.

Tel que:



$$B [i,j]=A[i,j]*h(m,n)=\sum_m \sum_n h[m, n]. A[i - m, j - n] \quad (3.6)$$

$h$  est appelé le noyau ou le masque de convolution il est généralement représenté sous forme d’une matrice de la taille  $m \times n$  dont le nombre de lignes et de colonnes est impair.

## i. Filtre médian

Les filtres de moyennes ont tendance à rendre l'image floue et donc à perdre de l'information sur les contours caractérisés par des fortes variations d'intensité. Pour diminuer cet effet, on ne moyenne plus sur le voisinage mais on prend la valeur médiane sur ce voisinage.

Parmi les principales caractéristiques de ce filtre :

- Filtre non-linéaire.
- Élimine le bruit impulsionnel.
- Préserve l'information de contour et peut être appliqué itérativement.
- Élimine les contours très fins. Un voisinage adapté permet de limiter cet effet [54].

## ii. Filtre de gauss

Ce filtre est similaire au filtre moyen, il est basé sur le même principe cité ci-dessus :

Soit  $U(\mathbf{x})$  : le niveau de gris d'un point  $\mathbf{x}$  de l'image à traiter et  $G_\sigma$  la gaussienne d'écart type  $\sigma$  donnée par la formule suivante :

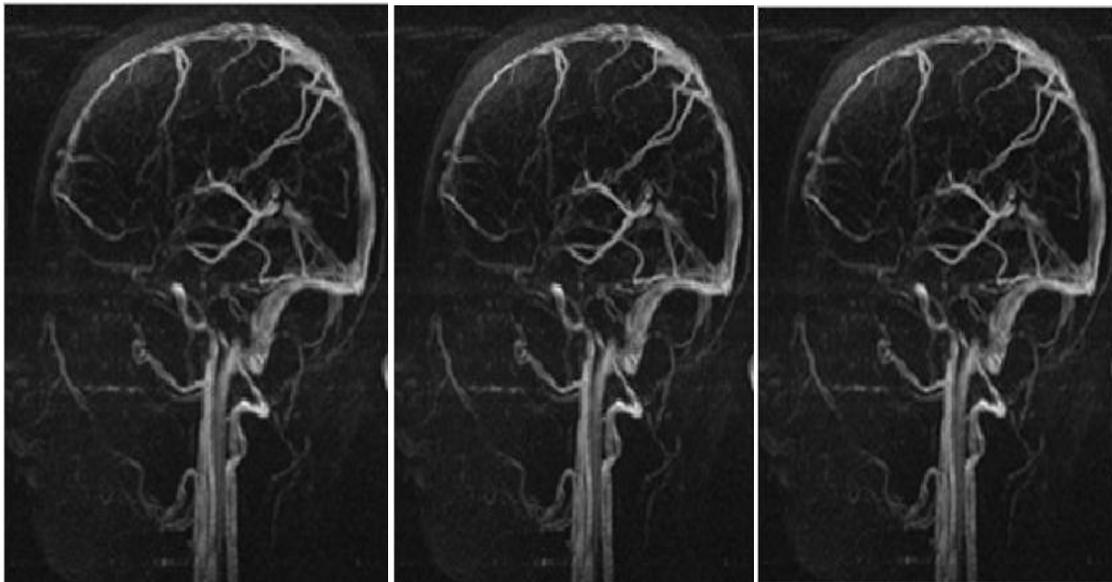
$$G_\sigma = \frac{1}{\sqrt{2\sigma\pi}} \exp\left(\frac{-|x|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (3.7)$$

Le célèbre inconvénient de ce filtre c'est qu'il ne supprime pas juste le bruit mais il efface aussi les contours et les rend difficilement visibles.

- Dans notre travail nous appliquons ces deux filtres : le filtre médian et le filtre de gauss successivement.

Le premier filtre est utilisé pour éliminer l'information inutile. Le deuxième filtre permet d'éliminer l'effet de discrétisation qui se trouve entre les pixels situés à la frontière de l'objet.

Nous constatons une élimination parfaite du bruit, et faire lisser la frontière des zones d'intérêts situées dans l'image.



a) image originale.

b) filtre médian.

c) filtre de gauss ( $\sigma = 0.7$ ).

**Figure 3.9-filtrage de bruit.**

### 5.4.1.2. Amélioration de contraste « Expansion de la dynamique »

Cette méthode élémentaire consiste à utiliser au mieux l'échelle de niveaux de gris disponible dans le système d'acquisition d'image.

Soient :

$A [i,j]$  : image de départ et  $A' [i,j]$  : image après la transformation.

$[a_0, a_1]$  : intervalle des intensités présentes dans l'image.

$[a_{\min}, a_{\max}]$  : l'intervalle disponible.

L'expansion dynamique correspond à la transformation linéaire T suivante :

## Chapitre 3 | Segmentation de réseau vasculaire cérébral par morphologie mathématique

$$A's=\alpha+\beta.As. \quad (3.8)$$

Telle que :

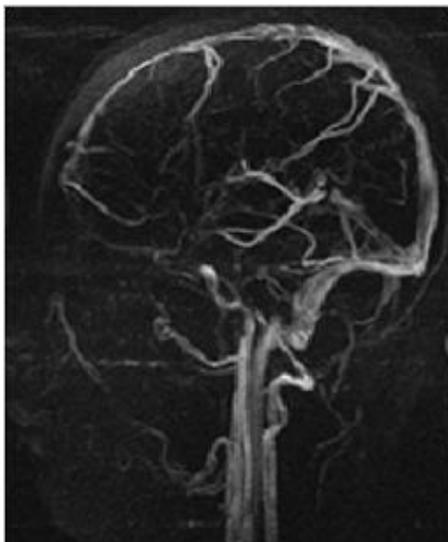
$$\forall A \in [a_0, a_1] A \rightarrow A' \in [a_{\min}, a_{\max}]. \quad (3.9)$$

Avec:

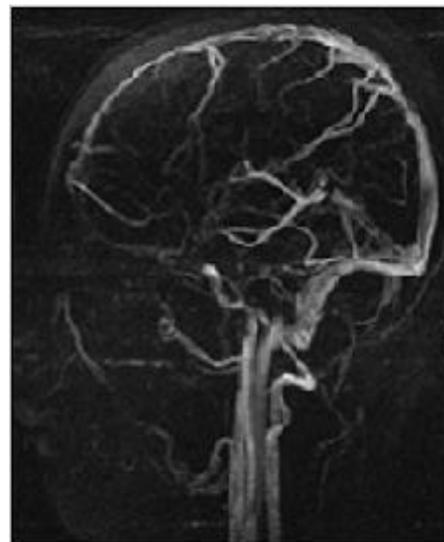
$$\alpha = a_{\min} * a_1 - a_{\max} * a_0 / a_1 - a_0; \beta = a_{\max} - a_{\min} / a_1 - a_0. \quad (3.10)$$

Cette transformation ne fait qu'à améliorer l'aspect visuel de l'image.

La figure (Figure 3.6) représente l'étirement d'histogramme sur une image angiographique, le résultat obtenu est une image de meilleur contraste.

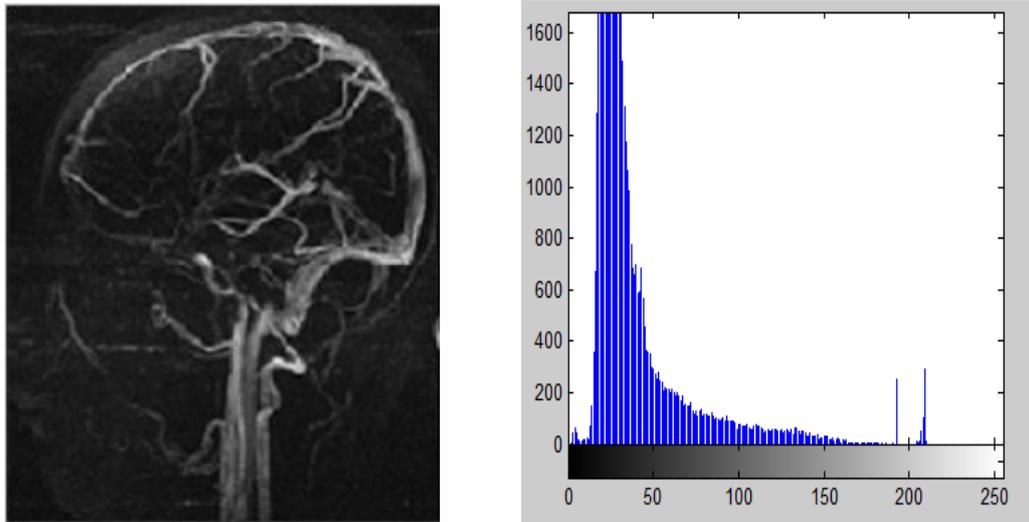


a) image filtrée.



b) image après l'expansion dynamique.

Figure 3.10-amélioration de contraste.

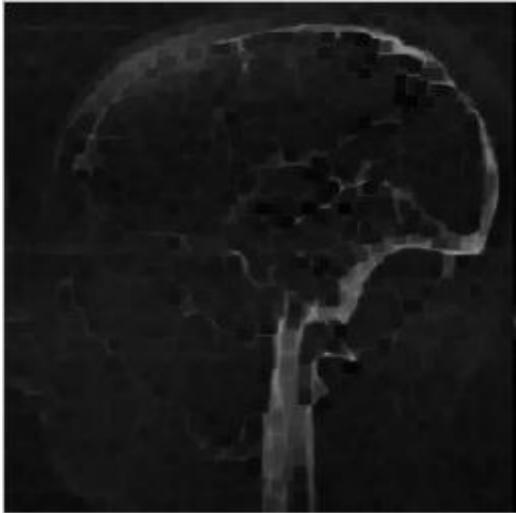


**Figure 3.11-a) image en niveau de gris.**

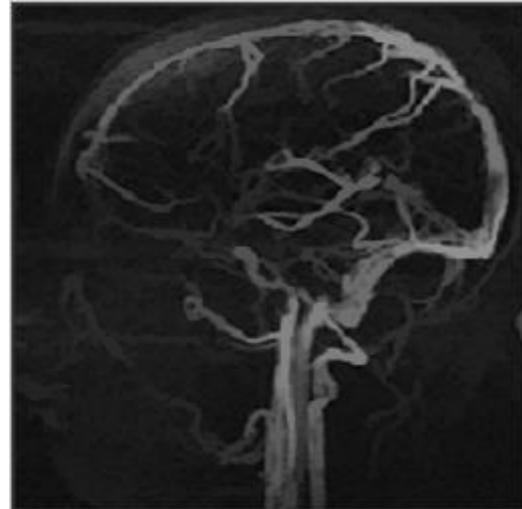
**b) histogramme.**

Pour bien enlever le bruit clair dans notre image en niveau de gris, il est possible d'appliquer une ouverture morphologique, mais cette dernière produit un grand inconvénient c'est les séparations entre les vaisseaux très proches sont enlevées. D'où nous avons préféré d'appliquer l'ouverture surfacique qui enlève tous les éléments sans perdre l'espace entre les vaisseaux.

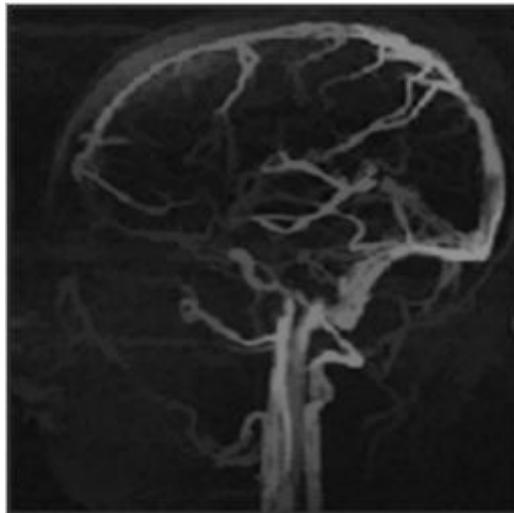
Afin d'assurer cette opération nous appliquons une érosion, cette opération est effectuée à l'aide d'un élément structurant sous forme d'un disque de taille 3, suite à cette opération nous faisons une reconstruction suivie par un filtrage pour éliminer les éléments qui peuvent perturber notre résultat.



**Figure 3.12- a)image érodée.**



**b) image reconstruite.**



**c)image reconstruite filtrée (filtre de gauss).**

L'arbre vasculaire se présente sous la forme d'un réseau de lignes à structure arborescente et ayant par endroit différentes épaisseurs et différents niveaux de gris.

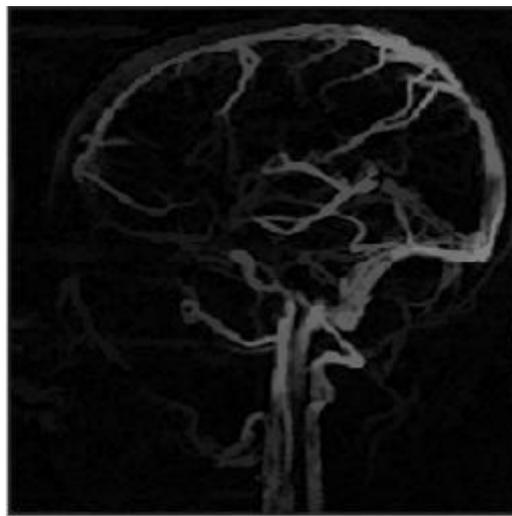
Pour faire ressortir le réseau vasculaire cérébral, nous appliquons la transformation chapeau haut de forme sur notre image reconstruite et filtrée, cela en utilisant un élément structurant hexagonal de la taille 9, il est suffisamment grand pour boucher tous les vaisseaux.

Cette transformation calcule la différence entre l'image et sa version ouverte :

$$\text{CHF}(f) = f - \text{O}^B(f) \quad (3.11)$$

$f$  : l'image originale.

$\text{O}^B(f)$  : l'ouvert de l'image par un élément structurant B.



**Figure 3.13- Top hat de l'image originale.**

Dans la figure (figure 3.13) qui illustre le chapeau haut forme, les vaisseaux apparaissent comme des objets clairs, allongés et connexes.

Si nous considérons cette image comme une surface topographique, les vaisseaux correspondent dans ce cas à des lignes de crêtes de cette surface, il existe un outil morphologique qui peut extraire ces lignes de crête par excellence c'est la ligne de partage des eaux (LPE).

## Chapitre 3 | Segmentation de réseau vasculaire cérébral par morphologie mathématique

---

Pour pouvoir accéder cette zone il faut tout d'abord calculer la LPE qui nécessite un élément de base : c'est le marqueur qui devrait être un bon marqueur.

L'usage de la ligne de partage des eaux contrôlée par un marqueur est expliqué comme si à partir des minima, l'image est inondée et des barrages sont construits entre les lacs qui se rencontrent, ces barrages constituent la ligne de partage des eaux, cela veut dire que notre but ce n'est pas de trouver des bassins versants mais de trouver la ligne de partage des eaux qui nous exprime notre résultat de segmentation.

Alors, les marqueurs doivent être choisis de manière à ce que la ligne de partage des eaux coïncide avec les vaisseaux.

Pour obtenir notre marqueur, nous faisons une approximation du réseau vasculaire par un seuillage manuel de l'image chapeau haut de forme ( $S=0.10$ ).



**Figure 3.14- Approximation du réseau vasculaire.**

Notre marqueur représente l'ensemble de point d'où l'inondation commence ce dernier est choisi en fonction de la distance par rapport à cette approximation du réseau vasculaire, cet ensemble est illustré par les maxima locaux de la fonction distance de l'approximation inversée.

Pour calculer la fonction distance, il faut tout d'abord nettoyer notre image, pour qu'il n'y ait pas un marqueur posé sur un vaisseau, sinon ce vaisseau sera raté forcément par l'algorithme pour cela il suffit juste de boucher tous les trous. Nous voyons qu'il existe des petits trous au niveau de l'approximation de notre réseau vasculaire qui peuvent affecter notre résultat final pour éviter ça un bouchage de ces trous est très nécessaire dans cette étape, ce dernier est réalisé à l'aide d'une fermeture morphologique. À la suite nous appliquons un filtrage surfacique pour enlever les petits éléments appariaient dans l'image et n'appartiennent plus au réseau vasculaire.

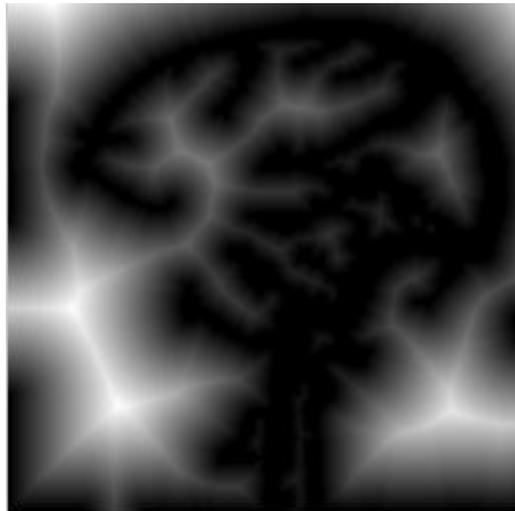


Figure 3.15-a) bouchage des trous.



b) filtrage surfacique.

Après avoir amélioré notre approximation, maintenant la fonction distance peut être calculée sur le complément de l'image approximation sans avoir un problème.



**Figure 3.16-fonction distance (image marqueur).**

Ainsi nous faisons ouverture surfacique cette fois pour récupérer les pixels qui ont été éliminés par le calcul de la fonction distance.



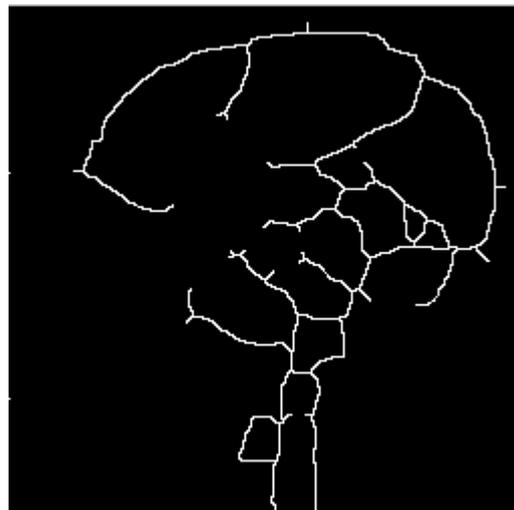
**Figure 3.17-fonction distance après ouverture surfacique.**

Ayant déterminé notre marqueur, nous calculons la ligne de partage des eaux (LPE) sur l'inverse de la fonction distance car celle-ci donne les maxima locaux de notre image alors que l'algorithme de la LPE utilise des minima locaux. Le résultat illustré dans la figure suivante (figure 3.18) représente les bassins versants de la ligne de partage des eaux :



**Figure 3.18-les bassins versants de la ligne des partage des eaux.**

Maintenant nous allons détecter les lignes de crête qui séparent les bassins versants :



**Figure 3.19- la ligne de partage des eaux (LPE).**

Nous remarquons qu'il existe quelques petits éléments qui entourent notre réseau vasculaire, qui apparaissent dans l'image et n'appartiennent pas au réseau vasculaire, pour les éliminer nous effectuons une ouverture surfacique pour éliminer les petits éléments qui entourent notre réseau vasculaire, pour améliorer le résultat nous sommes obligés d'ajouter une opération de bouchage des trous cela à l'aide d'une fermeture morphologique par un élément structurant sous forme d'un disque de la taille 3x3.

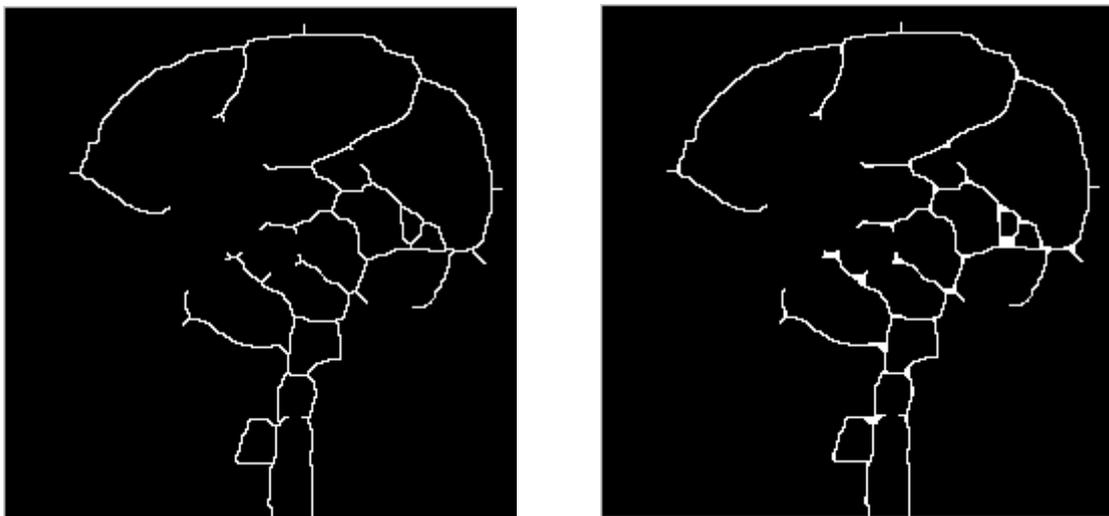


Figure 3.20- a) L'ouverture surfacique.

b) Bouchage des trous.

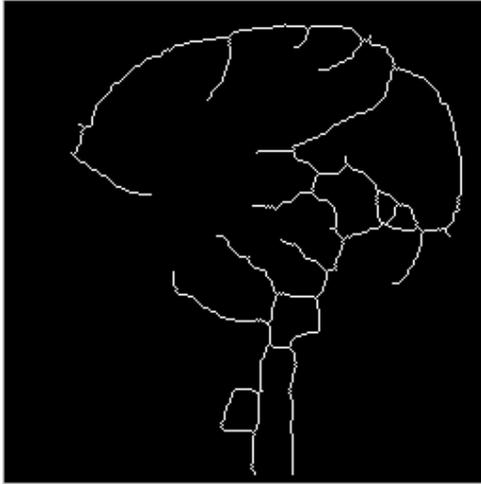
L'axe médian du réseau vasculaire cérébral obtenu par ligne de partage des eaux présenté précédemment contient des branches qui sont dues à des petites irrégularités, il est très utile de modifier la forme de ce squelette cela par l'application d'un ébarbulage pour enlever toutes les barbules ayant une longueur trop petite en gardant les autres.

- **Ebarbulage (Définition)**

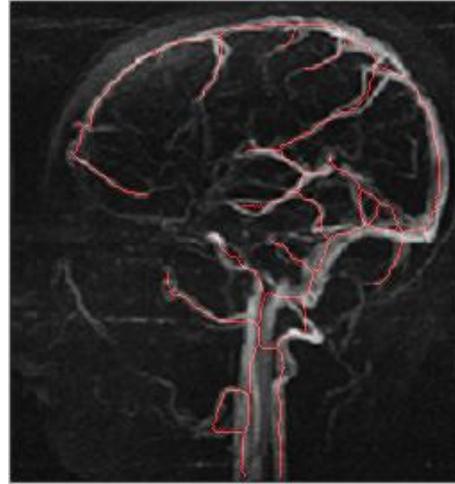
Les branches  $F = \{F_i(S)\}$  d'un axe  $S$  sont les composantes connexes de l'ensemble  $S/BIF(S)$ , la branche qui contient le point  $x$  est désignée  $F_x(S)$  :

$$F_x(S) = C_x(S / BIF(S)). \quad (3.12)$$

Les branches finales de l'axe sont les branches qui contiennent au moins un point final de l'axe.

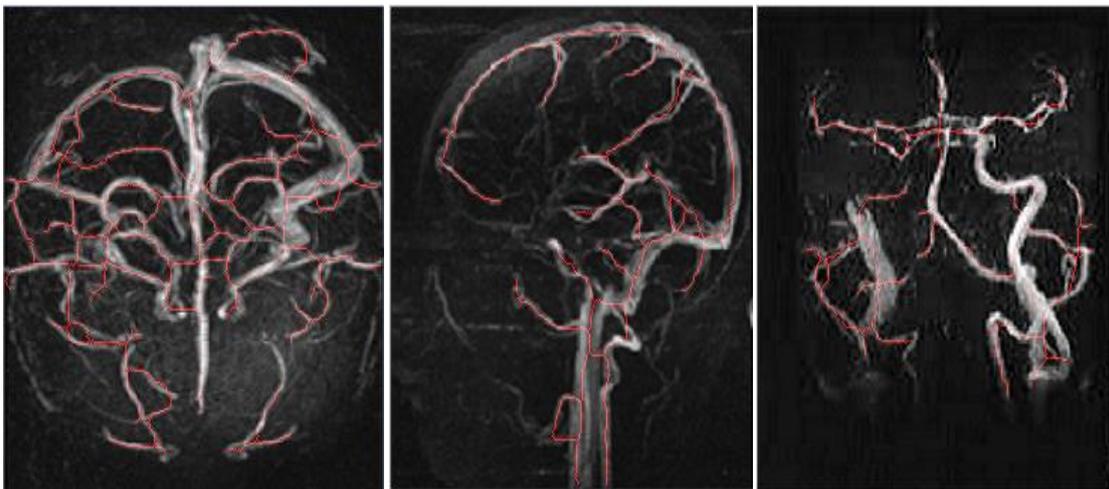


**Figure 3.21-a) L'axe médian de réseau vasculaire.**



**b) Résultat final.**

Le résultat montre que tous les vaisseaux ont été détectés mis à part quelques très petits vaisseaux ayant un contraste trop faible qui n'ont pas apparu au résultat final. Après avoir un bon résultat, nous appliquons notre algorithme sur les images des autres coupes (axiale, sagittale et coronale) :



**a) Coupe axiale.**

**b) coupe sagittale.**

**c) coupe coronale.**

**Figure 3.22-application de la LPE sur différentes coupes.**

Dans l'étape qui suit, nous allons reconstruire notre réseau vasculaire cérébral à partir de son axe médian détecté par la LPE.

## 6. Reconstruction morphologique [56]

Après avoir l'axe médian du réseau vasculaire cérébral cela à partir de l'application de la LPE, nous avons besoin de compléter la forme de ce dernier à l'aide d'une reconstruction morphologique qui consiste à effectuer des dilations géodésiques sur le squelette jusqu'à idempotence c'est-à-dire jusqu'à la reconstruction complète de tout le réseau vasculaire.

### 6.1. Dilatation géodésique (Définition)

Dilatation unitaire à l'intérieur d'un masque :

$$\Phi_g^{(1)} = \Phi^{(1)} \wedge g \quad (3.13)$$

$\Phi^{(1)}$  : image de marqueur dilatée.

$\Phi_g^{(1)}$  : dilatation géodésique.

$g$  : image masque.

### 6.2. Algorithme

- Y : image binaire, X : image en niveau de gris.
- Y est l'image marqueur et X est le masque.
- Une dilatation géodésique de Y sur le X masque est:
  - Dilater Y avec un élément de structure B normalement de la taille 3x3 carré
  - Effectuer une opération de minimisation entre le Y image dilatée et le X le masque.

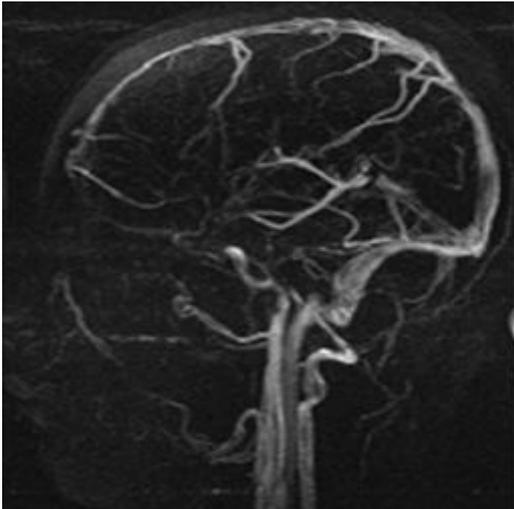
## Chapitre 3 | Segmentation de réseau vasculaire cérébral par morphologie mathématique

---

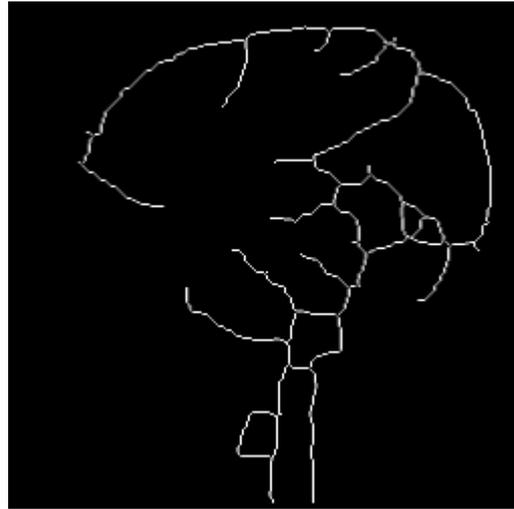
**Le masque** : image originale en niveau de gris.

**Le marqueur** : l'axe médian de réseau vasculaire.

Notre élément structurant choisi est sous forme d'un disque de la taille 3x3.



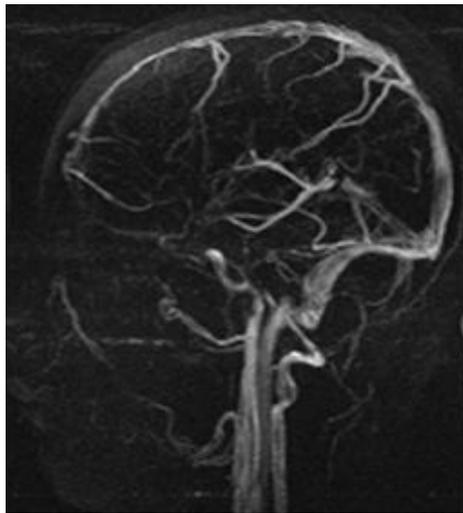
a) image masque.



b) image marqueur.



c) dilation de marqueur.



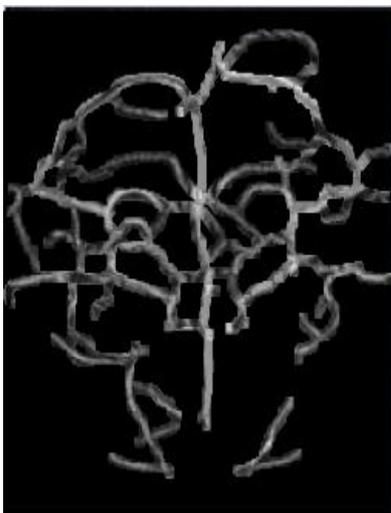
d) image originale.



e) réseau vasculaire cérébral.

**Figure 3.23- Reconstruction morphologique de réseau vasculaire cérébral.**

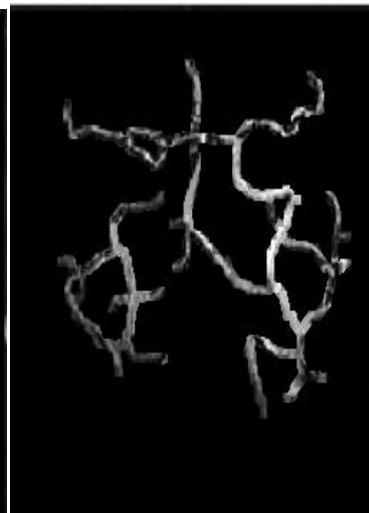
Pour les autres coupes :



a) Coupe axiale.



b) coupe sagittale.



c) coupe coronale.

**Figure 3.24- reconstruction morphologique des autres coupes de l'image.**

La reconstruction morphologique joue un rôle très important dans le système d'aide au diagnostic, elle aide à détecter et analyser les cas pathologique comme le cas d'une hémorragie ou anévrisme ou peut être une thrombose plus précisément où ils se trouvent des problèmes vasculaire quelques parts, en cas d'un accident vasculaire cérébral prend l'image angiographique et il essaye de localiser sa position cela sans entamer dans les détails cet examen avec l'œil nu n'est plus précis mais quand ce dernier sera confirmé à l'aide des autres outils comme les outils de traitement d'image, la segmentation est l'un des opérations qui aide au diagnostic et au suivi de traitement thérapeutique.

### **7. Environnement du travail**

Dans ce travail toutes les applications faites sont développées sous Matlab.

Ce logiciel est un outil de simulation et de programmation très utilisé, il donne de bons résultats clairs et précis, il facilite la programmation de différents algorithmes, de manière très rapide, bien que nous pouvons effectuer différents calculs scientifiques précisément les calculs concernant les matrices, et aussi il facilite la manipulation des différents algorithmes de traitement d'images.

### 8. Conclusion

Dans ce travail nous avons proposé l'une des approches les plus performantes pour segmenter le réseau vasculaire cérébral, cette approche est basée sur des concepts morphologiques. Elle est performante et son résultat est satisfaisant, c'est la segmentation par ligne de partage des eaux (LPE).

Suite à l'application d'algorithme de la LPE nous constatons que cette méthode provoque une sur-segmentation lors de son application, afin de réduire l'effet de sa dernière, nous avons procédé à une segmentation par ligne de partage des eaux contrôlée par marqueur, cette méthode nous permet d'avoir l'axe médian de réseau vasculaire.

Afin d'obtenir la forme de réseau vasculaire nous avons proposé de faire une reconstruction morphologique cela à l'aide d'un opérateur morphologique qui est la dilatation géodésique à partir de résultat de la segmentation par LPE.

Les résultats de cette approche morphologie mathématique sont très satisfaisants précis et clairs, cela nous pousse à dire que cette approche aura la possibilité d'être appliquée dans divers cas.

# Conclusion générale

# *Conclusion générale*

La segmentation des images constitue le cœur de tout système de vision, c'est une étape importante dans le processus d'analyse des images, c'est l'un des sujets qui a été le plus étudié dans ce domaine. La segmentation a pour objectif l'extraction d'indices visuels dans une image.

Le contexte de ce mémoire ne sort pas de ce cadre, nous avons proposé quelques approches qui permettent d'obtenir des images représentatives de réseau vasculaire cérébral bien clair, à partir de ces images l'utilisateur peut détecter les lésions vasculaires cérébrales.

Nous avons consacré une bonne partie pour l'application de quelques approches classiques de segmentation bien connues comme la segmentation par **détection de contour (approches dérivatives et level sets )** et la segmentation **par région (seuillage, split & merge)**.

La deuxième approche réside dans la méthode morphologique mathématique qui permet d'extraire le réseau vasculaire, pour cela nous avons développé une méthode basée sur la théorie de **la morphologie mathématique c'est ligne de partage des eaux (LPE)**, nous avons choisi une segmentation par **LPE contrôlée par marqueurs** pour éviter le problème de sur-segmentation, Comme notre méthode a une forte sensibilité au bruit nous étions obligé de passer par une étape de prétraitement contenant un filtrage et une amélioration de contraste pour avoir une image de bonne qualité.

La reconstruction morphologique de réseau vasculaire cérébral nous a permis d'obtenir la forme complète du réseau vasculaire grâce à l'application des dilatations géodésiques.

## *Bibliographie*

- [1] M. Nicolas Passat : « contribution à la segmentation des réseaux vasculaires cérébraux obtenus en IRM intégration connaissance anatomique pour le guidage d’outil de morphologie mathématique », thèse de doctorat université Louis Pasteur Strasbourg, 2005.
- [2] Morin Yves « Larousse Médical » édition Larousse, 2006.
- [3] Richard L.Drake, WayneVogl,AdamW.M.Mitchelle, « gray anatomie pour les étudiants»,1991.
- [4] Bertille LORGEUX, Paul GIRARDEAU, « Neuroanatomie fonctionnelle », cours CorvascuSNC, 2010/1011.
- [5]Inca, Omit « Référentiel par pathologie », ouvrage version Novembre 2007, Bretagne-Pays de la Loire.
- [6] M .Cazaubon,G.A.Pelouze « l’angéiologie et la pathologie carotidienne », revue de formation médicale continue, édition ESKA, octobre 2009.
- [7] J. Chiras, D.Lô, J.N.Vallée « angiographie normale », éditions Scientifiques et Médicales Elsevier SAS, 2002.
- [8] <http://www.vulgaris-medical.com/encyclopedie/cerveau-980/anatomie.html>.
- [9] N.Passat, B.Naegel « arbre des composantes connexes : méthodologie et application à la segmentation d’images médicales », université Jean Monnet-Saint-Etienne,octobre 2008.
- [10] B.Kastler, D.Vetter, Z.Patay, P.Germain «comprendre l’IRM », édition Masson.
- [11] M<sup>elle</sup> BoussediRym Sabine & M<sup>elle</sup>Kenadil Meryem « segmentation des tumeurs cérébrales par la ligne de partage des eaux sur des images IRM », projet de fin d’étude pour l’obtention de diplôme de Master en électronique biomédicale, juillet 2011.

- [12] M<sup>f</sup> Meziane Abdelfettah « étude et comparaison des méthodes de segmentation d'image cérébrales », Mémoire pour l'obtention du diplôme de Magister en informatique, juillet 2011.
- [13] C.Ciofolo,C.Barrilot «Analyse de forme pour la segmentation de structures cérébrales 3D par ensembles de niveau et commande de floue »,thèse de doctorat, Université
- [14] M. Beladgham, F. Derraz, M. Khélif « Segmentation d'images médicales IRM par la méthode d'ensembles de niveaux (Level\_Sets) », Université Abou- BekrBelkaid – Tlemcen.
- [15] Jean-Marie Rocchisani, Philippe Ramas « Segmentation automatique des poumons à partir d'images IRM en écho planar »,mémoire pour l'obtention de DEA, spécialité Imagerie Vision Robotique, laboratoire TIMC-GMCAO, 2002.
- [16] L.Soler, G.Malandain, H.Delingette « Segmentation automatique : application aux angioscanners 3D du foie », rapport de recherche, Institut Nationale de Recherche en Informatique et en Automatique, Septembre 1998.
- [17] SuhuaiLuo and Jesse S. Jin « Recent progresses on cerebral vasculature segmentation for 3D quantification and visualization of MRA.Proceedings of the Third International » Conference on Information Technology and Applications (ICITA'05) Volume pages 656, Washington, USA, IEEE Computer Society.2005.
- [18] Leandro J.G, Roberto, Herbert F.Jelinek, « Blood vessels walvelet transform Techniques» rapport internet disponible sur: [www.vision.ime.usp.br/~cesar/projects/sib](http://www.vision.ime.usp.br/~cesar/projects/sib).
- [19] Hsu W. et al « Automatic Segmentation and Registration of Retinal Fluorescein AngiographiesProc». International Workshop onComputer Assisted Fundus Image Analysis (Herlev Hospital, Copenhagen, Denmark, November), 2000.
- [20]Walter T et al Magnetic resonance angiography: From anatomical knowledge modeling to vessel segmentation. Medical Image Analysis, April 2006.
- [21] N. Flasque, M. Desvignes, J-M Constans, et M. Revenu« Acquisition segmentation and tracking of the cerebral vascular tree on 3D magnetic resonance angiography », Medical Image Analysis, 2001.

- [22] Aly A. Farag, Hossam Hassan, Robert Falk, and Stephen G. Hushek « 3D volume segmentation of MRA data sets using level sets: Image processing and display », Academic Radiology, 2004.
- [23] Jaeyoun Yi and Jong Beom Ra « A locally adaptive region growing algorithm for vascular segmentation ». International Journal of Imaging Systems and Technology, 2003.
- [24] Yuan Jin and Hanif M. Ladak « Software for interactive segmentation of the carotid artery from 3D black blood magnetic resonance images ». Computer Methods and Programs in Biomedicine, 2004.
- [25] R.Moussa « segmentation multi agents en imagerie biologique et médicale : application aux IRM 3D », thèse pour l'obtention de doctorat en informatique, université Bordeaux, Ecole doctorale de Mathématiques et Informatique, décembre 2011.
- [26] S.Sriparna,S.Bandyopadhyay « segmentation des images IRM du cerveau par la symétrie floue basée génétique technique :clustering », inde journal of medicalphysics.
- [27] F.Z.Berrichi, M.Benyettou« l'interprétation des images médicales cérébrales : segmentation par l'approche Split &Merge », Faculté des Sciences, Département d'Informatique, USTO.
- [28] A.Bessaid « détection de contour », Cours SIM 2011, université Abou BekrBelkaid Tlemcen.
- [29] « la segmentation des images médicales : Quo Vadis », disponible dans le site web:[www.intl.elsevierhealth.com](http://www.intl.elsevierhealth.com) ou revues au CMPB.
- [30] Caroline Rougier « Détection de contours », Cours de Traitement d'images (IFT2730). Université de Montréal (Canada).
- [31] M<sup>elle</sup> Hadjidj Ismahen « Approche morphologique pour la segmentation d'image médicales : application à la détection des lésions mammaires », mémoire de fin d'étude pour l'obtention du diplôme Magister en électronique biomédicale,juillet 2011.
- [32] L. Cavalier « Nonparametric estimation of regression level sets », Journal of Statistics 48, 2006.
- [33] R.Malladi, J.Sethian&B.Vemuri « Shape modeling with front propagation: a level set approach », Pattern Analysis and Machine Intelligence, pages 158-175, 1995.

- [34]G.Dugas-Phocion « Segmentation d'IRM Cérébrales Multi-Séquences et Application à la Sclérose en Plaques »,thèse pour obtenir le titre de docteur Informatique Temps Réel, Robotique et Automatique,École des Mines de Paris, mars 2006.
- [35]Diane Perchet « Segmentation automatique du diaphragme à partir d'images IRM en écho planar », mémoire pour l'obtention de DEA en Imagerie Vision Robotique, Laboratoire TIMC-GMCAO, 2002.
- [36] Jérémy Lecoer, Christian Barillot « Segmentation d'images cérébrales : État de l'art », Rapport de recherche, Institut National de Recherche en Informatique et en Automatique.
- [37]D.L.Pham,ChenyangXu,J.L.Prince « CurrentMethods in Medical image segmentation»,revue annulaire, Université PompeuFabra, mai 2007.
- [38] Thomas Boudier « Algorithmes et développement», Cours Imagerie Numérique en Biologie II. Université Paris 6 (France).
- [39]I. Bloch, Y. Gousseau, H. Maître, D. Maignon, B. Pesquet-Popescu, F. Schmitt, M. Sigelle, F. Tupin « Le traitement des images tome 2 », Polycopié du cours ANIM, version 5.0, département TSI - Télécom-Paris,16 septembre 2004.
- [40] B. Scherrer « Segmentation des tissus et structures sur les IRM cérébrales : agents markoviens locaux coopératifs et formulation bayésienne », thèse pour l'obtention de diplôme de doctorat en Mathématique appliquée et Informatique, octobre2008.
- [41] Jean-François Aujol « Traitement d'images par approches variationnelles et équations aux dérivées partielles », rapport de semestre d'enseignement UNESCO sur le traitement des images numériques Tunis, ENIT du 11 au 16 Avril 2005.
- [42]Isabelle Bloch « Morphologie mathématique – III »,cours de traitement d'image, Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications CNRS Paris – France.
- [43]Antoine Manzanera « cours traitement et reconnaissance d'image », Cours TERI de Master IAD, université UPMC Paris 6.
- [44]Olivier Coulon « Morphologie Mathématique : Analyse d'images »,rapport internet disponible sur : <http://olivier.coulon.perso.esil.univmed.fr>.
- [45] Steve Eddins« dilatation, érosion et gradient morphologique », rapport internet disponible sur : <http://blogs.mathworks.com/steve/2006/09/25/dilation-erosion-and-the-morphological-gradient/html>.

- [46] N. Passat, C. Ronse, J. Baruthio, J.P. Armspach, and C. Maillot «Magnetic resonance angiography», revue « anatomical knowledge modeling to vessel », Avril 2006.
- [47] Y. Zhao et M. Li « Isosurface-based level-set framework for MRA segmentation », International Conference on Image Analysis and Recognition - ICIAR 2004.
- [48] Jaeyoun Yi, J. Beom Ra « A locally adaptive region growing algorithm for vascular segmentation ». International Journal of Imaging Systems and Technology, April 2003.
- [49] Y. Jin, H. M. Ladak «Software for interactive segmentation of the carotid artery from 3D black blood magnetic resonance images Computer », revue « Methods and Programs in Biomedicine », 2004
- [50] A. Bessaid « segmentation par LPE », cours morphologie, université Abou Bekr Belkaid. Tlemcen.
- [51] S. Beucher « algorithme sans biais de ligne de partage des eaux », cours de traitement d'image, centre de morphologie mathématique, Ecole des Mines de Paris, avril 2004.
- [52] Ronse C, S. Heijmans « The algebraic basis of mathematical Morphology-PART2: OPENING and CLOSING », revue Computer Vision: Graphic and image processing, 1991.
- [53] Jean Cousty « Autour de la ligne de partage des eaux », cours de traitement d'image, université Paris-Est (Marne-la-vallée), février 2009.
- [54] J.P. Cocquerez « Analyse d'image : filtrage et segmentation », Masson, 1995, 457 pages.
- [55] N. Selmaoui « Traitement et Analyse d'images », rapport internet disponible sur : <http://tice.univ-nc.nc/~selmaoui/Teach/LMD/lmd.html>.
- [56] Marcos Cordeiro d'Ornellas « Un modèle séquentiel algorithmique », rapport internet disponible sur : <http://www.inf.ufsm.br/~HEAD=NNS> de ~ Ornellas.

# *Résumé*

L'analyse automatique de l'arbre vasculaire cérébral par des techniques de traitement d'images est une tâche importante pour de nombreuses investigations cliniques et constitue un domaine de recherche scientifique de premier plan.

L'objectif de ce travail est de segmenter le réseau vasculaire cérébral à partir des images angiographiques.

Ce travail propose une approche qui se sert de l'imagerie en médecine pour suivre l'évolution d'une pathologie ou bien la localiser. Pour atteindre ce but nous avons développé deux approches pour l'extraction du réseau vasculaire cérébral : Une approche classique (Détection de contour, level sets, split & merge...) et une approche morphologique basée sur la LPE.

Les résultats obtenus par les deux approches sont satisfaisants, néanmoins l'approche morphologique a permis de reconstruire la totalité du réseau vasculaire cérébral grâce à une opération de reconstruction morphologique.

## *Mots-clés*

Réseau vasculaire cérébral, ARM, Segmentation, level sets, LPE.

## *Abréviations*

**AVC** : accidents vasculaires cérébraux.

**ARM** : angiographie par résonance magnétique.

**ARM TOF** : angiographie par résonance magnétique par temps de vol.

**ARM PC** : angiographie par résonance magnétique par contraste de phase.

**TR** : temps de répétition.

**TE** : temps effectué.

**LPE** : ligne de partage des eaux.

**MM** : Morphologie Mathématique.

**NG** : niveau de gris.

**CHF** : chapeau haut de forme.