

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE
ECOLE NATIONALE POLYTECHNIQUE.



DEPARTEMENT D'ELECTRONIQUE

*Mémoire de fin d'études
En vue de l'obtention du
Diplôme d'ingénieur d'état en Electronique*

Theme

*Segmentation des tissus cérébraux
sur des Image par Résonance
Magnétique*

Proposé et dirigé par :

Réalisé par:

M^{me} : R. SOUKHAL HAROUN

M^{lle} : Bouabida Naima

- Promotion : Septembre 2007 -

Dédicaces

Dédicaces

Je dédie ce modeste travail à

*A ma très chère mère : O'URDIA
Symbole grandiose de patience et de beaucoup d'amour*

*A mon très cher père : ALI
Pour sa compréhension et pour ce qu'il a enduré pour m'offrir le bonheur
et la confiance.*

*A mon fiancé : NACER
Qui m'a encouragé, aidé et soutenu*

*A mes sœurs :
ZO'HRRA, TAOES, DJEDJEGA, ANISSA et son époux MOHAMED
et leur fils ADAM*

*A mes frères :
MOHAMED, REZKI, ATHMENE et sa femme LY'NDA*

*A mes amies :
KARIMA, SAMIA, KANZA, FARIDA, DJAMILA,...*

REMERCIEMENTS

Tout d'abord je remercie le Bon DIEU, le Clément de m'avoir donné la foi et le courage de terminer ce projet.

Mes profonds remerciements vont à ma promotrice Mme R.SOUKHAL HAROUN qui m'a donné l'occasion de travailler sur un sujet passionnant, et pour sa confiance, ses conseils judicieux et sa collaboration.

Je remercie Dr L.HAMAMI, enseignante à l'Ecole Nationale Polytechnique, de m'avoir fait l'honneur de présider le jury et pour ses encouragements de valeur.

Mes remerciements vont aussi à Mme A.MOUSSAOUI pour avoir accepté d'examiner ce modeste travail.

Ma profonde gratitude à toutes les personnes ayant contribué à ma formation.

Table des matières

1 Introduction générale	1
-------------------------------	---

Chapitre I

Imagerie par Résonance Magnétique et anatomie du cerveau

1 Introduction	3
2 l'anatomie du cerveau.....	3
2.1 Point de vue macroscopique.....	3
2.2 Etude des structures cérébrales.....	4
2.2.1 Le système ventriculaire.....	4
2.2.2 Les principaux tissus de cerveau.....	4
2.2.3 Le télencéphale.....	5
2.2.4 Le diencéphale.....	7
2.2.5 Le mésencéphale.....	8
2.2.6 Le pont et le cervelet.....	8
2.7 Le bulbe.....	8
3 Représentation du cerveau en imagerie médicale.....	9
3.1 Définition des plans de coupe en imagerie médicale.....	9
4 Imagerie par Résonance Magnétique.....	11
4.1 La résonance magnétique nucléaire du proton.....	12
4.1.1 Précession.....	12
4.1.2 Le phénomène de Résonance.....	12
4.1.3 Relaxation et temps de relaxation.....	13
4.2 Création d'une image IRM.....	14
4.2.1 Paramètres de séquence.....	14
4.3 Séquences IRM.....	15
4.3.1 Image pondérée en densité de protons.....	16
4.3.2 Image pondérée en T_2	16
4.3.3 Image pondérée en T_1	16
4.3.4 Séquence FLASH.....	17
4.4 Les défauts des images.....	17
4.4.1 Bruit	17

Table des matières

4.4.2 Le mouvement	17
4.4.3 Variation du champ magnétique.....	18
4.4.4 Effet de volume partiel.....	18
5 Conclusion.....	19

Chapitre II

Techniques de segmentation d'images

1 Introduction.....	20
2 Pourquoi le traitement d'image.....	20
3 Définition d'une image	21
4 Caractéristiques d'une image numérique.....	21
4.1 Pixel.....	21
4.2 Voisinage d'un pixel	22
4.3 Connexité.....	22
4.4 Contraste.....	22
4.5 Résolution.....	22
4.6 Histogramme	23
4.7 Bruit.....	24
5 Définition d'un système de traitement d'image	24
5.1 L'acquisition	24
5.2 Le prétraitement.....	25
5.3 La segmentation	25
5.4 L'analyse.....	25
5.5 La décision	26
6 Le prétraitement	25
6.1 Modification d'histogramme.....	26
6.2 Binarisation par seuillage.....	27
6.3 Le filtrage.....	29
6.3.1 Les filtres linéaires.....	29
6.3.2 Filtre non linéaires.....	30
6.3.3 Filtrage morphologique.....	31
7 Segmentation	37

7.1 Détection de contours.....	37
7.1.1 Opérateurs dérivatifs du premier ordre.....	38
7.1.2 Opérateurs dérivatifs du second ordre.....	41
7.2 Approche région.....	41
8 Conclusion	41

Chapitre III

Approches Snake et LPE

1 Introduction	42
2 Extraction du cerveau.....	42
2.1 Définition de contour actif (snake).....	42
2.2 Principes.....	43
2.3 Modèle de snake	44
2.3.1 Energie interne (Eint).....	45
2.3.2 Énergie externe.....	47
2.3.3 Energie de contraintes (Econt).....	47
2.4 Déformation de contours actifs.....	47
2.5 Flux du Vecteur du Gradient (GVF)	52
2.5.1 Principe de l'algorithme.....	52
2.5.2 Calcul du champ GVF (Gradient Vector Flow Field).....	53
2.5.3 Formulations mathématiques du GVF.....	54
3 Segmentation par la ligne de partage des eaux	55
3.1 LPE par simulation d'immersion.....	57
3.2 LPE contrainte par des marqueurs	58
3.3 LPE par filtrage	60
3.3.1 LPE : filtrage spatial.....	61
3.3.2 LPE : filtrage de dynamique.....	61
4 Conclusion.....	62

Chapitre IV

Tests et résultats

1 Introduction.....	64
2 L'acquisition.....	64
3 Prétraitement.....	64
4 Segmentation.....	65
4.1 Edition de l'encéphale.....	65
4.1.1 Détection de contour par les opérateurs classiques.....	66
4.1.2 Segmentation par le contour actif traditionnel.....	67
4.1.3 Segmentation par l'algorithme de contours actifs (le GVF).....	70
4.2 Segmentation par la ligne de partage des eaux.....	73
5 Description du logiciel.....	76
5.1 Interface principale.....	76
5.2 La barre des menus.....	77
5.2.1 Commande ouvrir.....	77
5.2.2 Commande d'histogramme.....	78
5.2.3 Commande enregistrer sous (save as).....	79
5.2.4 Menus des opérateurs classiques.....	80
5.2.5 Menu de filtrage.....	81
5.2.6 La commande suivante.....	82
5.2.7 La commande de contour actif.....	82
5.2.8 La commande LPE.....	82
6 Conclusion.....	83
Conclusion générale.....	84

Chapitre I

Imagerie par Résonance Magnétique et anatomie du cerveau

FIG. 1.1 Le cerveau humain.....	3
FIG. 1.2 Une coupe de cerveau humain	3
FIG. 1.3 Vue postérieure 3D du système ventriculaire.....	4
FIG. 1.4 Les lobes.....	6
FIG. 1.5 Coupe frontale de l'encéphale humain.....	7
FIG. 1.6 Principaux tissus du cerveau.....	7
FIG. 1.7 Tronc cérébral.....	9
FIG.1.8 Définition des plans de coupe en imagerie médicale.....	9
FIG. 1.9 Les trois axes de coupe pour la visualisation du cerveau.....	10
FIG. 1.10 Coupes du cerveau.....	10
FIG. 1.11 Machine IRM.....	11
FIG.1.12 Installation du patient pour l'examen.....	11
FIG. 1.13 Contrôle des images par le manipulateur au cours de l'examen	11
FIG. 1.14 Moment magnétique.....	12
FIG. 1.15 Retour à l'équilibre du vecteur aimantation.....	13
FIG. 1.16 Quelques séquences IRM illustrées sur une coupe de cerveau.....	17
FIG. 1.17 L'effet de volume partiel se produisant à la frontière entre deux tissus	19
FIG. 1.18 Observation de l'effet de volume partiel.....	19

Chapitre II

Techniques de segmentation d'images

FIG. 2.1 Image en pixels.....	21
FIG. 2.2 Voisinage d'un pixel.....	22
FIG. 2.3 Histogramme d'une image.....	23
FIG. 2.4 Système d'analyse d'image.....	24
FIG. 2.5 Système d'acquisition.....	25
FIG. 2.6 Principe de modification d'histogramme.....	27
FIG. 2.7 Choix du seuil sur l'histogramme.....	28

Liste des figures

FIG. 2.8 Filtrage médian.....	31
FIG. 2.9 Dilatation.....	33
FIG. 2.10 Dilatation de A par B.....	33
FIG. 2.11 Erosion.....	35
FIG. 2.12 Erosion de A par B.....	35
FIG. 2.13 Ouverture.....	36
FIG. 2.14 Ouverture et fermeture de X par B.....	36

Chapitre III

Approches Snake et LPE

FIG. 3.1 Image originale.....	42
FIG. 3.2 L'édition de l'encéphale.....	42
FIG. 3.3 Exemple d'un snake qui épouse le corps de l'araignée.....	43
FIG. 3.4 Principe des contours actifs.....	44
FIG. 3.5 La convergence à une concavité.....	52
FIG. 3.6 Le champ GVF.....	53
FIG. 3.7 Le champ GVF démarre loin de la forme.....	55
FIG. 3.8 Le champ GVF pénètre dans les concavités.....	55
FIG. 3.9 Lignes des partages des eaux.....	56
FIG. 3.10 Le plus court chemin géodésique entre x et y.....	56
FIG. 3.11 LPE avec ensemble des marqueurs.....	58
FIG. 3.12 Détermination des marqueurs.....	59
FIG. 3.13 a) LPE non contrainte b) LPE contrainte.....	59
FIG. 3.14 LPE par filtrage.....	60
FIG. 3.15 LPE par filtrage spatial.....	61
FIG. 3.16 LPE par filtrage dynamique.....	61

Chapitre IV

Tests et résultats

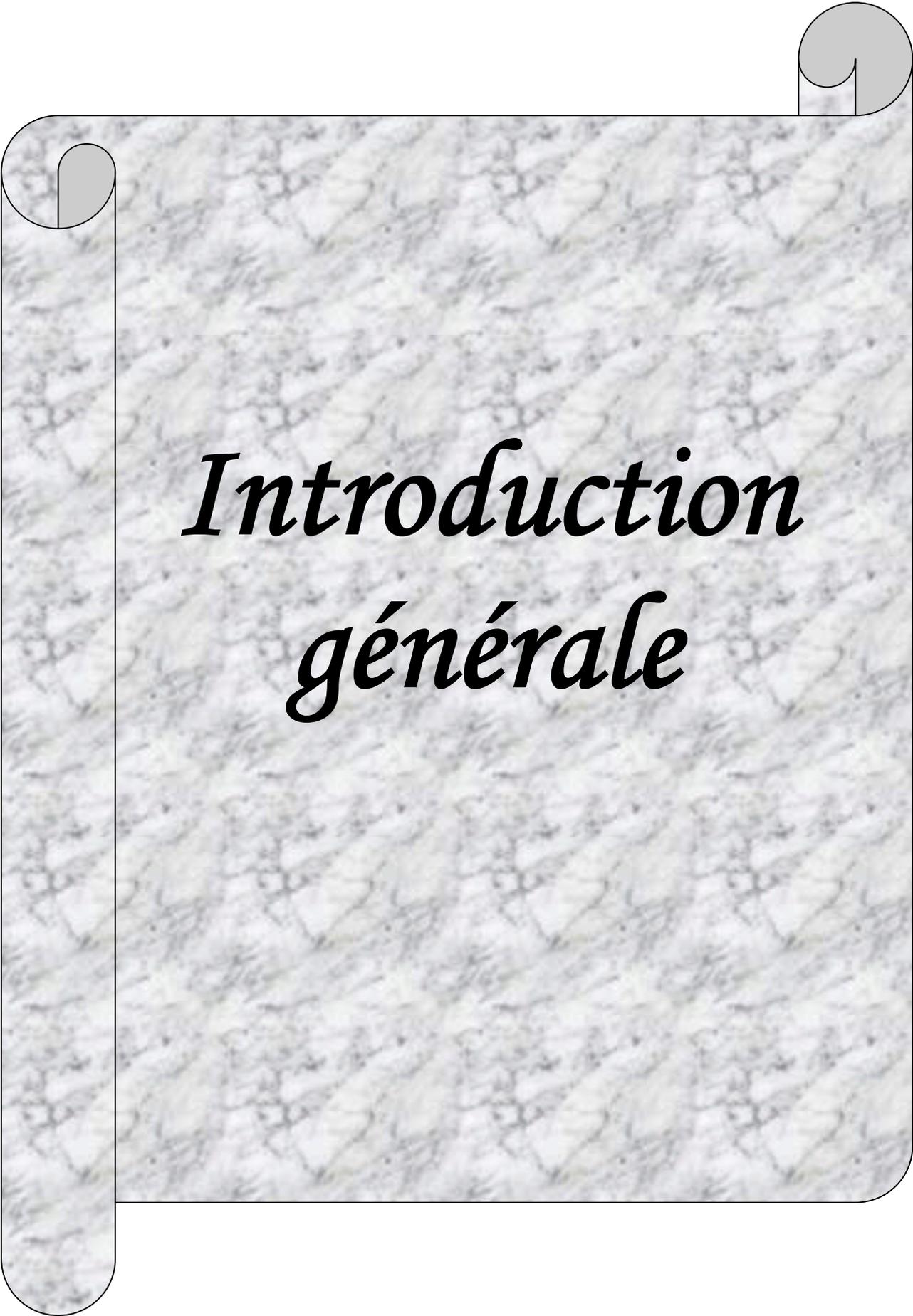
FIG. 4.1 Image originale.....	65
FIG. 4.2 Le filtre moyenneur.....	65
FIG. 4.3 Le filtre median.....	65
FIG. 4.4 La dilatation.....	65
FIG. 4.5 Image originale.....	66
FIG. 4.6 Image traitée : opérateur Sobel.....	66
FIG. 4.7 Image traitée : opérateur Prewitt.....	66
FIG. 4.8 Image traitée : opérateur Robert.....	66
FIG. 4.9 Le contour initial.....	67
FIG. 4.10 Le contour dans le champ.....	67
FIG. 4.11 La déformation de contour actif.....	67
FIG. 4.12 Le contour initial $a=15, b=0$	68
FIG. 4.13 Le contour dans le champ.....	68
FIG. 4.14 La déformation de contour actif.....	69
FIG. 4.15 Le contour initial.....	70
FIG. 4.16 Le champ GVF.....	70
FIG. 4.17 La déformation de contour GVF.....	70
FIG. 4.18 Le contour initial $a=15, b=0$	71
FIG. 4.19 Le contour dans le champ GVF.....	71
FIG. 4.20 La déformation de contour GVF.....	72
FIG. 4.21 L'image originale.....	73
FIG. 4.22 Gradient de l'image.....	73
FIG. 4.23 La ligne de partage des eaux.....	73
FIG. 4.24 LPE et les marqueurs.....	74
FIG. 4.25 Image négative.....	74
FIG. 4.26 LPE et le gradient.....	74
FIG. 4.27 LPE et les marqueurs.....	74
FIG. 4.28 La MB en utilisant le filtrage.....	75
FIG. 4.29 La MB en utilisant les marqueurs.....	75
FIG. 4.30 L'interface du logiciel.....	76
FIG. 4.31 La boîte de dialogue pour ouvrir.....	77

Liste des figures

FIG. 4.32 L'histogramme de niveaux de gris.....	78
FIG. 4.33 La boîte de dialogue pour enregistrer sous.....	79
FIG. 4.34 Menu des operateurs classiques.....	80
FIG. 4.35 Menu de filtrage.....	81
FIG. 4.36 La commande de contour actif.....	82

Liste des tableaux

Tab.1.1 Temps de relaxation de différents tissus cérébraux ($B_0=1.5$ T).....14



*Introduction
générale*

Introduction générale

Pendant des siècles, le médecin n'a eu à sa disposition, pour se représenter les atteintes d'une maladie, que des signes extérieurs et indirects. Ils n'étaient pas négligeables et l'expérience du praticien, indispensable, permettait de relier l'état et l'aspect du patient à une maladie particulière. La représentation qu'il pouvait avoir des organes atteints n'émanait que des déductions fondées sur de précédentes autopsies. Mais tout ceci ne permettait pas au praticien de voir l'intérieur du corps de son patient, bien vivant, afin de se représenter l'état réel des organes malades et connaître l'évolution de la maladie.

La naissance de l'imagerie médicale a permis au médecin de cette décennie de voir en image l'état d'un organe, de localiser ses défauts, et d'observer son comportement au cours du temps.

L'une des méthodes récentes d'imagerie médicale est l'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM), c'est une technique non invasive et indolore qui permet d'observer un organe en représentation tridimensionnelle (3D). Elle exploite l'effet du champ magnétique sur les tissus suivant leur teneur en eau. En effet, la différence des teneurs en eau des tissus se traduit par différents contrastes sur l'image.

L'IRM offre plusieurs séquences d'images, leur appellation dépend de leur pondération (ou contraste), il existe des images pondérées T_1 (ou séquence T_1), images pondérées T_2 et des images pondérées en densité protonique, les contrastes des tissus étant différent d'une pondération à une autre, chaque pondération peut offrir aux cliniciens des informations différentes.

L'objectif de notre travail est la segmentation des images IRMs du cerveau humain, cette segmentation permet d'extraire les trois principales matières composant le cerveau : la Matière Blanche (MB), la Matière Grise (MG) et le Liquide Céphalo-Rachidien (LCR).

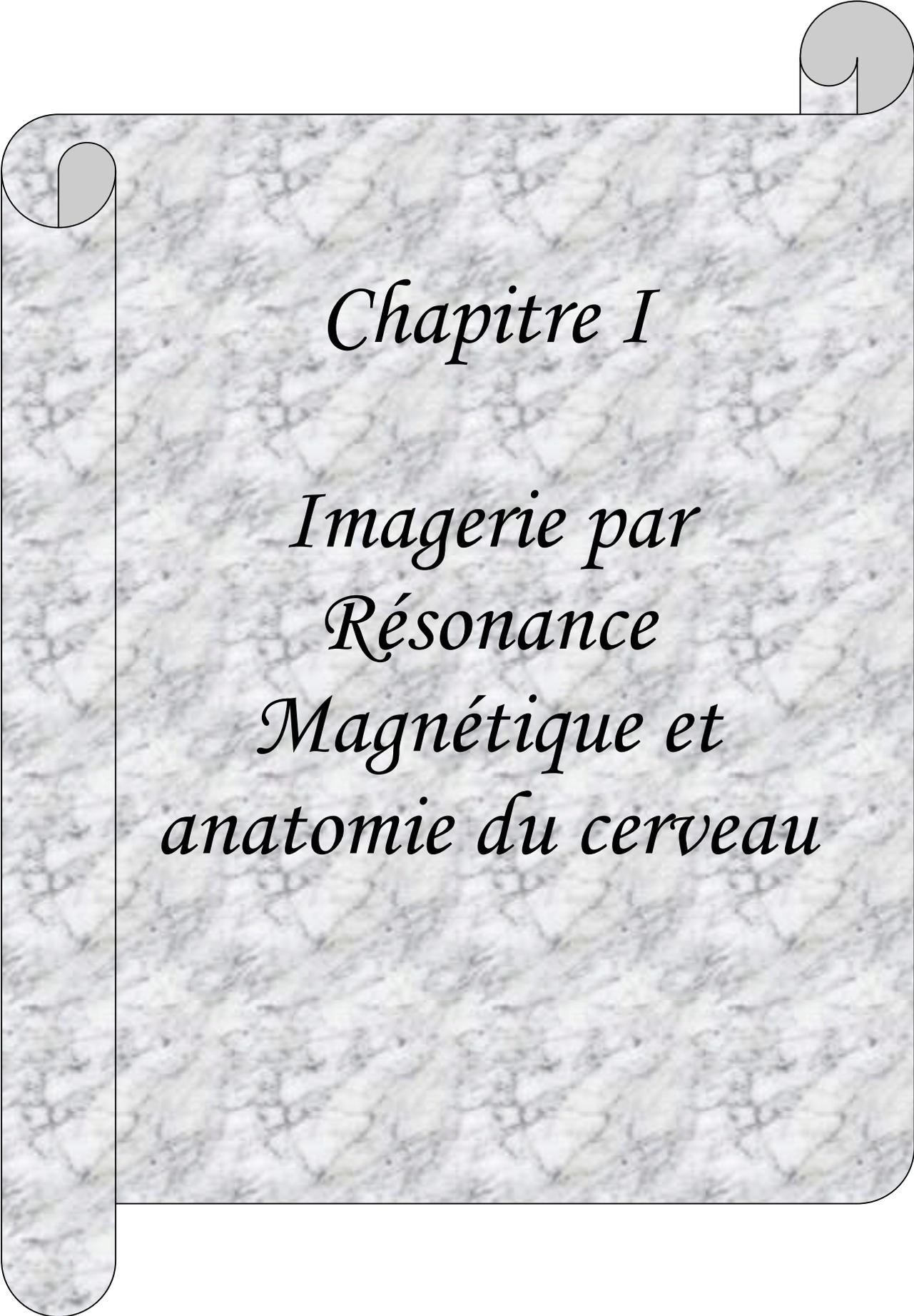
Il existe plusieurs algorithmes de segmentation d'images, selon le cas à résoudre. Or chaque méthode possède ses avantages et ses limites d'utilisation

Notre mémoire est organisée de la manière suivante:

Après cette introduction, nous présentons les chapitres suivants :

- Chapitre 1: Ce chapitre est dédié au cadre d'application de ce mémoire. Il présente quelques notions d'anatomie du cerveau ainsi que les principes fondamentaux de la technique de l'imagerie par résonance magnétique et il fournit une description générale de l'objectif de notre travail.
- Chapitre 2 : Ce chapitre résume les bases sur analyse et le traitement d'image, le prétraitement, la segmentation.
- Chapitre 3 : Ce chapitre explique les principaux algorithmes de segmentation utilisés dans notre travail, nous présentons au début le contour actif ensuite la ligne de partage des eaux.
- Chapitre 4 : Ce chapitre présente les résultats obtenus.

Nous terminerons ce mémoire par une conclusion et donnons quelques perspectives.



Chapitre I

Imagerie par
Résonance
Magnétique et
anatomie du cerveau

1 Introduction

L'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM) connaît de nouveaux développements techniques qui la rendent plus que jamais primordiale pour les recherches en neurosciences.

Depuis son invention, à la fin des années 1960 par Raymond Damadian, puis son perfectionnement en 1973 par Paul Lauterbur et Peter Mansfield – tous deux Prix Nobel de médecine 2003 – l'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM) n'a cessé de progresser. Elle parvient maintenant à des résolutions très fines, inférieures au mm^3 , et peut être utilisée pour obtenir des images anatomiques, fonctionnelles ou même moléculaires du cerveau. Des progrès dus surtout à de nouveaux détecteurs, aux améliorations informatiques de l'acquisition des données et à des champs magnétiques plus intenses. À travers ce chapitre nous présentons dans une première partie succinctement l'anatomie du cerveau, dans une seconde partie les caractéristiques des IRM, plus particulièrement celle du cerveau.

2 Anatomie du cerveau

2.1 Point de vue macroscopique

Le cerveau humain (voir la Figure 1.1 et la Figure 1.2) est un organe de forme schématiquement ovoïde, dont le volume moyen est de 1100 cm^3 chez la femme et de 1400 cm^3 chez l'homme, et dont le poids varie de 1400 à 1800 grammes. Il est placé dans la boîte crânienne mais n'est pas directement au contact de la cavité osseuse. Il est situé dans une enceinte liquidienne dont la particularité est d'être à la fois à l'extérieur (les espaces sous-arachnoïdiens) et à l'intérieur du cerveau (le système ventriculaire). L'enceinte ventriculosous-arachnoïdienne est localisée dans l'enveloppe méningée durale qui s'étend du crâne, où elle adhère à l'os, à la colonne vertébrale, où elle est à distance du canal osseux (espace épidual).[1,9]

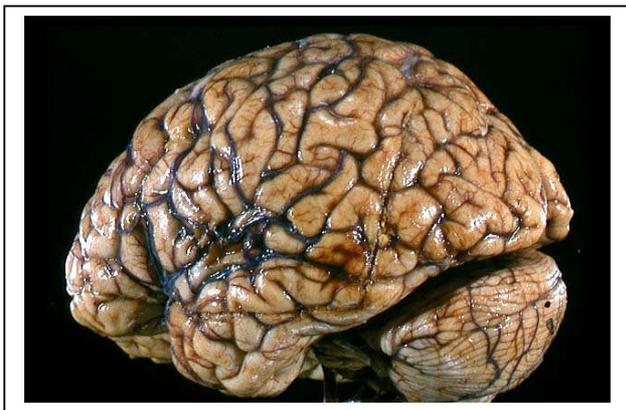


FIG. 1.1 Le cerveau humain

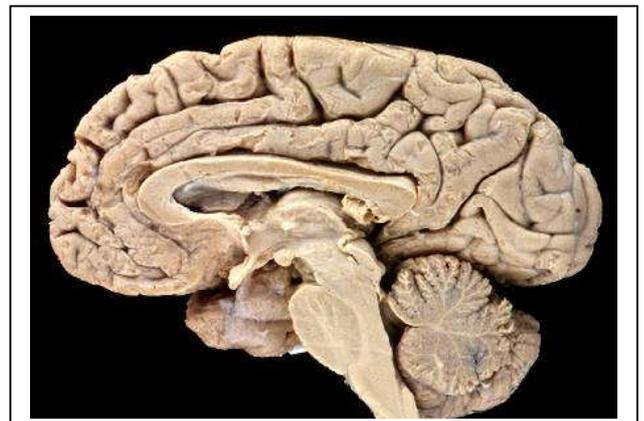


FIG. 1.2 Une coupe de cerveau humain

2.2 Etude des structures cérébrales

Selon une classification ontogénique, le cerveau est divisé en quatre parties hiérarchiquement organisées : le télencéphale, le plus élaboré, puis le diencephale, le mésencéphale et le myélocéphale, auquel on ajoute le système ventriculo-sous-arachnoïdien et un réseau vasculaire. Le cerveau est en outre composé de trois matières principales, la Matière Blanche (MB), la Matière Grise (MG) et le Liquide Céphalo-Rachidien (LCR). Dans la suite de ce mémoire, ces trois matières seront nommées par abus de langage tissus cérébraux.

2.2.1 Le système ventriculaire

Le système ventriculaire est un ensemble de quatre cavités (deux ventricules latéraux, le troisième (V3) et le quatrième (V4) ventricules) et de communications (l'aqueduc du cerveau reliant le V3 et le V4, les trous de Monro qui font communiquer les ventricules latéraux et le V3). Ces cavités contiennent du LCR sécrété essentiellement par les plexus choroïdes ventriculaires. La Figure I.3 représente le système ventriculaire.

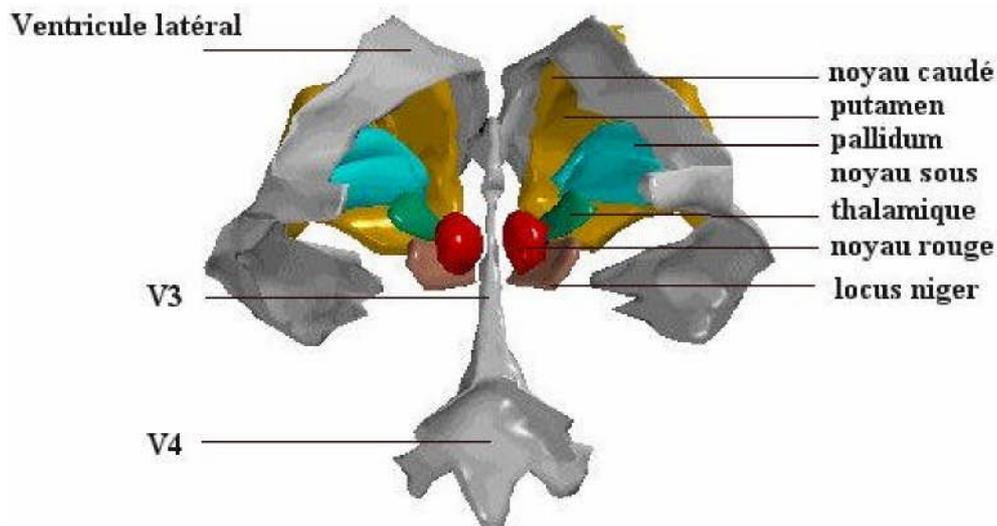


FIG. 1.3 Vue postérieure 3D du système ventriculaire

2.2.2 Les principaux tissus de cerveau

➤ Le Liquide céphalo-Rachidien (LCR)

Le Liquide céphalo-Rachidien (LCR) circule dans les ventricules vers les espaces sous-arachnoïdiens, et est résorbé par voie veineuse en périphérie du cerveau, de sorte qu'il est renouvelé environ trois fois par jour. Le LCR constitue un coussin liquide protégeant l'encéphale et la moelle épinière contre les coups et les traumatismes. Le Liquide Céphalo-

Rachidien permet également l'élimination des déchets rejetés par les cellules du système nerveux.

➤ *Matière grise*

Le cerveau comporte une couche externe de matière grise d'environ 3 mm d'épaisseur appelée cortex. L'écorce grise recouvre toute la surface extérieure des hémisphères et s'enfonce entre les circonvolutions. Elle est formée de cellules nerveuses disposées en six couches. L'épaisseur et les caractéristiques de ces couches varient selon la région cérébrale. Certaines cellules sont associatives, d'autres réceptrices des sensibilités et des activités sensorielles, d'autres enfin, les plus grandes, sont des cellules motrices. Sur cette disposition laminaire, les connections neuronales se font en colonnes verticales, et en réseau parallèle à la surface. Cette disposition apporte des capacités fonctionnelles complémentaires au niveau des aires motrices, sensibles et sensorielles.

➤ *Matière blanche*

La matière blanche occupe l'espace compris entre le cortex, les noyaux gris centraux et les ventricules. On lui distingue plusieurs territoires appelés capsule extrême, capsule interne et centre ovale. La substance blanche contient des fibres nerveuses myélinisées issues des cellules du cortex ou y parvenant. La substance blanche contient aussi, en particulier dans le centre ovale, des fibres d'association intra et inter hémisphériques. Ainsi, certains axones permettent le transfert d'informations d'un hémisphère à l'autre, par l'intermédiaire de commissures (antérieure et postérieure, fornix et corps calleux). D'autres font communiquer deux lobes ou deux gyri dans un même hémisphère.

2.2.3 Le télencéphale

Le télencéphale est la région du cerveau la plus développée chez l'homme et est considérée comme le lieu où sont localisées les fonctions supérieures. Il est composé de deux grandes régions, le parenchyme (cortex et substance blanche) et les corps striés.

➤ *Le parenchyme*

Le cerveau est divisé en deux hémisphères droit et gauche. Sa surface est parcourue de sillons (sulci), qui délimitent de gros plis de substance grise appelés circonvolutions cérébrales ou gyri.

Bien que tous les cerveaux humains aient en commun la présence des sillons et de circonvolutions, ils présentent des variations anatomiques. Deux sillons profonds remarquables sont présents sur chaque hémisphère : le sillon central (ou scissure de Rolando), et le sillon latéral (ou scissure de Sylvius). Chaque hémisphère est divisé en quatre aires principales appelées lobes (frontal, pariétal, temporal et occipital) (voir la Figure 1.4), séparés par des scissures. Chaque lobe est préférentiellement dédié à une tâche. Ainsi, les lobes occipitaux prennent en charge la vision. Les lobes pariétaux traitent principalement des fonctions liées à la sensibilité (peau, articulations), au mouvement, à l'orientation, au calcul et à certaines formes de reconnaissances. Les lobes temporaux sont affectés à l'interprétation des sons, d'une partie du langage et à certains aspects de la mémoire. Enfin les lobes frontaux se chargent des fonctions cérébrales plus intégrées comme la pensée, et jouent un rôle fondamental dans l'appréciation consciente des émotions. De nombreux axones enfin partent du cortex vers des aires spécifiques du système nerveux central, comme la moelle épinière, en passant par la capsule interne.

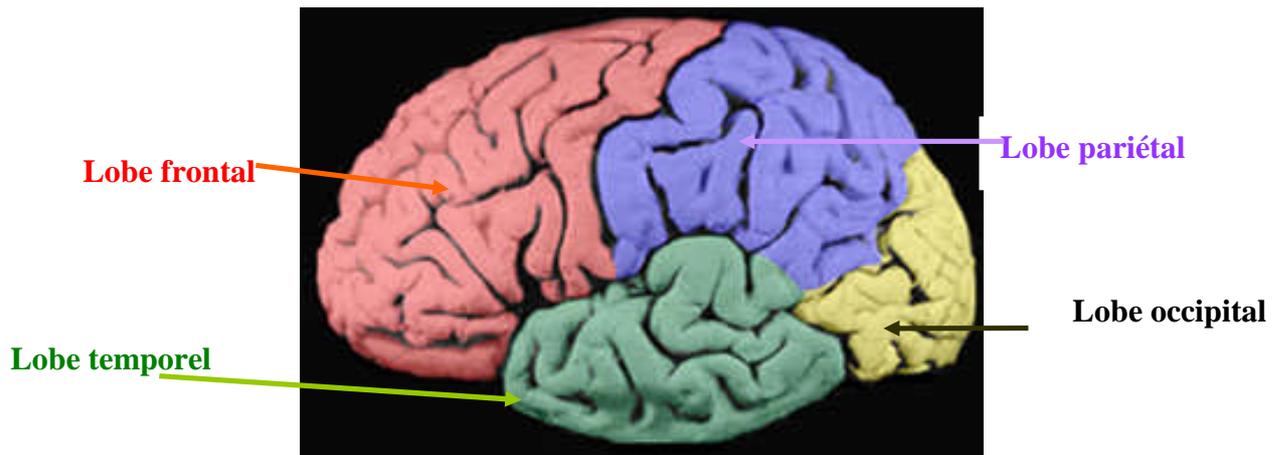


FIG. 1.4 Les lobes

➤ *Corps striés*

Les corps striés sont des regroupements de neurones disposés profondément par rapport à l'écorce corticale. Les corps striés regroupent trois noyaux: le noyau caudé, le noyau lenticulaire et le claustrum. Le noyau lenticulaire est lui-même formé de deux parties : la partie externe s'appelle putamen, qui forme avec le noyau caudé un complexe nommé néo striatum ; la partie interne s'appelle pallidum. Ces noyaux sont des centres sous-corticaux de la fonction motrice, responsables essentiellement de la motricité automatique. Ils sont en connexion avec le cortex moteur au-dessus, et des noyaux sous-jacents. Les corps striés, le thalamus, l'hypothalamus et les noyaux sous-opto-striés forment un ensemble appelé noyaux gris centraux. (Voir La Figure 1.5) présente la localisation 3D de certains noyau gris centraux sur une vue comprenant le

système ventriculaire. Les noyaux étant symétriques par rapport au plan inter hémisphérique, les légendes sont mentionnées pour le coté gauche seulement. [1]

2.2.4 Le diencéphale

Le diencéphale est situé au centre du cerveau, entre les deux hémisphères cérébraux. Il est composé du thalamus, de l'hypothalamus et de la région autour du V3.

Thalamus : c'est une masse de substance grise qui est le grand carrefour auquel aboutissent principalement les sensibilités et les impressions sensorielles. C'est un véritable centre de triage qui répartit et modifie les informations sur les différentes zones du cortex et les noyaux du tronc cérébral.

L'hypothalamus est l'étage fonctionnel le plus élevé du système nerveux végétatif. Il gère la faim, la soif, la température corporelle et d'autres fonctions de contrôle hormonal.

Le diencéphale comporte, outre ces deux structures fondamentales, les corps genouillés médiaux et latéraux, associés respectivement aux centres de contrôle auditif et visuel, ainsi que le noyau sous-thalamique et la glande pinéale. [1,10]

La Figure 1.6 présente les principales structures évoquées dans les paragraphes précédents

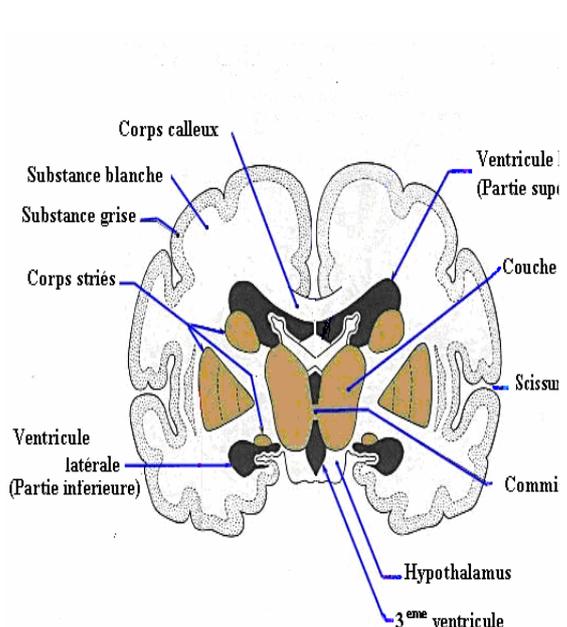


FIG. 1.5 Coupe frontale de l'encéphale humain

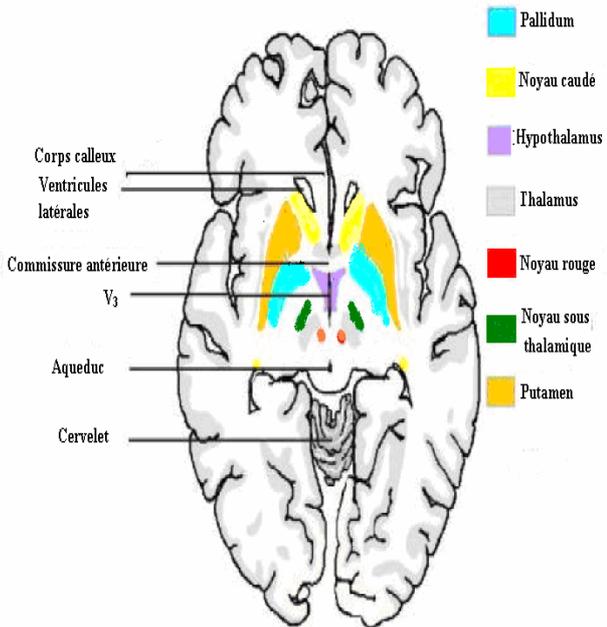


FIG. 1.6 Principaux tissus du cerveau

2.2.5 Le mésencéphale

Le mésencéphale est situé entre le diencephale et le pont. Il est traversé par l'aqueduc du cerveau qui transporte le LCR depuis le V3 vers le V4. En arrière de l'aqueduc se trouve le tectum, et en dessous est situé le tegmen qui contient des faisceaux de fibres relayant les noyaux gris centraux comme le noyau rouge et la substance grise du tronc. Le tegmen contient également les noyaux de deux nerfs crâniens, le nerf oculomoteur (IIIème) et le nerf trochléaire (IVème) qui contrôlent le mouvement des yeux. Enfin, à la partie la plus centrale se trouve une paire de faisceaux de fibres motrices provenant de la capsule interne (faisceau pyramidal), qui constituent les pédoncules cérébraux. Des faisceaux provenant directement ou indirectement de la moelle épinière passent aussi par le tegmen (sensibilité, douleur,...).

2.2.6 Le pont et le cervelet

Le pont et le cervelet constituent la quatrième division du cerveau. Le cervelet est une sorte de petit cerveau, situé à la face postérieure du tronc cérébral. Il est composé d'un lobe médian appelé vermis, de deux lobes latéraux très volumineux, les lobes cérébelleux et d'un petit lobe antérieur à disposition transversale appelé lobe flocculo-nodulaire. Le cervelet est localisé sous le lobe occipital, duquel il est séparé par une membrane épaisse (la tente du cervelet). Il gère l'équilibre et la coordination de l'activité motrice. Il communique avec la moelle épinière et les noyaux gris par l'intermédiaire de trois couples de faisceaux de fibres : les pédoncules cérébelleux supérieur, médian et inférieur. (Voir la Figure 1.7)

Le pont quant à lui est séparé du cervelet par le V4, et contient de nombreux faisceaux de fibres (dont le faisceau pyramidal) ainsi que les cellules de 3 nerfs crâniens, le nerf trijumeau (Vème), le nerf oculomoteur externe (VIème), et le nerf facial (VIIème). Il permet le transport des informations depuis le cortex jusqu'au cervelet, et sert aussi de voie de passage.

2.7 Le bulbe

Le bulbe est la dernière division du cerveau (Voir la Figure 1.7). Il rejoint le canal rachidien par le foramen magnum. Il contient de nombreux faisceaux de fibres, ainsi que les cellules des nerfs cochléo-vestibulaire (VIIIème), glossopharyngien (IXème), vague (Xème), spinal (XIème) et hypoglosse (XIIème). Les centres des systèmes respiratoire et cardiaque sont également situés dans le bulbe

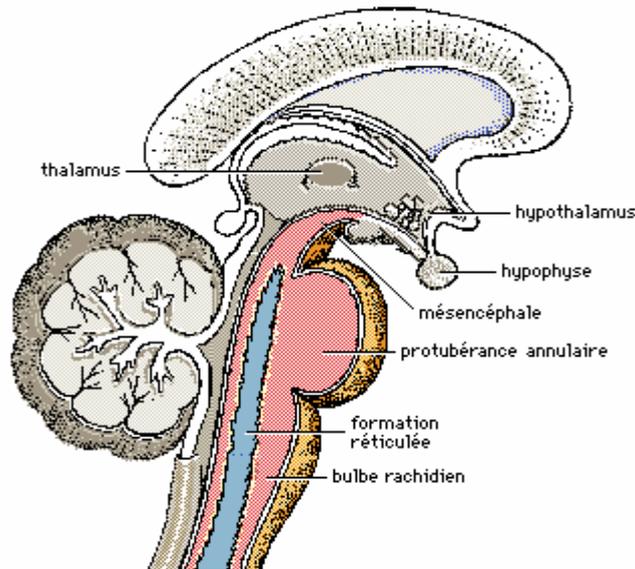


FIG.1.7 Tronc cérébral

3 Représentation du cerveau en imagerie médicale

3.1 Définition des plans de coupe en imagerie médicale

Les images médicales sont généralement visualisées dans trois plans de coupe (frontal, sagittal et axial) (Voir la Figure 1.8). Ces trois vues permettent de représenter en 3D les structures cérébrales en analysant simultanément leur position sur les coupes correspondantes.[1]

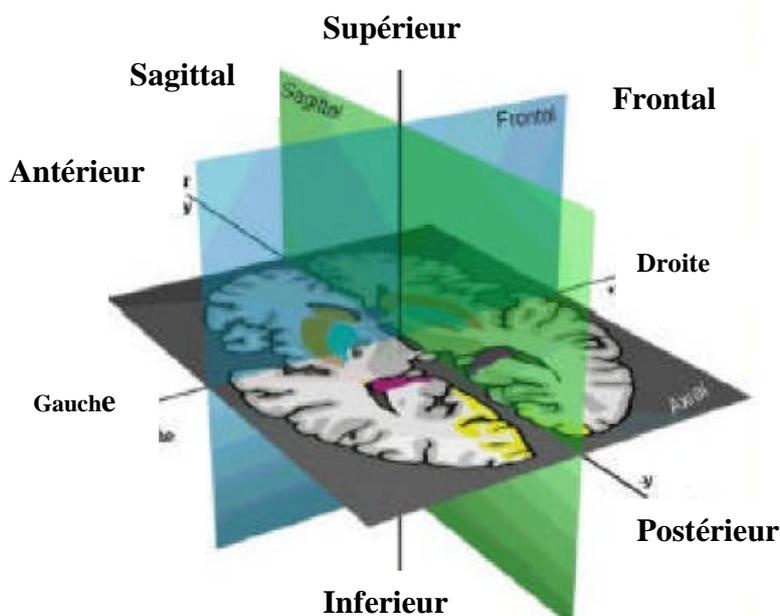


FIG.1.8 Définition des plans de coupe en imagerie médicale

➤ *Coupe axiale*

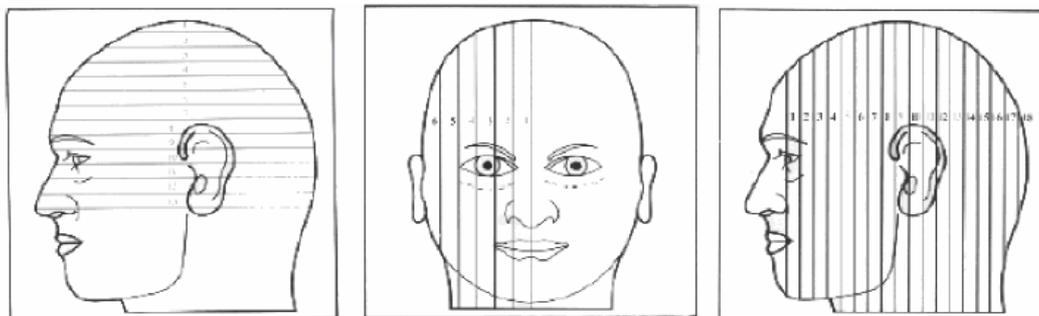
Cette coupe représente une vue de dessus du cerveau. Elle correspond à un plan perpendiculaire au champ magnétique statique.

➤ *Coupe sagittale*

Cette coupe est relative à un plan parallèle au plan inter-hémisphérique. Il s'agit de vue latéral du cerveau.

➤ *Coupe frontale (ou coronale)*

Cette coupe est une vue de face du cerveau. Elle est acquise sur le plan perpendiculaire aux coupes axiale et sagittaire. [11]

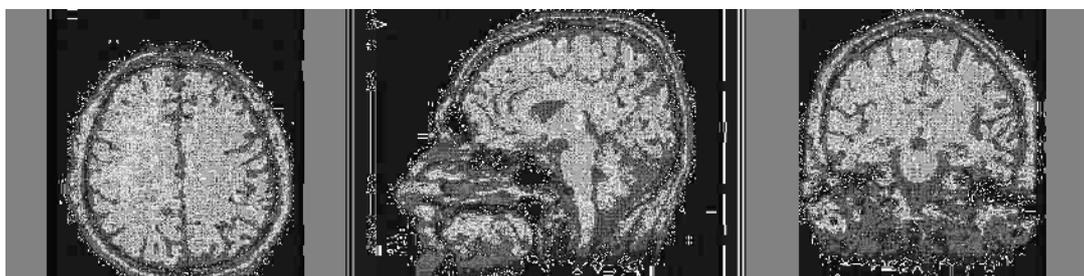


a) Coupe axiale

b) Coupe sagittale

c) Coupe frontale (coronale)

FIG. 1.9 Les trois axes de coupe pour la visualisation du cerveau.



a) Coupe axiale

b) Coupe sagittale

c) Coupe frontale (coronale)

FIG. 1.10 Coupes du cerveau.

4 Imagerie par Résonance Magnétique

Un examen d'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM) est une technique d'examen qui permet de créer des images d'une partie de corps ou des organes à l'aide d'un appareil d'imagerie médicale (voir la Figure 1.11 et la Figure 1.12). Cet appareil utilise un aimant très puissant qui fait réagir un composant de notre corps qu'on appelle l'hydrogène. L'hydrogène est présent dans les molécules d'eau du Corps humain.

Une IRM permet ainsi de réaliser une succession de photographies de l'intérieur du corps (plusieurs dizaines d'images). Les images sont visualisées sur un écran d'ordinateur sous forme de coupes. (Voir la Figure 1.13)[19]



FIG.1.11 Machine IRM



FIG.1.12 Installation du patient pour l'examen



FIG.1.13 Contrôle des images par le manipulateur au cours de l'examen

4.1 La résonance magnétique nucléaire du proton

4.1.1 Précession

Placé dans un champ magnétique statique B_0 , le moment magnétique d'un proton va tourner très rapidement autour de l'axe u_z en décrivant un cône de révolution (voir la Figure 1.14). La fréquence avec laquelle se produit cette rotation, dite mouvement de précession, est donnée par

$$\text{la relation de Larmor : } f_0 = \gamma \frac{B_0}{2\pi} \quad 1.1$$

Où γ est le rapport gyromagnétique du proton.

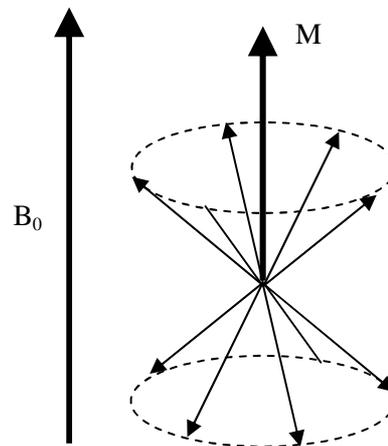


FIG. 1.14 Moment magnétique.

Ainsi, sous l'influence de B_0 , les protons produisent un moment magnétique macroscopique (ou aimantation) d'équilibre M_0 orienté dans la direction de B_0 . [1,11]

4.1.2 Le phénomène de Résonance

Pour qu'il y ait résonance il faut que l'onde radiofréquence tourne à la même fréquence que f_0 . Cette fréquence est la fréquence de résonance, elle est appelée fréquence de Larmor. Les ondes radio utilisées en IRM ont des durées très brèves, de ordre de la milliseconde, ce sont des impulsions. Le transfert d'énergie de l'onde radio aux noyaux se traduit par un basculement de l'aimantation totale M par rapport à sa position initiale. [11]

4.1.3 Relaxation et temps de relaxation

A l'arrêt de l'onde B_1 , un signal dit de précession libre est enregistré. Il accompagne le retour à la position d'équilibre (en spirale) du vecteur M (voir la Figure 1.15). En particulier, le retour à l'équilibre des projections de l'aimantation sur le vecteur u_z (aimantation longitudinale $M_L = (M \cdot u_z)u_z$) et sur le plan normal à ce vecteur (aimantation transversale $M_T = M - M_L$) est mesuré. Seule M_T participe au signal en générant un signal dans l'antenne réceptrice.

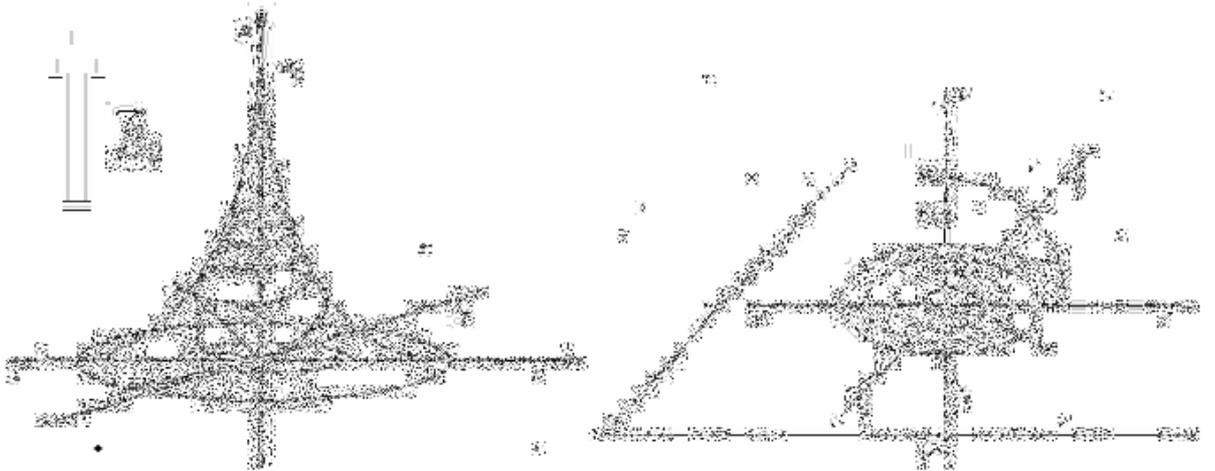


FIG.1.15 Retour à l'équilibre du vecteur aimantation

Ces retours à l'équilibre suivent des cinétiques exponentielles indépendantes, qui dérivent des équations de Bloch :

$$M_L(t) = M_0 - (M_0 - M_L(0))e^{-t/T_1} \quad \text{et} \quad M_T(t) = M_T(0)e^{-t/T_2}$$

où T_1 et T_2 sont respectivement les temps de relaxation longitudinale et transversale, dépendant des propriétés physico-chimiques des tissus.

La substance blanche possède les temps de relaxation T_1 et T_2 les plus courts, le LCR les temps de relaxation les plus longs et la substance grise des valeurs intermédiaires (proches de la substance blanche). (Voir le Tableau 1.1) [1,9,19]

Temps de relaxation	Tissus cérébraux					
	LCR	MG	MB	Méninge	muscle	gras
T ₁ (ms)	800-20000	1090-2150	760-1080	500-2200	950-1820	200-750
T ₂ (ms)	110-2000	61-109	60-100	50-165	20-67	53-94

Tab.1.1 Temps de relaxation de différents tissus cérébraux ($B_0=1.5$ T)

4.2 Création d'une image IRM

Plongés dans un champ magnétique, les protons d'un échantillon homogène résonnent tous à la même fréquence donnée par la relation (1.1). Le principe de la formation d'une image IRM est d'induire une dépendance entre la position d'un proton et ses caractéristiques (fréquence de résonance et phase), en utilisant des gradients de champ magnétique.

4.2.1 Paramètres de séquence

Les paramètres de séquence sont les paramètres que le manipulateur fixe sur la console pour définir la séquence IRM. Ils permettent de contrôler l'influence des différents paramètres tissulaires T₁, T₂ et densité de proton dans le signal («pondération») et de moduler ainsi le contraste dans l'image.

➤ Temps d'écho

Le signal de précession libre ne peut être enregistré directement après l'excitation (déphasage parasite induit par les gradients). C'est pourquoi il est acquis sous la forme d'un écho de spin ou de gradient. Par définition, le délai entre le milieu de l'impulsion d'excitation et le sommet de l'écho est appelé temps d'écho, et noté T_E. Dans la méthode d'écho de spin, les hétérogénéités de B_0 et les différences d'aimantation des tissus sont compensées, alors qu'elles ne le sont pas en écho de gradient. La courbe de décroissance est donc différente pour ces deux techniques. Le temps de relaxation correspondant est donc lui aussi différent. Noté T₂ en écho de spin, il est noté T₂^{*} en écho de gradient (temps de relaxation transversale effectif) et fait intervenir des

éléments extra tissulaires comme la non-uniformité de B_0 . D'une manière générale, le T_E gouverne la pondération en T_2 dans le contraste de l'image.

➤ *Temps de répétition*

L'image est constituée à partir de la répétition de la même séquence avec un gradient de phase G_p d'amplitude différente. Le temps qui sépare deux répétitions est appelé temps de répétition et noté T_R . Le T_R , comme le T_E , est un facteur de contraste. S'il est suffisamment long, toute l'aimantation repousse et le signal ne dépend pas de la vitesse d'aimantation (donc de T_1), mais essentiellement de la densité protonique. S'il est court, le système atteint après quelques répétitions un régime stationnaire et l'aimantation tend vers une valeur d'équilibre dépendant de la vitesse d'aimantation des tissus, et donc de leur T_1 . L'image révèle ainsi les différences de T_1 entre les tissus.[10]

➤ *Angle de bascule*

Si B_1 est orthogonal à B_0 , ce qui est généralement le cas, le phénomène de résonance magnétique bascule l'aimantation M selon un axe perpendiculaire au champ principal B_0 . Si M est basculé à 90° (excitation par une impulsion $\pi/2$), toute l'aimantation est dans le plan transversal et M_L est nulle. En cas de bascule d'un angle inférieur à 90° , seule une partie de l'aimantation est convertie en signal (M_T) et il persiste une aimantation M_L pouvant être utilisée pour une autre excitation. L'angle de bascule correspond donc à une énergie délivrée par le champ B_1 . Le signal S sera d'autant plus faible que cet angle sera petit. En régime stationnaire, l'angle de bascule α intervient dans le contraste de l'image et gouverne la réserve en aimantation. Pour des angles petits ($\alpha < 20^\circ$), la densité protonique est prépondérante. Plus α est grand, plus le T_1 gouverne le contraste.[12]

4.3 Séquences IRM

En modifiant les valeurs des différents paramètres de séquence, une grande diversité de volumes variant par le contraste peut être acquise. Le choix d'un ensemble de paramètres est alors fonction de l'étude clinique sous-jacente. Nous présentons ici les différentes techniques d'acquisitions qui seront utiles dans la suite de ce mémoire. [1,4]

4.3.1 Image pondérée en densité de protons

Pour un T_R long (de l'ordre de 2s) et un T_E court (de l'ordre de 20ms), la différence de densité protonique entre la substance grise et la substance blanche s'exprime. On obtient une séquence pondérée en densité de protons (ou ρ) qui reflète la localisation et la concentration des noyaux d'hydrogène des différentes structures. Les tissus sont ordonnés par niveaux de gris croissants en matière blanche (MB), matière grise (MG) et Liquide Céphalo-Rachidien (LCR) (Voir la Figure 1.16-a).

4.3.2 Image pondérée en T_2

Pour des T_R longs (de l'ordre de 2s) et des T_E longs (environ 90ms), la décroissance du signal domine la différence de densité protonique entre tissus, et le signal est suffisant pour réaliser une image dite pondérée T_2 , où les tissus sont ordonnés par niveaux de gris croissants en MB, MG, LCR (voir la Figure 1.16-b).

- En séquence pondérée en T_2 , le contraste est inversé :
 - La substance blanche est la plus foncée,
 - La substance grise est entre les deux couleurs blanche et noire,
 - Le LCR est le plus clair.

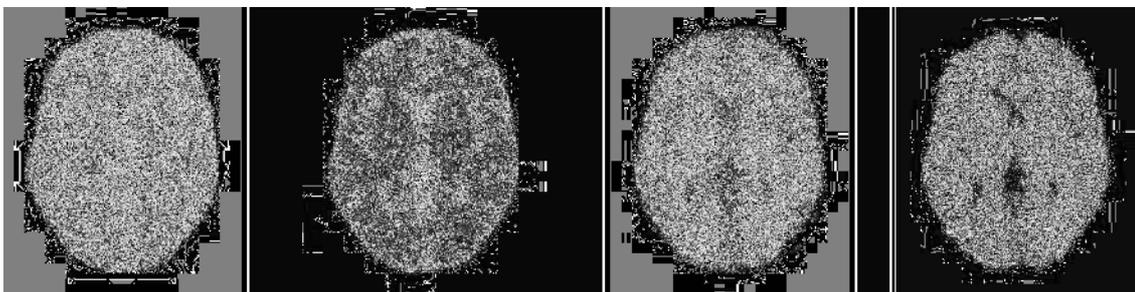
4.3.3 Image pondérée en T_1

Pour des T_R courts (de l'ordre de 600ms), le contraste entre les tissus dépend essentiellement de leur vitesse d'aimantation, donc de T_1 . Pour des T_E courts (environ 20ms), les différences de décroissance du signal entre les tissus n'ont pas le temps de s'exprimer, rendant le contraste indépendant de T_2 . Ainsi, on obtient une image pondérée en T_1 , où les tissus sont ordonnés par niveaux de gris croissants en LCR, MG, MB (Voir la Figure 1.16-c).

- En séquence pondérée en T_1 :
 - La substance blanche est la plus claire, proche du blanc.
 - La substance grise est grise.
 - Le LCR est le plus foncé, il paraît noir.

4.3.4 Séquence *FLASH*

La séquence FLASH3D (Fast Low Angle SHot) est une séquence pondérée en T_1 définie par $T_E/T_R=10\text{ms}/50\text{ms}$ et $\alpha=35^\circ$. Cet angle a été choisi pour maximiser le contraste substance grise/substance blanche selon la formule de Pelc. Ces images (voir la Figure 1.16-d) sont acquises en un temps relativement court (6min52s), mais présentent un important effet de repliement dans la direction perpendiculaire aux coupes lorsque le volume à observer est plus grand que le champ d'imagerie.[1,18]



a) Image pondérée en ρ b) Image pondérée en T_2 c) Image pondérée en T_1 d) Image FLASH

FIG.1.16 Quelques séquences IRM illustrées sur une coupe de cerveau

4.4 Les défauts des images

De nombreux facteurs affectent la qualité d'une image IRM (bruit, artefacts de reconstruction, hétérogénéité de champ statique et RF, effet de volume partiel,...).

4.4.1 Bruit

Le bruit a des origines multiples, liées en partie au bruit de l'appareillage. Dans les images de résonance magnétique, l'objectif est d'augmenter le contraste entre les tissus tout en conservant une bonne résolution et un rapport signal/bruit élevé. Ces caractéristiques sont cependant contradictoire et il est nécessaire de trouver un bon compromis entre résolution et bruit.

4.4.2 Le mouvement

Le mouvement peut provenir de plusieurs sources. Il peut être lié au métabolisme comme la circulation sanguine ou de la respiration. Il peut également être lié au mouvement du patient

pendant l'acquisition. Dans tous les cas le mouvement diminue la qualité de l'image et pose des problèmes d'interprétations.

4.4.3 Variation du champ magnétique

Les variations du 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. Il existe de plus des non-linéarités de gradient de champ magnétique.

Des approches ont été proposées pour corriger les inhomogénéités du champ magnétique dans le cadre de prétraitements.

4.4.4 Effet de volume partiel

Tout système numérique d'imagerie médicale connaît l'effet de volume partiel. Il se produit lorsqu'un voxel d'un certain niveau de gris correspond sur l'organe non pas à un tissu mais à un mélange de deux ou plusieurs tissus (Voir la Figure 1.17), ce voxel est appelé *mixel*. La valeur radiométrique de ce mixel résulte de la contribution radiométrique des objets présents dans ce mixel.

Cet artefact se produit dans les cas suivants:

- Le voxel imagé chevauche la frontière entre deux ou plusieurs tissus différents. Ce cas de figure est prépondérant en IRM ;
- La résolution spatiale dépasse la taille des structures présentes dans l'image.

Sur la Figure 1.18, la transition ventricule (foncé) / substance blanche (claire) est progressive en niveaux de gris. Cette transition témoigne d'un effet de mélange dû à la taille des voxels et au positionnement de la surface séparatrice des deux structures. [11]

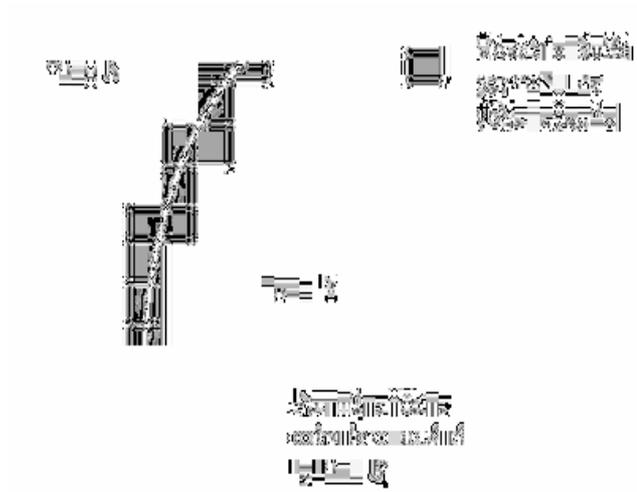


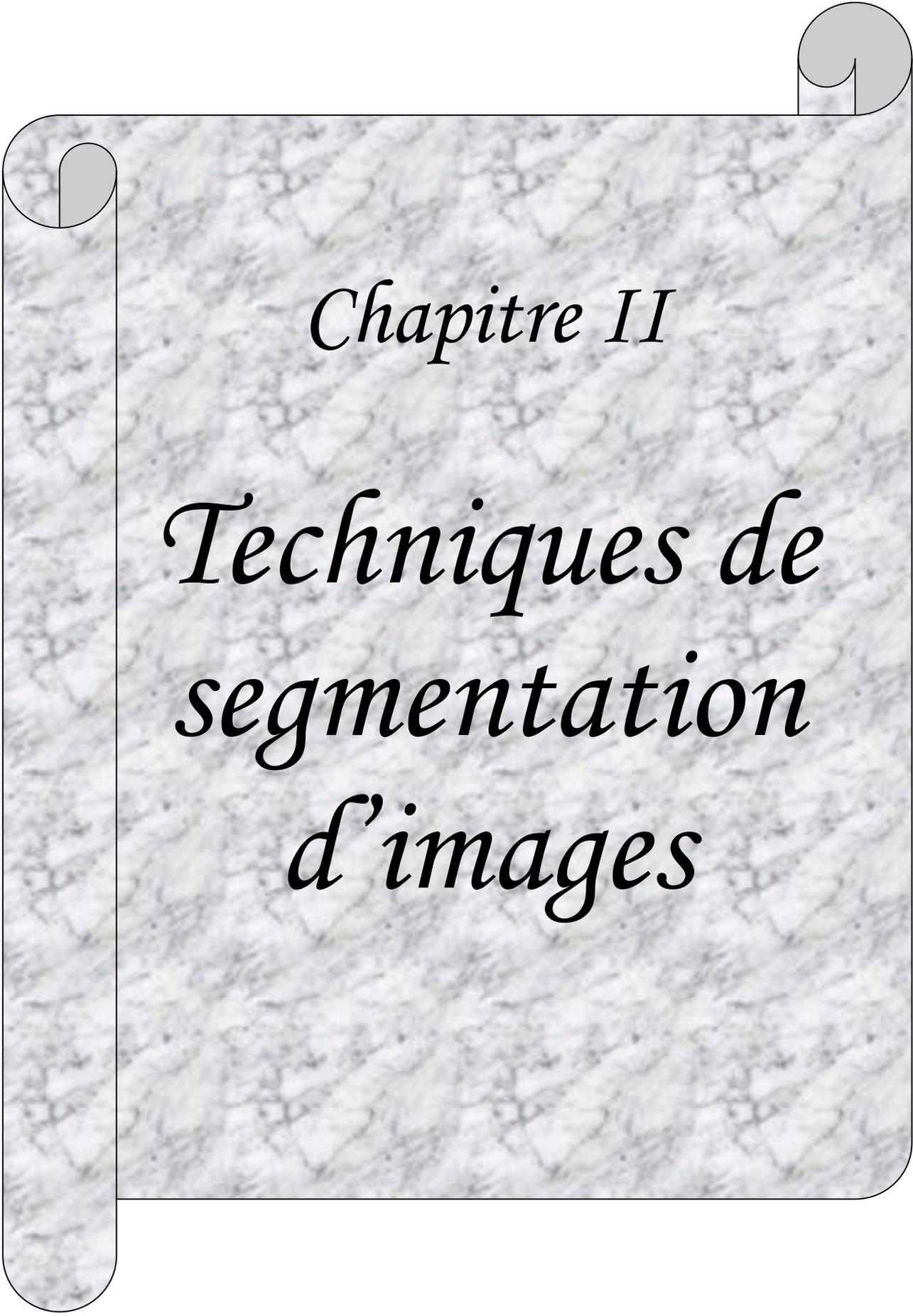
FIG1.17 L'effet de volume partiel se produisant à la frontière entre deux tissu



FIG. 1.18 Observation de l'effet de volume partiel.

5 Conclusions

Dans ce chapitre, nous avons tout d'abord présenté l'anatomie du cerveau. Après nous avons étudié le principe physique de l'Imagerie par Résonance Magnétique, cette formation autorise une bonne compréhension de la signification des niveaux de gris (caractérisation des tissus). Le chapitre suivant est destinée à présenter des notions générales sur le traitement d'images numériques, nous commencerons par donner les méthodes générales de prétraitement puis les différentes approches de segmentation.

The page features a light gray marbled background with a black border. The corners are decorated with stylized scroll elements: a gray scroll on the top right, a white scroll on the top left, and a white scroll on the bottom left.

Chapitre II

Techniques de segmentation d'images

1 Introduction

L'objectif désiré en introduisant le traitement d'image dans le secteur médical est de remplacer l'observateur humain par la machine, ou au moins l'aider dans quelques tâches. Il permet une meilleure observation des organes. Les médecins ont aujourd'hui la possibilité d'utiliser des ordinateurs pour faire un meilleur diagnostic lors du suspect d'une anomalie sur l'image.

Nous retrouvons plusieurs méthodes de traitement d'image qu'on peut classer comme suit:

- les méthodes de prétraitement d'image telles que :
 - Changement de contraste et de luminosité (amélioration de la qualité).
 - Application de filtre de convolution pour éliminer le bruit.
- Les méthodes de segmentation telles que :
 - Détection de contours (méthodes dérivatives, contours actifs,...)
 - Approche région (Les méthodes de classification, les méthodes Markoviennes, les méthodes structurales, les méthodes utilisant les critères d'homogénéité)

2 Pourquoi le traitement d'image

Le traitement est un ensemble d'opérations destinées à :

- Améliorer la qualité de l'image en éliminant les parasites et le bruit introduit lors de son acquisition (corriger les défauts liés à l'acquisition).
- La reconnaissance de forme qui signifie la détection de la présence de certaines formes afin de comprendre le contenu de l'image.
- Extraire les informations pertinentes contenues dans les différents objets de la scène en vue de les traiter et de les interpréter.

Le domaine d'application du traitement d'image est très vaste, on peut citer :

- L'industrie (robotique, contrôle de qualité, sécurité, ...)
- Le domaine de la photographie aérienne (astronomie, géologie, agriculture, ...)
- La télécommunication (TV, vidéo, ...)
- La médecine (radiologie, échographie, scanner, IRM, ...)

Ainsi que d'autres domaines tels que la physique, la météorologie, la biologie, etc.

3 Définition d'une image

Une image est une représentation numérique bidimensionnelle d'une scène analogique réelle située en général dans un espace tridimensionnel. Elle possède l'information pour chaque point de son intensité lumineuse fournie par les capteurs (appareils photo, cameras, scanner,...)

On peut la décrire par une fonction $f(x,y)$ où :

f : est la fonction d'intensité lumineuse définie dans un domaine borné.

x, y : coordonnées cartésiennes d'un point de l'image.

$f(x, y)$: niveau de gris en ce point

4. Caractéristiques d'une image numérique

4.1 Pixel

Un pixel (contraction de « picture element ») est l'unité de base constituant l'image, si le bit est la plus petite unité d'information que peut traiter un ordinateur, le pixel est le plus petit élément que peuvent manipuler les matériels et logiciels d'affichage ou d'impression, il est caractérisé par sa position (i en abscisse et j en ordonné) et sa valeur (niveau de gris ou couleur).

La lettre A, par exemple, peut être affichée comme le groupe de pixels (Voir la Figure 2.1)



FIG. 2.1 Image en pixels

Il peut être représenté en mémoire sur :

- Un bit (0/1) pour les images monochromes : 0 pour le noir et 1 pour le blanc.
- Un octet soit 256 niveaux de gris pour une image à niveau de gris : 0 noir et 255 pour le blanc.
- Trois octets pour une image couleur (RVB)
 - 1 octet pour la couleur rouge (256 nuances de rouge).
 - 1 octet pour la couleur verte (256 nuances de verte).
 - 1 octet pour la couleur bleu (256 nuances de bleu).

4.2 Voisinage d'un pixel

L'image discrète est représentée par un maillage carré. Les métriques couramment utilisées en maillage carré sont désignées par d4 et d8. (Voir la Figure 2.2) [8]



FIG. 2.2 Voisinage d'un pixel

4.3 Connexité

La connexité entre les pixels d'une image est un concept très important utilisé surtout dans l'établissement des frontières des objets et l'identification des composants d'une région dans une image.

Pour établir si deux pixels sont connectés, nous devons déterminer s'ils sont adjacents quelque part (par exemple, s'ils appartiennent à un 4-voisinage) et si leurs niveaux de gris respectent un certain critère de similarité.

4.4 Contraste

C'est l'opposition marquée entre deux régions juxtaposées d'une image, plus précisément les régions sombres et les régions claires de cette image. Il est défini en fonction des luminances L_i et L_{i+1} de deux zones de l'image par l'équation (2.1) :

$$C = \frac{L_i - L_{i+1}}{L_i + L_{i+1}} \quad 2.1$$

4.5 Résolution

C'est la clarté ou la finesse de détails atteinte par un moniteur ou une imprimante dans la production d'images. Sur les moniteurs d'ordinateurs, la résolution est exprimée en nombre de pixels par unité de mesure (pouce ou centimètre). On utilise aussi le mot résolution pour désigner le nombre total de pixels affichables horizontalement ou verticalement sur un

moniteur; plus grand est ce nombre, meilleure est la résolution. D'une manière générale, la résolution d'une image est défini par le nombre de ses pixels.

4.6 Histogramme

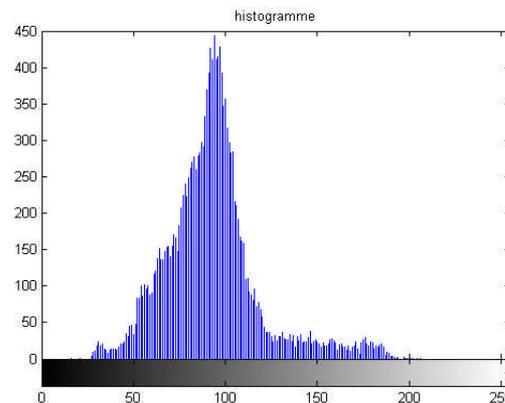
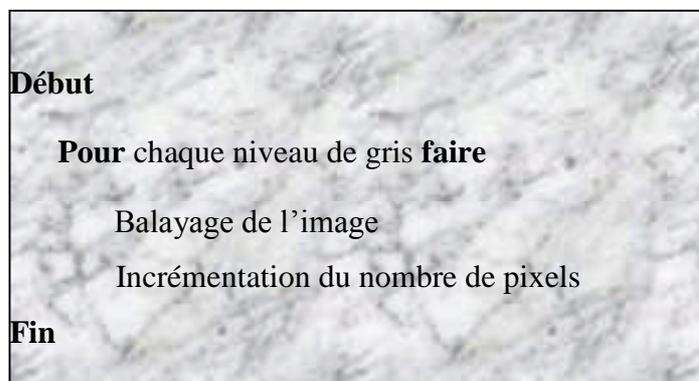


FIG. 2.3 Histogramme d'une image

L'histogramme est une fonction qui donne la fréquence d'apparition de tous les niveaux de gris dans une image donnée et qui ne tient pas compte de leurs distributions spatiales (voir la Figure 2.3). On aura en abscisse le niveau de gris allant de 0 à $N=255$, et en ordonnées, sera représenté le nombre de pixels affectés à chaque niveau de gris.

Le calcul d'histogramme peut faire l'objet, d'une comparaison de deux images obtenues sous éclairages différents et une amélioration de certaines proportions afin d'extraire les informations utiles. Il peut être utilisé pour améliorer la qualité concernant la visualisation d'une image (rehaussement d'image) en introduisant quelques modifications, pour pouvoir extraire les informations utiles de celle-ci. [8].

Voici ci-dessous l'algorithme du calcul d'un histogramme :



4.7 Bruit

Le bruit est tout phénomène imprévisible qui vient perturber le signal. Dans une image c'est un phénomène de brusques variations d'intensité d'un pixel par rapport à ses voisins. Le bruit peut être lié à plusieurs causes, nous en citons :

- Bruit lié au contexte de l'acquisition.
- Bruit lié au capteur.
- Bruit lié à l'échantillonnage.
- Bruit lié à la nature de la scène.

5 Définition d'un système d'analyse d'image

Un système d'analyse d'image est une suite de fonctions et d'opérations liées qui effectuent des transformations sur l'image afin de pouvoir extraire les informations pertinentes pour les interpréter.

Il doit nous permettre de :

- Représenter l'image sous forme numérique.
- Extraire les informations utiles.
- Permettre son interprétation.

Nous pouvons représenter schématiquement les différentes étapes d'un système d'analyse d'image comme représenté sur la figure 2.4

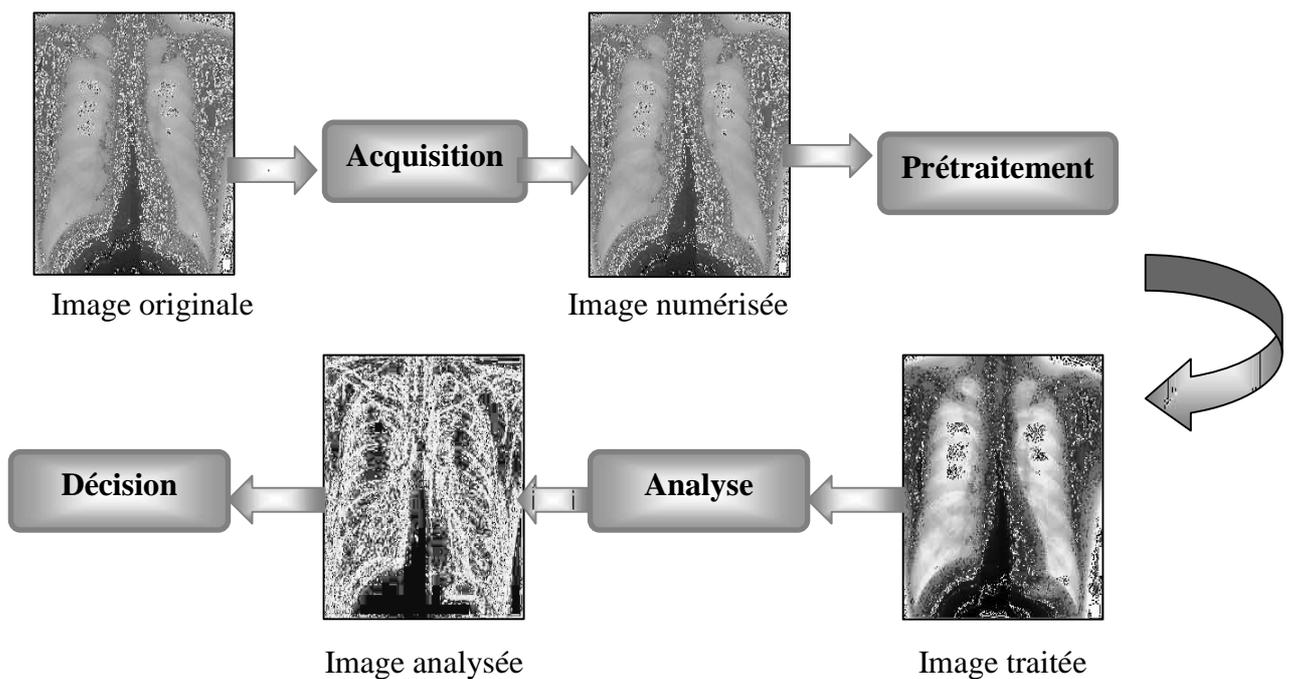


FIG. 2.4 Système d'analyse d'image

5.1 L'acquisition

Le rôle d'un système d'acquisition est de convertir l'image analogique en données numériques. Les dispositifs utilisés pour l'acquisition des images sont principalement : les appareils photo numériques, cameras, scanner,...

Dans ce mémoire on utilise des images issues de la machine IRM (Voir la Figure 2.5).

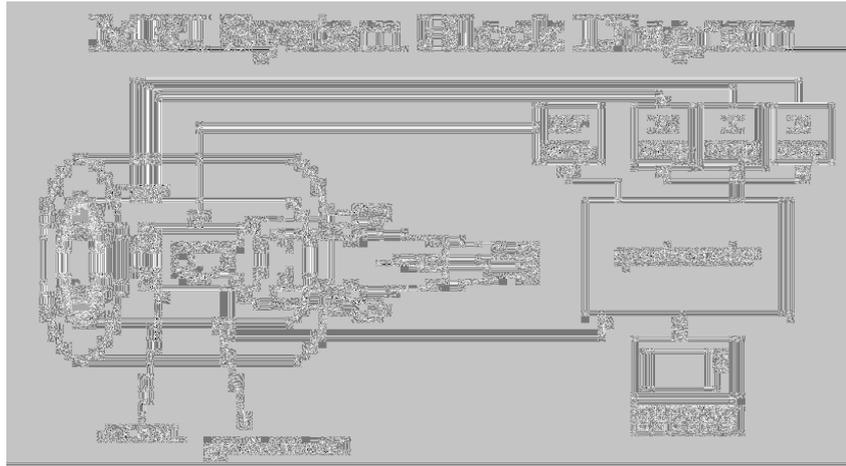


FIG. 2.5 Système d'acquisition

5.2 Le prétraitement

Cette étape prépare les données à la phase suivante du traitement. Elle consiste principalement à :

- Binariser l'image (seuillage).
- Corriger les erreurs éventuelles.

5.3 La segmentation

Une segmentation consiste à extraire des objets. Ces objets sont chacun constitués d'ensemble de pixels connexes possédant les mêmes propriétés.

5.4 L'analyse

Elle consiste généralement en l'extraction d'un ensemble d'attributs caractérisant l'image. Les éléments obtenus serviront à la décision.

5.5 La décision

A ce stade du traitement et après l'analyse. Nous pouvons donner les résultats concernant notre image selon l'application étudiée.

6 Le prétraitement

Nous allons dans ce paragraphe voir les méthodes de prétraitement. Elles sont principalement destinées à améliorer l'aspect visuel d'une image, et à atténuer les effets indésirables.

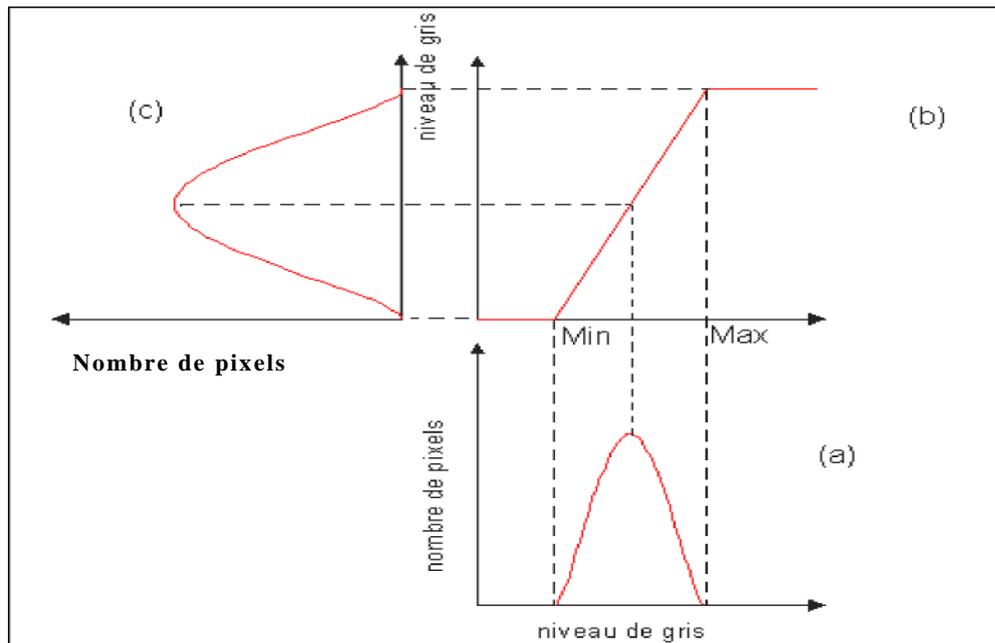
Il existe différentes approches visant à améliorer une image, nous en citons :

- Les opérations basées sur l'examen d'histogramme, qui visent à palier certains défauts de prise de vue en jouant sur la dynamique de l'image.
- Le filtrage, dont le but est de minimiser l'influence du bruit dans l'image.

6.1 Modification d'histogramme

Certaines images sont initialement trop claires ou foncées ou bien peu contrastées, cela est dû respectivement au fait que les niveaux de gris de l'image sont tassés vers le haut de l'échelle, vers le bas ou bien sont regroupés dans un intervalle étroit. Ce défaut est très visible sur l'histogramme, le but est de redistribuer les niveaux de gris de l'image afin de leur faire occuper toute la bande de nuances possibles. Le principe est donné sur la Figure 2.6

Cette méthode est basée sur les transformations ponctuelles d'intensité. C'est-à-dire, à tout pixel d'intensité a_s on associe une intensité $a_s' = T(a_s)$.



a) Histogramme de l'image originale b) Fonction de transformation
 c) Histogramme recadré

FIG. 2.6 Principe de modification d'histogramme

6.2 Binarisation par seuillage

Cette étape consiste à binariser une image à plusieurs niveaux de gris (0 à 255) et la rendre à deux niveaux de gris. Ceci revient à séparer les pixels de l'image en deux classes, la première ayant un niveau maximal (typiquement 255) et la seconde un niveau minimal (0).

La méthode consiste à calculer un seuil d'après l'histogramme de l'image, ce seuil doit être le plus adéquat possible pour ne pas altérer les informations pertinentes de l'image. (Voir la Figure 2.7).

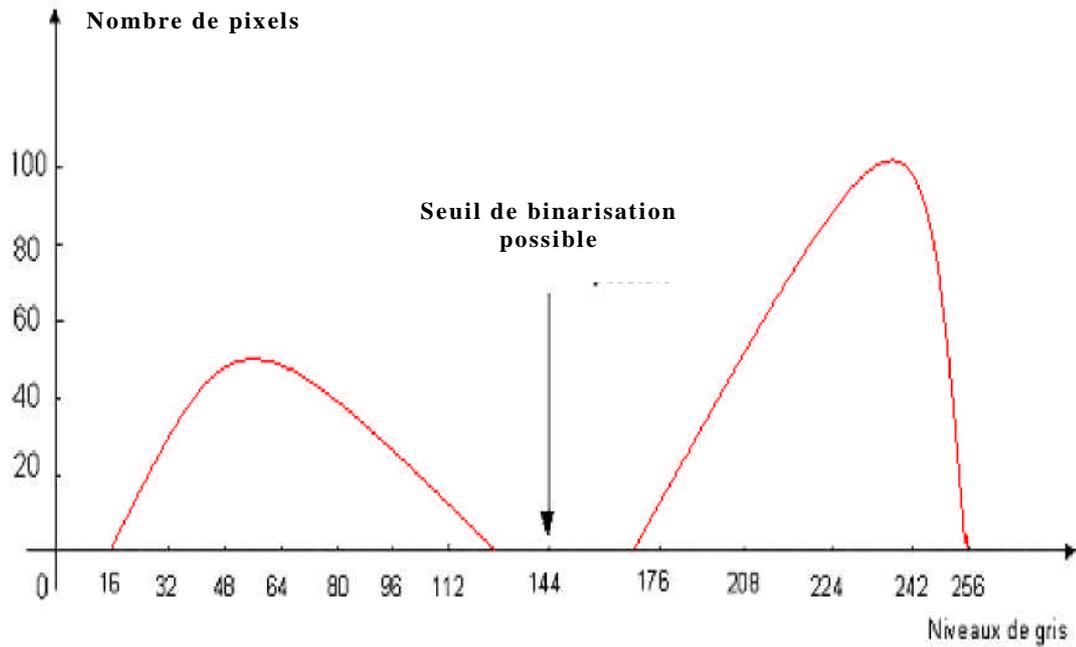


FIG. 2.7 Choix du seuil sur l'histogramme

Le seuil choisi étant S_1 , le pixel $P(i,j)$ de niveau de gris $L(i,j)$ sera soit noir soit blanc suivant les conditions suivantes :

P devient noir si $L(i,j) > S_1$

P devient blanc si $L(i,j) \leq S_1$

L'algorithme général de la binarisation est comme suit :

Début
Pour chaque pixel faire
Si niveau de gris de $p \leq$ seuil **faire** $p=0$ **Sinon** $p=255$
Fin

6.3 Le filtrage

L'objectif du filtrage est de réduire l'amplitude des variations d'intensité dans chaque région, sans toucher aux zones de transitions qui marquent les frontières entre régions.

Le principe est l'application d'une opération au niveau du pixel élémentaire en tenant compte de son environnement (pixels voisins). Cette opération consiste à déplacer un filtre (ou masque) qui est une matrice de dimension impaire (3*3,5*5,...) sur l'image et de remplacer la valeur de chaque pixel central par le résultat de l'opération effectuée sur ses voisins.

Contrairement aux techniques visant à améliorer le contraste de l'image, qui sont des transformations ponctuelles sur tous les pixels, les filtrages sont des produits de convolution qui mettent en jeu l'environnement (voisinage) de chaque pixel.

Plusieurs types de filtres ont été définis, nous citons :

- Le filtrage linéaire.
- Le filtrage non linéaire.
- Le filtrage Morphologique.

6.3.1 Les filtres linéaires

Ce type de filtrage est caractérisé par une opération de convolution. De sorte que la fonction va prendre en considération les valeurs de gris au voisinage de chaque pixel et remplacer sa valeur par une combinaison linéaire de ses voisins.

➤ *Le filtre moyenneur*

Ce filtre considère chaque pixel de l'image et fait la moyenne avec les huit pixels voisins dans le cas d'un masque 3×3. On obtient une image adoucie en réduisant les variations brusques de niveau de gris. On peut utiliser le masque suivant :

$$H = \frac{1}{N} \begin{vmatrix} h_{11} & h_{12} & h_{13} \\ h_{21} & h_{22} & h_{23} \\ h_{31} & h_{32} & h_{33} \end{vmatrix}$$

Tel que N est un coefficient de normalisation = somme des coefficients non nuls.

Chaque pixel est multiplié par le coefficient correspondant, les masques les plus courants sont :

$$H_1 = \frac{1}{9} \begin{vmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{vmatrix} \quad H_2 = \frac{1}{10} \begin{vmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 2 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{vmatrix} \quad H_3 = \frac{1}{16} \begin{vmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{vmatrix}$$

On déplace le masque sur toute l'image et le pixel affecté par la transformation est pixel central du masque [8].

➤ *Filtre de Gauss*

Pour appliquer ce filtre, il suffit de convoluer l'image initiale à une Gaussienne $G(x,y, \sigma)$ à deux dimensions données par la formule (2.2)

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\Pi} \sigma} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \quad 2.2$$

Ce filtre effectue la moyenne des pixels voisins avec une pondération par des coefficients discrétisés d'une gaussienne.

Il a l'avantage de régler le degré de filtrage par le paramètre σ .

6.3.2 *Les filtres non linéaires*

Ces opérateurs ont été développés pour pallier aux insuffisances des filtres linéaires : principalement la mauvaise conservation des contours. En effet, ils ont le défaut d'infliger des déformations irréversibles à l'image.

Le filtre non linéaire s'oppose au précédent dans sa dénomination car il n'est pas le résultat d'une combinaison linéaire de pixels, les pixels voisins interviennent suivant une loi non linéaire. Parmi ces filtres, on peut citer le filtre médian.

➤ *Filtre médian*

Le niveau de gris du pixel central est remplacé par la valeur médiane de tous les pixels de la fenêtre d'analyse centrée sur le pixel. La taille du masque dépend de la variance du bruit et de la taille des détails significatifs de l'image traitée.

La Figure 2.8 illustre le fonctionnement d'un filtre médian de fenêtre d'analyse 3×3 sur un exemple. Ici le pixel central ayant le niveau de gris (12) aura le niveau de gris (15).

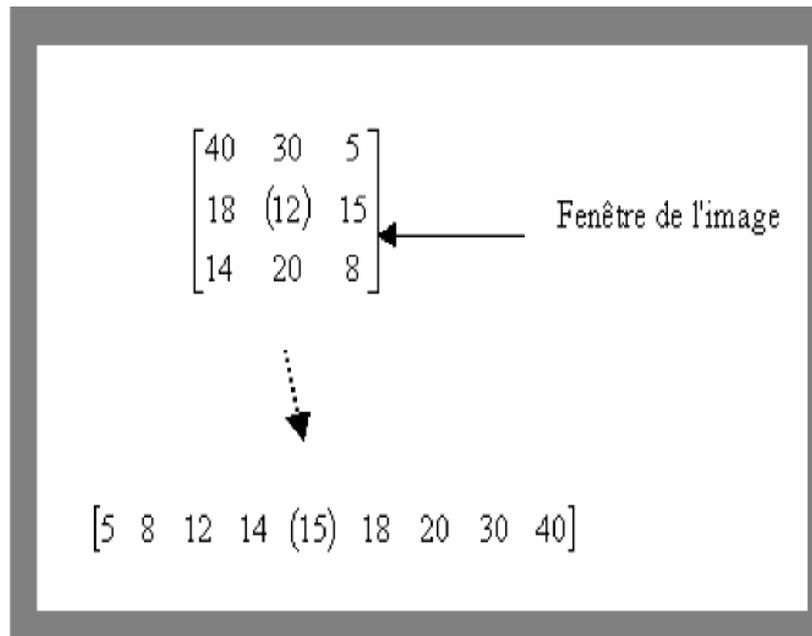


FIG. 2.8 Filtrage médian

Le filtre médian garde la netteté de l'image pour les éléments de dimensions importantes par rapport au noyau du filtre, mais élimine les détails fins de manière irrémédiable.

Il faut souligner l'intérêt du filtre Médian qui est :

- Un pixel non représentatif dans le voisinage affectera peu la valeur médiane.
- La valeur médiane choisie étant le niveau de gris d'un des pixels considérés, nous ne créons pas alors de nouveaux niveaux de gris dans l'image. Ainsi, lorsque le filtre passe sur un contour très marqué il le préservera mieux.

6.3.3 Filtrage morphologique

Les filtres morphologiques sont souvent utilisés pour éliminer des pixels isolés dans une image binarisée qui sont considérés comme un bruit. Ces méthodes utilisent un *élément structurant*.

Parmi ces opérations morphologiques il y a la dilatation, l'érosion, l'ouverture mathématique et la fermeture mathématique.

➤ *Élément structurant*

Un élément structurant est une forme de référence qui dépend de l'application elle est déplacée sur un ensemble de données.

➤ *Addition de Minkowski*

L'addition d'un élément x à un ensemble A (translation de l'ensemble A par x) est définie par:

$$C = A \oplus x = \{a + x : a \in A\} \quad 2.3$$

On en déduit l'addition d'un ensemble B à un ensemble A : c'est le résultat de l'addition de chaque élément de B à A .

$$A \oplus B = \{a + b : a \in A, b \in B\} \quad 2.4$$

$$A \oplus B = \cup_{a \in A} B + a \quad 2.5$$

$$A \oplus B = \cup_{b \in B} A + b \quad 2.6$$

➤ *Soustraction de Minkowski*

La soustraction d'un ensemble B à un ensemble A est le résultat de l'intersection de l'ensemble A avec les éléments de l'ensemble B .

$$A \ominus B = \cap_{b \in B} A - b \quad 2.7$$

➤ *Dilatation*

D'un point de vue ensembliste, le résultat de la dilatation de l'ensemble A par l'ensemble B est l'addition de Minkowski par la transposé de l'élément B : c'est l'ensemble des points tels que lorsque B est centré sur un point, il y a une intersection non vide entre A et B . On définit alors la dilatation ensembliste de l'ensemble A par l'élément structurant B :

$$D_b(A) = A \oplus (-B) = \cup_{b \in B} A - b \quad 2.8$$

La dilatation a pour résultat:

- De «grossir » (dilater) les objets de l'image d'une partie correspondante à la taille de l'élément structurant.
- De combler les trous des objets.

- De fusionner des objets si ces derniers sont à une distance inférieure à la taille de l'élément structurant.

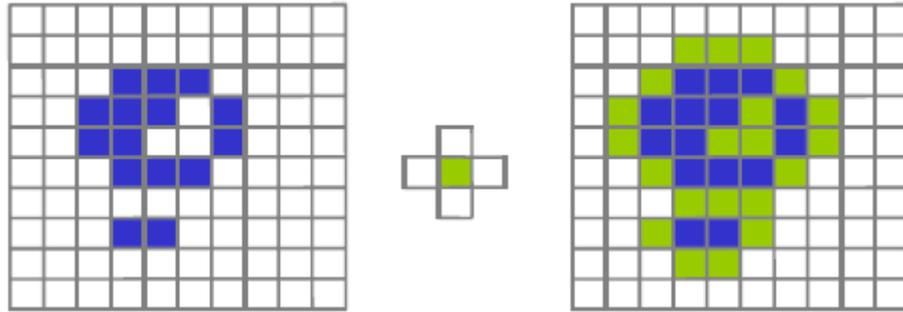


FIG. 2.9 Dilatation

En pratique, ceci est réalisé en faisant passer sur l'image une fenêtre de taille fixe et en effectuant pour chaque pixel de l'image un OU logique des pixels formant la fenêtre, à l'exception du pixel traité (pixel central).

Les Figures 2.9 et 2.10 montrent la dilatation.

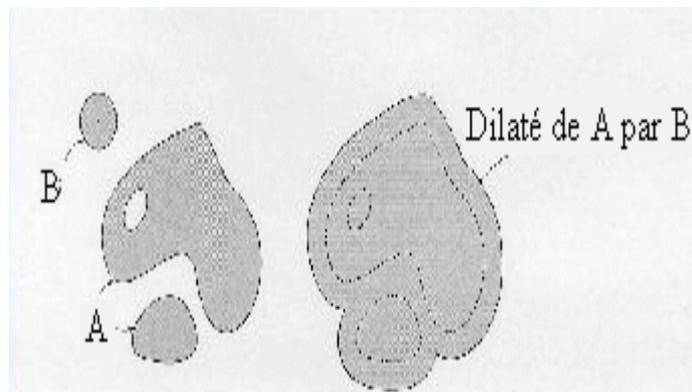


FIG. 2.10 Dilatation de A par B.

Algorithme de dilatation

```

POUR i va de 1 à largeur -1
POUR j va de 1 à hauteur -1
    p=I1.Pixel(i,j) ;
    p1=I1.pixel(i-1,j);
    p2=I1.pixel(i+1,j);
    p3=I1.pixel(i,j-1);
    p4=I1.pixel(i,j+1);
    SI p=0 ALORS I2.mettre Pixel (i,j,0);
    SI p=255 ALORS
        SI ((p1=0) ou (p2=0) ou (p3=0) ou (p4=0))
            ALORS I2.mettrepixxel(i,j,0) ;
    SINON I2.mettrepixel(i,j,255) ;

```

➤ *Erosion*

L'érosion est l'opération duale de la dilatation

L'érosion ensembliste est identique à la soustraction de Minkowski par l'élément transposé.

L'érodé de A par B correspond à l'ensemble des points tels que si B est centré sur ces points, B est entièrement inclus dans A. On définit alors l'érosion de l'ensemble A par l'élément (structurant) B :

$$E_b(A) = A \ominus (-B) = \{x : B + x \subset A\} = \bigcap_{b \in B} A - b \quad 2.9$$

L'érosion a pour résultat:

- De «diminuer » (éroder) les objets de l'image.
- De diviser un objet présentant déjà des trous ou des concavités.
- De supprimer les petits objets et les détails.

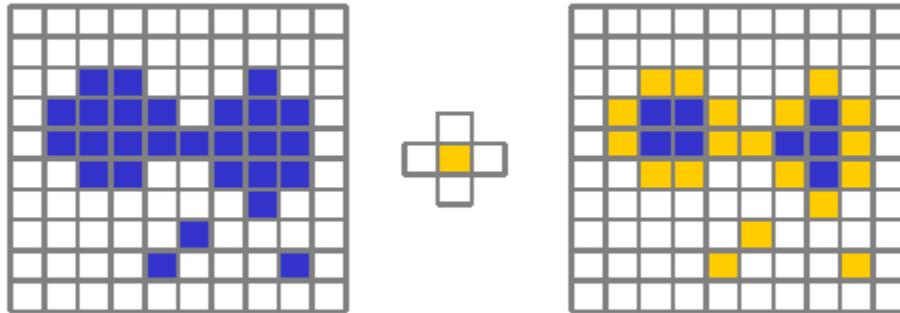


FIG. 2.11 Erosion

Pratiquement, on effectue un ET logique entre les pixels contenus dans la fenêtre utilisée, sauf le pixel central.

Les Figures 2.11 et 2.12 expliquent l'érosion

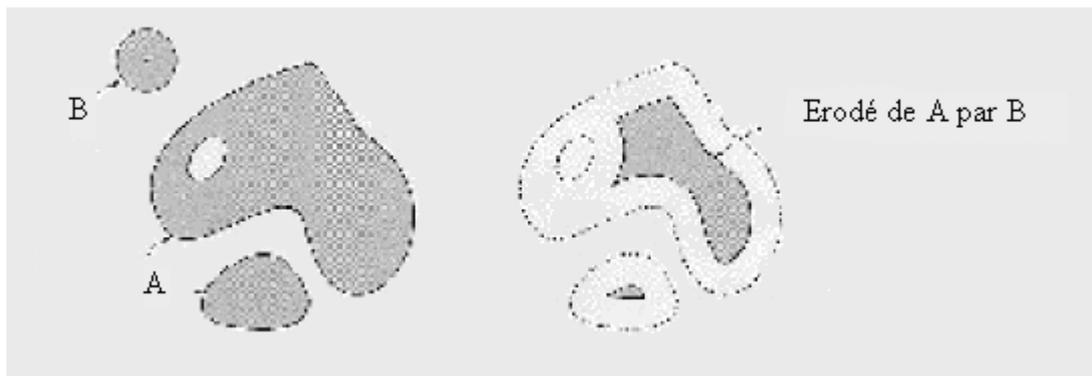


FIG. 2.12 Erosion de A par B

Remarque

- Les transformations par érosion et dilatation sont des opérateurs « tout ou rien », puisqu'à chaque point x de \mathbb{R}^2 correspond une réponse positive ou négative.
- Pour ces deux opérations de base, l'érosion et la dilatation, nous avons illustré par les figures 2.10 et 2.12 des transformations avec un élément structurant circulaire, si nous utilisons un élément structurant d'une autre forme, on obtiendra un résultat différent.

➤ Ouverture et Fermeture

Les opérateurs de dilatation et d'érosion peuvent augmenter ou diminuer la taille des objets contenus dans l'image. C'est pourquoi, deux autres opérateurs sont définis qui sont l'ouverture

et la fermeture qui représentent une combinaison d'érosion et de dilatation pour le premier (Voir La Figure 2.13), et une combinaison de dilatation et d'érosion pour le second.

L'ouverture d'une image A par un élément structurant B , notée $A \circ B$, est définie par :

$$A \circ B = (A \ominus B) \oplus B \quad 2.10$$

L'ouverture a pour but de faire disparaître les petites structures et détails fins qui ne seront pas recréés par la dilatation.

Application: Ce type de traitement permet d'éliminer les petits morceaux de contours bruités dans une image de contour.

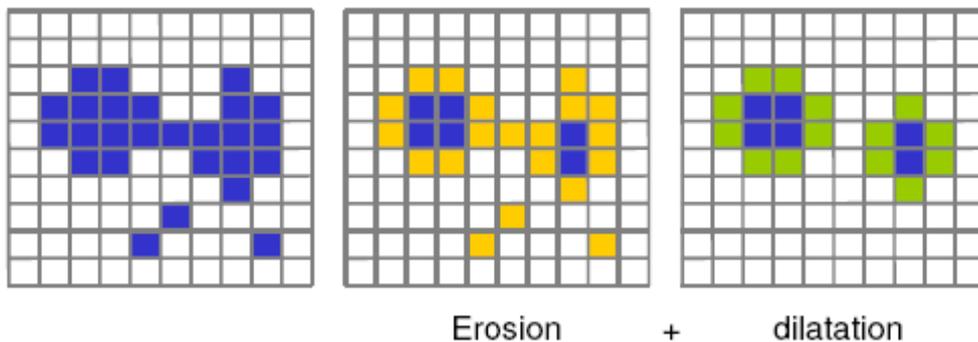


FIG.2.13 Ouverture

La fermeture d'une image A par un élément structurant B , notée $A \bullet B$, est définie par :

$$A \bullet B = (A \oplus B) \ominus B \quad 2.11$$

La Figure 2.14 montre l'ouverture et la fermeture d'une image X par un élément structurant B .

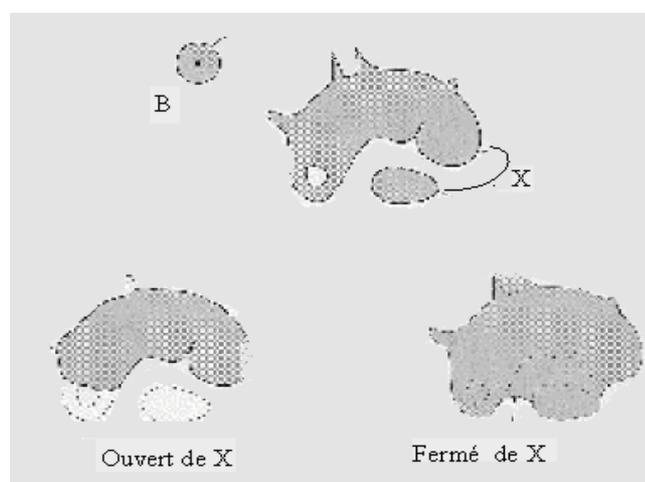


FIG.2.14 Ouverture et fermeture de X par B

La fermeture a pour effet de combler les trous, connecter les objets proches et d'éliminer les pics négatifs qui sont plus étroits que l'élément structurant. L'ouverture supprime les caps, les petits objets, les pics positifs qui sont plus étroits que l'élément structurant. [11,13].

7 Segmentation

La segmentation est l'un des éléments les plus importants dans le traitement d'image automatique car elle permet l'extraction des entités et des objets pour des traitements ultérieurs comme la reconnaissance des formes.

Les algorithmes de segmentation d'image reposent généralement sur l'une des deux propriétés basiques des valeurs de niveaux de gris : *discontinuité* et *similarité*. Ceci donne naissance à deux approches couramment qualifiées d'approche « *frontière* » et d'approche « *région* ». Dans la première catégorie, le partitionnement de l'image est basé sur les changements brusques des niveaux de gris. Leurs centres d'intérêt sont alors l'extraction des points isolés et la détection des lignes de contours dans une image. La seconde approche part de la constellation suivante : dans plusieurs cas, les contours seuls ne suffisent pas à caractériser un objet, il est donc souvent nécessaire d'extraire non plus uniquement des contours mais des *régions* entières. Une région est un ensemble connexe de points (pixels) ayant des propriétés communes (intensité, texture,...) qui les différencient des pixels des régions voisines. Les principales approches dans la deuxième catégorie sont basées sur le seuillage, la division et la fusion des régions. La texture peut aussi être un outil très puissant pour la segmentation d'image. [6,14].

7.1 Détection de contours

La détection de contours dans les images a débuté de façon extrêmement empirique par des opérateurs locaux qui, soit estimaient un gradient, soit convoluait l'image par des masques caractéristiques des contours. Dans les années 80, des approches plus systématiques ont été mises en place par Marr, puis Canny en 1986, pour obtenir des contours plus significatifs. Ces travaux ont abouti à une bonne compréhension de ce qu'il faut faire pour détecter les contours, mais la définition même des contours demeure très vague, ce qui rend ces techniques encore peu efficaces sur un problème concret. Même si de très gros progrès ont été accomplis dans ce domaine, les techniques empiriques d'estimation du gradient proposées dans les années 70-80 restent souvent encore employées en concurrence avec des techniques plus modernes.

Dans une image, les variations d'intensité représentent des changements de propriétés physiques ou géométriques de la scène ou de l'objet observé ; correspondant par exemple à :

- Des variations d'illumination, des ombres.

- Des changements d'orientation ou de distance à l'observateur.
- Des changements de réflectivité de la surface.
- Des variations d'absorption des rayons lumineux

Dans un grand nombre de cas, ces variations d'intensité sont des informations importantes pour les opérations situées en aval de la segmentation.

Il existe deux approches selon lesquelles se fait la détection de contour :

- 1- Approche gradient : détermination des extrema locaux dans la direction du gradient.
- 2- Approche Laplacien : détermination des passages par zéro du Laplacien.

Ces approches reposent sur le fait que les contours correspondent à des discontinuités d'ordre 0 de la fonction d'intensité.

Le calcul de dérivée nécessite un pré filtrage des images. Filtrage linéaire pour les bruits de moyenne nulle (par exemple bruit blanc Gaussien, filtre Gaussien). Filtrage non-linéaire pour les bruits impulsions (filtre médian par exemple). [3,15]

Les différentes approches existantes se classent ensuite suivant la manière d'estimer les dérivées de la fonction d'intensité, il existe alors :

- Les méthodes dérivatives.
- Les méthodes morphologiques.

7.1.1 Opérateurs dérivatifs du premier ordre

➤ Opérateurs gradient

Cet opérateur permet de caractériser et de repérer les zones de transition. La détection de contours revient à déterminer les extrema locaux dans la direction du gradient. [8]

Le gradient d'une image est obtenu en appliquant le vecteur suivant, équation:

$$\nabla I(x,y) = \begin{pmatrix} \frac{\partial I(x,y)}{\partial x} \\ \frac{\partial I(x,y)}{\partial y} \end{pmatrix}$$

2.12

Ce vecteur peut être représenté par son module m et sa phase φ qui donne la direction :

$$m = \sqrt{\left(\frac{\partial I(x, y)}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial I(x, y)}{\partial y}\right)^2} \quad 2.13$$

D'après les deux relations 2.12 ou 2.13 il s'agit, dans le cas discret, de calculer les différences des luminances suivant x et y . Pour des commodités de calculs, on prend :

$$m = \left| \frac{\partial I(x, y)}{\partial x} \right| + \left| \frac{\partial I(x, y)}{\partial y} \right| \quad 2.14$$

➤ *Opérateurs de Sobel*

Les masques de Sobel sont :

$$h1 = \begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad h2 = \begin{pmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{pmatrix}$$

Ces opérateurs effectuent une moyenne locale sur trois pixels, et déterminent la dérivée du premier ordre. C'est une opération moins sensible au bruit. Les opérateurs de Sobel sont fréquemment utilisés dans la détection de contours.

➤ *Opérateurs de Prewitt*

L'image est convoluée avec le masque de Prewitt. Les masques sont comme suit :

$$h1 = \begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad h2 = \begin{pmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$$

Chaque masque intègre un filtre de lissage et un détecteur de contour du premier ordre.

Le calcul se fait ainsi :

$$C[i, j] = |A[i, j] * h_1| + |A[i, j] * h_2| \quad 2.15$$

➤ *Opérateurs de Roberts*

C'est un détecteur de contours qui calcule les dérivées suivant les transitions diagonales, les masques de Roberts sont définis par les matrices suivantes :

$$h1 = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{pmatrix} \quad h2 = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 0 \end{pmatrix}$$

Le calcul s'effectue de la même façon que celui de l'opérateur gradient, mais qui doit être précédé par un filtrage. [7]

➤ Opérateurs de gradients directionnels de Kirsh

Il s'agit d'un opérateur à huit masques obtenus par rotation de $\pi/4$ de l'opérateur de base h_0 .

$$h_0 = \begin{bmatrix} 5 & 5 & 5 \\ -3 & 0 & -3 \\ -3 & -3 & -3 \end{bmatrix} \quad h_1 = \begin{bmatrix} 5 & 5 & -3 \\ 5 & 0 & -3 \\ -3 & -3 & -3 \end{bmatrix} \quad \dots$$

Comme résultat le gradient sera celui correspondant à la valeur maximale donnée par :

$\text{Max } i=0..7 | h_i * A |$, où h_i est le $i^{\text{ème}}$ masque, et A est une fenêtre donnée de l'image.[8]

➤ Opérateur MDIF

Il s'agit de la combinaison d'un filtre moyenneur de noyau m et d'un dérivateur utilisant les masques directionnels de Prewitt h_1 et h_2 :

$$m = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \quad h_i = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & -1 \end{pmatrix} \quad h_j = \begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \end{pmatrix}$$

Les approximations des composantes du gradient peuvent être calculées après le lissage ou directement en appliquant les masque suivant de taille 5*5

$$m_f = m * h_f = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 & -1 & 0 \\ 1 & 2 & 0 & -2 & -1 \\ 1 & 3 & 0 & -3 & -1 \\ 1 & 2 & 0 & -2 & -1 \\ 0 & 1 & 0 & -1 & 0 \end{pmatrix} \quad m_i = m * h_i = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 1 & 1 & 0 \\ 1 & 2 & 3 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -3 & -2 & -1 \\ 0 & -1 & -1 & -1 & 0 \end{pmatrix}$$

Rappelons que « * » est l'opération de convolution et les images sont obtenues par convolution de l'image originale A avec les deux masques m_i et m_f

La nature du filtre MDIF (lissage + détecteur dérivatif) fait apparaître en plus des contours une sorte de flou.

7.1.2 Opérateurs dérivatifs du second ordre

Il existe aussi des opérateurs dérivatifs du second ordre, que nous n'utilisons pas dans notre travail. Nous n'en parlerons pas dans ce mémoire.

7.2 Approche région

L'approche duale à la détection des contours pour la segmentation d'image est l'approche par régions. Elle repose sur la recherche de zones possédant des attributs communs, de luminosité, de textures,....

Les méthodes de l'approche région aboutissent directement à une partition de l'image, chaque pixel étant affecté à une région.

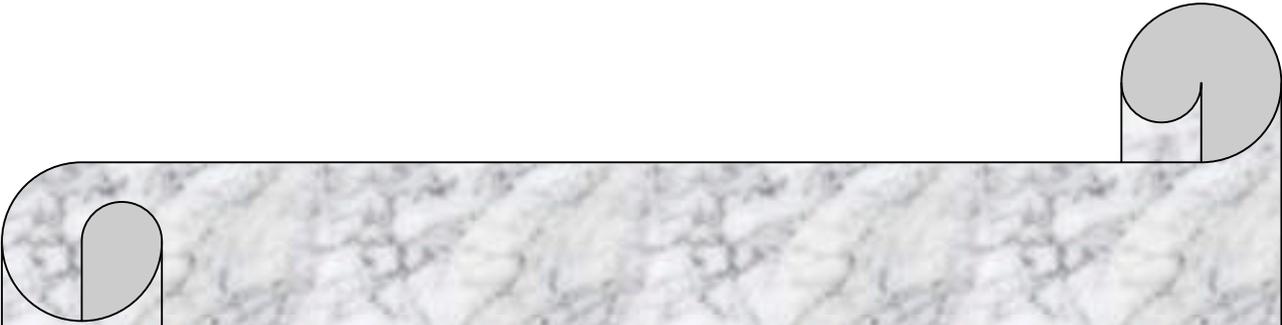
Contrairement aux techniques d'extraction de contours, la segmentation en régions homogènes est basée sur les propriétés intrinsèques des régions. Le choix de ces propriétés détermine ce qu'on appelle « le critère de segmentation ».

Dans cette approche, on peut citer :

- Les méthodes de classification.
- Les méthodes Markoviennes.
- Les méthodes structurales.
- Les méthodes utilisant le principe de division et fusion.

8 Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre quelques concepts fondamentaux concernant l'image et son traitement, ainsi que différentes étapes de cette discipline. Dans le chapitre suivant nous allons présenter les méthodes de segmentation adoptées dans ce travail. Nous allons voir la méthode de la ligne de partage des eaux, ensuite nous présenterons la méthode des contours actifs (snake).



Chapitre III
Approches
Snake & LPE

1 Introduction

Il existe plusieurs algorithmes de segmentation d'images, chacun possédant des avantages et des limites d'utilisation. Dans notre travail, nous devons segmenter une image IRM du cerveau afin d'extraire les trois principales matière composant le cerveau : la Matière Blanche (MB), la Matière Grise(MG) et le Liquide Céphalo-Rachidien (LCR). Nous exploitons deux types de méthodes de segmentation, la première est une approche régions, « *la ligne de partage de eaux* » et la deuxième est une approche frontière « *les contours actifs* ». Nous allons dans ce chapitre expliquer chacune de ces deux méthodes.

2 Extraction du cerveau

Avant de commencer la procédure de segmentation en trois classes de tissus, il est nécessaire d'isoler le cerveau (édition de l'encéphale) (Voir les Figures 3.1 et 3.2), c'est à dire d'éliminer les pixels relatifs au crâne. La technique d'extraction utilisée est le contour actif (snake) qui fait partie des méthodes de segmentation d'images structurales [11]

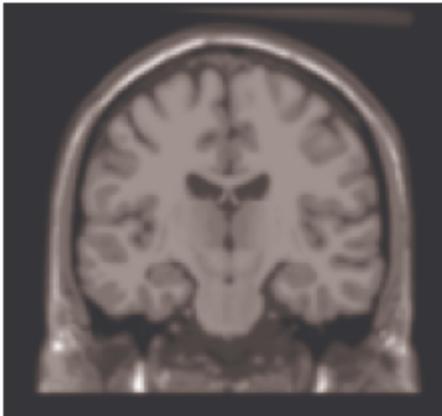


FIG.3.1 Image originale

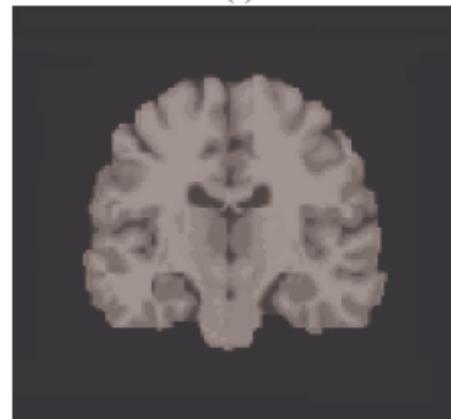


FIG.3.2 L'édité de l'encéphale

2.1 Définition de contour actif (snake)

Depuis sa première définition due à Kass, Witkin et Terzopoulos en 1988 dans leur article: "Snakes: Active Contour Models". Le concept de contour actif ou snake (qui signifie serpent en Anglais) a été appliqué avec plus ou moins de succès à une variété de problèmes en traitement

d'image et vision par ordinateur tels que la détection de bords, la détection et la fermeture de contours , le suivi du mouvement et la segmentation.

Plusieurs approches sont possibles et permettent de résoudre le problème de la segmentation et de la détection de contour en utilisant un modèle de courbe déformable qui épouse la forme des objets. (Voir la Figure 3.3).

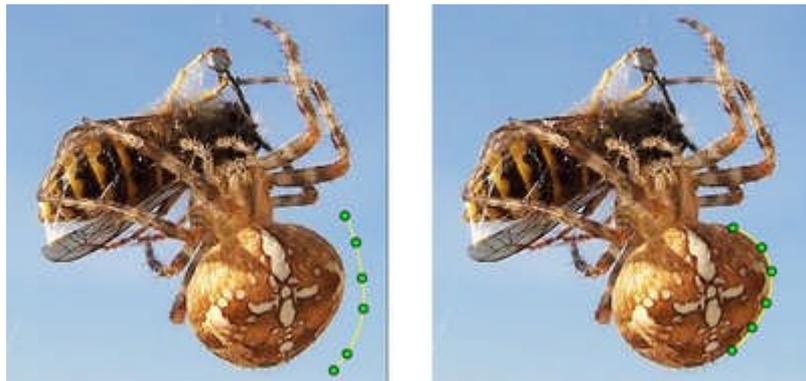


FIG. 3.3 Exemple d'un *snake* qui épouse le corps de l'araignée

Le contour actif est représenté comme un modèle élastique déformable contrôlé par une contrainte de continuité dont les mouvements de glissement se produisant lors de la déformation lui ont valu le nom de snake.

Mathématiquement, un Snake se définit comme une courbe (ou surface) paramétrée (mais qui peut aussi être implicite) qui se déforme en réponse à deux types de forces; forces internes et forces externes correspondant respectivement à une énergie interne et à une énergie externe.

2.2 Principes

Un modèle de contour actif est formé d'une série de points mobiles et répartis sur une courbe en deux dimensions.

Le principe des contours actifs est de faire évoluer un contour initial vers une position d'équilibre, c'est-à-dire en direction des bords de l'objet à détecter. Entre deux itérations, la vitesse des points est régie par une équation mettant en jeu des forces à appliquer au contour. Généralement, selon la normale. Ces forces dépendent des données présentes dans l'image (l'intensité, gradient...) ainsi que des propriétés de régularité du contour. La position

d'équilibre peut être définie comme le minimum d'une fonctionnelle d'énergie dont la dérivée correspond aux forces à appliquer. (Voir la Figure 3.4)

Cette dynamique est basée sur la notion d'énergie interne et externe, le but étant de minimiser l'énergie totale présente le long de la courbe. Des contraintes permettent de conserver une courbe lisse avec des points équidistants tout en laissant un certain champ libre pour les déformations.

L'énergie interne correspond à la morphologie et aux caractéristiques de la courbe (courbature, longueur, etc.).

L'énergie externe provient de l'image, les critères sont variables (présence de bords marqués, bruit, etc.).

L'évolution se fait de manière itérative et les algorithmes peuvent faire l'objet de diverses optimisations et techniques numériques.

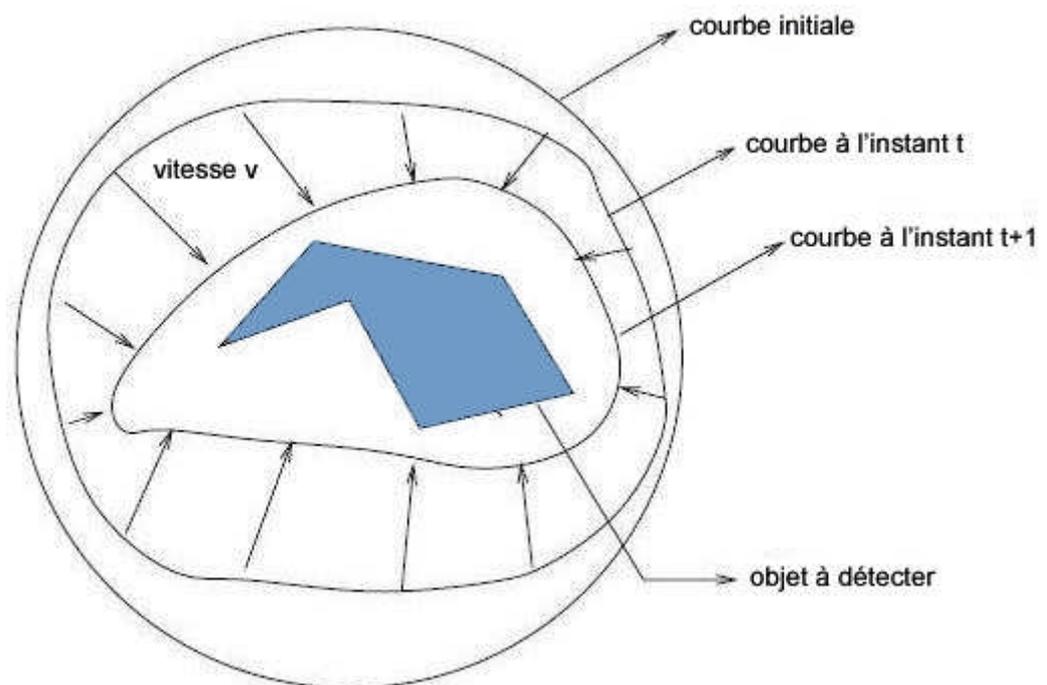


FIG. 3.4 Principe des contours actifs

2.3 Modèle de snake

Puisque les contours actifs appartiennent à la famille des courbes continues et dérivables, on peut toujours les modéliser par une forme paramétrique normalisée comme :

$$\Omega = [0,1] \mapsto \mathbb{R}^2$$

$$s \mapsto v(s) = [x(s), y(s)]^T$$

3.1

Où $[]^T$ indique le transposé du vecteur

s est l'abscisse curviligne ou le paramètre sur la courbe ϵ au domaine spatial Ω

$v(s)$ est le vecteur de position du point de contour de coordonnées $x(s)$ et $y(s)$

$V(1)$ et $v(0)$ sont les vecteurs de position des extrémités du contour

$v(1)=v(0)$ pour un contour fermé

L'énergie totale du contour qu'on cherche à minimiser est alors représentée par la fonction suivante [19] :

$$E^*_{snake} = \int_0^1 E_{snake}(v(s)) ds = \int_0^1 [E_{interne}(v(s)) + E_{externe}(v(s)) + E_{contrainte}(v(s))] ds \quad 3.2$$

$E_{interne}$ représente l'énergie interne due à la rigidité et l'élasticité du contour, elle est basée sur la topographie courante du contour et la fonction de la forme et de la courbure (contraintes dans l'algorithme de la segmentation).

$E_{externe}$ représente l'énergie externe du système due aux gradients de l'image

$E_{contrainte}$ représente l'énergie des autres contraintes de haut niveau (high level constraints) jugées pertinentes pour augmenter la précision durant la segmentation.

Le contour actif localise et segmente les régions d'intérêt dans l'image en minimisant simultanément tous les termes d'énergie sur tout le modèle.

Dans notre travail, nous n'utilisons aucune énergie de contraintes, elle ne sera donc pas approfondie dans les sections qui suivent, et $E_{contrainte} = 0$.

2.3.1 *Energie interne (E_{int})*

Dans le but d'induire notre connaissance a priori sur la forme et la courbure du contour de l'objet dans l'algorithme de segmentation, une énergie interne est incluse dans la formulation du problème. L'énergie interne sert à maintenir une certaine topologie cohérente du contour, en empêchant des nœuds individuels sur le contour de se ballader trop loin de leurs nœuds voisins.

Le but est de limiter l'influence des effets extrêmes sur la déformation du contour.

L'énergie interne modélise entre autre la tension. Elle a été définie par Kass et Al comme suit :

$$E_{\text{interne}}(v(s)) = \alpha(s)|v_s(s)|^2 + \beta(s)|v_{ss}(s)|^2 \quad 3.3$$

$v_s(s)$ est la dérivée première de $v(s)$ par rapport à s , tandis que $v_{ss}(s)$ est la dérivée seconde.

On peut voir que cette énergie se compose de deux termes, un terme du premier ordre ($v_s(s)$) contrôlé par $\alpha(s)$ qui représente l'élasticité du contour, et un autre terme du second ordre ($v_{ss}(s)$) contrôlé par $\beta(s)$ qui représente la rigidité du contour. Le choix des fonctions $\alpha(s)$ et $\beta(s)$ impose les caractéristiques du contour durant sa déformation.

La propriété d'élasticité peut être illustrée en examinant le terme de la dérivée première,

$|v_s(s)|^2$, qui n'est pas autre que le module au carré du vecteur tangent à la courbe :

$$|v_s(s)|^2 = \left(\frac{dx(s)}{ds}\right)^2 + \left(\frac{dy(s)}{ds}\right)^2 \quad 3.4$$

D'autre part la longueur d'une courbe définie paramétriquement peut être exprimée par

$$L = \int_0^1 \sqrt{\left(\frac{dx(s)}{ds}\right)^2 + \left(\frac{dy(s)}{ds}\right)^2} ds \quad 3.5$$

Ces deux expressions 3.4 et 3.5 montrent que la longueur du contour n'est qu'une simple intégration du module de la dérivée première de long de la courbe. La minimisation de la dérivée première résulte en une minimisation de la longueur globale du contour, ce qui reflète une certaine élasticité entre les différents nœuds du contour, c'est-à-dire les nœuds sont attirés par eux-mêmes. Puisque le poids relatif de ce terme est contrôlé par $\alpha(s)$, plus ce paramètre est grand, plus l'élasticité est grande, et plus la tendance du contour à se contracter est grande.

De même, la rigidité peut être illustrée par la dérivée seconde $|v_{ss}(s)|^2$, qui n'est autre que le taux du changement de la valeur de la tangente à la courbe. Minimiser ce module revient à réduire la possibilité d'un changement brusque en n'importe quel nœud.

Plusieurs autres caractéristiques d'un contour actif sont encore évidentes à partir des définitions mentionnées ci-dessus, par exemple dans le cas d'un contour où il n'y a pas de force externe avec $\alpha(s) > 0$, le contour tente de former un cercle et il tend vers un point (cercle de rayon nul) avec le temps, en plus une valeur positive de $B(s) > 0$ empêche le contour d'avoir des discontinuités locales. C'est-à-dire, ne peut pas former des coins aigus [16].

2.3.2 Énergie externe

L'énergie externe dépend des caractéristiques de l'image et du bon fonctionnement de l'algorithme de segmentation. C'est la force qui dirige le contour vers la position désirée dans l'image.

On peut regrouper à l'intérieur de cette énergie plusieurs termes qu'on juge nécessaire pour une bonne segmentation spécifique. Elle contient essentiellement un terme associé aux changements abrupts de l'image, les arrêtes, en plus des autres termes optionnels relatifs à chaque cas. Une des forces les plus utilisées est celle relative au gradient de l'image définie par :

$$E_{edge} = -|\nabla I(x, y)|^2 \quad 3.6$$

Où $I(x,y)$ est la luminance de l'image en question, ∇ est le gradient. Le signe négatif indique que les gradients les plus élevés minimiseront cette énergie et attireront le snake.

2.3.3 Énergie de contraintes (E_{cont})

C'est une énergie externe pour des interactions de haut niveau, elle dépend de contraintes d'ordre supérieur relatives à des stratégies globales comme les relations avec les autres objets d'une image telles que la répulsion ou l'attraction d'une région particulière.

2.4 Déformation de contours actifs

La déformation du contour actif sous les différentes contraintes dans un processus de minimisation de l'énergie suit les lois de la mécanique classique.

En posant $v(x,y)$ la forme paramétrique du contour. C'est la coordonnée généralisée utilisée pour la résolution des équations du mouvement données par l'équation de Lagrange. Le problème consiste alors à minimiser la fonction J suivante :

$$J = \int_T L(v(s,t)) ds \quad 3.7$$

Où $L(v(s,t))$ est le Lagrangien du contour

$$\text{Le Lagrangien } L \text{ est défini par } L(v)=K(v)-U(v) \quad 3.8$$

$K(v)$ est l'énergie cinétique du contour due à son mouvement

$U(v)$ est l'énergie potentielle du contour due à sa position

L'énergie cinétique est donnée par l'équation suivante :

$$K(v) = \frac{1}{2} \int_{\Omega} \mu(s) |v_t|^2 ds \quad 3.9$$

$\mu(s)$: est la densité linéique

$v_t = \frac{\partial v}{\partial t}$: dérivée partielle de $v(s,t)$ par rapport à t

L'énergie potentielle n'est autre que E_{snake} donnée par l'équation 3.2 et qui dépend de l'énergie interne du model physique (élasticité et rigidité) et de l'énergie potentielle externe associée à l'image

$$U(v) = E_{snake} = \int_{\Omega} E(v(s)) ds = \int_{\Omega} [E_{interne}(v(s)) + E_{externe}(v(s))] ds \quad 3.10$$

Le problème de minimisation posé par l'expression 3.8 peut être reformulé comme suit :

$$J = \frac{1}{2} \int_{\Omega} \int_r [m(s) |v_t|^2 - E_{interne}(v(s)) - E_{externe}(v(s))] ds \quad 3.11$$

La solution au problème physique de minimisation posé par l'équation 3.8 se résume à trouver un chemin possédant un état stationnaire. Selon le calcul des variations, ce minimum doit toujours satisfaire l'équation d'Euler-Lagrange.

$$\frac{d}{dt} \left(\frac{\partial L}{\partial v_i} \right) - \frac{\partial L}{\partial v} = 0 \quad 3.12$$

Pour un système conservatif.

En substituant K et U de l'équation (3.9) par leur expression correspondante des équations (1.10) et (1.11) respectivement, le Lagrangien s'exprimera donc comme suit

$$L = \frac{1}{2} \int_{\Omega} (\mu(s) |v_t|^2 - w_1(s) |v_s(s)|^2 - w_2(s) |v_{ss}(s)|^2 - E_{externe}(v(s))) ds \quad 3.13$$

$$L = L(s, t, x(s, t), y(s, t), x_t, y_t, x_s, y_s, x_{ss}, y_{ss})$$

$y_s(s)$ est la dérivée première de $y(s)$ par rapport à s , $y_{ss}(s)$ est la dérivée seconde.

$x_s(s)$ est la dérivée première de $x(s)$ par rapport à s , $x_{ss}(s)$ est la dérivée seconde.

y_t est la dérivée première de y par rapport à t , x_t est la dérivée première de x par rapport à t .

Dans ce cas les équations d'Euler-Lagrange relatives au mouvement du contour deviennent :

$$\frac{\delta}{\delta x}(L) - \frac{\delta}{\delta t}\left(\frac{\delta}{\delta x_t}(L)\right) - \frac{\delta}{\delta s}\left(\frac{\delta}{\delta x_s}(L)\right) + \frac{\delta^2}{\delta^2 s}\left(\frac{\delta}{\delta x_{ss}}(L)\right) = -\frac{\delta}{\delta x_t}(D(v_t)) \quad 3.14$$

$$\frac{\delta}{\delta y}(L) - \frac{\delta}{\delta t}\left(\frac{\delta}{\delta y_t}(L)\right) - \frac{\delta}{\delta s}\left(\frac{\delta}{\delta y_s}(L)\right) + \frac{\delta^2}{\delta^2 s}\left(\frac{\delta}{\delta y_{ss}}(L)\right) = -\frac{\delta}{\delta y_t}(D(v_t))$$

Où $D(v_t) = \frac{1}{2} \int_{\Omega} \gamma(s) |v_t|^2 ds$ est l'énergie de dissipation et $\gamma(s)$ est le facteur de viscosité

En remplaçant la valeur du Lagrangien de l'équation 3.14 dans l'équation 3.13, et après quelques manipulations, on obtient :

$$\mu(s)x_{tt} + \gamma(s)x_t - \frac{\delta}{\delta s}(w_1(s)x_s) + \frac{\delta^2}{\delta s^2}(w_2(s)x_{ss}) = -\frac{1}{2} \frac{\delta}{\delta x}(E_{\text{externe}}(v)) \quad 3.15$$

$$\mu(s)y_{tt} + \gamma(s)y_t - \frac{\delta}{\delta s}(w_1(s)y_s) + \frac{\delta^2}{\delta s^2}(w_2(s)y_{ss}) = -\frac{1}{2} \frac{\delta}{\delta y}(E_{\text{externe}}(v))$$

Si on suppose que la densité linéique $\mu(s)$ est nulle et $\gamma(s)$ est constant :

$$a(s) = \frac{1}{\gamma} w_1(s)$$

$$\beta(s) = \frac{1}{\gamma} w_2(s) \quad 3.16$$

$$E_{\text{externe}} = \frac{1}{2\gamma} E_{\text{externe}}$$

Les équations 3.15 et 3.16 donnent

$$\frac{\delta v(s,t)}{\delta t} - \frac{\delta}{\delta s}\left(a(s) \frac{\delta v(s,t)}{\delta s}\right) + \frac{\delta^2}{\delta s^2}\left(\beta(s) \frac{\delta^2 v(s,t)}{\delta s^2}\right) + \nabla E_{\text{externe}}(v(s,t)) = 0 \quad 3.17$$

+ des conditions initiales et les conditions aux limites

L'évolution du contour consiste au déplacement des points du contour de façon itérative de telle sorte que les forces interne et externe du model physique soient équilibrées. La solution finale

est obtenue lorsque $\frac{\delta v(s,t)}{\delta t}$ approche de zéro. Plusieurs méthodes numériques ont été utilisées pour la résolution de cette équation on utilise l'approximation par différences finies. Il s'agit essentiellement de faire évoluer contour élastique à un temps donné t_0 en se basant sur la position du snake à un temps antérieur $t=t_0-\Delta t$. L'approximation par les différences finies pour les dérivées partielles prend la forme suivante (avec h =pas entre les nœuds du contour Δt =pas temporel) :

$$\begin{aligned}\frac{\delta v}{\delta t} \Big|_{t,s} &\approx \frac{v(s_i,t) - v(s_i,t - \Delta t)}{\Delta t} = v_i(t) - v_i(t-1) \quad \text{Pour } t=1 \\ \frac{\delta v}{\delta s} \Big|_{t,s} &\approx \frac{v(s_i + h,t) - v(s_i,t)}{h} = \frac{v_{i+1}(t) - v_i(t)}{h} \\ \frac{\delta^2 v}{\delta s^2} \Big|_{t,s} &\approx \frac{v(s_i + h,t) - 2v(s_i,t) + v(s_i - h,t)}{h^2} = \frac{v_{i+1}(t) - 2v_i(t) + v_{i-1}}{h^2}\end{aligned}\quad 3.18$$

$I=0,1,\dots,N-1$ N =nombre des nœuds

Si on substitue les termes de l'équation 3.17 par leurs valeurs respectives des équations 3.18, On aura :

$$\begin{aligned}\frac{\delta v_i(t) - v_i(t - \Delta t)}{\Delta t} + \frac{a_i}{h}(v_i(t) - v_{i-1}(t)) - \frac{a_{i-1}}{h}(v_{i+1}(t) - v_i(t)) + \frac{\beta_{i-1}}{h^2}(v_{i-2}(t) - 2v_{i-2}(t) + v_i(t)) \\ - 2\frac{\beta_i}{h^2}(v_{i-1}(t) - 2v_i(t) + v_{i+1}(t)) + \frac{\beta_{i+1}}{h^2}(v_i(t) - 2v_{i+1}(t) + v_{i+2}(t)) + f(v_i(t)) = 0\end{aligned}\quad 3.19$$

Avec

$$f(v(s,t)) = f(x(s,t), y(s,t)) = \nabla E_{\text{externe}}(v(s, y))$$

Si on suppose que la force externe est constante durant un pas de temps, l'équation précédente devient :

$$((I + \tau A)V^t = V^{t-1} + \Delta t F(V^{t-1}))\quad 3.20$$

Où I =matrice identité de dimension N et

2.5 Flux du Vecteur du Gradient (GVF)

Nous allons à travers ce paragraphe présenter le principe de la méthode GVF (Gradient Vector Flow), c'est cet algorithme que nous adoptons dans notre travail afin d'extraire l'encéphale.

2.5.1 Principe de l'algorithme

L'algorithme GVF, proposé en 1997 par C. Xu et L. Prince, se base sur le modèle du snake. Cette méthode est basée sur le calcul d'un champ de force externe particulier : le GVF est calculé en appliquant des équations de diffusion aux composantes du gradient de l'image de contour. Le GVF remplace la force externe du snake par un champ de vecteurs.

La définition par diffusion permet aux forces du GVF de s'étendre loin de l'objet, ce qui permet ensuite au contour actif de retrouver le contour réel tout en étant placé plus loin qu'un contour actif traditionnel.

De plus, ce principe de diffusion permet également au contour actif de type GVF de rentrer dans les concavités, ce qui est un problème pour les contours actifs traditionnels. La Figure 3.4 à droite montre le problème de convergence à une concavité d'une zone d'intérêt. Dans la figure 3.5 à gauche, le problème est résolu grâce au GVF.



FIG. 3.5 La convergence à une concavité

Un autre avantage du GVF est qu'il permet de détecter un contour même si le tracé initial du snake traverse de contour réel, ce qui gêne la plus part du temps les contours actifs traditionnels.

Enfin, des études montrent que GVF offre également en général plus d'avantages que les contours actifs traditionnels.

Ainsi, le seul petit inconvénient de GVF par rapport aux autres méthodes de snake est le temps de calcul du champ de vecteur : la diffusion est obtenue en effectuant des itérations de l'algorithme de calcul du champ. Plus on itère, plus la diffusion est importante et donc on peut placer le contour de départ de plus en plus loin du contour réel. Il faut donc choisir entre la précision du dessin du contour de référence que l'on demande à l'utilisateur et le temps d'exécution. Cependant, il faut se rappeler qu'un des avantages principaux de GVF est de permettre le placement du contour initial loin du contour réel, l'emploi de cette méthode devient donc beaucoup moins intéressant pour un champ de vecteur peu diffusé, c'est-à-dire calculé avec peu d'itérations.

2.5.2 Calcul du champ GVF (*Gradient Vector Flow Field*)

Autre formulation de l'énergie externe : champ de force dense (obtenu en résolvant une paire d'équations différentielles partielles linéaires qui diffusent dans toute l'image les vecteurs gradients calculés sur une carte de points contours)

(Voir la Figure 3.6)

Forces orientées vers la concavité et non en opposition vers les bords

Amplitude importante, même loin de la forme

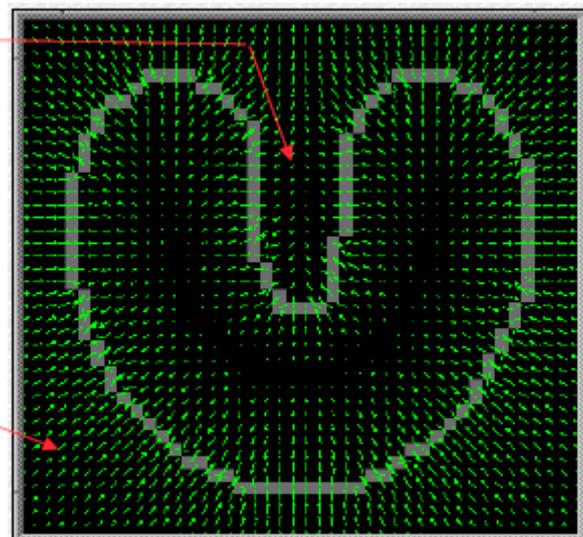


FIG. 3.6 Le champ GVF

2.5.3 Formulations mathématiques du GVF

Comme nous l'avons dit précédemment, le GVF remplace la force externe du snake par un champ de vecteurs w .

$$v_t(s, t) = \alpha v^{(2)}(s, t) - \beta v^{(4)}(s, t) + w \quad 3.23$$

W doit minimiser la fonction d'énergie suivante :

$$\Sigma = \iint \mu(u_x^2 + u_y^2 + w_x^2 + w_y^2) + |\nabla f|^2 |w - \nabla f|^2 dx dy \quad 3.24$$

Où f désigne la carte des contours

$$u_{i,j}^{n+1} = (1 - b_{i,j} \Delta t) u_{i,j}^n + r(u_{i+1,j}^n + u_{i,j+1}^n + u_{i-1,j}^n + u_{i,j-1}^n - 4u_{i,j}^n) + c_{i,j}^x \Delta t \quad 3.25$$

$$w_{i,j}^{n+1} = (1 - b_{i,j} \Delta t) w_{i,j}^n + r(w_{i+1,j}^n + w_{i,j+1}^n + w_{i-1,j}^n + w_{i,j-1}^n - 4w_{i,j}^n) + c_{i,j}^y \Delta t \quad 3.26$$

$$b(x, y) = f_x(x, y)^2 + f_y(x, y)^2 \quad 3.27$$

$$r = \frac{\mu \Delta t}{\Delta x \Delta y} \quad 3.28$$

$$c^x(x, y) = b(x, y) f_x(x, y) \quad c^y(x, y) = b(x, y) f_y(x, y) \quad 3.29$$

Convergence quand $\sqrt{(u^n - u^{n-1})^2 + (w^n - w^{n-1})^2} < \varepsilon$ vérifie en chaque point

Mise en œuvre avec un polygone $\{x_p, y_p\}$ (et $\beta = 0$ pour simplifier)

$$v_t(s, t) = \alpha v^{(2)}(s, t) + w \quad \Rightarrow \quad x_t(s, t) = \alpha x^{(2)}(s, t) + u \quad 3.30$$

$$x_t = \frac{1}{\Delta t} (x_p^{n+1} - x_p^n) \quad \Rightarrow \quad x^{(2)} = \frac{1}{\Delta x} (x_{p+1}^n - 2x_p^n + x_{p-1}^n) \quad 3.31$$

$$x_p^{n+1} = x_p^n + \alpha \frac{\Delta t}{\Delta x} (x_{p+1}^n - 2x_p^n + x_{p-1}^n) + u \Delta t \quad 3.33$$

(On a les équations analogiques pour y)

Les valeurs de U (et W) doivent être interpolées a partie des valeurs entières.

Convergence quand $\sqrt{(x_p^n - y_p^{n-1})^2 + (y_p^n - y_p^{n-1})^2} < \varepsilon$ vérifie en chaque point

Les Figures 3.7 et 3.8 montrent comment le champ GVF pénètre les concavités.

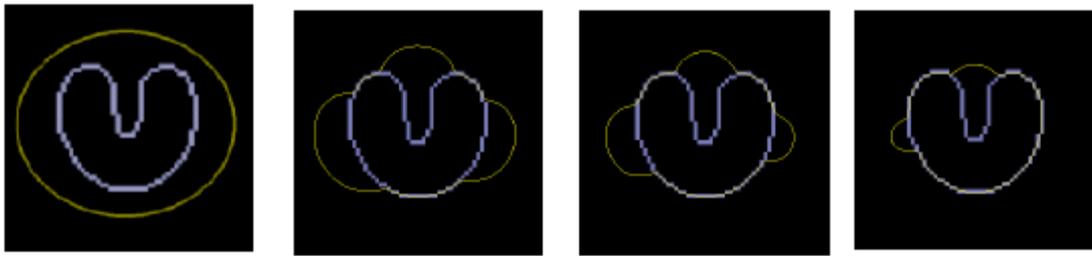


FIG. 3.7 Le champ GVF démarre loin de la forme



FIG. 3.8 Le champ GVF pénètre dans les concavités

3 Segmentation par lignes de partage des eaux

La morphologie mathématique fournit de nombreux outils de segmentation d'images. Nous allons nous intéresser ici à l'une des techniques les plus répandues : la technique de la Ligne de Partage des Eaux (LPE).

Un bassin versant est une zone géographique d'où une goutte d'eau, suivant la ligne de plus grande pente, arrivera dans ce minimum. On associe d'ailleurs un minimum à un bassin versant.

Cette technique nous donne de façon efficace des contours fermés et squelettisés, ces contours fermés forment donc une partition de l'image.

Un minimum: Point à partir duquel il est impossible d'atteindre un point de hauteur inférieur sans avoir à "grimper".

La ligne de partage des eaux utilise la description des images en termes géographiques. Une image peut en effet être perçue 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.[17]

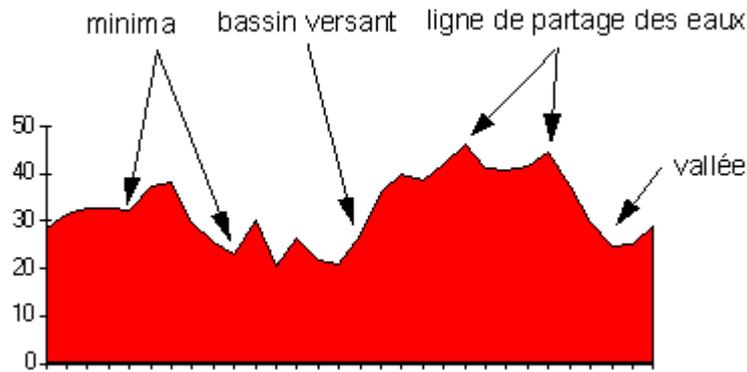


FIG. 3.9 Lignes des partages des eaux

Il est à noter que la ligne de partage des eaux n'est pas locale. En particulier, elle n'est pas liée à des structures locales (lignes de crête, escarpement,...).

Une des difficultés à la mise en oeuvre 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 géodésiques**. Leur définition algorithmique ainsi que leur analyse critique est donnée dans l'article de *Jos B.T.M. Roerdink* et *Arnold Meijster*. Nous utiliserons par la suite la fonction intégrée à matlab et basée sur l'algorithme de *Vincent - Soille*.

- Un chemin géodésique de longueur l entre deux points s et t est une famille de $l+1$ pixels $x_0=s, x_1, \dots, x_l=t$ telle que

$$\forall i \in [0, l], x_i \in X \quad \text{et} \quad \forall i \in [0, l], x_{i-1}, x_i \text{ sont voisin}$$

X une image binaire

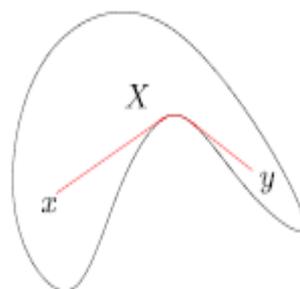


FIG. 3.10 Le plus court chemin géodésique entre x et y

Distance géodésique entre les points s et t est la longueur du plus court chemin géodésique reliant s à t ; elle est infinie si un tel chemin n'existe pas.

Notons enfin que l'on n'applique pas la LPE à l'image originale mais à son gradient (morphologique). Cela crée ainsi des lignes de partage des eaux aux points de discontinuités du niveau de gris, ce qui est intéressant pour les applications de segmentation.

Une idée pour segmenter les images est de déterminer les lignes le long desquelles les niveaux de gris varient rapidement. En faisant une analogie géographique (voir la Figure 3.9), cela se rapproche de la notion de ligne de crête du module du gradient de l'image. Ici, l'image est vue comme une zone géographique dans laquelle les lignes de crêtes ou ligne de partage des eaux sont assimilées aux contours de l'image. Pour cela, on définit son complémentaire : les bassins versants.

Avec la plupart des images, la LPE du gradient produit une sur-segmentation, même si comme ici, l'image originale est homogène. Ceci est dû au fait que les images gradient des images naturelles contiennent un grand nombre de minima (dû au bruit du système de prise de vue par exemple ou à variations locales non significatives des niveaux de gris ou encore aux textures des régions). Chaque minimum génère un bassin versant dans la LPE.

Il existe plusieurs méthodes qui permettent de pallier à cette sur-segmentation.

- La première consiste à filtrer l'image originale afin de supprimer tous les minima non-significatifs : c'est **l'approche filtrage**.
- La deuxième consiste à choisir le nombre de minima locaux et donc le nombre de zones que l'on souhaite mettre en évidence grâce à la LPE : c'est **l'approche marqueurs** (*swamping*). [14,17]

3.1 LPE par simulation d'immersion

Si l'on considère une image comme une surface topographique, où l'altitude correspond au niveau de gris, le principe de construction de la LPE par immersion est le suivant :

- En imaginant que tous les minima régionaux sont percés, on immerge progressivement le relief par une montée des eaux.

- A chaque fois que la hauteur de l'eau atteint l'altitude d'un minimum régional, un nouveau bassin versant est créé
- A chaque fois que deux bassins se rencontrent, on empêche leur fusion en construisant une "dingue"

Ensemble des dingues forment la LPE

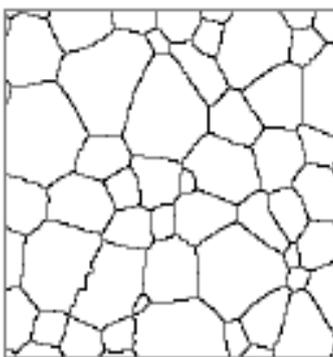
Le problème majeur de la LPE étant la sur-segmentation. En effet, cet algorithme, est sensible à tout minimum local dans l'image, tend à sur définir les lignes de partage des eaux.

Comme nous l'avons dit précédemment, afin de remédier au problème de sur-segmentation, plusieurs techniques ont été développées pour imposer des contraintes à l'algorithme. Nous allons dans ce qui suit présenter la méthode par marqueurs et celle par filtrage.

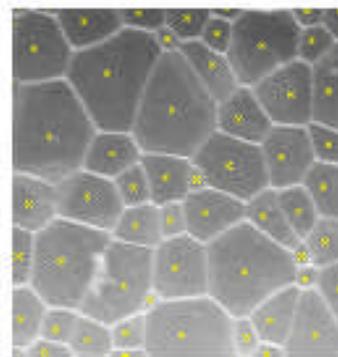
3.2 LPE contrainte par des marqueurs

L'idée consiste à choisir le nombre de minima locaux et donc le nombre de zones que l'on souhaite mettre en évidence grâce à la LPE. Nous éliminons ainsi les informations qui ne nous intéressent pas.

En fait, le type d'information que nous introduisons est de nature géométrique. Nous supposons que nous connaissons un ensemble connexe de points faisant partie de l'objet ainsi qu'un ensemble de points de l'extérieur. Ces ensembles de points connexes sont appelés des marqueurs. (Voir la Figure 3.11)



a) LPE contrainte



b) ensemble des marqueurs (en jaune)

FIG. 3.11 LPE avec ensemble des marqueurs

La figure 3.12 montre comment nous déterminons les marqueurs

127	124	121	133	128	130	132
121	102	102	136	127	126	130
105	104	103	139	125	124	122
102	100	107	142	122	120	123
103	106	108	145	127	125	124
110	115	112	147	131	133	121
121	123	127	148	135	138	141

127	124	121	133	128	130	132
121	102	102	136	127	126	130
105	104	103	139	125	124	122
102	100	107	142	122	120	123
103	106	108	145	127	125	124
110	115	112	147	131	133	121
121	123	127	148	135	138	141

FIG. 3.12 Détermination des marqueurs

Nous allons alors modifier l'image en lui imposant que ces ensembles soient les uniques minima régionaux, chaque bassin devenant ainsi soit un unique objet, soit le fond de l'image. Pour mettre au point cette méthode, le masque est érodé selon l'image masquée par un élément de taille infinie. Les connexes du masque représentant les marqueurs sont à 0 (noir). Et l'image masquée est obtenue en prenant pour chaque pixel, le pixel minimum de celui de l'image et de celui du masque. Ensuite on calcule la LPE de cette image résultat. Tout d'abord, on remarque que le nombre de régions d'intérêt choisi est bien respecté. Ces régions on été les seules à être prises en compte dans la LPE. Tous les autres minima locaux, entre information utile et parasite, qu'on n'a pas sélectionné on été ignorés.

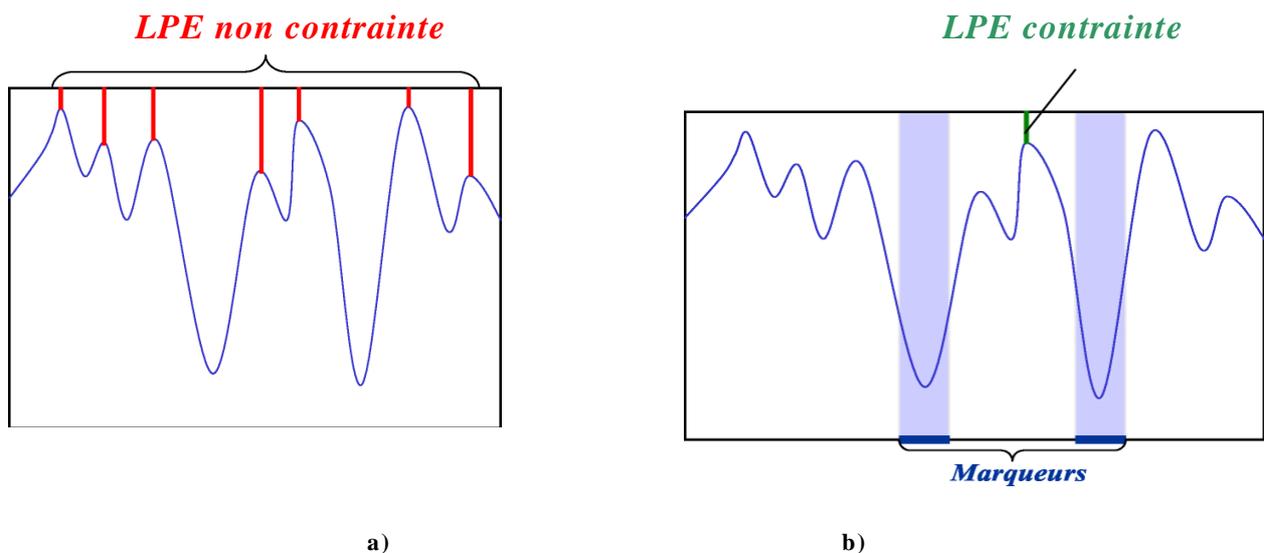


FIG. 3.13 a) LPE non contrainte b) LPE contrainte

Pratiquement, on impose la présence des marqueurs par un OU logique à chaque étape, et on ne fait pas apparaître de nouveaux bassins versants. [13]

3.3 LPE par filtrage

Dans cette approche on cherche à éliminer tous les minima non-significatifs de l'image gradient. Alors qu'avec l'approche marqueur on cherche à remplacer les minima du gradient par des images de marquages, ici on va plutôt chercher à supprimer les minima non-significatifs dans l'image elle-même.

La seconde technique pour éviter la sur-segmentation est de sélectionner les bassins versants qui apparaissent dans la LPE en fonction de leur « importance » (Voir la Figure 3.14)

Cette importance revêt deux aspects différents :

La surface : Cet aspect est lié à la notion de bruit spatial dans l'image

La profondeur : Cet aspect est lié à la notion de dynamique dans l'image

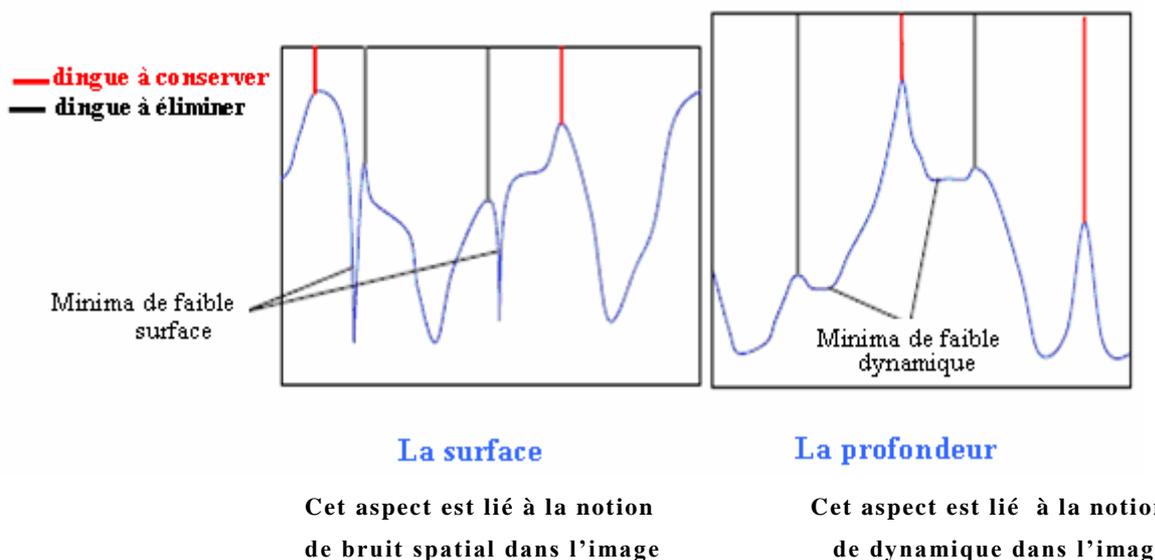


FIG. 3. 14 LPE par filtrage

3.3.1 LPE : filtrage spatial

L'élimination des dingues produites par des bassins de faible surface peut être obtenue grâce au filtrage morphologique spatial. (Voir la Figure 3.15)

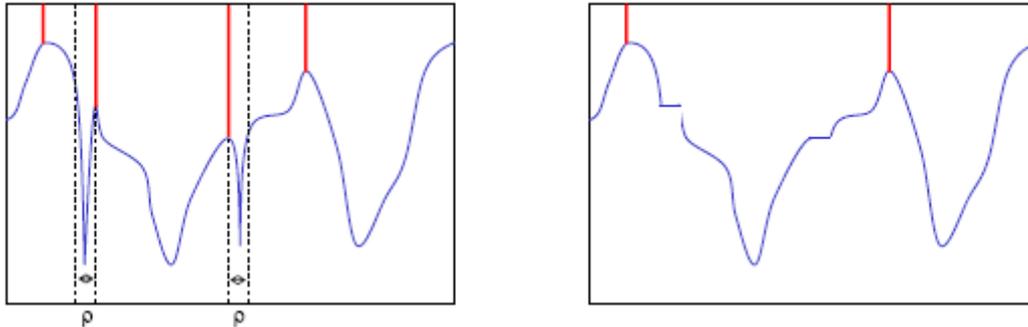


FIG. 3.15 LPE par filtrage spatial

Fermeture par reconstruction par une boule de diamètre ρ

3.3.2 LPE : filtrage de dynamique

L'élimination des dingues produites par des bassins de faible dynamique peut être obtenue grâce au filtrage morphologique de dynamique.

La reconstruction de I dans la fonction $I+h$ élimine les minima régionaux de dynamique inférieure à h (voir figure 3.16) :

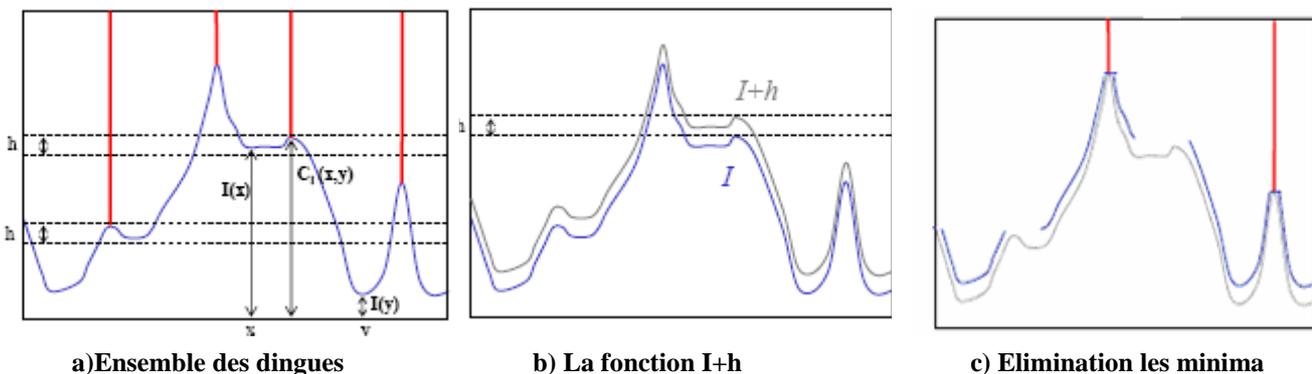


FIG. 3.16 LPE par filtrage dynamique

L'idée est de supprimer des minima selon un critère de contraste (ou de dynamique) qui est la quantité avec laquelle il faut monter d'un minimum régional pour atteindre un autre minimum d'altitude moindre que le premier.

Soit h la valeur du contraste qu'on veut imposer.

Pour éliminer les minima régionaux de g de dynamique inférieure à h , on fait l'érosion géodésique de taille infinie de l'image $f+g$ selon l'image g .

On obtient les résultats (Voir la Figure 3.16).

- *Interprétations*

La segmentation par lignes de partage des eaux est très sensible au bruit, il est donc nécessaire de filtrer les images avant de les segmenter. Même après filtrage, et pour une image réelle, il est impossible d'éliminer tous les minima locaux. Cela se fait souvent sentir au niveau du résultat de la segmentation par la présence de nombreuses zones parasites qui rendent l'image sur segmentée.

Le critère utilisé pour éliminer les zones parasites dans la deuxième méthode est bien approprié. En effet, il y a de forte chance qu'un minimum ayant une dynamique faible soit un minimum indésirable. Cependant ce critère ne se superpose pas toujours au premier critère qui est subjectif : zone utile/ zone parasite.

La première méthode restreint la segmentation aux zones d'intérêt de l'utilisateur. C'est ce qui fait que les résultats de cette méthode sont souvent plus significatifs au point de vue de l'utilisateur que ceux de la deuxième méthode.

4 Conclusion

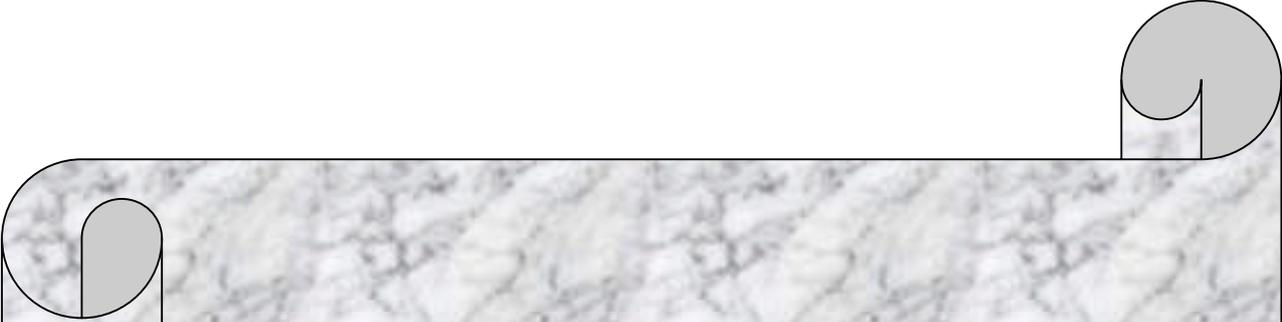
Nous avons présenté dans ce chapitre deux méthodes de segmentation d'images que nous utilisons dans ce mémoire.

L'approche des contours actifs ou snakes est une méthode permettant de trouver le contours des objets dans l'image. Dans ce travail, nous l'utilisons pour réaliser l'édition de l'encéphale. Le type de contours actifs que nous utilisons étant le GVF, nous l'avons bien présenté dans ce chapitre.

Nous expliquons aussi la méthode de ligne de partage des eaux. Cette méthode permet la segmentation des régions dans une image. Nous utilisons cet algorithme afin de caractériser

les trois principaux tissus du cerveau, à savoir, la matière blanche, la matière grise et le liquide céphalo radchidien.

Nous allons voir dans le prochain chapitre l'utilisation de ces deux méthodes appliquée à notre cadre de travail.



Chapitre IV
Tests et
Résultats

1 Introduction

A l'issue des premiers chapitres de ce mémoire, on a pu acquérir toutes les théories sur le traitement d'image (prétraitement, segmentation...). Nous allons dans ce chapitre dans une première partie voir l'implémentation d'une application qui permet de segmenter l'encéphale. Dans la seconde partie nous présenterons le logiciel que nous avons réalisé et ses différentes interfaces.

2 l'acquisition

Au début, nous devons faire l'acquisition de l'image IRM, cette dernière se fait directement à partir de la station IRM.

L'image utilisée est de nature bidimensionnelle à plusieurs niveaux de gris, donc à chaque pixel de l'image, correspond un niveau d'intensité lumineuse (ou niveau de gris) appartenant à $\{0,1,\dots,255\}$, 0 correspond à une illumination nulle, (le noir), et 255 correspond à l'intensité lumineuse maximale, (le blanc), et les autres valeurs sont des nuance de niveau de gris entre noir et blanc.

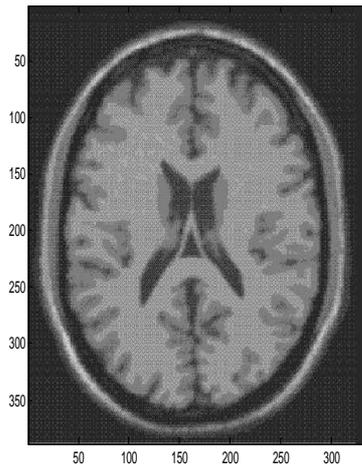
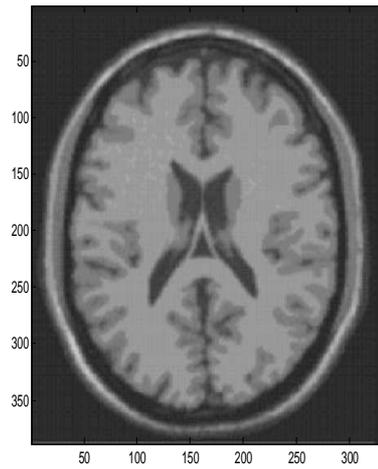
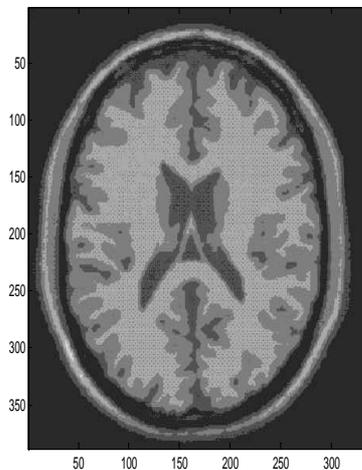
L'IRM permet de faire des coupes dans différents plans, nous nous sommes intéressés dans notre travail aux images prises dans le plan frontal.

3 Prétraitement

Dans une image IRM plusieurs facteurs viennent affecter la qualité de l'image, nous distinguons essentiellement quatre facteurs : le bruit, le mouvement, la variation de champ magnétique et l'effet de volume partiel.

Le prétraitement consiste à sélectionner l'information nécessaire à l'application. Cette sélection passe souvent par élimination de bruit dû aux conditions d'utilisation, par la suppression des informations redondantes, superflues et inutiles pour l'application visée.

Pour améliorer les images traitées, nous avons implémenté plusieurs filtres aussi bien linéaire que non linéaire : le filtre moyennneur, filtre médian, les filtres morphologiques. Nous présentons ci-dessous les résultats du filtrage sur notre image.

**FIG. 4.1 Image originale****FIG. 4.2 Le filtre moyenneur****FIG. 4.3 Le filtre median****FIG. 4.4 La dilatation**

4 Segmentation

En traitement d'image, la segmentation est une étape de subdivision de l'image en parties qui la constituent.

4.1 Edition de l'encéphale

Dans cette partie, nous allons séparer l'encéphale des tissus environnant le cerveau (peau, crâne, ...). Nous utilisons pour cela la détection de contours. Nous allons voir dans ce qui suit, la détection de contours en utilisant plusieurs méthodes.

4.1.1 Détection de contour par les opérateurs classiques

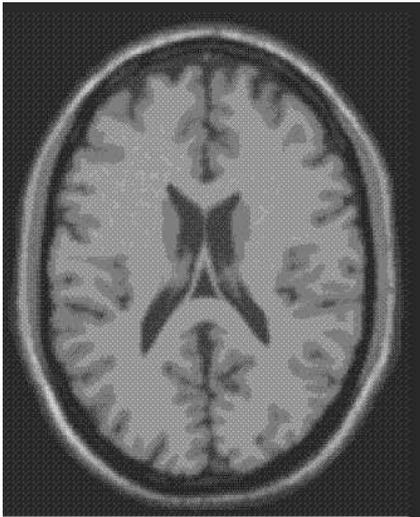


FIG.4.5 Image originale

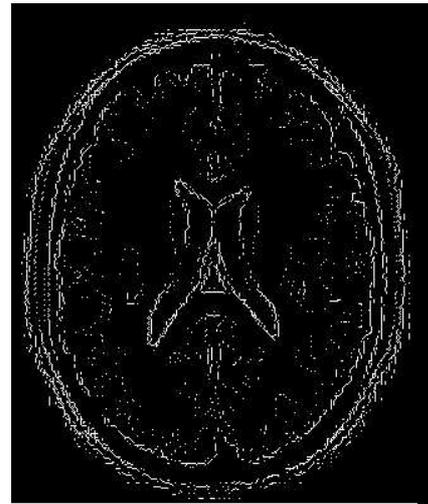


FIG.4.6 Image traitée : opérateur Sobel

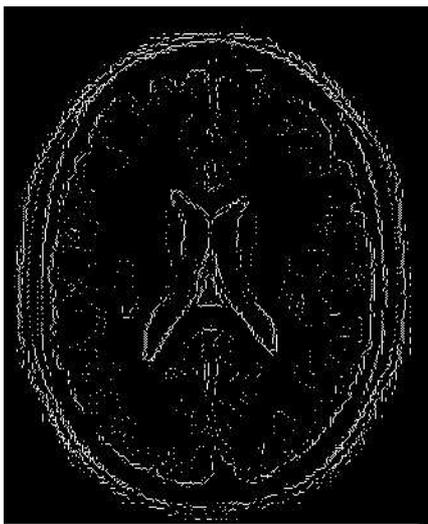


FIG.4.7 Image traitée : opérateur Prewitt



FIG.4.8 Image traitée : opérateur Roberts

Interprétations

Nous remarquons dans ces images que le contour ne représente pas une forme qui correspond au cerveau édité, il est difficile de réaliser l'édition de l'encéphale en utilisant ce type d'opérateurs. En effet, nous allons voir dans ce qui suit notre utilisation de la méthode de contours actifs pour l'édition de l'encéphale.

4.1.2 Segmentation par le contour actif traditionnel

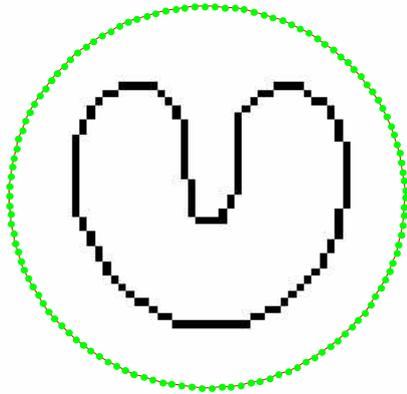


FIG. 4.9 Le contour initial

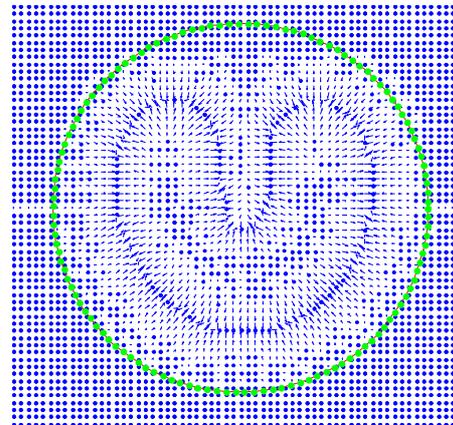
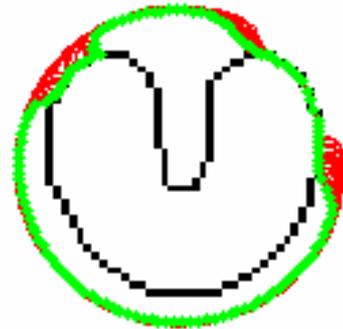


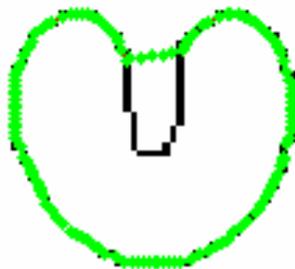
FIG. 4.10 Le contour dans le champ



a) Itération 110



b) Itération 1800



c) Itération 3000

FIG. 4.11 La déformation de contour actif

Interprétation

- Les résultats montrent que le contour actif traditionnel ne peut pas rentrer dans les concavités même après plusieurs itérations.
- On a utilisé au début une image classique pour voir mieux les résultats car l'image de cerveau est complexe, dans ce qui suit nous présentons les résultats sur l'image l'IRM.

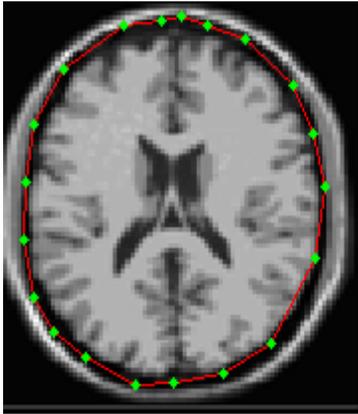


FIG. 4.12 Le contour initial $a=15, b=0$

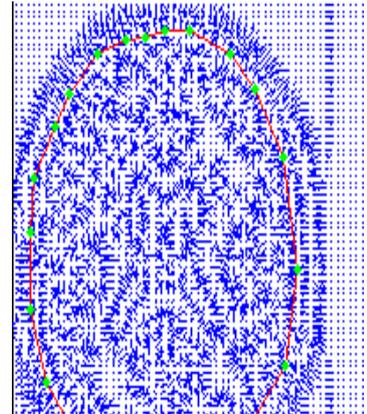
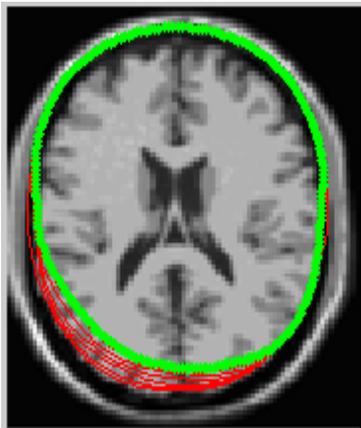
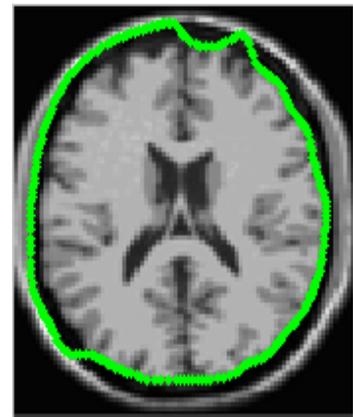


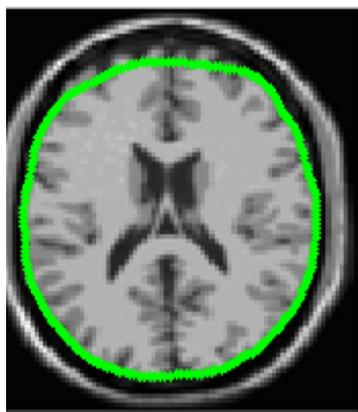
FIG. 4.13 Le contour dans le champ



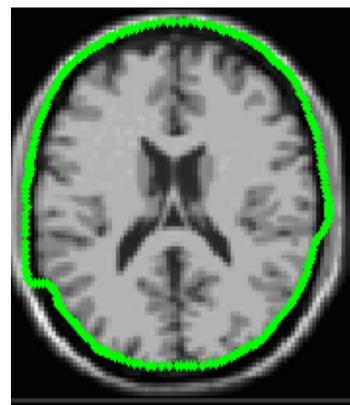
a) $a=15, b=0$, Itération 30



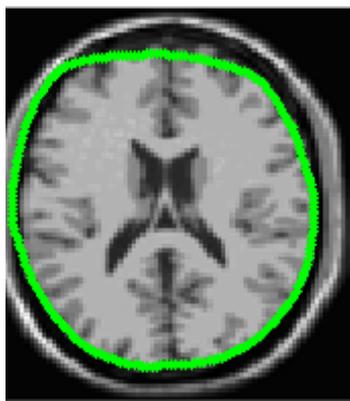
b) $a=15, b=0$, Itération 40



c) $a=6, b=5$, Itération 200



d) $a=0.01, b=5$, Itération 40



e) $a=10, b=5$, Itération 40

FIG.4.14 La déformation de contour actif

4.1.3 Détection de contours par l'algorithme de contours actifs (le GVF)

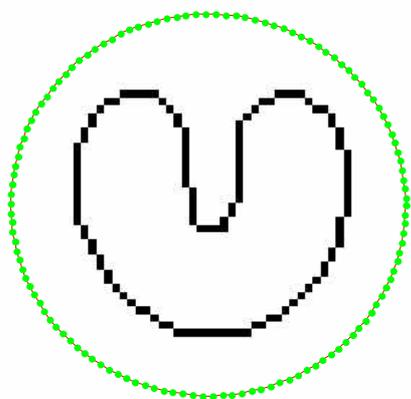


FIG. 4.15 Le contour initial

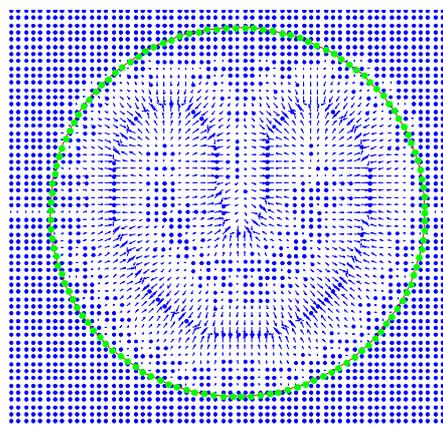
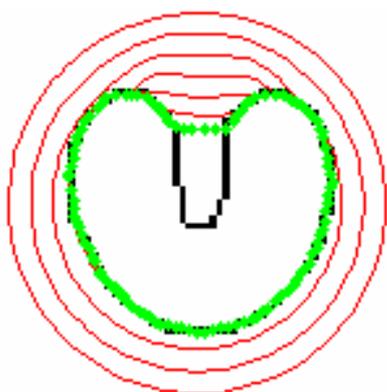
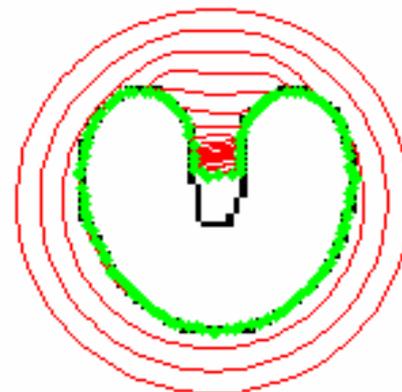


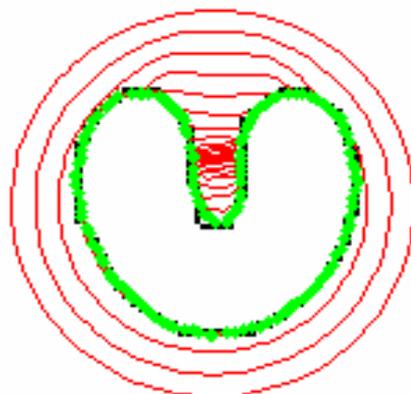
FIG. 4.16 Le champ GVF



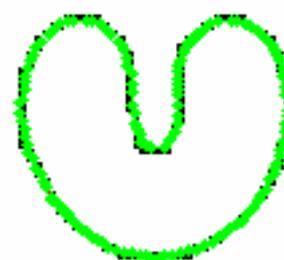
a) Itération 30



b) Itération 90



c) Itération 110



d) Itération 120

FIG. 4.17 La déformation de contour GVF

Interprétation

- Les résultats montrent que GVF offre en général plus d'avantages que les contours actifs traditionnels car le GVF permet de rentrer dans les concavités même si elles sont loin du contour ce qui est un problème pour les contours actifs traditionnel.

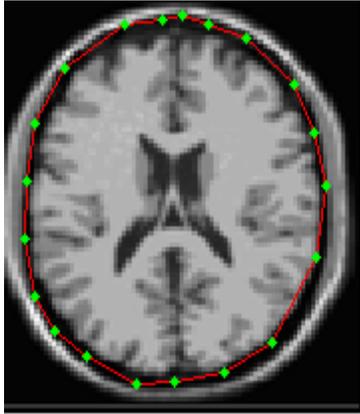


FIG. 4.18 Le contour initial $a=15, b=0$

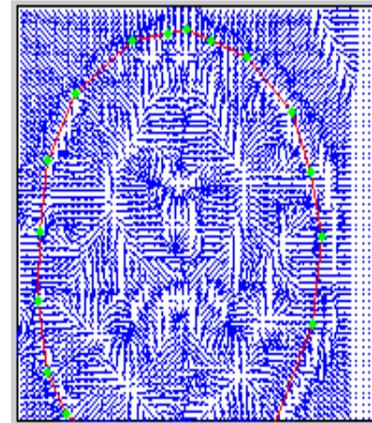
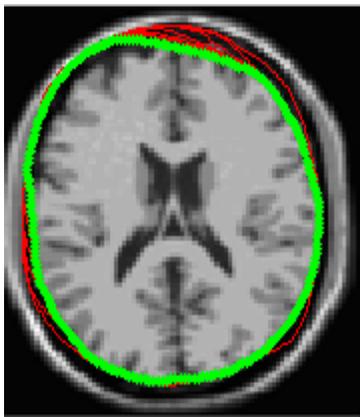
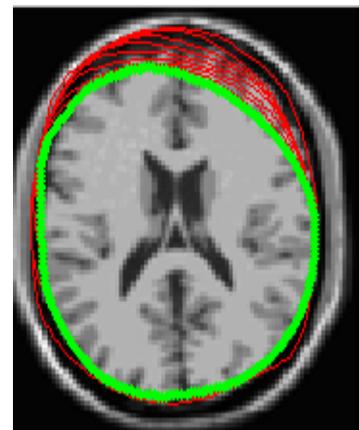


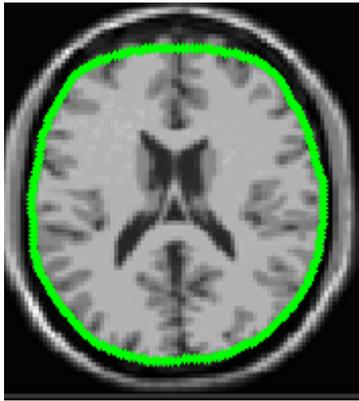
FIG. 4.19 Le contour dans le champ GVF



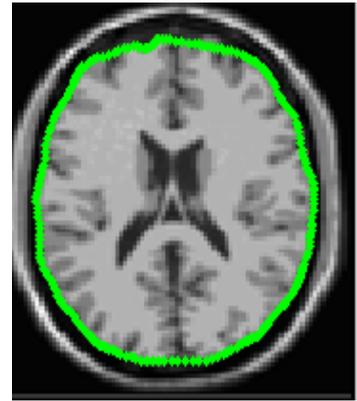
a) $a=15, b=0$, Itération 30



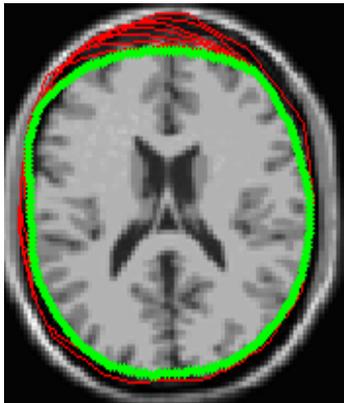
b) $a=15, b=0$, Itération 40



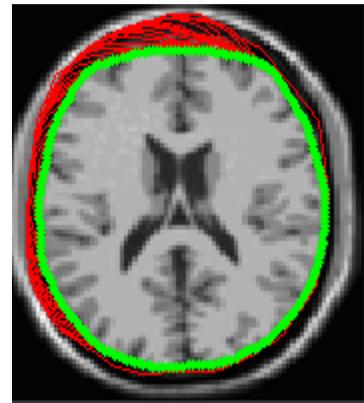
c) $a=6, b=5$, Itération 200



d) $a=0.01, b=5$, Itération 40



e) $a=10, b=5$, Itération 40



f) $a=6, b=5$, Itération 170

FIG. 4.20 La déformation de contour GVF

4.2 Segmentation par la ligne de partage des eaux

Après avoir édité l'encéphale, nous allons dans cette partie segmenté l'image en trois tissus : MB, MG et LCR, et ce grâce à l'algorithme de la LPE.

La figure 4.21 est l'image originale. La figure 4.23 représente le résultat de la segmentation en utilisant la LPE.

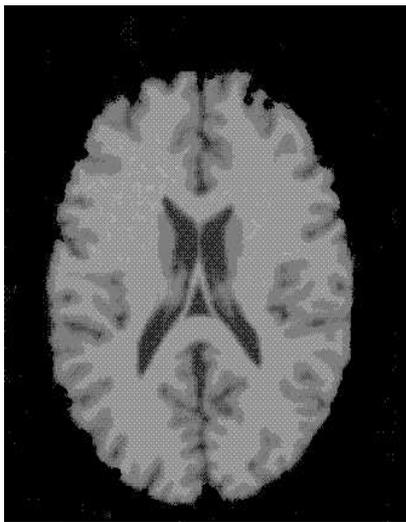


FIG.4.21 L'image originale

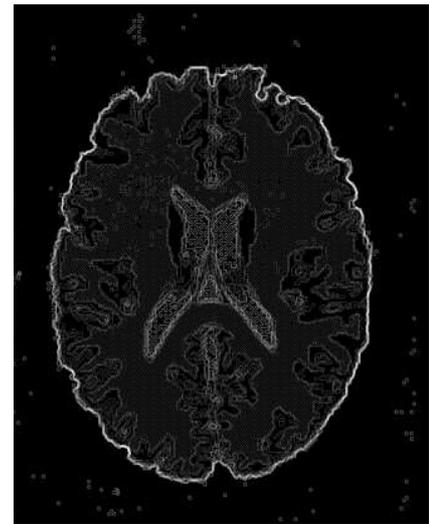
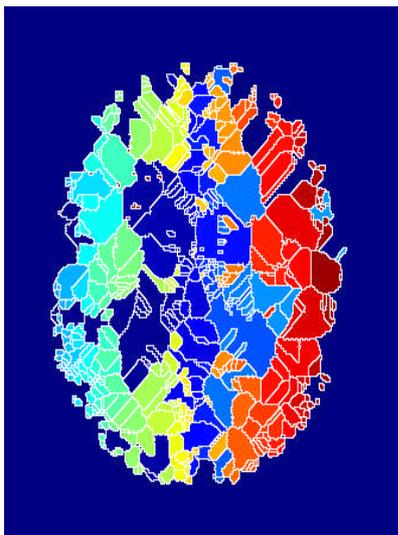
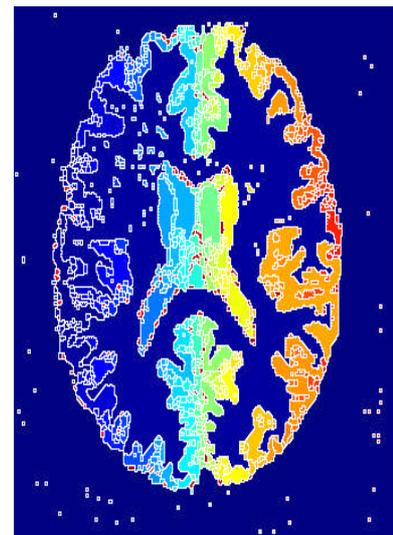


FIG.4.22 Gradient de l'image



a) LPE sur l'image originale



b) LPE sur le gradient de image

FIG.4.23 La ligne de partage des eaux

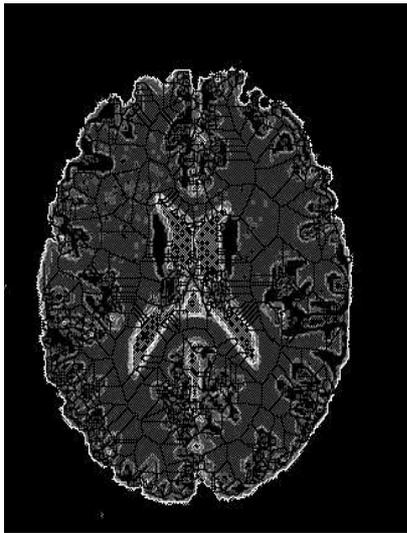


FIG. 4.24 LPE et les marqueurs

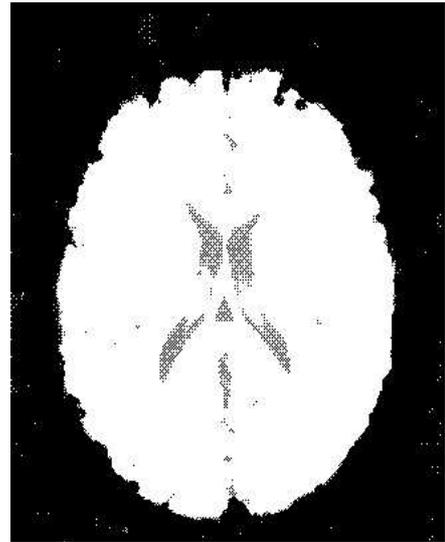


FIG. 4.25 Image négative

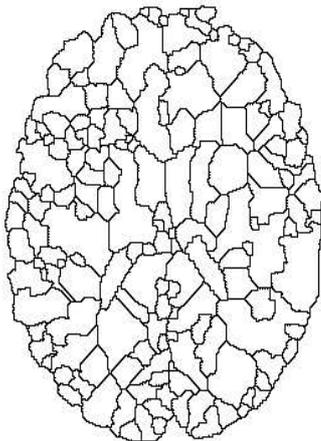


FIG. 4.26 LPE et le gradient

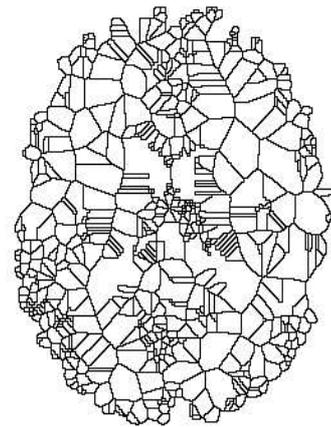


FIG. 4.27 LPE et les marqueurs

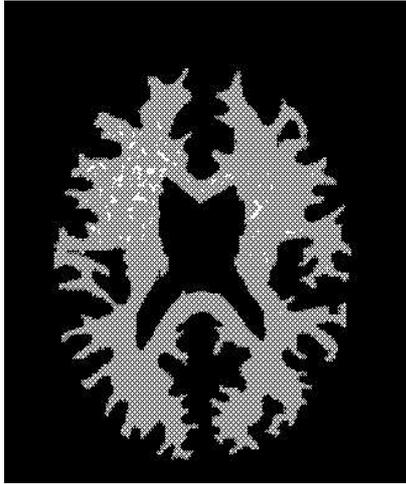


FIG. 4.28 La MB en utilisant le filtrage

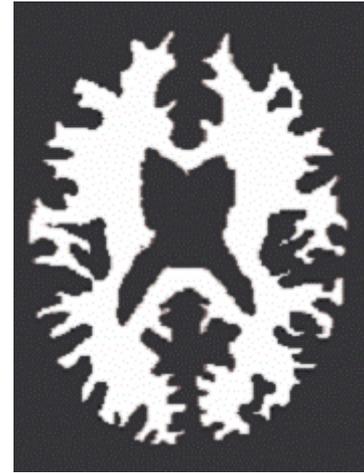


FIG. 4.29 La MB en utilisant les marqueurs

Interprétation

D'après les résultats de segmentation par la ligne de partage des eaux, on remarque que l'utilisation des marqueurs donne de meilleurs résultats par rapport au filtrage car la méthode de la segmentation par la ligne de partage des eaux par filtrage élimine tous les minima non-significatifs dans l'image gradient par contre la segmentation par la ligne de partage des eaux avec les marqueurs supprime les minima non-significatifs dans l'image originale.

5 Description du logiciel

Notre logiciel a été réalisé en utilisant MATLAB version 7.1.0 .246 (R14) service Pack 3, sous environnement Windows XP. Le choix du langage est justifié par la souplesse et la facilité de travail.

5.1 Interface principale

L'interface du logiciel est présentée ci-dessous par la figure 4.1

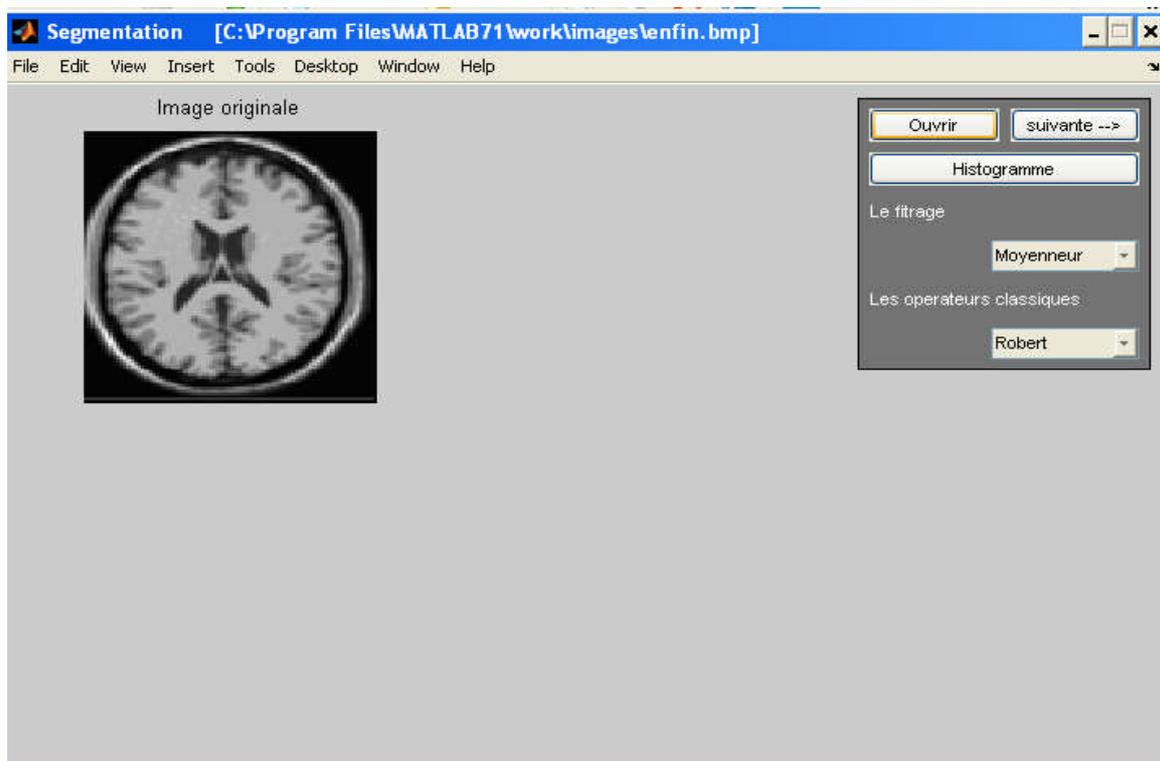


FIG. 4.30 L'interface du logiciel

5.2 La barre des menus

C'est une barre contenant des articles que l'on peut sélectionner à partir de la souris. L'activation d'un article fait appel soit à une fonction, soit à une boîte de dialogue.

5.2.1 Commande ouvrir

A l'exécution de cette commande une boîte de sélection apparaît permettant à l'utilisateur de choisir le nom du fichier image.

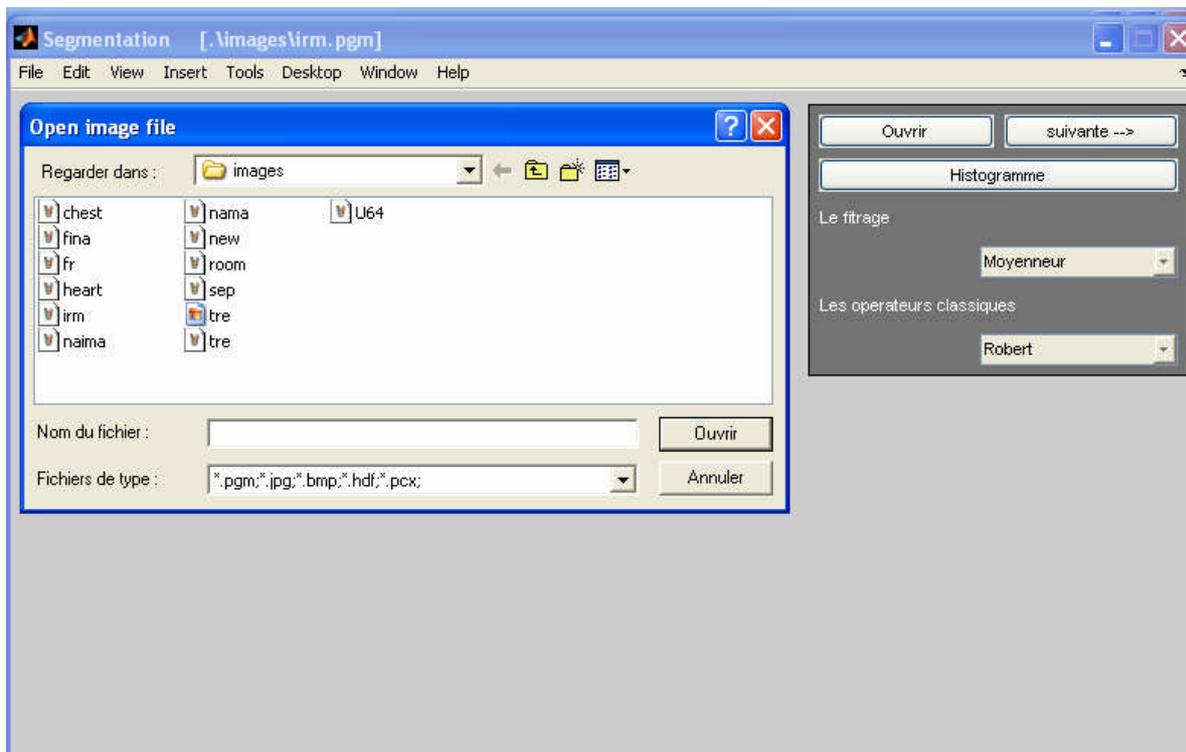


FIG.4.31 La boîte de dialogue pour ouvrir

5.2.2 Commande d'histogramme

Cette commande calcule l'histogramme des niveaux de gris et l'affiche.

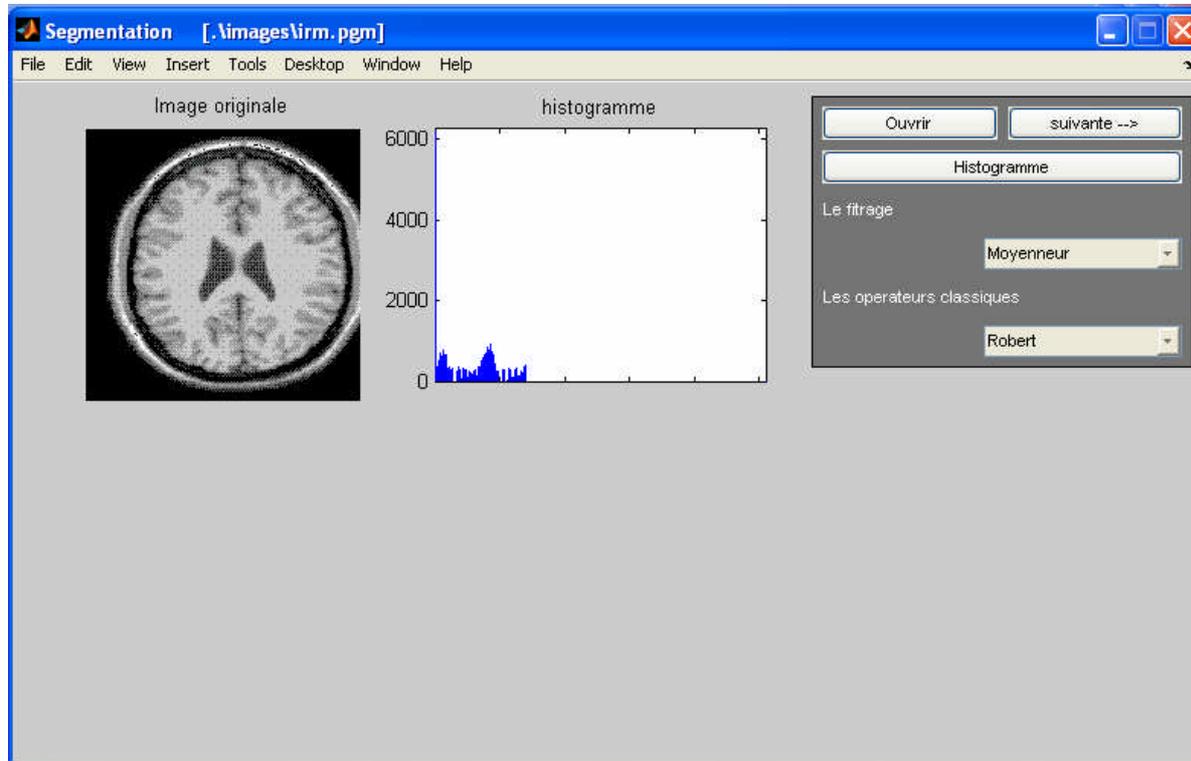


FIG.4.32 L'histogramme de niveaux de gris

5.2.3 Commande enregistrer sous (save as)

A l'exécution de cette commande une boîte de sélection apparaît permettant à l'utilisateur de sauvegarder l'image qui se trouve dans la fenêtre active, sous un autre nom de fichier.

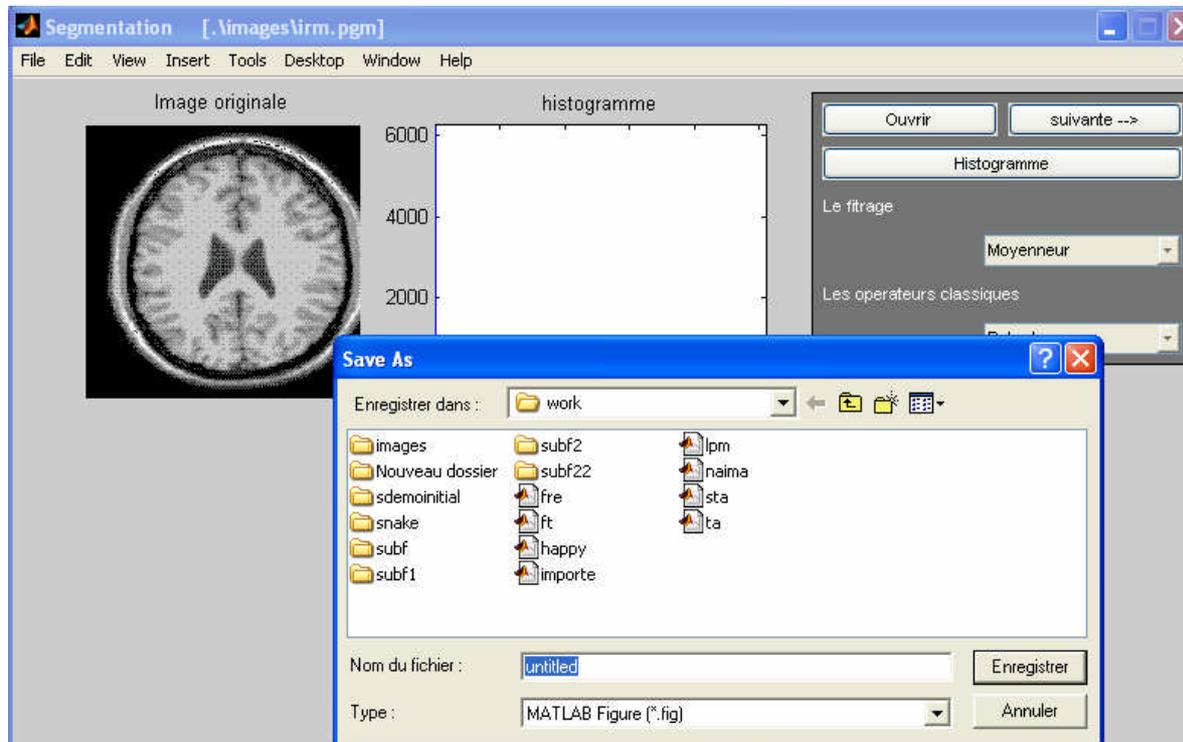


FIG.4.33 La boîte de dialogue pour enregistrer sous

5.2.4 Menus des operateurs classiques

. Ce menu permet de sélectionner un détecteur de contours pour extraire les contours d'image. Ce détecteur peut être de Robert, Prewitt ou Sobel.

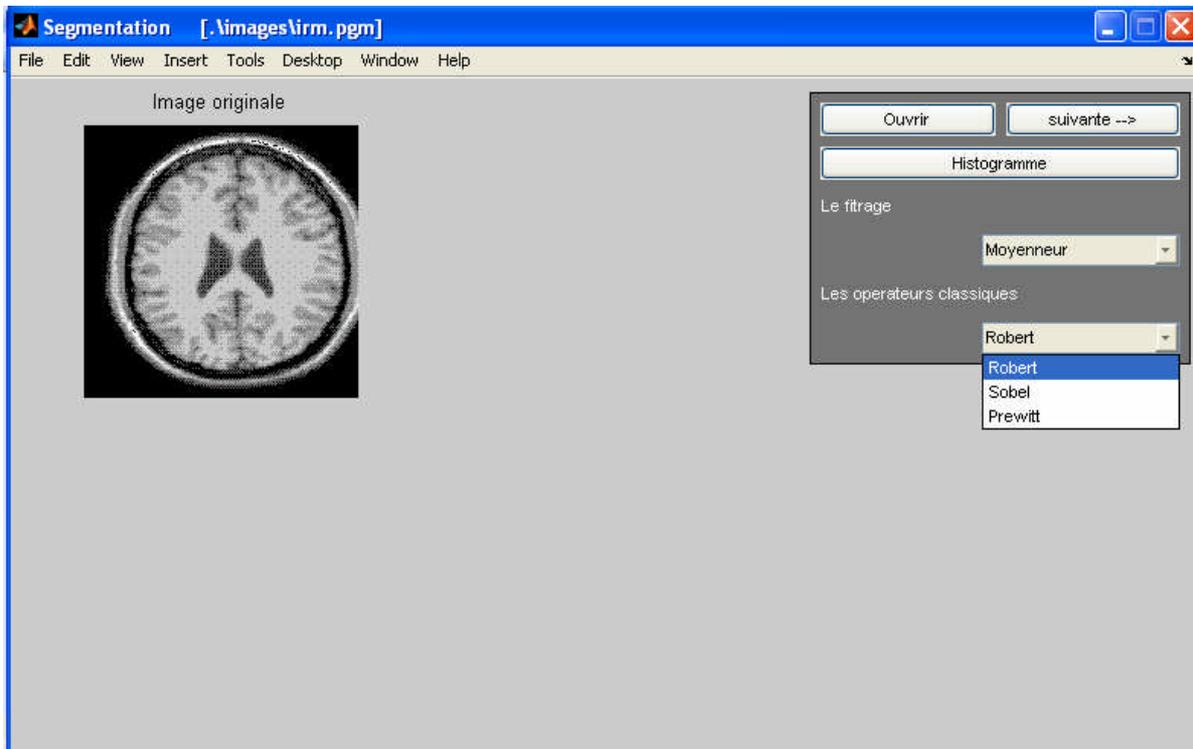


FIG.4.34 Menu des operateurs classiques

5.2.5 Menu de filtrage

A partir du menu de filtrage, nous pouvons choisir le filtrage moyenneur ou médian, nous pouvons aussi choisir la dilatation ou l'érosion.

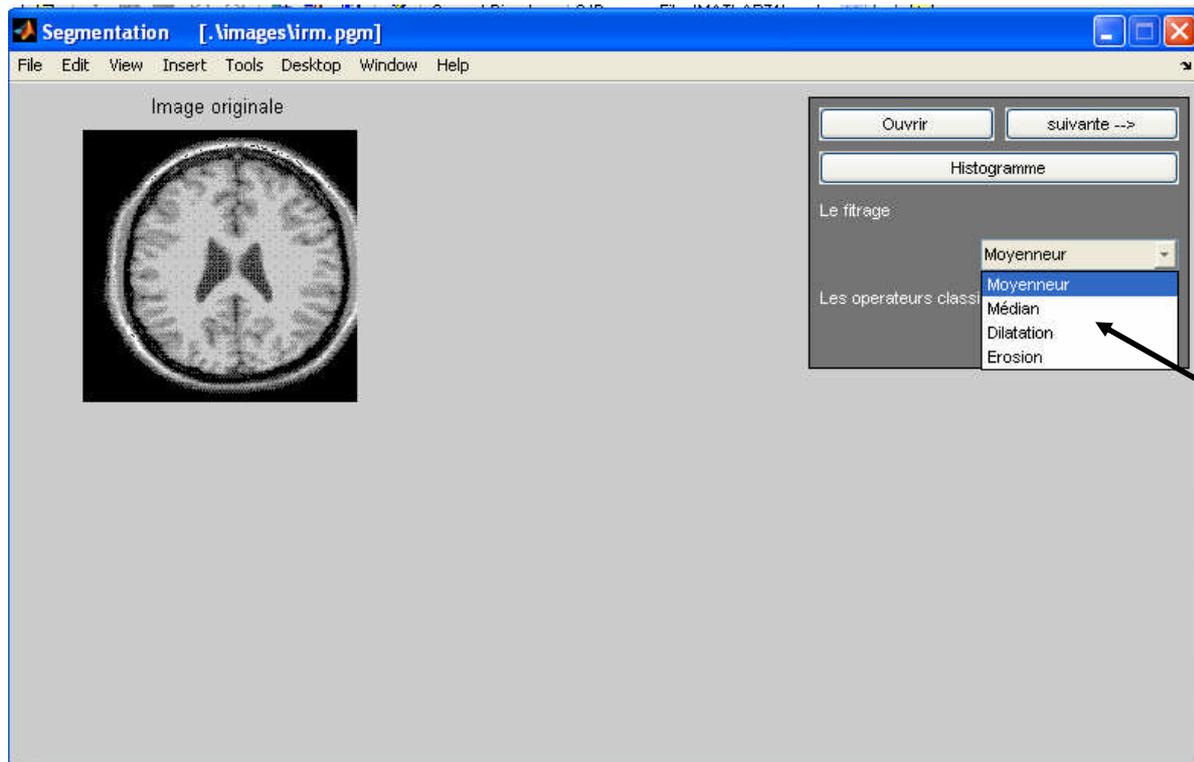


FIG. 4.35 Menu de filtrage

5.2.6 La commande suivante.

Cette commande permet de passer à une autre interface, où il y a les menus de segmentation

5.2.7 La commande de contour actif

Cette commande permet l'extraction du cerveau.

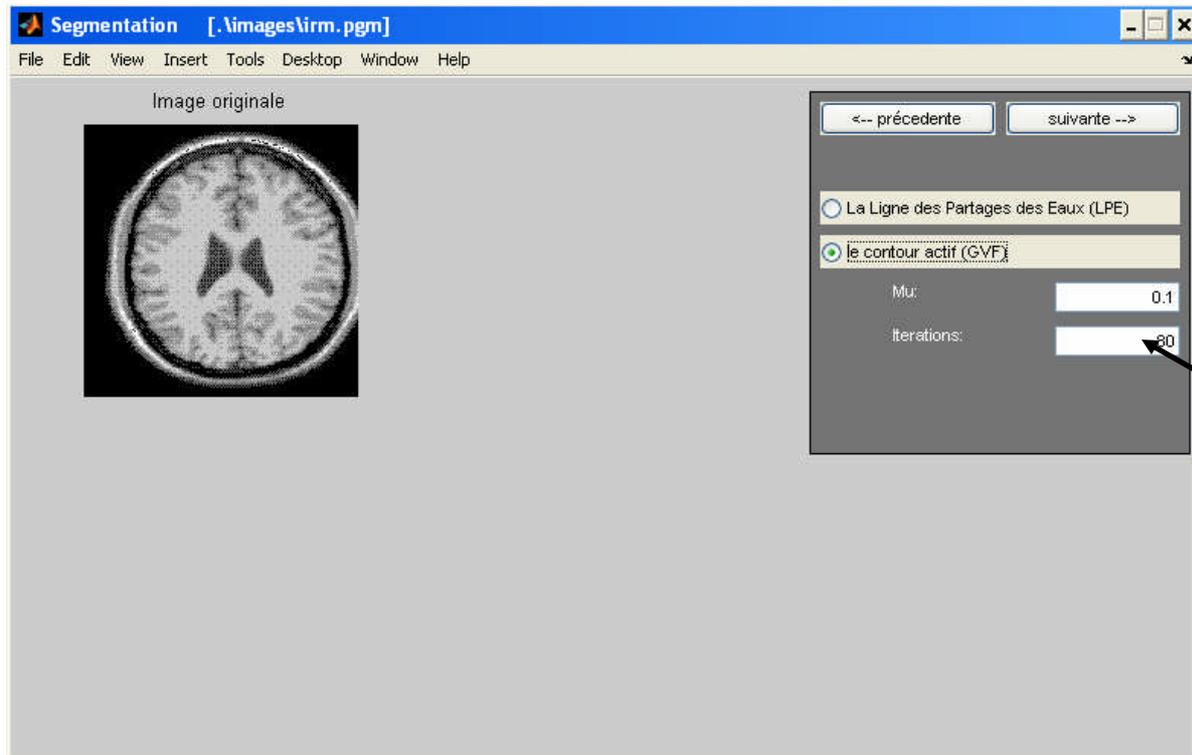


FIG. 4.36 La commande de contour actif

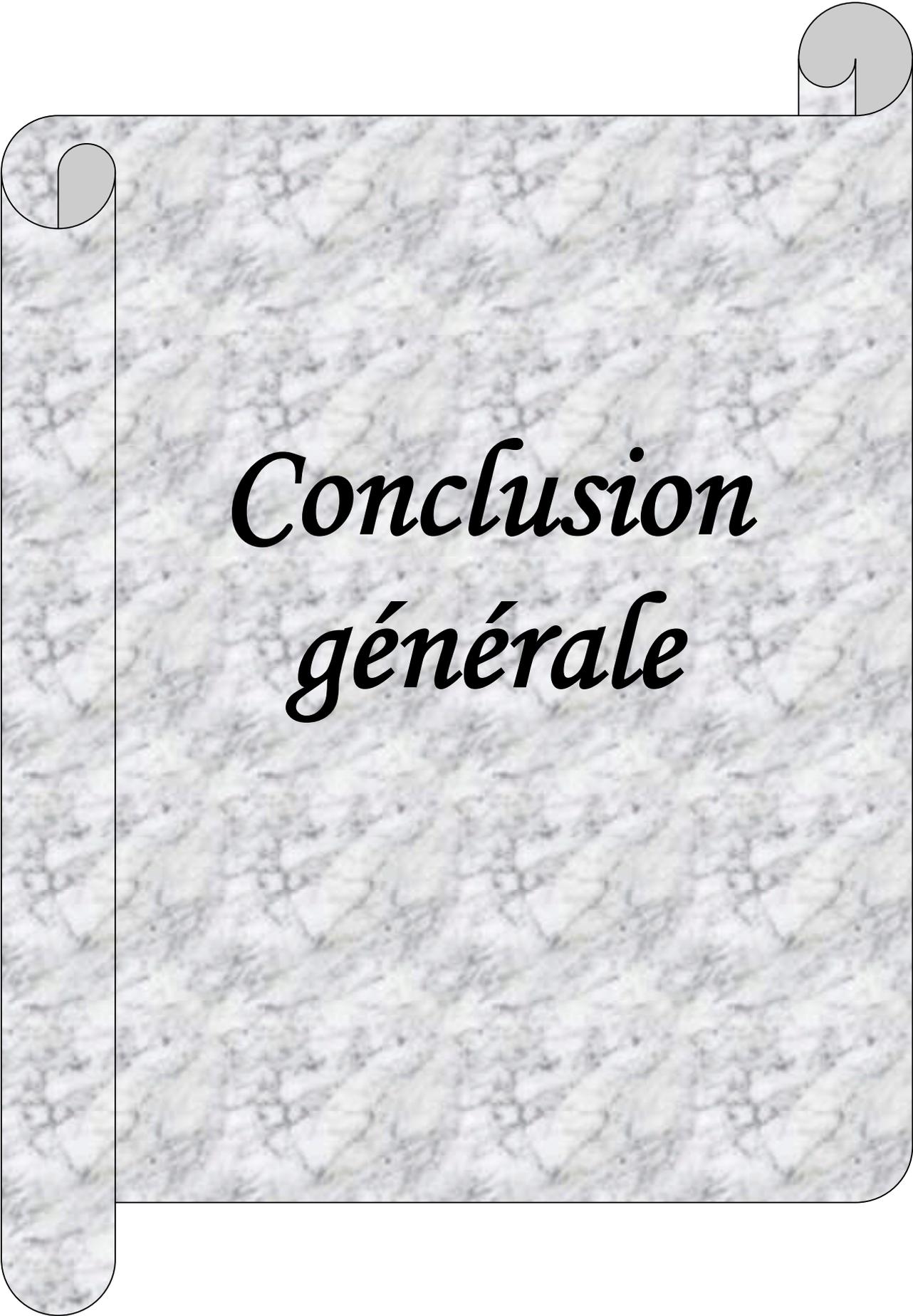
5.2.8 La commande LPE

Cette commande permet la segmentation en utilisant la méthode de la ligne de partage des eaux.

6 Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre, le logiciel, les différentes interfaces et les résultats des méthodes de segmentation que nous avons implémentées qui sont la segmentation par le contour actif et la segmentation par la ligne de partage des eaux.

Nous avons comparé la segmentation par le contour actif traditionnel et celle du GVF. Le GVF montre une nette amélioration de l'édition de l'encéphale. La LPE nous a permis d'extraire la matière blanche.

A decorative graphic of a scroll with a light gray marbled texture. The scroll is partially unrolled at the top corners, with the unrolled sections being solid gray. The text is centered on the main body of the scroll.

Conclusion générale

Conclusion générale

Depuis la naissance des techniques radiologiques dans les années 1860, plusieurs méthodes ont été mises au point, les plus fréquentes sont basées sur l'utilisation des rayons X, ultrasons et champ magnétiques, l'une des méthodes récentes d'imagerie médicale est l'IRM, cette technique permet l'exploration d'un organe dans plusieurs plans avec différents contrastes

L'imagerie par résonance magnétique est l'une des méthodes les plus utilisées pour l'exploration du cerveau, ceci avec plusieurs coupes et dans différents plans d'espace. A cet effet, il s'est avéré souhaitable, et même nécessaire de disposer d'outils d'aide au diagnostic

La segmentation est l'étape la plus importante dans un système de traitement d'images, car c'est l'étape qui permet d'isoler les différentes entités qui composent une image et ceci influant fortement l'interprétation et l'analyse.

Il n'y a pas de solution générale au problème de segmentation, mais plutôt un ensemble d'outils mathématiques et algorithmiques, que l'on peut combiner ensemble pour résoudre des problèmes spécifiques.

Nous avons présenté dans ce mémoire notre travail qui concerne la segmentation des tissus cérébraux à partir d'images de résonance magnétique, en vue de segmenter l'encéphale en Matière Grise, Matière Blanche et Liquide Céphalo-Rachidien

Nous avons tout d'abord effectué une étude de l'anatomie cérébrale et les principes importants de la formation de l'image. Nous avons ensuite fait une étude concernant les méthodes de segmentation. Il existe plusieurs algorithmes de segmentation d'images, chacun possédant des avantages et des limites d'utilisation. Nous avons détaillé la méthode de contour actif, une des propriétés de contour actif est la continuité, c'est-à-dire qu'ils peuvent remplir les vides entre les différents arêtes là où il y a un manque d'information dû au bruit ou à la qualité de l'image, cette méthode possède le problème de convergence vers les régions à concavité.

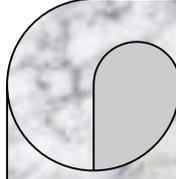
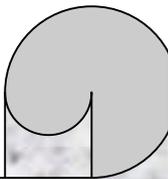
Ensuite nous avons étudié la ligne de partage des eaux pour segmenter les tissus cérébraux. Cette méthode est très rapide et permet de segmenter des organes de tailles et de forme

Conclusion générale

différentes, rien ne s'oppose a priori à l'application de cette méthode qui possède néanmoins un problème de sur-segmentation.

En dernier lieu, nous avons présenté le principe de notre approche de segmentation. Nous avons utilisé le contour actif afin de séparer l'encéphale du reste des tissus environnants, nous avons exploité particulièrement l'algorithme GVF. Après cela, nous avons exploité la méthode de la ligne de partage des eaux afin de réaliser la segmentation des trois tissus cérébraux : la MB, la MG et le LCR. Nous avons présenté le logiciel réalisé grâce à Matlab ainsi que les résultats de notre approche.

Ce travail pourra être amélioré en utilisant d'autres approches en combinaison avec celles que nous avons utilisées.



*Références
Bibliographique*

Références :

- [1] V.BARRA, « Fusion d'image 3D du cerveau : étude de modèles et applications », *thèse de doctorat, université Auvergne, France, juillet 2000.*
- [2] H.BELANGER, «Réseau en Kohonen pour la détection des contours d'objets dans une image à niveau de gris», *thèse de doctorat, Université de Québec, 1998.*
- [3] I.BLOCH, Y.GOUSSEAU, D.MATIGNON, B.PESQUET-POPESCU, F.SCHMITT, M.SIGELLE, F.TUPIN, «Polycopie du cours ANIM», *département TSI-Telecom-Paris Version 5* Septembre 2005.
- [4] V.BOIRE JY, « Caractérisation des tissus cérébraux en IRM par classification possibiliste de propriétés de voxels », *Montpellier, 1998.*
- [5] T.BOUDIER, « Elaboration d'un model de déformation pour la détection de contours aux forme complexes», *Université Paris 6.*
- [6] P.CANAM VAN DUKEN, «Imagerie numérique». *Institut de Pathologie de Lausanne.*
- [7] C.CHAOUCHI, «Etude et implémentation de détecteurs de contours», *mémoire de fin d'études, électronique, ENP, 2004.*
- [8] J.COCQUEREZ, S.PHILIPP, «Analyse d'image: filtrage et segmentation», *édition MASSON, 1995.*
- [9] M.CYRUL JAGGI, « Segmentation par méthode markovienne de l'encéphale humain en imagerie par résonance magnétique», *thèse de doctorat, université de CAEN.*
- [10] S.GORGES, «Segmentation des structures sous corticales par fusion floue d'informations sur des images IRM», *Projet de Fin d'Etudes, Ecole Polytechnique de Grenoble, 2003.*
- [11] R.HAROUN, « Segmentation des tissus cérébraux sur des images par résonance magnétique », *mémoire de magister en électronique, USTHB, Juin 2005.*
- [12] M.S.LANGLOIS, «Analyse et correction des distordions en imagerie par résonance magnétique», *thèse de doctorat, Université de CAEN, 2002.*
- [13] N.LASSOUAOUI, «Segmentation des images par différentes approche : Application aux images biomédicales», *thèse de doctorat, ENP, 2004.*
- [14] F.MEYER, «Skeletons in digital spaces. Image analysis and mathematical morphology , theoretical advances». *Serra. Academic press, 1988.*
- [15] O.MONGA, «Vision par ordinateur », *INRIA 1990.*
- [16] J.J.ROUSSELLE, «Les contours actifs une méthode de segmentation : Application à l'imagerie médicale», *thèse de doctorat, Université de Tours, 2003.*

Références bibliographiques

- [17] P.SOILLE, L.VINCENT, « Watershed in digital spaces, an efficient algorithm based on immersion simulation», *Trans. PAMI vol 13, n° 6*, juin 1991.
- [18] J.J.TOUMAZET, «Traitement de l'image sur micro-ordinateur», *SYBEX*, 1987.
- [19] D.WEIBEL, «Segmentation des images multispectrales basée sur la fusion d'information : application aux images IRM», *thèse de doctorat en traitement du signal et des images, Université de CAEN/BASSE-NORMAN*, Septembre 2006.
- [20] Y.J.ZHANG, «A survey on evaluation methods for image segmentation, computer vision and Pattern Recognition», *Elsevier science, Vol °29, N°8*, 1996.

إن تطور التقنيات الحالية في مجال الطبي سمح بتحسين تشخيص الطبيب
إحدى الطرق الفعالة و الناجعة في إطار الصورة الطبية هي التصوير بالتجاوب المغناطيسي و ذلك لأنها تسمح برؤية المخ
في مستويات مختلفة و متباينة هذا ما جعل من المستحب أو بالأحرى من الضروري الاستعانة بجهاز أوتوماتيكي للفحص.
الهدف من عملنا هو تجزئة التصوير بالتجاوب المغناطيسي للمخ في مناطق المادة البيضاء المادة الرمادية و السائل
يوجد عدة خوارزمية لتجزئة الصورة كل واحدة تملك ايجابيات و حدود الاستعمال.
في عملنا هذا، نقوم باستعمال خوارزمية خطة تقسيم المياه و حدود النشيط.
مفاتيح: التصوير بالتجاوب المغناطيسي – المخ- خط تجزئة المياه – تحديد

Résumé

Le développement des techniques actuelles dans le domaine médical a permis une amélioration du diagnostic du médecin. L'une des méthodes les plus efficaces pour l'observation des organes est l'imagerie par résonance magnétique. L'IRM est fortement utilisée pour l'exploration du cerveau dans différents plans, et avec plusieurs coupes. A cet effet, il s'est avéré souhaitable, et même nécessaire de disposer d'outils d'aide au diagnostic. L'objectif de ce travail est la segmentation d'images de résonance magnétiques (IRM) du cerveau en trois régions : la Matière Blanche, la Matière Grise et le Liquide Céphalo-Rachidien.

Il existe plusieurs algorithmes de segmentation d'image chacun possédant ses avantages et ses limites d'utilisation.

Dans ce travail, nous utilisons deux types d'algorithmes : la ligne de partage des eaux et les contours actifs.

Mots clés : Cerveau - Contours - IRM - Ligne de partage des eaux.

Abstract

The development of the current techniques in the medical field, allowed an improvement of the diagnostic of the clinicians.

One of the most effective methods for the observation of the bodies is the Imagery by Magnetic Resonance.

The MRI is strongly used for the exploration of the brain in various plans, and with several cuts. It is necessar for clinicians to have tools of assistance for the diagnostic.

The aim of this work is the segmentation of Magnetic Resonance Images (MRI) of the brain into three regions: White Matter, Grey Matter and Celebro-Spinal Fluid. There are several image segmentation algorithms each one with its advantages and its operational limits. In this work, we use two types of algorithms watershed and snake.

Key word: Brain - Edges – RMI – Watershed.