



Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
 Université Saad Dahleb, Blida
 Faculté des Sciences
 Département d'Informatique



Mémoire de fin d'étude

En vue de l'obtention du Diplôme de Master en Informatique
 Option : Génie des Systèmes Informatique



Thème :

**Segmentation d'images IRM du cerveau par
 coupes de graphe**

Présenté par :

BOURAHLA Inès

Proposé par :

Mlle BENBLIDIA Nadja

Membres du jury :

Président : REGUIEG F.Zohra.
Examinatrice : AMEUR Khadidja.
Promotrice : BENBLIDIA Nadja.

Promotion 2013-2014



Abstract

Automatic recognition and interpretation of medical data is a difficult problem in part because of the complexity of the structures to recognize or normal and pathological variability of these structures. This work focuses on the segmentation of anatomical structures, that is to say the extraction of regions corresponding to the desired structures in examinations by magnetic resonance imaging (MRI) of the brain. Image segmentation is usually the most important step in an image analysis system to aid diagnosis in medicine. All subsequent staining of these applications, such as feature extraction, detection of a position or the recognition of an object, highly dependent on the quality of the segmentation. The major drawback of current segmentation algorithms is their inability to adapt to different types of images. Graphs are mathematical tools used in very analysis and image processing. The graph cut technique is one of techniques for image segmentation; it is initialized interactively or by identification of one or more points representing the object.

The objective of this work is to define and develop a technique for image segmentation (object-oriented) by exploiting graph cuts; this essential tool in the research will complete the chain analysis to help medical diagnosis.

Keywords: Magnetic resonance imaging (MRI) of brain, segmentation, graph cuts, min-cut/max flow, normalized cut.

ملخص

التعرف التلقائي وتفسير البيانات الطبية هي مشكلة صعبة بسبب تعقيد هياكل الاعتراف أو تقلب العادية والمرضية من هذه الهياكل. ويركز هذا العمل على تجزئة الهياكل التشريحية وهذا هو القول استخراج المناطق المقابلة للهياكل المطلوبة في الامتحانات عن طريق التصوير بالرنين المغناطيسي من المخ وجعل المحاكاة. تجزئة الصورة عادة ما يكون الخطوة الأكثر أهمية في نظام تحليل الصور في: المساعدات للتشخيص الطبي. جميع الأعمال اللاحقة في هذه التطبيقات، مثل ميزة استخراج والكشف عن موقف أو التعرف على الجسم تعتمد بشكل كبير على نوعية التجزئة العيب الرئيسي من خوارزميات التجزئة الحالية هو عدم قدرتهم على التكيف مع الأنواع المختلفة من الصور. الرسوم البيانية أدوات رياضية تستخدم كثيرا في التحليل ومعالجة الصور.

تقنية تقطيعات الرسم البياني هي واحدة من تقنيات تجزئة الصورة ، يتم تهيئتها بشكل تفاعلي أو عن طريق تحديد نقطة أو أكثر من النقاط التي تمثل الجسم.

الهدف من هذا العمل هو تحديد وتطوير تقنية تجزئة الصور من خلال استغلال تقطيعات الرسم البياني هذه الأداة في البحث تكمل سلسلة التحليل للمساعدة في التشخيص الطبي.

الكلمات الرئيسية: التصوير بالرنين المغناطيسي للمخ، تجزئة الصور، و تقطيعات الرسم البياني، القطع الأدنى ، التدفق الأقصى.

Remercîments

*Je remercie Allah tout puissant de m' avoir donné la
volonté et le courage de mener à bien ce travail.*

*Je remercie ma promotrice de m' avoir proposée ce sujet
fort intéressant.*

*Je remercie toutes les personnes qui mon aidée de prés ou
de loin et qui se reconnaîtrons.*

*J' exprime également mes remerciements à mes
membres du jury d' avoir eu l' amabilité d' examiner
mon travail.*

Sommaire

Résumé	2
<i>Remerciements</i>	5
Introduction	11
1 Contexte	11
2 Problèmes et défis de la segmentation d'image du cerveau.....	13
3 Portées et objectifs du travail	13
4. Conclusion.....	14
1. Anatomie cérébrale et IRM.....	16
1.1 Introduction	16
1.2 Anatomie cérébrale.....	16
1.3 Principe de l'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM).....	17
1.4 Formation des IRM.....	18
1.5 Contrastes en IRM.....	19
1.6 Caractéristiques des IRM cérébrales	20
1.6.1 Le bruit.....	20
1.6.2 L'effet de volume partiel.....	20
1.6.3 Les hétérogénéités d'intensité.....	21
1.6.4 Autres artefacts	21
1.7 Conclusion	22
2. Méthodes de segmentation	24
2.1 Introduction	24
2.2 Prétraitement	24
2.2.1 Graphe d'histogramme	24
2.2.2 Egalisation d'histogramme.....	25
2.2.3 Niveau de gris	25
2.2.4 Seuillage d'histogramme.....	26
2.2.5 Filtre Médian.....	29
2.3 Décalage moyen Mean-shift.....	30
2.4 k-means.....	31
2.5 Seuillage d'histogramme	32

2.6 Croissance de régions (Bottom-Up)	33
2.7 Segmentation par la logique floue.....	34
2.7.1 Algorithme C-Moyennes floue (Fuzzy C-Means, FCM).....	35
2.8 Segmentation par coupe de graphe.....	37
2.9 Conclusion	38
3. Segmentation d'image par coupes de graphe.....	40
3.1 Introduction	40
3.2 Algorithme Min-cut/max-flow	40
3.2.1 Définitions	40
3.2.2 Augmentation de chemin	42
3.2.3 Poussage- re-étiquetage	42
3.3 Coupes de graphe	44
3.4 Conclusion	47
4. Présentation et interprétation des résultats	49
4.1 Introduction	49
4.2. Description du logiciel	49
4.3 Choix du langage de programmation.....	50
4.5 Interface	51
4.6 Interface principale de l'application	52
4.7 Résultat de la segmentation.....	53
4.8 Conclusion	56
Conclusion et perspective	57
Bibliographie.....	58

Tables des figures

Figure	Légende	page
Figure 1	Coupe longitudinale de l'hémisphère droit	16
Figure 2	Coupe frontale et l'encéphale humain et schéma des noyaux gris	17
Figure 3	L'état d'excitation est instable et dès l'arrêt de l'impulsion RF commence le retour à l'état d'équilibre (stable	18
Figure 4	Formation de l'image : un champ de gradient permet de sélectionner une position dans une direction spatiale	19
Figure 5	Effet de volume partiel	21
Figure 6	Illustration de l'artefact d'inhomogénéité	22
Figure 7	Histogramme d'une image $f(x, y)$ avec un seuil choisi	33
Figure 8	Une coupe $\{Y, X-Y\}$	40
Figure 9	Etiquetage d'une image	44
Figure 10	Organigramme de segmentation	48
Figure 11	C++ Builder (Borland)	50
Figure 12	Interface graphique de C++ Builder 6	50
Figure 13	Interface d'entrée de l'application.	51
Figure 14	Interface principale de l'application.	52

Liste des tableaux

Tableau	Légende	page
Tableau 1	Segmentation image de LENA.	53
Tableau2	Segmentation image cerveau avec tumeur.	54

Abréviations

IRM	Imagerie a résonance magnétique
IRMF	Imagerie a résonance magnétique fonctionnel
RMN	Résonance magnétique nucléaire
MB	Matière blanche
MG	Matière grise
LCR	Liquide céphalorachidien
CSF	cerebral spinal fluid
RF	Radio fréquence
MA	Maladie d'Alzheimer
EM	Algorithme Expectation-Maximization
GS	Gradient de sélection de coupe
GP	Gradient de codage de phase
GL	Gradient de lecture
TE	Temps d'écho
TR	temps de répétition
SEP	Sclérose en plaque
FCM	Algorithme de classification Moyennes floue
ABK	Algorithme de Boykov et Kolmogorov
NCUT	Coupe normalisée
S	Source
T	Target (cible)

Introduction

Introduction

L'IRM, modalité de diagnostic médical qui fournit des images tridimensionnelles et en coupe de grande précision anatomique, est une technique radiologique récente non irradiante, qui présente de nombreux atouts pour les explorations morphologiques et fonctionnelles des structures anatomiques diverses [1]. Le cerveau a été l'une des premières localisations étudiées, en raison du contraste élevé pour les tissus mous de l'imagerie par résonance magnétique (IRM) employée communément pour la délimitation des volumes d'intérêt. Les méthodes les plus anciennes, basées sur le seuillage, permettent de segmenter des structures simples dans des régions contenant un fort contraste, comme le volume tumoral macroscopique avec injection de produit de contraste [2]. La segmentation d'image est une opération de traitement d'images dont la finalité est de rassembler des pixels entre eux suivant des critères prédéfinis, le plus souvent les niveaux de gris ou la texture. Les pixels sont ainsi regroupés en régions, qui constituent une partition de l'image [2].

La segmentation d'images par coupe de graphe permet d'obtenir très rapidement, par minimisation globale d'une fonction de coût appropriée, une partition binaire objet/fond d'une image 2D. Quand la forme de l'objet est connue et que les contours de l'objet sont mal définis, le processus de segmentation peut être efficacement guidé par un a priori [3].

1 Contexte

L'imagerie cérébrale fonctionnelle par résonance magnétique (IRMf) est, actuellement, l'une des techniques non invasives les plus employées chez l'homme, permettant l'étude *in vivo* et dynamique des processus cérébraux avec une excellente définition anatomique. Cette technologie a permis de revisiter les bases physiologiques de certains processus cérébraux, autrefois réduits à la notion de zone primaire cérébrale (lobe occipital pour la vision, par exemple), pour une mise en perspective globale du fonctionnement cérébral. L'IRMf montre, non seulement l'activation de ces zones primaires, mais également comment d'autres zones cérébrales sont impliquées dans ce processus et, surtout, comment l'activité cérébrale dans sa globalité participe à la réalisation du processus étudié. L'intérêt de l'IRMf est ainsi d'étudier la connectivité cérébrale et la coopération des aires cérébrales au-delà des zones primaires et, en particulier, pour des processus complexes, comme la reconnaissance des visages, qui dépasse largement la seule aire occipitale de la vision. De ce fait, l'IRMf dépasse la neuroanatomie classique pour définir une nouvelle cartographie originale des zones cérébrales en fonctionnement en temps réel. Ceci permet également d'imaginer un nouveau regard sur le métabolisme cérébral, ou sur des fonctions complexes, comme le sommeil ou la prise alimentaire, ou l'étude des processus pathologiques cérébraux [4].

L'étude de l'atteinte des régions du cerveau en IRM se fait aujourd'hui grâce à deux types de méthodes : globales ou locales. Les méthodes globales se basent sur une mise en correspondance des volumes IRM (espace de référence ou espace commun à la population étudiée), en utilisant une transformation plus ou moins rigide (méthodes de type *voxel-based morphometry*). On étudie alors des attributs basés sur le signal IRM lui-même ou sur des segmentations en « tissus » (substance blanche, substance grise, liquide cébrospinal et autres).

Ces méthodes globales sont généralement utilisées quand on ne connaît pas, a priori, quelle(s) structure(s) devra(ont) être étudiée(s). À l'opposé, quand on dispose d'un a priori fort sur la (les) structure(s) qui sera(ont) atteinte(s) ou que l'on souhaite étudier, on utilise des méthodes locales, dites analyses en régions d'intérêt, qui reposent sur une étape préliminaire de segmentation de cette(s) région(s). Ces méthodes sont théoriquement plus précises et doivent permettre de mettre en évidence des différences plus fines entre les populations. Leur inconvénient principal est de réduire le champ d'investigation.

L'hippocampe est une petite structure localisée dans la partie médiane du lobe temporal. Elle est majoritairement composée de cortex ancien (substance grise au niveau macroscopique), dans le prolongement du cortex du lobe temporal médian ; elle contient également des voies de sorties « structurées », comme l'alveus et la fimbria. Cette composition mixte, ses limites macroscopiques incomplètes, sa petite taille et sa position dans le cerveau rendent sa segmentation complexe, aussi bien manuellement que par des méthodes automatisées. L'hippocampe a fait l'objet de nombreuses études, à cause de son implication centrale dans les processus mnésiques. Il est également atteint dans plusieurs affections neurologiques et/ou psychiatriques, aux premiers rangs desquelles la maladie d'Alzheimer (MA), l'épilepsie et la dépression. La MA est la cause la plus fréquente de démence. Par ailleurs, son diagnostic précoce est très difficile [5].

Dans le cadre de l'étude sur la segmentation des images anatomiques normales ou pathologiques, on propose de segmenter des lésions ou tumeurs sur des coupes axiales d'IRM à l'aide des graphes. Le but recherché consiste à la détection et à l'extraction de façon supervisée les zones pathologiques. La littérature est riche sur la segmentation d'images IRM cérébrales. Les méthodes classiques utilisaient la segmentation multimodale paramétrique qui met en œuvre l'algorithme Expectation-Maximization (EM) [6, 7]. En vue de réaliser une segmentation précise et fiable sur d'éventuelles pathologies, des méthodes de contours actifs qui se basent sur la minimisation

fonctionnelle d'énergie d'un processus complexe ont été introduites pour gérer au mieux le problème de topologie des structures cérébrales [8, 9].

La segmentation des régions à l'aide des graphes est une méthode qui permet de libérer le radiologue de cette tâche fastidieuse qui consiste à déterminer les paramètres (taille, forme et position) d'une lésion ou tumeur à partir des données IRM. Délaissés depuis des années à cause de la complexité de mise en œuvre et de la difficulté de trouver des algorithmes efficaces et rapides, l'utilisation des graphes trouve de nos jours pleinement sa place dans les systèmes de vision par ordinateur avec l'émergence des calculateurs de plus en plus puissants et la bonne maîtrise des modèles de conception des graphes. Le choix des coupes de graphes est lié à sa capacité de segmenter l'image moyennant une analyse spectrale qui utilise les vecteurs propres et le modèle de dépendance entre objets présents sur une image, notamment à leur répartition spatiale comme information potentielle pour la description d'une image [10].

2 Problèmes et défis de la segmentation d'image du cerveau

La segmentation d'images est l'un des problèmes les plus intéressantes et stimulant dans la vision par ordinateur des applications d'imagerie médicale en général, et plus particulièrement. La segmentation de la substance blanche cérébrale a toujours été une tâche difficile pour un système de diagnostic assisté par ordinateur. Les problèmes d'intérêt pour les chercheurs en vision par ordinateur et l'imagerie biomédicale, ainsi que pour les neurologues et les neurochirurgiens [7]. Le problème de la segmentation devient très difficile en raison d'une combinaison de plusieurs facteurs tels que le bruit et les artefacts d'imagerie, les effets de volume partiel, les tissus intrinsèque leurs variation due au développement neurologique et neuropathologies, et la très compliqué la géométrie du cortex. Donc, ce problème pose un grand défi pour la communauté de la vision par ordinateur. Outre les défis techniques, le problème a beaucoup d'importance clinique, par exemple, il nous aide dans la compréhension des troubles du cerveau comme l'autisme. En outre, l'étude des anomalies et des lésions dans la substance blanche est extrêmement utile pour l'étude de la sclérose en plaques, la maladie d'Alzheimer, et les défauts cognitifs chez les sujets âgés [11].

3 Portées et objectifs du travail

L'objectif visé consiste à effectuer une segmentation d'image IRM du cerveau en appliquant la technique des coupes de graphes normalisées dans le but d'apporter des informations visuelles

pour l'aide au diagnostic. A cet égard, les simulations MATLAB avec l'algorithme mentionnée seront menée pour appliqué la méthode des coupes de graphe.

Les résultats des comparaisons de l'algorithme min-cut/max-flow avec la coupe normalisée sera réalisée pour évaluer la qualité de la segmentation.

4. Conclusion

Ce travail est organisé comme suit. Le chapitre 1 contient la partie introductive et le fond informations du sujet ainsi que des champs et des objectifs de recherche. Anatomie cérébrale et principe formation et caractéristique de l'imagerie par résonance magnétique dans le second chapitre. Dans le chapitre 3 une revue de la littérature de diverses techniques de segmentation. L'analyse théorique de la technique graph-cuts dans le 4ieme chapitre ensuite, les résultats de simulation avec le logiciel MATLAB au 5ieme chapitre. Enfin une conclusion pour le dernier chapitre.

Chapitre 1-

Anatomie cérébrale et IRM

1. Anatomie cérébrale et IRM

1.1 Introduction

L'imagerie médicale, en constante évolution ces dernières années, fournit un nombre croissant de données : résolution croissante des imageurs IRM, accès à des modalités variées... Les méthodes automatiques de traitement et d'analyse d'images se sont récemment multipliées pour assister l'expert dans l'analyse qualitative et quantitative de ces images et faciliter son interprétation. La segmentation automatique des tissus du cerveau est devenue une étape fondamentale pour ces analyses quantitatives des images dans de nombreuses pathologies cérébrales telles que la maladie d'Alzheimer, la schizophrénie ou la sclérose en plaques [12].

1.2 Anatomie cérébrale

L'encéphale est constitué du cerveau, du cervelet et du tronc cérébral. Le cerveau est composé de trois matières principales : la matière blanche (MB), la matière grise (MG) et le liquide céphalorachidien (LCR). La matière blanche est constituée des fibres des cellules nerveuses appelées axones qui permettent la transmission de l'information traitée au niveau de la matière grise. La matière grise contient le corps des cellules nerveuses et est répartie en deux types de structures : le cortex et les noyaux. Le cortex est caractérisé par de nombreuses fissures appelées sillons. Sur la face intérieure du cortex se trouve la matière blanche et sur la face extérieure circule la matière grise. Les noyaux, constitués essentiellement de matière grise, sont des structures plus compactes au centre du cerveau. Le liquide céphalo-rachidien baigne la surface extérieure du cerveau et du cervelet et remplit le système ventriculaire. Les figures 1 et 2 illustrent cette description de l'anatomie cérébrale [12]. Chapitre 1- anatomie cérébrale et IRM

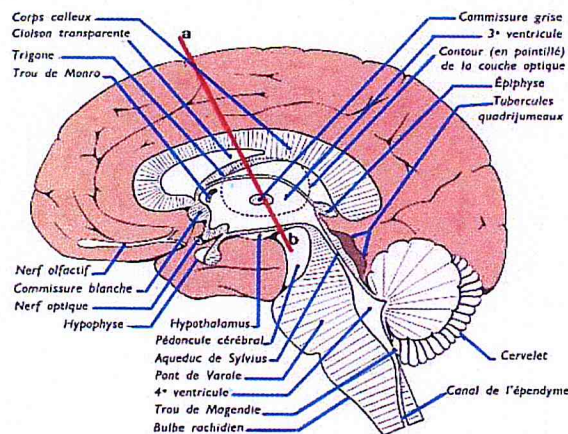


Figure 1. Coupe longitudinale de l'hémisphère droit [13]

1.3 Principe de l'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM)

L'IRM est une technique de diagnostic médical fournissant des images tridimensionnelles et en coupe de grande précision anatomique. Cette technique récente, non invasive, est basée sur le phénomène physique de la résonance magnétique nucléaire. La résonance magnétique nucléaire est une technique en développement depuis une soixantaine d'années dont le phénomène physique a été conceptualisé en 1946 par Bloch et Purcell. Les premiers développements en Imagerie par Résonance Magnétique datent des années 1973. Les premières images chez l'homme ont été réalisées en 1979.

Aujourd'hui, l'IRM est devenue une technique majeure de l'imagerie médicale moderne. Le principe de l'IRM repose sur la propriété de certains atomes à entrer en résonance dans certaines conditions :

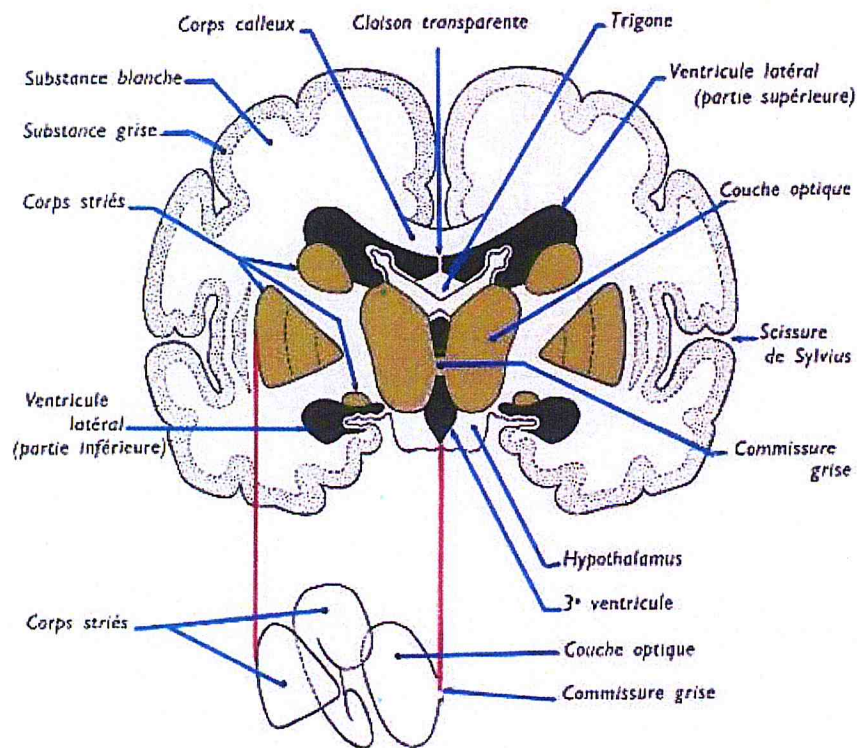


Figure 2 Coupe frontale de l'encéphale humain et schéma des noyaux gris centraux [13].

c'est le cas de l'atome d'hydrogène (H) qui est un des deux constituants de la molécule d'eau (H₂O) que l'on trouve en grande quantité dans le corps humain (entre 60 et 75%). De plus, la quantité d'eau varie d'un tissu à l'autre, mais aussi à l'intérieur d'un même tissu selon son état physiologique, ce qui est utilisé pour établir une cartographie du corps humain et de ses pathologies.

Lorsque les atomes d'hydrogène entrent en résonance sous l'action d'un champ magnétique, ils absorbent de l'énergie : ainsi, plus la concentration en eau du milieu est élevée, plus il y a absorption d'énergie. A l'arrêt du phénomène de résonance, l'énergie emmagasinée par les atomes est restituée au milieu.

Les atomes possèdent un moment angulaire intrinsèque nommé spin auquel est lié un moment magnétique pouvant être assimilé à un aimant. Sans perturbation extérieure ces aimants élémentaires sont orientés de façon aléatoire dans toutes les directions. Si on applique un champ magnétique \vec{B}_0 constant et homogène, ils s'orientent selon des directions privilégiées. Si on applique en plus un champ magnétique tournant \vec{b}_1 perpendiculaire au premier, un phénomène de résonance des noyaux de l'échantillon étudié intervient. Lorsqu'on supprime ce second champ, les atomes vont retourner à l'état initial en émettant un signal RMN (Résonance Magnétique Nucléaire). C'est ce principe qui est utilisé pour former le cube d'images IRM [12].

1.4 Formation des IRM

Le processus se fait en trois étapes : dans un premier temps, le corps est placé dans un champ magnétique qui oriente tous les protons dans la même direction. Puis les protons sont excités par des ondes radio qui modifient leur orientation. Dès l'arrêt de l'impulsion RF (Radio-Fréquence), les protons retournent à l'état d'équilibre. L'acquisition des signaux RMN émis permet de reconstruire l'image.

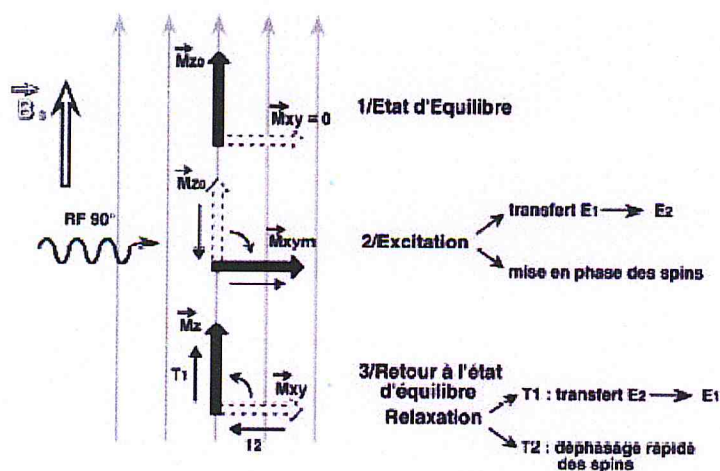


Figure 3. L'état d'excitation est instable et dès l'arrêt de l'impulsion RF commence le retour à l'état d'équilibre (stable). La transition progressive $E_2 \rightarrow E_1$ entraîne la raugmentassions de \vec{M}_z :

phénomène de relaxation T1, et le déphasage rapide des spins entraîne la diminution \vec{M}_{xy} : phénomène de relaxation T2 [14].

Pour former le volume, il faut pouvoir localiser dans les trois plans de l'espace le signal reçu par l'antenne réceptrice. Pour cela trois gradients de champs magnétiques sont utilisés. Ces gradients sont créés par des bobines qui vont se superposer au champ magnétique \vec{B}_0 . Le gradient de sélection de coupe (GS) est d'abord appliqué puis le gradient de codage de phase (GP) permet de sélectionner les lignes de la matrice à l'origine de l'image et le gradient de lecture (GL) permet de sélectionner les colonnes (Figure 4). Une transformée de Fourier permet ensuite de reconstruire l'image. Lors de l'acquisition du signal, le processus d'échantillonnage engendre un phénomène appelé volume partiel : certains voxels issus de l'échantillonnage du volume observé sont à la frontière entre deux tissus et peuvent donc contenir de l'information de plusieurs classes tissulaires. Ces voxels appartiennent donc à plusieurs classes en même temps, du fait de la résolution spatiale de l'imageur, ce qui pose un problème lors de la labellisation. Les images IRM sont donc obtenues par application de gradients de champ et de séquences d'impulsion RF [14].

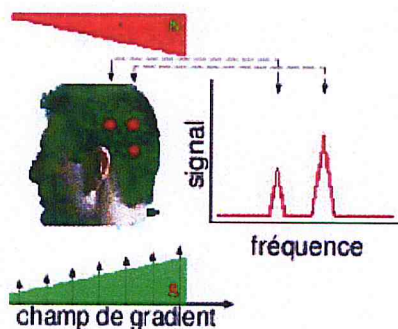


Figure 4. Formation de l'image : un champ de gradient permet de sélectionner une position dans une direction spatiale [14].

1.5 Contrastes en IRM

Après avoir vu les notions de base concernant l'imagerie par résonance magnétique, il faut décrire les différents types de contrastes qui permettent d'obtenir des images contenant des informations de natures différentes nommées modalités. On peut ainsi pondérer l'image en T1 ou T2, ou en densité de protons. Les différents types de contraste sont obtenus en faisant varier les paramètres

d'acquisition : le temps d'écho TE, c'est-à-dire le temps qui sépare l'impulsion RF et l'acquisition du signal, et le temps de répétition TR, c'est-à-dire le temps entre deux impulsions RF consécutives. Les images pondérées en T1 sont obtenues lorsque le TR et le TE sont courts tandis que les images sont pondérées en T2 lorsque le TR et le TE sont longs. Pour les images pondérées en densité de protons, le contraste est obtenu en utilisant un TR long et un TE court. Chaque modalité contient des informations spécifiques ne se retrouvant pas dans les autres. A partir des images pondérées en T1, on peut par exemple distinguer les différents tissus cérébraux: matière blanche, matière grise et liquide céphalo-rachidien ; tandis que les images pondérées en T2 mettent plus facilement en évidence certaines anomalies comme les lésions dues à la sclérose en plaque (SEP) [12].

1.6 Caractéristiques des IRM cérébrales

1.6.1 Le bruit

Un bruit aléatoire gaussien apparaît dans le domaine de Fourier de l'image acquise. L'image est ensuite obtenue en calculant le module de la transformée inverse de Fourier. La distribution gaussienne devient donc, dans l'image, une distribution de Rice [15]. Dans les zones où l'intensité n'est pas proche de zéro, cette distribution est approximativement gaussienne, tandis que dans les zones où l'intensité est proche de zéro, elle est proche d'une distribution de Raleigh.

1.6.2 L'effet de volume partiel

Un autre problème de la segmentation d'images IRM est l'effet de volume partiel qui apparaît lorsque plusieurs types de tissus contribuent au même voxel. Ce problème est de plus en plus pris en compte dans les algorithmes de segmentation. En raison d'une résolution du système d'acquisition limitée, les voxels situés à la frontière entre plusieurs tissus sont composés de deux ou plusieurs tissus (Figure 5). Il est donc nécessaire de prendre en compte ces effets de volume partiel pour obtenir une segmentation fiable des tissus cérébraux. Les méthodes de classification en 3 classes "dures" (matière blanche, matière grise et liquide céphalo-rachidien) ignorent ce problème et perdent ainsi de l'information sur la structure des tissus [16].

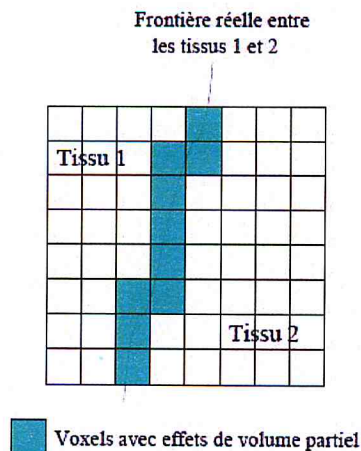


Figure 5. Effet de volume partiel [16].

Certaines méthodes considèrent l'effet de volume partiel comme un facteur de dégradation et cherchent à le corriger, alors que d'autres le considèrent comme une propriété de l'image et cherchent à l'estimer pour obtenir une qualité sous-voxel [17].

1.6.3 Les hétérogénéités d'intensité

Une des principales difficultés de la segmentation d'images IRM est la présence d'un artefact d'hétérogénéité d'intensité spatiale pour un même tissu cérébral. Les inhomogénéités du champ RF sont en effet responsables de ces variations spatiales lentes de l'intensité des images (Figure 6). Ce biais peut poser des problèmes de classification pour des techniques de segmentation basées sur l'intensité, si on suppose que l'intensité d'une classe est constante sur toute l'image.

La non-uniformité est prise en compte dans la plupart des méthodes de segmentation, soit en la compensant par prétraitement [18], soit en la modélisant au cours de la segmentation.

Belaroussi et al. présentent une comparaison des différentes méthodes de correction de non uniformité existantes [19].

1.6.4 Autres artefacts

Les artefacts de mouvement sont dus aux déplacements du patient pendant l'examen ainsi qu'aux mouvements physiologiques (respiration, flux sanguin). L'impact de ces artefacts est variable selon le moment de l'acquisition mais il se traduit généralement par l'apparition d'images fantômes de la structure en mouvement. [12].

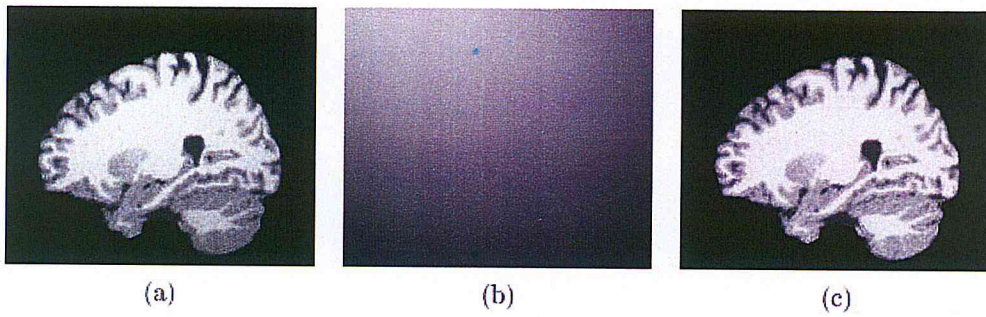


Figure 6. Illustration de l'artefact d'inhomogénéité. (a) correspond a l'image affectée par une hétérogénéité RF. (b) correspond a l'artefact isolé et (c) a l'image corrigée. [12].

1.7 Conclusion

Les images IRM cérébrales sont complexes, et leur analyse nécessite un système d'analyse d'images, dont l'objectif est d'arriver à une aide au diagnostic. L'étape de base d'un tel système est la segmentation d'images, qui permet de partitionner l'image en régions précises, ayant un sens sémantique. Le chapitre suivant donner un aperçu sur quelque méthodes de segmentation.

Chapitre 2-

Méthode de segmentation d'image

2. Méthodes de segmentation

2.1 Introduction

Ce chapitre fournit une brève étude des techniques de segmentation des images et quelques méthodes de prétraitement. L'analyse de l'image a pour but l'extraction de l'information caractéristique contenue dans une image. La segmentation tente d'associer à chaque pixel de l'image un label en s'appuyant sur l'information portée (niveaux de gris ou couleur), sa distribution spatiale sur le support image, des modèles simples (le plus souvent des modèles géométriques et statistiques). La segmentation d'image ainsi définie est un domaine vaste où l'on retrouve de très nombreuses approches qui visent à l'extraction des indices visuels [20].

2.2 Prétraitement

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

2.2.1 Graphe d'histogramme

Le graphe d'histogramme est une distribution des intensités des pixels d'une image son algorithme est comme suit [21] :

Algorithme histogramme

Début

int i, j, h= largeur image, w =Longueur image ;

int his [256] ;/*his tableau initialisé à 0*/

Pour i=0 à h faire

 Pour j=0 à w faire

 his [pixel[i][j]]++ ;

 Fin Pour

Fin Pour

Fin

2.2.2 Egalisation d'histogramme

Afin d'améliorer une image on fait une modification d'histogramme, l'égalisation d'histogramme permet l'ajustement du contraste de l'image, elle applique une transformation sur chaque pixel à partir de l'histogramme cumulé de l'image de départ son algorithme est comme suit [22] :

Algorithme égalisation

Début

int i, j, k=0, cumul[256], h= largeur image, w =Longueur image ;

Pour i=0 à 255 faire tab[i]=0 ; /*initialisation */

Fin pour

Calculer la table histogramme his[] ;

Pour i=0 à 255 faire

cumul[i]=k+tab[i] ;

k= cumul[i] ;

Fin Pour

Pour i=0 à h faire

Pour j=0 à w faire

$$\text{pixel}[i][j] = \frac{(\text{cumul}[\text{pixel}[i][j]]) * 256}{\text{largeur} * \text{longueur}}$$

Fin Pour

Fin Pour

Fin

2.2.3 Niveau de gris

Pour calculer le niveau de gris d'une image en couleur il faut trois composants (Rouge, Vert, Bleu) [21]

Algorithme calule_niveau_de_gris

Début

int i, j ,h= largeur image, w =Longueur image ;

Pour i=0 à h faire

Pour j=0 à w faire

$$\text{Pixel}[i][j] = (\text{ExtrairecouleurRouge}(\text{Pixel}[i][j]) + \text{ExtrairecouleurVert}(\text{Pixel}[i][j]) + \text{ExtrairecouleurBleu}(\text{Pixel}[i][j])) / 3 ;$$

```
Fin Pour
Fin Pour
Fin.
```

2.2.4 Seuillage d'histogramme

1 - Binarisation

Il faut un seuil pour définir la limite entre la classe fond et la classe objet.

Algorithme binarisation

Début

int i, j, s, h= largeur image, w =Longueur image;

s= le seul choisi.

Pour i==0 à h faire

 Pour j==0 à w faire

 Si (Pixel[i][j]>s) Pixel[i][j]=0;

 Sinon Pixel[i][j]=255 ;

 Fin Si ;

 Fin Pour

Fin Pour

Fin

2 - Seuillage automatique OTSU

La méthode d'OTSU est utilisée pour effectuer un seuillage automatique à partir de la forme de l'histogramme de l'image. Cette méthode nécessite donc le calcul préalable de l'histogramme de l'image. L'algorithme suppose alors que l'image à binariser ne contient que deux classes, (Les objets et l'arrière-plan). L'algorithme itératif calcule alors le seuil optimal T qui sépare ces deux classes afin que la variance intra-classe soit minimale et que la variance inter-classe soit maximale les étapes sont comme suit [23] :

Variance intra-classe :

$$\sigma_w^2 = \omega_1(T) \times \sigma_1^2(T) + \omega_2(T) \times \sigma_2^2(T) \dots\dots\dots (2.1)$$

avec $T \in [0,255]$ le seuil de séparation des 2 classes

Oméga 1 représente la probabilité d'être dans la classe 1

Oméga 2 représente la probabilité d'être dans la classe 2

Sigma 1 représente la variance de la classe 1

Sigma 2 représente la variance de la classe 2

Variance inter-classe

$$\sigma_y^2 = \sigma^2 - \sigma_w^2 \dots\dots\dots (2.2)$$

Sigma représente la variance de l'image

Sigma w représente la variance intra-classe

Calcul de la probabilité de la classe 1 et 2

Pour calculer la probabilité d'être dans la classe 1 ou 2 en fonction du seuil T, il suffit de sommer les probabilités de chaque niveau de gris.

$$\omega_1(T) = \sum_{k=1}^T P(k) \dots\dots\dots (2.3)$$

$$\omega_2(T) = \sum_{k=T+1}^{256} P(k) \dots\dots\dots (2.4)$$

Calcul de la probabilité de chaque niveau de gris :

Calcul de l'histogramme

L'histogramme est un graphique représentant la répartition des valeurs de niveau de gris dans une image. Pour calculer l'histogramme, il faut donc parcourir l'image dans sa totalité et compter le nombre de pixels qu'il y a pour chaque niveau de gris.

$$Hist(k) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M (Image(i, j) == k) \dots\dots\dots (2.5)$$

Calcul de la probabilité de chaque niveau de gris

La probabilité de chaque niveau de gris est calculée en divisant le nombre de pixels présent pour chaque niveau de gris par le nombre total de pixels dans l'image.

$$P(k) = \frac{Hist(k)}{\text{Nombre total de pixels dans l'image}} \dots\dots\dots (2.6)$$

Calcul de la variance de chaque classe

$$\sigma_2^2(T) = \frac{\sum_{i=T+1}^{256} (N2(i) - Moy_2(T))^2 \times P(i)}{\omega_2} \dots\dots\dots (2.7)$$

$$\sigma_1^2(T) = \frac{\sum_{i=1}^T (N1(i) - Moy_1(T))^2 \times P(i)}{\omega_1} \dots\dots\dots (2.8)$$

N1 est un vecteur de 0 à T-1

N2 est un vecteur de T à 255

Moy1 représente la moyenne de la classe 1

Moy2 représente la moyenne de la classe 2

Calcul de la moyenne de chaque classe

La moyenne de chaque classe est calculée en sommant le vecteur N qui est multiplié par la probabilité de chaque niveau de gris. Le tout est ensuite divisé par la probabilité de la classe.

$$Moy_1(T) = \frac{\sum_{i=1}^T N1(i) \times P(i)}{\omega_1(T)} \dots\dots\dots (2.9)$$

$$Moy_2(T) = \frac{\sum_{i=T+1}^{256} N2(i) \times P(i)}{\omega_2(T)} \dots\dots\dots (2.10)$$

N1 est un vecteur de 0 à T-1

N2 est un vecteur de T à 255

Le seuil est le min entre $Moy_1(T)$ et $Moy_2(T)$

2.2.5 Filtre Médian

Le filtre médian est un filtre non linéaire utilisé pour la réduction de bruit, il consiste à choisir un voisinage d'un pixel, pour faire un rangement par ordre croissant de toutes les valeurs comprises dans ce voisinage, et d'affecter au point central la valeur médiane dans ce classement, son algorithme est comme suit [24]:

Début

int a, b, r, tab[9], h= largeur image, w =Longueur image ;

Pour i=0 à h faire

 Pour j=0 à w faire

 tab[0]=Pixels[j-1][i-1]); tab[1]=Pixels[j-1][i]); tab[2]=Pixels[j-1][i+1]);

 tab[3]=Pixels[j][i-1]); tab[4]=Pixels[j][i]); tab[5]=Pixels[j][i+1]);

 tab[6]=Pixels[j+1][i-1]); tab[7]=Pixels[j+1][i]); tab[8]= Pixels[j+1][i+1]);

 Pour a=0 à 7 faire

 Pour b=0 à 8 faire

 Si(tab[b]<tab[a])

 r=tab[a]; tab[a]=tab[b]; tab[b]=r;

 Fin Si

 Fin Pour

 Fin Pour

 pixel[i][j]= tab[4] ;

 Fin Pour

Fin Pour

Fin

2.2.6 Dilatation

- Élément structurant

Un élément structurant B est un ensemble qui possède les caractéristiques suivantes [25] :

- Il possède une forme (géométrique connue)

- Cette forme a une taille λ

-Cet élément est repéré par son origine O . L'origine O appartient généralement à l'élément structurant mais ce n'est pas une obligation.

- **Algorithme de Van Herk [26]**

- Image d'entrée 1D de longueur nx est divisée en block de taille λ , où λ est la longueur de l'élément structurant en pixels.

- Les pixels sont étiquetés de 0 à $nx - 1$, en supposant que nx est un multiple de λ (sinon on rajoute des pixels jusqu'à ce que ce soit le cas).

-On a besoin de deux buffers (tampons) g et h .

-On prend le maximum récursivement à l'intérieur des blocks, à droite pour g , à gauche pour h .

-Lorsque g et h sont construits, le résultat pour la dilatation en chaque point x est donné en considérant le maximum des valeurs pour g à la position $x + \lambda - o - 1$ et h à la position $x + o$, avec o l'origine de l'élément structurant.

2.3 Décalage moyen Mean-shift

À l'origine, le Mean-shift (proposé par Fukunaga en 1975) est une procédure itérative (non-paramétrique) d'ascension de gradient, utilisée pour estimer les modes (i.e., le maximum local) d'une densité de probabilité associée à une distribution de points.

Cette procédure a été utilisée pour la première fois en 1997 dans le cadre de la segmentation d'images par Comaniciu et al. [27]. Dans cette application du Mean-shift à la segmentation, le nuage de points considéré est l'ensemble des vecteurs à cinq dimensions indépendantes (2 pour la position et 3 dimensions pour la couleur) associées à chaque pixel de l'image.

Le principe de la segmentation par Mean-shift consiste à trouver pour chacun de ses pixels, son mode ou maximum local le plus proche. Plus précisément, on cherche la position qui, localement, possède la densité la plus élevée. Pour ce faire, on calcule la densité locale en un point et on déplace itérativement la fenêtre en direction du gradient de densité maximum. Cette procédure consiste pour chaque pixel p :

1. à chercher l'ensemble E des points qui sont dans son voisinage.
2. à déplacer p par une translation qui le conduira vers l'isobarycentre de l'ensemble E .
3. à répéter le processus depuis l'étape 1 jusqu'à convergence.

Les déplacements successifs vers l'isobarycentre font converger le pixel p vers les zones de fortes densités, i.e., le mode. La classification ou la segmentation finale de l'ensemble des pixels de l'image est ensuite obtenue en regroupant dans une même classe tous les points ayant convergé vers le même mode [27].

Dans le processus de décalage moyen pour chaque point de l'espace de données en premier lieu, la région d'intérêt est obtenue comme une fenêtre sphérique. Ensuite, le décalage moyen est calculé comme ci-dessous :

$$m_{h,G}(x) = \frac{\sum_{i=1}^n x_i g\left(\left\|\frac{x-x_i}{h}\right\|\right)^2}{\sum_{i=1}^n g\left(\left\|\frac{x-x_i}{h}\right\|\right)^2} - x \dots\dots\dots (2.11)$$

Ici, x_i est l'estimation initiale de cette méthode itérative, h est le paramètre d'échelle (rayon), $g\left(\left\|\frac{x-x_i}{h}\right\|\right)$ peut être considéré comme la fonction de noyau qui détermine le poids des points voisins pour une ré-estimation de la moyenne. Enfin, le centre est décalé vers le nouveau à moins que le mode soit trouvé. On s'arrête donc quand on a convergé vers un maximum local de la fonction de densité, x final [28].

2.4 k-means

Soit $X = \{ x_k / k = 1, \dots, n \}$ un sous-ensemble d'un espace n -dimensionnel. Une partition de X en c classes peut être représentée par des sous-groupes mutuellement disjoints $C_1 \dots C_c$, tel que $C_1 \cup \dots \cup C_c = X$.

Chaque vecteur x_k est assigné à une et seulement une classe qui lui est la plus proche. La fonction objective correspondante s'exprime sous la forme [29]:

$$J = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n U_{ik} d^2(x_k, v_i) \dots\dots\dots (2.12)$$

Où :

- v_i désigne le prototype (centroïde) de cette classe.
- d mesure la similarité entre le prototype et le vecteur de données.
- U_{ik} est un indicateur binaire $\in \{0,1\}$ désignant l'appartenance ou non du vecteur x_k à la classe C_i ($U_{ik}=1$ si $x_k \in C_i$ et $U_{ik}=0$ sinon, $\forall i=1 \dots c$ et $x_k \in X$)

L'indicateur d'appartenance U_{ik} s'exprime comme suit :

$$U(x_k, v_i) = \{ 1 \text{ si } d(x_k, v_i) = \min_c d(x_k, v_i) \text{ ou } 0 \text{ sinon } \}$$

L'optimisation se fait de manière itérative. Les étapes de cette classification peuvent être résumées comme suit :

1. Initialiser l'ensemble des centroïdes avec des éléments, soit pris au hasard de l'ensemble de données, soit d'après des connaissances a priori.
2. Assigner chaque point au centroïde le plus proche.
3. Calculer les nouveaux centroïdes des classes construites. Les centroïde étant les centres des classes, ils sont calculés par la moyenne des éléments de la classe.
4. Générer une nouvelle partition de l'ensemble de données en assignant chaque point au centroïde le plus proche.
5. S'il y a changement dans la partition, réitérer depuis l'étape 3.

2.5 Seuillage d'histogramme

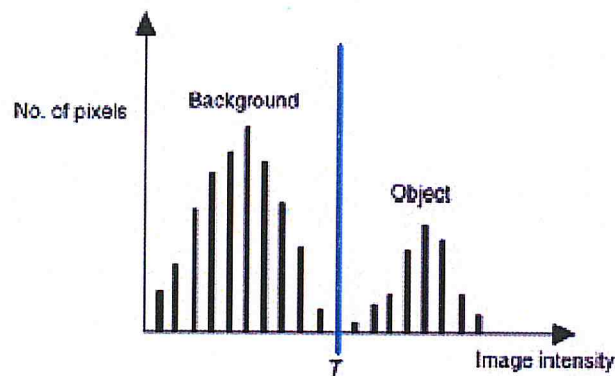
Il s'agit de méthodes de base en segmentation d'image [30]. Le principe général du seuillage consiste à chercher une valeur appropriée de seuil puis de classer tous les pixels de l'image selon la valeur de leurs niveaux de gris par rapport à ce seuil, afin de séparer les régions d'intérêt et l'arrière plan de l'image. Plusieurs méthodes de détermination de cette valeur de seuil ont été appliquées pour la segmentation d'image. Certaines méthodes de détermination du seuil sont basées sur l'utilisation de paramètres autres que le niveau de gris, tels que l'entropie ou l'entropie de Tsallis [31]. A titre d'exemple, Otsu [32] a formulé le problème de seuillage d'une image comme étant un problème d'analyse discriminante itérative qui permet de choisir une valeur optimale du seuil. Le critère utilisé pour le choix du seuil est basé sur la maximisation d'une mesure statistique de séparation entre les classes. Dans tous les cas, le seuil obtenu via les méthodes citées ci-dessus, sert finalement à la classification des pixels de l'image selon leurs niveaux de gris [33].

Le seuillage d'un histogramme en n classes consiste à déterminer $n-1$ seuils tels que chaque classe soit associée à un intervalle de niveaux de gris distinct. Par exemple, dans le cas le plus simple à 2 classes, le seuil s définit deux intervalles $[0, s[$ et $[s, 255]$. La construction de l'image binaire se fera donc par l'algorithme [20] :

$\forall (i, j)$ si $I(i, j) < s$ alors $I(i, j) \leftarrow 0$ (la couleur noir) sinon $I(i, j) \leftarrow 255$ (le blanc).

Le résultat sera évidemment une image binaire.

Les techniques de seuillage utilisant essentiellement l'histogramme des images est présenté ci dessous.



Le seuillage peut être :

- Global : un seuil pour toute l'image, il est rapide mais il ne donne pas de pixels contigus, et le bruit peut donner de faux éléments
- Local : Le seuillage local détermine pour chaque pixel un seuil en fonction de la luminosité de son voisinage.
- Adaptatif : un seuil qui s'ajuste selon les images, ou parties de l'image, il sépare l'image en sous image et traite chacune avec son propre seuil [35].

2.6 Croissance de régions (Bottom-Up)

Les méthodes de segmentation itérative par croissance de régions sont basées sur l'utilisation de points amorces appelés « germes », qui sont choisis soit d'une façon manuelle soit d'une façon automatique. Ces germes désignent les points ou régions de départ, au sein de l'image à segmenter. En s'appuyant sur des mesures de similarité, chaque germe est comparé à son voisinage spatial immédiat. Ces pixels doivent répondre à un certain critère d'agrégation, par exemple la variance des niveaux de gris associés aux pixels voisins est inférieure à un seuil préfixé $[m(R) - a(R), m(R) + a(R)]$ ($m(R)$ est la valeur moyenne des niveaux de

gris et la proposition $a(R)$ de points dont le niveau de gris se situe hors de l'intervalle). [36].

En fonction de ces mesures, les régions similaires adjacentes sont fusionnées aux germes de départ, donnant lieu à des régions de plus grandes tailles. En considérant les régions ainsi obtenues, le processus est ensuite itéré jusqu'à l'épuisement des régions susceptibles d'être fusionnées [37].

D'une façon générale, les méthodes de croissance de régions offrent l'avantage de fournir des contours bien délimités pour les régions obtenues. Néanmoins, la localisation de ces contours souffre d'imprécisions importantes car il s'agit d'une croissance basée régions et non pixelique [38].

L'application de ces méthodes aux images mammographiques a montré de bonnes performances vis-à-vis de la détection des masses tissulaires [12, 39], mais devient inefficace en présence de petites régions avec des contours flous et un faible contraste [40, 39]. De plus, un autre inconvénient majeur de cette approche réside dans le fait que le résultat de la segmentation dépend de l'ordre de regroupement des régions élémentaires [41, 42].

2.7 Segmentation par la logique floue

La théorie des ensembles flous et la théorie des possibilités représentent un cadre de raisonnement permettant de modéliser et de gérer l'information imprécise et incertaine. Ce type d'imperfection étant fréquemment présent dans les concepts et les informations manipulés par l'homme, les chercheurs ont de plus en plus recours à l'utilisation de ces théories. C'est ainsi que leurs domaines d'application se sont élargis. On peut en citer : la médecine et la biologie, l'ingénierie industrielle, la défense, la robotique, les systèmes d'aide à la décision [43] et bien d'autres.

L'application de la théorie des ensembles flous en traitement d'image, a permis de développer des méthodes de segmentation et de classification d'images présentant des avantages particuliers.

D'ailleurs, il a été clairement montré dans [44, 45] que de telles approches :

- permettent de retenir, à partir de l'image traitée, plus d'informations que les méthodes traditionnelles (i.e. seuillage, croissance des régions.....).
- produisent des régions segmentées plus homogènes que les autres méthodes.
- sont moins sensibles au bruit ;
- offrent des modèles numériques capables de mieux gérer l'attribution des pixels à telle ou telle région selon leurs situations. Des scores de confiances sont en effet attribués aux pixels, pour mieux définir leurs degrés d'appartenance aux régions en croissance.

Ainsi, un pixel germe d'une région, a forcément un score supérieur à celui qui se trouve proche du contour à la fin d'une croissance de région.

2.7.1 Algorithme C-Moyennes floue (Fuzzy C-Means, FCM)

L'algorithme *FCM*, considéré comme un algorithme de classification floue, repose sur la recherche des valeurs prises par les centroides des classes, d'une part, et des degrés d'appartenance des pixels à ces classes d'autre part. La recherche des centroides est réalisée en respectant certaines contraintes et en minimisant la fonction objective suivante [46]:

$$J = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n \mu_{ik}^m d^2(x_k, v_i) \dots \dots \dots (2.13)$$

avec :

- c : le nombre de classes, connu a priori.
- n : la taille du vecteur de données (nombre de pixels à classer).
- U_{ik} : le degré d'appartenance du pixel x_k à la classe i connue par son centroïde v_i .
- d : le degré de similitude, il peut être la distance Euclidienne.
- m : un réel >1 appelé degré de flou. Plus m tend vers 1, plus la classification devient dure et U_{ik} se rapproche de 0 ou de 1. Inversement quand m devient trop grand il y a moins de tolérance au bruit, et la distribution des degrés d'appartenance tend à se concentrer autour de $1/c$.

Notation [46]

Soit $X = x_k, k = 1, \dots, n$ un sous-ensemble d'un espace E , de dimension n . Nous cherchons à segmenter X en c classes suivant une classification floue. Chaque classe C est caractérisée par son prototype v_i , et $V = v_i, i = 1, \dots, c$ l'ensemble des prototypes des classes.

L'algorithme de la FCM tente de minimiser la fonction objective, par rapport à chaque degré d'appartenance flou U_{ik} et chaque prototype v_i .

Le rôle de l'indice de flou m est de contrôler la contribution du bruit présent dans les données.

Solution du problème d'optimisation

De la même façon que pour la classification dure, l'optimisation se fait de manière itérative. Les degrés d'appartenance ou les prototypes sont d'abord initialisés, puis à chaque itération du processus, les appartenances et les prototypes sont mis à jour, et les vecteurs de données se déplacent d'une classe à une autre en vue de minimiser la fonction objectif jusqu'à stabilisation.

Les degrés d'appartenance doivent satisfaire les conditions suivantes :

$$0 \leq U_{ik} \leq 1 \quad \forall i \in [1, c], \forall k \in [1, n] \dots\dots\dots (2.14)$$

$$\sum_{i=1}^c U_{ik} \quad \forall k \in [1, n] \text{ Relation de fermeture} \dots\dots\dots (2.15)$$

$$0 < \sum_{k=1}^n U_{ik} < n \quad \forall i \in [1, c] \text{ Aucune classe vide} \dots\dots\dots (2.16)$$

Les degrés d'appartenance U_{ik} et le centroïde v_i s'expriment comme suit :

$$U_{ik} = \frac{(d(x_k, v_i))^{\frac{2}{m-1}}}{\sum_{j=1}^c (d(x_k, v_j))^{\frac{2}{m-1}}} \quad 2.4 \dots\dots\dots (2.17)$$

$$V_i = \frac{\sum_{k=1}^n U_{ik} x_k}{\sum_{k=1}^n U_{ik}} \quad 2.5 \dots\dots\dots (2.18)$$

La procédure de mise à jour est itérée jusqu'à ce que la variation maximale des degrés d'appartenance (ou des prototypes) soit en dessous d'un seuil ε (typiquement égal à 0.01).

Les valeurs d'appartenance constituent une matrice à c lignes (une ligne par classe à former) et n colonnes (une colonne par individu à classifier) : $U = [U_{ik}]_{i=1 \dots n}$

Pour chaque individu, la colonne correspondante de U représente un vecteur d'appartenance, chaque ligne de ce vecteur contenant la valeur d'appartenance de l'individu pour la classe correspondante. U est dite matrice de la c -partition floue. Les valeurs des prototypes constituent un vecteur de taille c , chaque élément représente un centroïde d'une classe : $V = [v_i]_{i=1 \dots c}$

Algorithme de la FCM :

1. Fixer les paramètres ;
 - c : nombre de classes ;
 - ε : seuil représentant l'erreur de convergence (par exemple : = 0.001) ;
 - m : degré de flou, généralement pris égal à 2.
2. Initialiser la matrice degrés d'appartenances U par des valeurs aléatoires dans l'intervalle $[0, 1]$.
3. Mettre à jour la matrice prototype V par la relation (2.18)

4. Mettre à jour la matrice degrés d'appartenances par la relation (2.17)

Répéter les étapes 3 à 4 jusqu'à satisfaction du critère d'arrêt qui est :

$$\|U^{ancien} - U^{nouveau}\| < \varepsilon \dots\dots\dots (2.19)$$

2.8 Segmentation par coupe de graphe

La segmentation d'images résulte de la classification des pixels similaires. Ce résultat implique un partitionnement de l'image sous la forme de classes. Cette procédure de regroupement peut être associée à un graphe de pixels ou de points caractéristiques où les sommets représentent les pixels et les arêtes relient les pixels voisins pour former une connexité discrète. A partir de là, l'objectif est de trouver un modèle d'algorithmes permettant de réaliser une segmentation de l'image qui soit proche de la perception humaine basée sur des mesures globales et non sur des propriétés locales. La théorie des graphes apparaît être un moyen pour parvenir à cette représentation. [47].

Dans les approches utilisant la théorie des graphes, l'idée directrice est de créer un graphe à partir de l'image selon des procédés assez simples et de travailler sur ces graphes. Un travail relativement important sera de valuer les arêtes puisque ce sont elles qui permettent de donner les caractéristiques de l'image à notre graphe [48].

La technique de coupes de graphe est une approche assez récente en vision et traitement d'images qui s'appuie sur la théorie des graphes en utilisant les algorithmes de Max-Flot / Min-Cut. L'utilisation des graphes permet une interprétation géométrique : sous certaines conditions, une coupe peut être vue comme une hyper surface en 2D ou 3D, ce qui rend l'approche plus efficace pour de nombreuses applications en vision, notamment la segmentation. Elle permet aussi d'obtenir un lissage par morceaux en toutes dimensions en préservant les discontinuités de forme. Cette technique permet de minimiser de façon optimale un grand nombre d'énergies binaires que l'on retrouve fréquemment en vision, avec la possibilité d'interactivité d'utilisateurs pour imposer des contraintes dures pour la minimisation d'énergie, et d'obtenir dans le cas de multi-étiquetage des approximations efficaces [49].

2.9 Conclusion

Ce chapitre a proposé un état de l'art de quelques techniques de segmentation d'image, le choix d'une technique plutôt qu'un autre est assez ardu. L'outil de segmentation choisi est « les coupes de graphes » qui est une méthode basée sur la théorie des graphes et qui sera bien détaillée dans le prochain chapitre.

Chapitre 3-
Segmentation d'image par
coupes de graphe.

3. Segmentation d'image par coupes de graphe

3.1 Introduction

Dans cette partie le travail sera axé sur la segmentation par coupe de graphes elle sera examinée plus en détail dans ce chapitre. Deux autres algorithmes qui implémentent les coupes de graphes sont décrits l'algorithme de min-cut/max-flow et la coupe normalisée.

3.2 Algorithme Min-cut/max-flow

Soit un graphe $G = \langle V, E \rangle$ de poids orientés, composé d'un ensemble de nœuds V connectés par un ensemble d'arêtes orientées E . Usuellement les nœuds correspondent, aux pixels (ou voxels). Il y a aussi sur le graphe G des nœuds supplémentaires appelés terminales, deux nœuds représentent la Source noté S et le puit T . La capacité de chaque arête de G est donnée:

$$C : V^2 \rightarrow N$$
$$(p, q) \notin E \implies C(p, q) = 0$$

Le problème de Flot-Max où un graphe définit un réseau de pipes, la source S est connectée à une source infinie d'eau. La capacité est la quantité d'eau qui peut passer sur un pipe. Donc le Flot-Max cherche à calculer la quantité d'eau qui peut passer sur le puits. [50].

3.2.1 Définitions

* Flot

Un flot F est défini comme une fonction de $V^2 \rightarrow Z$ telle que :

$$\forall (p, q) \in V^2 : F(p, q) \leq C(p, q) \quad \text{La contrainte de capacité}$$

$$\forall (p, q) \in V^2 : F(p, q) = F(q, p) \quad \text{Symétrique}$$

$$\forall p \in V \setminus \{S, T\} : \sum_{q \in V} F(p, q) = 0 \quad \text{Conservation de flot}$$

La fonction F est appelée le flot faisable. On définit les notations suivantes [51] :

$$\text{Le flot sortant à } p : F^+(p) = \sum_{(p,q) \in E} F(p, q).$$

$$\text{Le flot entrant à } p : F^-(p) = \sum_{(q,p) \in E} F(q, p).$$

$$\text{Règle de conservation de flot : } F^+(p) - F^-(p) = 0$$

*** Graphe résiduel :**

Un graphe résiduel $G_r = \langle V, E_r \rangle$ où la capacité de ce graphe est donnée par le résiduel (capacité disponible qui reste):

$$C_r(p, q) = C(p, q) - F(p, q).$$

La notion de la symétrie introduite dans le flot prend en compte la capacité de l'arête de retour: une unité de flot est envoyée donc sur l'arête et sur sa capacité résiduelle [51].

*** Une Coupe :**

Un S-T coupe (ou tout simplement une coupe) sur un graphe G est de partitionner les nœuds de G en deux sous-ensemble disjoints ES, ET tels que la source $S \in ES$ et le puit $T \in ET$.

En optimisation combinatoire le coût d'une coupe $C = (ES, ET)$ est défini par la somme de capacités des arêtes de la frontière (p, q) ou $p \in ES$ et $q \in ET$. le problème de Coupe-Min sur un graphe G est de trouver la coupe qui à le coût minimum parmi toutes les coupes possible sur G [51].

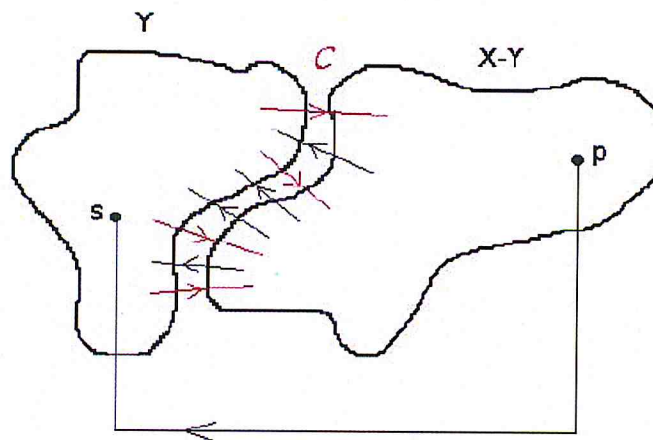


Figure 8- Une coupe $\{Y, X-Y\}$ [51]

*** Théorème de Ford-Fulkerson 1962**

Le Flot-Max qui passe du nœud S vers le nœud T est égal à la valeur de la capacité C de la coupe minimale qui sépare S et T.

Pour : $W \subseteq V ; S \in W, T \notin W$

On a : $C(W) = \sum C(x, y)$.

Donc la Coupe-Min et le Flot-Max sont deux problèmes équivalents. Et La valeur de Flot-Max est égale au coût de la Coupe-Min. Un fait important en optimisation combinatoire est que les algorithmes de Coupe-Min/Flot-Max sont en polynomiale.

3.2.2 Augmentation de chemin

Les algorithmes basés sur l'augmentation de chemins, poussent le flot sur les chemins non saturés de source au puit jusque à un Flot-Max sur le graphe G , utilisant pour cela les informations sauvegardées sur le graphe résiduel. Au début le flot de la source S vers le puit T est nulle ($F=0$) et les capacités de graphe résiduel G_r sont les mêmes que les capacités sur G . A chaque itération cet algorithme trouve un chemin $S \rightarrow T$ qui contient des arêtes non saturées de graphe résiduel, si un chemin X est trouvé l'algorithme l'augmente par le poussage de la quantité maximale possible de flot df . Cette opération sature la capacité mineure des arêtes de X . Les capacités résiduelles d'arêtes sur le chemin X sont réduites par df , l'algorithme de Ford Fulkerson est comme suit [51]:

Algorithme Ford-Fulkerson

Begin

$F(p, q) \rightarrow 0 \quad \forall p, q \in V$

$G_r = \langle V, E_r \rangle \rightarrow G$

While il existe un chemin X augmentant sur G_r de $S \rightarrow T$ do

- Prendre le chemin X
- $Df = \min (C_r(p, q) / (p, q) \in X)$
- Envoie une df de flot sur ce chemin
- Mis à jour de G_r

End while

Return F et G_r

End

3.2.3 Poussage- re-étiquetage

Les méthodes de cette classe sont basées sur la notion de pré-flot qui ne respecte plus la contrainte de conservation de flot [52].

* Définitions

On appelle pré-flot la fonction $F : E_r \rightarrow R^+$ vérifiant les mêmes hypothèses qu'un flot, mais avec la règle de relaxation : $\forall p \in V / \{S, T\} : F(p) = F^+(p) - F^-(p) \geq 0$

- L'excès de flot en un sommet p est la quantité $F(p)$.
- Un nœud avec un excès non nul est appelé un nœud débordé [52].

L'algorithme le plus connu de cette classe est de Goldberg-tarjan [52] dans cette méthode, à chaque nœud est assigné une hauteur l'algorithme est formé de deux étapes Poussage de flots et la seconde Re-étiquetage, notation :

- Un nœud voisin c'est un nœud qui peut recevoir ou envoyer de flot à un nœud sur le graphe résiduel sur une arête non saturée.

- Une arête admissible est une arête non saturée qui transfère le flot d'un nœud vers un autre nœud plus bas que lui.

- Voisin (p) = $\{q \in V / \exists (p, q) \in E_r : G_r(p, q) > 0, \text{ ou } G_r(q, p) > 0\}$

-Transfert(P) = $\{q \in V / \exists (p, q) \in E_r : G_r(p, q) > 0\}$

- Admissible (p) = $\{(p, q) \in E_r, q \in \text{transfert}(p) \text{ Hauteur}(p) > \text{Hauteur}(q)\}$

-Fonction 1 Push (p, q) : pousse à partir du p un $df = \min(\text{excès}(p), G_r(q, p))$ de flot au nœud q

-Fonction 2 Relabel (p) Re-étiquetage : $\text{hauteur}(p) \rightarrow \min_{q \in \text{transfert}(p)} \text{hauteur}(q) + 1$

Algorithme Poussage- re-étiquetage

Begin

Etiqueter les nœuds de la façon suivante :

$S \leftarrow d(S) = |V|$

$T \leftarrow d(T) = 0$

$p \in V : d(p) = 1$

Poser $F(S, p) \leftarrow C(S, p)$.

While il y a des sommets débordés, On prend un (i) do

 While (i) est débordé do

 If il existe $j \in V$ tels que $(i, j) \in E_r, d(i)=d(j)+1, \text{ et } r(i, j) > 0$ Then

 Push (p, q);

 Else

 Relabel (p);

 End While

End While

Return F et G_r

END

Cet algorithme est convergent dès que la hauteur maximale sur le graphe est égale à $2|V|-1$.

A la convergence le flot excessif total est calculé sur la source S et sur le puits T. Le pré-flot est corrigé à un flot faisable. En effet le débordement est poussé en arrière vers la source. D'ailleurs,

l'excès sur le puits est égal au Flot-Max. Le graphe peut être segmenté par un seuillage de niveau $|V|$. La partie ES représente les nœuds supérieurs que la source et la partie ET représente les autres nœuds qui restent. Cet algorithme est de complexité $O(V^2E)$ [52].

3.3 Coupes de graphe

La méthode de *coupes de graphes* qui s'appuie sur les algorithmes de Flot Max /Min Cut est une technique est très utile en vision, notamment pour la segmentation interactive des images basées sur la minimisation d'une fonctionnelle d'énergie et formulée théoriquement dans un cadre bayésien. La segmentation optimale peut être calculée pour trouver le meilleur équilibre entre les termes régional et frontière.

La puissance de cette méthode est résumée par :

- *Recherche de la segmentation optimale globale.
- *Formulation théorique cohérente
- *Propriétés topologiques libres des segments
- *Application sur des problèmes multidimensionnels
- *Robustesse numérique et efficacité pratique [51].

1. Etiquetage

L'étiquetage est défini par un couple d'ensemble ensemble de site P et un ensemble d'étiquettes L , les sites correspondent à un moyen de représentation qui porte certaines propriétés. Considérons les deux ensembles:

$$P = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$$

$$L = \{l_1, l_2, \dots, l_m\}$$

P est un ensemble de pixels (voxels) d'une image, l'ensemble d'étiquettes dépend du domaine d'application.

Par exemple pour la segmentation binaire : $L = \{0, 1\}$.

Le but de l'étiquetage est de trouver une fonction $F : P \rightarrow L$ pour chaque $p: F(p) = l \in L$ cela est considéré comme un problème d'optimisation combinatoire où le nombre de combinaison $|F| = m^n$.

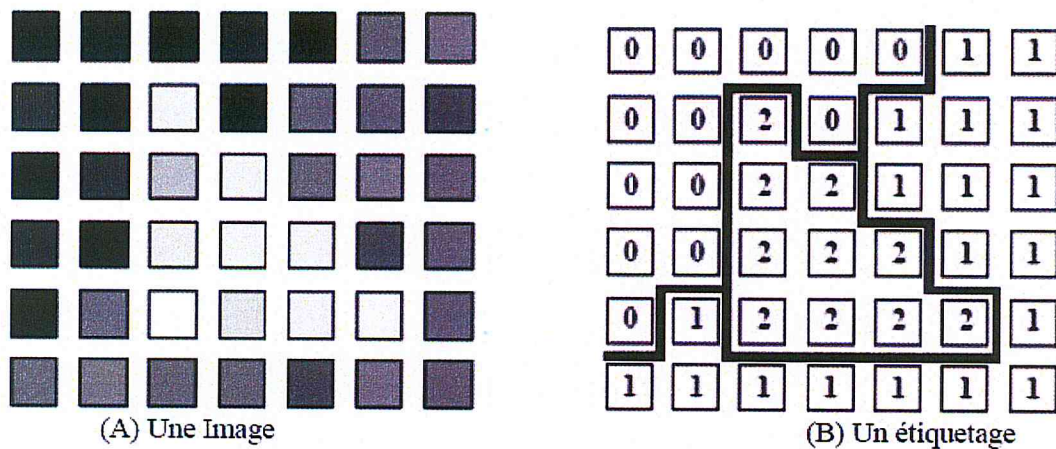


Figure 9- Etiquetage d'une image [51].

La figure 11 (A) correspond a une image de p pixels d'intensités observées I_p , (B) un étiquetage assigne une valeur de $L = \{0,1,2\}$ pour chaque $p \in P$, qui peut correspondre à l'indice de la région (pour la segmentation), l'intensité original (restauration) ou bien encore la profondeur pour (le problème de stéréo).

2. Coupe Normalisée (Ncut)

Dans la segmentation par coupe normalisée, l'image est considérée comme un graphe pondéré complet non-orienté $G = (V, E)$ avec V l'ensemble des nœuds et E l'ensemble des arcs reliant ces nœuds.

La segmentation d'une image revient à partitionner le graphe correspondant en réalisant des coupures qui minimisent un certain critère (coût minimal). Plus précisément, les pixels dans l'image sont considérés comme des nœuds avec des arcs reliant ces différents pixels.

La matrice de poids W est construite tel que $S(i, j)$ est le poids entre le pixel i et le pixel j . Le graphe est ainsi coupé en deux sous-graphes A et B où : $A \cup B = G$ et $A \cap B = \emptyset$

La coupure normalisée (NCUT), pour le problème de définition d'une partition de V en deux clusters A et B , s'écrit :

$$NCUT(A, B) = \frac{CUT(A, B)}{ASSOC(A, V)} + \frac{CUT(A, B)}{ASSOC(B, V)} \dots \dots \dots (3.1)$$

Avec, $ASSOC(A, V)$ est définie plus précisément comme étant la somme des mesures des arcs entre les nœuds du cluster A et tous les autres nœuds de V tous les nœuds dans le graphe (les nœuds de A inclus par conséquent).

$$ASSOC(A, V) = \sum_{i \in A} \sum_{j \in V} S_{ij} \dots \dots \dots (3.2)$$

et CUT (A, B) est définie comme étant la somme des mesures des arcs reliant les nœuds de A et B, ou encore la somme des mesures des arcs que l'on enlèverait si on devait séparer les deux clusters A et B (suppression de l'influence du nombre d'arcs dans la coupe : coupe normalisée) [53].

$$CUT(A, B) = \sum_{i \in A} \sum_{j \in \{V-A\}} S_{ij} \dots\dots\dots (3.3)$$

Soit x un N=|V| indicateur vectoriel de dimension, $x_i = 1$ si $i \in A$ sinon -1. Soit $d(i) = \sum_j w(i, j)$ la connexion totale à partir du nœud i à tous les autres nœuds. Soit D une matrice diagonale N*N avec d sur sa diagonale. Soit W une matrice symétrique N*N avec $W(i, j) = w(i, j)$. On peut minimiser Ncut (A, B) par :

$$\min_{A, B} (A, B) = \min_y \frac{y^T (D-W)y}{y^T D y} \dots\dots\dots (3.4)$$

Avec la condition $y(i) \in \{1, -b\}$ ($b = \frac{\sum_{x_i > 0} d_i}{\sum_{x_i < 0} d_i}$) et $y^T D 1 = 0$.

Si y est détendue à prendre des valeurs réelles, on peut minimiser en résolvant le système de valeur propre généralisée

$$(D-W) y = \lambda D y \dots\dots\dots (3.5)$$

Le deuxième plus petit vecteur propre y donne la solution du problème de coupe normalisée [54].

3. Coupe de graphe

Plusieurs problèmes de vision peuvent être formulés en termes de minimisation d'énergie par la formule suivante :

$$E(x) = E_{\text{lissage}}(x) + E_{\text{donnees}}(x) \dots\dots\dots (3.7)$$

Ou $E_{\text{lissage}}(x)$: mesure l'ampleur duquel x est non piecewise lisse donc pour imposer un lissage spatiale, et $E_{\text{donnees}}(x)$: mesure le Dis-agreement entre x et les données observées. On rencontre dans la littérature plusieurs différentes formes de fonctions d'énergie, typiquement $E_{\text{donnees}}(x)$ sont données sous la forme :

$$E_{\text{donnees}}(x) = \sum_{p \in P} D_p^{\text{Obs}}(x_p) \dots\dots\dots (3.8)$$

Les Coupes de graphe est une technique d'optimisation combinatoire qui est utilisé pour trouver un minimum globale pour certain fonctions d'énergie multidimensionnelles, la technique de base est de construire un graphe spécialisé pour la fonction d'énergie à être minimiser tels que une coupe minimale sur le graphe, minimise à la fois cette énergie (globale ou locale) définition de la formule de l'énergie [55]:

$$E(x) = \sum_{p \in P} D_p^{\text{Obs}}(x_p) + \sum_{p, q \in N} \sigma_{p, q}(x_p, x_q) \dots\dots\dots (3.9)$$

la formule de l'énergie peut se donner sous la forme :

$$E(x) = - \sum_{p \in P} \text{Ln} (\text{Pr}(I_p / I_p^{Obs})) + \sum_{p,q \in N} \sigma_{p,q} (x_p \neq x_q) \dots\dots\dots (3.10)$$

Avec $I = \{I_p / p \in P\}$ est un vecteur originale $I \in \{0,1\}$

3.4 Conclusion

Ce chapitre a déterminé les algorithmes et les formules mathématiques utilisées dans la segmentation par coupes de graphe. Les résultats obtenus de la segmentation avec leurs interprétations seront présentés dans le chapitre suivant.

**Chapitre 4 -
Présentation et interprétation
des résultats.**

4. Présentation et interprétation des résultats

4.1 Introduction

Ce chapitre comporte les algorithmes implémentés pour la réalisation de l'approche adoptée, l'environnement de travail, l'interface du système développé, les résultats de l'exécution sur différentes images et interprétation des résultats.

4.2. Description du logiciel

Les images utilisées pour le traitement sont des images en format BMP, au début chargement de l'image puis transformation en niveau de gris, par la suite l'utilisateur a le choix de faire un prétraitement afin d'améliorer la qualité de l'image de la rendre plus facile à segmenter, cette amélioration est faite par une diminution du bruit en utilisant un filtre médian et un renforcement du contraste en utilisant une égalisation de l'histogramme, Le processus du traitement est décrit comme suit :

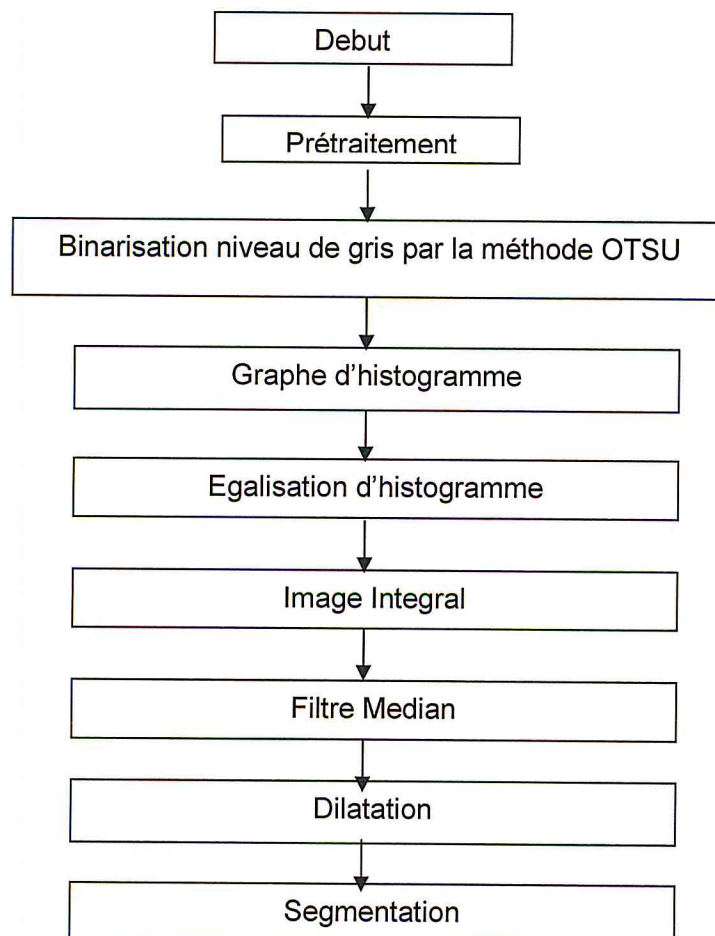


Figure 10- Organigramme de segmentation

4.3 Choix du langage de programmation

Pour le développement de l'application, le **C++ Builder** de Borland dans sa version 6. Sa puissance, sa facilité d'utilisation, son ergonomie, sa vitesse et son ouverture on fait de lui un choix naturel.

C++ est un environnement de développement intégré propriétaire fonctionnant sous Windows, et est un langage très simple à prendre en main et il est tout à fait aisé de créer toutes sortes d'applications. Actuellement, C++ reste l'un des rares outils avec lequel il est possible de produire des programmations Win32 ou .Net à partir du même langage et de la même bibliothèque de composants. C++ Bénéficie d'une excellente bibliothèque de composants visuels et non visuels, C++ exploité la même bibliographie de composants et comporte un traducteur Pascal Objet vers C++.

Notre logiciel a été développé sous **Builder** version 6.0 sous un environnement Windows. C'est le produit de développement rapide d'application **C++** avec **C++ Builder**, on peut développer des programmes Windows **C++** avec plus de faciliter et de rapidité qu'auparavant. Le choix s'est porté sur ce langage pour :

- ✚ la souplesse et la puissance.
- ✚ la simplicité et la rapidité.
- ✚ la modularité (notion de module).

En résumé, on citera les points suivants comme ayant été les motivations du choix de **C++ Builder 6** :

- ❖ C++ est un langage robuste.
- ❖ Maintenance du code simplifié : Présence d'un débogueur intégré, Possibilité d'ajouter des commentaires,...etc.
- ❖ C++ est un langage compilé. Donc le logiciel fonctionnera sur toutes les machines de même type que celle sue laquelle il a été compilé.
- ❖ Haut niveau d'abstraction grâce notamment à la bibliothèque intégré. De ce fait, beaucoup de développeurs considèrent que les applications C++ sont plus rapides à développer que les applications écrites en Java.

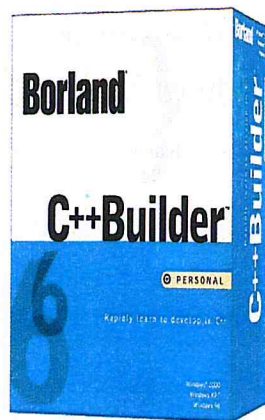


Figure 11-: C++Builder (Borland).

4.5 Interface

La figure suivante représente un exemple typique de l'interface au cours d'une session de travail.

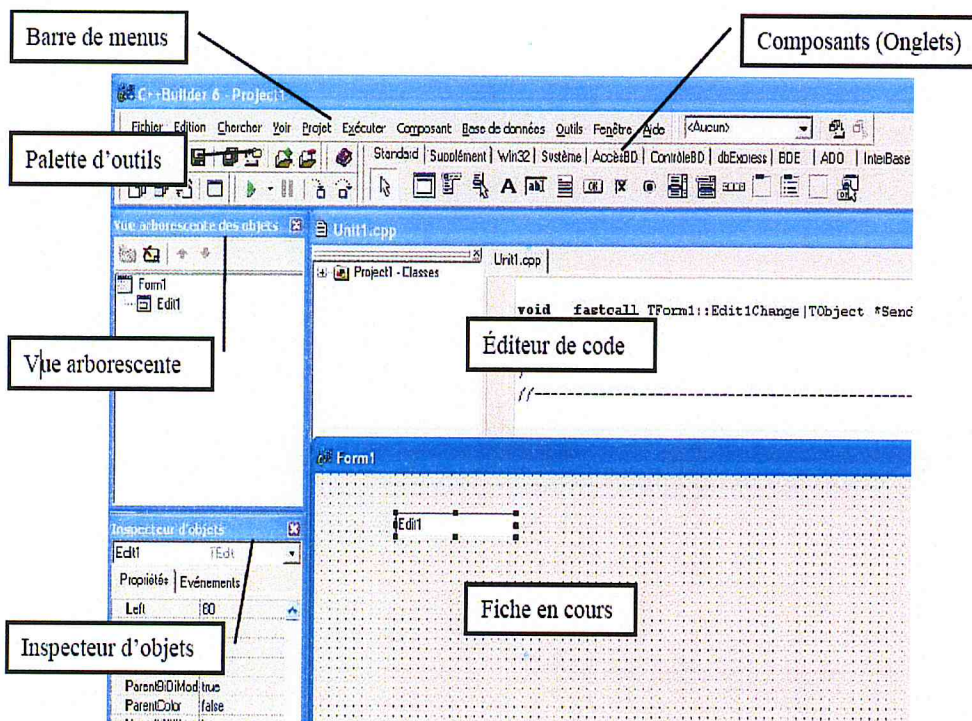


Figure 12- Interface graphique de C++ Builder 6

L'interface est composée de différentes fenêtres qui ne recouvrent pas tout l'écran. Les applications qui ont été préalablement lancées sont toujours visibles.

On distingue plusieurs zones distinctes :

- La barre de menu.
- ✚ La barre d'outils qui se décompose elle-même en deux parties :
 - ✓ La palette d'outils pour les opérations classiques.
 - ✓ La palette de composants rangés par catégories (onglets).
- ✚ Une fiche ou Form en Anglais qui représente l'interface en cours de création.

Si l'application comporte plusieurs fiches, elles sont cachées, disponibles par le menu et le raccourci clavier F12. Du fait de l'environnement RAD, elles représentent à l'identique les composants à l'exécution (en dehors des composants non visuels).


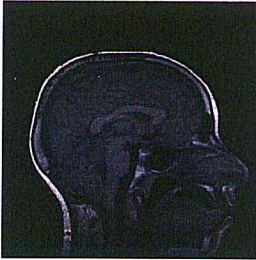

- ✚ L'inspecteur d'objets qui donne les caractéristiques de l'objet sélectionné dans la fiche, tant au niveau des propriétés (attributs) que des événements.
- ✚ L'éditeur de code avec affichage automatique du code lié à l'objet sélectionné dans la fiche.

A chaque fiche correspond deux fichiers : un fichier en-tête (.h) et un fichier code (.cpp) éditables. D'autres fenêtres, suivant le contexte, peuvent être disponibles: arborescence des objets, débogueurs et experts.

4.6 Interface de l'application

République Algérienne Démocratique et Populaire

Thème:
Segmentation d'images IRM du cerveau par Graph-Cuts



Présenté par : Melle : BOURAHLA Inés

Encadré par : Melle : BENBLIDIA Nedjia

Promotion : 2013 / 2014

Figure 13- Interface d'entrée de l'application.

Après avoir cliqué sur le bouton Entrer en commence par le chargement de l'image.

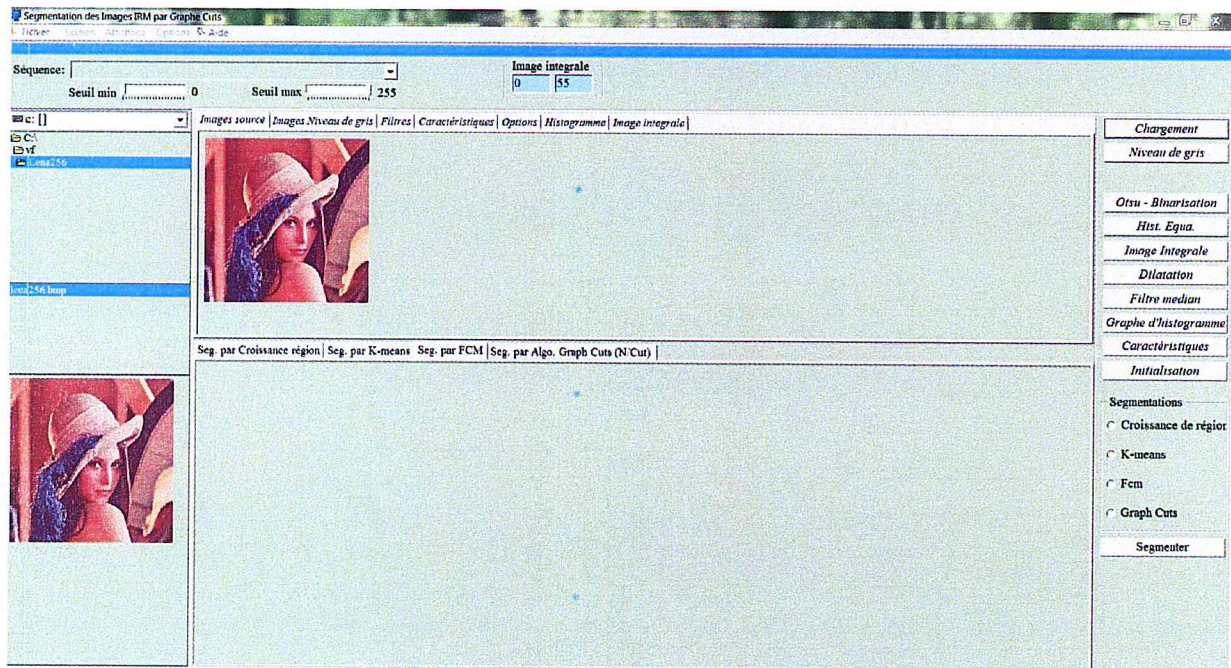


Figure 14- Interface principale de l'application.

Ensuite en fait un prétraitement pour faciliter la segmentation.

4.7 Résultat de la segmentation

Présentation des résultats dans des tableaux avec la partie prétraitement au début en utilisant l'image de LENA et une image avec tumeur ensuite les résultats de la segmentation avec les méthodes :

- Croissance de région.
- K-means.
- Fuzzy C-means.
- Graph Cuts.







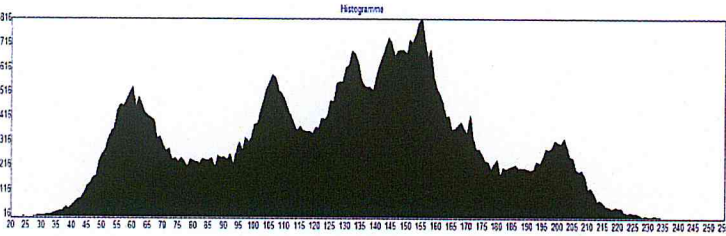





Image Originale	Niveau de gris	Binarisation OTSU	
			
Histogramme Egalisée	Image Integrale	Filtre Median (3*3)	
			
Histogramme		Dilatation	
			
Res.Seg.Croissance Region	Res.Seg. K-means(Nb cluster=5, nb iteration=10)	Res.Seg. FCM (Nb cluster=5, nb iteration=10, facteur flou= 2)	Res.Seg. Graph Cut (Seuil bas=0.3 ,Seuil haut=0.7)
			

Tableau 1- Segmentation image LENA.

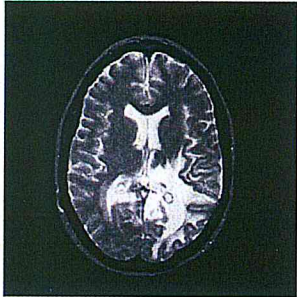

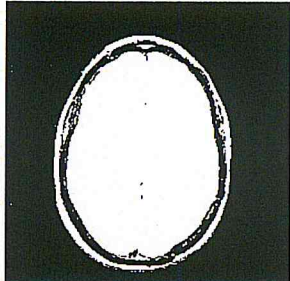


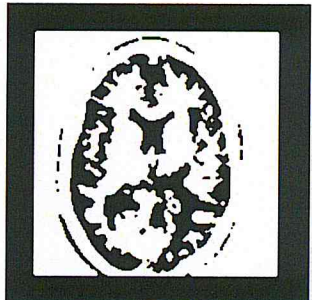
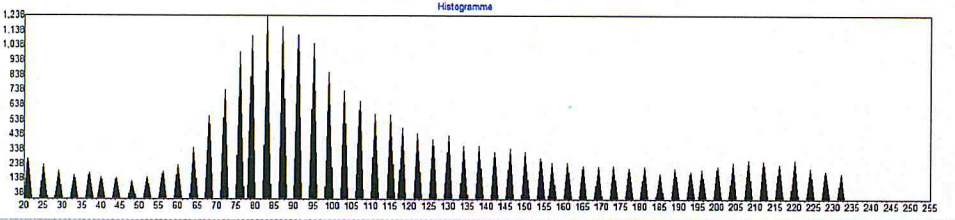
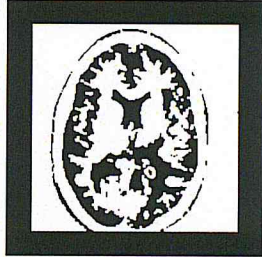

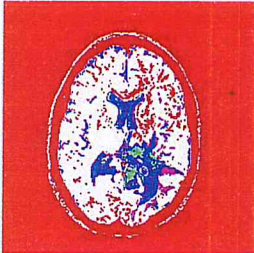

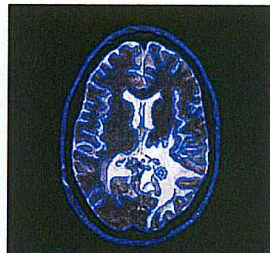
Image Originale (tumeur)	Niveau de gris		Binarisation OTSU
			
Histogramme Egalisée	Image Intégrale		Filtre Médian
			
Histogramme			Dilatation
			
Res.Seg.Croissance Region	Res.Seg. K-means(Nb cluster=4, nb iteration=10)	Res.Seg. FCM (Nb cluster=4, nb iteration=10, facteur flou= 2)	Res.Seg. Graph Cut (Seuil bas=0.3 ,Seuil haut=0.7)
			

Tableau 2- Segmentation image cerveau avec tumeur

4.8 Conclusion

Chaque méthode de segmentation offre un résultat différent des autres méthodes le choix d'une méthode de segmentation bien précis est assez ardu, chaque image est différentes de l'autre on peut dire que la méthode de segmentation par coupe de graphe donne de bon résultat et est très rapide mais sur d'autre images les résultats ne sont pas bon la ou d'autres méthodes offre de meilleurs résultats de segmentation.

Conclusion et perspective

L'objectif de ce travail a concerné la segmentation des images cérébrales à partir d'images de résonance magnétique, cela peut être utile dans le cadre du diagnostic.

Tout d'abord présentation de l'anatomie cérébrale et la technique d'image par résonance magnétique, l'étude bibliographique menée sur les méthodes de segmentation d'image a montrée la diversité des méthodes de segmentation, ensuite une étude concernant la technique de segmentation par coupes de graphe.

La méthode de segmentation proposée est décrite suivant les différentes étapes, étude des algorithmes des Min-Cut/Max-Flot l'augmentation de chemin, poussage-re-étiquetage et les coupes de graphe labellisation et la coupe normalisée (N-Cut)

La méthode de coupe de graphe qui est une technique d'optimisation combinatoire possède un grand potentiel pour résoudre plusieurs problèmes en vision, L'avantage de la méthode de coupes de graphe est sa rapidité et sa capacité à donner efficacement une solution optimale pour l'utilisation conjointe de différentes informations sur l'image

Le problème majeur des coupe de graphe est le choix des classes, dans le cas ou la tumeur comporte plusieurs niveaux de gris, ou la présence de niveaux de gris à l'extérieur de la tumeur similaire à ceux de l'intérieur de celle-ci, certaines zones seront classées à tort comme appartenant à la tumeur, ou par exemple si le contour d'un objet est mal défini (la frontière de l'objet est flou), un choix dans cette zone peut engendrer des erreurs

La continuation de ce travail peut être orientée vers la segmentation concernant les systèmes multi agents.

Les systèmes multi-agents ont des applications dans le domaine de l'intelligence artificielle où ils permettent de réduire la complexité de la résolution d'un problème en divisant le savoir nécessaire en sous-ensembles, en associant un agent intelligent indépendant à chacun de ces sous-ensembles et en coordonnant l'activité de ces agents.

Bibliographie

- [1] F.Gosso, J.Delode, «RSNA 2011. État de l'art en imagerie médicale,» *IRBM NEWS*, 2012.
- [2] D.Pasquier, L.Peyrodoi, F.pointreau, G.Bera, E.Lartigau, «Segmentation automatique des images pour la planification dosimétrique.,» chez *Cancer Radiotherapie*, Lille, Elseier Masson, 2010.
- [3] D.Grosgeorge, C.Petitjean, Su.Ruan, Segmentation d'images par coupe de graphe avec a priori de forme, Lyon: RFIA, 2012.
- [4] F.Andreelli, H.Mosbah, «IRM fonctionnelle cérébrale : les principes,» chez *Médecine des maladies Métaboliques*, vol. 8, Paris, Elsevier Masson, 2014.
- [5] M.Chupin, E.Gérardin, R.Cuingnet, E.Bardinet, D.Dormont, O.Colliot, L.Garnero, «Segmentation ciblée d'images IRM et maladie d'Alzheimer,» *Revue generale*, 2011.
- [6] L.S.Ait-Ali, S.Prima, G.Edan, C.Barillot, «Segmentation longitudinale des lésions de SEP en IRM cérébrale multimodale IRM cérébrale multimodale,» chez *15ème Congrès Francophone AFRIF/AFIA de Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle*, RFIA 2006..
- [7] VanLeemput, F.Maes, D.Vandermeulen, A.Colchester, P.Suetens, Automated segmentation of multiple sclerosis lesions by model outlier detection, vol. 20, IEEE Transaction on Medical Imaging, 2001, pp. 677-688.
- [8] F.Derraz, M.Beladgham, M.Khelif, «Application of active contour models in medical image segmentation,» chez *the International Conference on Information Technology: Coding and Computing*, ITCC 2004..
- [9] C.Baillard, P.Heltier, C.Barillot, Segmentation of brain 3D MR images using level sets and dense registration, *Medical Image Analysis*, vol. 3, 2001, pp. 185-194.
- [10] VICTOR.CHEN, SU.RUAN, «Segmentation spectrale d'images IRM cérébrales par la méthode des coupes de graphes,» Québec, 2008.
- [11] B.Belaroussi, J.Milles, S.Carme, Y.M.Zhu, H.Benoit-Cattin., «Intensity non-uniformity correction in MRI : Existing method and their validation.,» chez *Medical Image Analysis*, vol. 10, April 2006, pp. 234-246.
- [12] Stephanie.Bricq, *Segmentation d'image IRM anatomiques par inference bayesienne multimodale et detection de lésions*, vol. 5259, 2008.
- [13] www.medecine-et-sante.com, «Medecine et sante,» [Accès le 17 05 2014].

- [14] M.Bosc, *Contribution a la detection de changements dans les sequences IRM 3D multimodales*, Universite Louis-Pasteur-Strasbourg I, 2003.
- [15] J.Sijbers, A.J.den.Dekker, P.Scheunders, D.Van.Dyck, Maximum Likelihood estimation of Rician distribution parameters., vol. 17, IEEE Transactions on Medical Imaging., 1998, pp. 357-361.
- [16] C.Jaggi, *Segmentation par methode markovienne de l'encephale humain en imagerie par resonance magnetique : theorie, mise en oeuvre et evaluation.*, Universite de Caen/Basse-Normandie, 1998.
- [17] M.A.Gonzalez.Ballester, A.P.Zisserman, M.Brady, "Estimation of the partial volume effect," in *Medical Image Analysis*, vol. 6, 2002, pp. 389-405.
- [18] D.Shattuck, S.Leahy, K.A.Schaper, D.A.Rottenberg, R.M.Leahy., Magnetic Resonance Image Tissue Classification Using a Partial Volume Model.NeuroImage, vol. 13, 2001, pp. 856-876.
- [19] B.Belaroussi, J.Milles, S.Carme, Y.M.Zhu, H.Benoit-Cattin., "Existing method and their validation. Medical Image Analysis," in *Intensity non-uniformity correction in MRI*, vol. 10, April 2006, pp. 234-246..
- [20] Stephane.Bres, Jean-Michel.Jolion, Frank.Lebourgeois, *Traitement et analyse des images numerique*, Paris: Hermes science publications, 2003, p. 411.
- [21] R.C.Gonzales, R.E.Woods, M. Kunt, G. Granlund, M.Kocher, *Notions de traitement et d'analyse d'image.*
- [22] S. Cocquerez, *Analyse d'image Coordonne* par Jean-Pierre Paris 1995.
- [23] ChristopherLizant, «Binarisation d'image Methode d'OTSU,» . Available: <https://sites.google.com/site/lizantchristopher/services/binarisation-1>. [Accès le 12 08 2014].
- [24] CathrineAchard, *cours de traitement d'images*, 2003.
- [25] M. Luc Brun, *Morphologie mathématique Erosions et Dilations.*
- [26] H. Talbot, *Cours de Morphologie Mathématique Dilatations, érosions*, 2004-2005.
- [27] D. P.Meer, «Mean shift,» chez *A robust approche toward feature space analysis*, Intelligence, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine, 2002.
- [28] M.Sonka, V.Hlavac and R.Boyle, *Image processing, analysis, and machine vision*, Third edition ed., Thomson, 2008.
- [29] M.N.Ahmed, S.M.Yamany, A.A.Farag, T.Moriarty, A modified fuzzy c-means algorithm for bias field estimation and segmentation of mri data, vol. 21, IEEE Transactions on medical

imaging, 2002.

- [30] R.C.Gonzalez, R.E.Woods, Digital Image Processing, vol. 2ed, Prentice Hall, 2002.
- [31] J.Mohanalin, P.K.Kalra, N.Kumar, «Tsallis Entropy Based Contrast Enhancement of Microcalcifications,» chez *International Conference on Signal Acquisition and Processing*, 1996.
- [32] M.A.Duarte, A.V.Alvarenga, C.M.Azevedo, A.F.Infantosi, W.C.Pereira, «Automatic microcalcifications segmentation procedure based on Otsu's method and morphological filters,» chez *Health Care Exchanges (PAHCE)*, 2011, pp. 102-106.
- [33] W.Eziddin, «Segmentation iterative d'images par propagation de connaissances dans le domaine possibiliste : Application a la detection de tumeurs en imagerie mammographique.,» Bretagne, 2012.
- [34] N.Bankman, «Handbook of medical image processing and analysis” ,,» vol. Second edition, 2008.
- [35] A.Boucher, Cours de traitement d'images, L'institut de Francophonie pour l'informatique (IFI).Hanoi., 2005.
- [36] J.P.Cocquez, S.Philipp, Analyse d'images : filtrage et segmentation, Masson Paris, 1995.
- [37] L.S.A.Bins, L.M.G.Foncseca, G.J.Erthal, F.M.li, "A region growing approach," in *Satellite imagery segmentation*, in 8 Brazilian Symposium Remote Sensing, 1996, pp. 677-680.
- [38] C. Djalal.Kermad, «Automatic Image Segmentation System through Iterative Edge-Region Co-Operation,» chez *Image and Vision Computing*, vol. 20, 2002.
- [39] H.Zhang, S.W.Foo, S.M.Krishnan, C.H.Thng, Automated breast masses segmentation in digitized mammograms, International Workshop on Biomedical Circuits and Systems, Éd., IEEE, pp. S2/2-S1-4.
- [40] H.Cheng, X.Shi, R.Min, L.Hu, X.Cai, "Approaches for automated detection and classification of masses in mammograms," vol. 39, Elsevier, 2006, pp. 646-668.
- [41] J.C.Tilton, "Image Segmentation by Iterative Parallel Region Growing And Splitting," in *Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 1989.
- [42] J.C.Tilton, "Image segmentation by iterative parallel region growing with applications to data compression and image analysis," in *Symposium on the Frontiers of Frontiers of Massively Parallel Computation*, 1988.
- [43] D. H.Prade, «Possibility theory in information fusion,» chez *Proceedings of the Third International Conference*, 2002.

- [44] P.Ren, H.Shangliang, Z.Huiping, Y.Cao, "Application of Improved Fuzzy c-Means Clustering in Cell Image Segmentation," in *5th International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering (ICBBE)*, 2011.
- [45] S.P.Foliguet, J.Gony, et P.H.Gosselin, An image retrieval system based on fuzzy region matching, In *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 113, 2009, pp. 693-707.
- [46] R.Haroun, Segmentation des tissus cérébraux sur des images par résonance magnétique. Master's thesis, Université des sciences et de la technologie Houari Boumediène, 2005.
- [47] AGreig, Porteous, Seheult, Exact maximum a posteriori., 1989.
- [48] Jeremie.Lecoeur, «These Segmentation d'IRM cerebrales multidimensionnelles par coupe de graphe,» 2010.
- [49] Y.Boykov, M.P.Jolly, Interactive graph cuts for optimal boundary and region segmentation, in *ICCV*, vol. I, 2001, pp. 105-112.
- [50] Y.Boykov, V.Kolmogorov, An experimental comparison of min-cut/max flow algorithms for energy minimization in vision., *IEEE PAMI*, 26(9), 2004, pp. 1124-1137.
- [51] Mourad.Mammeri, «Enveloppe Visuelle 2d+t : une approche mixte combinant les « graphcuts » et les contours actifs,» Université de Caen en Basse-Normandie, 2007.
- [52] V.GoldbergAndrew, E.TarjanRobert, «A new approach to the maximum-flow problem.*Journal of the Association for Computing Machinery*, 35(4):921–940, October 1988.».
- [53] J.Shi, J.Malik, Ncut and image segmentation, vol. 8, *IEEE Trans. PAMI*, pp. 888-905.
- [54] G.H.Golub, C.F.VanLeon, *Matrix Computations*, John Hopkins Press, 1989.
- [55] Youri.Boykov, Gareth.Funka-Lea, «Graph Cuts and Efficient N-D Image Flow Algorithms for Energy Minimization in Vision. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 26, no. 9, pp. 1124-1137, Sept. 2004.».
- [56] D.Shattuck, S.Leahy, K.A.Schaper, D.A.Rottenberg, R.M.Leahy., *Magnetic Resonance Image Tissue Classification Using a Partial Volume Model.NeuroImage*, vol. 13, 2001, pp. 856-876.
- [57] J.Serra, «*Image Analysis and Mathematical Morphology*,» London, 1982.
- [58] F.Meyer, «Color image segmentation,» chez *Proceedings of the 4th Conference Image Processing and its Applications*, 1992.
- [59] H.Digabel, C.Lantujoul, Iterative algorithm. Quantitative analysis of microstructures in

materials sciences, 1978, pp. 85-99.

- [60] P. L. Vincent, Watershed in digital spaces, an efficient algorithm based on immersion simulation, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, juin 1991.
- [61] F. Meyer, Skeletons in digital spaces. *Image Analysis and Mathematical Morphology*, 1988, pp. 257-296.
- [62] A. J. Roerdink, The watershed transform : Definitions, algorithms and parallelization strategies. *Fundamenta Informaticae*, 2000, pp. 187-228.
- [63] S. Peng, L. Gu, «A novel implementation of watershed transform using multi-degree immersion simulation,» chez *Dans International Conference of the Engineering in Medicine and Biology Society*, septembre 2005.
- [64] J. Betser, S. Delest, R. Bon, «Unbiased watershed hierarchical 3D segmentation. Dans Visualization, Imaging, and Image Processing,» 2005.
- [65] J. Shi, J. Malik, «Normalized cut and image segmentation,» chez *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 1997.
- [66] Zhuang Song, Nicholas Tustison, Brian Avants, James C. Gee, Integrated Graph Cuts for Brain MRI Segmentation, *MICCAI*, 2006, pp. 831-838.
- [67] Y. Boykov, O. Veksler, R. Zabih, Fast approximate energy minimization via graph cuts, vol. 11, *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, 2001, pp. 1222-1239.
- [68] «Etirement et egalisation d'histogramme,» (<http://dept-info.labri.fr/~vialard/Traitement/cours/cours2.pdf>). [Accès le 08 2014].
- [69] S. Lelandais, *Initiation au traitement numérique des images*, polycopié Univ. Paris VIII.
- [70] R. C. Gonzales, R. E. Woods, *Digital Image Processing*, ADDISON WESLEY.
- [71] F. Meyer, Skeletons in digital spaces. *Image Analysis and Mathematical Morphology*, 1988, pp. 257-296.
- [72] A. J. Roerdink, The watershed transform : Definitions, algorithms and parallelization strategies. *Fundamenta Informaticae*, 2000, pp. 187-228.
- [73] V. Kolmogorov, R. Zabih, Energy Functions Can Be Minimized via Graph Cuts? *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* VOL.26, NO. 2, FEBRUAR Y 2004..
- [74] J. Ferber, *Les Systèmes Multi-Agents Vers une intelligence collective*. Inter-Editions, 1995.

- [75] P.S.Liao, B.C.Hsu, C.S.Lo, P.C.Chung, T.S.Chen, S.K.Lee, L.Cheng, «Automatic detection of microcalcifications in digital mammograms by entropy thresholding,» chez *Engineering in Medicine and Biology Society*, vol. 3, Bridging Disciplines for Biomedicine, 1996.
- [76] A.Greig, Porteous, Seheult, Exact maximum a posteriori, 1989.
- [77] Damien.Grosgeorge, Caroline.Petitjean, Su.Ruan, «Segmentation d'images par coupe de graphe avec a priori de forme,» in RIFA,Lyon, France, 2012.
- [78] Najd.Abdmouleh, Victor.Chen, Su.Ruan., «Segmentation interactive d'objets d'intérêt d'images par la coupe de graphes,» publié dans "ORASIS - Congrès des jeunes chercheurs en vision par ordinateur", 2011.
- [79] S. Malik, Normalized cut and image segmentation, vol. 8, IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Aout 2000.
- [80] M.G.Brake, J.M.J.Stoutjesdijk, N.Karssemeijer, Discrete dynamic contour model for mass segmentation in digital mammograms, vol. 3661, Proc. SPIE, 1999, pp. 911-919.
- [81] G.M.Victor, M.G.Daniel, R.Juan, «Iterative method for automatic detection of masses in digital mammograms for computer-aided diagnosis,» vol. 3661, Proc. SPIE, 1999, pp. 1086-1093.
- [82] D.Geman, S.Geman, «Stochastic relaxation, Gibbs distributions and the Bayesian restoration of images,» chez *Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 6, IEEE, 1984, pp. 721-741.
- [83] H.D.Li, M.Kallergi, L.P.Clarke, V.K.Jain, R.A.Clark, Markov random field for tumor detection in digital mammography, vol. 14, T. o. M. Imaging, Ed., IEEE, 1995, pp. 565-576.
- [84] J.Sijbers, A.J.den.Dekker, P.Scheunders, D.Van.Dyck, Maximum Likelihood Intensity Nonuniformity in MRI Data., vol. 17, IEEE Transactions on Medical Imaging, Fevrier 1998, pp. 87-97.
- [85] L.Li, W.Qian, L.P.Clarke, R.A.Clark, J. A.Thomas, Improving mass detection by adaptive and multiscale processing in digitized mammograms, vol. 3661, Proc. SPIE, 1999, pp. 490-498.
- [86] F.Lecellier, «Les contours actifs basées région pour la segmentation d'images,» chez *Application à la segmentation du contour de l'endocardie sur des images d'échographie cardiaque*, STIC, 2005, pp. 420-423.
- [87] J.J.Rousselle, Les contours actifs, une méthode de segmentation. Application à l'imagerie médicale, Université François Rabelais: PhD, 2002.
- [88] T.Matsubara, T.Fujita, H.Kasai, S.Goto, M.Tani, Y.Hara and T.T.Endo, Development of new

schemes for detection and analysis of mammographic masses, IEEE Comput Soc, 1997, pp. 63-66.