



جامعة أبو بكر بلقايد - تلمسان

Université Abou Bakr Belkaïd de Tlemcen

Faculté de Technologie

Département de Génie Biomédical

**MEMOIRE DE PROJET DE FIN D'ETUDES**

Pour l'obtention du Diplôme de

**MASTER en GENIE BIOMEDICAL**

*Spécialité : Imagerie Médicale*

Présenté par : DERKAOUI Malika et CHARI Zeyneb

---

**SEGMENTATION DES IMAGES CEREBRALES  
PAR LA METHODE GRAPH-CUT**

---

**Soutenu le 17/09/2017 devant le Jury**

M.	HADJ SLIMANE.Z	<i>Prof</i>	Université de Tlemcen	President
Melle	BAAKEK Yettou.N	<i>MCB</i>	Université de Tlemcen	Encadreur
Mme	MEKKIOUI Nawel	<i>MAA</i>	Université de Tlemcen	Examineur

**Année universitaire 2017-2018**



# Remerciements

Avant tout nous remercions le bon Dieu le tout puissant de nous avoir donné le courage et la volonté pour réaliser ce modeste travail.

Avec tout le respect, nous tenons à remercier vivement notre encadreur Mme N.Baakek yettou Maitre de conférences à la faculté de technologie qui nous a aidé à atteindre nos objectifs avec ses fructueuses orientations, ses encouragements, ses conseils judicieux et surtout sa patience. Sans oublié aussi sa sœur Mme Touria.Baakek qui nous a aidé à réalisé notre travail.

Nos vifs remerciements vont également à tout le corps enseignant de l'université de Tlemcen Aboubekr Belkaid qui nous a suivis tous au long de notre cursus.

Nous remercions également Mr Z. Hadj Slimane professeur à la faculté de technologie, Université de Tlemcen, qui nous a fait l'honneur de présider le jury de notre soutenance.

Nous remercions aussi Mme N. Mekkioui Maitre de conférence à la faculté de technologie, Université de Tlemcen, pour avoir accepté d'examiner ce travail.

Nous tenons aussi à remercier énormément nos parents pour l'amour qu'ils nous ont témoigné tout au long de nos études.

Merci chaleureusement à tous nos amies de proche ou de loin pour leurs encouragements et à toute la promotion Master2 Imagerie Médicale qui nous a accompagné toutes les années d'étude.

# Dédicaces

*-A mon cher père*

*-A ma très chère mère*

*-A mes sœurs: AICHA, ZENEB ET HABIBA*

*-A mes frères: MORAD, ABD RAHMAN, NOURDDINE ET YOUNES*

*-A mes princesses : IMANE, AYA, SALSABIL ET AHMED*

*-A ma grande mère, mes oncles, mes tantes, mon cousin et toute ma famille*

*-A mes enseignants durant toute ma cursus d'étude*

*-A ma très chère binôme ZEYNEB pour son aide et sa participation*

*-A mes chère amis : FADELA, AHLAM, MERIEM, ET FATIMA*

*-A tous mes amis de l'université et d'ailleurs*

*-A tous ceux qui m'aiment et qui en cru en moi.*

*Derkaoui Malika*



# Dédicaces

-A mon cher père.

-A ma très chère mère.

-A mes frères : ABDELKARIM, SLIMANE ET MOHAMED.

-A mes sœurs: KHADIJA, NAIMA, AMINA, MERIEM, ET SOMIYA.

-A mon Fiancé: SLIMANE.

-A mes grands-parents, mes oncles, mes tantes, mes cousins, cousines  
et toute ma grande famille.

-A ma très chère binôme MALIKA pour sa participation et son aide.

-A mes enseignants et surtout madame BAAKAK YETTOU NOUR AL  
HOUDA qui m'a aidé pendant la durée de ce travail.

-A tous mes amis de l'Université et d'ailleurs.

-A mes meilleurs amis FATIMA, SAFINAZ et AHLAM.

-A tous ceux qui m'aiment et qui ont cru en moi.

Charí Zeyneb

# *Table des matières*

## **Chapitre1 : contexte médical**

I.Introduction.....	01
II. Anatomie de cerveau.....	01
II.1 Le cerveau.....	01
II.2 Le cervelet.....	01
II.3 Le tronc cérébral.....	02
III. Régions à détecter par les méthodes de segmentation.....	02
III.1 Le liquide céphalo-rachidien (LCR).....	02
III.2 La matière grise(MG) .....	02
III.3 La matière blanche(MB) .....	02
IV .Tumeur cérébrale .....	03
IV.1 Définition.....	03
IV.2 Les tumeurs cérébrales bénignes.....	03
IV.3 Les tumeurs cérébrales malignes.....	03
V. Modalités d'acquisition.....	03
V.1. Définition d'Imagerie par Résonance Magnétique IRM.....	04
V.2. Principe de formation de l'image IRM.....	05
V.3. La radiographie par rayon X.....	06
V.3.1 La chaine radiologique.....	07
V.4 Tomodensitométrie TDM.....	08
V.4.1 La chaine scanographique.....	09
V.5. L'imagerie nucléaire.....	10
V.5.1 Tomographie par Emission de Positron TEP.....	11

V.5.2 Tomographie par Emission Mono photonique TEMP .....	11
VI. Segmentation.....	11
VI.1 Définition de segmentation.....	12
VI.2 Approches de segmentation.....	13
VI.2 .1 : Approche région.....	13
VI.2 .2 : Approche frontière.....	13
VI.2 .3 : Approche hybride.....	13
VII. Conclusion.....	14

## **Chapitre II : segmentation par la méthode graph-cut**

I. Introduction.....	15
II. Histoire des graphes.....	15
III.L’algorithme GRAPH CUT et la segmentation.....	16
III. 1. Définition et notation.....	16
III.2.Types de graphe.....	17
III.2.1 Graphe non orienté.....	17
III.2.2 Graphe orienté .....	17
III.2.3 Graphe valué.....	18
III.3 Le voisinage.....	18
III.4 Coupe de graphe.....	19
III.5 Capacité de coupe.....	19
III.6 Définition de flot.....	20
IV. Segmentation par Graph-cut.....	21
IV.1 Définition et notation.....	21
IV.2 Quelques problèmes connexes.....	23
V.Trouver un flot maximal.....	24

V.1. Introduction.....	24
V.2 .Problème de flot maximal.....	24
Théorème.....	24
V.2.1 Flot maximal par saturation de chemins.....	25
V.2.2 Algorithme de flot maximal par poussage de flot.....	26
VI. La normalisation de graphe .....	26
VII. Conclusion.....	28

### **Chapitre III : Application**

I. Introduction.....	29
II. Environnement du travail.....	29
III. Image DICOM.....	29
IV. Base de données.....	30
V. Interprétation par l'expert.....	30
VI. Prétraitement.....	31
VI.1. Transformation de l'image.....	31
VI.2. Filtrage.....	32
VI.3. Augmentation de contraste.....	32
VII. Segmentation graph-cut .....	33
VIII. Evaluation de la méthode proposée.....	35
VIII.1. Segmentation par K-means.....	35

VIII.2.Segmentation par Fcm.....	36
IX. Résultats de segmentation par les trois méthodes.....	37
X. Calcul des paramètres.....	38
XI. Conclusion.....	44

# Liste des figures et des tableaux

## .....Figures.....

-Figure I.1 : l'image(a) illustre l'encéphale, composée du cerveau , du cervelet et du tronc cérébral. L'image(b) montre une coupe d'un cerveau mettant en évidence les trois matières principales de l'encéphale.....	2
- Figure I.2 : Illustration de la multimodalité de la compréhension de cerveau.....	4
- Figure I.3 : les étapes essentielles pour avoir des ondes de résonance.....	5
- Figure I.4 : Temps de relaxation T1 et T2.....	6
- Figure I.5 : La première radiographie de la main d'Anna Bertha Röntgen.....	6
- Figure I.6 : La chaîne radiologique.....	7
-Figure I.7 : Image de coupe de cerveau effectuée par le scanner.....	8
- Figure I .8 : La chaîne scanographique.....	9
- Figure I.9 : Gamma caméra et TEP.....	10
- Figure I.10 : Domaines d'application de segmentation.....	12
- Figure I.11 : Image bruitée non segmentée et image segmentée.....	13
- Figure I.12 : Exemple de segmentation d'images cérébrales.....	14
-Figure II.1 : exemple d'un graphe.....	16
- Figure II.2 : Graphe non orienté.....	17
- Figure II.3 : Graphe orienté.....	18
- Figure II.4 : Graphe valué.....	18
- Figure II.5: Coupe de graphe.....	19
-Figure II.6: Capacité de coupe.....	20

-Figure II.7 : Exemple de flot sur un graphe.....	20
-Figure II.8 : Exemple de chaine et chemin augmentant.....	21
- Figure II.9 :Exemple de plusieurs sources et puits.....	23
- Figure II.10 :Exemple d'un graphe avant saturation.....	25
- Figure II.11 ;Exemple d'un graphe après saturation.....	26
- Figure III.1 :Image A et Image B.....	30
-Figure III.2 :Image A ; image initial, Image B :image après ouverture, Image C :image après fermeture.....	33
- Figure III.3 :Résultats de segmentation des images cérébrales par graph –cut.....	35
- Figure III.4 :Exemple de segmentation par K-means d'image cérébrale.....	36
-Figure III.5 :Exemple de segmentation par FCM d'image cérébrale.....	37
- Figure III.6 :Résultats de segmentation des images cérébrales par K-means et FCM.....	38

## .....Tableaux.....

-Tableau III.1 : Tableau des paramètres des images segmentées par graph-cut.....	41
-Tableau III.2: Tableau des paramètres des images segmentées par k-means.....	43
-Tableau III.3: Tableau des paramètres des images segmentées par FCM.....	45



## *Résumé*

Dans nos jours, le domaine de traitement d'image a connu d'éventuelles motivations qui touchent l'étude et la détection des tumeurs et lésions dans les images médicales ;

Dans ce contexte, nous avons abordé une approche indispensable dans le traitement d'image qui est la segmentation des images médicales.

Nous nous intéressons dans ce travail à l'une des approches de la segmentation basée sur la théorie des graphes qui considère l'image à segmenter comme un graphe.

Notre approche proposée est la segmentation par coupe de graphe « Graph-cut », Elle est visée à segmenter les images cérébrales acquises par la modalité d'imagerie médicale « Imagerie par Résonance Magnétique IRM » ; Le but recherché de ce travail est de localiser et détecter les zones d'intérêt et les structures tumorales dans les images cérébrales, Les résultats obtenus sont très satisfaisants et montrent une bonne détection des tumeurs cérébrales.

Afin d'évaluer notre travail, nous avons fait une simple comparaison entre notre approche proposée et deux autres algorithmes de segmentation par classification qui sont les K-Moyennes (K-means) et les C-moyennes Floues (Fuzzy C-Means FCM).

## *Mots – Clés*

Cerveau-tumeur-IRM-segmentation-Graph-cut.

## *Abstract :*

In the present day, the image processing domain has known possible motivations that affect the study and the detection of tumors and lesions in medical images;

In this context, we have approached an indispensable approach in image processing which is the segmentation of medical images.

We are interested in one of the approaches of segmentation based on graph theory which considers the image to be segmented as a graph.

Our proposed approach is the segmentation by "Graph-cut" graph. It is aimed at segmenting the brain images acquired by the medical imaging modality "Magnetic Resonance Imaging MRI";The aim of this work is to locate and detect areas of interest and tumor structures in brain images. The results obtained are very satisfactory and show good detection of brain tumors.

In order to evaluate our work, we have made a simple comparison between our proposed approach and two other classification segmentation algorithms which are K-means and Fuzzy C-Means FCM.

## *Keywords :*

Brain -tumor-MRI-segmentation-Graph-cut.

## ملخص :

في يومنا الحالي مجال معالجة الصور يعرف العديد من التطورات المحتملة التي تمس دراسة والتقاط الأورام والأمراض الخبيثة في الصور الطبية.

في هذا المحتوى سنتطوع إلى دراسة طريقة ضرورية في معالجة الصور والتي تسمى تقسيم الصور الطبية.

سوف نهتم في هذا المبحث بواحدة من بين طرق التقسيم التي تعتمد على نظرية المنحنيات التي نعتبر فيها الصورة التي سنقسمها كمنحنى.

نظريتنا المقترحة هي التقسيم عن طريق قطع المنحنى وهي تهدف إلى تقسيم الصور الدماغية المتحصل عليها عن طريق تقنية التصوير بالرنين المغناطيسي.

هدفنا من هذا المبحث هو تحديد والتقاط الأجزاء المهمة والأورام في الصور الدماغية.

النتائج المتحصل عليها جد مقنعة وأكدت على الالتقاط الجيد للأورام الدماغية.

من اجل تقدير عملنا, قمنا بمقارنة بسيطة بين نظريتنا المقترحة ونظريات أخرى:

k-Means et FCM

## الكلمات الرئيسية :

المخ – الورم -تقنية الرنين المغناطيسي –التقسيم -منحنيات القطع.

# Introduction générale

# Introduction générale

---

En imagerie médicale, on trouve plusieurs modalités qui ont pour but de voir l'intérieur du corps humain. Chaque modalité présente un aspect différent de structure étudié, il peut être soit le fonctionnement soit l'anatomie soit les deux aspects au même temps.

On s'intéresse à l'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM), car cette modalité a l'avantage de donner le fonctionnement et l'anatomie détaillée, et aussi de visualiser les structures pathologiques de très petite taille dans le corps humain et spécifiquement dans le cerveau.

Cette technique d'imagerie médicale a pour but d'étudier les différentes structures de cerveau (matière blanche, matière grise, le liquide céphalo-rachidien, etc.). Ainsi les différents types de lésions internes qui peuvent atteindre le cerveau.

Pour la détection de ce type de lésion, on a besoin de faire appel à l'une des techniques primordiales de traitement d'image qui est la segmentation.

La segmentation est une méthode de traitement d'image qui permet d'engendrer une description satisfaisante et claire de l'image ;

Dans ce cadre, les techniques de segmentation sont indispensables et notamment développées et ils ont alors ouvert de nouvelles perspectives relatives à la recherche et la détection des pathologies, l'aide au diagnostic et la quantification des pathologies et surtout les tumeurs cérébrales.

Ainsi, pour cette quantification que nous avons fait appel à une nouvelle approche qui est la segmentation par coupe de graphe « Graph-Cut ».

Nous avons choisi cette approche de segmentation pour détecter avec précision les zones d'intérêt, et d'innover à ce que cette approche soit utilisable, opérationnelle et donne des résultats satisfaisants.

Le document est reparti en trois chapitres et une conclusion finale après l'introduction générale.

# Introduction générale

---

Dans le premier chapitre , nous allons présenter une description de l'anatomie du cerveau pour faciliter la compréhension des différents types de tumeurs cérébrales, et par la suite, on va parler sur les différentes modalités d'acquisition d'images médicales , ainsi, une introduction et résumé sur la segmentation et ses différentes techniques.

Dans le deuxième chapitre, nous allons présenter notre approche et l'histoire de cette approche, pour pouvoir faire la segmentation des images cérébrales qui possèdent les différentes tumeurs.

Le troisième et le dernier chapitre est consacré pour la présentation de cette approche sur terrain pour pouvoir faire une segmentation des images cérébrales afin de détecter les lésions et les structures pathologiques.

Nous avons appliqué l'opération de segmentation par la méthode de coupe de graphe « Graph-Cut » sur les images cérébrales et aussi nous avons faire une simple comparaison entre notre approche et les méthodes standards de segmentation « K-means et FCM ».

# Introduction générale

---

## Etat de l'art

Dans cette partie de l'état de l'art, nous allons présenter les travaux et les contributions les plus importantes existantes dans la littérature qui s'intéressent à l'approche de coupe de graphe « graph cut ». Cette approche a un grand intérêt à la segmentation d'images en deux régions : fond et objet, elle a aussi la caractéristique d'avoir des résultats très satisfaisant et une segmentation efficace.

- Certaines des caractéristiques topologiques des graphes de terrain sont aussi partagées par les graphes aléatoires par les chercheurs [Erdos and Rényi, 1959, Watts and Strogats, 1998] [1].
- L'application des graphes en traitement d'image est aussi introduite pour la visualisation par les chercheurs [Bastian et al, 2009] [1].
- Wu et Leahy introduit l'application graph cut dans la segmentation automatique d'image, par prendre plusieurs sources S et puits T et faire la partition avec la coupe minimale [1].
- Les premiers travaux de Zahn, Wu et Leahy sont les premiers qui ont appliqué l'approche graph cut dans les problèmes d'analyse d'images [1].
- Cependant, d'autres travaux récents sont introduits par Shi et Malik dont la normalisation de graphe [1].
- La majorité des algorithmes sont focalisés sur les propriétés spectrales des graphes, mais les algorithmes isoperimetric et l'algorithme de Swendsen-Wang sont étendues exceptionnelle [1].
- Les fonctions harmoniques sont définies dans les graphes, avec les conditions de bordure sont introduites récemment dans plusieurs applications telles que : le filtrage d'image, la colorisation d'image et l'apprentissage machine ;Cependant, les fonctions harmoniques purement combinées ont été expliqué en 1945 par Eckmann [1]
- La théorie de Graph cut a été introduit par Greig et al [2] pour la restauration d'images binaires. Greig et al ont montré que la minimisation d'énergie peut être réalisée par la coupe minimale d'un graphe avec deux nœuds spécifiques "source" et "puits" pour la restauration d'images binaires.

## Introduction générale

---

- Cependant Shi et Malik ont montré la normalisation de graphe [2]. Ce critère de coupe comporte plusieurs limites, en particulier il favorise notamment les petits regroupements de pixels isolés.
- Boykov et Kolmogorov [2] ont utilisé le principe de graphe-cut et les contours actifs.
- Boykov et Jolly ont proposé l'algorithme le plus connu et le plus utilisé pour minimiser les fonctions d'énergie en utilisant les Graph Cuts [1].
- Xu et al ont proposé une approche de contour actif par coupe de graphe [1].
- Boykov et Funka-Lea ont proposé une méthode qui permet de résoudre un problème de coupe minimale (ou de flot maximal). Ils ont montré l'optimalité de la solution apportée par les coupes de graphe ainsi que l'apport des graphes orientés par rapport aux graphes non-orientés [2].
- L'approche de Peng et al repose sur la pré-segmentation de l'image en utilisant la ligne de partage des eaux (LPE). Le même principe a été appliqué par Lempitsky et al, Chang et al [2].

On trouve l'algorithme Graph-cut dans plusieurs domaines, tel que le traitement d'image ; spécifiquement à la segmentation d'image pour faciliter la tâche au personnel médical et l'aide au diagnostic.



# Chapitre 1: Contexte médical

## I. Introduction

Le monde d'imagerie médicale a connu dans les dernières années une motivation incroyable, puisqu'on trouve de nos jours des nouvelles techniques permettant de visualiser une partie du corps humain ou d'un organe sans avoir à opérer le patient dans le but d'établir un diagnostic fiable et un suivi approprié du traitement .

Malgré les avancées technologiques dans le domaine médical et surtout le domaine d'imagerie médicale, il reste toujours des difficultés lors de la visualisation de cerveau grâce à la complexité et l'ambiguïté de sa structure anatomique.

Comme les images à traiter sont des images IRM, nous allons donner des notions de base sur cette modalité d'imagerie médicale, mais avant tout nous évoquons l'imagerie cérébrale, notions d'anatomie et quelques pathologies qui doivent être localisées et bien identifiées dans les images.

## II. Anatomie de cerveau

Généralement le cerveau humain ne représente que 2% du poids total du corps humain (soit environ 1,4 kilogrammes), mais malgré ça il gère 98 % de ses fonctions. Il est responsable des fonctions humaines les plus complexes comme la pensée, la résolution des problèmes, la conscience et les comportements sociaux, la respiration..etc Le cerveau est la partie la plus volumineuse du système nerveux central. Il est placé dans la boîte crânienne. Il comprend le cerveau, le cervelet et le tronc cérébral :

**II.1 Le cerveau :** occupe la majeure partie de l'encéphale, et est divisé en 2 hémisphères cérébraux : l'hémisphère droit et l'hémisphère gauche.

Chaque hémisphère est divisé en 4 lobes : le lobe frontal, le lobe pariétal, le lobe occipital et le lobe temporal.

**II.2 Le cervelet :** il est situé en parallèle sur deux grandes voies nerveuses : celles qui amènent les messages sensoriels vers les zones du cortex qui en font l'analyse ; et celles qui partent du cortex et descendent vers les muscles pour les faire contracter.

Le cervelet est en partie impliqué dans la coordination des mouvements du corps.

**II.3 Le tronc cérébral** : représente un carrefour majeur du système nerveux central entre le cerveau et le cervelet. Il est responsable en particulier de la régulation de la respiration et du rythme cardiaque. [3]

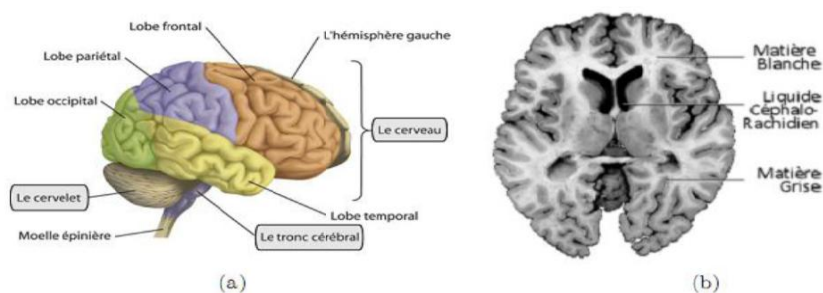
## III. Régions à détecter par les méthodes de segmentation

Le cerveau est composé de trois tissus principaux : le liquide céphalo-rachidien, la matière grise et la matière blanche [3].

**III.1 Le liquide céphalo-rachidien (LCR)**: est une substance transparente constituée de 99% d'eau, Cette substance circule à travers une série de cavités communicantes appelées ventricules.

**III.2 La matière grise (MG)** : correspond au corps cellulaire des neurones avec un dense réseau de dendrites. On la trouve par exemple dans les noyaux gris et dans le cortex.

**III.3 La matière blanche (MB)** : correspond aux gaines de myélines qui recouvrent les axones des neurones pour en accélérer la conduction. Ces axones myélinisés s'assemblent en faisceaux pour établir des connections avec d'autres groupes de neurones. Les différents composants du cerveau sont présentés dans la Figure I.1 sur des coupes IRM équivalentes. [3]



**Figure I.1 : l'image(a) illustre l'encéphale, composée du cerveau , du cervelet et du tronc cérébral. L'image(b) montre une coupe d'un cerveau mettant en évidence les trois matières principales de l'encéphale.**

## IV .Tumeur cérébrale

### IV.1 Définition :

Le cerveau peut être le siège de près d'une dizaine de types de tumeurs qui sont classées selon les cellules qui les composent. Une tumeur est toute masse qui résulte d'une multiplication (division) accrue de cellules anormales. Elle peut être également appelée un néoplasme ou une excroissance(masse)[3].

**IV.2 Les tumeurs cérébrales bénignes:** les tumeurs cérébrales bénignes sont constituées de cellules qui croissent lentement, si ces cellules exercent une pression sur des zones sensibles de cerveau et interfère avec des fonctions vitales (parole, mobilité..etc) elles peuvent être à l'origine d'une tumeur maligne[4].

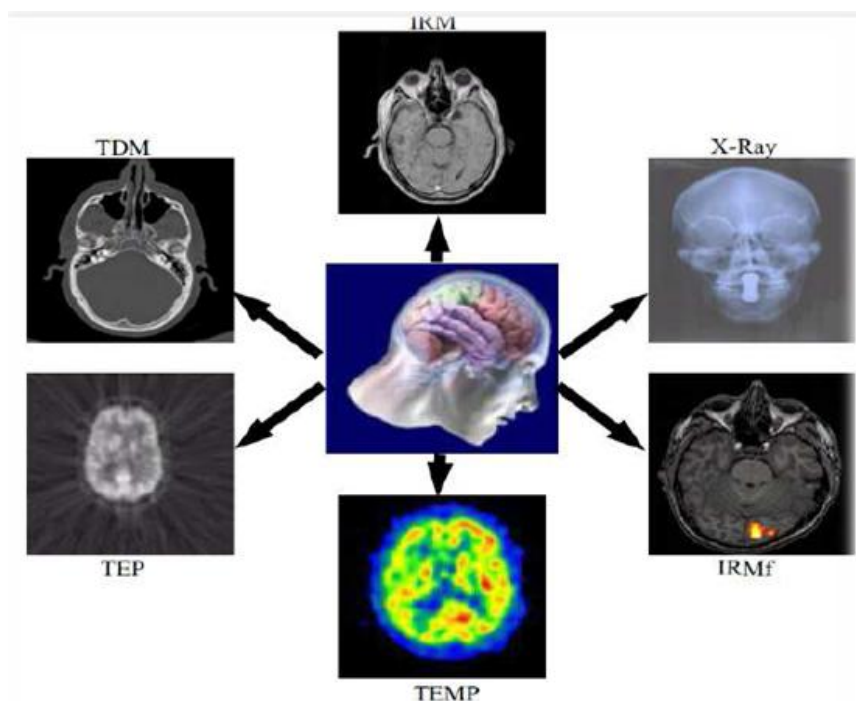
**IV.3 Les tumeurs cérébrales malignes:** les tumeurs cérébrales malignes contiennent des cellules qui se multiplient très rapidement, elles consomment beaucoup d'énergie, leurs contours sont mal limités et aussi elles peuvent endommager des structures cérébrales importantes.[4]

## V. Modalités d'acquisition

Comme Hypocrate le médecin grec a dit : « voir à l'intérieur du corps sans lui nuire ». Ces paroles formulèrent un rêve pour lui, Ce rêve devenu réel depuis la fin du XIX siècle.[5] Alors à partir de ce concept qu'on a pu avoir des images sur l'intérieur du corps humain à l'aide des différentes modalités d'imagerie médicale.

Parmi ces modalités on trouve certains procédés apportent une information anatomique (comme la radiographie, la tomographie, ... etc), tandis que d'autres détectent la fonctionnalité des organes (IRMf, TEP, TEMP, ...etc). Figure I.2

Sans vouloir être exhaustif nous décrivons rapidement dans ces paragraphes les principales modalités d'acquisition d'image médicale.



*Figure I.2 : Illustration de la multi modalité de la compréhension de cerveau.*

### V.1. Définition d'Imagerie par Résonance Magnétique IRM

L'avènement de l'imagerie par résonance magnétique IRM a eu l'effet d'une Bombe dans le milieu médical, cette modalité d'imagerie médicale repose sur le principe d'RMN « Résonance Magnétique Nucléaire » par l'exploitation des molécules d'hydrogène H qui se trouve dans les molécules d'eau qui constituent plus de 80% du corps humain.

Cette modalité d'imagerie est décrite par Félix Bloch et Edward Mills Purcell en 1946, n'utilise ni les rayons X, ni les ultra-sons, mais faisant appel au champ magnétique.

Au début des années 1970, Raymond Vahan Damadian propose d'utiliser la RMN pour publier la première image.[6]

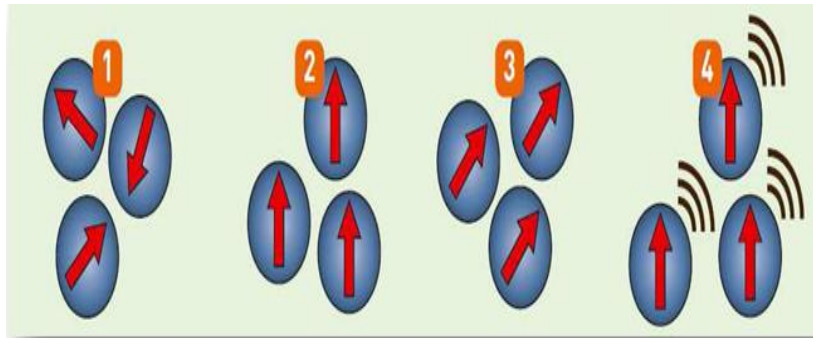
Paul Lauterbur a réalisé pour la première fois une imagerie basée sur RMN, en utilisant le principe de gradient qui permet de capturer l'image d'une coupe d'un objet en deux dimensions.

Les premières images de tissu humain seront produites en 1975 par Mansfield.

En 1977, sera réalisé la première image du corps humain vivant par Damadian qui dirigera la fabrication des premiers appareils commerciaux. [6]

### V.1. 1.Principe de formation de l'image IRM

L'élément de base qui nous permet d'avoir une image IRM est le proton du noyau d'atome d'hydrogène. Alors que la formation de l'image IRM met au profit la distribution aléatoire de ces protons. Figure I.3



**Figure I.3 : les étapes essentielles pour avoir des ondes de résonance.**

Cette formation se fait en 4 étapes :

**Dans premier temps** les noyaux sont dotés d'un moment magnétique « spin ».

**En fait** entrer le corps dans un champ magnétique très puissant (30000 fois plus puissant que celui de la terre), ceci va orienter les spins dans la même direction que celle du champ magnétique.

**Ensuite**, les protons « plus précisément : spins » sont excités par des ondes radio et son orientation bascule.

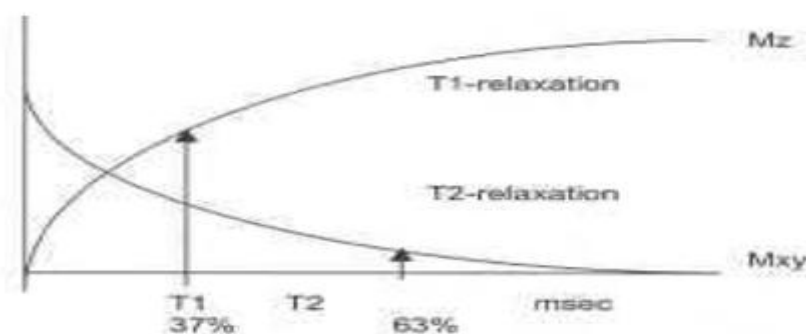
**A la fin** de ces ondes « impulsions » tous les spins retournent à leur état initial en redonnant une énergie, c'est le phénomène de relaxation, en émettant une onde dite « de résonance » ou bien « signal RMN » qui sera capté par des antennes spécialement conçues.

Cette onde à la même fréquence que celle qui l'a désorienté ;

L'énergie émet sera décomposé suivant deux axes :

- Un axe parallèle au champ magnétique qui s'appelle : relaxation longitudinale (T1).
- Un axe perpendiculaire au champ magnétique qui s'appelle : relaxation transversale (T2). [7]

L'image suivante exprime le temps de relaxation T1 et T2. Figure(I.4)



**Figure I.4 : Temps de relaxation T1 et T2.**

**La relaxation T1** : correspond au retour au niveau basse énergie des spins excités suivant une courbe exponentielle croissante.

La **T1** correspond au temps nécessaire pour que l'aimantation longitudinale retourne à **63%** de sa valeur final.

**La relaxation T2** : correspond au déphasage des spins , ce phénomène va entraînée une diminution transversale selon une courbe exponentielle décroissante.

La **T2** correspond au temps nécessaire pour que l'aimantation transversale revenir à **37%** de sa valeur initial [7].

Enfin, l'analyse informatique du signal qui est alors la somme de fréquences que la transformation de Fourier décode sous forme d'une image des organes internes.

### V.2 La radiographie par rayon X

La base de la radiographie est les rayons X qui ont été découvert par hasard en 1895, par Wilhelm Röntgen [7], Ce sont des rayonnements invisibles d'une nature plus pénétrants que les rayonnements ultraviolets ;

La première radiographie (Figure1.5) été réalisée par Wilhem Röntgen en 22 décembre 1895 sur la main de sa femme qui s'appelle « Anna Bertha Röntgen » [8]



**FigureI.5 : La première radiographie de la main d'Anna Bertha Röntgen.**

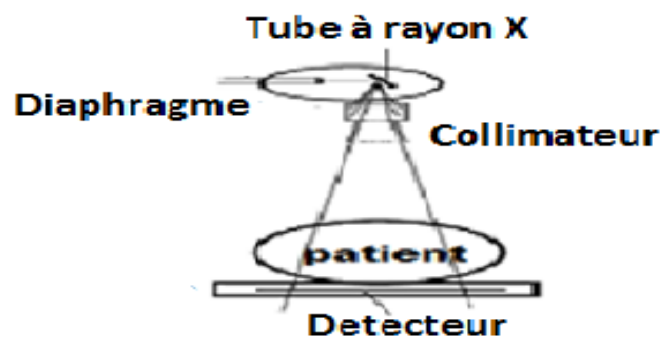
Ce chercheur a une très grande faveur sur l'imagerie médicale, il a donné naissance à l'un des soubassements de ce monde d'imagerie.

Cette découverte sert à la visualisation des tissus mous qui sont peu opaques (graisse, muscle, peau ...etc) et des tissus opaques et les masses anormalement denses qui absorbent particulièrement les rayons X, comme (l'os).

L'absorption de ces rayons par les organes traduit la qualité de l'image obtenue tel que le détecteur qui est l'un des composants importants de la chaîne radiographie (Figure I.6) qui transforme l'image radiante obtenue auparavant en image lumineuse qui sera enregistré en film radiographique.[8]

### V.2.1 La chaîne radiologique:

Elle regroupe cinq éléments principaux : un générateur radiologique, un tube à RX, un filtre et collimateur, un diaphragme, et des systèmes de détection.



*Figure I.6 : La chaîne radiologique.*

- **Générateur Radiologique**

Le générateur radiologique regroupe dans une armoire tous les circuits qui alimentent le tube à rayon X délivre une haute tension continue aussi qu'une intensité constante [3].

- **Tube à RX**

C'est une enceinte en verre composée d'une cathode qui donne les électrons lorsqu'elle est chauffée par l'alimentation de tube ; et d'une anode qui sera bombardée par ces électrons à fin d'émettre un faisceau de rayon X.



- **Filtre et Collimateur**

Le filtre sert à la mise en forme du faisceau de rayons X.

- **Diaphragme**

Le diaphragme élimine le rayonnement diffusé.

- **Les systèmes de Détection**

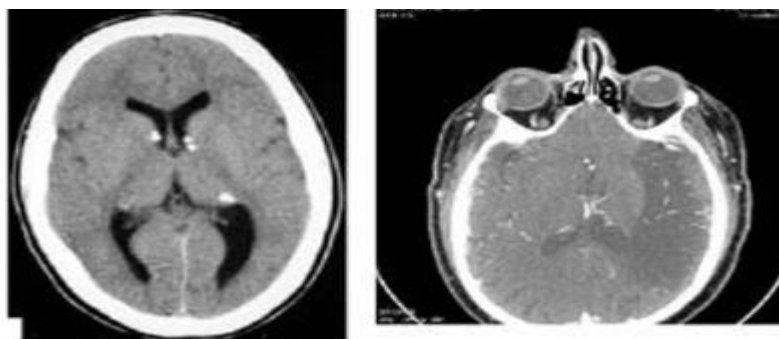
Permet de détecter l'image radiante et la transformée en image lumineuse qui sera enregistrée dans le film radiographique et enfin le développement pour avoir un cliché. [9]

### V.3. Tomodensitométrie TDM

La radiographie nous donne seulement des images anatomiques corporelles de l'humain. Elle ne contient aucune des informations sur la physiologie et la biologie de l'organe vivant, En vue de résoudre ce problème, Godfrey Hounsfield a trouvé la solution par l'invention de la tomographie par rayon X en Londres en 1971. [8]

La tomodensitométrie est une technique qui permet d'avoir des images en coupes successives par la mesure des différents coefficients d'absorption des tissus traversés par un faisceau de rayons X. Chaque tissu a son coefficient d'absorption propre qui dépend de la densité du tissu et de l'énergie du faisceau le traversant. On obtient une image d'une coupe du corps étudié à travers des calculs faites par des algorithmes de rétroprojections.

L'évolution majeure du scanner est appelée « Hélicoïdale », elle permet d'avoir des coupes 2D par une acquisition continue sans interruption et au temps très réduit. [8]



*Figure I.7 : Image de coupe de cerveau effectuée par le scanner.*

### V.3.1 La chaîne scanographique :

Comme il est illustré dans la figure I.8 le scanner contient les cinq éléments suivants : (générateur, tube à rayons X, filtre, collimateur primaire et secondaire, et système d'acquisition).

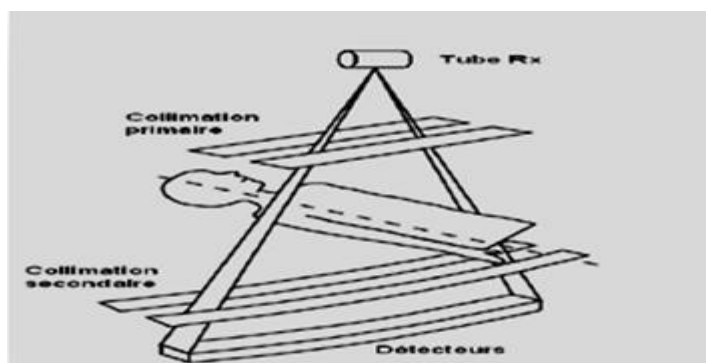


Figure I.8 : La chaîne scanographique.

- **Générateur de rayon X**

Le générateur délivre une haute tension continue (80 à 140 kV) avec une intensité de courant de 10 à 500 mA. Il a une puissance totale disponible de 50 à 60 kW. Il est le plus souvent placé dans le statif (où sont installés tube X, détecteur, générateur) avec un tunnel (laissant passer le patient) perpendiculaire à l'axe de la table.

- **Le Tube à rayon X**

Les scanners modernes fonctionnent en mode spiralé (multi-barrettes) avec une rapidité d'acquisition. Donc Les tubes doivent être extrêmement performants, et capables d'absorber de fortes contraintes thermiques et une bonne résolution spatiale.

- **Le Filtre** : Le filtre Permet la mise en forme du faisceau de rayons X.

- **La collimation primaire**

Elle est située en aval du filtrage. Elle calibre le faisceau de rayons X en fonction de l'épaisseur de coupe désirée.

- **La collimation secondaire**

Elle est placée avant le détecteur. Elle doit être parfaitement alignée avec le foyer et la collimation primaire. Elle limite le rayonnement diffusé par le patient.

- **Systèmes de Détection**

Les détecteurs permettent la transformation des photons X en signal électrique et l'on distingue deux types de détecteurs : chambres d'ionisation au xénon et détecteur solide [9].

### **V.4. L'imagerie nucléaire**

L'imagerie nucléaire regroupe l'ensemble des modalités d'imagerie qui mettent en œuvre les radios isotopes utilisés pour marquer des molécules et le suivi de ses devenir in vivo.

L'utilisation du radio traceur en médecine est débutée rapidement après la découverte de la radioactivité par Becquerel en 1896 ;

Dés 1913 du radium était injecté par voie intraveineuse pour traiter diverses pathologies (ex : cancer du foie, thyroïde...).

L'imagerie nucléaire est née en 1934 par "Irène et Frédéric Joliot - curie" à travers la production des isotopes radioactifs et des radios traceur et source radioactive. [8]

L'imagerie nucléaire permet de réaliser grâce à l'utilisation du radio traceur, une imagerie fonctionnelle apportant des informations quantitatives relative à l'activité métabolique d'un organe ou tissu étudié.

Les deux principales techniques d'imagerie nucléaire sont : « Tomographie par Emission de Positron TEP » et « la Tomographie par Emission Mono photonique TEMP ».



*Figure I.9 : Gamma caméra et TEP.*

### **V.4.1 Tomographie par Emission de Positron TEP :**

La Tomographie par Emission de Positron TEP (ou aussi appelée « scintigraphie planaire ») est un examen d'imagerie médicale réalisé dans un service de médecine nucléaire ;

Le principe est basé sur l'injection d'un traceur faiblement radioactif par la voie veineuse ;

Ce traceur ressemble au glucose et il se fixe au niveau des tissus qui consomment de grande quantité de ce sucre comme les tissus cancéreux, le muscle cardiaque ou le cerveau en émettant un positon.

Le traceur qui est généralement le Fluor 18 dont la durée de vie est inférieure à deux heures, permet d'émettre de façon temporelle des rayonnements que l'on peut suivre dans le corps du patient à travers une caméra TEP.

### **V.4.2 Tomographie par Emission Mono photonique TEMP :**

La Tomographie par Emission Mono photonique TEMP appelée SPECT (Single Photon Emission Computed Tomography en anglais) a été décrite pour la première fois par Ronald J. Jaszczak (Jaszczak et al ... en 1976).

La TEMP est une technique d'imagerie nucléaire tomographique basée sur le même principe que la scintigraphie planaire mais permettant de réaliser des images tridimensionnelles.

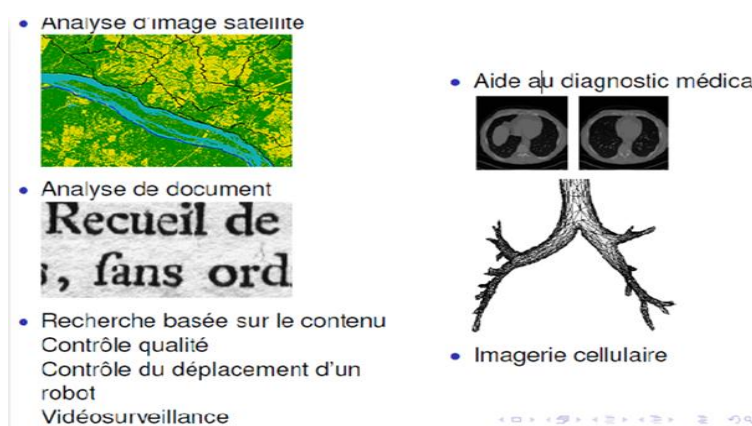
La TEMP utilise des isotopes qui se désintègrent en émettant directement un photon gamma qui sera recueilli par un gamma -caméra.

## VI. Segmentation

En imagerie médicale l'étape la plus importante qu'on ne peut pas la feindre est la segmentation

Puisqu'elle joue un rôle prépondérant au traitement d'image, dont la détection de contour ou de la région d'une pathologie dans une image médicale.

On trouve le mot segmentation dans plusieurs domaines comme la Figure I.10 montre :



**Figure I.10 : Domaines d'application de segmentation.**

### VI.1 Définition de segmentation

En générale, il n'ya pas une seule définition de segmentation car cette technique est souvent confondue avec la classification et l'étiquetage, ainsi la segmentation est une tâche complexe et difficile en raison de la nature imprécise des images à segmenter.

Cette technique permet d'isoler les objets intéressants d'une image en les séparant du fond ou des autres structures qui se trouvent dans cette image. [10]

Pour avoir une bonne segmentation, il faut que les régions et les contours soient bien détectés.

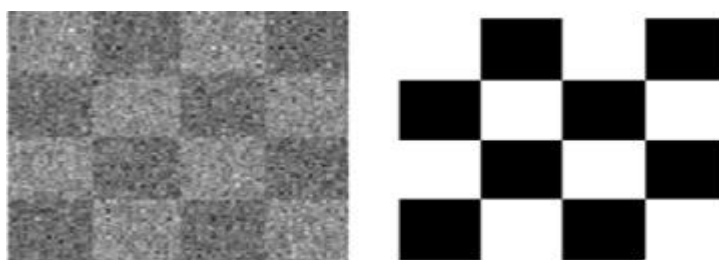
La segmentation est le processus de partitionnement d'une image  $I$  en  $N$  sous-ensembles de région  $(R_1, R_2, \dots, R_N)$  tel que :

1.  $R_i \neq \phi \quad \forall i$ ;
2.  $R_i \cap R_j = \phi \quad \forall i \neq j$ ;
3.  $I = \cup R_i$ ;
4.  $R_i$  est connexe  $\forall i$ ;
5.  $\forall i \in [1, N], P(R_i) = \text{vrai}$ ;
6.  $\forall (i, j), R_i$  et  $R_j$  sont spatialement adjacents  $\Rightarrow P(R_i \cup R_j)$  est faux.

*Exemple :*

-Extraire dans l'image les objets constituant la scène.

-Segmenter l'image en régions tel que chaque région est composée de pixels homogènes qui ont les mêmes caractéristiques Figure I.11



*Figure I.11 : Image bruitée non segmentée et image segmentée.*

### VI.2 Approches de segmentation

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

#### VI.2 .1 : Approche région :

Nous regroupons les pixels ou bien voxels semblables en une région homogène.

#### VI.2 .2 : Approche frontière :

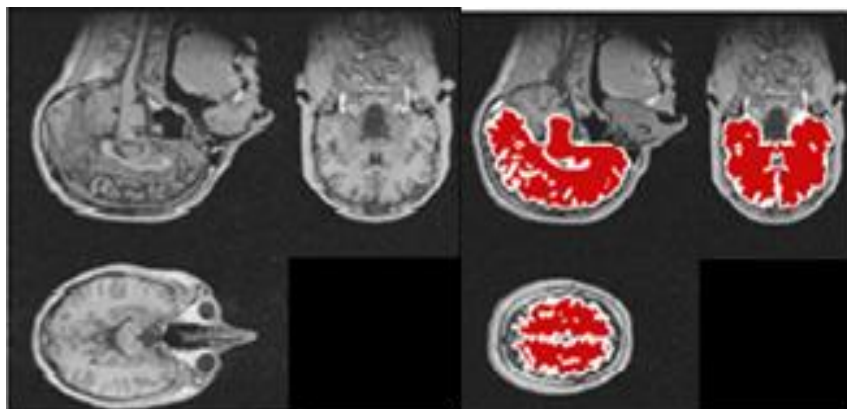
Nous recherchons les pixels ou bien voxels dissemblables,

En générale, un contour peut être approximativement défini comme une frontière entre deux régions ou l'intensité des pixels change brusquement.

### VI.2.3 : Approche hybride :

C'est le mélange des deux approches précédentes.

Exemple de segmentation illustré dans la Figure I.12.



*Figure I.12 : Exemple de segmentation d'images cérébrales.*

## VII. Conclusion

Dans ce chapitre, l'anatomie du cerveau, les tumeurs cérébraux, les différentes modalités d'acquisition, ainsi la segmentation et ses différentes techniques sont décrites.

En effet, l'imagerie médicale est l'un des domaines de la médecine les plus importants puisqu'on trouve des nouvelles techniques qui donnent non seulement un meilleur diagnostic mais aussi offrent un espoir de traitement pour nombreuse maladies.

On va voir dans le chapitre suivant une description générale et détaillée sur une des méthodes de segmentation des images médicales qui est la segmentation par la méthode de coupe de graphe « Graph-Cut».

On va faire appel à la théorie des graphes, et on va voir une présentation des graphes, que veut dire ce mot et comment on le construit? Et à quoi ça sert ?

# Chapitre 2: Segmentation Graph-cut



# Chapitre II : Segmentation des images par la méthode graph-cut

---

## I. Introduction

Depuis plusieurs années et jusqu'à maintenant la segmentation d'images est très reconnue et utilisée en imagerie médicale et plus spécifiquement en traitement d'image, la segmentation est un outil très important dans le traitement des images médicales. Elle permet de subdiviser une image en différentes régions, et différentes composantes ou bien objets.

La segmentation des images IRM (imagerie par résonance magnétique) cérébrales a pris une importance primordiale ; car l'IRM se présente un avantage distingué par rapport à d'autres modalités ; en effet il peut être appliqué dans l'analyse volumique (3D) des tissus, dont lequel on peut citer par exemple, la sclérose en plaques, l'épilepsie, la maladie d'Alzheimer, et les tumeurs cérébrales....etc.

La méthode des graphes-cut est l'une des techniques de segmentation des images qui est initiée par l'identification interactive ou automatisée d'un ou plusieurs points représentant l'objet.

Une caractéristique importante de cette technique est sa capacité d'améliorer les résultats obtenues pour donner une segmentation efficace, leur temps d'exécution est très réduit, et la qualité des résultats est très satisfaisante.

Dans ce chapitre, on va donner une présentation des outils de base et une description détaillée de cette méthode.

## II. Histoire des graphes

La théorie des graphes est, avec la combinatoire, une des pierres angulaires de ce qu'il est commun de désigner par mathématiques discrètes. Les Graph-cuts (coupes de graph) sont des méthodes d'optimisation combinatoire basées sur la théorie des graphes, ils ont été introduits dans le domaine de vision par ordinateur en 1989. Ces méthodes sont utilisées beaucoup dans la segmentation d'images.

# Chapitre II : Segmentation des images par la méthode graph-cut

L'histoire de la théorie des graphes débute avec les travaux d'Euler au 18ème siècle [1] en 1736, où il proposait une solution des ponts de Königsberg, (les habitants de Königsberg se demandaient s'il était possible, en partant d'un quartier quelconque de la ville, de traverser tous les ponts sans passer deux fois par le même et de revenir à leur point de départ) [2].

Depuis cette époque, cette théorie est développée et aujourd'hui nous trouvons la théorie des graphes développée et appliquée dans plusieurs domaines tels que la chimie, la biologie, les sciences sociales pour les réseaux routiers et de transport, informatique...etc.

## III. L'algorithme GRAPH CUT et la segmentation

La segmentation par Graph-Cut est une méthode agissant par minimisation d'énergie de graphe.

Tous d'abord on commence par quelques notions sur les graphes pour faire la segmentation.

### III. 1 Définition et notation :

On considère l'image à segmenter comme étant un graphe c'est-à-dire un schéma qui décrit un ensemble d'objets et leurs relations ; c'est-à-dire les liens entre les objets.

un graphe  $G = (V, E)$  est défini par l'ensemble  $V = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}$  non vide dont les éléments sont appelés sommets, ou bien nœuds (Vertiges en anglais), et par l'ensemble  $E = \{e_1, e_2, \dots, e_n\}$  dont les éléments sont appelés arêtes, ou bien arcs (Edges en anglais) [2].

La Figure II.1 ci-dessous montre un exemple d'un graphe :

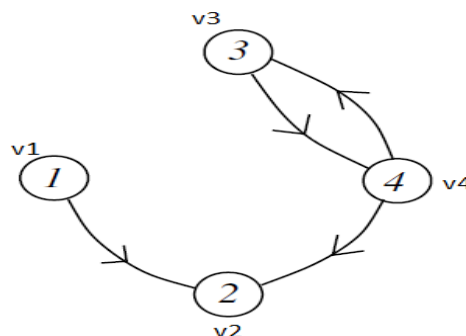


Figure II.1 : exemple d'un graphe.

# Chapitre II : Segmentation des images par la méthode graph-cut

## III.2 Types de graphe :

Il existe plusieurs types de graphe, on peut citer par exemple : le graphe non orienté, le graphe orienté, et le graphe valué...etc.

### III.2.1 Graphe non orienté :

Un graphe non-orienté  $G$  est un couple  $(V, E)$  où  $V$  est un ensemble fini d'éléments, encore appelés sommets, et  $E$  est un ensemble de paires non-ordonnées d'éléments, appelées alors arêtes.

Si  $e$  est une arête du graphe non-orienté  $G = (V, E)$ , alors on dit que :

- l'arête  $e$  est incidente aux sommets  $p$  et  $q$ .
- l'arête  $e$  relie les sommets  $p$  et  $q$ .
- les sommets  $p$  et  $q$  sont les extrémités de l'arête  $e$  [11]. La figure II.2 montre un graphe non orienté.

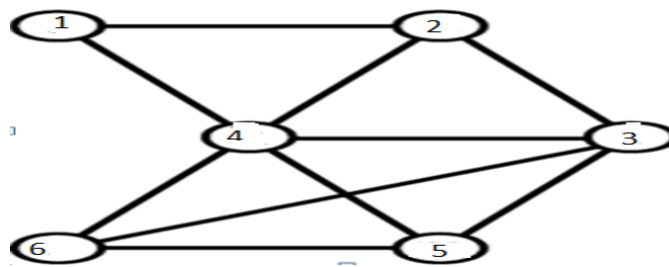


Figure II.2 : Graphe non orienté.

### III.2.2 Graphe orienté :

Un graphe orienté  $G$  est un couple  $(V, E)$  où  $V$  est un ensemble fini d'éléments appelés sommets, et  $E$  est un ensemble de couples appelés arcs.

Si  $(p ; q)$  est un arc du graphe orienté  $G = (V, E)$ , alors on dit que :

- l'arc  $(p ; q)$  part du sommet  $p$  et arrive au sommet  $q$ .
- le sommet  $p$  est l'extrémité initiale et le sommet  $q$  est l'extrémité finale de l'arc  $(p ; q)$
- $p$  est le sommet de départ de l'arc  $(p ; q)$ ,
- $q$  est le sommet d'arrivée de l'arc  $(p ; q)$  [11]. La figure II.3 montre un graphe orienté.

## Chapitre II : Segmentation des images par la méthode graph-cut

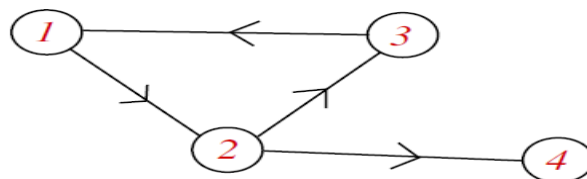


Figure II.3 : Graphe orienté.

### III.2.3 Graphe valué :

$G = (V,E,C)$  est un graphe valué, si  $G=(V,E)$  est un graphe auquel on associe une fonction positive  $c : E \rightarrow \mathbb{R}^+$  appelée :Capacité, Poids, Etiquetage..

La capacité de l'arête  $(p,q)$  est notée :  $C_{p,q}$ [12]. La figure II.4 montre un graphe valué.

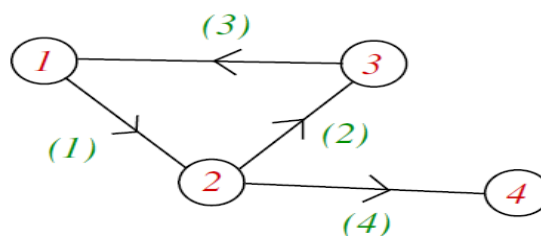


Figure II.4 : Graphe valué.

Il est important de noter que de nombreux graphes en traitement d'images sont des graphes planaires c'est-à-dire pour lesquels il existe une représentation graphique dans laquelle les arcs ne se coupent pas. [12]

### III.3 Le voisinage :

Le voisinage dans un graphe non orienté est l'ensemble des voisins d'un nœud, sachant que le voisin d'un nœud est un nœud qui est relié à un autre par le biais d'une arête.

Dans un graphe orienté on a deux types de voisinage :

**Le voisinage interne** : par les arcs qui arrivent à un nœud.

**Le voisinage externe** : par les arcs qui partent d'un nœud.

Pour chaque sommet  $p$  du graphe  $G=(V,E)$ , on définit :

- la liste de ses successeurs  $S(p)$  : liste des sommets  $q$  tel que l'arête  $(p ; q)$  existe dans le graphe.

-la liste de ses prédécesseurs  $P(p)$  : liste des sommets  $q$  tel que l'arête  $(q ; p)$  existe dans le graphe.

Si  $q$  est un prédécesseur et/ou successeur de  $p$ , alors  $p$  et  $q$  sont adjacents.

## Chapitre II : Segmentation des images par la méthode graph-cut

Un sommet sans prédécesseur est appelé une source.

Un sommet sans successeur est appelé un puits [12].

### III.4 Coupe de graphe :

On considère un graphe orienté  $G = (V, E, w)$  où  $V$  est l'ensemble des sommets et  $E$  est l'ensemble des arrêtes, et  $w$  est la capacité des arêtes possédant un seul puits  $T$  et une seule source  $S$ .

On appelle « coupe » d'un graphe orienté : un ensemble d'arcs qui une fois coupés, séparent la source  $S$  du puits  $T$ . Une coupe partitionne un graphe  $G$  en deux parties  $A$  et  $B$  telles que :

$A \cup B = V$  ;

$A \cap B = \emptyset$  ;

$S \in A$  et  $T \in B$  ;

Soit la (figure II.5) qui montre une coupe de graphe [13].

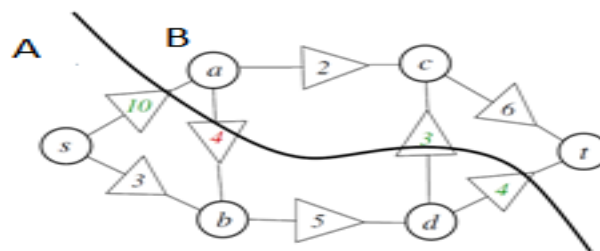


Figure II.5: Coupe de graphe.

### III.5 Capacité de coupe :

Une coupe partitionne un graphe en deux parties  $A$  et  $B$  telles que :  $A \cup B = V$  et  $A \cap B = \emptyset$  et  $S \in A$  et  $T \in B$  ;

On appelle un cout d'une coupe ou une capacité de coupe  $cut(A, B)$  (autre notation  $|C|$ ) : la somme des poids des arêtes sortants :

$$cut(A, B) = \sum_{u \in A \text{ et } v \in B} w_e(u, v) \quad (1)$$

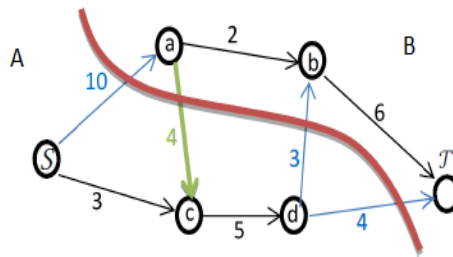
Avec :  $w_e$  est le poids des arêtes sortants.

La coupe de poids minimale va donc déconnecter les pixels qui ne sont pas semblables.

## Chapitre II : Segmentation des images par la méthode graph-cut

---

La figure II.6 montre un exemple de capacité d'une coupe dans un graphe.  $|C| = 10+4+3=17$



*Figure II.6: Capacité de coupe.*

### III.6 Définition de flot :

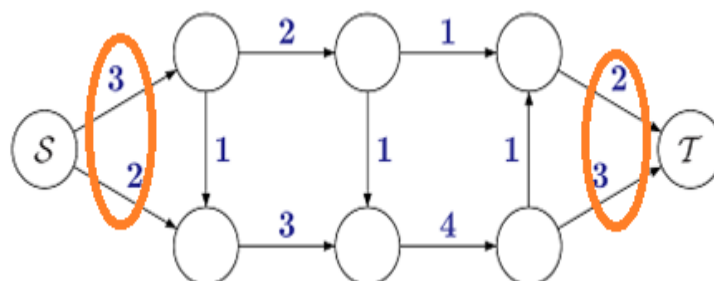
On peut imaginer un flot de liquide qui s'écoule de la source  $S$  vers le puits  $T$  via des canalisations ayant chacune leur propre capacité. La quantité de liquide traversant un arc ne peut excéder la capacité de cet arc.

Cette quantité de liquide est le flot.

Le flot est considéré comme une fonction  $f: E \rightarrow \mathbb{R}$  vérifiant les propriétés suivantes :

- $\forall e \in E : f(e) \leq w(e)$  : Le flot est toujours positif et inférieur ou égal à la capacité des arcs.
- $\forall v \in V - \{S, T\}$  : la somme des flots entrants est égale à la somme des flots sortants.
- La valeur du flot égale : la somme des flots sortants de  $S$  et la somme des flots entrants en  $T$ .

Comme il est illustré sur la figure II.7



*Figure II.7 : Exemple de flot sur un graphe.*

# Chapitre II : Segmentation des images par la méthode graph-cut

## IV. Segmentation par Graph-cut

### IV.1 Définition et notation :

L'image  $I$  à segmenter est considérée comme étant un graphe, où chaque pixel est un nœud.

L'objectif de la segmentation est d'attribuer à chaque pixel une classe  $w$  pouvant être soit « O » si le pixel considéré appartient à l'objet, soit « B » s'il appartient au fond.

On considère deux nœuds supplémentaires appelés : nœuds terminaux, Tel que la source  $S$  et le puits  $T$ .

La source  $S$  représentant l'objet  $O$  et le puits  $T$  représentant le fond  $B$ .

On définissant ainsi deux segments principales n-links et t-links:

Chaque couple de nœuds  $(p; q) \in V^2$  dans un voisinage  $N$  est connecté par un segment appelé : n-links.

Chaque nœud  $p$  est connecté aux nœuds terminaux  $S$  et  $T$  par les segments t-links.

Il n'existe pas d'arc reliant la source  $S$  au Puits  $T$ , il faut passer par des chaines ou des chemins augmentants.

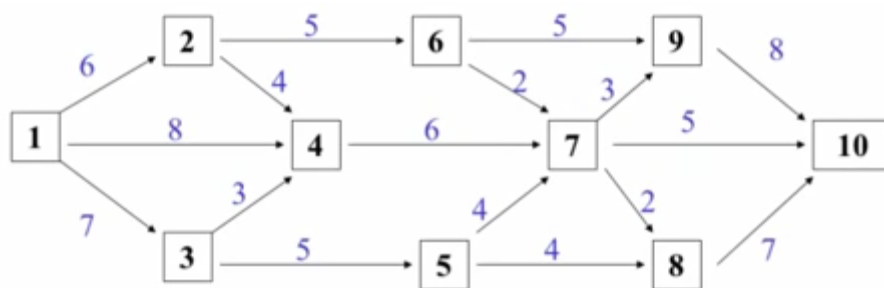
**Chaîne augmentant** : c'est une succession d'arcs adjacents mal orientés.

**Chemin augmentant** : c'est une succession d'arcs adjacents bien orientés.

Les arcs bien orientés d'une chaîne sont appelés : **les arcs directs**.

Les arcs mal orientés d'une chaîne sont appelés : **les arcs inverses**. [14]

La figure II.8 montre un exemple d'une chaîne et d'un chemin augmentant.



**Figure II.8 : Exemple de chaîne et chemin augmentant.**

## Chapitre II : Segmentation des images par la méthode graph-cut

---

Les sommets 1-2-4-7-10 montrent un chemin de 1 à 10, alors que les sommets 1-4-2-6-7-5-8-10 montrent une chaîne de 1 à 10.

La meilleure segmentation de l'image par la méthode graph-cut est obtenue si on a une coupe optimale de graphe, mais il faut mettre en évidence la capacité de coupe.

Le coût d'une coupe  $C$  est donné par la somme des poids des segments n-links et t-links concernés. Les t-links entre un pixel  $p$  et les deux nœuds terminaux  $S$  et  $T$  sont pondérés par un terme dit : région noté  $R_p(w_p)$  et défini par :

$$R_p(w_p) = -\ln \Pr(I_p(w_p)) \quad (2)$$

où :  $\Pr(I_p(w_p))$  est la probabilité que le pixel  $p$  appartient à la classe  $w$ , généralement obtenue par un histogramme sur les niveaux de gris de l'objet et du fond.

Les n-links sont pondérés par un terme de régularisation, ou énergie contour conçu pour assurer la cohérence spatiale dans un voisinage de pixels. Ce terme noté  $B_{p,q}$  est classiquement défini par :

$$B_{p,q} \propto \exp\left(\frac{-(I_p - I_q)^2}{2\sigma^2}\right) \frac{1}{\text{dist}(p,q)} \quad (3)$$

Où :

$I_p$  et  $I_q$  sont les niveaux de gris des pixels  $p$  et  $q$ .

$\text{dist}(p,q)$  : la distance euclidienne entre  $p$  et  $q$ .

$\sigma$  : est une constante généralement liée au bruit d'acquisition.

Dans une région uniforme,  $I_p$  et  $I_q$  sont similaires et on a alors :

$|I_p - I_q| < \sigma$  Ceci implique une forte valeur pour  $B_{p,q}$  décourageant toute coupe du graphe dans ce voisinage.

$|I_p - I_q| > \sigma$  Ceci implique une faible valeur pour  $B_{p,q}$  Alors  $I_p$  et  $I_q$  sont différents et dans une zone de contours.

L'énergie totale d'une coupe  $C$  dans le graphe est alors définie par :



## Chapitre II : Segmentation des images par la méthode graph-cut

---

$$E(c) = \lambda \sum R_p(w_p) + \sum_{p,q \in N} B_{p,q} \cdot \delta(w_p \neq w_q) \quad (4)$$

Où :

$\delta(w_p \neq w_q)$  : vaut 0 si p et q ont la même étiquette.

$\delta(w_p \neq w_q)$  : vaut 1 si p et q ont étiquette différente.

Le coefficient  $\lambda$  ( $\lambda \geq 0$ ) spécifie l'importance relative "région"  $R_p(w_p)$  par rapport au terme "contour"  $B_{p,q}$  c'est-à-dire le terme qui a plus d'importance par rapport à l'autre [15].

### IV.2 Quelques problèmes connexes :

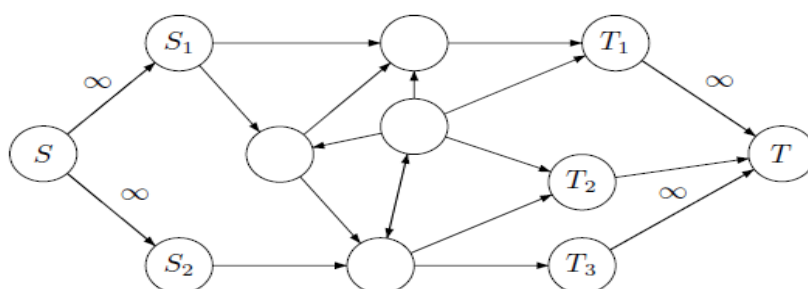
#### ✓ *Plusieurs sources, plusieurs puits :*

Dans certains problèmes, comme nous le verrons par la suite, il peut être souhaitable d'autoriser à avoir plusieurs sources et/ou plusieurs puits. On se ramène alors au cas à une source ou un puits de façon très simple :

– si on a  $n$  sources  $\{S_1, S_2, \dots, S_n\}$ , on rajoute au graphe  $G$  un sommet  $S$  et des arêtes de capacité infinie de  $S$  vers  $S_i$ .

– si on a  $n$  puits  $\{T_1, T_2, \dots, T_n\}$ , on rajoute au graphe  $G$  un puits  $T$  et des arêtes de capacité infinie de  $T_i$  vers  $T$ . [16]

L'exemple est illustré dans la Figure II.9.



**Figure II.9 Exemple de plusieurs sources et puits.**

# Chapitre II : Segmentation des images par la méthode graph-cut

---

## V. Trouver un flot maximal :

### V.1 Introduction :

On veut par exemple, trouver le trafic maximal entre deux villes d'un réseau routier dont on connaît la capacité (nombre de voiture par heure sur chaque tronçon).

### V.2 Problème de flot maximal :

Etant donné un graphe valué possédant une seule source  $S$  et un seul puits  $T$ , trouver un flot réalisable maximal (c'est-à-dire dont la valeur du flot est maximale) ? [2]  
De nombreux algorithmes ont été développés pour trouver un flot maximal dans un graphe.

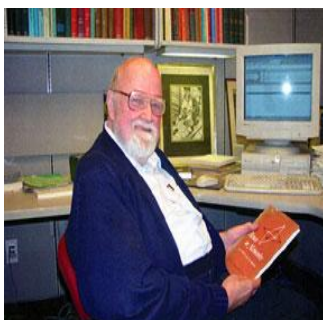
#### **Théorème :**

*Pour un graphe  $G$  vérifiant nos hypothèses, la valeur d'une coupe minimale est égale à la valeur d'un flot maximal.*

Le problème de la coupe de capacité minimale est que la capacité est toujours en fonction du nombre d'arcs de la coupe, et donc que pour des poids positifs, on aura toujours intérêt à partitionner le graphe de telle sorte que le moins d'arcs possible intervienne dans la coupe.

Les algorithmes de calcul de coupe minimal/flot maximal se divisent en deux grandes classes :

les algorithmes par «saturation de chemins» (type Ford-Fulkerson) et les algorithmes par «poussage de flot» (type Push Relabel ).[17].



Ford, L. R., Jr(1927



D. R. Fulkerson (1924–1976)

## Chapitre II : Segmentation des images par la méthode graph-cut

-Ford L.R., Jr Fulkerson, D. R. (1956), le flot maximal dans les réseaux, le journal Canadian de Mathématiques.

-L.R.Ford,D.R.Fulkerson (1962). Flows in Networks.

### V.2.1 Flot maximal par saturation de chemins :

L'idée de base est à partir du flot nul de trouver itérativement un chemin de la source  $S$  au puits  $T$  sur lequel il n'y a pas d'arête saturée. On rajoute alors autant de flot que possible à ce chemin (i.e. on sature l'arête qui a une capacité résiduelle plus faible).

✓ *Capacité résiduelle :*

On appelle capacité résiduelle de  $(p, q) \in E^*$  (ensemble des arrêtes et de leur inverses) la quantité de flot que l'on peut faire passer en plus dans une arête  $(p, q)$ [15]. et on note :

$$r(p, q) = w(p, q) - f(p, q)$$

### Algorithme de flot maximal par saturation de chemins : Ford & Fulkerson

#### Initialisation:

Poser  $f(p, q) = 0$  pour toute arête  $(p, q) \in E^*$ .

Tant qu'il existe un chemin  $K$  de  $S$  à  $T$  dans  $G$  faire

$a \leftarrow \min(r(p, q) | (p, q) \in K)$

pour tout  $(p, q) \in K$  faire

$f(p, q) \leftarrow f(p, q) + a$

fin pour.

Exemple :

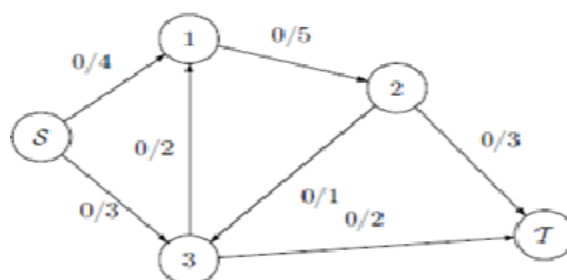


Figure II.10 Exemple d'un graphe avant saturation.

## Chapitre II : Segmentation des images par la méthode graph-cut

---

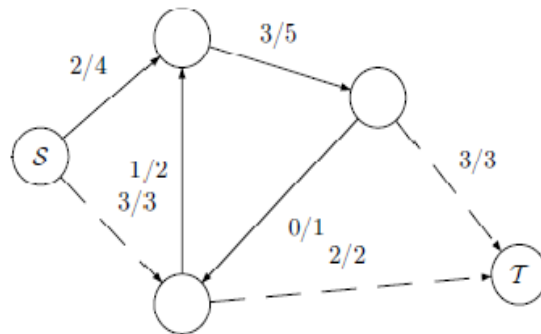


Figure II.11 Exemple d'un graphe après saturation.

### V.2.2 Algorithme de flot maximal par poussage de flot :

Les algorithmes de ce type fonctionnent avec des « pré-flots » : des flots qui volontairement ne respectent pas la condition de conservation de flot.

Le principe général est de faire sortir de la source  $S$  autant de flot que possible, ce qui implique naturellement que certains nœuds reçoivent un excès de flot. On cherche donc à envoyer le flot en excès vers d'autres nœuds voisins disponibles. Le plus célèbre de ces algorithmes est l'algorithme de « Push relabel » [18].

Les deux algorithmes (algorithme de flot maximal par saturation de chemins, et l'algorithme de flot maximal par poussage de flot) ont la même idée, il s'agit de trouver le flot maximal dans le graphe  $G$  à fin d'obtenir une coupe d'énergie minimale.

Parmi les problèmes de minimisation d'énergie dans un graphe, on trouve la difficulté de coupe minimale « optimale » dans un graphe qui n'a pas de source  $S$  et de puits  $T$ .

Cette difficulté est résolue à l'aide des deux chercheurs « Shi et Malik » qui ont proposé une nouvelle approche qui est la normalisation de graphe.

### V.3 La normalisation de graphe :

Il existe plusieurs manières de diviser une image en sous ensembles, en se basant sur les informations connus à priori, la difficulté est de spécifier les informations qu'ils sont en compacte avec le moyen (outil) utilisé. En générale les approches classiques de segmentation telles que :

## Chapitre II : Segmentation des images par la méthode graph-cut

---

split & merge basées régions, des approches statistiques, nécessitent de déterminer un critère à optimiser et un algorithme efficace pour la méthode d'implémentation. En 2000, Shi et Malik propose une nouvelle approche qui prend comme descripteur global d'image un graphe pondéré correspondant et réduit la segmentation à un problème de partitionnement optimal avec un nouveau critère d'optimisation est la normalisation de graphe « Normalized-Cut » [Shi et al, 2000].

Le but de la normalisation de graphe est de trouver un bi-partitionnement d'un graphe G, L'optimum global est achevé par une coupe de valeur minimale.

L'idée générale est d'associer un sommet du graphe à chaque pixel, et de mettre des arêtes entre tous les pixels, les poids étant d'autant plus grands que les pixels sont semblables.

On cherche alors à trouver une partition (A,B) de ce graphe optimisant une quantité qui assure à la fois la cohérence des pixels de A, celle des pixels de B et la di-similarité des pixels de A par rapport à ceux de B, tout en évitant le biais vers les petites coupes.

Il s'agit d'un problème de coupe minimale dans un graphe qui n'a pas de source ou de puits.

Normalized cuts est une fraction du poids total de tous les arcs entres tous les sommets du graphe par rapport au poids (connexion) des sommets de groupe A /B avec les autres sommets du graphe G.

$$Ncut(A; B) = \frac{cut. (A; B)}{assoc(A; V)} + \frac{cut. (A; B)}{assoc(B; V)} \quad (5)$$

Avec:

$$Assoc(A; V) = \sum_{p \in A, q \in V} w(p, q) \quad (5.1)$$

Assoc (A ;V) : est la connexion total (poids total) entre les sommets de groupe A et tous les autres sommets du graphe G.

$$Assoc(B; V) = \sum_{p \in B, q \in V} w(p, q) \quad (5.2)$$

Assoc (B ;V) : est la connexion total (poids total) entre les sommets de groupe B et tous les autres sommets du graphe G.

# Chapitre II : Segmentation des images par la méthode graph-cut

---

## VI. Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre une vision globale sur la technique de segmentation graph-cut qui est très utilisé en traitement d'image et spécifiquement en vision par ordinateur, pour résoudre les problèmes qui visent à minimiser l'énergie de graphe pour avoir une partition binaire précise des pixels(nœuds de graphe) en deux régions : Objet et Fond d'une image.

Cette technique s'appuie sur l'algorithme de min cut /max flow, c'est-à-dire une minimisation d'énergie et maximisation de flot, à fin d'avoir un bon compromis région / frontière, ce qui implique une meilleure segmentation.

Dans le chapitre suivant (chapitre III) nous allons essayer d'appliquer cet algorithme sur des images IRM cérébrales afin de détecter les tumeurs.

# Chapitre 3 : Application

# Chapitre III : Application

---

## I. Introduction

Dans ce chapitre nous nous intéressons à l'implémentation et l'application de l'algorithme de segmentation par la méthode de graphe cut sur les images cérébrales. Ce programme nous amène à détecter avec précision les tumeurs dans les images cérébrales qui présentent un sérieux problème dans le traitement d'image, car les propriétés du cerveau sont très délicats et aussi les tumeurs qui peuvent atteindre le cerveau sont en générale un peu ambiguës et difficile à l'extraire et de les visualisés. Les résultats obtenus sont décrits et discutés en détail dans ce qui suit.

## II. Environnement du travail

Pour réaliser ce travail, nous avons choisi le langage de programmation MATLAB (MATRIX LABORARY)

C'est un outil de simulation largement diffusé et utilisé, il effectu une présentation claire et précise des différentes techniques.

MATLAB offre une capacité de traitement très puissante et une souplesse réalisation par rapport à d'autres langages de programmation.

MATLAB permet aussi de programmer de manière rapide des différents calculs scientifiques et surtout qui font appels à la manipulation des matrices.

## III. Image DICOM

Le format DICOM (Digital Imaging and Communication in Médecine) est un fichier utilisé en imagerie médicale pour sauvegarder et stocker les données et les images des patients (nom, prénom, type d'examen, nom de l'hôpital, date d'examen, type d'acquisition, ...etc)

Ces images sont codées dans le format DICOM de dimension 512\*512 .Ces images sont obtenues par un examen IRM.

Nous avons regroupé les informations pour chaque image en utilisant le logiciel MATLAB. [19]

Pour valider nos algorithmes de segmentation nous avons utilisé une base de données réelle (IMAIOS et le site web [21]).



### IV. Base de données

La première étape de notre travail est d'acquérir une base d'images cérébrales obtenues à l'aide de la modalité d'imagerie médicale IRM, ces images sont diffusées par le site web : [WWW.FASCICULES.FR](http://WWW.FASCICULES.FR).

\*On a téléchargé les images de site web avec leurs informations pour avoir des idées sur le type de tumeur dans ces images.

\*On a aussi choisi une autre base de données s'appelle : IMAIOS

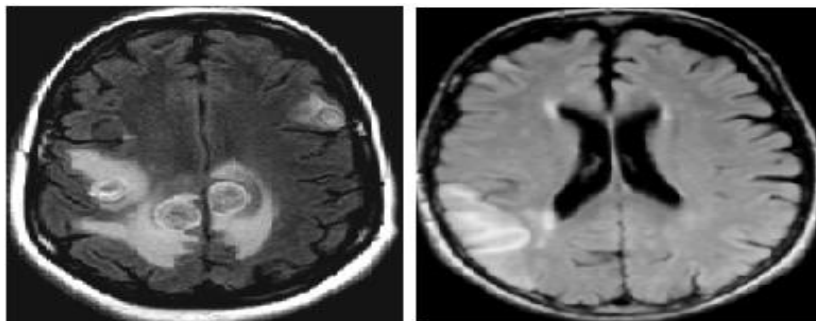
\*Cette base de données est une base qui contient plus de 40000 images médicales saines et pathologiques avec tous les informations sur la pathologie tel que : le diamètre, le périmètre, etc .

Les images à traiter sont sous la forme de différentes coupes (axiale, sagittale, frontal) du cerveau des sujets malades, et elles sont en format DICOM «Digital Imaging and Communication in Médecine ».

Sur ces coupes, on trouve que la tumeur apparait comme une tache blanche peut être soit dans la partie droite, la partie gauche, le liquide céphalo-rachidien, la matière blanche, la matière grise ...etc.

Les tumeurs se différencient dans leur taille, forme, et position ; ce qui explique que la segmentation et le diagnostic sont parfois difficile.

### V. Interprétation par l'expert



*Figure III.1 Image A et Image B*

## Chapitre III : Application

---

On a essayé de choisir parmi toute la base de données, un exemple de deux images cérébrales, chacune porte une tumeur à interpréter. On a l'image A à gauche : c'est une image IRM cérébrale d'un sujet de 55 ans qui a quatre lésions nodulaires qui prennent le contraste en cocarde, il s'agit d'une séquence T2-FLAIR met en évidence un important œdème péri-lésionnel qui exerce un effet de masse sur les ventricules latéraux sans déviation des structures de la ligne médiane.

On a aussi l'image B à droite : c'est une image IRM cérébrale d'un sujet de 61 ans qui a Syndrome confusionnel et crise convulsive aux antécédents de cirrhose hépatique. Il s'agit d'une coupe en séquence T2-FLAIR, On observe un trouble de la diffusion dans le territoire Sylvine superficiel droit, sans participation hémorragique, en rapport avec un AVC ischémique récent.

### **VI. prétraitement :**

Le prétraitement d'images est une étape très importante dans le traitement d'images afin d'améliorer leur qualité et faciliter la tâche au personnel médical pour extraire l'information.

L'étape de prétraitement est la troisième étape après l'étape d'acquisition de l'image et de la numérisation respectivement, assurant les transformations d'images et la partie de calcul, permettant d'aller vers une interprétation des images traitées.

Cependant, malgré le développement de la technologie et les techniques d'acquisitions d'images, les images cérébrales restent très difficile à traiter à cause de faible contraste et l'illumination qui n'est pas uniforme ; par exemple, parfois on trouve que la couleur du contour de crane qui prenne la même couleur et la même illumination de la tumeur.

Afin de remédier tous ces problèmes nous avons appliqué trois étapes de prétraitement : une transformation des images RVB en une image en niveau de gris, une étape de filtrage, et ensuite une augmentation de contraste.

## Chapitre III : Application

---

### VI.1 Transformation de l'image

C'est l'étape de base en traitement d'image pour simplifier l'étude de l'image en niveau de gris et faciliter les différentes étapes.

### VI.2-Filtrage

En traitement d'image, le filtrage est une étape très importante pour éliminer les objets considérés comme bruit dans l'image.

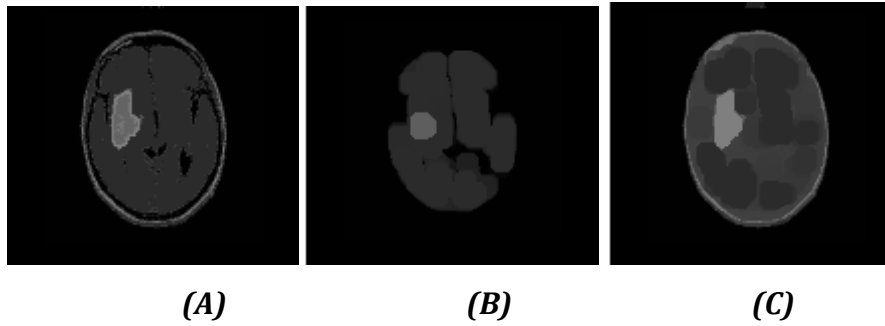
Le filtrage morphologique a pour rôle de supprimer les structures ne satisfaisant pas certains critères morphologiques (à l'aide d'un élément structurant) dont lequel un filtre morphologique comme (ouverture et fermeture) est appliqué afin d'enlever les structures sombres qui sont considérés comme des bruits ; car on s'intéresse au tissus qui apparaissent comme structures claires.

Parmi les filtres morphologiques, on s'intéresse au filtres de base, l'ouverture et la fermeture :

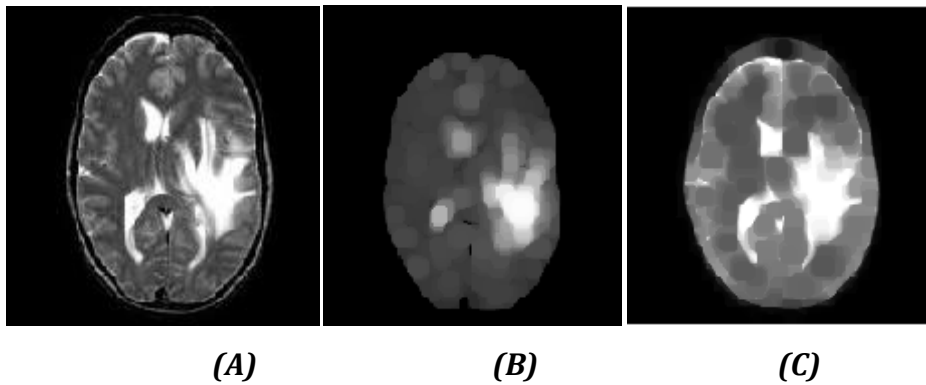
\*L'ouverture élimine les petites composantes claires plus petites que l'élément structurant et ouvre les petits isthmes.

\*La fermeture élimine les petites composantes sombres plus petites que l'élément structurant, elle a pour effet de combler les trous et de connecter les objets proches.

\*L'élément structurant est un objet de référence permettant d'étudier les images à l'aide d'opérateurs (réunion, intersection). Il est caractérisé par sa forme et sa taille. L'élément structurant est déplacé de façon à ce que son centre  $x$  passe successivement par toutes les positions possibles dans l'image binaire. la figure III.2 illustre un exemple des deux filtres de base : A est une image



*Figure III.2 Image A : image initial, B : Image après ouverture, et C : Image après fermeture.*



*Figure III.3 Image A : image initial, B : Image après ouverture, et C : Image après fermeture.*

Nous avons appliqué les deux filtres morphologiques de base l'ouverture et la fermeture sur des images de notre base de données

La figure III.3 montre que la fermeture donne un meilleur résultat par rapport à l'ouverture pour le clariement et l'extraction de tumeur, ce qui facilite l'implémentation de l'algorithme Graph-cut.

### **VI.3-Augmentation du contraste**

La qualité de la segmentation se dégrade lorsque l'intensité prise par la source est très élevée. Ceci s'explique par le fait que les pixels moins clairs appartenant à la source sont "absorbés" par le fond car plus proches d'eux en terme d'intensité. C'est-à-dire lorsque l'intensité d'un pixel de l'objet (source) est très proche et presque égale de l'intensité d'un autre pixel du fond (puits), cette intensité sera absorbée par le fond et ce pixel apparaîtra avec une intensité moins élevée.

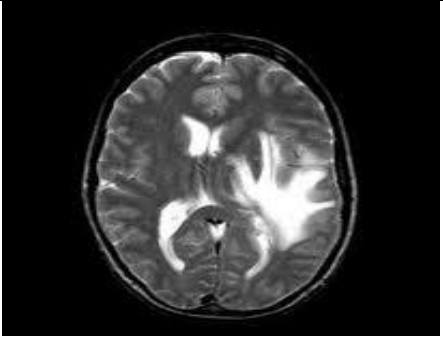

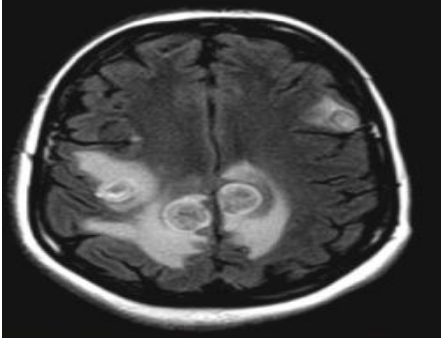

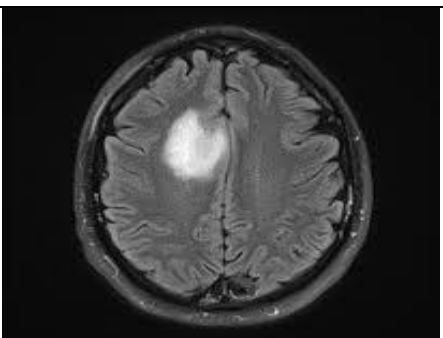
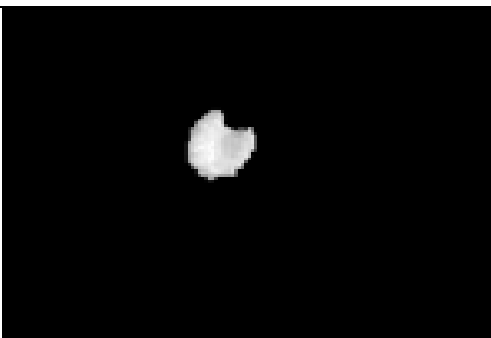
## Chapitre III : Application

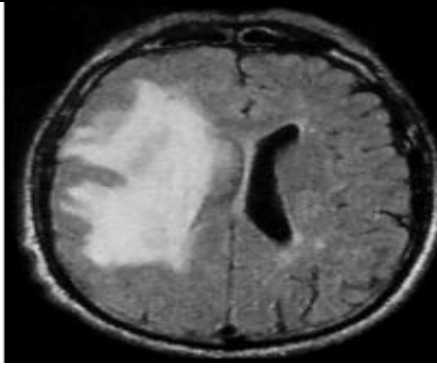
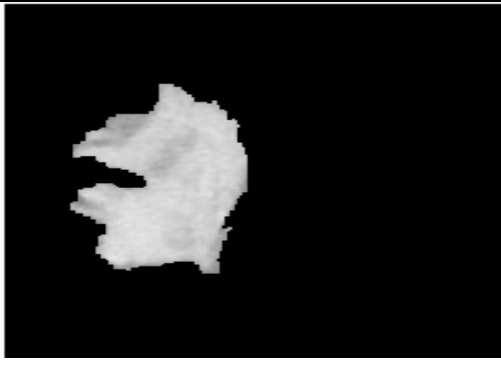
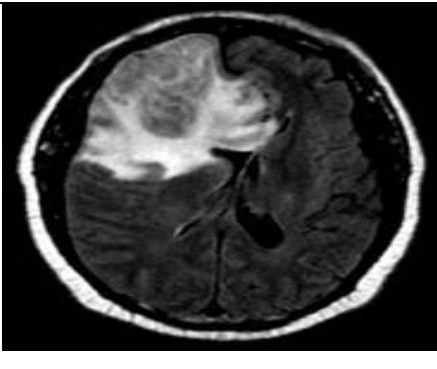
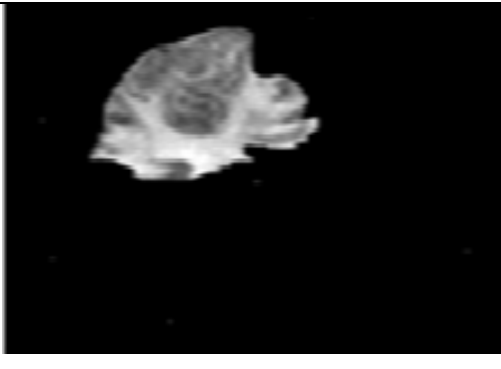
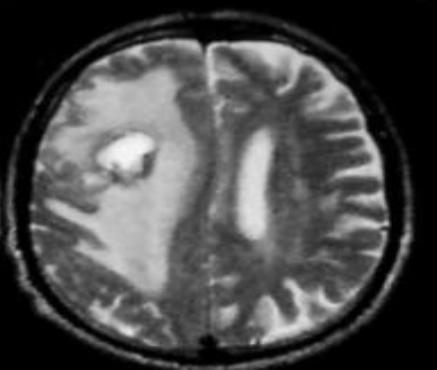

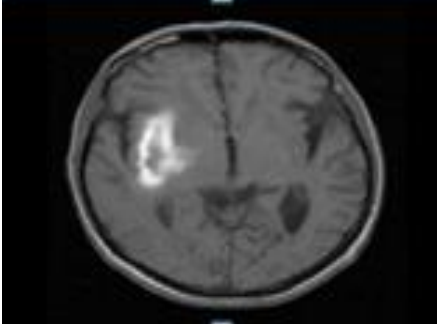

Afin de surmonter ce problème et pour renforcer le contraste des tumeurs de petite taille dont leur intensité décroît en largeur, nous faisons appel à une technique de l'égalisation adaptative d'histogramme,

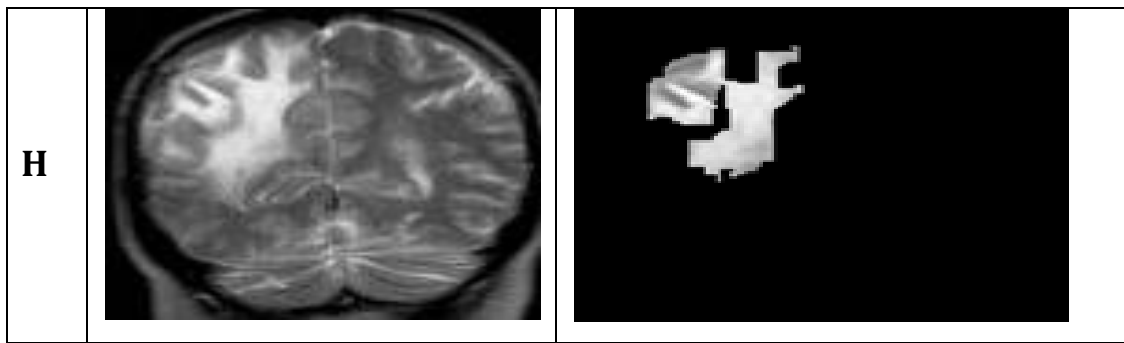
Qu'est une transformation consiste à rendre l'histogramme le plus plat possible, et obtenu une répartition idéale des niveaux de gris dans l'image (meilleur contraste), pour éclaircir l'image.

### VII. Segmentation graph cut :

La méthode de segmentation graph-cut a été testée sur l'ensemble des images de notre base de données. Les résultats obtenus sont illustrés sur les figures III.4.A jusqu'à III.4.H.

	Image à segmentée	Image segmentée par Graph-cut
<b>A</b>		
<b>B</b>		
<b>C</b>		

<b>D</b>		
<b>E</b>		
<b>F</b>		
<b>G</b>		



**Figure III.4-Résultats de segmentation des images cérébrales par graph-cut.**

Nous avons présenté une application de la méthode graph-cut dans le cadre de la segmentation des séquences d'images cérébrales (IRM). L'application visant à l'extraction d'information utile correspondant aux tissus pathologiques d'une coupe de cerveau est traitée.

Presque toutes Les figures montrent une bonne segmentation des structures anatomiques pour l'ensemble des données à savoir la taille et la position des lésions en utilisant des annotations données par des experts médicaux.

Nous n'observons tout d'abord que les résultats dépendent de choix des points qu'on a sélectionné par la souris sur l'image originale, et la valeur du pixel du "fond" reste presque constante, au contraire de l'objet.

### **VIII. Evaluation de la méthode proposée :**

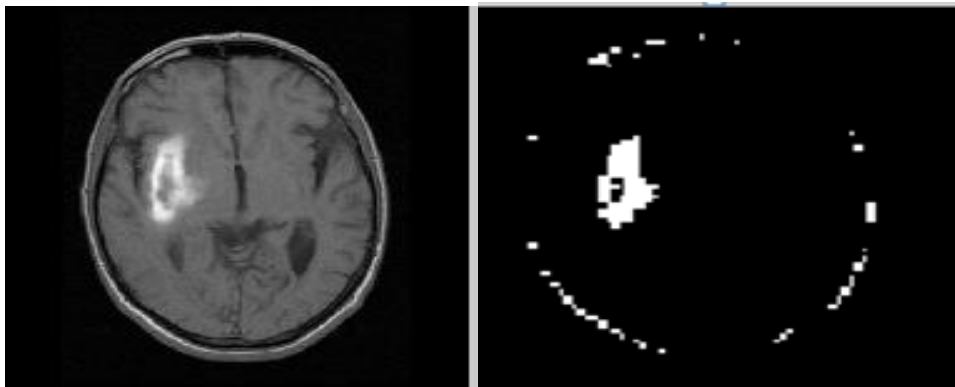
Nous avons choisis à décrire quelques méthodes de segmentation des images médicales pour faire une comparaison entre notre approche, et ces méthodes, à fin de trouver celle qui est ou qui sont les plus efficaces dans la segmentation des images médicales cérébrales, pour détecter avec une grande précision les structures pathologiques, à fin de faciliter la tâche au personnel médicale.

Nous commençons tout d'abord par une description globale des différentes techniques de segmentation Nous citons parmi celles : la méthode de segmentation par K-Moyennes (K\_Means), et par Fuzzy\_C Means (FCM).

### VIII.1 Segmentation par la méthode K-means :

L'algorithme K- moyennes (k-means) est mis au point par Mr. Queen en 1967, K-means est un algorithme de clustering le plus connu et le plus utilisé, du fait de sa simplicité de mise en œuvre. Il partitionne les données d'une image en K clusters (K classes).

K-means est un algorithme d'apprentissage non supervisé, il attribue chaque point dans un cluster dont le centre (centroïde) est le plus proche. Le centre est la moyenne de tous les points dans le cluster, ses coordonnées sont la moyenne arithmétique pour chaque dimension séparément de tous les points dans le cluster c.-à-d. chaque cluster est représentée par son centre de gravité. Voici un exemple de segmentation par K-means (Figure III.5)[21]



*Figure III.5 Exemple de segmentation par K-means d'image cérébrale.*

### VIII.2 Segmentation par la méthode FCM:

Fuzzy-C Means (FCM) est un algorithme de classification non-supervisée floue. Issu de l'algorithme des C-moyennes (*C-means*), il introduit la notion d'ensemble flou dans la définition des classes : chaque point dans l'ensemble des données appartient à chaque cluster avec un certain degré d'appartenance, et tous les clusters sont caractérisés par leur centre de gravité.

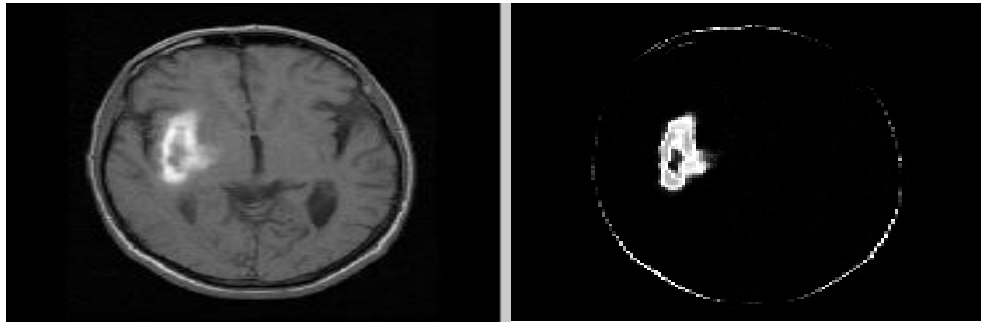
Comme les autres algorithmes de classification non supervisée, il utilise un critère de minimisation des distances intra-classe et de maximisation des distances interclasse, mais en donnant un certain degré d'appartenance à chaque classe pour chaque pixel.

Cet algorithme nécessite la connaissance préalable du nombre de clusters et génère les classes par un processus itératif. Ainsi, il permet d'obtenir une partition floue



## Chapitre III : Application

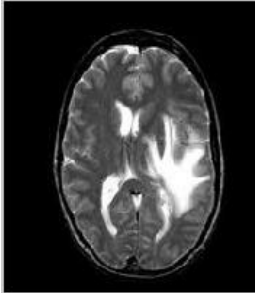



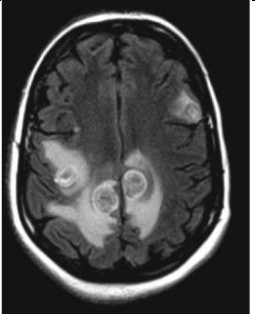

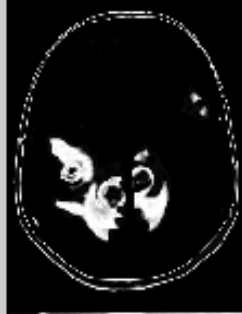
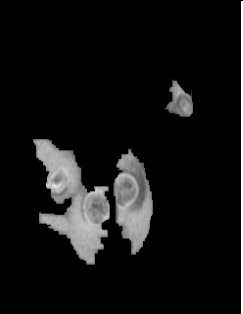
de l'image en donnant à chaque pixel un degré d'appartenance (compris entre 0 et 1) à une classe donnée. Le cluster auquel est associé un pixel est celui dont le degré d'appartenance sera le plus élevé. Voici un exemple de segmentation par FCM (Figure III.6)[21]

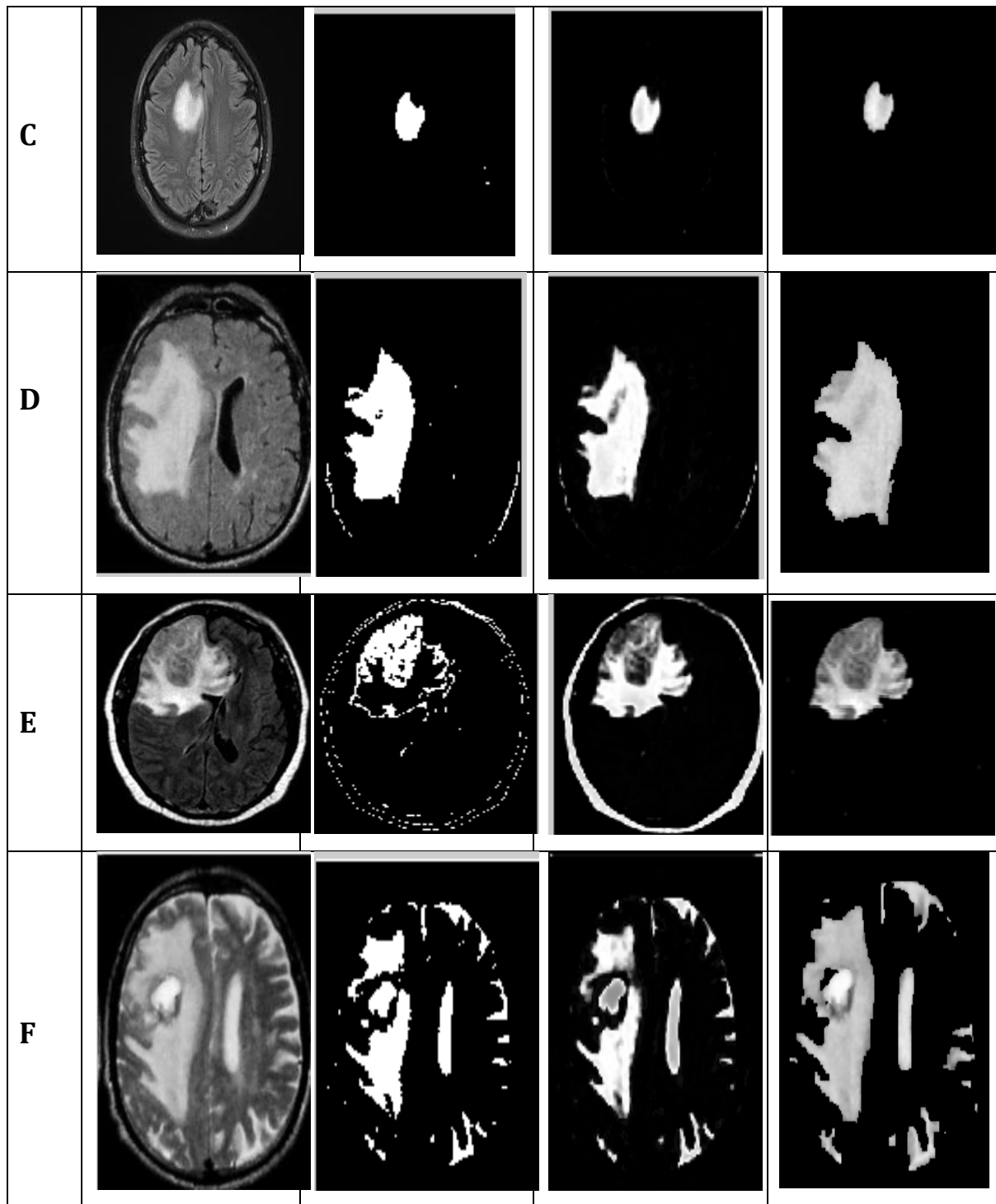


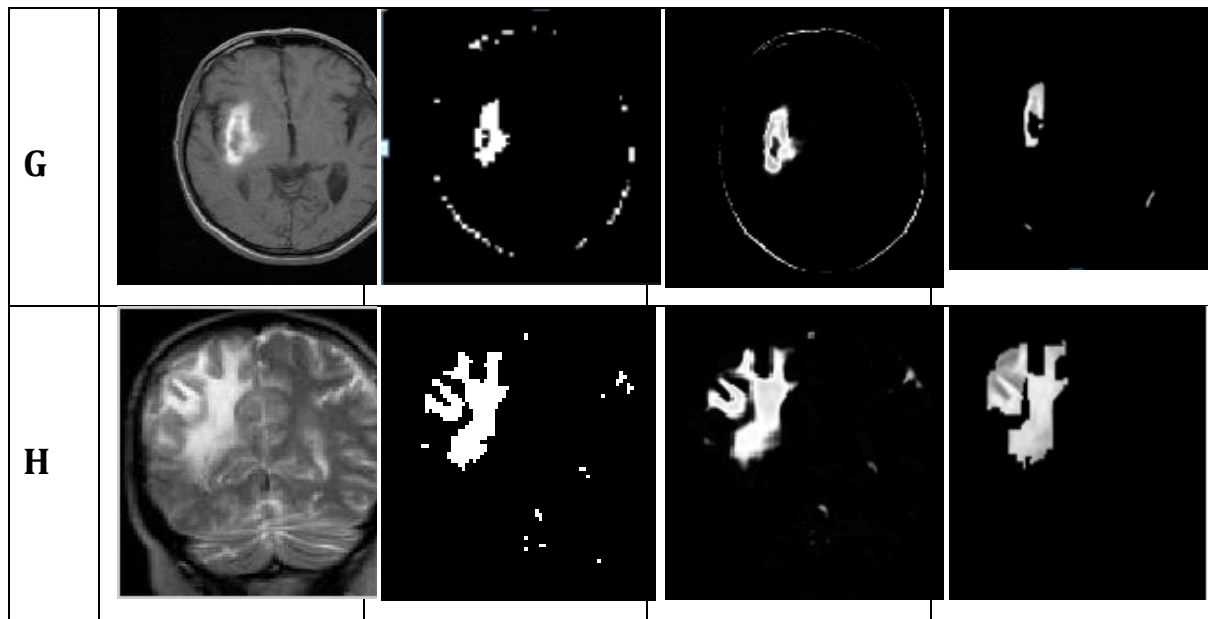
*Figure III.6 Exemple de segmentation par FCM d'image cérébrale.*

### IX. Résultats de segmentation par les trois méthodes

Les méthodes de segmentation sont appliquées sur l'ensemble des images de notre base de données, la figure III.7 illustre les résultats obtenus :

	Image à segmenter	Segmentée Par K-means	Segmentée Par FCM	Segmentée Par Graph-cut
<b>A</b>				
<b>B</b>				





**Figure III.7- Résultats de segmentation par les trois méthodes.**

L'algorithme classique K-means (k-moyennes) est un algorithme rapide, efficace et simple à mettre en œuvre mais l'apparition des individus dans l'image change à chaque fois neutre, cet algorithme a quelques inconvénients : dont :

\*l'instabilité : Le minimum obtenu est un minimum local: la répartition en classes dépend du choix initial des centres.

\*Il faut ainsi faire tourner l'algorithme plusieurs fois pour identifier les tumeurs, en chaque exécution on aura un résultat différent c'est-à-dire le choix de centre dépend de choix initial de nombre de classe (cluster K).

\*Il faut sélectionner un nombre de K classes qui minimise l'énergie pour qu'il y ait une minimisation de la distance intra-classes et une maximisation de distance inter-classes.

L'algorithme FCM est largement utilisé pour la segmentation des images de cerveau pour la détection des tumeurs, avec cet algorithme on a vu que les tumeurs sont bien détectés de manière plus rapide que l'algorithme K-means mais ils sont flou à cause de critère de degré d'appartenance dans la définition des classes.

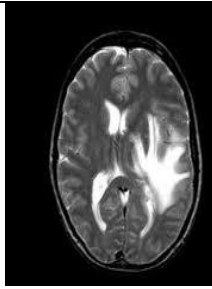

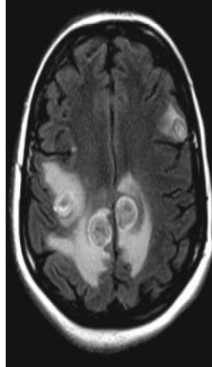
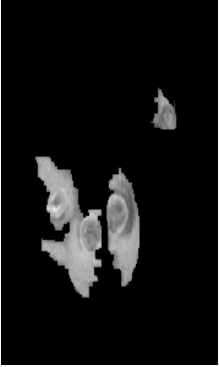
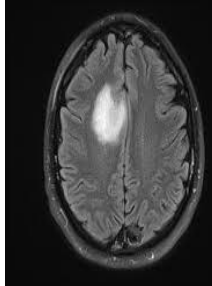

L'algorithme de segmentation Graph-cut est très utile dans la segmentation des images cérébrales, il donne des bons résultats dans l'extraction exacte de la tumeur. Cet algorithme préserve les caractéristiques initiales de la tumeur (la taille, la position, la forme, l'intensité des pixels, le contour...etc).

## Chapitre III : Application

L'avantage majeur de cet algorithme par rapport aux autres algorithmes c'est que l'exécution ne change pas tous dépend de choix des pixels de l'objet et de fond.

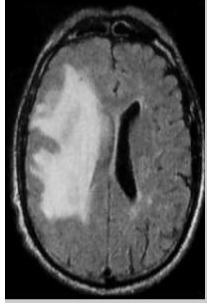
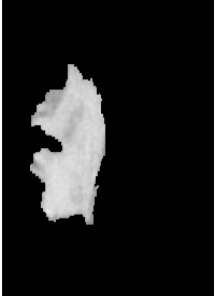
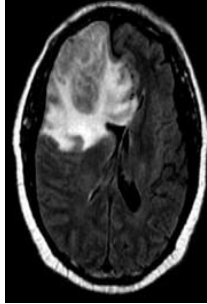

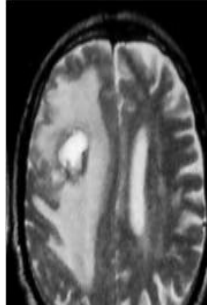
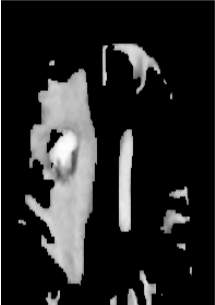
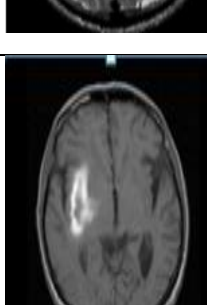
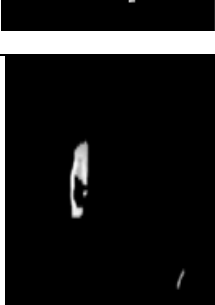
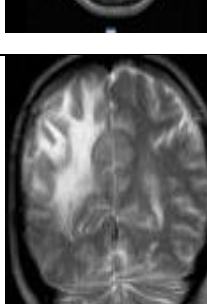
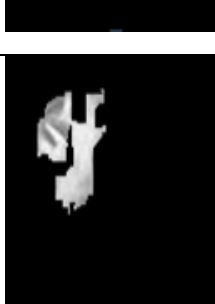
### X. Calcul des paramètres

- ❖ Les images suivantes sont segmentées par la méthode de coupe de graphe (Graph-Cut)

Image à segmenter	Image segmentée	Moyenne	Surface	Périmètre	Compacité	Annotation de référence
		0.9561	19552	1001	4.078	1005
		0.0995	15637	1233	7.7368	1231
		0.9683	17984	636	1.789	635

## Chapitre III : Application

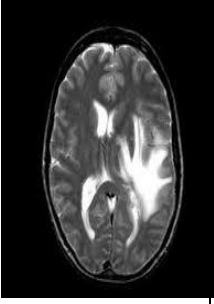

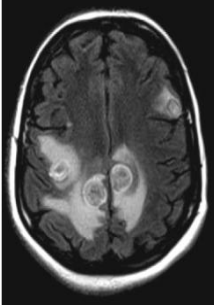

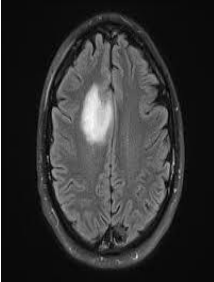

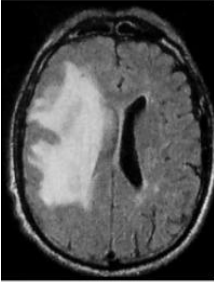

---

		<b>0.1421</b>	<b>13152</b>	<b>787</b>	<b>3.7476</b>	<b>780</b>
		<b>0.9080</b>	<b>13908</b>	<b>1060</b>	<b>6.426</b>	<b>1055</b>
		<b>0.1711</b>	<b>14018</b>	<b>1558</b>	<b>13.7797</b>	<b>1540</b>
		<b>0.990</b>	<b>40634</b>	<b>1026</b>	<b>2.061</b>	<b>1020</b>
		<b>0.9259</b>	<b>1610</b>	<b>847</b>	<b>3.549</b>	<b>845</b>

## Chapitre III : Application

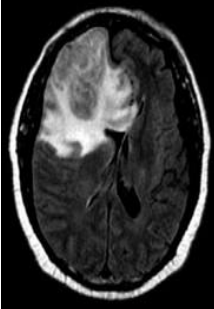

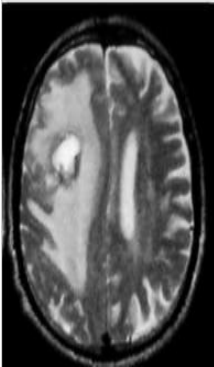

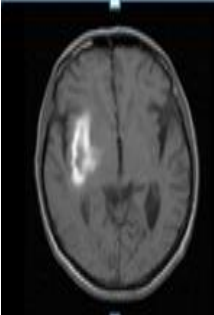

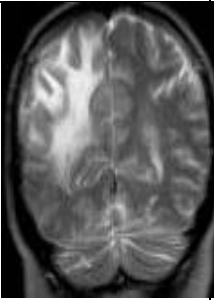

*Tableau III.1 : Tableau des paramètres des images segmentées par graph-cut*

❖ Les images suivantes sont segmentées par la méthode k-means

Image à segmenter	Image segmentée	Moyenne	Surface	Périmètre	Compacité	Annotation de référence
		0.0727	16830	1093	5.6487	1005
		0.1048	16929	1127	5.9704	1231
		0.0357	16685	638	1.9414	635
		0.1518	17243	1193	6.5684	780

## Chapitre III : Application

---

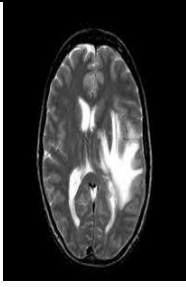

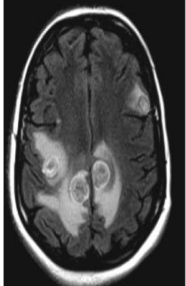

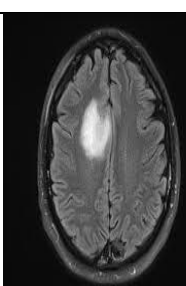

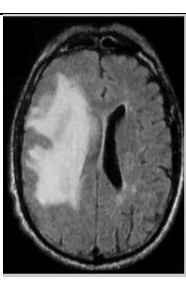

		0.0930	14602	2409	31.626	1055
		0.1492	20481	2252	19.705	1540
		0.0415	16692	1014	4.9018	1025
		0.0960	18061	1160	5.9288	845

*Tableau III.2: Tableau des paramètres des images segmentées par k-means.*

## Chapitre III : Application

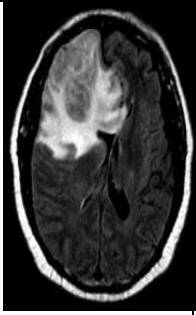

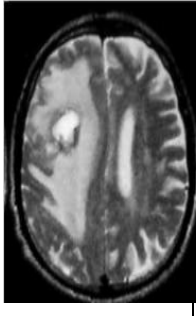

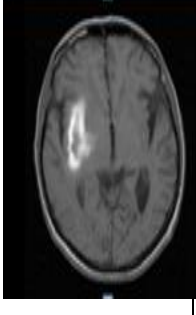

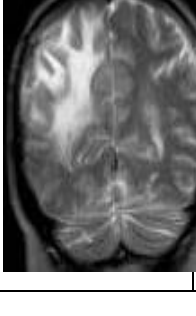

---

❖ Les images suivantes sont segmentées par la méthode FCM :

Image à segmenter	Image segmentée	Moyenne	Surface	Périmètre	Compacité	Annotation de référence
		0.0517	15841	912	4.1783	1005
		0.0834	18302	2268	22.3655	1231
		0.0326	18041	638	1.7954	635
		0.1318	19185	1044	4.5209	780



## Chapitre III : Application

		<b>0.1618</b>	<b>14552</b>	<b>1785</b>	<b>17.4238</b>	<b>1055</b>
		<b>0.1463</b>	<b>22027</b>	<b>1943</b>	<b>13.6389</b>	<b>1540</b>
		<b>0.0358</b>	<b>17304</b>	<b>884</b>	<b>3.5938</b>	<b>1025</b>
		<b>0.0865</b>	<b>20023</b>	<b>979</b>	<b>3.8091</b>	<b>805</b>

**Tableau III.3: Tableau des paramètres des images segmentées par FCM.**

Pour mieux percevoir l'intérêt de la segmentation graph-cut , nous avons proposé de comparer les paramètres calculées sur les images segmentées par graph-cut et par « Fcm, K-means ».

Nous avons calculé la surface, le périmètre et la compacité des images segmentées par les trois méthodes de segmentation « Graph-cut, Fcm et K-means »

## Chapitre III : Application

---

Tous d'abord, nous avons remarqué que la compacité des images segmentées par graph-cut est plus petite que celle des images segmentées par Fcm et K-means cela veut dire que la segmentation par graph-cut est plus précise et parfaite.

Ensuite, nous avons vu que la compacité des images segmentées par Fcm est plus petite que celle des images segmentées par K-means, ce qui montre une bonne segmentation par Fcm .

Si on compare les résultats trouvées par Graph-cut avec les annotations de la base de données , on remarque qu'ils sont plus au moins les mêmes résultats par rapport aux celles des deux autres algorithmes.

Enfin, on peut dire que la segmentation graph-cut donne des résultats plus précis et exacts par rapport aux deux autres méthodes puisque la compacité est plus petite et en comparaison avec les annotations de la base de données..

### **XI. Conclusion**

Dans ce travail nous avons appliqué l'approche de segmentation basé sur la théorie des graphes, cet approche est performante dans la détection des tumeurs et les lésions cérébrales, elle est rapide, simple, efficace et exécutable dans un temps réduit ; Dans l'application de cet approche, nous somme intéressé à choisir initialement deux pixels ; l'un appartient au fond et l'autre à l'objet à segmenter ; pour calculer la coupe minimale et faire la segmentation à fin de détecter exactement les zones d'intérêt.

A fin d'évaluer notre travail, nous avons proposé deux autres algorithmes de segmentation par classification « K-means et FCM » pour faire une simple comparaison entre ces algorithmes dans la détection exacte et précise de la zone pathologique.

Les résultats de notre approche Graph-cut sont très clairs, satisfaisants et exacte, ce qui nous pousse à dire que notre approche peut être développée au futur pour faire plus que la segmentation.

# Conclusion générale

## Conclusion générale

---

Dans le traitement d'image, on trouve que la segmentation est un domaine de recherche indispensable et très vaste qui a connu une grande révolution dans les dernières années, grâce à cette révolution, on trouve des nouvelles techniques permettant de détecter les lésions, faciliter le diagnostic des pathologies, suivre les maladies et collaborer à l'interprétation des images médicales.

Le contenu de notre mémoire ne sort pas de ce cadre. Nous avons proposé une nouvelle technique de segmentation basée sur la théorie des graphes nommée : *la segmentation par coupe de graphe « Graph-Cut »*.

Cette technique de segmentation est visée à l'extraction des tumeurs (lésions) à partir des images cérébrales pathologiques réalisées par l'Imagerie par Résonance Magnétique IRM.

Nous avons tout d'abord consacré la première partie à l'anatomie du cerveau et une description des différentes modalités d'imagerie médicales, et surtout l'Imagerie par Résonance Magnétique IRM. Ainsi, une introduction à la segmentation en générale.

La deuxième partie a été dédiée à une description détaillée de notre approche de segmentation Graph-Cut pour avoir idée sur la démarche de cette technique.

Enfin, la dernière partie réside dans l'application de cette approche sur les images cérébrales pour différencier, localiser et détecter les zones pathologiques.

D'autre part, nous avons choisi deux autres algorithmes de segmentation par classification appelés : l'algorithme des k-moyennes « K-Means » et l'algorithme des c-moyennes Floues « Fuzzy c-Means FCM », pour faire une comparaison générale entre les trois algorithmes.

Les résultats trouvés par l'algorithme Graph-Cut sont clairs, satisfaisants, et précis, ce qui nous a permis de dire qu'on peut développer cet algorithme, en perspective, et

## Conclusion générale

---

l'utilisé pour d'autres types d'images médicales réalisées par d'autres modalités d'imagerie médicale sur d'autres organes du corps humain.

Ainsi, cette technique a ouvert la porte à d'autres travaux comme : la segmentation des images en 3 Dimension « 3D » aussi, la reconstruction des images segmentées « 2D » en images 3 Dimension.

L'utilisation de cette représentation 3D devrait donner aux cliniciens une meilleure appréhension des lésions, en particulier le suivi évolutif des organes pathologiques dans le temps du patient sous traitement pharmaceutique.

Finalement, nous espérons avoir convaincu le lecteur que les Graph Cuts sont un puissant outil d'optimisation combinatoire, qui trouve de très nombreuses applications en vision par ordinateur.

Nous espérons également avoir donné suffisamment de pistes bibliographiques pour satisfaire la curiosité de toute personne intéressée par le domaine.

# Références Bibliographiques

# Bibliographie

[1] : Leo Grady and Eric L. Schwartz « Isoperimetric Graph Partitioning for Data Clustering and Image Segmentation » VOL. 03, NO. 89, en juin 2004.

[2] : Touria Baakek « Segmentation et classification intelligente des images cérébrales (identification des tumeurs) », Faculté de Technologie, Université Aboubekr Belkaid-Tlemcen, Département de Génie Bio Médicale, Thèse Doctorant soutenue en 25 Juin 2015.

[3] : Mr : Mezaine Abdelfettah « Etudes et comparaison des méthodes de segmentation des images cérébrales », Faculté de Technologie, Université Aboubekr Belkaid, département d'informatique, Mémoire pour l'obtention du diplôme de Magister en Informatique, juillet 2011.

[4] : Mlle : Zeggai khaira & Zabouchi Aoumria « Segmentation des images IRM de cerveau et reconstruction 3D » Faculté de Technologie, Université Aboubekr Belkaid, Tlemcen, département de Génie Bio Médicale, projet de fin d'étude pour l'obtention du Diplôme de Master, 2012.

[5] : [https:// :www.impf.fr](https://www.impf.fr) >radiologie conventionnelle.

[6] : Mr.Stéphanie Brico « Segmentation d'image IRM anatomique par inférence bayésienne multimodale et détection des lésions » No.5790, pp:120-123, 06/11/2008.

[7] : Mm .Laura Brullé « Développement de stratégie d'imagerie multi-modalité pour la pharmacologie des agents anticancéreux » thèse doctorant, université d'Orléans, pp:140-145, 24/05/2012.

[8] : Mr.Rida Bentata « Segmentation d'images tomographique par émission des positrons » faculté des sciences, université Es-Sénia-Oran, département d'informatique, pp:20-23, 2011.

[9] : Mme .Feroui amel « radiographie », cours IM 2016, Faculté de Technologie, Université Aboubekr Belkaid, Tlemcen, département de Génie Bio Médicale.

[10] : F.ZBerrichi, M.Benyettou « L'interprétation des images médicales cérébrales : segmentation par l'approche Split & merge » Faculté des sciences, département d'informatique, USTO

[11] : Cedric Allene « Paradigmes de segmentation de graphe : comparaisons et applications en traitement d'images » Université Paris-Est, 2009. Français. .novembre 2010.

[12] : J-F. Scheid, « chapitre5 : flot maximum dans un graphe » Graphes et RO – TELECOM Nancy 2A, site web : [www.iecl.univ-lorraine.fr/flotmax](http://www.iecl.univ-lorraine.fr/flotmax).

[13] : V.Lempitsky, P.Kohly, C.Rother, T.Shrap. « Image segmentation with a bounding box prior ».IEEE Conference on Computer Vision. PP 277-284. 2010.

[14] : Guillermo Sapîro, « Image and Video processing : from mars to holywood with a stop at the hospital »

[15] : Damien Grosgeorge, Caroline Petitjean, Su Ruan, « Segmentation d'images par coupe de graphe avec a priori de forme », RFIA, Jan 2012, Lyon, France. pp.CD-ROM, 2012, soutenue en 23 Février 2012.

[16] : Mickaël Péchaud ,« Introduction aux GraphCuts en Vision par Ordinateur », [mickaëlpéchaud.free.fr/graphcuts](http://mickaëlpéchaud.free.fr/graphcuts) ,soutenue le 26 janvier 2007.

[17] :J-F Scheid, « chapitre 5: Flot maximal dans un graphe » Graphes et RO- Telecom Nancy 2A. site web :[www.iecl.univ-lorraine.fr/flotmax](http://www.iecl.univ-lorraine.fr/flotmax).

[18] : Matthieu Fradet « Contributions à la segmentation de séquences d'images au sens du mouvement dans un contexte semi-automatique», Thèse soutenue à Rennes le 22 janvier 2010.

[19] :Zeggai Kheira et Zebouchi Aoumria « Segmentation des images IRM du cerveau et reconstruction 3D » Faculté de Technologie, Université Aboubekr Belkaid, Tlemcen, département de Génie Bio Médicale, Mémoire de Master soutenu le 26 Mai 2016.

[20] Messadi Mohmed « TP2 : Classification non supervisée : K-means et FCM », Faculté de Technologie, Université Aboubekr Belkaid, Tlemcen, département de Génie Bio Médicale. Les TP de Master1 IM.mai 2016

[21] le site Web. « [WWW.FASCICULES.FR](http://WWW.FASCICULES.FR)».



[22] Mr Bessaid « Opérateurs complexes et filtres morphologiques », Faculté de Technologie, Université Aboubekr Belkaid, Tlemcen, département de Génie Bio Médicale. Cours IM 2016,

[23] <https://pastel.archives-ouvertes.fr/tel-005326014,pp:120-122>

## Résumé :

Dans nos jours, le domaine de traitement d'image a connu d'éventuelles motivations qui touchent l'étude et la détection des tumeurs et lésions dans les images médicales, nous avons abordé une approche indispensable dans le traitement d'image qui est la segmentation des images médicales basée sur la théorie des graphes qui considère l'image à segmenter comme un graphe.

Notre approche proposée est la segmentation par coupe de graphe « Graph-cut », Elle est visée à segmenter les images cérébrales acquises par la modalité d'imagerie médicale « Imagerie par Résonance Magnétique IRM » ; Le but recherché de ce travail est de localiser et détecter les zones d'intérêt et les structures tumorales dans les images cérébrales, Les résultats obtenus sont très satisfaisants et montrent une bonne détection des tumeurs cérébrales.

A fin d'évaluer notre travail, nous avons fait une simple comparaison entre notre approche proposée et deux autres algorithmes de segmentation par classification qui sont les K-Moyennes (K-means) et les C-moyennes Floues (Fuzzy C-Means FCM).

## Abstract :

In the present day, the image processing domain has known possible motivations that affect the study and the detection of tumors and lesions in medical images; we have approached an indispensable approach in image processing which is the segmentation of medical images based on graph theory which considers the image to be segmented as a graph.

Our proposed approach is the segmentation by "Graph-cut" graph. It is aimed at segmenting the brain images acquired by the medical imaging modality "Magnetic Resonance Imaging MRI"; The aim of this work is to locate and detect areas of interest and tumor structures in brain images. The results obtained are very satisfactory and show good detection of brain tumors.

In order to evaluate our work, we have made a simple comparison between our proposed approach and two other classification segmentation algorithms which are K-means and Fuzzy C-Means FCM.

## ملخص :

في يومنا الحالي مجال معالجة الصور يعرف العديد من التطورات المحتملة التي تدرس دراسة والتقاط الأورام والأمراض الخبيثة في الصور الطبية.

في هذا المحتوى سنتطرق إلى دراسة طريقة ضرورية في معالجة الصور والتي تسمى تقسيم الصور الطبية.

سوف نهتم في هذا البحث بوحدة من بين طرق التقسيم التي تعتمد على نظرية المنحنيات التي نعتبر فيها الصورة التي سنقسمها كمنحنى

نظريتنا المقترحة هي التقسيم عن طريق قطع المنحنى وهي تهدف إلى تقسيم الصور الدماغية المتحصل عليها عن طريق تقنية التصوير بالرنين المغناطيسي.

هدفنا من هذا البحث هو تحديد والتقاط الأجزاء المهمة والأورام في الصور الدماغية.

النتائج المتحصل عليها جيدة ومقنعة وأكدت على الالتقاط الجيد للأورام الدماغية.

من أجل تقدير عملنا، قمنا بمقارنة بسيطة بين نظريتنا المقترحة ونظريات أخرى:

k-Means et FCM

