

République Algérienne Démocratique et Populaire  
Ministère de L'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

UNIVERSITE MOULOUD MAMMERI DE TIZI-OUZOU



FACULTE DE GENIE ELECTRIQUE ET D'INFORMATIQUE  
DEPARTEMENT D'ELECTRONIQUE

**Mémoire de Fin d'Études  
de MASTER ACADEMIQUE**  
Spécialité : Electronique Biomédicale  
Filière : Electronique

*Présenté par*

**Amokrane TABTI  
Younes AIBOUD**

Mémoire dirigé par **Zohra AMEUR**

Thème

**Segmentation des structures cérébrales en IRM  
par la méthode de Chan-Vese**

*Mémoire soutenu publiquement le 28 Septembre 2014*

# Remerciements

Nos remerciements vont en premier lieu à notre directrice de mémoire, Madame AMEUR Zohra, pour la qualité de son encadrement. Ses conseils, son enthousiasme, sa disponibilité, ses encouragements, son attention, du début à la fin de ce mémoire ont été pour nous une aide précieuse et une source d'équilibre pour la réalisation de ce travail. Pour tout cela, nous vous remercions vivement.

Nous tenons à remercier le Centre Hospitalo-Universitaire de Tizi-Ouzou, et le Centre d'Imagerie Médicale Mahmmoudi pour leurs aides et disponibilités tout au long de notre travail.

Nous voudrions exprimer notre gratitude à Madame HAMMOUTENE, Maitre-assistante à L'Université Mouloud Mammeri et Chef de service de radiologie au CHU de Tizi-Ouzou, pour sa contribution au bon déroulement de ce travail.

Nous nous ne manquerons pas de remercier Monsieur BELGACEM, Neurochirurgien au CHU de Tizi-Ouzou, pour l'intérêt qu'il a porté à notre travail.

Nos remerciements s'adressent également aux membres de jury, qui nous font l'honneur de juger notre travail.

Nous remercions particulièrement nos parents, nos frères et sœurs respectifs, pour leur soutien, leur amour et leurs encouragements sans cesse renouvelés. Nous leur en sommes à jamais reconnaissants.

Enfin, nous adressons nos plus sincères remerciements à tous nos proches et amis, et à tous ceux qui ont contribué, d'une manière ou d'une autre à la réalisation de ce mémoire et l'accomplissement de ce projet.

---

# Sommaire

|   |   |
|---|---|
| Introduction .....                                | 1 |
| CHAPITRE I : Anatomie cérébrale et tumeurs.       |   |
| I. Préambule .....                                | 3 |
| II. Observation du cerveau .....                  | 3 |
| III. Quelques éléments d'anatomie cérébrale ..... | 4 |
| III.1.1. Le système nerveux central (SNC).....    | 4 |
| III.1.2. Le système nerveux périphérique.....     | 5 |
| III.2. Description .....                          | 5 |
| III.2.1. L'encéphale .....                        | 5 |
| III.2.2. Le cerveau .....                         | 6 |
| III.2.3. Le cervelet .....                        | 6 |
| III.2.4. Le tronc cérébral.....                   | 6 |
| IV. Les principaux tissus du cerveau.....         | 8 |
| IV.1. La matière grise.....                       | 8 |
| IV.2. Le cortex.....                              | 8 |
| IV.3. Les noyaux de base .....                    | 8 |
| IV.3.1. Le noyau coudé .....                      | 8 |
| IV.3.2. Le noyau lenticulaire (amygdalien) .....  | 8 |
| IV.3.3. Le putamen.....                           | 8 |
| IV.3.4. Le pallidum .....                         | 8 |
| IV.4. Les noyaux du diencephale .....             | 9 |
| IV.4.1. Le thalamus .....                         | 9 |
| IV.4.2. L'hypothalamus.....                       | 9 |
| IV.5. La matière blanche .....                    | 9 |

---

|   |    |
|---|----|
| IV.6. Les méninges.....                                     | 10 |
| IV.7. Le liquide céphalo-rachidien.....                     | 11 |
| V. Les tumeurs .....  | 11 |
| V.1. Les tumeurs du cerveau .....                           | 11 |
| V.2. Les tumeurs du système nerveux.....                    | 12 |
| V.3. Les tumeurs cérébrales bénignes .....                  | 12 |
| V.4. Les tumeurs cérébrales malignes.....                   | 12 |
| V.5. Les tumeurs cérébrales primaires .....                 | 12 |
| V.6. Les tumeurs cérébrales secondaires.....                | 12 |
| V.7. Graduation des tumeurs selon l’OMS .....               | 12 |
| V.8. Les troubles liés à la localisation de la tumeur ..... | 13 |
| VI. Examens et diagnostic.....                              | 14 |
| VI.1. Les étapes du diagnostic.....                         | 14 |
| VI.1.1. Examen physique complet .....                       | 15 |
| VI.1.2. Examen neurologique.....                            | 15 |
| VI.1.3. Les examens d’imagerie.....                         | 15 |
| VI.1.3.1. Un scanner.....                                   | 15 |
| VI.1.3.2. Une IRM.....                                      | 16 |
| VI.1.4. La biopsie.....                                     | 16 |
| VI.1.5. La ponction lombaire .....                          | 16 |
| VII. Discussion.....  | 16 |

## CHAPITRE 2 : L’IRM du principe physique jusqu’à l’acquisition des images.

|  |    |
|--|----|
| I. Préambule .....   | 17 |
| II. Magnétisme nucléaire.....  | 18 |
| II.1. Rappel : champ magnétique - électricité .....                    | 18 |
| II.2. Application au noyau atomique.....                               | 18 |
| III. Principe physique de la résonance magnétique nucléaire (RMN)..... | 19 |

---

|   |    |
|---|----|
| III.1. Champ polarisant $B_0$ .....   | 20 |
| III.2. Phase d'excitation par un champ $B_1$ .....                              | 20 |
| III.3. Les phénomènes de relaxation .....                                       | 22 |
| IV. Mesure du signal RMN, signal précession libre ou FID .....                  | 23 |
| V. Contraste en $T_1, T_2$ et densité protonique .....                          | 25 |
| V.1. Pondération en $T_1, T_2$ et densité protonique .....                      | 26 |
| V.2. Application au contraste du système nerveux central et en pathologie ..... | 27 |
| V.2.1. En séquence courte pondérée $T_1$ .....                                  | 27 |
| V.2.2. En séquence longue pondérée $T_2$ et densité protonique .....            | 29 |
| VI. Modification du contraste .....   | 31 |
| VI.1. Produits de contraste .....   | 31 |
| VI.2. Influence du produit de contraste Gadolinium.....                         | 31 |
| VII. La formation de l'image .....  | 33 |
| VII.1. Les gradients de champs magnétiques.....                                 | 33 |
| VII.2. Chronogramme de la séquence d'écho de spin.....                          | 34 |
| VII.3. Application du codage de phase et fréquence en IRM .....                 | 35 |
| VII.4. Durée d'une séquence.....  | 38 |
| VII.5. Imagerie 3D .....  | 38 |
| VII.6. Plan de Fourier et reconstruction de l'image .....                       | 39 |
| VIII. Artéfacts en imagerie par résonance magnétique .....                      | 41 |
| VIII.1. Artéfacts métalliques .....   | 41 |
| VIII.2. Artéfacts de mouvements .....   | 42 |
| VIII.2.1. Mécanismes des artéfacts de mouvements .....                          | 43 |
| VIII.3. Artéfacts de troncature .....   | 44 |
| VIII.4. Aliasing .....  | 44 |
| VIII.5. Artéfacts de susceptibilité magnétique.....                             | 46 |
| IX. Instrumentation IRM.....  | 46 |
| IX.1. L'aimant principal .....  | 46 |
| IX.1.1. Les aimants résistifs .....   | 47 |

|  |    |
|--|----|
| IX.1.2. Les aimants permanents .....         | 47 |
| IX.1.3. Les aimants supraconducteurs.....    | 47 |
| IX.2. Les bobines de gradient .....          | 48 |
| IX.3. Les antennes.....                      | 49 |
| IX.3.1. Les antennes de volume .....         | 49 |
| IX.3.2. Les antennes de surface.....         | 49 |
| IX.4. Les autres organes de l'appareil ..... | 51 |
| IX. Discussion .....                         | 52 |

### CHAPITRE 3 : État de l'art des techniques de segmentation d'images médicales.

|   |    |
|---|----|
| I. Préambule .....  | 53 |
| II. Prétraitement d'images .....                          | 53 |
| II.1. La restauration .....                               | 53 |
| II.2. Le filtrage.....                                    | 53 |
| II.2.1. Filtrage Gaussien .....                           | 54 |
| II.2.2. Moyennage .....                                   | 54 |
| II.2.3. Filtre médian.....                                | 54 |
| II.3. Amélioration.....                                   | 55 |
| II.3.1. Amélioration du rapport Signal sur Bruit .....    | 55 |
| II.3.2. Amélioration par filtrage .....                   | 55 |
| II.3.3. Amélioration par Histogramme .....                | 55 |
| II.3.3.1. Modifications d'histogrammes .....              | 56 |
| II.3.3.2. Recadrage des histogrammes.....                 | 57 |
| II.3.3.3. Linéarisation des histogrammes .....            | 57 |
| III. La segmentation d'images cérébrales.....             | 57 |
| III.1. La segmentation .....                              | 58 |
| III.2. Définition formelle.....                           | 58 |
| III.3. Le but de la segmentation d'images cérébrales..... | 59 |

---

|   |    |
|---|----|
| III.4. La segmentation automatique des IRM cérébrales.....                              | 59 |
| III.5. Difficultés liées à la segmentation des images cérébrales.....                   | 60 |
| IV. Les différentes approches de segmentation : État de l'art.....                      | 60 |
| IV.1. Approches Régions .....   | 61 |
| IV.1.1. Segmentation par croissance de régions .....                                    | 61 |
| IV.1.1.1. Les paramètres de la croissance de régions.....                               | 62 |
| IV.1.1.2. Germes initiaux .....   | 62 |
| IV.1.1.3. Mesure d'homogénéité.....   | 62 |
| IV.1.1.4. Un processus itératif .....   | 62 |
| IV.1.1.5. Convergence, critère d'arrêt.....   | 63 |
| IV.1.1.6. Application de la méthode de croissance de régions.....                       | 64 |
| IV.1.2. Segmentation par fusion de régions (merge).....                                 | 64 |
| IV.1.3. Segmentation par division de régions (split).....                               | 64 |
| IV.1.4. Segmentation par division-fusion (Split and Merge) .....                        | 65 |
| IV.1.4.1. Application de la méthode de division-fusion.....                             | 66 |
| IV.1.5. Classification par K-Means (K-Moyens) .....                                     | 66 |
| IV.1.5.1. Application de la méthode K-Means.....  | 67 |
| IV.1.6. Classification floue FCM (Fuzzy C-Means) .....                                  | 68 |
| IV.1.6.1. Application de la méthode FCM .....   | 69 |
| IV.1.7. Comparaison entre K-Means et FCM .....  | 70 |
| IV.2.1. Le processus classique de détection de contours .....                           | 71 |
| IV.2.2. Les méthodes dérivatives .....  | 72 |
| IV.2.2.1. Calcul du gradient .....  | 73 |
| IV.2.2.2. Calcul du laplacien .....   | 74 |
| IV.2.3. Les méthodes déformables .....  | 74 |
| IV.2.3.1. Les contours actifs (Snakes) .....  | 74 |
| IV.2.3.1.1. Principe et fonctionnement intuitif de la méthode des contours actifs ..... | 75 |
| IV.2.3.1.2. Itérations de l'algorithme .....  | 76 |
| IV.2.3.1.3. Énergie interne $E_{interne}$ .....   | 76 |

|  |    |
|--|----|
| IV.2.3.1.4. Énergie externe $E_{\text{externe}}$ .....   | 77 |
| IV.2.3.1.5. Modification du contour .....                | 77 |
| IV.2.3.1.6. Inconvénients des contours actifs.....       | 78 |
| IV.2.3.2. Les ensembles de niveaux (level set) .....     | 79 |
| IV.2.3.3. Le modèle de Level Set .....                   | 80 |
| IV.2.4. Les limites de la segmentation par contour ..... | 82 |
| V. Discussions .....                                     | 82 |

#### CHAPITRE 4 : La méthode de Chan Et Vese, Tests et résultats.

|  |    |
|--|----|
| I. Préambule .....   | 83 |
| II. Format DICOM .....   | 83 |
| II.1. Définition de DICOM .....  | 84 |
| II.2. Objectifs de DICOM .....   | 84 |
| II.3. Avantages de DICOM .....   | 84 |
| III. Présentation des données .....  | 84 |
| III.1. Image de Brodatz.....   | 85 |
| IV. Application de la méthode de Chan-Vese .....                           | 87 |
| IV.1. Présentation des contours actifs basés régions .....                 | 87 |
| IV.2. La fonctionnelle de Mumford-Shah .....                               | 87 |
| IV.3. Segmentation d'images par le modèle de Chan et Vese .....            | 90 |
| IV.3.1. Cas biphasé.....   | 90 |
| IV.3.2. Cas multiphasé .....   | 93 |
| IV.4. Présentation des résultats de l'étape de segmentation.....           | 96 |
| IV.4.1. Résultats de segmentation de l'image de Brodatz.....               | 96 |
| IV.4.1.1. Avec un rectangle comme contour initial .....                    | 96 |
| IV.4.1.2. Avec un cercle comme contour initial .....                       | 97 |
| IV.4.2. Résultats de segmentation de la coupe axiale sans anomalie 1 ..... | 98 |
| IV.4.2.1. Avec un rectangle comme contour initial .....                    | 98 |

---

|  |     |
|--|-----|
| IV.4.2.2. Avec un cercle comme contour initial .....                           | 99  |
| IV.4.3. Résultats de segmentation de la coupe sagittale sans anomalie 1 .....  | 100 |
| IV.4.3.1. Avec un rectangle comme contour initial .....                        | 100 |
| IV.4.3.2. Avec un cercle comme contour initial .....                           | 101 |
| IV.4.4. Résultats de segmentation de la coupe coronale sans anomalie 1 .....   | 102 |
| IV.4.4.1. Avec un rectangle comme contour initial .....                        | 102 |
| IV.4.4.2. Avec un cercle comme contour initial .....                           | 103 |
| IV.4.5. Résultats de segmentation de la coupe axiale sans anomalie 2 .....     | 104 |
| IV.4.5.1. Avec un rectangle comme contour initial .....                        | 104 |
| IV.4.5.2. Avec un cercle comme contour initial .....                           | 105 |
| IV.4.6. Résultats de segmentation de la coupe axiale avec anomalie 1 .....     | 106 |
| IV.4.6.1. Avec un rectangle comme contour initial .....                        | 106 |
| IV.4.6.2. Avec un cercle comme contour initial .....                           | 107 |
| IV.4.7. Résultats de segmentation de la coupe sagittale avec anomalie 1 .....  | 108 |
| IV.4.7.1. Avec un rectangle comme contour initial .....                        | 108 |
| IV.4.7.2. Avec un cercle comme contour initial .....                           | 109 |
| IV.4.8. Résultats de segmentation de la coupe coronale avec anomalie 1 .....   | 110 |
| IV.4.8.1. Avec un rectangle comme contour initial .....                        | 110 |
| IV.4.8.2. Avec un cercle comme contour initial .....                           | 111 |
| IV.4.9. Résultats de segmentation de la coupe axiale avec anomalie 2 .....     | 112 |
| IV.4.9.1. Avec un rectangle comme contour initial .....                        | 112 |
| IV.4.9.2. Avec un cercle comme contour initial .....                           | 113 |
| IV.4.10. Résultats de segmentation de la coupe sagittale avec anomalie 2 ..... | 114 |
| IV.4.10.1. Avec un rectangle comme contour initial .....                       | 114 |
| IV.4.10.2. Avec un cercle comme contour initial .....                          | 115 |
| IV.4.11. Résultats de segmentation de la coupe coronale avec anomalie 2 .....  | 116 |
| IV.4.11.1. Avec un rectangle comme contour initial .....                       | 116 |
| IV.4.11.2. Avec un cercle comme contour initial .....                          | 117 |
| V. Discussions .....   | 118 |

Conclusion..... 119

Bibliographie.

# *Introduction*

# Introduction

Au fil du temps, la médecine humaine a constamment évoqué le besoin toujours plus grandissant de pouvoir voir à l'intérieur du corps humain sans avoir à utiliser des techniques dites invasives, nécessitant des opérations parfois longues et complexes. Il existe aujourd'hui plusieurs méthodes d'imagerie médicale.

Bien que toutes ces méthodes se distinguent par le fonctionnement de leurs capacités d'imagerie, elles ont toutes un point commun : elles produisent des images de tons de gris servant essentiellement au diagnostic. En effet, les niveaux de gris sont intimement liés aux caractéristiques physiques des tissus observés et peuvent également être reliés à des phénomènes physiologiques typiques (œdème, lésions...).

De plus en plus, l'imagerie médicale est utilisée dans toutes les étapes de la pratique médicale, aussi bien lors du diagnostic ou de la planification de thérapie, qu'en contrôle de la thérapie.

Bien entendu, les techniques actuelles ne sont pas sans failles, sans passer par les pour et les contres de chacune, il est possible de dresser une liste globale des besoins toujours grandissants en imagerie :

- Meilleure qualité d'images (moins d'artéfacts et meilleur contraste).
- Plus grande vitesse d'acquisition (imagerie en temps réel).
- Meilleure résolution des images (images plus détaillées et plus volumineuses).

Si les images scanner, IRM, TEP, etc. ont métamorphosé la pratique médicale, les mathématiques et l'informatique y sont pour beaucoup. Qu'il s'agisse de passer du signal brut issu des systèmes d'acquisition à des images numériques interprétables par le médecin, d'améliorer le contraste ou de diminuer le bruit de ces images, ou encore d'en extraire automatiquement des organes particuliers, des pathologies comme des tumeurs, toutes ces étapes exigent de concevoir des modèles mathématiques, de les rendre opérationnels dans des algorithmes de traitement et de faire mouliner de puissants ordinateurs.

Ces thèmes de recherche, bien que déjà anciens, suscitent toujours beaucoup de travaux pour fournir des outils en adéquation avec les attentes des médecins. Celles-ci sont terriblement concrètes : comment quantifier un tissu malin ? comment quantifier sa dangerosité pour le patient ? il faut alors arriver à collecter des propriétés sur les images, qu'elles soient morphologiques (taille et forme d'une tumeur), densitométriques (opacité ou niveau de gris des tissus), etc., puis à les associer au sein de formulations mathématiques qui conduiront à des décisions raisonnées de la part des médecins. Tous les patients, donc tous leurs organes, étant différents, d'importants progrès ont été accomplis ces dernières années dans la modélisation de cette variabilité afin d'automatiser l'analyse des images, la segmentation en forme le point de départ.

La segmentation des structures anatomiques cérébrales est un problème difficile et reste un sujet de recherche de forte actualité dans le domaine médical. La difficulté à segmenter une image cérébrale vient de la complexité structurelle des images IRM et du contraste souvent insuffisant pour extraire la structure d'intérêt, sans aucune connaissance à priori sur sa forme et sa localisation.

L'objectif de ce travail est la segmentation des structures cérébrales de sujets sains et pathologiques à partir de séquences d'images d'IRM cérébrales. Le but recherché est la mise en œuvre d'une technique automatique de segmentation de ces structures pour aider le médecin au diagnostic, cette segmentation doit naturellement être reproductible et fiable.

Pour notre travail, nous présentons une méthode de segmentation d'images IRM basée sur le modèle de Chan et Vese. Ce modèle permet la segmentation de divers types d'images y compris celles qui sont difficiles à segmenter par seuillage ou par des méthodes basées régions. Ce modèle CV, performant, présente beaucoup d'avantages par rapport aux autres modèles (détection de contours intérieurs, position quelconque de la courbe initiale, détection des contours avec ou sans gradient, robustesse au bruit).

Notre mémoire est structuré en quatre chapitres :

Dans le premier chapitre nous présentons brièvement, dans un premier temps, l'anatomie du cerveau afin de comprendre les images utilisées lors de notre étude, puis les différents types de tumeurs, les diagnostics et les examens nécessaires pour déterminer l'origine des symptômes et les traités.

Dans le deuxième chapitre nous nous intéressons au principe de l'imagerie par résonance magnétique (IRM), ainsi que les différentes étapes qui mènent à l'acquisition et la formation de ce type d'images.

Le troisième chapitre porte sur les différentes techniques d'analyse des images et les principales méthodes de segmentation, leurs avantages et leurs inconvénients.

Le quatrième et dernier chapitre est consacré à la méthode de segmentation de Chan et Vese que nous avons développée. Nous donnons ensuite les résultats expérimentaux obtenus en appliquant notre technique d'une part, sur une image de l'album de Brodatz afin d'évaluer sa robustesse et d'autre part, sur des images représentant respectivement, deux cerveaux sains et deux cerveaux atteints de différentes pathologies cérébrales.

Nous terminons par une conclusion et les perspectives ouvertes par ce travail.

# *Chapitre 1*

## *Anatomie cérébrale et tumeurs*

## I/ Préambule :

L'anatomie cérébrale en imagerie par résonance magnétique est simple et complexe à la fois. Simple parce que les structures les mieux contrastées et les plus volumineuses s'identifient facilement : leur organisation, leur localisation et leur forme permettent de les reconnaître rapidement avec un minimum d'entraînement et leur nombre ne dépasse pas une vingtaine.

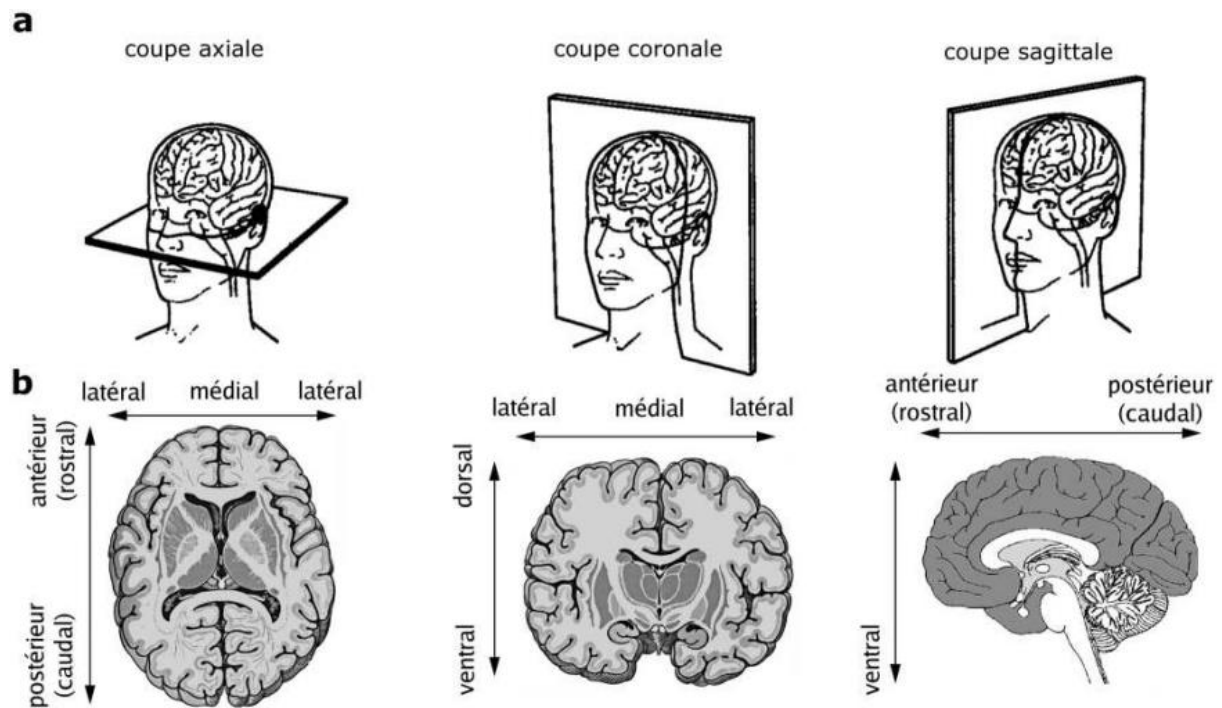
Complexe parce que, dès que le plan de coupe change, ce début d'expertise que nous croyons avoir acquis disparaît, nous ne retrouvons plus les repères visuels que nous attendions et sur lesquels reposait en fait notre maigre savoir. En observant presque exclusivement un volume IRM en vue axiale par exemple, ou sinon avec quelques vues sagittales et coronales, et généralement toujours les mêmes, notre compréhension réelle de la morphologie cérébrale est donc très réduite. La complexité provient également de la complexité intrinsèque du cerveau, indépendamment de l'acquisition en IRM.

Dans ce chapitre préliminaire, nous décrivons le cadre biomédical de notre travail. Nous commençons par une description macroscopique et microscopique du cerveau. Nous présentons, ensuite, les différentes lésions et les tumeurs qui peuvent l'affecter, leurs symptômes ainsi que leurs diagnostics.

## II/ Observation du cerveau :

Certains termes issus du milieu médical, dont la définition n'est pas toujours intuitive, sont récurrents dans ce mémoire. On peut citer par exemple les qualificatifs axial, coronal (ou frontal) et sagittal associés aux coupes imagées. Ces trois coupes sont approximativement parallèles, respectivement, au plan qui comprend nez et oreilles, au plan du visage et au plan de symétrie de la tête.

- 1. Coupes axiales :** Ces coupes correspondent quasiment à un plan horizontal. En imagerie de résonance magnétique, elles correspondent à un plan perpendiculaire à l'axe du champ magnétique principal (divise le corps en deux parties supérieure et inférieure).
- 2. Coupes coronales :** Ce sont des coupes perpendiculaires aux coupes axiales et sagittales. Elles correspondent à des vues de face du cerveau (divise le corps en deux parties antérieure et postérieure).
- 3. Coupes sagittales :** Ces coupes sont prises dans des plans parallèles au plan inter-hémisphérique. Il s'agit de vues latérales du cerveau (divise le corps en deux parties gauche et droite).



**Figure 1.1 :** Représentation en coupe du cerveau.

a - Plans de coupe conventionnels de neuroanatomie et appellations correspondantes.

b - Exemples de coupes et vocabulaire lié aux axes du plan de coupe.

### III/ Quelques éléments d'anatomie cérébrale :

#### III-1/ Le système nerveux :

On appelle système nerveux l'ensemble constitué par le cerveau, la moelle épinière et les nerfs. Le cerveau est l'organe central supervisant le système nerveux, il contrôle et coordonne la plupart des mouvements et les fonctions internes telles que le rythme cardiaque, la pression artérielle ou la température du corps et il gère la production de toutes les hormones. Mais il est également le siège de la vie psychique, de la personnalité, des facultés intellectuelles, de la créativité et des émotions.

Le cerveau reçoit des signaux par des nerfs qui lui transmettent des informations par exemple la douleur de chaque portion du corps, il les analyse, en tire une réponse puis la transmet. Pour distinguer les centres de commande des voies d'information, on subdivise le système nerveux en deux: le système nerveux central et le système nerveux périphérique.

#### III-1-1/ Le système nerveux central (SNC) :

Il est constitué du cerveau et de son prolongement naturel, la moelle épinière, située au centre de notre colonne vertébrale. Cette dernière forme avec le crâne une véritable armure qui protège le système nerveux central. Le cerveau et la moelle épinière sont enveloppés par les méninges. Elles comprennent trois feuillets, entre lesquels circule le liquide céphalorachidien.

### III-1-2/ Le système nerveux périphérique :

Il est constitué des nerfs : certains recueillent des informations de l'environnement et les transmettent au cerveau, alors que d'autres diffusent les ordres du cerveau vers le reste du corps.

Les nerfs du visage sont reliés directement au cerveau, les autres passent par la moelle épinière [7].

### III-2/ Description :

Le système nerveux central est l'organe qui contrôle l'ensemble des comportements de l'individu, qu'il s'agisse de comportements conscients ou inconscients. Il est constitué d'un réseau complexe de communications dont les influx règlent le fonctionnement des organes.

Bien que représentant seulement 2% du poids total du corps humain (soit environ 1,4 kilogrammes), le cerveau gère directement ou indirectement 98 % de ses fonctions. Il est responsable des fonctions humaines les plus complexes comme la pensée, la résolution de problèmes, les émotions, la conscience et les comportements sociaux, et régit les fonctions essentielles du corps comme la respiration, le processus d'alimentation, le sommeil, les mouvements et les cinq sens.

En dépit de son extrême complexité, le cerveau n'est composé que de deux types de cellules : les neurones et les cellules gliales. Les neurones sont des cellules nerveuses capables de recevoir et de transmettre l'information. Ils sont constitués d'un corps cellulaire, de plusieurs prolongements afférents appelés dendrites et d'un prolongement efférent appelé axone. Chaque neurone peut posséder jusqu'à 10 000 connexions avec d'autres neurones, ce qui conduit à un nombre très élevé de réseaux interconnectés. Les cellules gliales sont quant à elles des cellules de soutien qui contribuent à assurer le bon fonctionnement des neurones, sans participer directement au transfert de l'information. Le cerveau contient plus de 100 000 millions de neurones et encore davantage de cellules gliales [1].

### III-2-1/ L'encéphale :

L'encéphale est le centre du système nerveux central, c'est la partie du système nerveux contenue dans la boîte crânienne et reposant sur la base du crâne. L'anatomie le décompose en trois parties : la moelle épinière, le tronc cérébral et le cerveau [2] (Figure 1.2).

L'ensemble flotte dans un coussin protecteur de liquide céphalo-rachidien(LCR). Le tronc cérébral est situé dans la fosse postérieure du crâne, sous le cerveau. Il présente un carrefour majeur du système nerveux central entre le cerveau, en haut, le cervelet, en arrière, et la moelle épinière, en bas. Le cervelet est le centre nerveux chargé de la coordination des mouvements. C'est la deuxième plus grosse structure de l'encéphale après le cortex. Il est issu de la partie dorsale du métencéphale (région de l'encéphale constituée d'une partie du tronc cérébral et du cervelet) et est relié au reste de l'encéphale par les pédoncules cérébelleux. Le cerveau est constitué de deux hémisphères séparés par un profond sillon médian. Les deux hémisphères sont reliés par des faisceaux de fibres appelés commissures [3].

### III-2-2/ Le cerveau :

Il occupe la majeure partie de l'encéphale, et est divisé en 2 hémisphères cérébraux : hémisphère droit et hémisphère gauche. La surface du cerveau présente de nombreux replis, avec un grand nombre de circonvolutions limitées par des sillons.

Certains sillons plus profonds, les scissures, permettent de diviser chaque hémisphère en 4 lobes : le lobe frontal (intervient dans la pensée, la conceptualisation, la planification, l'appréciation consciente des émotions), le lobe pariétal (intervient pour les gestes, l'orientation et les reconnaissances spatiales, le calcul), le lobe occipital (principalement le siège de la vision) et le lobe temporal (dédié à l'interprétation des sons, du langage et de la mémoire) (Figure 1.3).

### III-2-3/ Le cervelet :

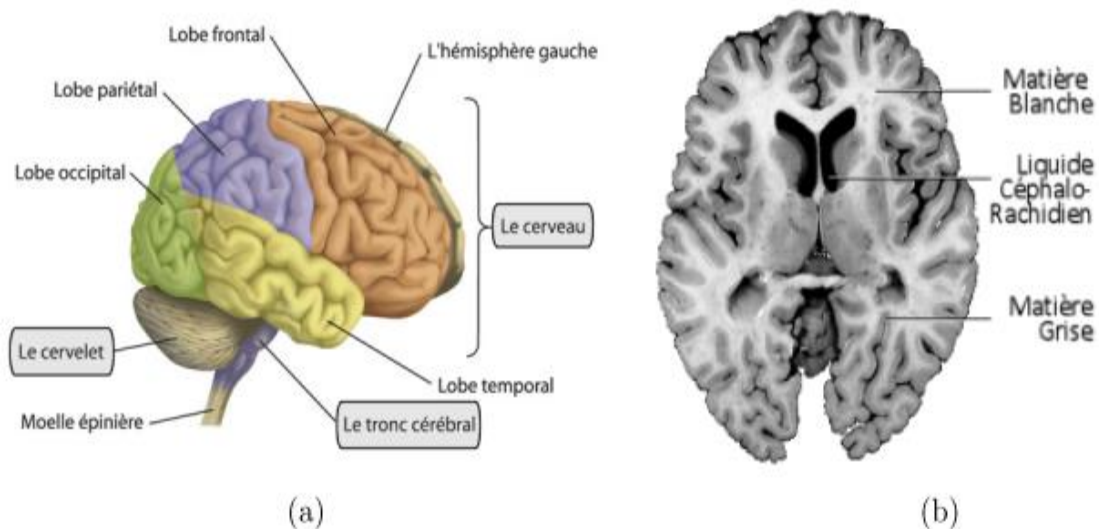
Il est situé en parallèle sur deux grandes voies nerveuses : celles qui amènent les messages sensoriels vers les zones du cortex qui en font l'analyse ; et celles qui partent du cortex et descendent vers les muscles pour les faire se contracter.

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

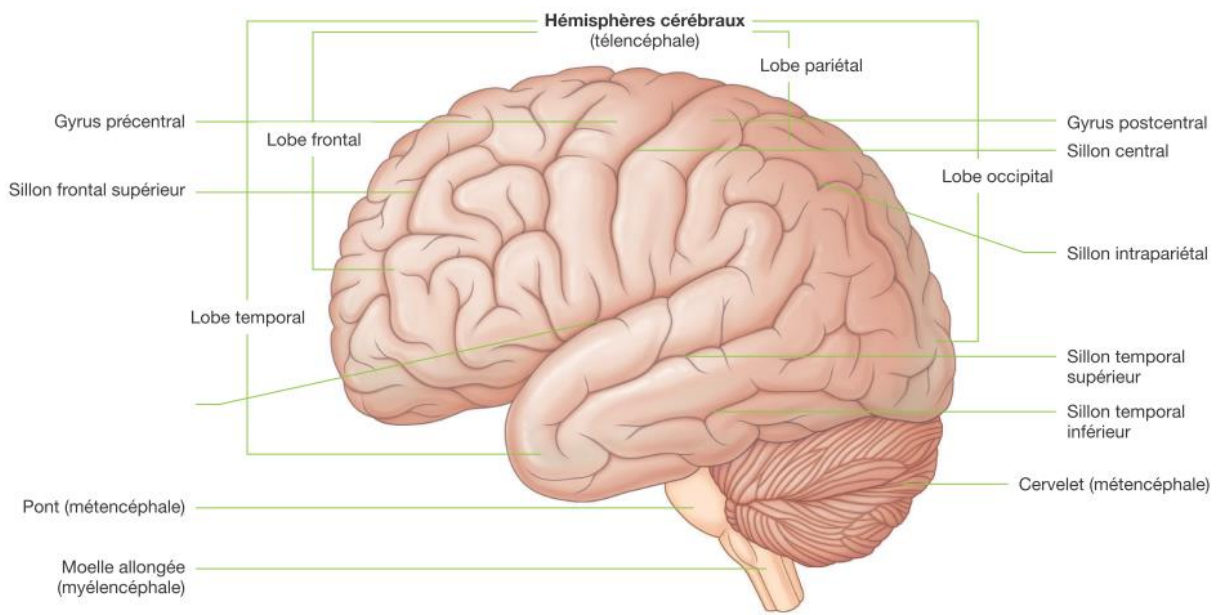
### III-2-4/ Le tronc cérébral :

Il 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. C'est également un centre de passage des voies motrices et sensibles, ainsi qu'un centre de contrôle de la douleur.

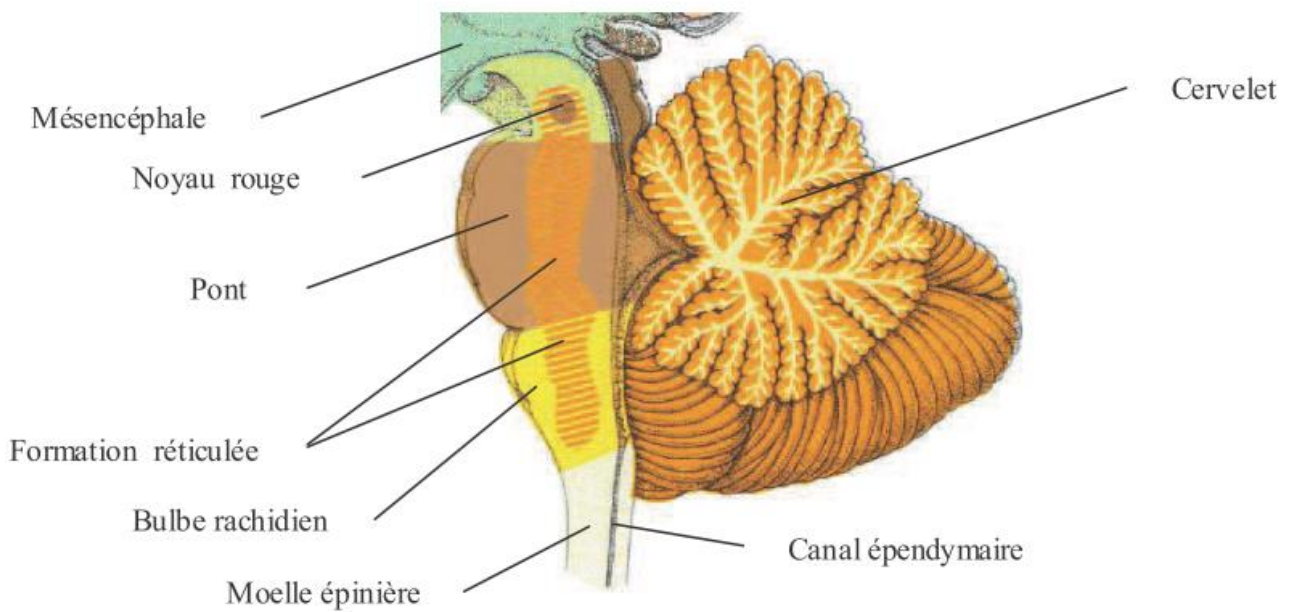
Il est formé de substance blanche externe et de substance grise interne morcelée en de multiples noyaux de substance grise ou noyaux gris. La substance blanche du tronc cérébral est constituée de fibres sensibles dont la plupart vont au cerveau, et de fibres motrices en provenance du cerveau. Le tronc cérébral a donc un rôle conducteur mais il est également responsable de certaines fonctions inconscientes liées à la déglutition et à la respiration (Figure 1.4).



**Figure 1.2 :** 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.



**Figure 1.3 :** Vue latérale gauche du cerveau.



**Figure 1.4 :** Le tronc cérébral.

#### **IV/ Les principaux tissus du cerveau :**

Lorsqu'on observe le cerveau, on remarque que ce dernier est principalement constitué d'une substance blanche et une substance grise (Figure 1.6).

##### **IV-1/ La matière grise :**

On peut distinguer plusieurs structures composées de matière grise. D'une part, on trouve le cortex, situé à la périphérie du cerveau et d'autre part les noyaux gris centraux. La matière grise est essentiellement composée de neurones et constitue donc le siège de l'activité cérébrale.

##### **IV-2/ Le cortex :**

Le cortex recouvre la totalité du cerveau. Sa surface est importante car il suit toutes les convolutions externes du cerveau, appelées sillons. Son épaisseur est d'environ 2 à 3 millimètres. Le cortex joue un rôle important dans la fusion des informations provenant des différentes zones du cerveau. Il nous permet ainsi de percevoir, d'interpréter et de réagir de façon adéquate à l'environnement dans lequel nous sommes.

##### **IV-3/ Les noyaux de base :**

Les noyaux centraux, qui sont avec le cortex les seules structures de substance grise du cerveau, sont également formés de corps cellulaires neuroniques mais avec une densité moins importantes que dans le cortex. Ils sont composés des noyaux du télencéphale (cerveau), ces noyaux sont appelés les noyaux de base, parmi eux, on distingue les noyaux caudés et les noyaux lenticulaires. Les noyaux gris centraux sont donc composés du noyau caudé, du noyau lenticulaire, du putamen et du pallidum :

##### **IV-3-1/ Le noyau caudé :**

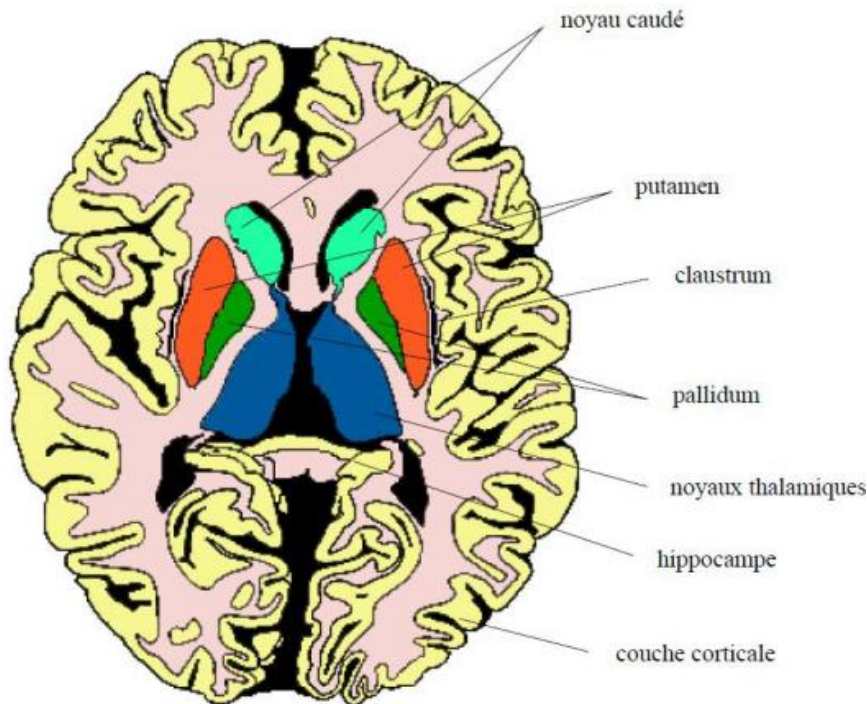
En forme de virgule à grosse extrémité, il est presque complètement enroulé autour du thalamus. Il longe à peu près dans toute son étendue le ventricule latéral. On lui distingue trois parties : la tête, le corps et la queue.

##### **IV-3-2/ Le noyau lenticulaire (amygdalien) :**

Le noyau amygdalien se situe en dehors du noyau caudé et thalamus. Sa forme est celle d'une lentille biconvexe, triangulaire sur les coupes axiales et coronales.

**IV-3-3/ Le Putamen :** est lui aussi en forme de virgule et juste en dessous du noyau caudé.

**IV-3-4/ Le pallidum :** ou globuspallidus, faisant partie des noyaux gris centraux, est une zone du cerveau correspondant à la partie interne du noyau lenticulaire qui est située en dedans du putamen.



**Figure 1.5 :** Structure anatomique de la matière grise.

#### **IV-4/ Les noyaux du diencéphale :**

Le diencéphale désigne, en neuroanatomie des vertébrés, les ensembles de substance grise. Parmi ces noyaux :

##### **IV-4-1/ Le thalamus :**

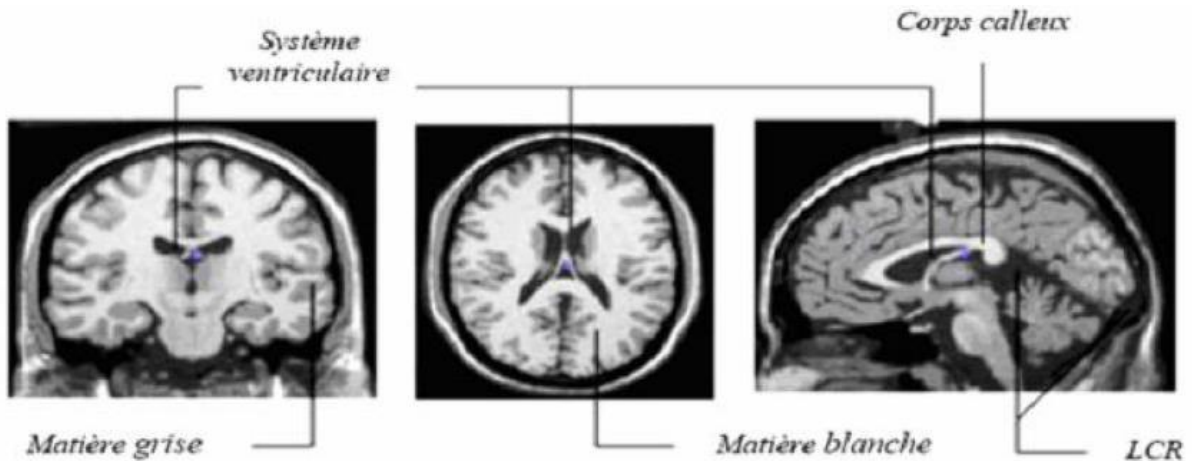
Le thalamus est une masse grise qui flanque la cavité du troisième ventricule, où aboutissent toutes les sensations avant qu'elles soient projetées vers la conscience. Le thalamus est connecté aux centres moteurs coordonneurs.

##### **IV-4-2/ L'hypothalamus :**

L'hypothalamus est la paroi inférieure du troisième ventricule, se prolonge jusqu'à l'hypophyse. Il régule et dirige les comportements fondamentaux nécessaires à la survie, à savoir l'alimentation, le sommeil, la reproduction, la régulation de la température et les émotions [4].

#### **IV-5/ La matière blanche :**

La matière blanche est comprise entre le cortex, les noyaux gris et centraux et les ventricules. Elle est composée d'axones qui établissent les connexions entre les corps cellulaires du cortex et d'autres parties du cerveau.

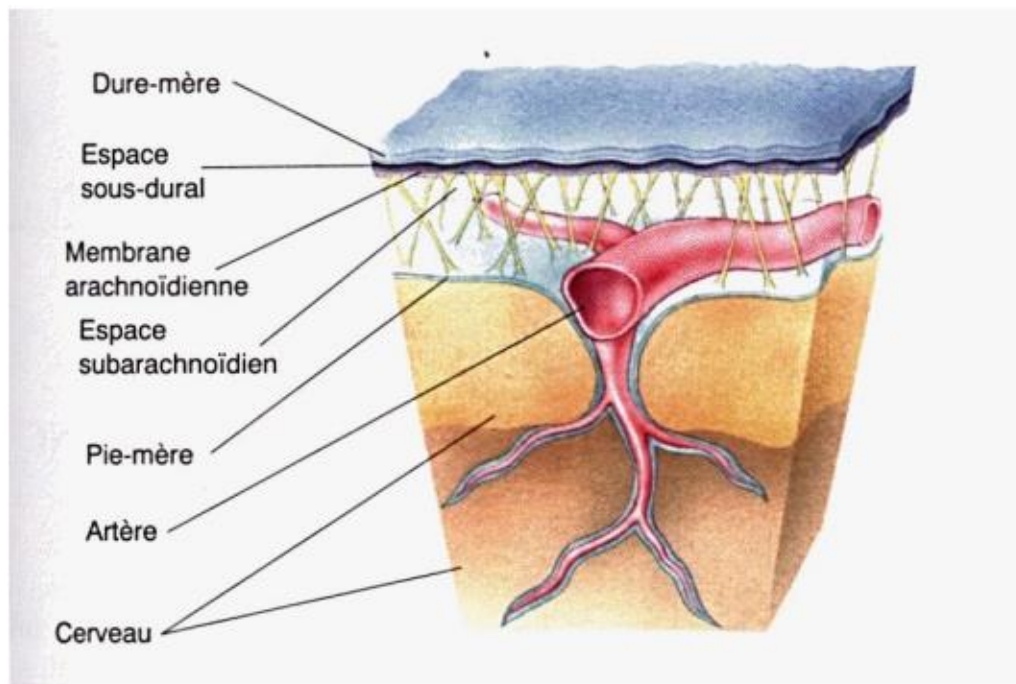


**Figure 1.6 :** Coupes IRM du cerveau.

#### IV-6/ Les méninges :

L'encéphale est entouré de couches protectrices appelées les méninges. Elles sont constituées de trois membranes successives (Figure 1.7) :

- La plus interne de ces membranes est la pie-mère, fine, compacte, qui contient les structures veineuses qui ramènent le sang du cerveau vers le cœur.
- La membrane intermédiaire est l'arachnoïde, ainsi appelée en raison de sa ressemblance avec une toile d'araignée (le liquide céphalo-rachidien circule entre celle-ci et la pie-mère).
- La membrane la plus externe est la dure-mère, dure et résistante, formée de tissu conjonctif qui protège les couches sous-jacentes des os les entourant [3].



**Figure 1.7 :** les méninges sont constituées de trois couches enveloppant le cerveau : la pie-mère, l'arachnoïde et la dure-mère.

#### **IV-7/ Le liquide céphalo-rachidien :**

Le liquide cérébro-spinal (LCS) ou encore liquide céphalo-rachidien (LCR) est un liquide corporel transparent dans lequel baignent le cerveau et la moelle épinière. Il est contenu dans les méninges, plus précisément entre la pie-mère (qui recouvre le système nerveux central) et l'arachnoïde (qui tapisse le versant interne de la dure-mère). C'est également le liquide qui circule dans les quatre ventricules cérébraux, à l'intérieur du cerveau, et dans le canal central de la moelle épinière. Il est constitué de 99% d'eau.

Le liquide céphalo-rachidien absorbe et amortit les mouvements ou les chocs qui risqueraient d'endommager le cerveau [5].

#### **V/ Les tumeurs :**

Une tumeur est une masse plus ou moins volumineuse due à une multiplication anormale de cellules.

La cellule est l'unité de base dont sont constitués tous les tissus des organismes vivants. Il en existe dans le corps plus de deux cents types différents : les cellules musculaires, nerveuses, osseuses, etc.

Chaque cellule a un rôle précis et une durée de vie limitée. En permanence, les cellules vieillissent, meurent et sont remplacées par d'autres.

Pour des raisons encore inconnues, il arrive que certaines cellules se modifient et continuent à se multiplier au lieu de disparaître naturellement. Elles se multiplient alors jusqu'à former une tumeur.

D'une manière générale, il existe trois types de tumeurs :

- **les tumeurs non cancéreuses, appelées tumeurs bénignes :**

Elles se développent lentement et restent localisées. Une fois traitées, elles ne récidivent généralement pas.

- **Les tumeurs cancéreuses, appelées tumeurs malignes :**

Elles se développent plus rapidement et ont tendance à envahir d'autres zones que celles où elles sont apparues au départ. Elles peuvent développer alors de nouvelles tumeurs appelées métastases.

- **les tumeurs intermédiaires dites « atypiques » ou « évolutives » :**

Bénignes au début, elles peuvent se transformer en cancer dans un laps de temps variable.

#### **V-1/ Les tumeurs du cerveau :**

On appelle tumeur du cerveau toutes les tumeurs qui se développent à l'intérieur du crâne. Elles peuvent se développer dans n'importe quelle zone du cerveau : les hémisphères, le cervelet, le tronc cérébral, l'hypophyse, etc.

Les tumeurs du cerveau ne doivent pas être confondues avec les métastases au cerveau. Les tumeurs du cerveau naissent directement à l'intérieur du crâne. On parle de tumeur « primitive

» ou « primaire ». Les métastases au cerveau, quant à elles, sont des tumeurs dites « secondaires », qui se développent à partir d'un cancer situé dans une autre partie du corps : le sein, les poumons, etc. Le traitement des métastases dépend des traitements reçus pour le premier cancer [6].

#### **V-2/ Les tumeurs du système nerveux :**

Les tumeurs du système nerveux central (SNC) sont des proliférations de cellules dans le cerveau et dans la moelle épinière.

Les cellules cancéreuses ont tendance à se multiplier et à provoquer une augmentation de la taille de la tumeur. La pression dans la boîte crânienne augmente, les cellules du cerveau sont repoussées et risquent d'être détruites. Selon l'emplacement de la tumeur, divers troubles peuvent apparaître: vision, parole, motricité, équilibre, etc.

#### **V-3/ Les tumeurs cérébrales bénignes :**

Les tumeurs cérébrales bénignes sont constituées de cellules qui croissent lentement. Bien qu'elles n'envahissent pas les tissus avoisinants, elles peuvent être à l'origine de symptômes importants si elles exercent une pression sur des zones sensibles du cerveau.

Si une tumeur bénigne interfère avec des fonctions vitales (parole, mobilité, etc.), ses effets peuvent être aussi dangereux que ceux d'une tumeur maligne.

#### **V-4/ Les tumeurs cérébrales malignes :**

Les tumeurs cérébrales malignes contiennent des cellules qui se multiplient rapidement, leurs contours ne sont pas bien définis, elles croissent rapidement et peuvent envahir et endommager des structures cérébrales importantes. Toutes les lésions cérébrales métastatiques sont également considérées comme malignes.

#### **V-5/ Les tumeurs cérébrales primaires :**

Les tumeurs cérébrales dites «primaires» sont celles qui se développent directement à partir des cellules du cerveau et de son enveloppe. Elles peuvent être bénignes ou malignes.

#### **V-6/ Les tumeurs cérébrales secondaires :**

Les tumeurs cérébrales secondaires (ou métastatiques) sont constituées de cellules provenant d'un autre organe, le plus souvent des poumons, des seins, des reins ou de la peau (mélanome).

Des cellules tumorales de ces organes peuvent migrer vers le cerveau en empruntant le plus souvent la voie sanguine. Les métastases représentent entre 30 et 40% de toutes les tumeurs intracrâniennes. Les tumeurs cérébrales métastatiques sont toujours malignes.

#### **V-7/ Graduation des tumeurs selon l'OMS :**

Des grades établis par l'OMS (Organisation Mondiale de la Santé) permettent une classification des tumeurs en fonction de leur malignité et de leurs caractéristiques.

Le grade d'une tumeur dépend du degré d'anormalité (anaplasie) des cellules cancéreuses et du taux de croissance et d'expansion de la tumeur. La détermination du grade est effectuée lors d'une analyse microscopique des tissus prélevés (biopsie) [7].

| <b>Anaplasie</b><br>Terme désignant le phénomène au cours duquel certaines cellules, entrant dans la composition des tissus, perdent leurs caractères propres et changent anormalement de structure |   |
|---|---|
| <b>grade I</b><br><i>Tumeurs bénignes</i>   | Tumeurs à croissance lente et circonscrites (limites bien définies).  |
| <b>grade II</b><br><i>Tumeurs bénignes</i>  | Tumeurs à croissance lente, mais, contrairement aux tumeurs de grade I, leurs limites sont imprécises.  |
| <b>grade III</b><br><i>Tumeurs malignes</i>   | Tumeurs anaplasiques<br>Un ou plusieurs foyers «anaplasiques» se sont développés au sein d'une tumeur pré-existante de bas grade (I ou II). Leur croissance est plus rapide que celle des tumeurs de bas grade. |
| <b>grade IV</b><br><i>Tumeurs malignes</i>  | Les tumeurs de grade IV présentent une anaplasie très prononcée. Leur croissance est plus rapide que celle des tumeurs de bas grade.  |

**Tableau 1.1 :** Graduation des tumeurs selon l'OMS.

#### V-8/ Les troubles liés à la localisation de la tumeur :

Lorsqu'une tumeur se développe à l'intérieur du crâne, elle risque d'abîmer le cerveau ou de gêner son fonctionnement. Selon la zone où elle se développe, elle provoque des symptômes très différents.

La figure ci-dessous montre les principaux symptômes possibles, en fonction de l'endroit où la tumeur est située.

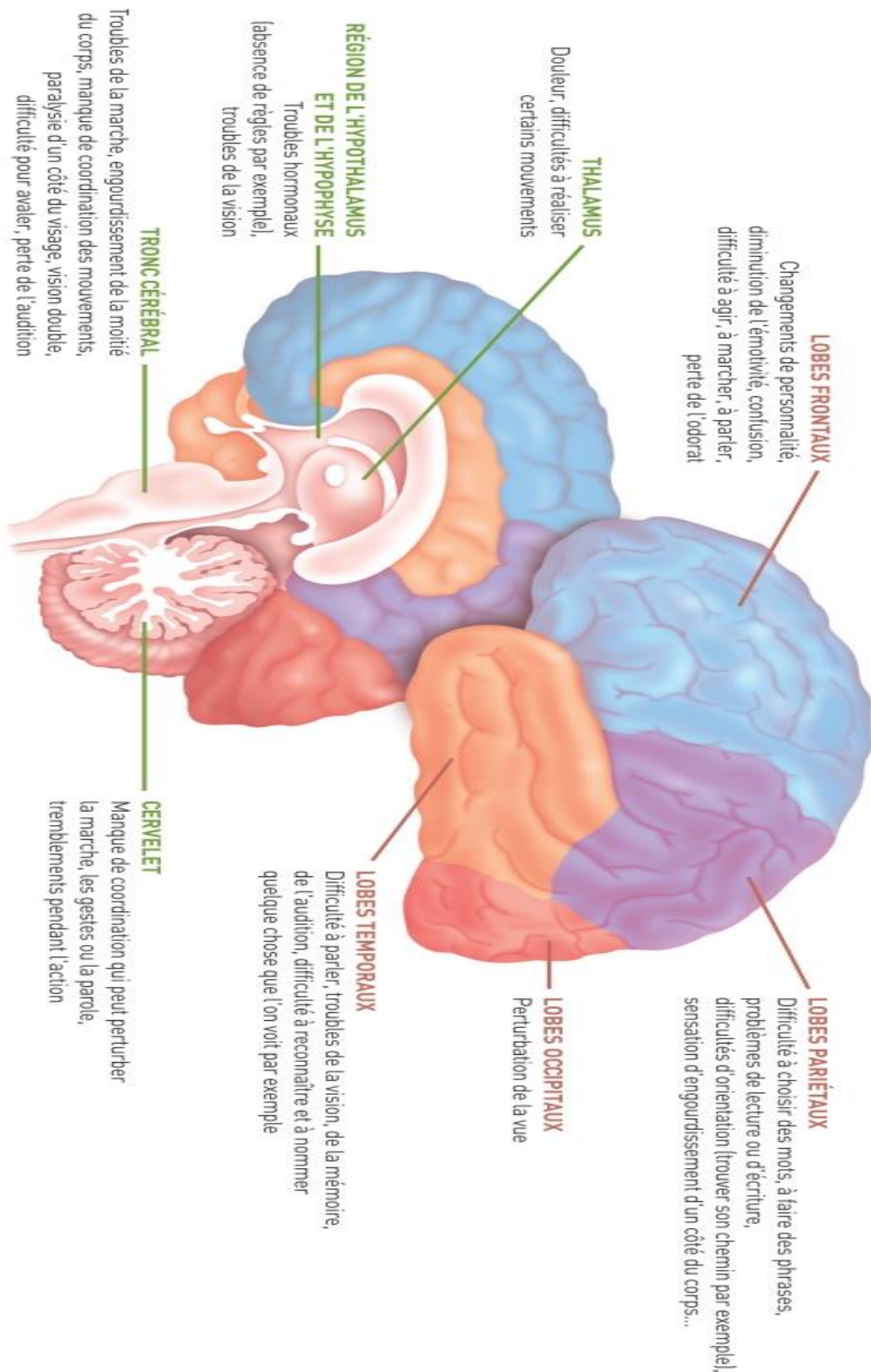


Figure 1.8 : Les troubles liés à la localisation de la tumeur.

## VI/ Examens et diagnostic :

### VI-1/ Les étapes du diagnostic :

Plusieurs étapes sont nécessaires pour déterminer l'origine des symptômes décrits et confirmer ou infirmer la présence d'une tumeur cérébrale.

**VI-1-1/ Examen physique complet :**

En cas de suspicion de tumeur cérébrale, votre médecin procèdera à un examen physique complet. Il permet d'exclure ou de diagnostiquer toute une série d'autres maladies pouvant induire vos symptômes.

L'analyse d'un échantillon de votre sang permettra de déceler une éventuelle inflammation, une modification de la formule sanguine, une maladie chronique ou un trouble organique.

**VI-1-2/ Examen neurologique :**

Les examens neurologiques ont pour but:

- de vérifier le bon fonctionnement du système nerveux.
- de déterminer vos capacités de réaction et de coordination.
- d'analyser la réaction de différents groupes musculaires aux stimuli extérieurs. Une attention particulière est accordée à la mobilité oculaire, au champ de vision et au réflexe pupillaire.

Si les résultats des examens neurologiques renforcent les soupçons de tumeur cérébrale, on va alors recourir aux examens d'imagerie.

**VI-1-3/ Les examens d'imagerie :**

Les examens d'imagerie consistent à réaliser des images précises du cerveau. Ils permettent de détecter une tumeur, de la localiser de façon précise, de mesurer sa taille et d'évaluer les conséquences qu'elle a ou peut avoir sur le cerveau.

Pour le diagnostic d'une tumeur du cerveau, une IRM est indispensable. Pour des raisons pratiques, l'IRM est souvent précédée d'un scanner, pour lequel il est plus facile d'obtenir un rendez-vous rapidement.

**VI-1-3-1/ Un scanner :**

Un scanner est un examen qui permet d'obtenir des images du cerveau en coupe, grâce à un appareil qui projette des rayons X au niveau du crâne.

L'appareil est constitué d'un lit d'examen et d'un gros anneau.

Vous êtes allongé sur la table d'examen et votre tête est placée à l'intérieur de l'anneau. Un faisceau de rayons X dirigé sur le crâne permet d'obtenir plusieurs centaines de radiographies.

Les radiographies sont transmises à un ordinateur, qui reconstitue des images du cerveau dans les trois dimensions.

Généralement, un produit de contraste à base d'iode est injecté avant ou pendant l'examen. Ce produit permet de mettre en évidence certains aspects du cerveau, notamment les vaisseaux sanguins et facilite l'interprétation des images.

L'examen dure environ 15 minutes. Il n'est pas douloureux.

**VI-1-3-2/ Une IRM :**

Une IRM (imagerie par résonance magnétique) est réalisée grâce à un grand appareil en forme de cylindre. Cet appareil est composé d'un aimant très puissant (d'où le terme de magnétique). Il produit des ondes radio qui sont projetées sur le cerveau et permettent d'obtenir des images « en coupe ».

Les images sont ensuite assemblées par un ordinateur pour obtenir une reproduction très précise du cerveau.

Pendant l'examen, un produit de contraste est injecté dans une veine du bras. Il permet de mettre en évidence certains aspects du cerveau, comme les vaisseaux sanguins et facilite l'interprétation des images.

L'examen dure généralement entre 15 et 30 minutes. Il n'est pas douloureux, mais bruyant.

En raison du champ magnétique, vous devez enlever tout objet métallique avant de réaliser une IRM. Certains implants métalliques sont des contre-indications à l'examen : pacemaker, prothèse auditive, valve cardiaque mécanique, pompe à insuline...

**VI-1-4/ La biopsie :**

La biopsie est un prélèvement tissulaire, suivi d'une analyse microscopique. La biopsie est indispensable pour poser un diagnostic avec certitude, elle donne des informations précises sur le type et le grade de la tumeur, qui orienteront la décision thérapeutique.

**VI-1-5/ La ponction lombaire :**

Procédure qui consiste à introduire une aiguille entre les vertèbres lombaires afin de prélever du liquide céphalorachidien (LCR). L'analyse du LCR permet de détecter l'éventuelle présence de cellules cancéreuses [6] [7].

**VII/ Discussion :**

L'anatomie du cerveau humain est compliquée dans le sens où elle présente de nombreuses structures cérébrales entremêlées, très diverses dans leur forme et dans leur composition tissulaire. On peut se rendre compte, à ce stade, des difficultés que rencontre le traicteur d'images. Il ne peut pas se référer à la notion de frontière qui n'est pas clairement définie en anatomie, et il est confronté à un premier problème d'hétérogénéité des tissus cérébraux, notamment dans la constitution de la substance grise du cortex et des noyaux gris. Mais d'autres difficultés surviennent lors de l'acquisition des images. La partie suivante présente une technique parmi les techniques d'acquisition d'images cérébrales, c'est l'imagerie par résonance magnétique nucléaire.

## *Chapitre 2*

*L'IRM du principe physique  
jusqu'à l'acquisition des  
images*

## I/ Préambule :

Le phénomène de résonance magnétique nucléaire (RMN) a été décrit initialement la même année, en 1946, par deux équipes, celle de Felix Bloch à Stanford et celle d'Edward M. Purcell à Harvard. C'est le véritable acte de naissance de la RMN. Pour leur découverte, ils furent récompensés par le prix Nobel de physique en 1952. Dans un premier temps c'est essentiellement la spectroscopie par résonance magnétique qui se développe, des années 1950 à 1970, aux mains des physiciens, chimistes et biologistes.

Cependant, dès 1949, E.L. Hahn découvre, de manière fortuite, le principe de l'écho de spin si important dans les séquences d'IRM. En 1971, Raymond Damadian, en démontrant que les  $T_1$  et  $T_2$  des tissus normaux et cancéreux diffèrent, engendre déjà un engouement clinique pour cette technique.

L'évolution par la suite est rapide. Paul C. Lauterbur réalise les premières images de deux tubes capillaires puis d'un poivron en 1973 en utilisant la technologie de rétroprojection, identique à celle employée au scanner.

William Moore et Waldo Hinshaw obtiennent des premières images humaines en 1976. Dès cette année, Peter Mansfield met au point une technique d'imagerie ultrarapide qui ne cessera de s'améliorer l'échoplanar.

En 1975, Richard Ernst améliore encore la technique d'imagerie par la mise au point de l'encodage en phase et en fréquence tel qu'il est utilisé aujourd'hui.

Au début des années 1980, l'IRM commence à se diffuser et à s'imposer en routine clinique, d'abord aux États-Unis puis ailleurs, bouleversant plus encore toutes les autres nouvelles techniques d'imagerie les protocoles d'examen radiologiques.

Par la suite, deux distinctions viennent encore récompenser des acteurs du développement de l'IRM : Richard Ernst obtient le prix Nobel de chimie en 1991 et Paul C. Lauterbur et Peter Mansfield celui de médecine en 2003.

Plus que toute autre technique d'imagerie, L'IRM nécessite une compréhension a minima de principes de physique, qui sont essentiels pour la réalisation et surtout l'interprétation d'un examen. Ce chapitre a été conçu dans le but de nous familiariser progressivement avec des notions de base (au demeurant parfois fort complexes), tout en schématisant (parfois excessivement) la réalité physique pour la mettre à la portée de tous.

Il s'avère en effet très important, en particulier dans le domaine du traitement d'images médicales, de prendre conscience à la fois du sens physique des images lié aux techniques d'acquisition, et des considérations anatomiques liées à la structure étudiée afin de pouvoir mieux comprendre les attentes des médecins.

## II/ Magnétisme nucléaire :

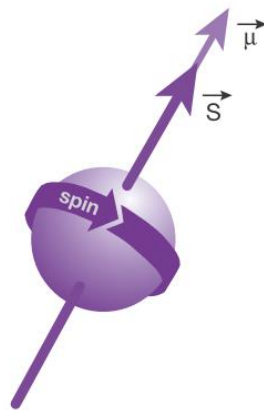
### II-1/ Rappel : champ magnétique – électricité :

Le magnétisme et le déplacement d'une charge électrique sont liés l'un à l'autre. Un courant électrique (déplacement d'électrons de charge négative) dans un fil conducteur induit une force magnétique ou champ magnétique. De même, un champ magnétique en mouvement engendre un courant électrique. On peut donc admettre une réciprocité entre magnétisme et charge électrique en mouvement.

### II-2/ Application au noyau atomique :

Le noyau de l'atome est constitué d'un certain nombre de protons et neutrons (nucléons) animés d'un mouvement collectif complexe comportant en particulier une rotation individuelle autour d'un axe passant par leurs propres centres (en anglais tourner sur soi-même se dit to spin).

Une particule qui tourne induit autour d'elle un moment cinétique<sup>1</sup> ou «spin», aligné sur son axe de rotation (représenté par un vecteur  $\vec{S}$ ). Les protons sont chargés positivement et leur nombre est égal au nombre d'électrons périphériques pour respecter la neutralité électrique de l'atome. Une charge qui tourne, comme nous venons de le voir, induit autour d'elle un champ magnétique appelé moment magnétique (en fait lié au moment cinétique ou spin et également aligné sur son axe de rotation). Ce moment magnétique est représenté par un vecteur d'aimantation  $\vec{\mu}$  (Figure 2.1). Bien qu'électriquement neutres, les neutrons possèdent également un moment magnétique. Cela est lié au fait que les nucléons (les neutrons comme les protons) sont constitués de sous-particules positives et négatives en rotation, les quarks, dont la distribution de charge en rotation va induire un moment magnétique que l'on peut représenter comme un dipôle magnétique (assimilé à un petit aimant avec un pôle positif et négatif) animé d'un mouvement de rotation.



**Figure 2.1 :** Une particule qui tourne induit autour d'elle un moment cinétique ou «spin». Une charge qui tourne induit autour d'elle un champ magnétique appelé moment magnétique représenté par un vecteur d'aimantation  $\vec{\mu}$ .

<sup>1</sup>Lorsqu'une toupie tourne, elle est maintenue en position verticale par son moment cinétique. Dès qu'elle ne tourne plus, elle tombe sur le côté. Le moment cinétique représente une donnée vectorielle qui «tire» la toupie vers le haut pendant qu'elle tourne comme si elle était tendue par un fil.

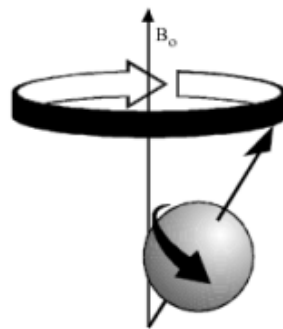
Les principaux noyaux d'intérêt biologique possédant des propriétés magnétiques sont les noyaux d'hydrogène ( $^1\text{H}$ ), de l'isotope<sup>2</sup> du carbone ( $^{13}\text{C}$ ), du fluor ( $^{19}\text{F}$ ), du phosphore ( $^{31}\text{P}$ ) et du sodium ( $^{23}\text{Na}$ ).

Seul le noyau d'hydrogène, formé d'un seul proton, joue un rôle important en imagerie aujourd'hui (on parle d'IRM «protonique»). Cela est lié au fait que l'hydrogène, qui représente 2/3 des atomes de l'organisme, possède un moment magnétique intrinsèque (protonique) élevé et donne lieu à un phénomène de résonance très net. Ce moment magnétique intrinsèque est représenté par un vecteur d'aimantation «microscopique»  $\vec{\mu}$  aligné sur son axe de rotation (lié au moment cinétique ou spin  $\vec{S}$  également aligné sur son axe de rotation). Comme nous l'avons vu précédemment, le moment magnétique  $\vec{\mu}$  apparaît parce que le proton porte une charge positive et tourne sur lui-même. Le proton peut donc être assimilé à un petit aimant (dipôle magnétique) avec un pôle Nord et un pôle Sud [10].

### III/ Principe physique de la résonance magnétique nucléaire (RMN) :

L'existence du moment magnétique des noyaux a été montrée simultanément par Bloch et Purcell. Le corps humain étant constitué en moyenne de 70% d'eau, on s'intéresse en pratique à la molécule d'eau et en particulier au noyau d'hydrogène (proton).

Le noyau d'hydrogène se comporte comme une charge en rotation autour de son axe : c'est le mouvement de spin (figure 2.2). Les protons peuvent alors être assimilés à des dipôles magnétiques. En l'absence de tout champ magnétique, ceux-ci vont s'orienter dans l'espace de façon aléatoire (Figure 2.3-a). Ce mouvement confère au noyau un moment cinétique qui dépend de sa masse et un moment magnétique qui dépend de sa charge [9].



**Figure 2.2** : Le mouvement de spin.

<sup>2</sup> Isotope : chacun des atomes d'un élément qui ont le même nombre de protons et un nombre de neutrons déterminé

### III-1/ Champ polarisant $B_0$ :

Placés dans un champ magnétique constant  $B_0^3$  (qui définit arbitrairement la direction z de l'espace), les spins s'alignent suivant  $B_0$  selon deux orientations : l'une dans le sens de  $B_0$  (parallèle) et l'autre dans le sens contraire (antiparallèle) (Figure 2.3-b). Le nombre de spins parallèles étant plus important que celui d'antiparallèles (et ce d'autant plus que l'intensité de  $B_0$  est élevée), l'aimantation globale  $M$  résultante devient non nulle. Les spins se mettent dans un état d'équilibre énergétique, et adoptent un mouvement de précession autour de  $B_0$  (Figure 2.3-c). La vitesse de précession, proportionnelle à l'intensité du champ magnétique, est caractérisée par la fréquence angulaire de précession  $\omega_0 = \gamma B_0$  (précession de Larmor), avec  $\gamma$  le rapport gyromagnétique de l'atome considéré (pour l'hydrogène  $\gamma = 42.58\text{MHz/T}$ ) [2].

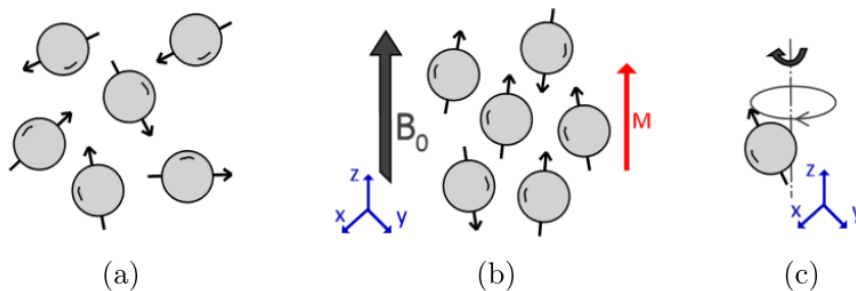


Figure 2.3 : le principe de résonance magnétique nucléaire.

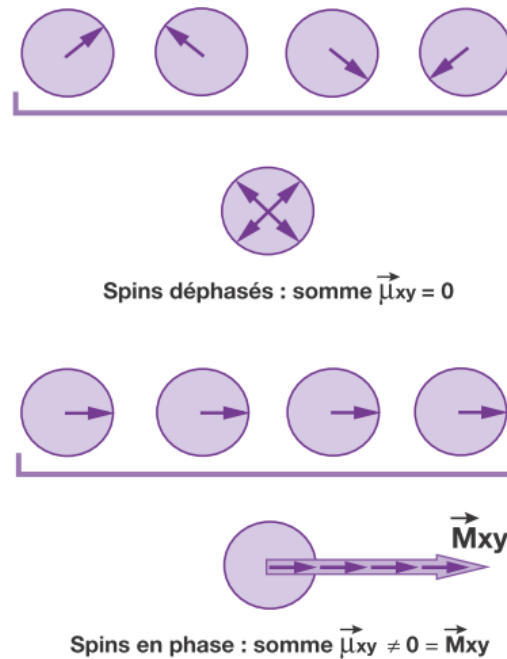
### III-2/ Phase d'excitation par un champ $B_1$ :

Au cours de l'application de l'impulsion  $RF^4$ , il va y avoir une transition (transfert) de protons de niveau de basse énergie  $E_1$  vers le niveau de haute énergie  $E_2$  (les protons parallèles s'orientent en antiparallèles). Lorsque la moitié des protons en «surnombre» est passée du niveau  $E_1$  au niveau  $E_2$ , il y a égalisation des populations sur les deux niveaux d'énergie (autant de protons parallèles qu'antiparallèles) : il n'y a plus de composante longitudinale de  $\vec{M}$  (impulsion de  $90^\circ$ ). Lorsque tous les protons en « surnombre » sont passés du niveau  $E_1$  au niveau  $E_2$  (tous orientés en antiparallèles), il y a inversion de la composante longitudinale de  $\vec{M} = -\vec{M}_0$  (impulsion de  $180^\circ$ ).

En fait, lorsque les protons changent de niveau d'énergie, c'est-à-dire s'orientent en antiparallèles, ils le font en se mettant en phase les uns par rapport aux autres, ce qui fait apparaître une composante transversale de l'aimantation (on dit qu'il y a rephasage des spins ou protons) (Figure 2.4) [10].

<sup>3</sup>  $B_0$  : état d'équilibre, protons en excès à l'origine la formation du vecteur d'aimantation macroscopique  $\vec{M}$ , aligné dans le sens de  $B_0$  ( $\vec{M}_0$ ).

<sup>4</sup> Onde électromagnétique = Onde Rf = champ magnétique tournant  $\vec{B}_1$  = champ magnétique RF. Pour créer un champ magnétique tournant, on fait passer un courant oscillant dans une bobine appelée antenne émettrice.



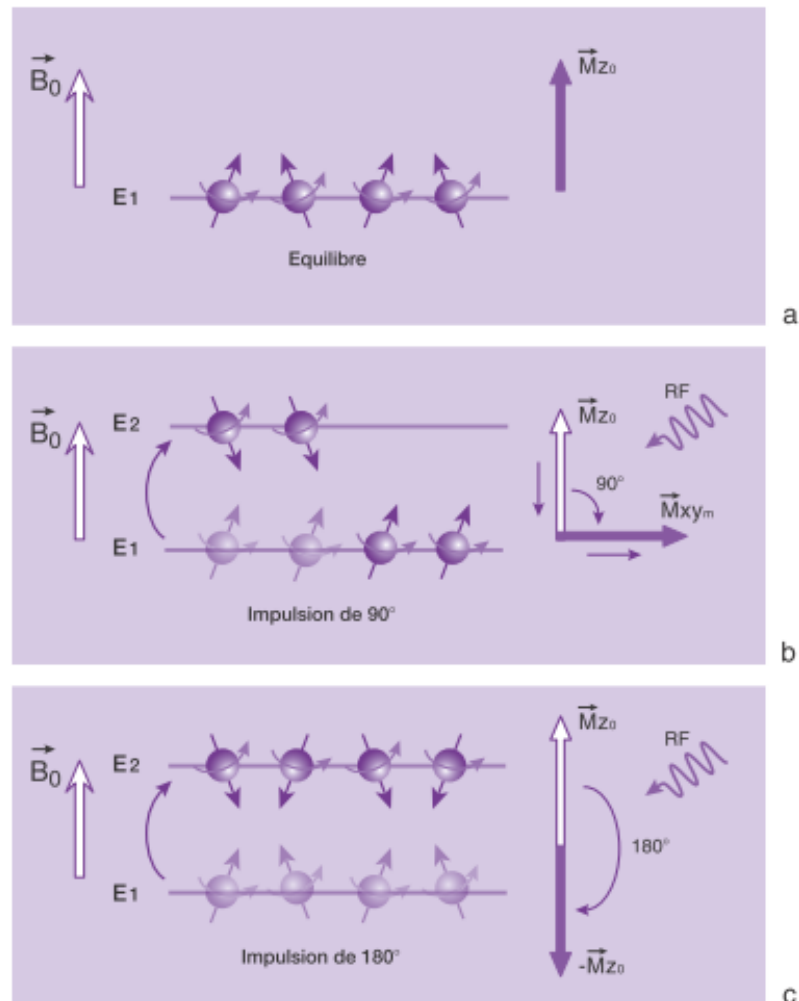
**Figure 2.4 :** Composante transversale de l'aimantation.

Au total, l'impulsion RF, par deux mécanismes bien distincts mais simultanés (transition sur le niveau de haute énergie et mise en phase des protons), va jouer sur la composante longitudinale et la composante transversale de  $\vec{M}$ .

**Exemple :**

Avant l'impulsion RF, il y a 4 protons parallèles en surnombre qui vont être à l'origine de l'apparition d'un vecteur d'aimantation macroscopique  $\vec{M}$  aligné sur  $\vec{B}_0$  sans composante transversale car les protons sont déphasés  $\vec{M}$  est aligné sur Oz,  $\vec{M} = \vec{M}_{z0}$  ( $\vec{M}_{xy} = 0$ ) (Figure 2.5-a).

- L'impulsion RF provoque des transitions  $E_1 \rightarrow E_2$  (parallèle  $\rightarrow$  antiparallèles) et un rephasage des protons ( $\vec{M}_z$  diminue et  $\vec{M}_{xy}$  croît).
- Lorsque deux des protons en surnombre sont passés du niveau  $E_1$  au niveau  $E_2$ , il y a égalisation des populations sur les deux niveaux d'énergie, il n'y a plus de composante longitudinale de  $\vec{M}$  ( $\vec{M}_z = 0$ ) et  $\vec{M}_{xy}$  est maximal ( $\vec{M}_{xy_m}$ ) : impulsion de  $90^\circ$  (Figure 2.5-b).
- Lorsque les 4 protons en surnombre sont passés du niveau  $E_1$  au niveau  $E_2$ , il y a inversion des protons en excès sur les niveaux d'énergie, d'où inversion de la composante longitudinale de  $\vec{M} = -\vec{M}_{z0}$  : impulsion de  $180^\circ$  (Figure 2.5-c).

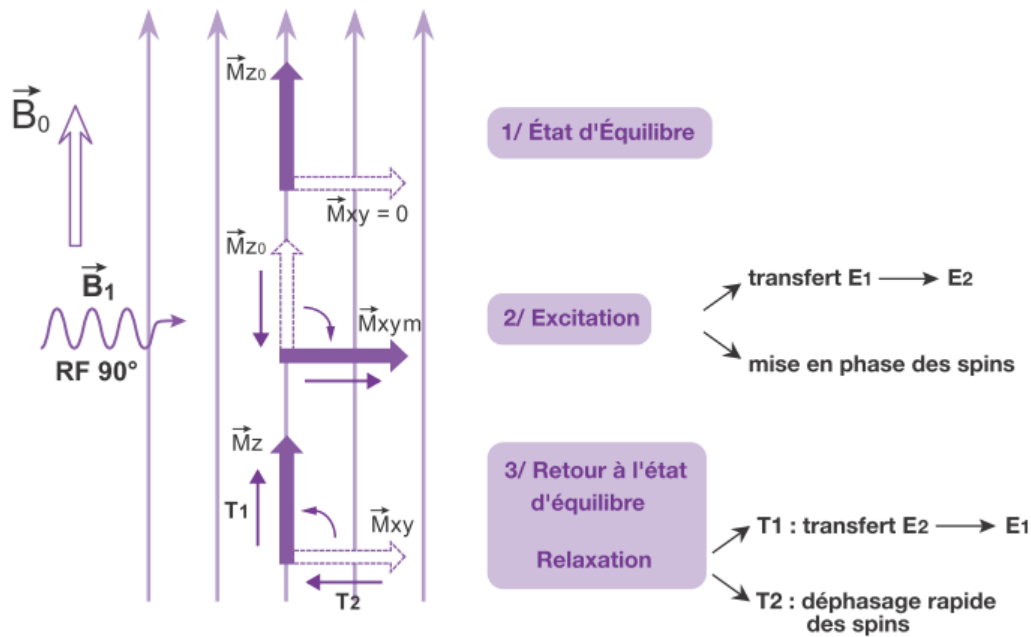


**Figure 2.5 :** Effet des impulsions RF sur le vecteur d'aimantation macroscopique  $\vec{M}$ .

### III-3/ Les phénomènes de relaxation :

Nous avons vu précédemment que lorsqu'un échantillon tissulaire est soumis à un champ magnétique  $\vec{B}_0$ , un état d'équilibre apparaît avec une composante longitudinale  $\vec{M}_{z0}$  de l'aimantation tissulaire (Figure 2.6). Un apport d'énergie (excitation) par une onde RF (impulsion de  $90^\circ$ ) dont la fréquence est égale à la fréquence de Larmor (condition de résonance) entraîne, par égalisation des protons sur les deux niveaux d'énergie et mise en phase des spins, respectivement une disparition de la composante longitudinale  $\vec{M}_z$  et une apparition d'une composante transversale  $\vec{M}_{xy}$  de l'aimantation (maximale et égale à  $\vec{M}_{xy_m}$  en fin d'impulsion). Cet état est instable et, dès la fin de l'excitation, il va y avoir retour à l'état d'équilibre (stable) au cours duquel les phénomènes inverses vont avoir lieu. D'une part, progressivement, par transitions inverses  $E_2 \rightarrow E_1$  (antiparallèles  $\rightarrow$  parallèles), l'aimantation longitudinale  $\vec{M}_z$  repousse progressivement (relaxation  $T_1$ ). D'autre part, par déphasage rapide des spins, l'aimantation transversale  $\vec{M}_{xy}$  décroît rapidement (relaxation  $T_2$ ).

C'est par la relaxation des protons que le phénomène de RMN devient observable.

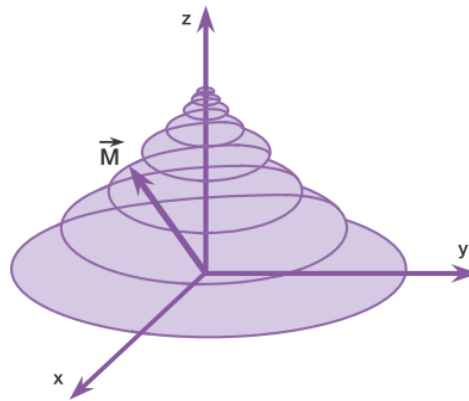


**Figure 2.6 :** interaction entre l'onde de radiofréquence et les protons placés dans le champ  $\vec{B}_0$ .

#### IV/ Mesure du signal RMN, signal de précession libre ou FID :

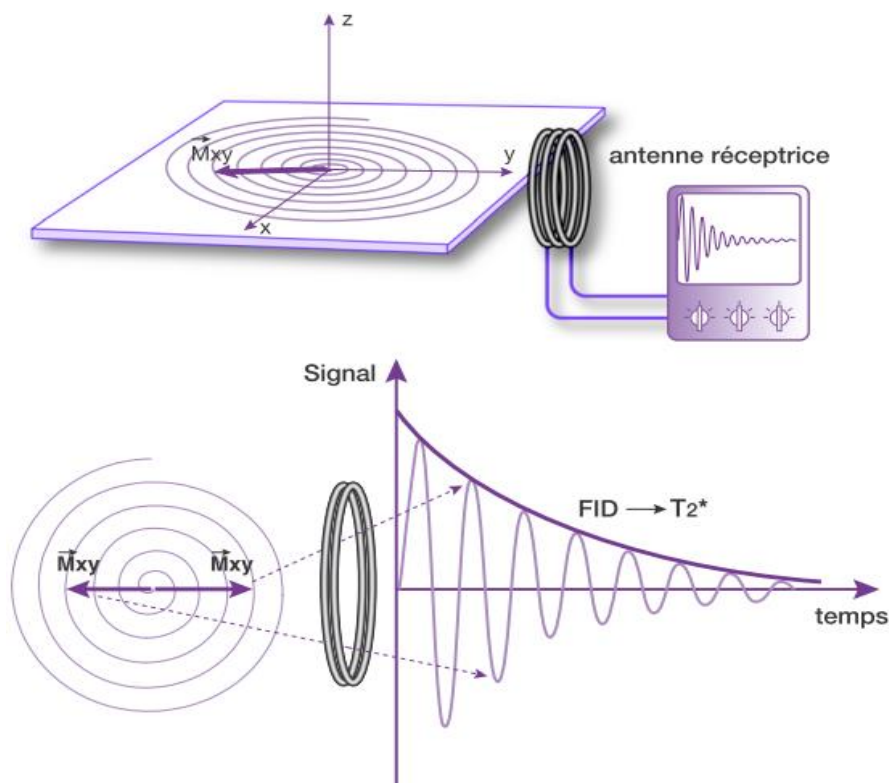
Les phénomènes de relaxation longitudinale ( $T_1$ ) et transversale ( $T_2$ ) font intervenir des mécanismes bien distincts, et dont la durée n'est pas la même. La réduction de l'aimantation transversale (relaxation transversale) est bien plus rapide que la repousse de l'aimantation longitudinale (relaxation longitudinale). Le vecteur d'aimantation macroscopique  $\vec{M}$  a donc sa composante transversale  $\vec{M}_{xy}$  qui disparaît beaucoup plus rapidement que sa composante longitudinale  $\vec{M}_z$ . Comme ce vecteur  $\vec{M}$  continue toujours à précesser autour de  $\vec{B}_0$ , son extrémité décrit (lors de la relaxation) une spirale sur une surface en forme de pavillon de trompette (Figure 2.7).

Sa composante transversale  $\vec{M}_{xy}$  (projection de  $\vec{M}$  dans le plan xOy) décrit une spirale dans le plan xOy. Cette rotation de  $\vec{M}_{xy}$  dans le plan xOy induit un champ magnétique ou onde radiofréquence. Ce signal, appelé signal d'induction libre ou free induction decay (FID), est recueilli par une bobine ou antenne de réception, placée dans le plan xOy. Elle le transforme en signal mesurable : c'est une sinusoïde amortie par une exponentielle de temps  $T_2$ .



**Figure 2.7 :** La réduction de l'aimantation transversale  $\vec{M}_{xy}$  (relaxation transversale) est bien plus rapide que la repousse de l'aimantation longitudinale  $\vec{M}_z$  (relaxation longitudinale).

En effet, l'antenne mesure le signal (FID) correspondant à la décroissance de l'aimantation transversale  $\vec{M}_{xy}$ , mais l'antenne est fixe dans le plan  $xOy$  et  $\vec{M}_{xy}$  décroît et continue de précesser autour de  $Oz$  ( $\vec{B}_0$ ). Ainsi, quand  $\vec{M}_{xy}$  est dirigé vers l'antenne le signal est positif, quand  $\vec{M}_{xy}$  est à l'opposé de l'antenne, le signal est négatif, entre ces deux positions, il diminue exponentiellement (Figure 2.8) [10].



**Figure 2.8 :** Le FID est recueilli par une bobine ou antenne de réception fixe placée dans le plan  $xOy$ . En effet quand le  $\vec{M}_{xy}$  est à l'opposé de l'antenne, le signal est négatif, entre ces deux positions, il diminue exponentiellement.

**Ordre de grandeur des temps de relaxation à 1.5 Tesla :**

|                                  | $T_1$   | $T_2$   |
|----------------------------------|---------|---------|
| <i>liquide céphalo-rachidien</i> | 2500 ms | 2000 ms |
| <i>matière grise</i>             | 900 ms  | 90 ms   |
| <i>matière blanche</i>           | 750 ms  | 80 ms   |
| <i>graisse</i>                   | 300 ms  | 40 ms   |

**Tableau 2.1 :** Ordre de grandeur des temps de relaxation à 1.5 Tesla.**V/ Contraste en  $T_1$ ,  $T_2$  et densité protonique :**

Après avoir vu les notions de base concernant l'imagerie par résonance magnétique, nous allons maintenant d'écrire les différents types de contrastes qui permettent d'obtenir des images contenant des informations de natures différentes nommées modalités. On peut ainsi pondérer l'image en  $T_1$  ou  $T_2$ , ou en densité de protons.

Le contraste en IRM correspond à la traduction des signaux RMN (aimantation) en niveaux de gris (noir : signal faible, blanc : signal élevé).

Ce contraste traduit les différences en temps de relaxation et, dans les moindres mesures, les différences en densité de protons. Les trois facteurs  $T_1$ ,  $T_2$  et densité de protons interviennent toujours à des degrés divers dans les images obtenues. L'opérateur peut, par le choix des paramètres de la séquence, favoriser l'un de ces facteurs dans la génération du signal, c'est-à-dire pondérer la séquence.

Une séquence d'écho de spin comprend deux impulsions de RF (cycle d'impulsions RF) qui vont se succéder au cours d'une même excitation : une impulsion sélective de radiofréquence de  $90^\circ$  (pour basculer, créer l'aimantation dans le plan transverse), puis une impulsion de  $180^\circ$  pour s'affranchir des déphasages constants induits par  $\vec{B}_0$ . Ce cycle élémentaire ne permet d'obtenir qu'une ligne de la matrice image, pour obtenir les lignes suivantes (un cycle complet image correspond à 128 ou 256 lignes), il va falloir répéter, pour chaque ligne, le cycle d'impulsions ou train d'onde RF de  $90^\circ$  et  $180^\circ$ .

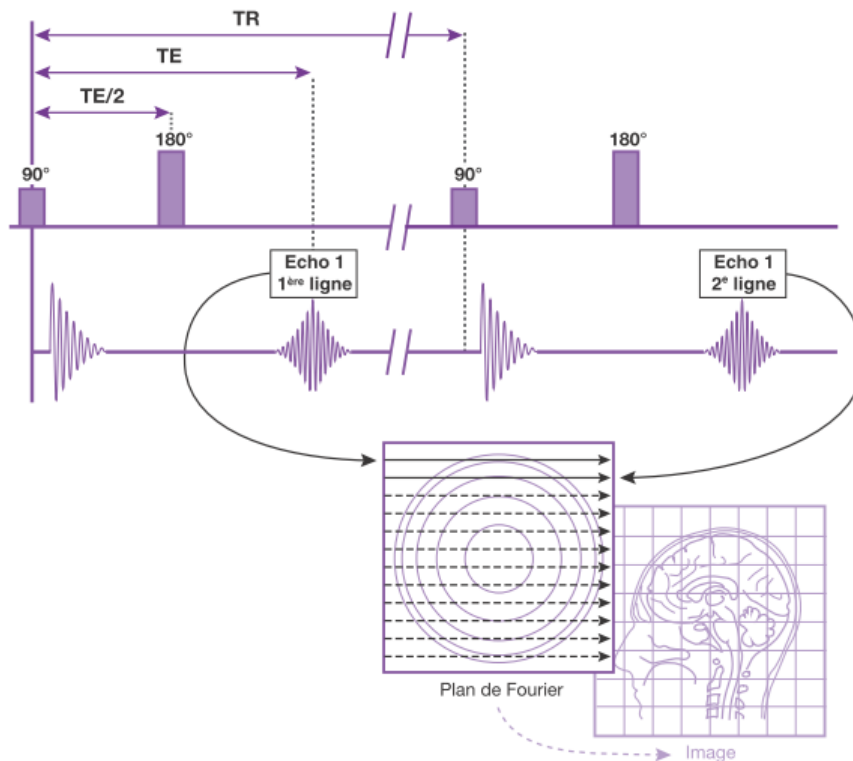
La chronologie des événements au cours d'une séquence d'écho de spin est la suivante :

- $T = 0$ , application de l'impulsion de  $90^\circ$  qui bascule  $\vec{M}_{L0}$  dans le plan transversal. Les spins sont en phase et l'aimantation transversale est maximale :  $\vec{M}_{Tm} (= \vec{M}_{L0})$ .
- Les spins se déphasent.
- $T = T_E/2$ , application de l'impulsion de  $180^\circ$ .
- Les spins se rephasent.
- $T = T_E$ , les spins sont rephasés : le signal réapparaît sous forme d'écho et il peut être mesuré :  $\vec{M}_T$  décroît en  $T_2$ . Le signal est réalisé pour la première ligne de la matrice image.
- Pendant (tout) ce temps l'aimantation longitudinale  $\vec{M}_L$  repousse en  $T_1$  jusqu'à ce que :

- $T = T_R$ , on doit répéter le cycle élémentaire d'impulsions RF de  $90^\circ$  et  $180^\circ$  pour réaliser la deuxième ligne de la matrice image.
- Et ainsi de suite : à chaque  $T_R$ , les lignes de la matrice sont successivement réalisées une par une.

Dans cette séquence (d'écho de spin) :

- Le temps d'écho correspond au temps de mesure où l'on récolte le signal RMN.
- Le temps de répétition correspond à l'intervalle séparant deux impulsions de  $90^\circ$  (deux cycles élémentaires), c'est-à-dire au temps de passage d'une ligne sur l'autre.
- Le temps de répétition correspond également au temps de repousse ou de récupération de l'aimantation longitudinale : durant chaque intervalle  $T_R$ , l'aimantation longitudinale  $\vec{M}_L$  repousse en  $T_1$  (jusqu'à un certain niveau fonction de la longueur du  $T_R$  par rapport au  $T_1$ ), puis est de nouveau basculée dans le plan transversal par l'impulsion de  $90^\circ$  qui amorce le cycle suivant [10].



**Figure 2.9 :** Chronologie des impulsions RF et paramètres de la séquence d'écho de spin.

### V-1/ Pondération en $T_1$ , $T_2$ et densité protonique :

Comme nous le savons maintenant, en allongeant ou en raccourcissant les paramètres  $T_E$  et  $T_R$ , on favorise (ou non) le contraste en  $T_1$ , en  $T_2$  ou en densité protonique d'une séquence d'écho de spin. Nous allons pouvoir en toute logique concevoir des séquences (images) pondérées essentiellement en  $T_1$  ou en  $T_2$  (ou en densité protonique  $\rho$ ). Mais la réalisation d'une image pure en  $T_1$ ,  $T_2$  ou  $\rho$  est évidemment impossible. L'image finale est toujours le résultat

d'un compromis où l'on favorise le plus possible l'influence contraste d'un seul de ces facteurs (en essayant de minimiser l'influence des autres facteurs).

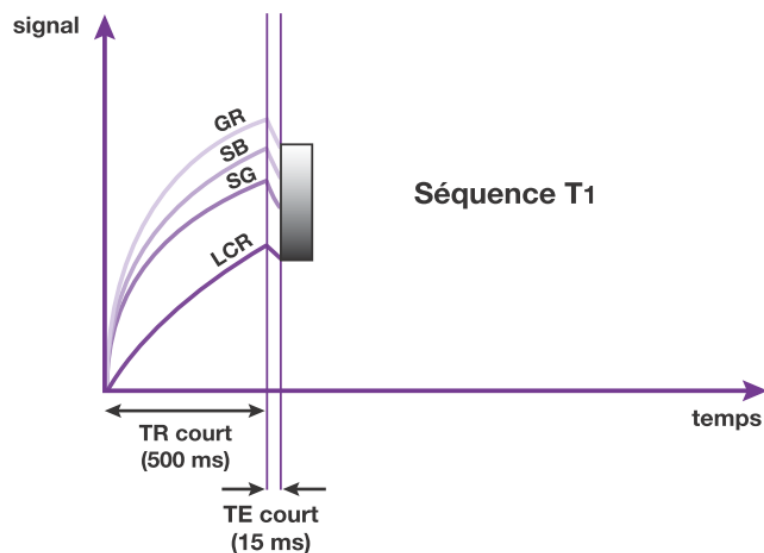
## V-2/ Application au contraste du système nerveux central et en pathologie :

Le contraste des différentes structures cérébrales découle du fait que la substance blanche a les temps de relaxation  $T_1$  et  $T_2$  les plus courts, le LCR (liquide céphalo-rachidien) les temps de relaxations les plus longs et la substance grise des valeurs intermédiaires (proche de la substance blanche).

### V-2-1/ En séquence courte pondérée $T_1$ :

En toute logique, le contraste est dit anatomique (Figure 2.10) :

- La substance blanche est blanche ( $T_1$  le plus court).
- La substance grise est grise.
- Le LCR est noir ( $T_1$  le plus long).
- La graisse a le  $T_1$  le plus court (encore plus court que la substance blanche) et apparait donc très blanche (au-dessus de la substance blanche).



**Figure 2.10 :** Séquence courte pondérée en  $T_1$  ( $T_R$  court = 500 ms) : contraste anatomique.

La graisse a le signal le plus élevé. La figure 2.11 représente le signal des principales structures sur des coupes sagittales, coronales et transverses.

Les lésions apparaîtront généralement en hyposignal (noir) par rapport au cerveau.

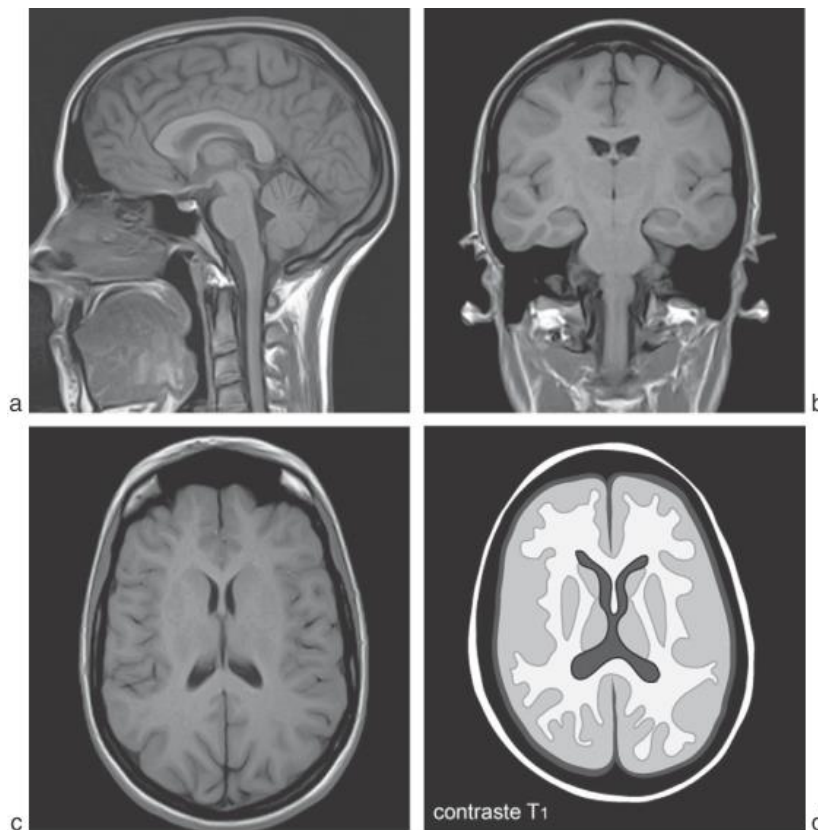
En effet, la plus part des phénomènes pathologiques allongent les temps de relaxation (car ils s'accompagnent d'une inflation hydrique : augmentation de l'eau libre à forte agitation moléculaire, donc le signal se modifiera en se rapprochant du signal LCR (liquide). Il sera de même pour le  $T_2$  qui sera aussi allongé. La présence de protéines au sein d'une lésion kystique ou d'un épanchement (eau liée avec des macromolécules ralentit l'agitation moléculaire, facilite l'échange d'énergie entre protons et milieu environnant, favorise la relaxation  $T_1$ ) et raccourcit le  $T_1$  (blanchit le signal d'un liquide).

L'os et les calcifications<sup>5</sup> dont les molécules sont fixes n'engendrent que peu de signal (noir).

Il est de même pour les cavités et les conduits aériques (poumons, sinus, trachée...) car l'air contient peu de protons.

En pratique, le contraste entre lésions et matière cérébrale ainsi qu'entre substance blanche et grise n'est souvent pas très bon : en effet les différences  $T_1$  sont faibles (en particulier SB/SG) et, de plus, en écho de spin il est difficile de bien dépendérer l'image en  $T_2$  (il faudrait un  $T_E$  presque nul).

Ainsi, même une petite pondération en  $T_2$  (qui a tendance à inverser le contraste) suffit à amenuiser le contraste de tissus dont les  $T_1$  diffèrent peu. Pour obtenir un bon contraste en  $T_1$  il faut utiliser une autre séquence : la séquence d'inversion récupération<sup>6</sup> [10].



**Figure 2.11 :** Coupes sagittale (a), frontale (b) et axiale (c) pondérées en  $T_1$  :

- La substance blanche (en préventriculaire et au niveau du corps calleux) est blanche.
- La substance grise (cortex en périphérie et noyaux gris centraux) est grise.
- Le LCR (ventricules) est noir.

<sup>5</sup> La calcification désigne un processus physiologique (normal) qui n'est rien d'autre que la fixation de calcium au niveau de l'os. C'est cette calcification qui assure la solidité de l'ensemble du squelette.

<sup>6</sup> L'inversion récupération est une technique de préparation de l'aimantation, qui est suivie d'une séquence d'imagerie de type écho de spin dans sa version standard.

Le contraste de ces différentes structures est représenté sur le schéma correspondant à la coupe axiale (d).

### V-2-2/ En séquence longue pondérée T<sub>2</sub> et densité protonique :

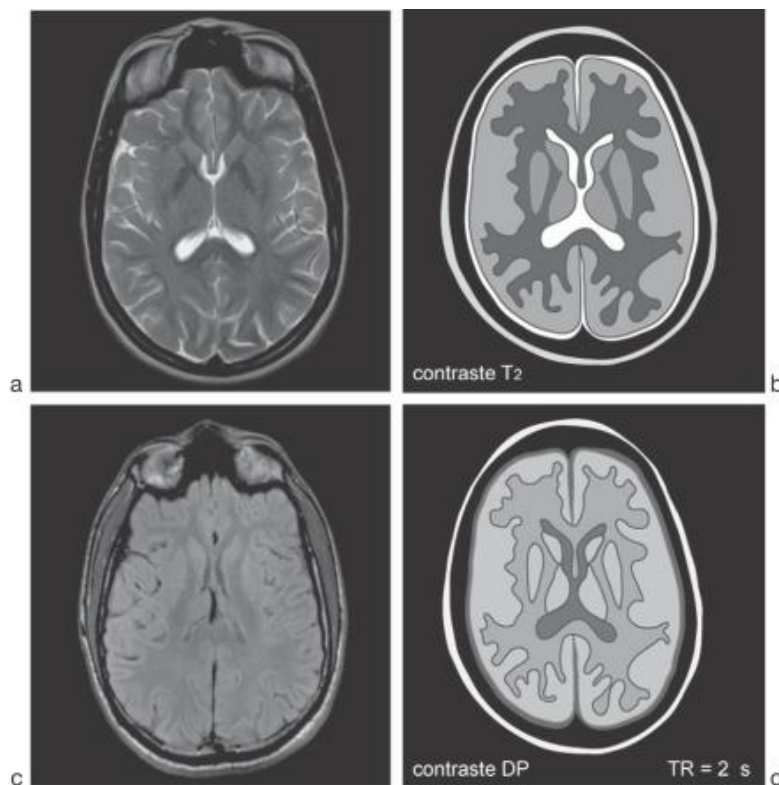
En pondération T<sub>2</sub>, le contraste est inversé par rapport au T<sub>1</sub> (Figure 2.12-a et b):

- La substance blanche (préventriculaire) est la plus foncée, gris foncé (T<sub>2</sub> le plus court).
- La substance grise (cortex en périphérie et noyaux gris centraux) est entre les deux (proche de la substance blanche) mais plus claire que la substance blanche.
- Le LCR est blanc (T<sub>2</sub> le plus long).

Comme pour le T<sub>1</sub>, les phénomènes pathologiques allongent en général le T<sub>2</sub>, d'où un hypersignal (blanc) en T<sub>2</sub>). On parle de lésions qui flashent en T<sub>2</sub>.

Mais ce type de séquence à T<sub>R</sub> long (2000 ms) permet également d'obtenir une pondération en densité protonique avec un T<sub>E</sub> court (15-20 ms) ce qui a pour effet d'exprimer la densité protonique de la substance grise<sup>7</sup> par rapport à la substance blanche (mais pas celle du LCR).

On a donc une pondération en densité protonique (DP) avec un TR de 2000 ms : comme en T<sub>2</sub>, le contraste SG/SB est inversé par rapport au T<sub>1</sub> (SG > SB), le LCR est encore gris-noir car à cette valeur de T<sub>R</sub>, sa densité protonique ne s'est pas encore exprimée, son T<sub>1</sub> état très long.



**Figure 2.12 :** Coupe axiale du cerveau en pondération T<sub>2</sub> et densité protonique.

<sup>7</sup> Un T<sub>R</sub> de 2 s a pour effet d'exprimer les différences en densité protonique de la substance blanche et grise. Pour exprimer la densité protonique du LCR (aqueux = la plus grande densité protonique) il faudrait un T<sub>R</sub> bien plus long (car le LCR a un T<sub>1</sub> très long).

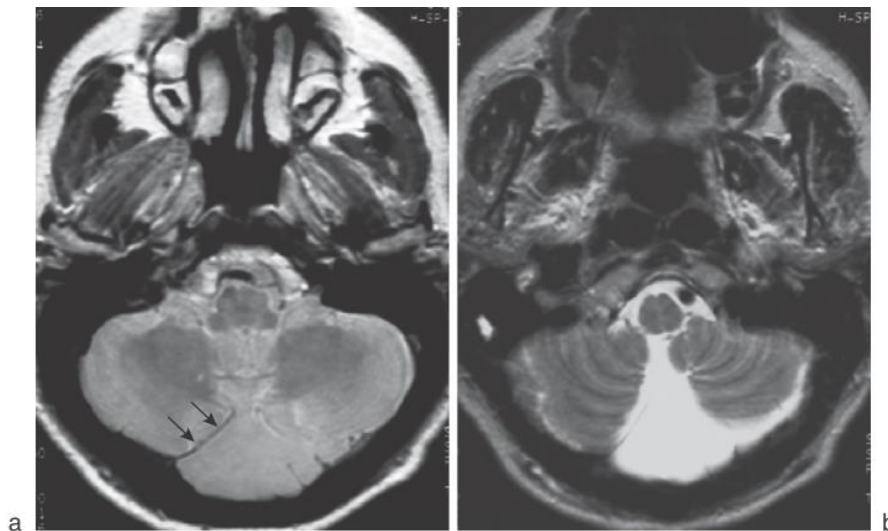
La densité protonique est également intéressante d'autant, qu'en général, la séquence avec un  $T_R$  long permet d'obtenir deux séries d'images, l'une pondérée en  $\rho$  et l'autre en  $T_2$  pour une même durée d'examen<sup>8</sup>.

Cette approche permet de de comparer les différences de contraste obtenues dans ces deux pondérations ce qui a pour but de faciliter, par exemple, la caractérisation d'une lésion. Pendant très longtemps, la séquence de densité protonique a été utile pour mettre en évidence les plaques de démyélinisation périventriculaires.

La comparaison des deux images a également pour but de mieux analyser l'image pathologique et de s'affranchir d'un éventuel artefact qui ne serait présent que sur une des deux images.

Par ailleurs, l'image pondérée en densité protonique apporte une meilleure visualisation des vaisseaux à flux rapide que celle pondérée en  $T_2$ , ce qui peut s'avérer utile pour les anévrismes.

Le contraste est également meilleur pour l'étude des noyaux gris. L'image pondérée en densité protonique permet encore de bien visualiser, par exemple, les ligaments dans les explorations du rachis ou la dure-mère et ses extensions dans les explorations cérébrales (Figure 2.13).



**Figure 2.13 :** Illustration de l'intérêt de la séquence pondérée en densité protonique.

Elle permet par exemple, de mieux mettre en évidence certaines structures comme la dure-mère (a) (flèches) ( $T_E=20\text{ms}$ ) par rapport à la séquence pondérée en  $T_2$  (b) ( $T_E=120\text{ms}$ ) chez ce patient porteur de kystes arachnoïdiens communicants [10].

<sup>8</sup> En effet, comme il faut de toute façon attendre un écho tardif ( $T_E=120\text{ms}$ ) pour l'image pondérée en  $T_2$ , il est plus judicieux de réaliser entre-temps une première image (écho précoces  $T_E=20\text{ms}$ ) pondérée en  $\rho$  : pour le même temps d'examen, on obtient ainsi deux images (avec deux pondérations différentes) au lieu d'une seule.

## VI/ Modification du contraste :

### VI-1/ Produits de contraste :

Comme nous l'avons vu précédemment, le contraste des images d'IRM dépend des paramètres intrinsèques aux tissus ( $T_1$ ,  $T_2$ , densité protonique), ainsi que des paramètres des séquences ( $T_R$ ,  $T_E$ , TI) qui permettent de mettre en évidence ces caractéristiques des tissus.

Cette organisation tissulaire peut encore être améliorée grâce à l'utilisation de produits de contraste. Ces derniers agissent sur les seuls paramètres modifiables, le  $T_1$  et le  $T_2$ , la densité protonique d'un tissu étant fixe (excepté par ajout de substances dans les organes creux). L'action des produits de contraste IRM est indirecte : le produit lui-même n'est pas visible (comme l'est l'iode en imagerie par rayons X), mais on détecte son influence sur les temps de relaxation des protons d'eau environnants. Plus précisément, les produits de contraste IRM raccourcissent les temps de relaxation  $T_1$  et  $T_2$  des tissus, l'un ou l'autre de ces effets étant prédominant en fonction du produit utilisé ou de sa concentration :

- Les agents de contraste à effet  $T_1$  prédominant : en diminuant le temps de relaxation  $T_1$  des tissus, ils conduisent à une augmentation de signal de la structure avec laquelle ils sont en contact, on parle aussi d'agents à contraste positif.
- Les agents de contraste à effet  $T_2$  prédominant : en augmentant la vitesse de décroissance des tissus, ils provoquent une diminution du signal des structures en contact avec ces substances. Ce sont des agents à contraste négatif.

Les différents produits de contraste IRM se différencient en fonction de leurs propriétés magnétiques, de leur effet sur le signal et de leur répartition dans l'organisme [10].

### VI-2/ Influence du produit de contraste Gadolinium :

Les éléments à propriétés paramagnétiques, c'est-à-dire possédant dans leurs couches électroniques des électrons célibataires comme le gadolinium, le manganèse et le fer sont utilisés en médecine dans un but diagnostique pour renforcer le contraste en imagerie par résonance magnétique (IRM).

Le gadolinium est un métal de haut poids atomique : 157. Il porte le numéro atomique 64. C'est un élément classé parmi les terres rares<sup>9</sup>. Il existe sous forme de plusieurs isotopes stables, le plus abondant ayant la masse 158. Du fait de l'existence de sept électrons célibataires, le gadolinium a un effet paramagnétique<sup>10</sup> ou ferromagnétique très élevé.

Les produits de contrastes sont utilisés pour rehausser les contrastes. Une particularité intéressante de ces produits hydrosolubles peut cependant être exploitée pour l'exploration de l'encéphale. En effet, il existe normalement une barrière hémato-encéphalique imperméable

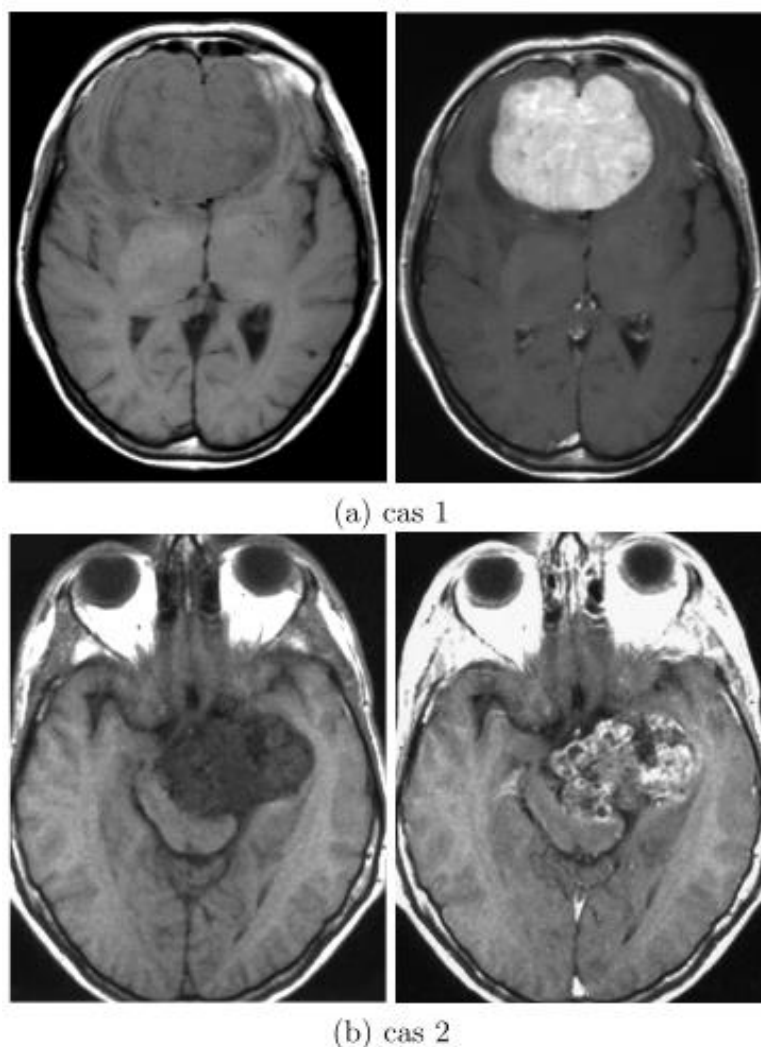
---

<sup>9</sup> Les terres rares sont un groupe de métaux aux propriétés voisines. Ces métaux rares sont, contrairement à ce que suggère leur appellation, assez répandus dans l'écorce terrestre.

<sup>10</sup> Le paramagnétisme désigne en magnétisme le comportement d'un milieu matériel qui ne possède pas d'aimantation spontanée mais qui, sous l'effet d'un champ magnétique extérieur, acquiert une aimantation dirigée dans le même sens que ce champ d'excitation.

aux produits de contraste. Lorsqu'il y a une lésion cérébrale inflammatoire, tumorale ou traumatique, cette barrière se trouve rompue et le produit de contraste pénètre et stagne dans le tissu interstitiel cérébral (Figure 2.14).

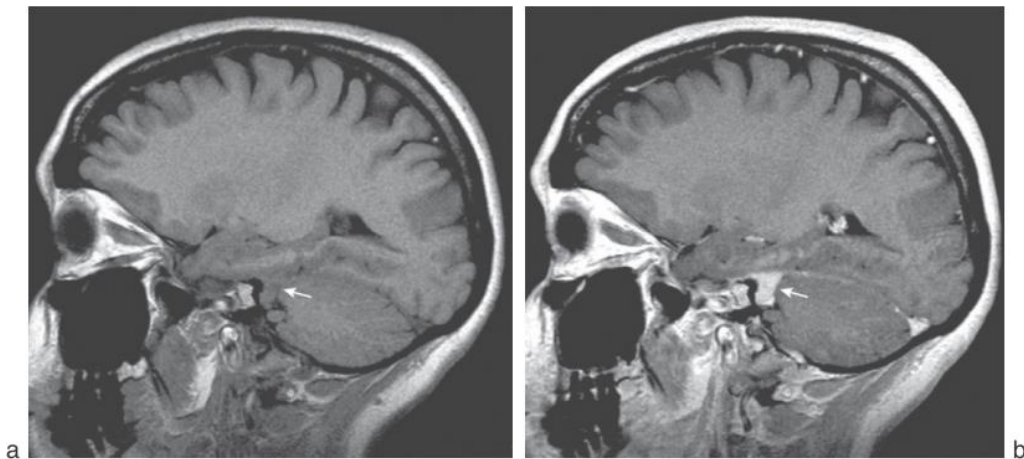
En raison de son effet paramagnétique, le gadolinium présent dans l'eau accélère les vitesses  $T_1$  et  $T_2$  de relaxation des protons après leur stimulation par un champ magnétique. L'IRM utilise la propriété des protons de l'organisme, en particulier ceux de l'eau, pour émettre des signaux lorsqu'ils retournent à leur état d'équilibre après avoir été stimulés par un champ magnétique. La présence d'un élément à effet paramagnétique élevé, comme le gadolinium au contact des protons de l'eau, accélère leurs temps de relaxation  $T_1$  et  $T_2$  et permet d'améliorer le contraste des images obtenues et de mettre en évidence des lésions, notamment les tumeurs [8].



**Figure 2.14 :** Intérêt d'une acquisition avec injection de gadolinium.

Ces deux cas représentent une coupe pondérée en  $T_1$  et la même après injection de gadolinium. Dans le premier cas, le gadolinium a parfaitement rehaussé la tumeur. Dans le second, seule une partie de la tumeur est mise en évidence. Ceci illustre à la fois l'intérêt d'une acquisition après injection du produit de contraste mais aussi la prudence qu'il faut observer lors de l'analyse des clichés [9].

L'utilisation conjointe des différentes pondérations d'acquisition est particulièrement intéressante dans le cadre du diagnostic des lésions cérébrales. En effet, il est fréquent qu'une tumeur n'apparaisse que partiellement sur une image. La solution adoptée est alors de multiplier les acquisitions et les pondérations utilisées et éventuellement de faire des acquisitions sous-produit de contraste de manière à compléter successivement l'information sur le processus recherché. Chaque pondération, qui apporte ainsi une part d'information complémentaire, mais aussi redondante, peut ainsi être considérée comme une observation particulière de la zone cérébrale. Notons que ces observations peuvent parfois être conflictuelles, par exemple lorsque qu'une tumeur est complètement absente sur une pondération et apparaît sur une autre. L'utilisation conjointe par les médecins de l'ensemble des images, leur permet de synthétiser l'information et ainsi d'avoir une information plus complète sur la zone tumorale.



**Figure 2.15 :** Exemple d'utilisation du gadolinium dans le cadre de l'exploration d'une lésion cérébrale. Méningiome de l'angle ponto-cérébelleux gauche (flèche), bien mis en évidence après injection de gadolinium (b) par rapport à la série réalisée sans injection, sur ces coupes sagittales en pondération  $T_1$ .

## VII/ La Formation des images :

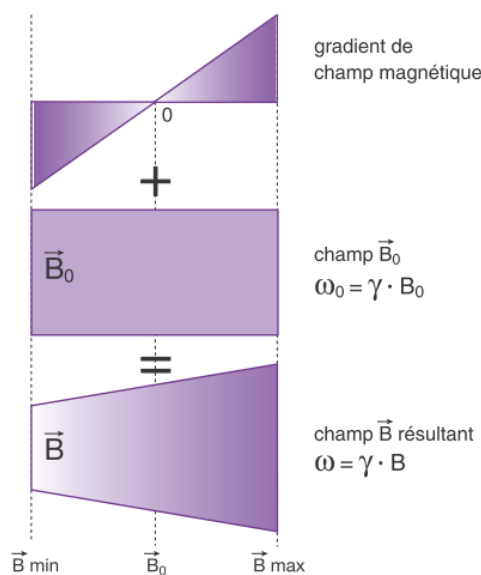
Pour réaliser des images en résonance magnétique, il est indispensable de pouvoir localiser précisément le signal de résonance magnétique nucléaire (RMN). La technique de formation de l'image en IRM se singularise par rapport aux autres techniques d'imagerie. La méthode actuelle d'exploration (technique bidimensionnelle) sélectionne d'abord des plans de coupe successifs. À l'intérieur des plans de coupes, la reconstruction de l'image fait appel à une double transformée de Fourier (appelée méthode par 2DFT). Le codage spatial du signal est obtenu par codage de phase dans une direction du plan et de la fréquence dans l'autre direction.

### VII-1/ Les gradients de champs magnétiques :

Que ce que c'est qu'un gradient ? Un gradient représente le taux de variation (pente) d'une donnée physique dans une direction de l'espace. Un gradient peut être linéaire ou non. Un gradient est dit linéaire (dans une direction donnée) quand la variation qu'il représente est linéaire, c'est-à-dire augmente d'une même valeur par unité de mesure selon cette direction.

En IRM, ce sont des gradients linéaires de champs magnétiques qui vont être utilisés pour le codage spatial de l'image. Ces gradients sont créés par des bobines appelées bobines de

gradients (où passe un courant électrique). Ces gradients vont se superposer au champ magnétique principal  $\vec{B}_0$ , les modifications de champ produites se rajoutant ou se retranchant de  $\vec{B}_0$  (Figure 2.16). Le champ magnétique principal ainsi augmenté de façon linéaire dans la direction où est appliqué le gradient, ce qui a pour conséquence de modifier, proportionnellement, la fréquence de précession des spins. En effet, si au départ on a, sur tout un volume, une fréquence de Larmor uniforme  $\omega_0 = \gamma \cdot B_0$ , correspondant au champ magnétique  $\vec{B}_0$ , la superposition du gradient de champ magnétique à  $B_0$  va produire un champ magnétique résultant  $B$  (croissant de manière linéaire), centré par rapport à  $\vec{B}_0$ , ce qui conduit à une fréquence de Larmor  $\omega = \gamma \cdot B$ . Ainsi, à chaque valeur de champ magnétique correspond maintenant une fréquence de précession spécifique et, par conséquent, une position précise dans l'espace : le gradient permet donc une localisation dans l'espace grâce à la fréquence.

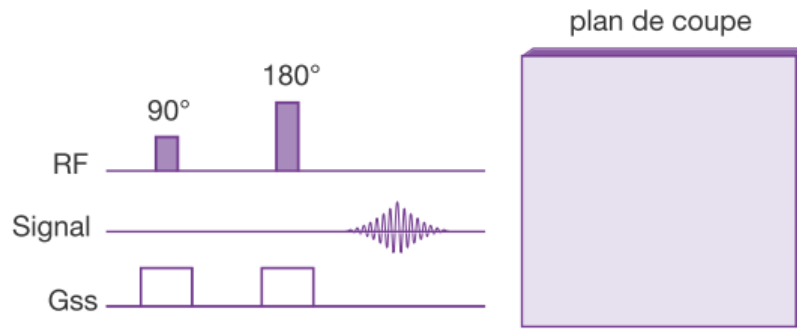


**Figure 2.16 :** le gradient de champ magnétique se superpose au champ magnétique principal.

### VII-2/ Chronogramme de la séquence d'écho de spin :

La chronologie des impulsions sélectives de radiofréquence et des gradients (Figure 2.17) :

1. Impulsion de  $90^\circ$  et simultanément sélection du plan de coupe par le gradient  $G_{ss}$  (ou  $G_z$ ) : l'impulsion est alors sélective dans le plan de coupe déterminé et tous les protons sont à la même fréquence (dans notre exemple, il s'agit de la fréquence  $\omega_0$ ).
2. Impulsion de  $180^\circ$  de rephasage, à noter qu'il faut donc appliquer le même gradient  $G_{ss}$  en même temps que cette impulsion pour qu'elle puisse s'appliquer sur les protons ayant déjà subi l'impulsion de  $90^\circ$  (donc les protons de la coupe sélectionnée).
3. Signal d'écho réceptionné : si le signal est récupéré tel quel, sans mise en place d'autre gradient, il n'est composé, évidemment, que d'une seule fréquence, à savoir la fréquence de l'impulsion RF ayant permis de sélectionner le plan.



**Figure 2.17** : sélection de coupe avec chronogramme de la séquence d'écho de spin.

Il faut maintenant encore réaliser le codage dans la coupe sélectionnée. Il va s'effectuer à l'aide de deux autres gradients : le gradient de fréquence (ou gradient de lecture) et le gradient de codage de phase.

### VII-3/ Application du codage de phase et fréquence en IRM :

Appliquons maintenant ces notions au codage dans la coupe sélectionnée par le gradient de sélection de coupe. Pour ce faire, nous allons imaginer, de façon très schématique, un plan de coupe formé de trois colonnes et trois lignes de voxels<sup>11</sup>, chaque voxel contenant un proton. La matrice correspondante est de  $3 \times 3$ .

Si nous réceptionnons immédiatement le signal de cette tranche, ce dernier sera, comme prévu, porteur d'une fréquence unique (dans notre exemple  $\omega_0$ ), tous les protons étant à la même fréquence (Figure 2.18-a).

Appliquons maintenant un autre gradient, perpendiculaire au gradient  $G_{ss}$  de sélection de coupe, dans l'axe  $x$ , par exemple. Ce gradient, appelé  $G_\omega$  (ou  $G_x$ ) va, comme le gradient  $G_{ss}$ , accroître la fréquence de précession des protons (bandes de fréquences  $-\omega_1$ ,  $\omega_0$ ,  $+\omega_1$ ) perpendiculairement à la direction d'application du gradient et va également provoquer des déphasages. Les fréquences seront de nouveau croissantes, en passant par la valeur  $\omega_0 = \gamma \cdot B_0$ .

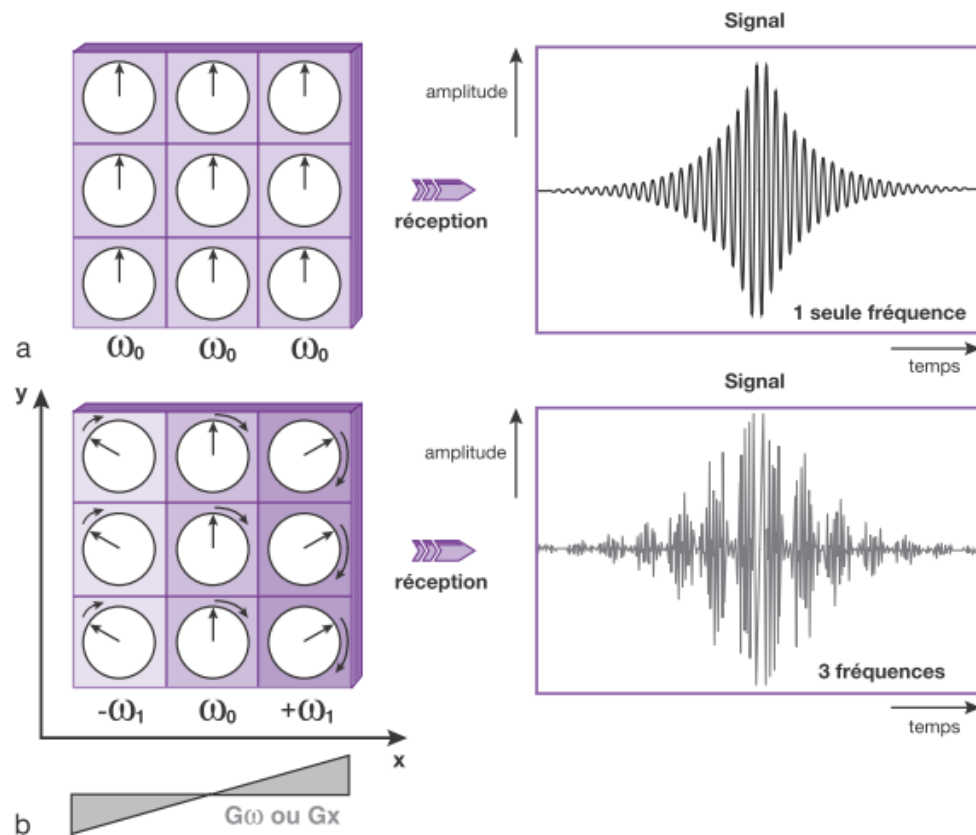
Dans notre exemple, nous avons donc trois fréquences différentes. Si ce gradient est appliqué pendant le recueil du signal, cette fois, de trois fréquences (et non plus d'une fréquence unique)

(Figure 2.18-b) : nous avons réalisé un codage par la fréquence. Cela n'est possible que si le gradient est appliqué durant la réception (ou lecture) du signal, car, dès l'arrêt du gradient, les protons précessent de nouveau à la fréquence  $\omega_0$ . C'est la raison pour laquelle ce gradient de codage de fréquence est également appelé gradient de lecture.

Le signal est donc maintenant porteur d'une information beaucoup plus précise qui va constituer les données d'une ligne du plan de Fourier. Dans notre exemple, il ne s'agit que de

<sup>11</sup> Le voxel représente le volume élémentaire d'échantillonnage dont l'intensité du signal sera rapportée sur le pixel correspondant de l'image

trois fréquences différentes mais, dans la réalité, il s'agira très souvent de 128 ou 256 fréquences.

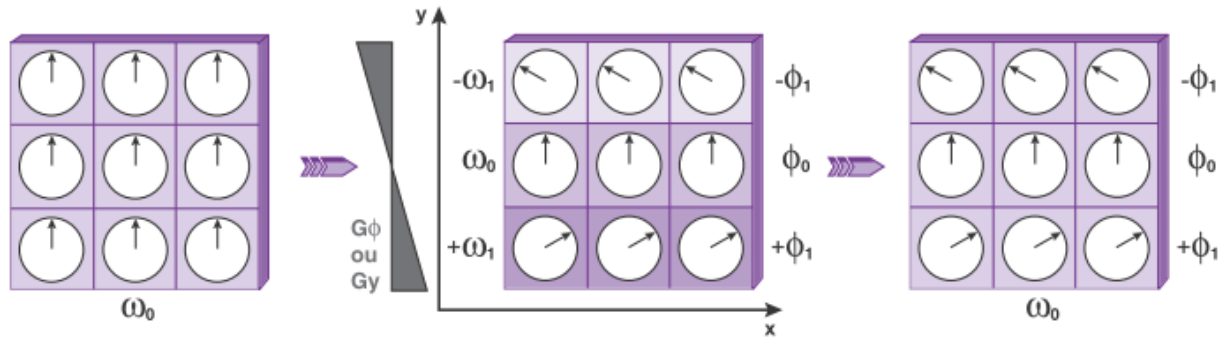


**Figure 2.18 :** Conséquence de l'application d'un gradient pendant la réception du signal.

Évidemment, cette information n'est pas suffisante pour constituer une image. Il faudrait des lignes supplémentaires d'informations une matrice étant constituée, en général, d'au moins 128 lignes.

Il faut donc mettre en place ce troisième gradient avant la réception du signal et nous aurons donc recours au codage par la phase. En effet, un codage par la fréquence ne peut avoir lieu qu'en présence d'un support de fréquences : soit une onde électromagnétique (l'impulsion RF) pour sélectionner le plan, soit le signal réceptionné par l'antenne.

Appliquons donc un gradient avant la réception du signal, selon l'axe y (gradient  $G_y$  ou  $G_\phi$ ) : ce dernier va modifier, comme tout gradient, les fréquences de précession des protons perpendiculairement à l'axe du gradient ainsi que les phases (dans notre exemple, nous prenons de nouveau, trois fréquences différentes donc trois phases différentes). En l'absence de gradient, les protons précessent tous à la fréquence angulaire  $\omega_0$ , c'est-à-dire celle du plan de coupe sélectionné. L'application de gradient  $G_y$  (ou  $G_\phi$ ) selon l'axe y va accroître la fréquence de précession des protons  $(-\omega_1, \omega_0, +\omega_1)$  perpendiculairement à la direction d'application du gradient et donc également leur décalage de phase :  $-\phi_1, \phi_0, +\phi_1$ . Comme le signal n'est pas réceptionné à ce moment-là, les différences de fréquence sont inutilisables. Cependant, à l'arrêt de l'application de  $G_y$ , les protons précessent tous de nouveau à la fréquence angulaire  $\omega_0$ , mais conservent leur décalage en phase. On a bien réalisé un codage par la phase (Figure 2.19).

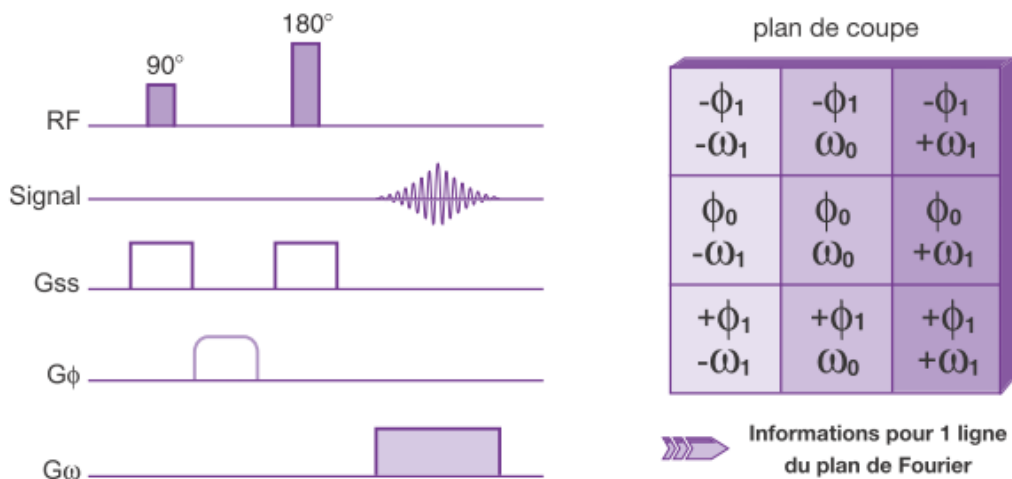


**Figure 2.19 :** Conséquence de l'application du gradient de codage de phase.

Au moment de recueil du signal et de l'application du gradient de lecture, on dispose maintenant d'une information comportant trois fréquences, amendée par l'information concernant les déphasages produits par le gradient de codage de phase. On a donc bien une information unique qui alimentera, comme nous l'avons déjà évoqué, le plan de Fourier.

On peut maintenant préciser encore un peu plus, notre chronogramme de la séquence d'écho de spin (Figure 2.20) :

- Entre le gradient de sélection de coupe  $G_{ss}$  (appliqué en même temps que l'impulsion RF de  $90^\circ$ ) et le gradient de lecture  $G_\omega$  (mis en place au moment de recueil du signal) qui, tous les deux, réalisent un codage par la fréquence, nous appliquons le gradient de codage de phase  $G_\phi$ .
- Le signal sera de nouveau porteur de trois fréquences ( $-\omega_1, \omega_0, +\omega_1$ ) plus une information sur la phase ( $-\phi_1, \phi_0, +\phi_1$ ) produite en amont.
- Cette information unique constituera les données pour une ligne de plan de Fourier.



**Figure 2.20 :** Gradient de phase et chronogramme de la séquence d'écho de spin.

Si l'on veut acquérir deux lignes d'informations supplémentaires (pour compléter notre matrice initiale de  $3 \times 3$ ), il faudra, pour la même coupe, appliquer deux gradients de codage

de phase différents, puis de nouveau réceptionner les trois fréquences ( $-\omega_1, \omega_0, +\omega_1$ ), porteuses de cette information cachée produite par le gradient de codage de phase en amont.

On réalisera donc, au total, trois mesures comportant toujours les trois mêmes fréquences mais trois codages de phases de phases différents, ces trois mesures correspondant à trois lignes du plan de Fourier.

Et si l'on veut acquérir 128 lignes, par exemple, il faudra répéter l'expérience 128 fois. Ce qui aura des conséquences sur le temps d'acquisition de la séquence.

Nous avons donc bien codé l'information dans deux dimensions : x, lors de chaque réception du signal en appliquant le gradient de fréquence, et y, lors de chaque modification du gradient de phase, comme si on avait réalisé une transformée de Fourier en deux dimensions (d'où le nom de méthode par double transformée de Fourier ou 2DFT). C'est là qu'interviendra la notion de transformée de Fourier.

#### VII-4/ Durée d'une séquence :

Nous pouvons maintenant calculer le temps d'acquisition  $T_{ac}$  nécessaire pour obtenir une image, c'est-à-dire la durée globale d'une séquence IRM (cycle complet). Il dépend de plusieurs paramètres :

- Le temps de répétition TR, qui sépare deux impulsions initiales de  $90^\circ$  dans la séquence d'écho de spin et qui correspond aussi au temps de passage d'une ligne sur l'autre du plan de Fourier.
- Le nombre de lignes  $N_p$  de la matrice (pixels ou pas d'échantillonnage dans le sens du codage de phase), c'est-à-dire le nombre de fois que l'on incrémente le gradient de codage de phase pour remplir une ligne différente du plan de Fourier.
- Le nombre d'excitations  $N_{ex}$  (ou nombre d'accumulations), c'est-à-dire le nombre de mesures d'un même écho (d'une même ligne) dans des TR différents :

$$T_{ac} = TR \times NP \times Nex \quad (2.1)$$

Par exemple avec  $TR = 1800$  ms (séquence pondérée en  $T_2$ ), matrice  $256p \times 256f$  et  $N_{ex} = 2$  :  $T_{ac} = 15$  min environ.

#### VII-5/ Imagerie 3D :

L'acquisition d'images en trois dimensions (3DFT) est obtenue par le recueil du signal de tout un volume. Pour ce faire, on rajoute tout simplement, en plus de deux gradients de codage de fréquence ( $G\omega_x$  en x) et de phase ( $G\phi_y$  en y), un gradient de codage de phase supplémentaire (deuxième gradient de phase) dans l'axe de sélection de coupe ( $G\phi_z$  en z, Figure 2.21).

Par rapport à une séquence en 2D, le temps d'acquisition  $T_{ac}$  nécessaire pour obtenir une image 3D comporte un paramètre supplémentaire. Il dépend, comme en 2D :

- Du temps de répétition TR.

- Du nombre de lignes  $N_{py}$  de la matrice (pixels ou étapes d'échantillonnage dans le sens du codage de phase en  $y$ ).
- Du nombre d'excitations  $N_{ex}$  (ou nombre d'accumulations).

Mais également :

- Du nombre de lignes  $N_{pz}$  de la matrice (pixels ou étapes d'échantillonnage dans le sens du codage en phase en  $z$ ) correspondant au nombre de partitions effectuées dans le volume ou tout simplement au nombre de coupes :

$$T_{ac} = TR \times NP \times N_{ex} \times N_{pz} \quad (2.2)$$

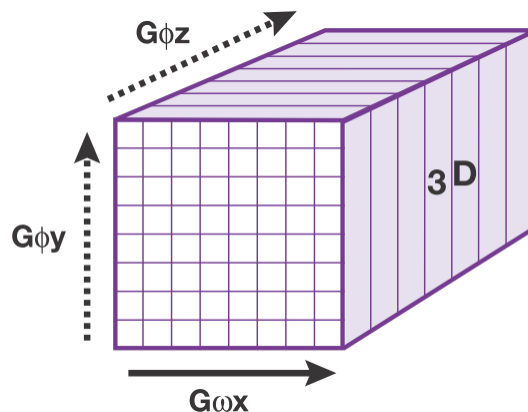


Figure 2.21 : Imagerie 3D.

#### VII-6/ Plan de Fourier et reconstruction de l'image :

Lorsque nous considérons différentes techniques d'imagerie, la radiographie conventionnelle, l'échographe ou la tomodensitométrie, et quelles que soient les méthodes de reconstruction plus ou moins élaborées auxquelles elles font appel, nous voyons qu'elles fournissent des informations directement dans l'espace à trois dimensions qui est notre environnement habituel, appelé domaine spatial.

En IRM, au contraire, les deux gradients utilisés lors de l'acquisition des données (codage de phase et codage de fréquence) conduisent à un codage spatial de l'image et les données obtenues ne se situent pas dans le domaine spatial, mais d'emblée dans ce qu'on appelle le domaine fréquentiel. En effet, au champ magnétique principal est ajouté un gradient de champ magnétique qui va légèrement modifier la vitesse de précession (ou la phase) des spins dans chacune des directions  $x$  et  $y$  du plan de coupe et les décalages en fréquence (ou en phase) du signal recueilli permettront de le localiser spatialement. L'information obtenue est donc un signal caractérisé par sa fréquence (et/ou sa phase) et non par ses coordonnées spatiales. L'espace qui permet de recueillir les données brutes est le plan de Fourier. L'outil mathématique qui permet de passer du plan de Fourier au domaine spatial (image) est la transformée de Fourier inverse. La transformée de Fourier directe permet, elle, de revenir au plan de Fourier à partir de l'image.

La décomposition en séries Fourier s'applique exclusivement à des fonctions périodiques. Les images anatomiques ne présentent évidemment pas cette caractéristique, elles sont de nature plus complexe nécessitant un traitement (décomposition) par des outils plus complexes. Ainsi, une généralisation de ce processus par un outil plus puissant, appelé transformation de Fourier permet de traiter des fonctions non périodiques et donc les images anatomiques.

Cet outil mathématique permet d'extraire les différentes fréquences (et phases) formant un signal complexe et de représenter ce signal dans le domaine fréquentiel. Une image anatomique contient un éventail infini et non discret de fréquences spatiales qui vont être échantillonnées en utilisant un nombre fini de fréquences.

L'IRM étant une technique d'imagerie numérique, il faut préciser que pour réaliser cette opération avec un ordinateur, il faut d'abord numériser le signal analogique réceptionné par l'antenne à l'aide d'un convertisseur analogique-numérique (CAN) : le signal est échantillonné (prélèvement d'une suite de valeurs discrètes du signal prises à intervalle régulier), puis les échantillons sont quantifiés (faire correspondre à chaque échantillon un nombre entier binaire). La transformée de Fourier est alors numérique : transformée de Fourier discrète (TFD) ou Digital Fourier Transform (DFT).

C'est l'échantillonnage qui peut être à l'origine du phénomène de repliement (ou aliasing) : la fréquence d'échantillonnage doit être deux fois plus élevée que la plus haute fréquence contenue dans le signal de départ (théorème de Shannon). Si ce n'est pas le cas, on obtient un signal erroné par sous-échantillonnage à l'origine de ce phénomène.

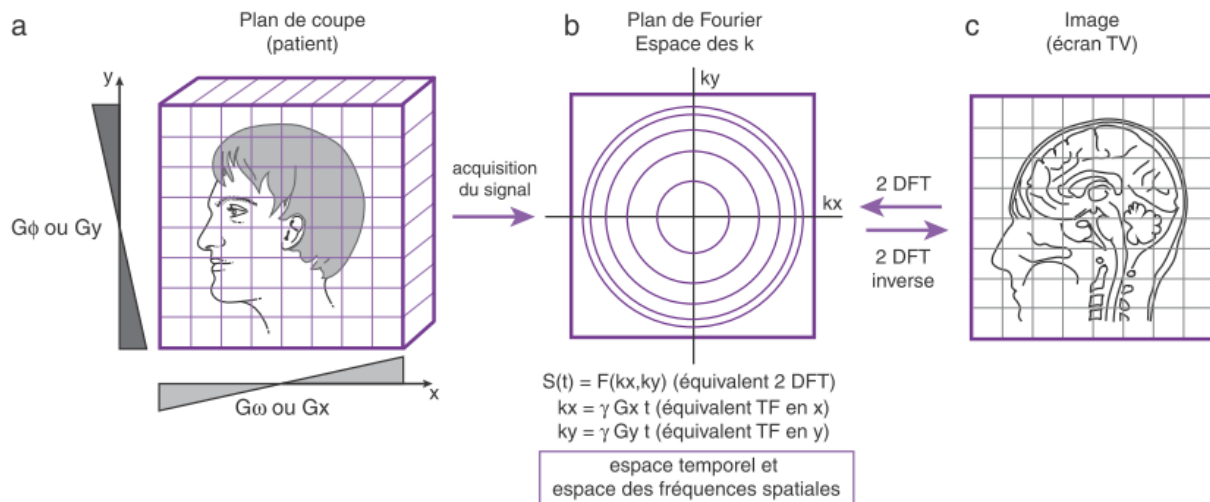
La TFD est très longue à calculer : pour accélérer cette opération, on a recours à l'algorithme de transformée de Fourier rapide (TFR) ou Fast Fourier Transform (FFT), le nombre d'échantillons devant être une puissance de deux.

En résumé :

- Décomposition d'une fonction périodique : série de Fourier.
- Pour une fonction quelconque : transformée de Fourier (signal analogique).
- Pour un signal numérique : transformée de Fourier discrète ou Digital Fourier Transform (DFT).
- Pour accélérer les calculs : transformée de Fourier rapide ou Fast Fourier Transform (FFT).

Pour une image numérique (comprenant par essence deux dimensions), on aura à faire une décomposition en deux dimensions (fréquences, spatiales) pour laquelle une double transformée de Fourier à deux dimensions (c-à-d dans chacune des directions x et y) est utilisé (c'est également une double transformée de Fourier numérique, comme nous l'avons vu précédemment). C'est ce qui se fera par l'intermédiaire du plan de Fourier.

L'application successive de ces deux gradients de fréquence et de phase dans les directions en x et en y correspond en quelque sorte à une transformation de Fourier dans les directions en x et en y, les données brutes étant ainsi recueillies dans un plan de Fourier. Pour obtenir l'image il faudra donc procéder à l'opération inverse et réaliser une transformée de Fourier inverse dans chacune des directions x et y (Figure 2.22).



**Figure 2.22 :** Formation de l'image à partir du plan de coupe.

Le plan de Fourier (b) représente une étape intermédiaire (stockage des données brutes) permettant de faire le lien entre le plan de coupe (a) et l'image définitive (composé de pixels) (c). L'acquisition des données en IRM équivaut à remplir le plan de Fourier, ce qui correspond, en quelque sorte, à une double transformée de Fourier (2DFT). Le plan de Fourier et l'image sont reliés l'un à l'autre par l'intermédiaire d'une transformée de Fourier à deux dimensions et son inverse. Il est à la fois le domaine temporel et le domaine des fréquences spatiales.

### VIII/ Artéfacts en imagerie par résonance magnétique :

L'imagerie par résonance magnétique, par sa nature même, liée au mode d'acquisition et reconstruction de l'image, n'échappe pas à la règle générale que chaque nouvelle méthode d'imagerie apporte son lot de fausses images. Ces artéfacts peuvent déformer l'image anatomique réelle ou simuler un processus pathologique. La compréhension de leur origine permet d'éviter des erreurs d'interprétation, d'améliorer la qualité de l'image et, par conséquent, d'optimiser le rendement clinique de la technique.

Les principaux artéfacts comprennent :

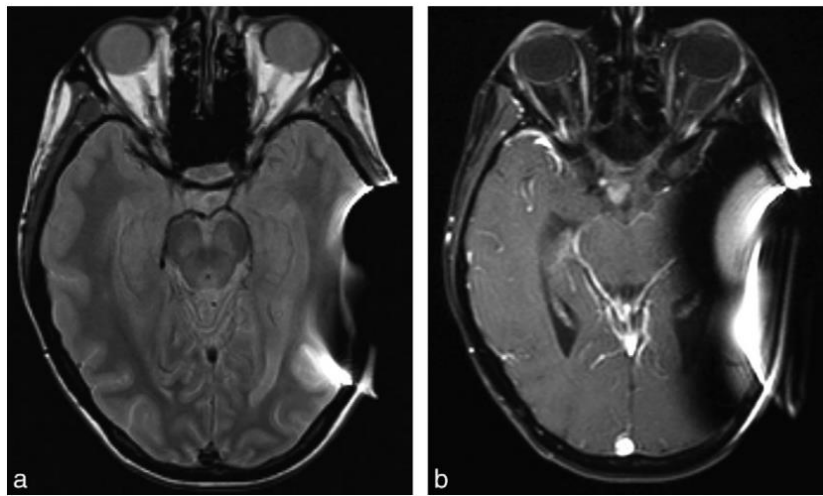
- Les artéfacts liés au patient : artéfacts métalliques et artéfacts de mouvements (mouvements physiologique ou du patient lui-même).
- Les artéfacts liés à la conception du système d'imagerie par résonance magnétique : Artéfacts de troncature, de repliement (aliasing), de déplacement chimique, de susceptibilité magnétique ... etc.

#### VIII-1/ Artéfacts métalliques :

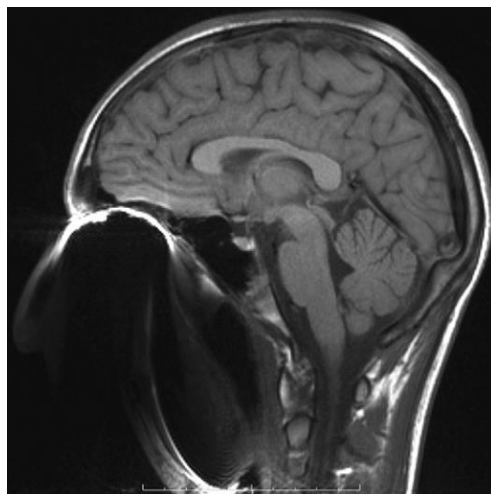
La présence de matériel ferromagnétique s'accompagne de distorsions locales du champ magnétique entraînant une zone de vide de signal avec en périphérie un renforcement du signal et une déformation de l'image dont l'aspect est en général caractéristique. C'est la raison pour laquelle tout matériel ferromagnétique externe (bijoux, montre, dentier, soutien-gorge, ceinture, pantalon avec boutons ou fermeture éclair en métal, etc.) doit être retiré au patient avant l'examen. De même, il faut s'enquérir de la présence de corps étrangers métalliques, en particulier intraoculaires, qui constituent alors une contre-indication à l'examen (risque de

migration). Les implants métalliques [clips chirurgicaux, valve de dérivation (Figure 2.23), prothèse dentaire fixe (Figure 2.24), dent à pivot, prothèse métallique, etc.], s'ils sont ferromagnétiques et proches de la région d'intérêt, peuvent rendre l'examen inexploitable. Lorsqu'ils sont volumineux, la qualité de l'image se dégrade encore davantage, l'accord de l'antenne étant perturbé par la présence du métal. Les fards à paupière (à base de pigments ferromagnétiques) sont responsables de déformations de la région oculaire (Figure 2.25). De même, les forages chirurgicaux laissent en place des petits débris métalliques microscopiques (invisible en radiologie conventionnelle), sont responsables d'artéfacts.

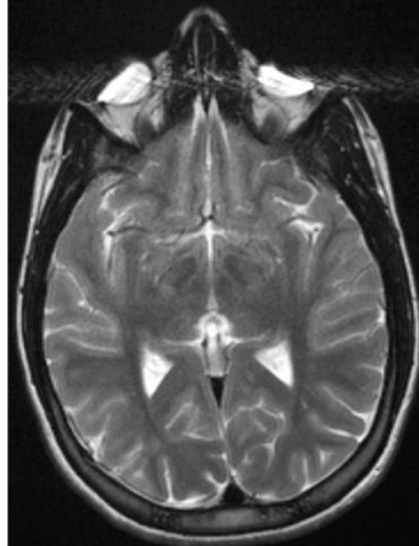
Les artéfacts métalliques sont plus prononcés sur les appareils à haut champs. L'utilisation de matériel chirurgical non ferromagnétique (titane, plan, aluminium, etc.) reste la solution la plus satisfaisante pour diminuer les artéfacts.



**Figure 2.23** : Artéfact métallique lié à la présence d'une valve de dérivation ventriculaire.



**Figure 2.24** : Déformation du massif facial par un appareil dentaire (aspect en tête de signe).



**Figure 2.25 :** Déformation des globes oculaires liée à la présence de fard à paupières contenant des pigments ferromagnétiques.

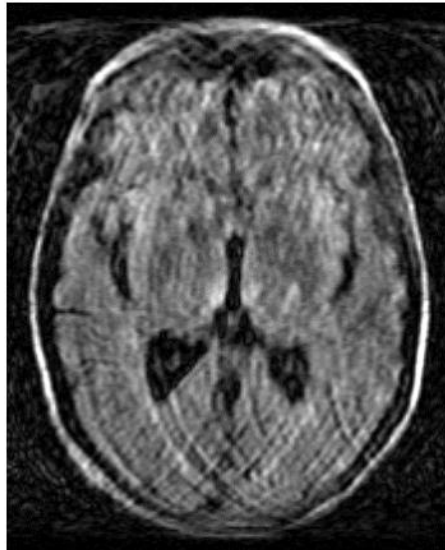
### VIII-2/ Artéfacts de mouvements :

Les artéfacts de mouvements font partie des artéfacts les plus fréquemment rencontrés. Les mouvements du patient sont source de dégradation de l'image, réservant cette technique d'acquisition relativement longue aux patients pouvant rester strictement immobiles durant toutes ces séquences d'imagerie. Pour les jeunes patients, en IRM pédiatrique (surtout entre 1 et 7 ans), une bonne sédation est un prérequis obligatoire. Les mouvements physiologiques (respiration et péristaltisme intestinal) sont surtout gênants pour l'imagerie abdominale. Au niveau thoracique, l'introduction de la synchronisation à l'ECG a été à l'origine de l'essor rapide et constant de l'IRM cardiaque.

#### VIII-2-1/ Mécanismes des artéfacts de mouvements :

Les mouvements peuvent affecter l'image de deux façons :

1. L'image devient floue (par dispersion du signal) et ce dans les deux directions de codage de phase et de fréquence. C'est un peu comme lorsqu'on prend une photo avec une vitesse d'obturation lente : le résultat est une image floue dans le sens de déplacement de l'objet.
2. Des images fantômes (alternance de bandes de signal intense et faible rappelant la structure en mouvement) apparaissent exclusivement dans la direction du codage de phase, de part et d'autre de la structure en mouvement, elles couvrent l'ensemble de l'image (également hors des limites anatomiques). Ces fantômes seront d'autant plus nets que la structure en mouvement a un signal élevé.



**Figure 2.26 :** Artéfact lié à un mouvement volontaire.

### VIII-3/ Artéfacts de troncature :

Les artéfacts de troncature (également appelés phénomène de Gibbs) prennent leur origine au niveau des interfaces présentant une zone de transition abrupte de signal (exemple : graisse/muscle ou LCR/moelle). Ils apparaissent sous forme de bandes périodiques d'intensité faible et élevée (striations) parallèles à la zone de variation brutale de signal, la périodicité des striations (distance entre les bandes) est liée à la taille de la matrice (résolution spatiale). Leur mécanisme est lié au principe même de reconstruction de l'image : en effet, en IRM, l'image est reconstruite par analyse de Fourier impliquant que des formes fortes complexes sont obtenues par une combinaison d'ondes sinusoïdales.

En principe, une image anatomique contient un éventail infini de fréquences spatiales qui vont être échantillonnées en utilisant un nombre fini de fréquences (bande de fréquence). Les zones les plus difficiles à reconstruire sont celles correspondant à une variation brutale du signal (onde carrée). Pour bien reproduire ces zones de transitions, il faudrait disposer d'une gamme infinie d'échantillons (en fréquence et en phase). La limite principale est représentée dans la direction du codage de phase où le nombre d'étapes d'incrémentations du gradient (pas d'échantillonnage en phase = nombre de lignes de la matrice) est limité par la taille de la matrice (nombre de lignes de la matrice qui conditionne par ailleurs la durée d'examen et la résolution spatiale). Pour diminuer la durée d'acquisition des séquences, les matrices utilisées sont souvent asymétriques avec des pixels rectangulaires (moins de lignes = diminution de la résolution spatiale) : c'est la raison pour laquelle les artéfacts de troncature sont plus fréquents dans la direction du codage de phase.

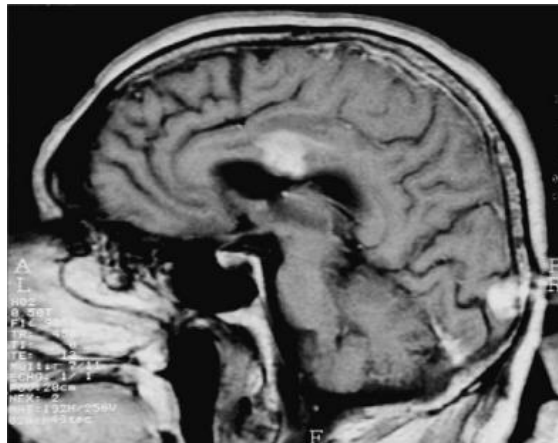
### VIII-4-Aliasing :

L'aliasing (ou repliement) est un artéfact dont le mécanisme est bien connu. Il apparaît dans les deux directions, de codage de phase et de fréquence lorsque l'objet est plus grand que

le champ de vue<sup>12</sup> et se traduit par un repliement des structures hors champ du côté controlatéral de l'image. Il est important d'en connaître l'origine, car l'utilisation de matrices et champs de vue asymétriques, permettant de réduire les temps d'examen, peut à la fois corriger et être à l'origine de l'aliasing (nécessitant un ajustement correct du champ de vue par rapport à l'objet). En général, le phénomène est évident mais il peut parfois simuler un processus pathologique (Figure 2.27).

L'aliasing dans la direction du codage de fréquence apparaît lorsque sont présentes (hors du champ de vue) des fréquences trop élevées par rapport à la fréquence d'échantillonnage. En effet, pour échantillonner correctement un signal, la fréquence d'échantillonnage doit être au moins double de la plus haute fréquence présente dans le signal (ou, ce qui revient au même, la demi-fréquence d'échantillonnage, appelée fréquence de Nyquist, doit être supérieure ou égale à la fréquence à échantillonner). Dans le cas contraire, on obtient un signal erroné de fréquence plus basse par sous échantillonnage.

Ainsi, une fréquence d'échantillonnage donnée n'est opérationnelle que pour des fréquences n'excédant pas la fréquence de Nyquist. Toutes les fréquences supérieures à celle-ci vont être confondues avec des fréquences plus basses. Or, lors de l'acquisition de l'image, les signaux sont échantillonnés de telle manière qu'aux extrémités du champ de vue on soit, justement, à la fréquence de Nyquist. Ainsi, tous les éléments de l'objet situés à l'intérieur du plan de Fourier sont correctement échantillonnés.



**Figure 2.27 :** deux zones d'hypersignal sont visibles sur cette coupe sagittale du cerveau pondérée en T<sub>1</sub> (après injection du gadolinium) au niveau du corps calleux et du lobe occipital. La première est liée à une prise de contraste d'un processus tumoral et la seconde est liée au repliement du nez vers la région occipitale (champ trop étroit en antéropostérieur = sens du codage en phase).

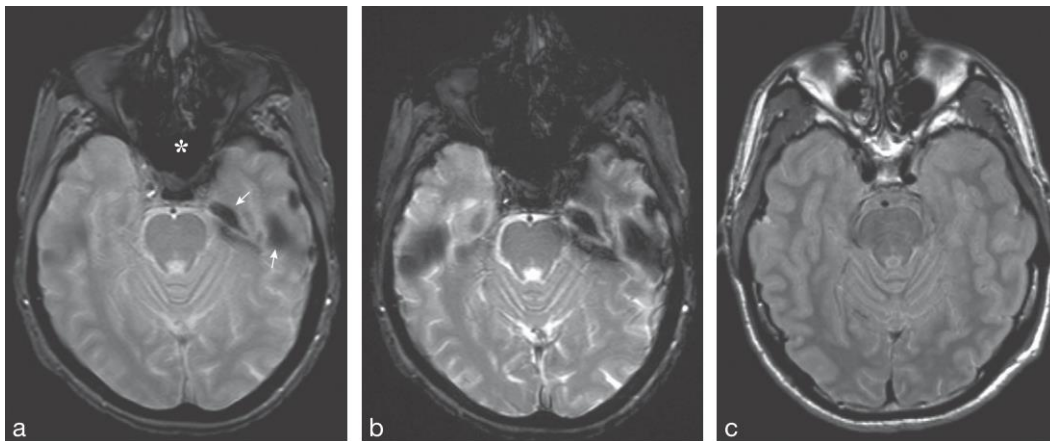
<sup>12</sup> Le champ de vue (FOV – field of view, ou champ de reconstruction) représente les dimensions réelles (hauteur et largeur mesurées en cm) du plan de coupe (cadre) de l'image.

### VIII-5/ Artéfacts de susceptibilité magnétique :

La susceptibilité magnétique d'un tissu est liée à sa faculté à s'aimanter. Dans les régions où sont juxtaposées deux structures ayant des susceptibilités magnétiques très différentes (air/tissu, hémoglobine/tissu, os/tissu, etc.), il existe un gradient de champ magnétique intrinsèque à leur interface.

Ce gradient induit un déphasage des spins au niveau de la zone transitionnelle (exemple : bordure d'une cavité aérique) responsable d'un signal hypo-intense (d'où élargissement de la cavité). Cet artéfact est présent au voisinage des structures aériques du crâne (sinus, cellules mastoïdiennes, etc.)(Figure 2.28), au niveau du nasopharynx et des poumons, etc. Il est plus prononcé sur les séquences d'écho de gradient (sensible aux inhomogénéités du champ), lorsque le TE est allongé et la taille du pixel augmente. Il augmente aussi avec l'intensité du champ magnétique principal et il est donc majoré à 3T par rapport à 1.5T. Il est minimisé en utilisant une séquence d'écho de spin, un TE court et en augmentant la résolution spatiale.

Si cet artéfact est le plus souvent gênant en écho de gradient en raison de la proximité de deux zones de susceptibilité magnétique très différente, il peut pourtant s'avérer utile dans certaines pathologies pour affiner un diagnostic.



**Figure 2.28** : Artéfacts de susceptibilité magnétique : exemple.

L'artéfact de susceptibilité magnétique au niveau d'une interface os-tissu (rocher-flèches) ou d'une interface air tissu (étoile) est très marqué sur la coupe réalisée en écho de gradient (a).

Il est encore plus prononcé lorsque le TE augmente (b). En revanche, il disparaît sur la coupe réalisée en écho de spin rapide (ici à TE effectif court) (c).

### IX/ Instrumentation IRM :

#### IX-1/ L'aimant principal :

Il s'agit de l'élément de base de l'appareil. Il produit le champ  $\vec{B}_0$  qui doit être intense et homogène.

L'intensité de  $\vec{B}_0$  est un des éléments conditionnant la qualité d'image : le rapport signal sur bruit augmente en même temps que lui. Sur les appareils commerciaux actuels, elle varie de 0.2 à 3 Tesla (et jusqu'à 11 T sur des appareils de recherche).

L'homogénéité de champ est assurée par des bobines additionnelles de correction, appelées bobines de shim.

Les hauts champs, tout en permettant l'obtention d'un signal élevé, présentent cependant certains inconvénients : diminution du contraste en  $T_1$ , majoration des artéfacts de mouvement, déplacement chimique et de susceptibilité magnétique.

Néanmoins, ils sont plus performants dans les applications spectroscopiques.

Les aimants peuvent être classés en trois catégories selon leur type.

### **IX-1-1/ Les aimants résistifs :**

Ce sont des électro-aimants constitués par un enroulement de fil de cuivre. Forts consommateurs de courant électrique, ils nécessitent un système de refroidissement (dégagement de chaleur). Les champs obtenus sont de faible intensité (= 0.3T) et d'homogénéité moyenne. En revanche, leur coût d'installation est modéré et il est possible de les éteindre.

### **IX-1-2/ Les aimants permanents :**

Ils sont constitués d'un bloc aimanté : ils ne consomment donc aucun courant électrique et ne nécessitent aucun refroidissement.

Inconvénient : un poids qui reste élevé (malgré l'arrivée d'alliages) pour un champ magnétique relativement faible.

Avantage : champ vertical : pas de champ de bordure, bon accès au patient : intérêt potentiel en IRM interventionnelle, en IRM pédiatrique, pour les patients claustrophobes et pour les patients obèses (on parle souvent de champ ouvert ou d'IRM ouverte).

### **IX-1-3/ Les aimants supraconducteurs :**

Ce sont les plus répandus. Ils utilisent le phénomène de supraconduction : il s'agit de la particularité que présentent certains alliages métalliques (niobium-titane par exemple) de présenter une résistance électrique nulle à des températures proches du zéro absolu (des températures de l'ordre de  $-269^\circ\text{C}$  ou  $4^\circ\text{Kelvin}$ ).

Un tel aimant est constitué d'une bobine supraconductrice et d'un cryostat contenant de l'hélium liquide à  $-269^\circ\text{C}$ , permettant de maintenir la bobine à l'état supraconducteur.

Avantage : ces aimants permettent l'obtention de champs élevés, sans pratiquement consommer de courant électrique. La majorité des appareils installés actuellement ont un champ de 1.5 T ou 3 T (on note aussi le développement des aimants de champ plus élevé).

Ces aimants supraconducteurs sont munis d'un système permettant de réduire le taux d'évaporation de l'hélium liquide (cryogénérateur), ce qui permet d'en espacer le rechargement dans le temps.

La tendance actuelle est au raccourcissement des aimants conjugué à l'augmentation du diamètre du tunnel à 70 cm (au lieu de 60 cm), ce qui conduit aux mêmes avantages que ceux des aimants ouverts évoqués plus haut.

### IX-2/ Les bobines de gradient :

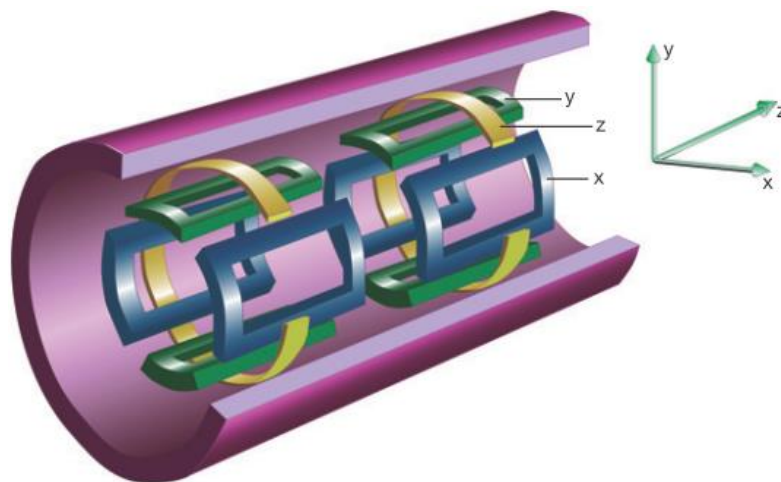
Les gradients de champs magnétiques réalisent une variation graduelle de champ magnétique dans l'espace, permettant le codage spatial de l'image.

Il faut, en minimum, deux bobines pour produire un gradient de champ magnétique. Selon l'axe  $z$  (celui de  $\vec{B}_0$ ), les bobines sont placées en configuration dites de Maxwell, qui est la plus simple : deux bobines sont placées face à face, le courant électrique circulant en sens inverses dans une bobine par rapport à l'autre ce qui permet de produire un gradient linéaire de champ magnétique.

En ce qui concerne les axes  $x$  et  $y$ , on utilise une configuration dite de Golay, composée, pour chaque gradient, de quatre bobines en forme de selle de cheval. Dans ce cas, ce sont les quatre arcs se faisant directement face qui contribuent à la production du gradient.

D'une manière générale, il faut souligner que, dans tous les cas, les gradients produisent des modifications de champs magnétiques qui s'ajoutent ou se retranchent de  $\vec{B}_0$ .

Ainsi, l'appareil comprend trois paires de bobines, une pour chaque orientation dans l'espace, l'ensemble constituant ce qu'on appelle un canon de gradients (Figure 2.29). Ces bobines sont alimentées à une cadence plus au moins rapide selon le type de séquence produisant, ainsi le bruit caractéristique de fonctionnement de l'appareil. En effet, lorsqu'on injecte un courant électrique dans une bobine, les forces de Laplace générées se manifestent sous forme mécanique en faisant vibrer la bobine : cette vibration est à l'origine de la nuisance sonore de l'IRM. Ce bruit est proportionnel à l'intensité du courant injecté et au champ magnétique statique.



**Figure 2.29 :** Représentation des trois gradients de l'appareil dans les trois axes ( $x, y, z$ ) : c'est ce qu'on appelle un canon de gradient.

**IX-3/ Les antennes :**

Elles permettent l'émission des impulsions RF et la réception du signal. Le signal RMN étant extrêmement faible, l'antenne de réception doit être d'excellente qualité, afin d'obtenir le rapport signal sur bruit le plus élevé.

On distingue globalement deux types d'antennes.

**IX-3-1/ Les antennes de volume :**

Elles sont soit émettrices et réceptrices, soit, parfois, uniquement réceptrices (dans ce cas, l'antenne corps est émettrice). Elles peuvent contenir une région de l'organisme (antenne tête, genou, etc.), voir tous les corps (antenne corps).

L'antenne corps est directement incorporée à l'aimant. Elle est toujours émettrice et réceptrice.

Les antennes de volume permettent d'obtenir un signal homogène sur tout le volume exploré. Le signal obtenu est d'autant plus élevé que le diamètre de l'antenne diminue.

**IX-3-2/ Les antennes de surface :**

Elles sont uniquement réceptrices (l'antenne corps étant émettrice). Elles sont appliquées le plus près possible des régions explorées.

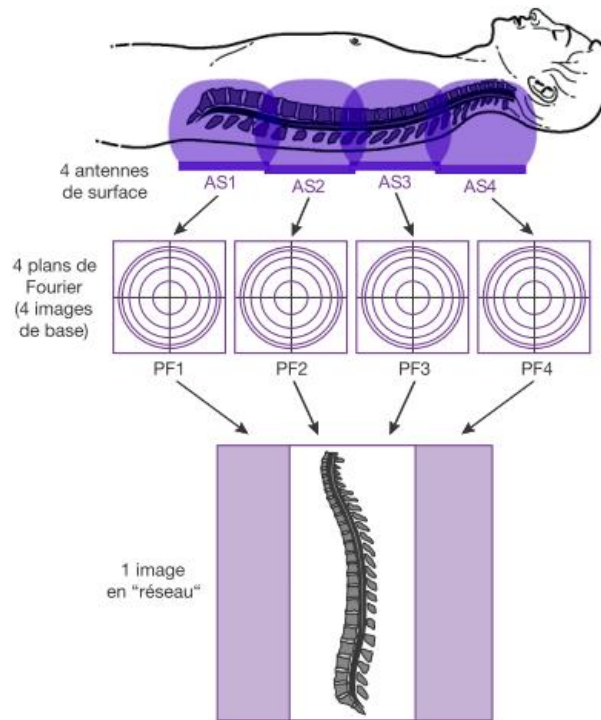
Trois considérations découlent de leur utilisation :

- Le signal recueilli par une antenne de surface est important, sa détection étant favorisée par la proximité des tissus qui l'émettent.
- Le volume exploré par l'antenne est limité, en particulier en profondeur. En effet, le signal diminue lorsque la profondeur augmente. On estime en général que la pénétration d'une antenne de surface est égale au diamètre ou à la longueur de l'antenne.
- Le bruit est diminué, le volume qui le produit étant petit.

Ainsi les antennes de surface favorisent un rapport signal sur bruit élevé, ce qui permet d'utiliser des champs d'exploration plus petits et de diminuer l'épaisseur de coupe, d'où une augmentation de la résolution spatiale (voxels plus petits).

Aujourd'hui, la plupart des antennes de surface comprennent plusieurs éléments : ce sont les antennes en réseau phasé ou phased array coils. Il s'agit de combiner le bon rapport signal sur bruit produit par une antenne de petit diamètre (qui ne permet d'imager qu'un faible volume) avec l'exploration d'un grand champ de vue. Pour ce faire, il faut placer, dans un même support, plusieurs antennes de petit diamètre : chaque antenne possède sa propre chaîne de réception du signal et peut recevoir le signal de la zone qu'elle couvre, on obtient ainsi une image (et également un plan de Fourier) par antenne (petit champ de vue), toutes ces images étant ensuite combinées en une seule image en réseau (grand champ de vue) (Figure 2.30).

Dans notre exemple, l'antenne en réseau phasé destinée à l'exploration du rachis comporte quatre éléments : chaque élément (antenne de surface de petit diamètre) possède sa propre chaîne de réception du signal et permet, par conséquent, l'acquisition d'une image : ici quatre images sont acquises (par l'intermédiaire de quatre plans de Fourier) (petit champ de vue), puis combinées en une seule image en réseau (grand champ de vue).



**Figure 2.30 :** Principe des antennes en réseau phasé.

Cette technique est actuellement utilisée pour la majorité des antennes disponibles. D'une manière générale, le nombre d'éléments de réception, par antennes, est en constante augmentation. En outre, on associe couramment plusieurs antennes en réseau phasé afin de couvrir un grand volume d'exploration.

Une panoplie représentative des antennes couramment utilisées est illustrée dans la figure 2.31.

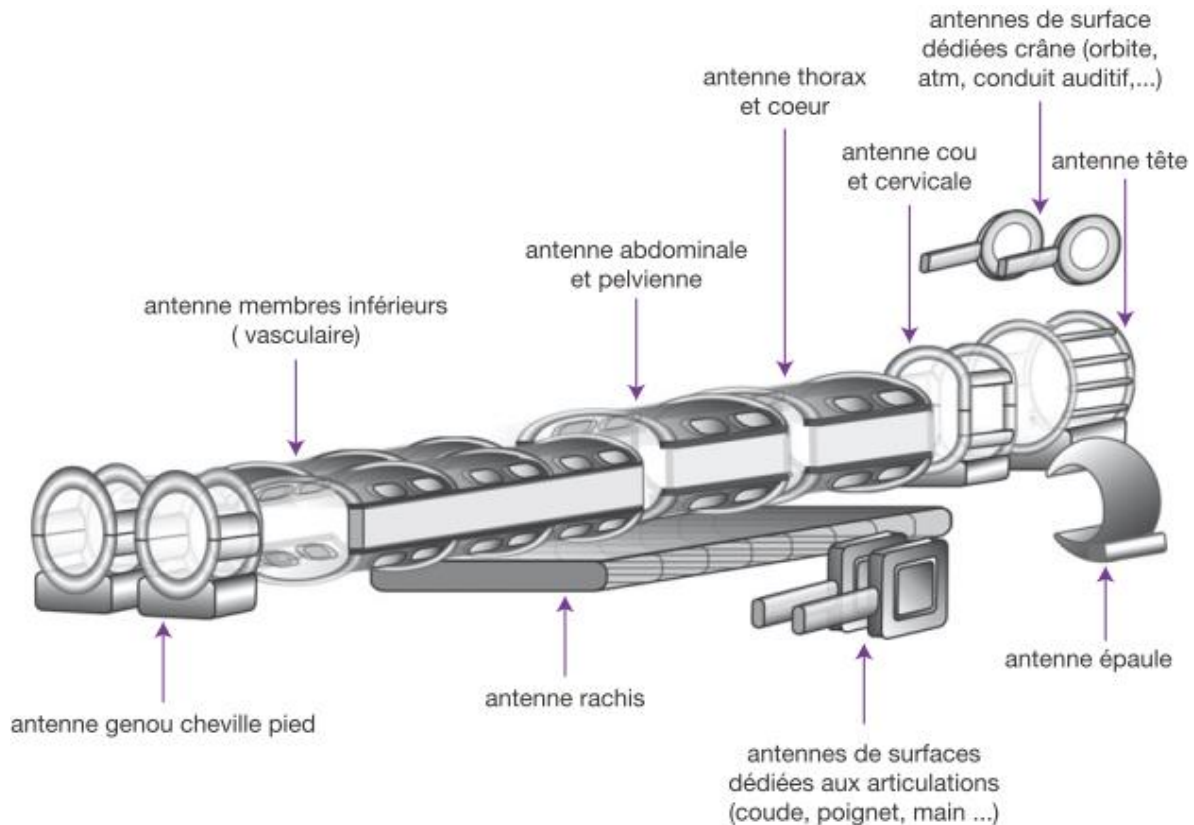
L'antenne tête est soit une antenne de volume (réceptrice ou émettrice-réceptrice), soit une antenne en réseau phasé à plusieurs éléments (actuellement 8 ou 32 éléments).

Les antennes dédiées au thorax, à l'abdomen, au pelvis, au rachis et aux membres inférieurs sont en réseau phasé.

L'antenne genou est une antenne de volume ou une antenne à plusieurs éléments.

L'antenne épaule est, en général, également en réseau phasé.

D'une manière générale, le nombre d'éléments de réception, par antenne, est en constante augmentation. Plusieurs antennes en réseau phasé peuvent être couplées en fonction du nombre de canaux de réception disponibles sur l'appareil.



**Figure 2.31 :** Représentation d'un ensemble d'antennes couramment utilisées en IRM.

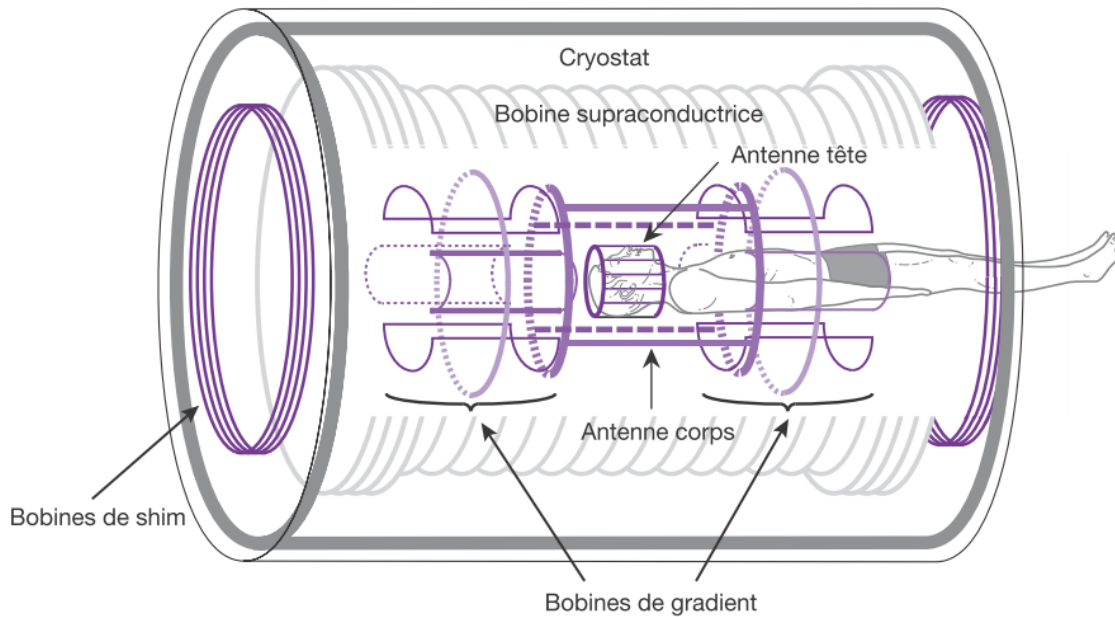
Cependant, la multiplication des éléments d'antenne impose des contraintes matérielles importantes, en particulier en ce qui concerne le nombre de canaux de réception disponibles sur l'appareil. En effet, au niveau de la chaîne de réception, le signal provenant de chaque élément d'antenne est dirigé, après amplification, vers un convertisseur analogique-numérique (CAN) (ou ADC – analog-digital converter) : c'est ce qu'on appelle un canal de réception. Une technologie récente intègre ces CAN directement au niveau des antennes, supprimant ainsi la contrainte liée au nombre de canaux de réception.

#### IX-4/ Les autres organes de l'appareil :

L'installation comprend encore :

- Un lit d'examen motorisé.
- Un ordinateur et des processeurs rapides, permettant l'acquisition des données selon les paramètres établis par l'opérateur, la reconstruction des images et la gestion des organes périphériques.
- Une ou plusieurs consoles (contrôle, visualisation), constituant le lien entre l'opérateur et la machine, leurs fonctions : mise en place des paramètres, contrôle, visualisation des coupes, mesures, etc.
- Des armoires d'alimentation du système.

Les principaux éléments constitutifs d'un imageur d'IRM sont représentés sur la figure 2.32.



**Figure 2.32 :** Représentation schématique d'un imageur par résonance magnétique à bobine supraconductrice.

#### X/ Discussion :

Dans les paragraphes précédents, nous avons montré que malgré tout le soin apporté à l'acquisition, l'information contenue dans l'image peut être perturbée par des phénomènes extérieurs. Dans ce contexte, le traitement d'images devient indispensable. Son panel sans cesse grandissant de méthodes permet de mettre de l'ordre dans la masse de données que représente une séquence d'images. Parmi ces méthodes, la segmentation a pour but de partitionner ou segmenter l'image en un ensemble de régions cohérentes, pouvant être assimilées à un objet d'intérêt. En regard de la quantité d'information à traiter, il est indispensable d'automatiser cette tâche.

De ce fait, dans le prochain chapitre nous effectuons une rétrospective des différentes méthodes de segmentation d'images et plus particulièrement d'images IRM.

# *Chapitre 3*

## *La segmentation en imagerie médicale*

**I/Préambule :**

La segmentation est une des étapes primordiales de l'analyse d'images qui a pour but de regrouper les pixels entre eux suivant des critères prédéfinis aboutissant à une partition de l'image traitée. En imagerie médicale, la segmentation permet d'associer une structure anatomique à chaque position dans l'espace. En IRM cérébrale, elle permet de différencier les tissus (matière grise (MG), matière blanche (MB) et liquide céphalo-rachidien (LCR)), les structures anatomiques, et/ou les nombreuses pathologies cérébrales telles que les tumeurs, l'Alzheimer et les lésions de la sclérose en plaques.

Dans ce chapitre, nous présentons un état de l'art des différentes méthodes de segmentation des IRM cérébraux. Même si les tumeurs représentent notre principal objectif, il nous paraît difficile d'opposer la segmentation des tumeurs à la segmentation des structures saines. C'est pourquoi, cet état de l'art traite à la fois des méthodes dédiées à la segmentation des structures saines et des méthodes dédiées à la segmentation des tumeurs cérébrales.

**II/ Prétraitement d'images :**

L'acquisition permet d'obtenir des images bidimensionnelles. La qualité de ces coupes dépend grandement du matériel utilisé (scanner, IRM... etc.). Ensuite le prétraitement d'images est nécessaire, car il permet d'améliorer la qualité des coupes, et d'éliminer le bruit qui provient des conditions d'acquisition sans toucher, si c'est possible, à l'information utile, puis les images doivent être alignées et réordonnées, pour qu'elles obéissent au même repère.

**II-1/ La restauration :**

On peut définir la restauration comme étant la réduction ou bien l'élimination des distorsions introduites (bruits) par le système ayant servi à acquérir l'image (appareil IRM dans notre cas). Le principe est de modéliser le bruit pour retrouver l'image idéale, non bruitée à partir de l'image dégradée. Pour les bruits introduits par le capteur, la transformée de Fourier est utilisée. Dans ce cas, les dégradations sont supposées invariantes spatialement ce qui permet d'écrire le modèle suivant :

Soit  $f$  l'image à restaurer,  $g$  l'image idéale,  $r$  la réponse impulsionnelle du système linéaire modèle de la source de dégradation et  $b$  un bruit additif, alors :

$$f(x, y) = |r * g|(x, y) + b(x, y) \quad (3.1)$$

Si  $r$  et  $b$  sont connus et si  $r$  correspond à une dégradation linéaire et invariante par translation :

Alors :

$$F(u, v) = R(u, v) * G(u, v) + B(u, v) \quad (3.2)$$

La restauration est effectuée par inversion du phénomène de dégradation grâce à la transformée de Fourier et à sa propriété de transformation du produit de convolution en produit fréquentiel.

**II-2/ Le filtrage :**

Le lissage local (ou filtrage) consiste à améliorer les images que l'on veut segmenter. Les principaux défauts des images acquises sont la présence de biais et de bruit d'acquisition. Dans une image, le biais correspond à une irrégularité de l'intensité lumineuse, indépendante du contenu de l'image, provenant d'un défaut dans l'éclairage ou l'excitation de la préparation observée. Des opérations de filtrage peuvent réduire leur influence.

### II-2-1/ Filtrage Gaussien :

Le filtre gaussien est un opérateur de lissage utilisé pour estamper les petits détails et le bruit. Ce filtre a une logique analogue au filtre moyenne. La distribution Gaussienne en 1D :

$$G(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (3.3)$$

Avec  $\mu$  : moyenne et  $\sigma$  : écart-type.

L'intérêt de ce filtre est que le filtrage peut être réalisé en deux passages en traitant d'abord ligne par ligne avec un filtre à une dimension puis on traite l'image obtenue colonne par colonne avec le même filtre 1D. Ceci est rendu possible du fait du caractère symétrique et circulaire de ce filtre. Bien entendu le calcul est largement accéléré.

### II-2-2/ Moyennage :

Cette méthode permet de lisser les images. Son principe consiste à remplacer chaque pixel par la valeur moyenne de ses voisins (le pixel lui-même y compris). Cette méthode a pour effet de modifier les niveaux de gris trop différents de leurs voisins (supprimer le bruit, c'est à dire des niveaux de gris « anormaux »).

Suivant le lissage que l'on veut réaliser on choisira une taille de filtre plus ou moins grande (3x3, 5x5,..), mais on doit comprendre que les contours de l'image de départ deviendront alors plus « flous ».

### II-2-3/ Filtre médian :

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

#### Exemple :

| Image Originale |    |    |    |    | Application du filtre médian |    |    |    |    |
|-----------------|----|----|----|----|------------------------------|----|----|----|----|
| 35              | 48 | 36 | 25 | 12 | 35                           | 48 | 36 | 25 | 12 |
| 45              | 65 | 45 | 32 | 36 | 45                           | 65 | 45 | 32 | 36 |
| 42              | 36 | 0  | 48 | 21 | 42                           | 36 | 36 | 48 | 21 |
| 58              | 41 | 32 | 26 | 33 | 58                           | 41 | 32 | 26 | 33 |
| 35              | 42 | 35 | 26 | 45 | 35                           | 42 | 35 | 26 | 45 |

|   |    |    |    |    |    |    |    |    |
|---|----|----|----|----|----|----|----|----|
| 0 | 26 | 32 | 32 | 36 | 41 | 45 | 48 | 65 |
|---|----|----|----|----|----|----|----|----|

La valeur médiane choisie étant le niveau de gris d'un des pixels considérés, il n'y a pas création de nouveaux niveaux de gris dans l'image. Ainsi les contours sont mieux préservés.

### II-3/ Amélioration :

L'amélioration d'images consiste à modifier les caractéristiques visuelles de l'image de manière à en faciliter son interprétation par l'œil humain. Il peut s'agir de rehausser les contrastes, d'accentuer certaines intensités pour mettre en valeur une région,... etc.

L'amélioration peut être faite de plusieurs façons :

- ✓ Par l'amélioration du rapport signal / bruit.
- ✓ Par le filtrage de l'image.
- ✓ Ou aussi par la modification de l'histogramme de l'image.

#### II-3-1/ Amélioration du rapport Signal sur Bruit :

Le transfert de l'image d'un objet jusqu'à l'ordinateur lors de l'acquisition des images se produit avec un certains bruit. Le bruit est dû en particulier aux imperfections de la source qui génère l'image, au capteur proprement dit et enfin à toute l'électronique de transfert.

La méthode la plus simple pour augmenter le rapport signal / bruit consiste à appliquer le principe des analyseurs multicanaux, c'est-à-dire effectuer plusieurs acquisitions de l'image (n fois par exemple), ce qui revient à effectuer plusieurs sommations du signal. Le bruit n'apparaissant statistiquement jamais au même endroit, sera uniformément réparti, alors que le signal, apparaissant toujours au même endroit, sera amplifié d'un facteur racine carrée de n.

#### II-3-2/ Amélioration par filtrage :

L'amélioration du rapport signal sur bruit, bien qu'intéressante, est souvent insuffisante pour obtenir de bonnes images. L'amélioration de l'image est essentiellement obtenue par une opération qu'on appelle le filtrage. Il existe un grand nombre de filtres possibles, et à quelques exceptions près, on peut les classer en deux grandes catégories :

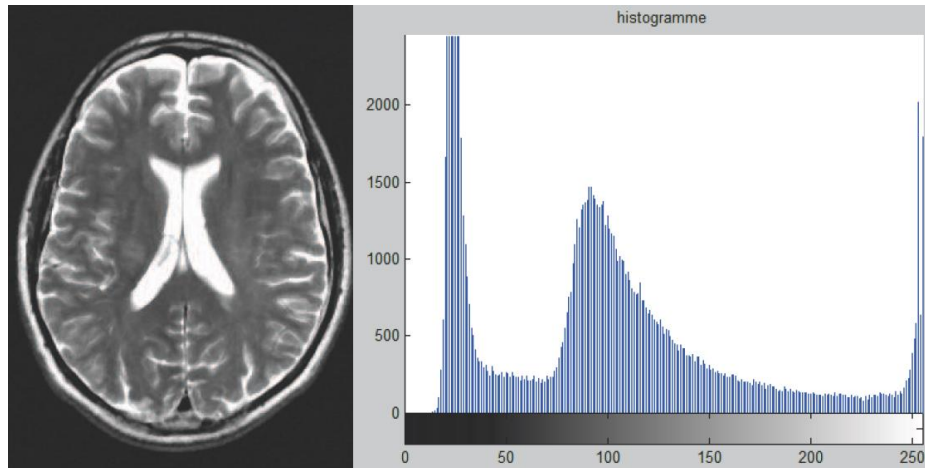
- Les filtres linéaires.
- Les filtres morphologiques.

L'utilisation des filtres linéaires provient de l'extension des méthodes mises au point pour le traitement de signal, au traitement des images numériques, on peut en effet considérer une image numérique comme un signal bidimensionnel numérisé.

Les filtres morphologiques, par contre, ont été conçus directement en vue d'être appliqués sur une image numérique.

#### II-3-3/ Amélioration par Histogramme :

L'histogramme d'une image est une fonction  $hist(i)$  qui associe à une valeur d'intensité  $i$  le nombre de pixels dans l'image ayant cette valeur.



**Figure 3.1 :** L'histogramme d'une image en niveau de gris.

- Pour une image en couleur, il y a un histogramme par composante.
- L'histogramme peut être normalisé pour donner une estimation de la densité de probabilité des pixels :

$$p(i) = \frac{hist(i)}{\sum_j hist(j)} \quad (3.4)$$

$$\sum_i p(i) = 1$$

Un histogramme peut avoir un pic (uni-modal), deux pics (bimodal) ou plusieurs pics (multimodal).

### II-3-3-1/ Modifications d'histogrammes :

Pour modifier les caractéristiques de l'image (accentuer les contrastes en général), une approche générale consiste à appliquer une fonction qui associe à chaque valeur d'intensité dans l'image une nouvelle valeur. Cette fonction va modifier l'histogramme de l'image.

Soit  $i$ ,  $i < \text{MaxInt}$  les valeurs d'intensité de l'image traitée, on considère alors les transformations du type :

$$i' = T(i)$$

Cette transformation donne une nouvelle valeur d'intensité  $i'$  pour chaque valeur  $i$  de l'image. On suppose que la fonction  $T(i)$  est telle que :

- $T(i)$  est monotone (souvent croissante) sur l'intervalle. Cette condition assurant que l'ordre des intensités est préservé après transformation.
- $0 \leq T(i) \leq \text{MaxInt}$  pour  $0 \leq i \leq \text{MaxInt}$  qui garantit que la nouvelle image est cohérente avec les niveaux d'intensité autorisés.

La transformation inverse satisfait les deux conditions précédentes.

### II-3-3-2/ Recadrage des histogrammes :

Les transformations linéaires d'histogrammes sont nombreuses et variées. Elles permettent d'accentuer une zone d'intensité ou de modifier la répartition des valeurs d'intensité. Un exemple de transformation linéaire est le recadrage.

Le recadrage consiste à modifier l'intervalle des valeurs d'intensité (la dynamique) de façon à obtenir pour l'image améliorée un intervalle des valeurs maximal.

Soit  $[g, G]$  l'intervalle de niveaux de gris de l'image initiale  $I$ , et soit  $[G_{\min}, G_{\max}]$  l'intervalle de niveaux de gris de l'image  $I'$  résultat du recadrage de l'image  $I$ .

Alors :

$$I'(x, y) = \frac{G_{\max} - G_{\min}}{G - g} I(x, y) + \frac{G \cdot G_{\min} - g \cdot G_{\max}}{G - g} \quad (3.5)$$

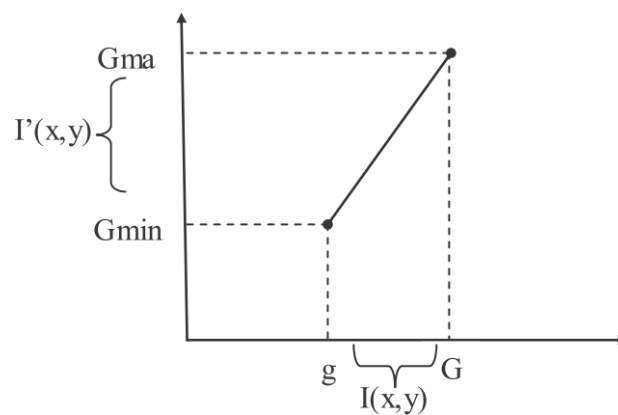


Figure 3.2 : Recadrage de l'histogramme.

### II-3-3-3/ Linéarisation des histogrammes :

Une modification d'histogramme très répandue pour augmenter le contraste de manière automatique est la linéarisation d'histogramme (ou égalisation). Le principe est de transformer l'image de manière à obtenir un histogramme plat, soit une distribution uniforme des intensités.

La linéarisation c'est le fait de répartir uniformément les valeurs des pixels sur l'ensemble de l'histogramme. Soit  $g$  l'image de départ,  $\check{g}$  l'image après linéarisation et  $T$  la transformation appliquée [11]. Dans ce contexte,  $T$  est une fonction de distribution cumulative :

$$\check{g} = (g_{\max} - g_{\min}) T(g(x, y)) + g_{\min} \quad (3.6)$$

### III/ La segmentation d'images cérébrales :

Dans cette partie nous introduisons le but de la segmentation d'images cérébrales et l'apport que porte la segmentation automatique dans le domaine médical ainsi que les difficultés trouvées dans les images cérébrales.

Il n'est pas aisé de trouver une seule définition de la segmentation car cette tâche est souvent confondue avec la classification ou l'étiquetage. Nous allons néanmoins en présenter une afin de fixer le cadre dans lequel nous travaillons et ainsi faire disparaître les ambiguïtés.

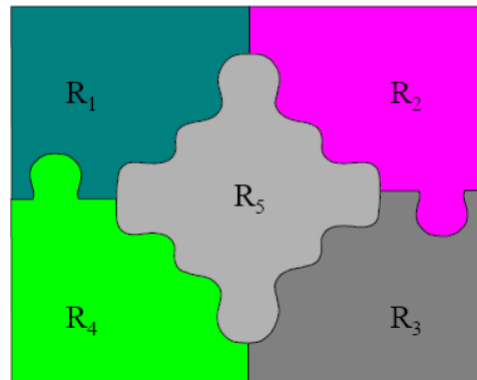
Segmenter une image signifie trouver ses régions homogènes et ses contours. Ces régions et contours sont supposés être pertinents, c'est-à-dire que les régions doivent correspondre aux parties significatives des objets du monde réel, et les contours à leurs contours apparents.

La segmentation est l'un des traitements les plus difficiles à réaliser de manière automatique par ordinateur. En plus, la précision de la segmentation détermine le succès ou l'échec des traitements ultérieurs.

### III-1/ La segmentation :

La segmentation est la partition d'une image en un ensemble de régions qui ne se chevauchent pas et dont l'union est l'image entière (voir figure 3.3). Quelques règles à suivre pour obtenir une segmentation sont :

1. Les régions doivent être uniformes et homogènes par rapport à certaines caractéristiques (niveau de gris, écart-type, gradient).
2. Leurs intérieurs doivent être simples et sans beaucoup de petits trous (des parties de région non segmentées).
3. Les régions adjacentes doivent avoir des valeurs très différentes par rapport à la caractéristique prise en compte dans la segmentation.
4. Les limites de chaque région doivent être simples et spatialement précises.



**Figure 3.3 :** Exemple de segmentation d'image.

### III-2/ Définition formelle :

Soit  $I$  une image et soient  $R_i, 1 \leq i \leq n$  des régions disjointes non vides. La définition formelle d'une segmentation d'image est la suivante :

1.  $\bigcup_{i=1}^n R_i = I$
2.  $R_i \cap R_j = \emptyset, \forall i, j$  telle que  $i \neq j$
3.  $P(R_i) = \text{vrai}, \forall i \in \{1, 2, \dots, n\}$
4.  $P(R_i \cup R_j) = \text{Faux}, \forall i, j$  telle que  $i \neq j$

5.  $R_i$  est une composante connexe ;  $\forall i \in \{1, 2, \dots, n\}$

Où  $P(R_i)$  est un prédicat d'uniformité pour tous les éléments de la série  $R_i$  et  $\emptyset$  l'ensemble vide.

Dans ce qui précède, la condition (1) souligne que la somme des régions segmentées doit inclure tous les pixels d'une image. La condition (2) souligne que les différentes régions segmentées ne doivent pas se chevaucher. La condition (3) souligne que les pixels dans les mêmes régions segmentées doivent avoir des propriétés similaires. La condition (4) souligne que les pixels appartenant à différentes régions segmentées doivent avoir des propriétés différentes, et enfin, la condition (5) souligne que les pixels dans la même région segmentée sont connexes [13].

### III-3/ Le but de la segmentation d'images cérébrales :

Segmenter ou délimiter les structures cérébrales est une étape fondamentale pour l'analyse d'images cérébrales. Elle permet de faire une séparation des différents tissus cérébraux (matière grise, matière blanche, liquide céphalorachidien, etc...) ainsi que d'éventuelles pathologies cérébrales. Une bonne segmentation permet d'aider le médecin à prendre une décision finale, avant son geste chirurgical. Par exemple : les principales applications de la segmentation sont la morphométrie, la cartographie fonctionnelle et la visualisation : la morphométrie est la mesure quantitative des positions, formes et tailles de structures cérébrales, elle nécessite la segmentation préalable de ces structures, elle peut permettre d'identifier, comprendre et suivre la progression des pathologies comme l'Alzheimer ou la schizophrénie.

### III-4/ La segmentation automatique des IRM cérébrales :

La segmentation manuelle des images IRM est extrêmement couteuse en temps humain (des chercheurs dans une étude sur la schizophrénie ont segmenté 50 images par an et par chercheur travaillant à temps plein) en plus l'intervention humaine reste une source potentielle d'erreurs : au cours de longues séances d'interaction, l'opérateur humain change son comportement, la fatigue le fera commettre des erreurs et le résultat manque de fiabilité et de robustesse.

En comparaison avec la segmentation manuelle qui est par essence une approche de contour, la segmentation semi-automatique, peut être une approche contour ou région. Sur le plan informatique, l'approche région est souvent plus facile que l'approche contour. En effet, il peut être difficile de fermer le contour et donc de quantifier la surface segmentée. Il peut être impossible de déterminer précisément la position du contour car la limite de l'objet n'est jamais nette surtout dans le cas des lésions de sclérose en plaques.

Dès lors, la segmentation entièrement automatique est l'objectif extrême. Elle a de nombreux avantages, en plus d'être indépendante de l'opérateur, elle est rapide et reproductible. Comme dans le cas de la segmentation semi-automatique, les approches contours où régions peuvent être envisagées pour la segmentation entièrement automatique.

Donc l'automatisation de la segmentation est nécessaire pour deux raisons :

- Le temps du tracé manuel par un expert sur un tissu spécifique est long.
- L'expertise humaine peut produire des erreurs difficilement contrôlables et reproductibles [4].

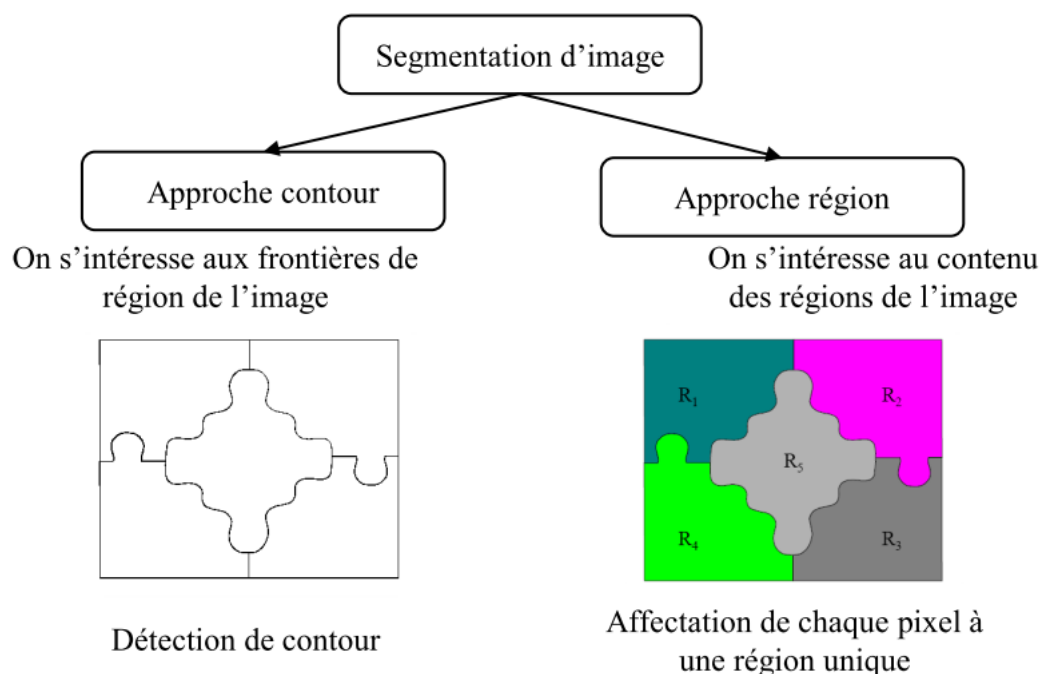
### III-5/ Difficultés liées à la segmentation des images cérébrales :

La segmentation des IRM cérébrales présente des particularités par rapport aux autres domaines d'applications de la segmentation comme la segmentation des cartes routières, ou la segmentation des visages, ceci est dû principalement aux raisons suivantes :

- L'objet à segmenter (l'anatomie du cerveau).
- Le processus d'acquisition IRM qui génère des artefacts (défauts) vu dans le chapitre précédent.

### IV/ Les différentes approches de segmentation : État de l'art

Beaucoup de méthodes de segmentation sont basées sur deux propriétés de base des pixels par rapport à leur voisinage local : **discontinuité** et **similitude**. La discontinuité de pixels est utilisée par les méthodes de segmentation par approche contour, tandis que la similitude des pixels est utilisée par les méthodes de segmentation par approche région. Dans la première approche, on s'intéresse aux frontières des régions et dans la deuxième on s'intéresse au contenu des régions (voir la figure 3.4).



**Figure 3.4 :** les principales approches de segmentation d'image.

Un algorithme de segmentation s'appuie sur les trois points essentiels suivants :

- La recherche de discontinuités afin de mettre en évidence les contours.

- La recherche d'homogénéité locale pour définir les régions.
- Ou encore sur la coopération des deux principes.

De nombreuses méthodes ont été publiées dans la littérature. Cependant le choix d'une technique reste un problème posé et dépend fortement de l'application envisagée ainsi que du type d'images à traiter. Nous décrivons ci-après les principales approches à savoir : l'approche région et l'approche frontière [14].

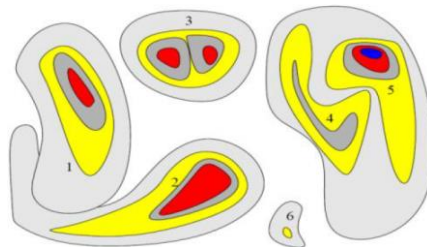
#### IV-1/ Approches Régions :

Les méthodes de cette approche s'intéressent au contenu de la région (des informations locales ou globales). Elles regroupent les pixels vérifiant des propriétés communes (niveau de gris, écart-type,...). Il existe plusieurs méthodes telles que la segmentation par croissance de régions, par division de régions, et par fusion de régions et bien d'autres, que nous présentons ci-dessous.

##### IV-1-1/ Segmentation par croissance de régions :

Cette méthode se base sur la notion de germe. Un germe est un pixel ou un ensemble de pixels (région), défini initialement automatiquement ou manuellement par l'utilisateur. Cette région va croître, en agrégeant itérativement, les pixels voisins vérifiant les mêmes propriétés. La croissance de régions consiste, à partir d'un pixel de départ, appelé germe, à déterminer itérativement la région en gardant les pixels connexes à la région de l'itération précédente qui satisfont un critère donné.

Partant de germes (seeds), on applique successivement à l'image des prédicats sévères. Ainsi, on commence à associer aux germes les seuls pixels qui satisfont au mieux ces prédicats. La décision d'agréger un pixel à une région se fait alors le plus souvent sans ambiguïté à moins que ses distances à deux régions soient égales (et en ce cas un choix quelconque est peu décisif). La plus importante est la décision de regrouper deux régions qui sont adjacentes et qui vérifient le prédicat. Il est préférable de traiter la fusion des régions après la segmentation, en acceptant donc une sur-segmentation<sup>1</sup> de l'image, plutôt qu'une fusion abusive qui ne serait plus récupérable.



**Figure 3.5 :** Croissance progressive des régions.

<sup>1</sup> Sur-segmentation : intervient quand les objets d'intérêt sont divisés en plusieurs régions à l'issue de la segmentation ce qui la rends de moins bonne qualité.

Dans le cas de la segmentation d'images cérébrales, les méthodes fondées sur la croissance des régions permettent aussi bien la segmentation de structures saines que la segmentation des structures pathologiques.

La segmentation par croissance de régions est simple à mettre en œuvre. L'avantage principal de cette technique réside dans la prise en compte des informations contextuelles par le mécanisme de croissance. Alors que la disposition des germes initiaux représente un inconvénient. En effet, celle-ci nécessite quasi-systématiquement l'intervention d'un opérateur, en particulier lorsqu'il s'agit de détecter des tumeurs, qui, par définition, n'ont pas de localisation a priori dans le cerveau, et sur lesquelles nous ne disposons d'aucune connaissance anatomique.

#### **IV-1-1-1/ Les paramètres de la croissance de régions :**

Pour segmenter une image avec la méthode de croissance de régions, il faut faire un certain nombre de choix tels que le positionnement des germes initiaux, la représentation des germes initiaux, la mesure d'homogénéité et le critère d'arrêt.

#### **IV-1-1-2/ Germes initiaux :**

La détermination des germes initiaux est une phase importante pour que les régions puissent croître facilement dans toutes les directions. Leur emplacement a une influence sur le résultat de la segmentation.

Le choix des positions des germes initiaux se fait manuellement. Mais la précision humaine ne donne pas toujours un meilleur résultat, pour cela des techniques pour localiser automatiquement des germes initiaux dans l'image ont été proposées. Il existe des méthodes basées sur le choix aléatoire du germe. À partir de ce germe, on construit une première région. Lorsque la région converge, la méthode choisit un autre germe parmi les points non segmentés. Le résultat de cette méthode contient des régions de petites tailles et qui partagent un critère commun. Pour cela, une étape supplémentaire de fusion pour les régions adjacentes ayant les mêmes caractéristiques est nécessaire, afin de diminuer le nombre de régions obtenues.

#### **IV-1-1-3/ Mesure d'homogénéité :**

La croissance d'une région est basée sur l'évaluation des pixels à ajouter. Cette évaluation mesure l'homogénéité locale entre le germe initial et un pixel candidat ou bien global entre les points constituant la région et un pixel candidat. En pratique, cette mesure est souvent une distance entre la valeur de l'intensité ou une autre grandeur propre à l'espace utilisé (niveau de gris, couleur,...). Si cette distance est inférieure à un seuil, ou bien cette distance est la plus petite des distances obtenues avec tout autre pixel candidat à l'agglomération, alors le point est ajouté à la région. Le choix de seuil  $S$  a une forte influence sur le résultat de la segmentation. Un mauvais réglage de ce paramètre peut permettre à une région de croître à l'extérieur de la région à segmenter.

#### **IV-1-1-4/ Un processus itératif :**

Suite au choix des germes initiaux et le critère d'homogénéité, un processus itératif de déformation ajoute progressivement des points situés à la périphérie de la région en train de croître, s'ils respectent la mesure d'homogénéité. Ces nouveaux points sont regroupés dans l'ensemble que l'on note  $C^{[n]}$  appelé couronne. Considérons une croissance de région ne faisant

croître qu'une seule région. Étant donné une région initiale  $R^{[0]}$ , la région suivante  $R^{[n+1]}$  est obtenue à partir de la région courante  $R^{[n]}$  et de la couronne  $C^{[n]}$  par la réunion suivante :  
$$R^{[n+1]} = R^{[n]} \cup C^{[n]}$$

#### IV-1-1-5/ Convergence, critère d'arrêt :

Comme l'itération porte sur une région croissante bornée, la convergence est assurée au bout d'un nombre fini d'itérations. Le processus de croissance peut s'arrêter selon deux cas de figure :

- Toutes les régions satisfont la mesure d'homogénéité et la segmentation comprend  $n$  régions.
- Il existe  $n-1$  régions qui vérifient la mesure d'homogénéité, la  $n^{\text{ième}}$  région comprend les points ne vérifiant pas la mesure d'homogénéité.

Parmi les avantages de cette technique, nous pouvons citer :

- La simplicité et la rapidité de la méthode.
- La segmentation d'objet à topologie complexe.
- La préservation de la forme de chaque région de l'image.

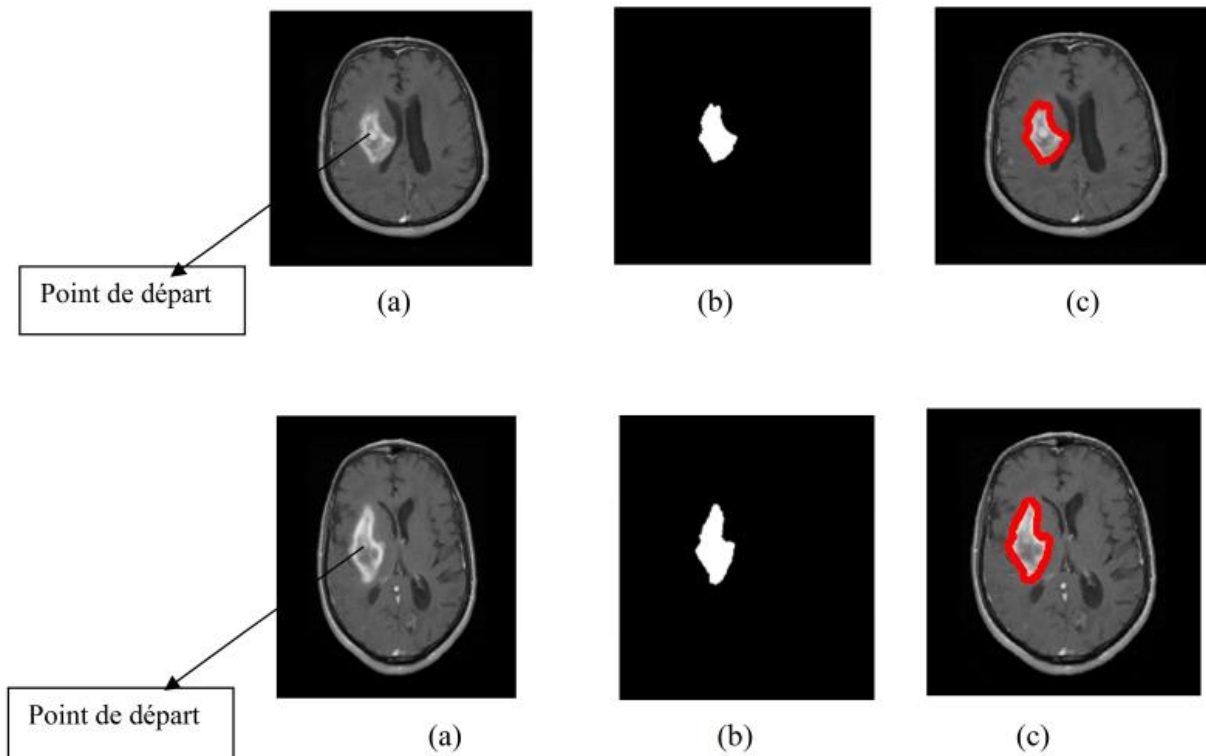
Cependant, il existe plusieurs inconvénient comme :

- L'influence du choix des germes initiaux et du critère d'homogénéité sur le résultat de la segmentation.
- Une mauvaise sélection des germes ou un choix du critère de similarité mal adapté peuvent entraîner des phénomènes de sous-segmentation<sup>2</sup> ou de sur-segmentation.
- Il peut y avoir des pixels qui ne peuvent pas être classés [13].

---

<sup>2</sup> Sous-segmentation : intervient lorsqu'une région couvre plusieurs objets d'intérêt de classes différentes.

#### IV-1-1-6/ Application de la méthode de croissance de régions :



**Figure 3.6 :** Résultats de la segmentation par la méthode croissance de régions, (a) : image originale, (b) : image binaire, (c) : image segmentée.

#### IV-1-2/ Segmentation par fusion de régions (merge) :

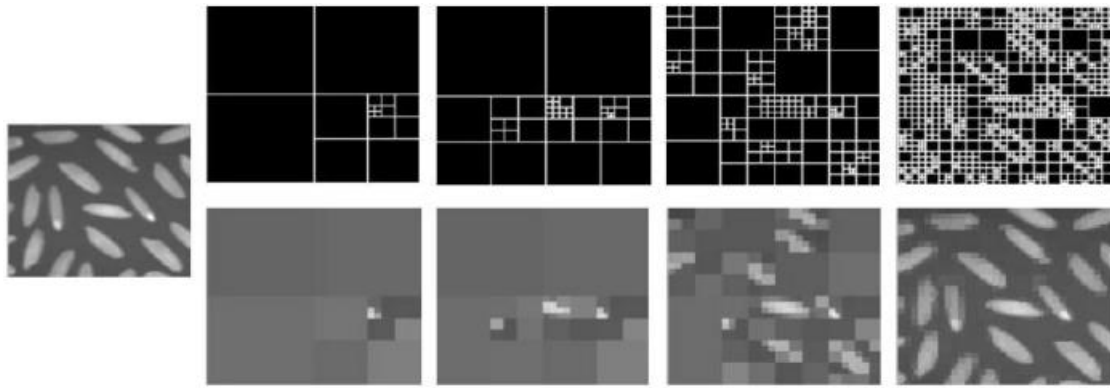
Les techniques de réunion (region merging) sont des méthodes ascendantes où tous les pixels sont visités. Pour chaque voisinage de pixel, un prédicat  $P$  est testé. S'il est vérifié, les pixels correspondants sont regroupés dans une région. Après le parcours de toute l'image, les groupes de voisinage se voient appliquer le même test, et sont réunis si  $P$  est vérifié. Le processus est itéré jusqu'à satisfaction d'un critère d'arrêt.

Les inconvénients de cette méthode se situent à deux niveaux :

- Cette méthode dépend du critère de fusion qui peut influencer sur le résultat final de la segmentation.
- Elle peut introduire l'effet de sous-segmentation.

#### IV-1-3/ Segmentation par division de régions (split) :

La division consiste à partitionner l'image en régions homogènes selon un critère donné. Le principe de cette technique est de considérer l'image elle-même comme région initiale, qui par la suite est divisée en régions. Le processus de division est réitéré sur chaque nouvelle région (issue de la division) jusqu'à l'obtention de classes homogènes.

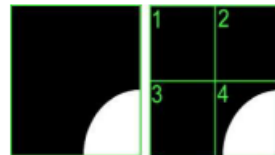


**Figure 3.7 :** Décomposition successive des blocs.

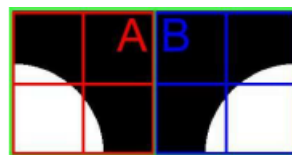
Cette méthode présente un inconvénient majeur qui est la sur-segmentation. Toutefois, ce problème peut être résolu en utilisant la méthode de division-fusion que nous présentons dans ce qui suit.

#### IV-1-4/ Segmentation par division-fusion (Split and Merge) :

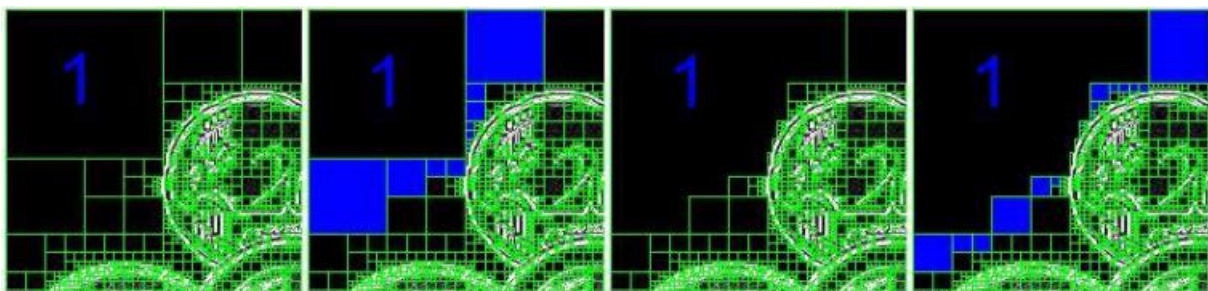
Son principe est de combiner les deux dernières méthodes présentées afin de pallier à leurs inconvénients (division de régions et fusion de régions) de la manière suivante : une première étape de division donne comme résultat, une image divisée en plusieurs régions (voir la figure 3.8). Par la suite, une étape de fusion intervient afin de corriger le résultat obtenu par la première étape, en regroupant les régions similaires (voir la figure 3.9). Ce procédé est répété jusqu'à l'obtention d'une segmentation.



**Figure 3.8 :** La décomposition en 4 peut faire apparaître des blocs similaires.



**Figure 3.9 :** les décompositions successives peuvent faire apparaître des blocs similaires.

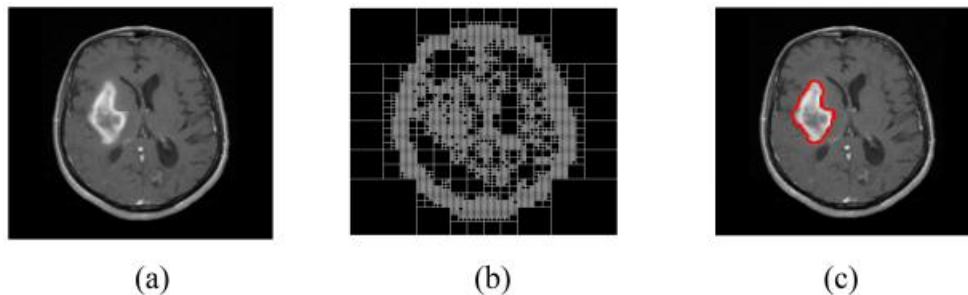


**Figure 3.10 :** Agrégation itérative des blocs similaire au bloc 1.

Les inconvénients de la segmentation par régions se situent à trois niveaux :

- Les régions obtenues ne correspondent pas, dans tous les cas, aux objets représentés dans l'image.
- Les limites des régions obtenues sont généralement imprécises et ne coïncident pas exactement avec les limites des objets de l'image.
- La difficulté d'identifier les critères pour agréger les pixels ou pour fusionner et diviser les régions [13].

#### IV-1-4-1/ Application de la méthode de division-fusion :



**Figure 3.11** : Résultat de la segmentation par la méthode split and merge, (a) : image initiale, (b) : application de l'algorithme de division, (c) : image segmentée après l'étape de fusion.

#### IV-1-5/ Classification par K-Means (K-Moyens) :

L'algorithme des K-Means est utilisé pour classer les objets à partir de leurs propriétés en  $k$  parties (ou clusters) en supposant que les attributs forment un espace vectoriel. L'objectif est de minimiser la variance  $V$  :

$$V = \sum_{i=1}^k \sum_{x_j \in S_i} |x_j - \mu_i|^2 \quad (3.7)$$

Où  $S_i, i=1,2,\dots, k$  sont les clusters et  $\mu_i$  est le point moyen des points  $x_j \in S_i$ .

L'algorithme K-Means est l'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.

Contrairement à d'autres méthodes dites hiérarchiques, qui créent une structure en arbre de clusters pour décrire les groupements, k-means ne crée qu'un seul niveau de clusters.

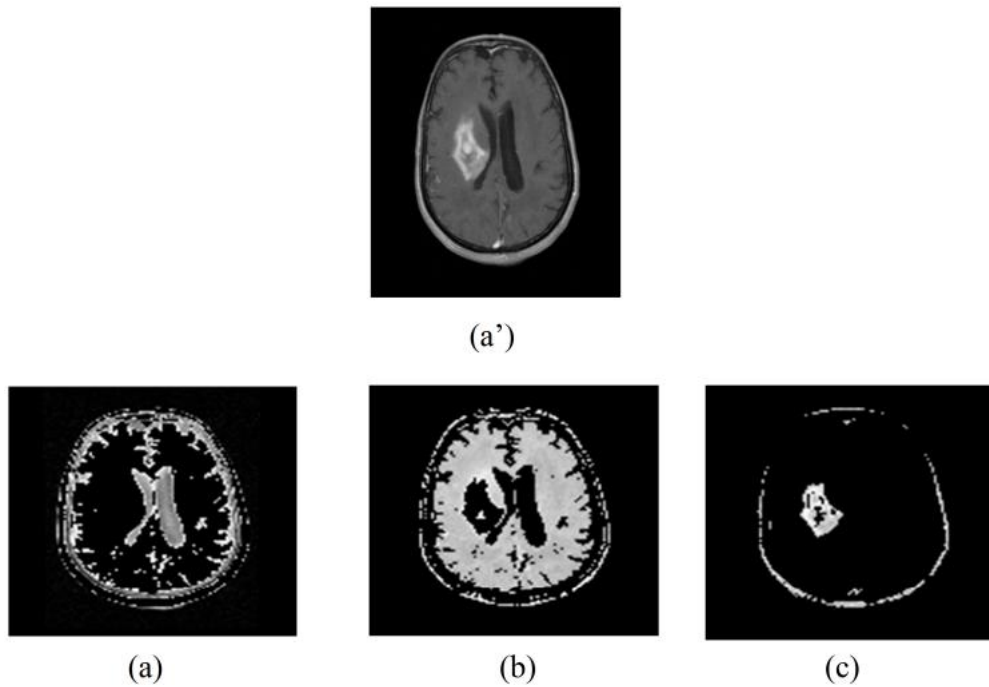
L'algorithme renvoie une partition de donnée, dans laquelle les objets à l'intérieur de chaque cluster sont aussi proche que possible les uns des autres et aussi loin que possible des objets des autres clusters. Chaque cluster de la partition est défini par ses objets et son centroïde.

Le k-means est un algorithme itératif qui minimise la somme des distances entre chaque objet et le centroïde de son cluster. La position initiale des centroïdes conditionne le résultat final, de sorte que les centroïdes doivent être initialement placés le plus loin possible les uns des autres de façon à optimiser l'algorithme. Le résultat est un ensemble de clusters compacts et

clairement séparés, sous réserve qu'on ait choisi la bonne valeur  $K$  du nombre de clusters. Les principales étapes de l'algorithme  $k$ -means sont :

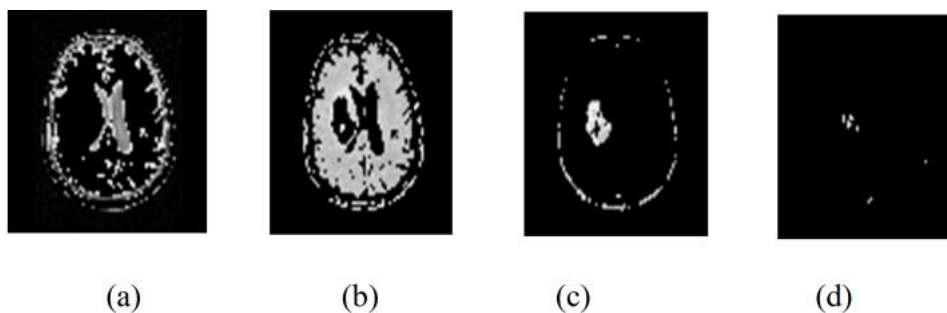
1. Choix aléatoire de la position initiale des  $K$  clusters.
2. Affecter les objets à un cluster suivant un critère de minimisation des distances (généralement selon une mesure de distance euclidienne).
3. Une fois tous les objets placés, recalculer les  $K$  centroïdes.
4. Répéter les étapes 2 et 3 jusqu'à ce que plus aucune réaffectation ne soit faite.

#### IV-1-5-1/ Application de la méthode $k$ -means :



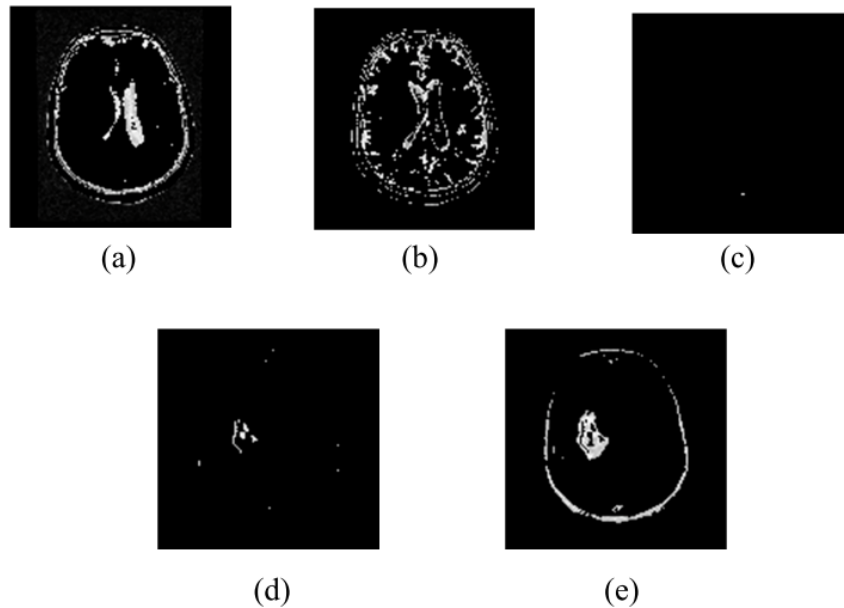
**Figure 3.12 :** Résultat de la segmentation par  $k$ -means pour le nombre de classe ( $K=3$ ),

(a') : image initiale, (a) : 1<sup>ère</sup> classe, (b) : 2<sup>ème</sup> classe, (c) : 3<sup>ème</sup> classe.



**Figure 3.13 :** Résultat de la segmentation par  $k$ -means pour le nombre de classe ( $k=4$ ),

(a) : 1<sup>ère</sup> classe, (b) : 2<sup>ème</sup> classe, (c) : 3<sup>ème</sup> classe, (d) : 4<sup>ème</sup> classe.



**Figure 3.14 :** Résultat de la segmentation par k-means pour le nombre de classe ( $K=5$ ),

(a) : 1<sup>ère</sup> classe, (b) : 2<sup>ème</sup> classe, (c) : 3<sup>ème</sup> classe, (d) : 4<sup>ème</sup> classe, (e) : 5<sup>ème</sup> classe.

#### IV-1-6/ Classification floue FCM (Fuzzy C-Means) :

La modélisation de l'imprécision s'effectue en considérant des frontières graduelles au lieu de frontières nettes entre les classes. L'incertitude s'exprime par le fait qu'un pixel possède aussi bien des attributs qui l'assignent à une classe qu'à une autre. La classification floue assigne donc, non pas à un pixel une étiquette relative à une classe unique, mais son degré d'appartenance à chacune des classes. Ces valeurs expriment l'appartenance incertaine d'un pixel à une région et sont appelées degrés d'appartenance. Le degré d'appartenance se situe dans l'intervalle  $[0,1]$  et les classes obtenues ne sont pas forcément disjointes. Dans ce cas, les données  $x_j$  ne sont plus assignées à une classe  $j$  unique, mais à plusieurs par l'intermédiaire de degrés d'appartenance  $u_{ij}$  du vecteur  $x_j$  à la classe  $i$ . Le but des algorithmes de classification est non seulement de calculer les centres des classes  $B$  mais aussi l'ensemble des degrés d'appartenance des vecteurs aux classes.

Si  $u_{ij}$  est le degré d'appartenance de  $x_j$  à la classe  $i$ , la matrice  $U_{C \times N} [u_{ij}]$  est appelée matrice de C-partitions floues si et seulement si elle satisfait les conditions suivantes :

$$\forall i \in \{1..C\}, \forall j \in \{1..N\} \begin{cases} u_{ij} \in [0,1] \\ 0 < \sum_{j=1}^N u_{ij} < N \end{cases} \quad (3.8)$$

$$\forall j \in \{1..N\} \sum_{i=1}^c u_{ij} = 1 \quad (3.9)$$

La fonctionnelle à minimiser, et les solutions au problème du FCM sont décrites par les formules suivantes :

$$J(B, U, X) = \sum_{i=1}^C \sum_{j=1}^N (u_{ij})^m d^2(x_j, b_i) \quad (3.10)$$

$$b_i = \frac{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m \cdot x_k}{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m} \quad (3.11)$$

$$u_{ij} = \left[ \sum_{k=1}^c \left( \frac{d^2(x_j, b_i)}{d^2(x_j, b_k)} \right)^{\frac{2}{m-1}} \right]^{-1} \quad (3.12)$$

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, 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 maximisation des distances inter-classe, mais en donnant un certain degré d'appartenance à chaque classe pour chaque pixel.

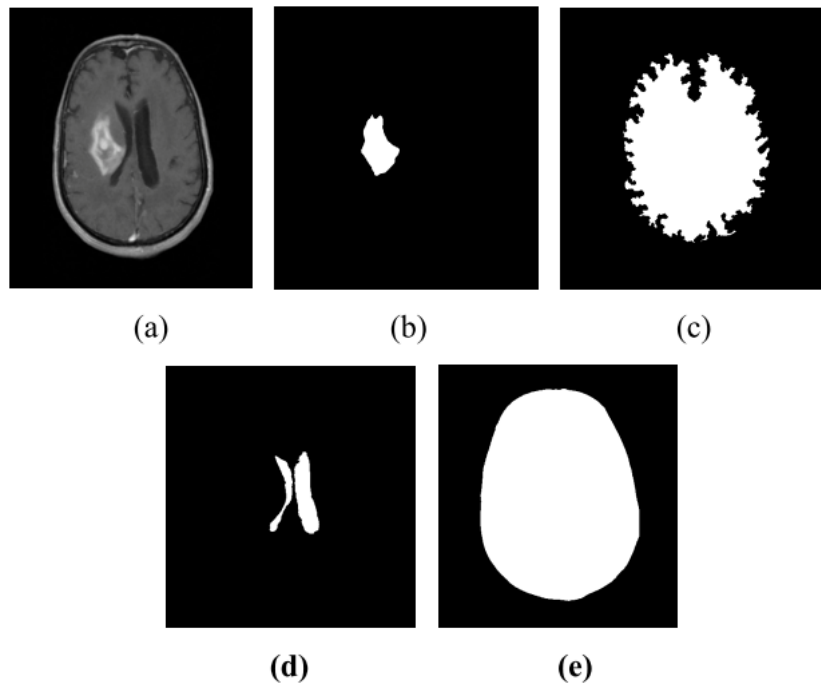
Cet algorithme nécessite la connaissance préalable du nombre de clusters et génère les classes par un processus itératif en minimisant une fonction objective. Ainsi, il permet d'obtenir une partition floue de l'image en donnant à chaque pixel un degré d'appartenance (compris entre 0 et 1) à une classe donnée. Le cluster auquel est associé un pixel est celui dont le degré d'appartenance sera le plus élevé.

Les principales étapes de l'algorithme Fuzzy C-means sont :

1. La fixation arbitraire d'une matrice d'appartenance.
2. Le calcul des centroïdes des classes.
3. Le réajustement de la matrice d'appartenance suivant la position des centroïdes.
4. Calcul du critère de minimisation et retour à l'étape 2 s'il y a non convergence de critère.

#### IV-1-6-1/ Application de la méthode FCM :

Pour l'algorithme de C-moyennes flou, la décision d'appartenance d'un pixel à une classe n'est prise qu'à la fin de la convergence, contrairement aux K-Moyennes qui affectent un pixel à une classe à chaque itération. La FCM offre la possibilité d'agir sur la considération du bruit.



**Figure 3.15** : Résultat de la segmentation par FCM : (a) : image originale, (b) : extraction de la tumeur, (c) : extraction du cerveau, (d) : extraction du liquide céphalo-rachidien, (e) : extraction de contour du cerveau.

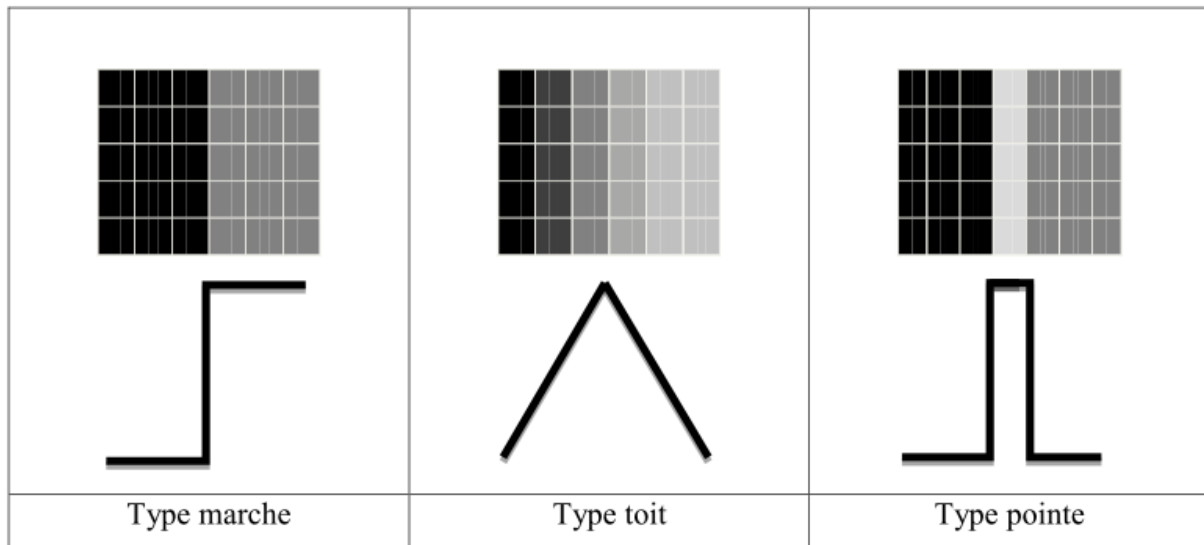
#### IV-1-7/ Comparaison entre k-means et FCM :

Nous avons pu observer que d'une manière générale, les algorithmes étudiés donnent une bonne segmentation. Néanmoins, les images comportant des défauts donnent un résultat qui semble visuellement correct. Nous avons constaté que les deux algorithmes nécessitent une connaissance préalable du nombre de clusters. Par leur caractère itératif, ils s'avèrent inefficaces lorsque le nombre de clusters devient important.

De manière générale, nous avons pu constater que ces deux algorithmes s'avèrent efficaces lorsque les objets de l'image sont clairement séparés, mais présentant deux inconvénients : d'une part, ils nécessitent le choix préalable du nombre de  $K$  clusters, ce qui rend impossible l'automatisation de la méthode, d'autre part, ils requièrent un temps de calcul souvent élevé, du fait de leur nature itérative [12].

#### IV-2/ Approches Contours :

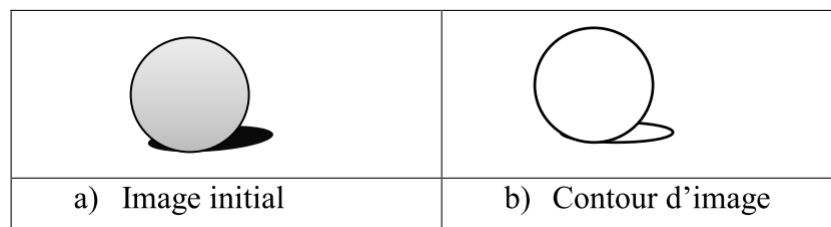
L'approche contour consiste à identifier les changements entre les régions. En général, un élément de contours est un point de l'image appartenant à la frontière de deux ou plusieurs objets ayant des niveaux de gris différents. Les variations d'intensité de lumière et de couleurs sont très bien perçues par le système visuel humain. En effet, une frontière est définie comme un endroit de l'image où le changement en niveaux de gris est le plus important. Ces frontières constituent le contour des objets. Le contour s'appuie alors sur les transitions plus ou moins importantes (de type marche, toit, pointe) (voir la figure 3.16), ou encore sur les frontières entre zones homogènes distinctes ou non (présence d'une ligne).



**Figure 3.16 :** Quelques modèles de contours.

Ainsi, la détection de contours est souvent le premier problème qu'on rencontre en traitant une image et constitue un problème classique du traitement d'image. Cependant, les difficultés de la détection des contours proviennent du bruit important présent dans les images (bruit du capteur, bruit d'échantillonnage, irrégularité des surfaces des objets...).

Une discontinuité dans l'image n'est pas forcément liée à une variation géométrique ou physique de la surface observée, elle peut également être due à une différence d'éclairage (ex. effet d'ombre) (voir la figure 3.17).



**Figure 3.17 :** contour d'image.

L'approche contour n'aboutit pas forcément à une segmentation, car les contours détectés ne sont pas toujours connexes. Il existe cependant des techniques qui permettent à ces méthodes d'avoir des contours fermés.

#### IV-2-1/ Le processus « classique » de détection de contours :

Le processus classique de détection de contours suit les étapes suivantes :



**Figure 3.18 :** le processus classique de détection de contours.

**La mise en évidence des contours :**

C'est une première étape importante, car elle permet de marquer les contours. Cette mise en évidence s'obtient par exemple par une différentiation (dérivation) de l'image.

**La réduction des contours :**

Elle agit de manière à ce que les contours mis en évidence ne fassent qu'un seul pixel d'épaisseur.

**La binarisation des contours :**

Elle permet d'obtenir une image contours binaire. La binarisation est une étape clef. Elle définit quels sont les contours que l'on considère comme importants et quels sont ceux que l'on rejette.

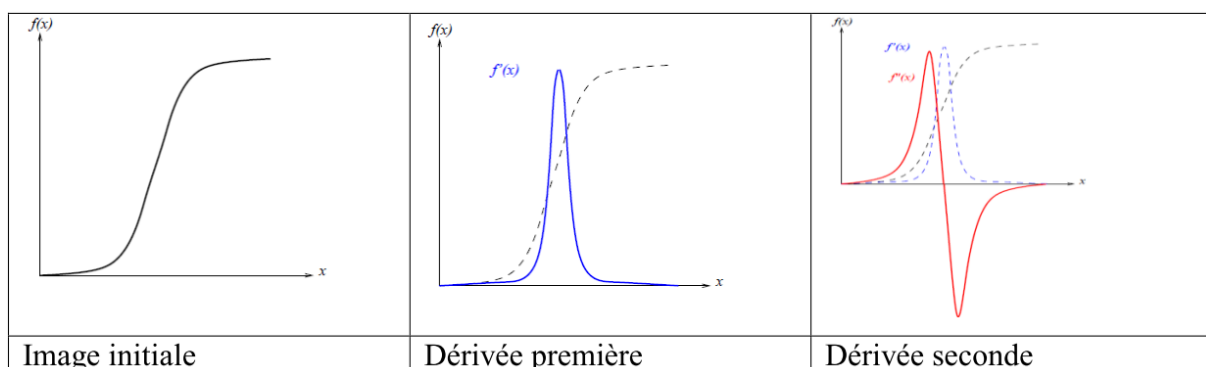
**La description des contours :**

Elle permet d'organiser les points de contours en structures simples tels que les segments de droites, arcs de cercle, etc., et détecter les contours fermés afin de les séparer.

Dans la littérature, il existe plusieurs méthodes utilisant l'approche contours, dans ce qui suit, nous allons présenter les plus importantes.

**IV-2-2/ Les méthodes dérivatives :**

Les méthodes dérivatives sont les plus utilisées pour détecter des transitions d'intensité par différenciation numérique (Première et deuxième dérivée). Ce sont des méthodes locales qui balayent l'image avec un masque définissant la zone d'intérêt. À chaque position, un opérateur est appliqué afin de détecter les transitions significatives au niveau de l'attribut de discontinuité choisi. Le résultat est une image binaire constituée de points de contours et de points non-contours.



**Figure 3.19 :** Le contour et ses dérivées.

De nombreuses techniques d'extraction de contours existent dans la littérature. Elles peuvent être classées comme suit :

- Les algorithmes basés sur le gradient (ou opérateurs du premier ordre).
- Les algorithmes basés sur le Laplacien (ou opérateurs du second ordre).
- Les algorithmes utilisant des filtres sophistiqués.

#### IV-2-2-1/ Calcul du gradient :

On utilise la première dérivée pour calculer le gradient. Le gradient, en un pixel, est un vecteur caractérisé par une amplitude et une direction.

- gradient  $\nabla f(i, j) = \frac{\partial f}{\partial x}(i, j) + \frac{\partial f}{\partial y}(i, j)$  (3.13)

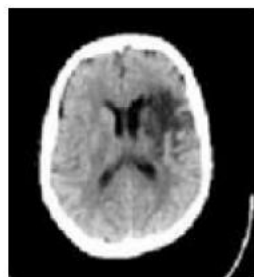
- amplitude :  $\|\nabla f\| = \begin{cases} \sqrt{f_x^2 + f_y^2} \\ |f_x + f_y| \\ \max(|f_x|, |f_y|) \end{cases}$  (3.14)

- direction :  $\theta = \arctan\left(\frac{f_y}{f_x}\right)$  (3.15)

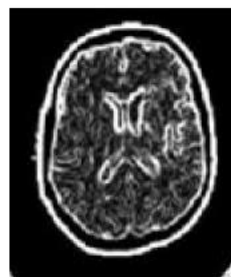
Il existe plusieurs opérateurs selon le gradient, l'amplitude et la direction.

|                | 0°   | 45°  | 90°   | 135°   |
|----------------|--|--|---|--|
| <b>Robert</b>  | $\begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & -1 \end{pmatrix}$     |  | $\begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & -1 & 0 \end{pmatrix}$    |  |
| <b>Prewitt</b> | $\begin{pmatrix} -1 & 1 & 1 \\ -1 & -2 & 1 \\ -1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$  | $\begin{pmatrix} -1 & -1 & 1 \\ -1 & -2 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$  | $\begin{pmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 1 & -2 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$ | $\begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ -1 & -2 & 1 \\ -1 & -1 & 1 \end{pmatrix}$  |
| <b>Sobel</b>   | $\begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix}$   | $\begin{pmatrix} -2 & -1 & 0 \\ -1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 2 \end{pmatrix}$   | $\begin{pmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{pmatrix}$  | $\begin{pmatrix} 0 & 1 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \\ -2 & -1 & 0 \end{pmatrix}$   |
| <b>Kirsch</b>  | $\begin{pmatrix} -3 & -3 & 5 \\ -3 & 0 & 5 \\ -3 & -3 & 5 \end{pmatrix}$ | $\begin{pmatrix} -3 & -3 & -3 \\ -3 & 0 & 5 \\ -3 & 5 & 5 \end{pmatrix}$ | $\begin{pmatrix} -3 & -3 & -3 \\ 3 & 0 & -3 \\ 5 & 5 & 5 \end{pmatrix}$ | $\begin{pmatrix} -3 & 5 & 5 \\ -3 & 0 & 5 \\ -3 & -3 & -3 \end{pmatrix}$ |

Figure 3.20 : Quelques opérateurs connus.



Une image du cerveau



L'image après la segmentation

Figure 3.21 : l'application du masque de Sobel pour la détection de contours.

#### IV-2-2-2/ Calcul du laplacien :

On utilise la deuxième dérivée pour calculer le laplacien. Les points de contour sont situés aux passages par zéro du laplacien :

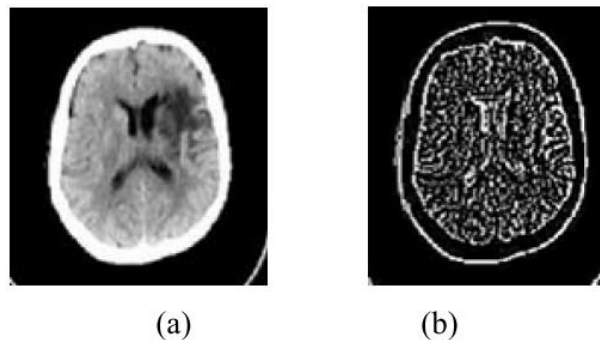
$$\Delta f(i, j) = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2}(i, j) + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2}(i, j) \quad (3.16)$$

En faisant une approximation par différences finies on trouve les masques suivants :

$$\text{Masque isotrope pour une rotation } \frac{\pi}{2} : \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}$$

$$\text{Masque isotrope pour une rotation } \frac{\pi}{4} : \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & -8 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$$

Le calcul du laplacien a des avantages. Il est proche du mécanisme de la vision humaine et utilise un seul paramètre (le masque). Il n'utilise pas le seuil de significativité de l'amplitude. Parmi ces inconvénients, on peut citer : sa grande sensibilité au bruit et le fait qu'il n'ait pas d'informations sur l'orientation du contour [13].



**Figure 3.22 :** L'application du laplacien pour la détection de contours(b) sur l'image de gauche (a)

#### IV-2-3/ Les méthodes déformables :

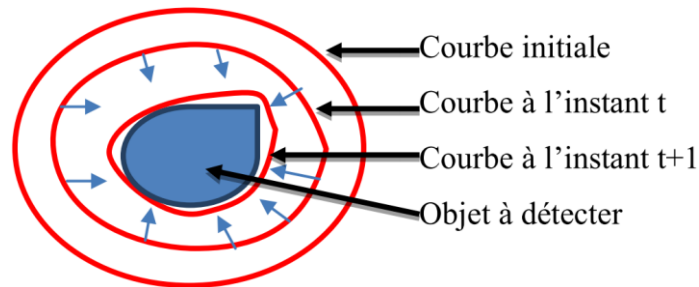
Les algorithmes de segmentation fondés sur les modèles déformables ont l'avantage par rapport aux méthodes dérivatives, de fournir des contours ou surfaces fermées. Parmi ces méthodes, on trouve les contours actifs et les ensembles de niveaux.

##### IV-2-3-1/ Les contours actifs (Snakes) :

Les contours actifs ont été introduits en 1987 par Kass et Witkins. C'est une méthode semi-interactive dont le principe consiste à placer dans l'image au voisinage de la forme à détecter un contour initial (courbe) qui est ensuite déformé sous l'action de plusieurs forces (voir la figure 3.23) :

- Une énergie interne  $E_{interne}$  permettant de régulariser le contour.
- Une énergie potentielle  $E_{image}$  liée à l'image dont l'objectif est de plaquer la courbe sur le contour à détecter.
- Une énergie externe  $E_{externe}$  introduite par l'utilisateur pour traduire les contraintes spécifiques du problème posé.

Ces forces vont permettre au contour actif d'évoluer pour rechercher la position d'énergie minimale qui sera ainsi un compromis entre les diverses contraintes du problème.



**Figure 3.23 :** Principe du contour actif.

Le contour est représenté par une courbe  $C = v(s,t)$ , ouverte ou fermée, paramétrée par l'abscisse curviligne  $s$  tel que  $s \in [0,1]$  et  $t$  représente le temps. Le processus de déformation est lié à la minimisation d'une fonctionnelle d'énergie, notée  $E$ .

L'énergie totale du contour  $C$  s'exprime sous la forme :

$$E(C) = \int_0^1 \left( E_{interne}(\vartheta(S)) + E_{image}(\vartheta(S)) + E_{externe}(\vartheta(S)) \right) ds \quad (3.17)$$

$$\text{Où : } E_{interne}(\vartheta(S)) = \alpha(S) \left( \frac{d\vartheta(S)}{ds} \right)^2 + \beta(S) \left( \frac{d^2\vartheta(S)}{ds^2} \right)^2 \quad (3.18)$$

Et  $\alpha(S)$ : Coefficient d'élasticité.

$\beta(S)$ : Constante de raideur.

$E_{image}$  : Terme d'attache aux données qui caractérise les contours que l'on souhaite approcher. Dans le cas de la détection simple de contours, ce sont par exemple les lignes de fort gradient [13].

#### IV-2-3-1-1/ Principe et fonctionnement intuitif de la méthode des contours actifs :

Un contour actif est un ensemble de points qu'on tentera de déplacer pour lui faire épouser une forme. Il s'agit d'une technique d'extraction de données utilisée en traitement d'images. L'idée de cette méthode est de déplacer les points pour les rapprocher des zones de

fort gradient tout en conservant des caractéristiques comme la courbure du contour ou la répartition des points sur le contour ou d'autres contraintes liées à la disposition des points.

Au démarrage de l'algorithme, le contour est disposé uniformément autour de l'objet à détecter puis il va se rétracter pour en épouser au mieux les formes. De la même manière, un contour actif peut aussi se dilater et tenter de remplir une forme. Il sera alors situé à l'intérieur de celle-ci au démarrage de l'algorithme.

À chaque itération, l'algorithme va tenter de trouver un meilleur positionnement pour le contour pour minimiser les dérives par rapport aux contraintes utilisées. L'algorithme s'arrêtera lorsqu'il ne sera plus possible d'améliorer le positionnement ou simplement quand le nombre maximum d'itérations aura été atteint. On utilise les notions d'énergies interne et externe pour caractériser respectivement la forme du contour et tous les éléments qui lui sont propres, et le positionnement du contour sur l'image en tenant compte des lignes de gradient.

#### **IV-2-3-1-2/ Itérations de l'algorithme :**

Chaque itération peut se représenter de la manière suivante :

- Calcul des énergies interne et externe, caractérisant le contour lui-même et son positionnement sur l'image.
- Pour chaque point du contour, détermination d'une nouvelle position sur laquelle le contour devrait mieux minimiser les écarts de contraintes.
- Arrangement du contour pour qu'il respecte des contraintes d'écartement entre les points, de régularité de points ...

#### **IV-2-3-1-3/ Energie interne $E_{interne}$ :**

L'énergie interne gère la cohérence et la raideur de la courbe. Elle a pour rôle de maintenir les points de la courbe ordonnés. Elle est définie comme étant la somme pondérée des dérivées première et seconde de la courbe  $v(s)$ .

L'énergie interne ne dépend pas de l'image ni de la forme à détecter. Elle ne dépend que des points du contour. Elle regroupe des notions comme la courbure du contour ou la régularité d'espacement des points. En effet, le contour doit conserver une forme arrondie en minimisant les dérivées d'ordre 1,2,... et doit empêcher un point de se détacher trop loin du reste du contour. Idéalement, l'énergie interne est minimale pour un cercle où tous les points sont régulièrement espacés.

La dérivée première mesure la continuité de la courbe. Sa contribution dans l'énergie interne est contrôlée par  $\alpha(S)$ . Des valeurs faibles de  $\alpha(S)$  signifient que les points de la courbe peuvent se distancer les uns des autres alors que de grandes valeurs de  $\alpha(S)$  permettent de garder les points équidistants et plus proches les uns des autres.

La dérivée seconde mesure la courbure de la courbe. Sa contribution dans l'énergie interne est contrôlée par  $\beta(S)$ . Une petite valeur de  $\beta(S)$  implique la non minimisation de la courbure. Le contour peut alors former les angles. Une grande valeur de  $\beta$  permet de garder la courbe lisse.

#### IV-2-3-1-4/ Energie externe $E_{\text{externe}}$ :

L'énergie externe est définie par l'utilisateur selon les spécificités du problème et associe le contour aux données de l'image (comme l'intensité). Elle attire le contour actif vers les régions d'intérêt en tenant compte des caractéristiques de l'image (présence de contour, luminance).

L'énergie externe correspond à l'impact du contour sur l'image. Pour la calculer, il faut considérer l'opposé de la valeur de son gradient en chaque point du contour. Cette énergie externe doit théoriquement être minimale si le contour épouse parfaitement la forme à extraire.

$$E_{\text{image}} = W_{\text{line}}E_{\text{line}} + W_{\text{contour}}E_{\text{contour}} + W_{\text{term}}E_{\text{term}} \quad (3.19)$$

L'énergie de ligne  $E_{\text{line}}$  peut être fixée à l'intensité d'un pixel particulier. L'énergie de contour  $E_{\text{contour}}$  peut-être celle obtenue par l'application d'un opérateur de gradient (Sobel par exemple). L'énergie de terminaison  $E_{\text{term}}$  peut représenter la courbure des contours déjà détectés par l'opérateur de gradient, mais elle est rarement utilisée. Il est courant de n'utiliser que l'énergie des contours [13].

#### IV-2-3-1-5/ Modification du contour :

Après avoir calculé l'énergie globale dégagée par le contour et par son positionnement sur l'image, il convient de déterminer comment le faire évoluer pour minimiser cette énergie. Pour cela, une méthode simple et intuitive est d'observer les pixels voisins immédiats de chaque point du contour pour déterminer pour chacun d'eux l'énergie globale du snake, chaque meilleur voisin devenant un point du contour.

Il est nécessaire que le contour possède toujours suffisamment de points. C'est la raison pour laquelle il faut rajouter ou supprimer des points à chaque itération si des contraintes ne

sont pas suffisamment respectées. Par exemple, on pourra rajouter un point au snake si ses voisins sont trop éloignés. À l'inverse, on pourra supprimer un point s'il est trop près de ses voisins.

Si la méthode des contours actifs permet d'obtenir des résultats remarquables même dans les cas les plus difficiles, la qualité des résultats dépend fortement du choix des nombreux paramètres qui interviennent dans la fonctionnelle d'énergie qui est à minimiser par le contour. Tous les auteurs sont d'accord pour dire que la méthode du choix des paramètres qui interviennent dans la fonctionnelle d'énergie est délicate. Ce sont eux qui permettent de doser le rapport entre les différentes forces du modèle. Ce réglage s'effectue généralement par essai – erreur, ce qui rend difficile l'utilisation de la méthode des contours actifs par un utilisateur non expérimenté dans ses applications particulières.

#### **IV-2-3-1-6/ Inconvénients des contours actifs :**

Les contours actifs, comme toutes les méthodes de détection de contours, présentent des limites :

- À l'initialisation, le contour doit être le plus proche possible de l'objet à détecter au risque de ne pas être attiré par l'objet à cause de la portée réduite du gradient de l'image.
- Les contours actifs sont connus pour leur sensibilité à l'initialisation et leurs lenteurs de convergence.
- Les contours actifs basés contour sont efficaces mais ils souffrent d'une grande sensibilité au bruit et leur utilisation reste limitée aux images où les frontières entre les différents objets peuvent être définies par de simples gradients. Ainsi, leur évolution est plus délicate dans des images complexes telles que les images texturées.
- Les contours actifs basés région possèdent une meilleure capacité de segmentation, mais celle-ci reste fortement dépendante du descripteur de régions choisi pour guider la courbe.
- La difficulté de choisir les paramètres  $\alpha, \beta \dots$  déterminant le poids de chaque énergie dans l'énergie totale.
- Le contour actif converge vers un minimum d'énergie local.
- Plusieurs objets ne peuvent être détectés simultanément sans utiliser de procédures spéciales.

#### IV-2-3-2/ Les ensembles de niveaux (level sets) :

La plupart des modèles de segmentation et de reconnaissance de formes impliquent la connaissance, a priori, de la topologie de l'objet. Ceci est très contraignant et parfois impossible, en particulier lorsque l'on suit un objet dans une séquence d'images et que la topologie de celui-ci varie au cours du temps. C'est par exemple le cas en biologie pour l'étude de divisions cellulaires ou en imagerie médicale pour les séquences IRM. Afin de pallier ces problèmes relatifs à la gestion du changement de topologie des contours, Osher et Sethian proposent une formulation du problème de l'évolution de courbes par ensembles de niveaux, appelés aussi level sets en anglais. Cette technique est adaptée aux contours de type géométrique, évoluant selon le modèle.

Ce sont également des représentations variationnelles des contours actifs qui conduisent à des solutions qui évoluent au cours du temps dans l'image, selon un critère global. Un avantage de ce modèle est qu'il peut changer de topologie si les contours l'imposent.

Par exemple, un contour simple peut évoluer en deux contours séparés, ou, à l'inverse, deux contours séparés peuvent se réunir en un seul contour. L'idée fondamentale utilisée par Osher et Sethian [1980] est de représenter le contour de manière implicite, à tout instant  $t$  la courbe  $\Gamma(t)$  est décrite comme la ligne de niveau 0 d'une fonction scalaire  $\psi$  suffisamment régulière. On a alors :

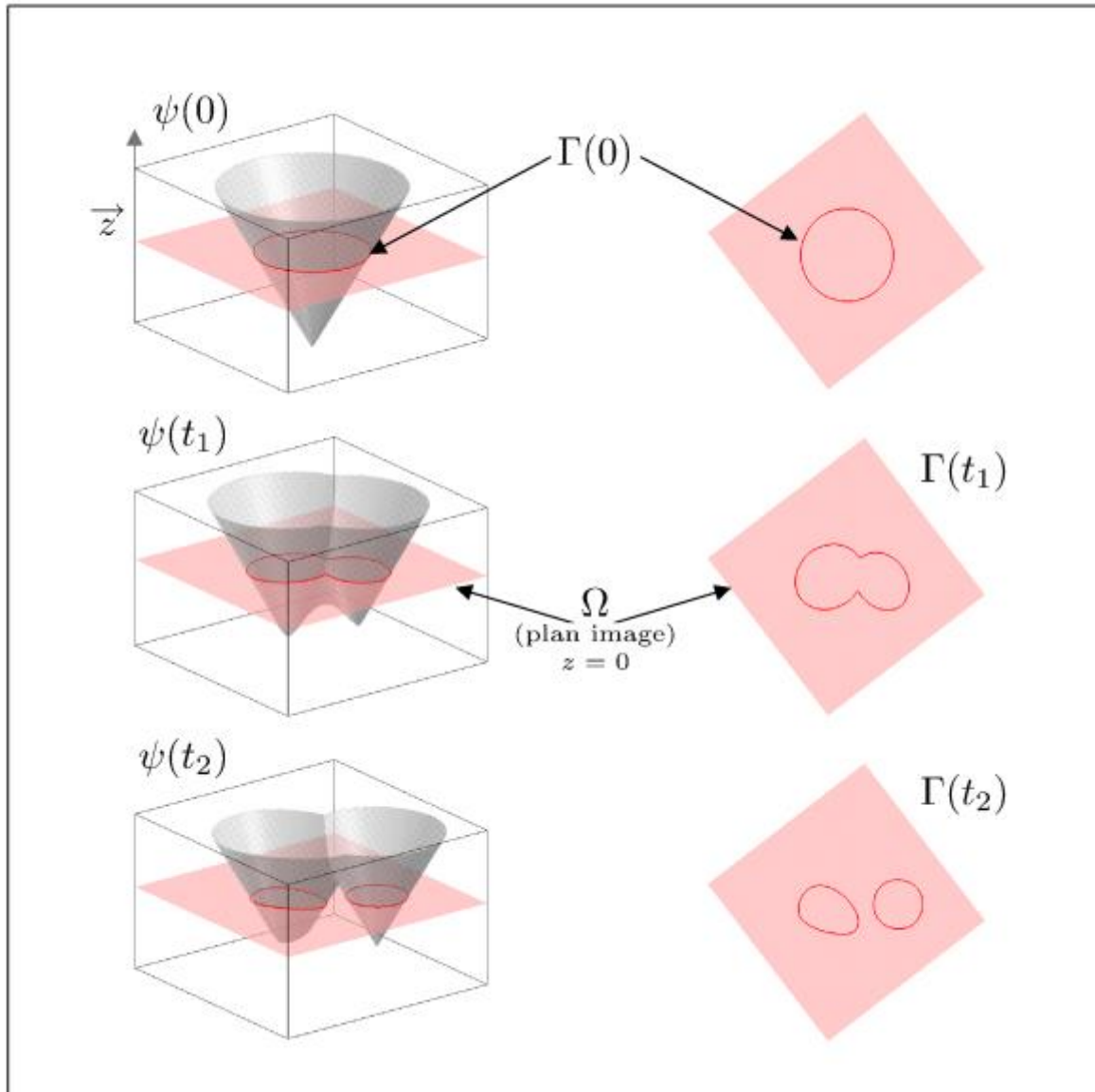
$$\Gamma(t) = \{x \mid \psi(x(t)) = 0\} \quad (3.20)$$

Dans ce cadre, le cercle unité peut cette fois être décrit par  $\{(x, y) \mid x^2 + y^2 - 1 = 0\}$ . Osher et al proposent d'utiliser la fonction distance  $\psi : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$  lipchitzienne continue et dépendant du temps, définie de la façon suivante :

$$\begin{cases} \psi(x, t) = 0 & \text{si } x \in \Gamma(t) \\ \psi(x, t) = \varepsilon d(x, \Gamma(t)) & \text{si } x \in \Omega_{\text{int}}(t) \\ \psi(x, t) = -\varepsilon d(x, \Gamma(t)) & \text{si } x \in \Omega_{\text{ext}}(t) \end{cases} \quad (3.21)$$

Où :

- $\Omega_{\text{int}}(t)$  et  $\Omega_{\text{ext}}(t)$  définissent respectivement les régions intérieures délimitées par la courbe  $\Gamma(t)$ .
- $d(x, \Gamma(t)) = \inf_{y \in \Gamma(t)} |x^2 - y^2|$  représente la distance du point  $x$  à la courbe  $\Gamma(t)$ .
- $\varepsilon = \pm 1$  selon les auteurs [15].

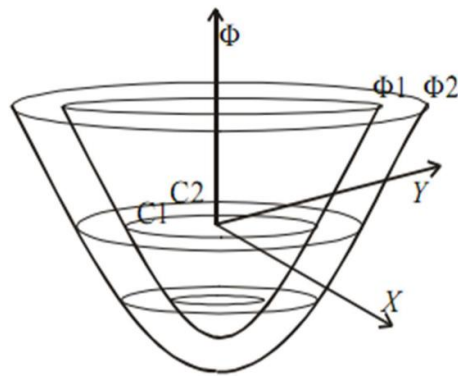


**Figure 3.24 :** Implantation par courbes de niveaux pour l'évolution d'une courbe plane.

#### IV-2-3-3/ Le modèle de Level Sets :

Dans le modèle d'origine des contours actifs, la courbe est représentée par une liste de points et d'évolution de la courbe par la variation des coordonnées de ces points.

Elle introduit un modèle géométrique, puis notion de contour géodésique. Elle implémente une évolution de la courbe basée sur un schéma de Level Sets qui permet de gérer automatiquement les changements de topologie.



**Figure 3.25 :** Formulation des level sets.

En rapport avec la figure 3.25, pour une courbe fermée  $C$  dans le plan d'équation  $\phi = 0$ , on peut construire une fonction  $\phi(x, y)$  telle que  $\phi(x, y) < 0$  à l'intérieur de  $C$ ,  $\phi(x, y) > 0$  à l'extérieur de  $C$  et  $\phi(x, y) = 0$  sur  $C$ . La courbe  $C$  est appelée level set de  $\phi$ . Deux fonctions  $\phi: \phi_1$  et  $\phi_2$  chacune avec leur level sets  $C_1$  et  $C_2$  apparaissent sur la figure 3.25. Si on suppose dans le plan  $\phi = 0$ , qu'une courbe évolue de  $C_1$  à  $C_2$  avec une certaine fonction de vitesse, au lieu de faire évoluer la courbe, il est possible d'obtenir le même résultat en faisant évoluer une fonction  $\phi$  correspondante :

1. Faire  $\phi = \phi_1$  pour le level set  $C_1$ .
2. Faire décroître graduellement  $\phi$  vers  $\phi_2$  ainsi le level set s'étend graduellement de  $C_1$  vers  $C_2$ .

La technique de représentation par courbes de niveaux est très populaire puisque d'une part, elle permet naturellement des changements de topologie du contour et d'autre part, elle est plus stable d'un point de vue numérique. De notre point de vue, les level sets sont plus qu'un mode d'implantation. C'est une façon de représenter un contour et donc une forme, repérable grâce au signe de la fonction hôte. On peut en effet définir la forme intérieure au contour par l'ensemble des points du plan où  $\psi$  prends des valeurs négatives. De plus, de par sa construction comme fonction distance, elle permet de connaître en tout point la distance au contour. Ces propriétés intéressantes expliquent l'utilisation intensive des courbes de niveaux dans les travaux concernant les contours actifs région et les contraintes de formes pour les contours actifs.

Les méthodes des ensembles de niveaux présentent de nombreux avantages :

- La courbe peut se diviser ou fusionner au cours de l'évolution.
- Les propriétés géométriques de la courbe, telles que la courbure ou le vecteur normal qui sont importants pour les contours actifs, peuvent être simplement déterminés.
- La formulation n'est pas limitée aux courbes en deux dimensions et peut être facilement étendue aux dimensions plus élevées.

On peut cependant relever les inconvénients suivants :

- Le temps de calcul est important.
- La détection de plus de deux régions n'est pas simple.
- Le résultat dépend de l'initialisation.

#### **IV-2-4/ les limites de la segmentation par contour :**

Les principales limites des méthodes de détection de contours sont les suivantes :

- Les contours extraits selon les méthodes classiques souvent ne correspondent pas nécessairement à la limite des objets. Dans de nombreuses images de basse qualité, quelques-unes des méthodes produisent des faux contours.
- Les techniques de détection de contour dépendent de l'information contenue dans le voisinage local de l'image. Il n'y a pas d'information globale.
- Après l'extraction des points de contours, ces derniers sont reliés afin de déterminer les frontières. Le processus de fermeture des contours peut parfois conduire à des discontinuités et des lacunes dans l'image.
- Il est souvent difficile d'identifier et de classer les contours parasites [13].

#### **V/ Discussions :**

Dans cet état de l'art, nous avons présenté un certain nombre de méthodes dédiées à la segmentation des structures cérébrales saines ou pathologiques classées selon leurs approches. Notre mémoire n'est pas exhaustif mais nous avons essayé de mettre en évidence la diversité des techniques abordées par les différents auteurs.

Cependant chacune d'entre elles a ses avantages et ses inconvénients, et c'est sur cette base que doit se faire le choix de l'emploi de l'une ou l'autre de ces techniques.

La diversité des techniques est représentative de la complexité du problème de segmentation d'images IRM cérébrales. Ces difficultés sont liées d'une part, aux objets traités et d'autre part, au particularisme des images IRM.

Dans le prochain chapitre, nous allons discuter les résultats obtenus en appliquant une méthode de contour actif basé région suivant le modèle de Chan-Vese sur des images de type IRM du cerveau humain, dans le but de réaliser une segmentation des différentes structures cérébrales sur des sujets sains et pathologiques.

## *Chapitre 4*

### *La méthode de Chan et Vese Tests et résultats*

## I/ Préambule :

La méthode level sets, outil numérique pour propager des interfaces, introduite par Osher et Sethian, est devenue une structure théorique et numérique de plus en plus utilisée en traitement d'images. Son principe consiste à propager une courbe, considérée comme l'ensemble de niveau zéro de la fonction level sets, vers les frontières des objets contenus dans l'image. Par rapport aux contours actifs, la méthode level sets présente l'avantage d'éviter les difficultés de transformations topologiques. En effet, l'approche level sets est capable de manier des changements topologiques complexes comme, par exemple, faire évoluer un contour simple vers deux contours séparés, ou, inversement réunir deux contours séparés pour en former un seul. Cependant, comme l'arrêt de l'évolution de la courbe dépend généralement du gradient de l'image, les contours non définis par ce gradient restent non détectés, ce qui constitue un inconvénient majeur. Utilisant le terme d'arrêt, le modèle de Chan et Vese [2001] est un modèle pour segmentation d'image basé sur la fonctionnelle de Mumford-Shah [1989]. En effet, qualifié de modèle sans frontières (model without edges), le modèle de Chan et Vese peut être appliqué sur des images avec des frontières non définies par le gradient. Ce modèle a été exposé dans sa première version sous la forme biphase, autrement dit, l'image est segmentée en deux régions. La méthode a été par la suite étendue à plusieurs phases pour segmenter l'image en plusieurs régions. Ce modèle étant basé sur la fonctionnelle de Mumford-Shah, il est formulé à l'aide d'une équation aux dérivées partielles dont la résolution consomme un temps de calcul appréciable.

Nous présenterons dans un premier temps le modèle de Chan-Vese puis nous donnerons et expliquerons nos résultats pour des images IRM du cerveau de sujets sains et pathologiques, afin d'évaluer les performances de ce dernier.

Une comparaison sera effectuée entre les images des deux types pour pouvoir distinguer la tumeur et les autres composantes du cerveau.

## II/ Format DICOM :

Avec le développement considérable des technologies informatiques, l'imagerie médicale est en plein essor. Les images obtenues sont toujours plus précises et ce de façon toujours plus rapide. Elles sont en général traitées de manière informatique et l'on peut ainsi créer :

- Une reconstruction tridimensionnelle d'un organe ou d'un tissu.
- Un film montrant l'évolution ou les mouvements d'un organe au cours du temps.
- Une imagerie quantitative qui représente les valeurs mesurées pour certains paramètres biologiques dans un volume donné.
- Une représentation multimodale regroupant plusieurs données au sein d'un même document (contours du cœur, images statiques et mobilité des parois, images dynamiques par exemple).

Plus largement, le domaine de l'imagerie médicale englobe toutes les techniques permettant de stocker et de manipuler ces informations. Ainsi, il existe une norme pour la gestion informatique des données issues de l'imagerie médicale : la norme DICOM.

## II-1/ Définition de DICOM :

DICOM, acronyme de Digital Imaging and COmmunications in Medicine ou imagerie et communication numérique en médecine en français, est un standard international de communication et d'archivage en imagerie médicale. C'est aussi, par extension, le format de fichier faisant référence dans le domaine de l'imagerie médicale. Cette norme a été émise par l'ACR (American College of Radiologie) en association avec la NEMA (National Electrical Manufacturers Association).

Le format DICOM est un dossier contenant les informations : les pixels de l'image + des données du patient compressées (nom du patient, type d'examen, hôpital, date d'examen, type d'acquisition etc.).

Pour valider nos algorithmes de segmentation, nous utilisons une base de données réelle. Ces images sont codées dans le format DICOM de dimension 512x512 pixels. Ces séquences d'images sont regroupées en 24 coupes. Elles sont obtenues par un examen d'IRM.

## II-2/ Objectifs de DICOM :

L'objectif de la norme DICOM est de faciliter les transferts d'images entre les machines de différents constructeurs. En effet, avant la généralisation de ce format, chaque constructeur de matériel d'imagerie utilisait un format de données propriétaire, entraînant d'importants problèmes de gestion de maintenance (incompatibilités, coût, perte d'information) dans les établissements de santé.

## II-3/ Avantages de DICOM :

Le suivi médical des patients, surtout en cas de pathologie lourde nécessitant souvent le transfert d'un établissement de santé à un autre en fonction des moyens et compétences disponibles, a directement bénéficié de l'instauration de cette norme. Les images au format DICOM accompagnant les dossiers médicaux sont lisibles sur tout matériel informatique compatible, et rendant obsolète le transport de clichés par les moyens de communication traditionnels tels que la voie postale.

Il permet ainsi de créer des réseaux d'images, de les graver et de les stocker, le tout au format DICOM, grâce aux multiples logiciels développés autour de la norme DICOM [16].

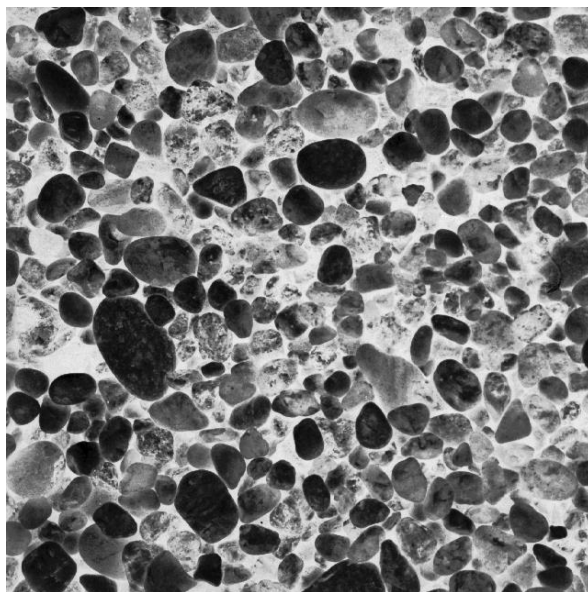
## III/ Présentation des données :

Pour l'application de notre méthode, nous disposons d'une base de données composée de deux types d'images :

1. Une image test tirée de l'album de Brodatz.
2. Des séquences d'images médicales :
  - ✓ Des séquences d'images du cerveau sain d'une femme âgée de 58 ans prises le 16/03/2014 à 12h03 au CHU de Tizi-Ouzou.
  - ✓ D'une séquence d'images d'un cerveau sain prise le 16/03/2001, disponible en téléchargement libre sur le site de Matlab.

- ✓ Des séquences d'images du cerveau d'une jeune femme âgée de 20 ans prises le 09/03/2014 au CHU de Tizi-Ouzou. Atteinte d'un kyste arachnoïdien communiquant avec la corne ventriculaire homolatérale.
- ✓ Des séquences d'images du cerveau d'un homme âgé de 57 ans prises le 05/03/2014 à 9h45 au CHU de Tizi-Ouzou. Atteint d'une tumeur dans le cerveau (un gliome de haut grade, glioblastome).

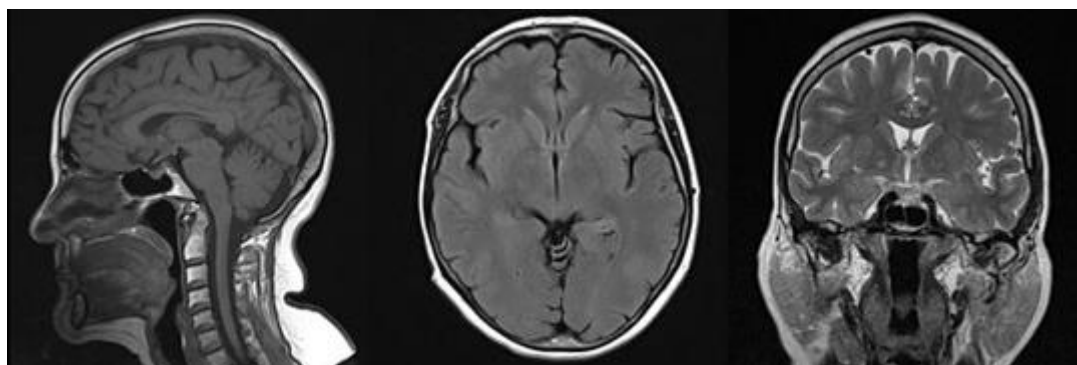
### III-1/ Image de Brodatz :



**Figure 4.1 :** Image test D23 tirée de l'album de Brodatz.

### III-2/ Images médicales :

Images du cerveau sain d'une femme âgée de 58 ans :



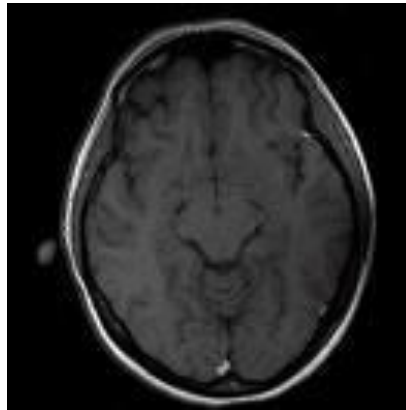
(a)

(b)

(c)

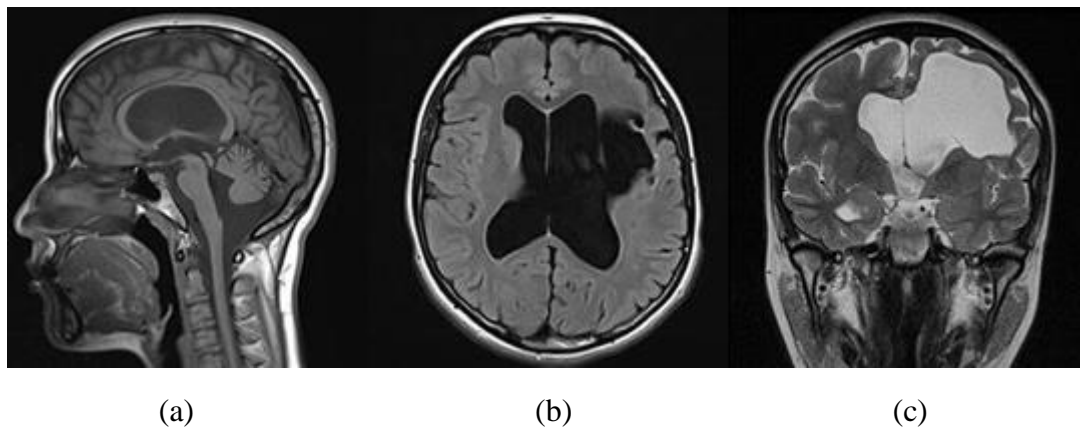
**Figure 4.2 :** Séquence d'images IRM cérébrale test sans anomalie 1. (a) coupe sagittale, (b) coupe axiale, (c) coupe coronale.

Image d'un cerveau sain extraite de la séquence d'images DICOM disponible en téléchargement libre sur le site de Matlab :



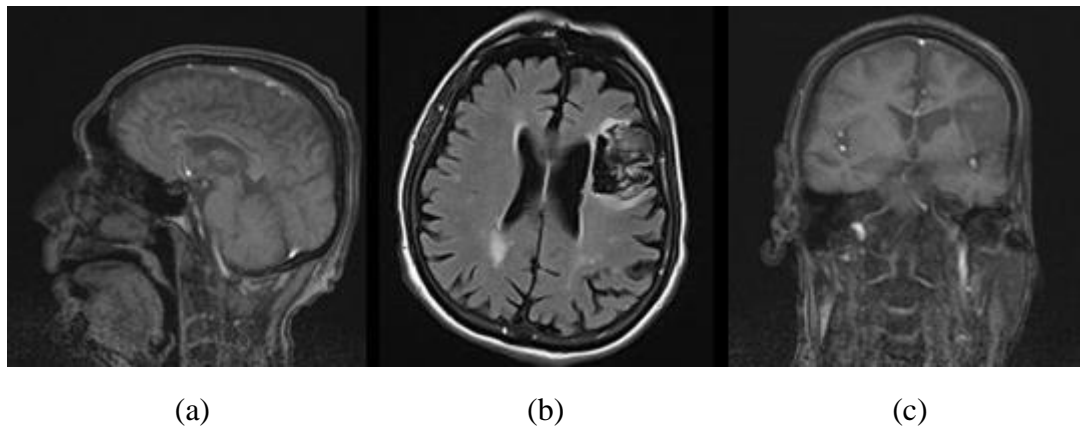
**Figure 4.3 :** Coupe axiale de l'image IRM cérébrale test sans anomalie 2.

Images du cerveau d'une jeune femme âgée de 20 ans atteinte d'un kyste arachnoïdien communiquant avec la corne ventriculaire homolatérale :



**Figure 4.4 :** Séquence d'images IRM cérébrale test avec anomalie 1. (a) coupe sagittale, (b) coupe axiale, (c) coupe coronale.

Images du cerveau d'un homme âgé de 57 ans atteint d'une tumeur dans le cerveau (un gliome de haut grade, glioblastome) :



**Figure 4.5 :** Séquence d'images IRM cérébrale test avec anomalie 2. (a) coupe sagittale, (b) coupe axiale, (c) coupe coronale.

#### IV/ Application de la méthode de Chan-Vese :

##### IV-1/ Présentation des contours actifs basés régions :

Les limitations des contours actifs basés frontières ont naturellement orienté les recherches vers des solutions où l'attache aux données est construite à partir de toute l'information contenue dans l'image. Ce sont les contours actifs basés régions. Plus robustes au bruit et moins sensibles à la position de la courbe initiale, les modèles basés régions ont pour principe général de faire évoluer une courbe de telle sorte qu'à la convergence, elle réalise une partition de l'image en deux régions homogènes. Il s'agit ici de deux régions car une seule courbe ne délimite que deux domaines dans l'image. Si dans les approches contour, l'attache aux données repose toujours sur le calcul de la norme du gradient, les contours actifs régions reposent généralement sur des modélisations statistiques. Par ailleurs, certains modèles tiennent compte à la fois de l'information locale située le long du contour et des caractéristiques statistiques des régions définies par la partition réalisée. Les travaux de Mumford et Shah sont à l'origine d'un modèle de contours actifs région (modèle MS) qui a servi de base à beaucoup d'autres travaux dans le domaine [17].

##### IV-2/ La fonctionnelle de Mumford-Shah :

Nous avons une image sur laquelle nous allons faire évoluer une courbe  $C$ . On définit  $C_1$  et  $C_2$  comme étant les moyennes intérieure et extérieure de la courbe.

Prenons un exemple simple : soit  $I$  notre image, où  $u_0$  représente l'intensité d'un pixel de l'image, et  $C$  la courbe qui va nous permettre de détecter l'objet. Notre image contient un objet et un fond. La courbe coupe l'image en deux régions qui ont pour intensité d'un pixel les valeurs  $u_0^1$  et  $u_0^2$ , on a alors  $u_0 = u_0^1$  à l'intérieur de la courbe et  $u_0 = u_0^2$  à l'extérieur. C'est le principe de la fonction Mumford-Shah utilisée pour la segmentation.

Cela nous donne une énergie de l'image en une somme de l'énergie extérieure et de l'énergie intérieure de la courbe.

$$F_1(C) + F_2(C) = \int_{\text{inside}(C)} |u_0 - c_1|^2 dx dy + \int_{\text{outside}(C)} |u_0 - c_2|^2 dx dy \quad (4.1)$$

Avec  $C$  une courbe variable.

Nous pouvons dire que l'on est sur les bords de l'objet quand :

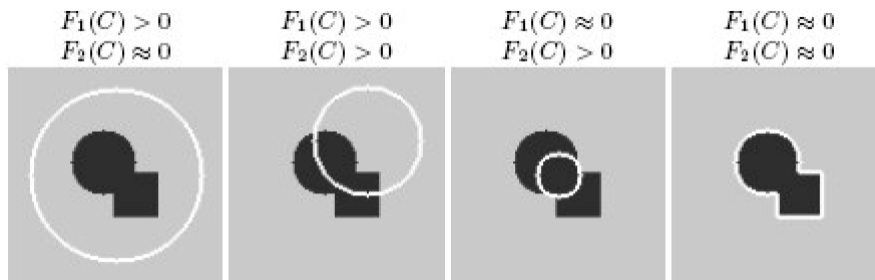
$$\inf_C \{F_1(C) + F_2(C)\} \approx 0 \approx F_1(C) + F_2(C) \quad (4.2)$$

En effet, si la courbe est à l'intérieur de l'objet :  $F_1 \approx 0, F_2 > 0$

Si elle est à l'extérieur :  $F_1 > 0, F_2 \approx 0$

Si elle est sur le bord :  $F_1 \approx 0, F_2 \approx 0$

Voici une illustration qui permet de mieux comprendre :



**Figure 4.6 :** Différents cas d'évolution de la courbe dans un objet.

Chan-Vese propose un modèle de contour actif sans fonction de bordure, et donc non basé sur le gradient de l'image  $I$  pour stopper le processus de l'évolution de la courbe. Ils utilisent un terme basé sur la technique de Mumford-Shah.

On obtient donc une énergie  $F$  en fonction de  $C$ ,  $c_1$  et  $c_2$  telle que :

$$F(C, c_1, c_2) = \mu \cdot \text{length}(C) + \nu \cdot \text{area}(\text{inside } C) + \lambda_1 \int_{\text{inside}(C)} |u_0 - c_1|^2 dx dy + \lambda_2 \int_{\text{outside}(C)} |u_0 - c_2|^2 dx dy \quad (4.3)$$

Avec  $\mu, \lambda_1, \lambda_2$  qui sont des paramètres positifs. On prendra pour nos applications  $\nu = 0$ , et un terme de régularisation comme la longueur de la courbe  $\text{length}(C)$  et (ou) l'aire de la région intérieure de la courbe  $\text{area}(\text{inside } C)$ .

La relation entre la formulation de Chan-Vese et Mumford-Shah est donnée par une formulation utilisant la méthode d'ensemble de niveaux (Level Set). Cette méthode permet de propager une courbe qui est représentée par  $\varphi$  lorsque  $\varphi$  est égal à 0.

Pour cela, on crée une nouvelle image  $\Phi$  de même taille que l'image  $I$  que l'on veut traiter. Dans cette image  $\varphi$ , on a la courbe  $C$  pour  $\varphi = 0$ , on est à l'intérieur de la courbe pour  $\varphi > 0$ , et à l'extérieur pour  $\varphi < 0$ .

On initialise alors  $\Phi$  indépendamment de  $I$ . et on calcul alors la distance signée. C'est-à-dire en partant d'une image dont la valeur est -1 à l'extérieur et +1 à l'intérieur et on cherche à avoir une valeur qui tend vers 0 au bord, qui croit vers l'intérieur et qui décroît vers l'extérieur.

La distance signée est donnée par l'équation suivante :

$$\text{Pour le cas continu : } \frac{d\varphi}{dt} = \Delta t \cdot \text{signe}(\varphi)(1 - |\nabla\varphi|) \quad (4.4)$$

$$\text{Pour le cas discret : } \varphi_{n+1}(i, j) = \varphi_n(i, j) + \Delta t(\text{signe}(\varphi)(1 - |\nabla\varphi|)) \quad (4.5)$$

$$\text{Avec } |\nabla\varphi| = \sqrt{\left(0.5^2 \left[ (\varphi(i+1, j) - \varphi(i-1, j))^2 + (\varphi(i, j+1) - \varphi(i, j-1))^2 \right] \right)} \quad (4.6)$$

En revenant à l'image  $I$ , on a alors une nouvelle fonction :

$$F(\Phi, c_1, c_2) = \mu \cdot \text{length}\{\Phi = 0\} + \nu \cdot \text{area}\{\Phi \geq 0\} + \lambda_1 \int_{\Phi \geq 0} |u_0 - c_1|^2 dx dy + \lambda_2 \int_{\Phi < 0} |u_0 - c_2|^2 dx dy \quad (4.7)$$

On définit alors la fonction Heaviside  $H$  :

$$H(x) = \begin{cases} 1, & \text{si } x \geq 0 \\ 0, & \text{si } x < 0 \end{cases} \quad (4.8)$$

La fonction de Dirac est définie par :

$$\delta(x) = \frac{d}{dx} H(x) \quad (4.9)$$

On exprime les termes de l'énergie  $F$  de la manière suivant :

$$\begin{cases} \text{length}\{\Phi = 0\} = \int_{\Omega} |\nabla H(\Phi)| = \int_{\Omega} \delta(\Phi) |\nabla\Phi| \\ \text{area}\{\Phi \geq 0\} = \int_{\Omega} H(\Phi) dx dy \end{cases} \quad (4.10)$$

$$\text{Et : } \begin{cases} \int_{\Phi \geq 0} |u_0 - c_1|^2 dx dy = \int_{\Omega} |u_0 - c_1|^2 H(\Phi) dx dy \\ \int_{\Phi < 0} |u_0 - c_2|^2 dx dy = \int_{\Omega} |u_0 - c_2|^2 (1 - H(\Phi)) dx dy \end{cases} \quad (4.11)$$

L'expression de l'énergie peut alors s'écrire de la forme suivante :

$$F(\Phi, c_1, c_2) = \mu \int_{\Omega} \delta(\Phi) |\nabla\Phi| + \nu \int_{\Omega} H(\Phi) dx dy + \lambda_1 \int_{\Omega} |u_0 - c_1|^2 H(\Phi) dx dy + \lambda_2 \int_{\Omega} |u_0 - c_2|^2 (1 - H(\Phi)) dx dy \quad (4.12)$$

En gardant  $\varphi$  fixé, et en minimisant l'énergie  $F$  selon  $c_1$  et  $c_2$ , on peut facilement exprimer ces constantes  $c_1$  et  $c_2$  en fonction de  $\varphi$ .

$$c_1(\Phi) = \frac{\int_{\Omega} u_0 H(\Phi) dx dy}{\int_{\Omega} H(\Phi(x, y)) dx dy} \quad (4.13)$$

$$c_2(\Phi) = \frac{\int_{\Omega} u_0 (1 - H(\Phi)) dx dy}{\int_{\Omega} (1 - H(\Phi(x, y))) dx dy} \quad (4.14)$$

En gardant alors  $c_1$  et  $c_2$  fixés, on minimise l'énergie selon  $\varphi$  pour obtenir l'équation de Euler-Lagrange pour  $\varphi$  :

$$\frac{\partial \Phi}{\partial t} = \left[ \mu \operatorname{div} \left( \frac{\nabla \Phi}{|\nabla \Phi|} \right) - \lambda_1 (u_0 - c_1)^2 + \lambda_2 (u_0 - c_2)^2 \right] \quad (4.15)$$

Où  $\operatorname{div} \left( \frac{\nabla \Phi}{|\nabla \Phi|} \right)$  est la courbure qui permet de garder une courbe lisse.

Pour le cas discret, l'équation d'évolution est de la forme :

$$\varphi_{n+1} - \varphi_n = \Delta t \left[ K - \lambda_+ (I(x, y) - \mu_1)^2 + \lambda_- (I(x, y) - \mu_2)^2 \right] \quad (4.16)$$

$$\text{Avec : } K = \frac{(\varphi_{xx} \varphi_y^2 - 2\varphi_y \varphi_x \varphi_{xy} \varphi_x^2)}{(\varphi_x^2 + \varphi_y^2)^{3/2}} \quad (4.17)$$

Et :  $\lambda_+ (I(x, y) - \mu_1)^2 + \lambda_- (I(x, y) - \mu_2)^2$  est la vitesse d'évolution [18].

### IV-3/ Segmentation d'images par le modèle de Chan et Vese :

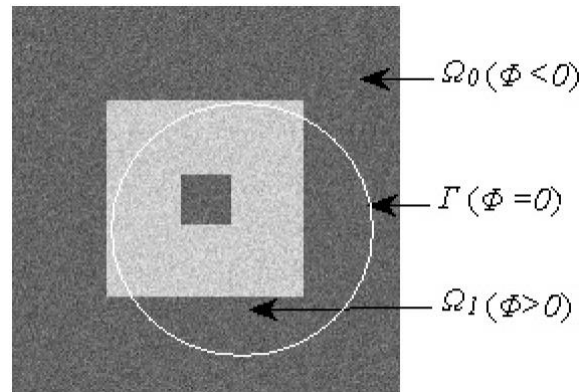
Ce modèle peut être appliqué sous sa forme biphasé ou multiphasé pour segmenter l'image, respectivement en deux ou plusieurs régions.

#### IV-3-1/ Cas biphasé :

Soit  $I$  l'image à segmenter en deux régions. Cette image est définie dans un domaine spatial  $\Omega$ , telle que  $I = \{I(x, y), (x, y) \in \Omega\}$  et soit  $\Gamma(t)$ , la courbe d'évolution qui définit le contour des objets. La courbe initiale nécessaire au déroulement de l'algorithme est souvent un cercle de rayon quelconque et centré en un point quelconque de l'image, comme le montre la figure (4.7). La courbe  $\Gamma(t)$  divise le domaine  $\Omega$  en deux régions  $\Omega_0$  et  $\Omega_1$  qui sont respectivement les régions intérieure et extérieure à  $\Gamma(t)$ . Cette courbe  $\Gamma(t)$  est représentée implicitement par la courbe de niveau zéro d'une fonction auxiliaire  $\Phi(x, y, t)$ , appelée fonction level sets et définie telle que :

$$\begin{cases} \Phi(x, y, t) > 0 & \text{pour } (x, y) \in \Omega_1 \\ \Phi(x, y, t) = 0 & \text{pour } (x, y) \in \Gamma \\ \Phi(x, y, t) < 0 & \text{pour } (x, y) \in \Omega_0 \end{cases} \quad (4.18)$$

La fonction  $\Phi(x, y, t)$  est habituellement prise comme la fonction distance signée du point  $(x, y)$  à l'interface  $\Gamma(t)$ .



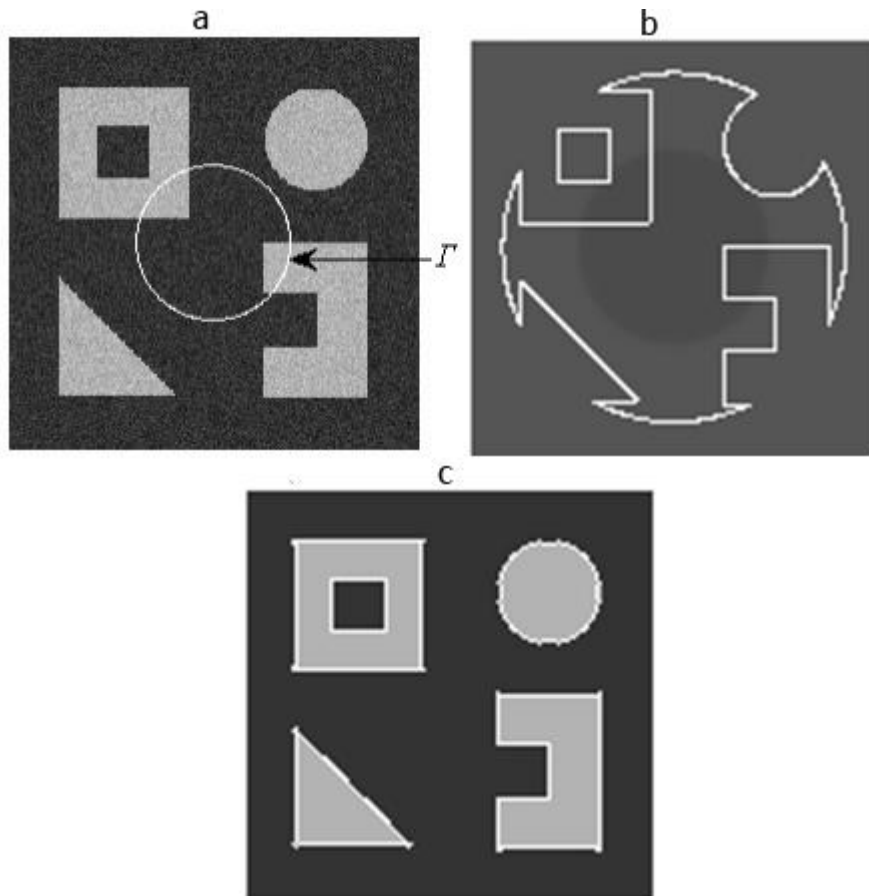
**Figure 4.7 :** Image et courbe initiale  $\Gamma(t)$  délimitant les différentes régions.

A la fonction level sets est associée une fonction Heaviside  $H(\Phi)$  qui prend la valeur 1 pour  $\Phi \geq 0$  et vaut 0 ailleurs. Chaque région  $\Omega_k$  ( $k=0$  ou  $1$ ) est en liaison avec cette fonction Heaviside, et lui correspond une fonction d'appartenance  $g_k$  qui est définie telle que  $g_0 = 1 - H$  et  $g_1 = H$ . Chaque région ou plus exactement chaque classe  $\Omega_k$  est caractérisée par une fonction lisse  $I_k$  qui est l'intensité moyenne de la région exprimée par l'expression suivante :

$$I_k = \frac{\int_{\Omega_k} I(x, y) dx dy}{\int_{\Omega_k} dx dy} = \frac{\int_{\Omega} I(x, y) g_k(x, y) dx dy}{\int_{\Omega} g_k(x, y) dx dy}, \quad k \in \{0, 1\} \quad (4.19)$$

Dans le cas d'une image de taille  $M \times N$  pixels, l'expression numérique de l'intensité moyenne de la région  $\Omega_k$  est :  $I_k = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N I(i, j) g_k(i, j)}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N g_k(i, j)}, \quad k \in \{0, 1\} \quad (4.20)$

La segmentation par le modèle CV consiste à partitionner l'image en région d'intensités homogènes en faisant évoluer la courbe  $\Gamma(t)$ , donc la fonction  $\Phi(x, y, t)$ , jusqu'à ce qu'il y ait coïncidence avec les frontières des régions. La figure (4.8) illustre ce processus d'évolution : la figure(a) montre l'image d'origine à laquelle on a rajouté le cercle  $\Gamma$  qui représente la courbe initiale. La figure(b) montre l'évolution de cette courbe en cours de traitement et la figure(c) donne l'image segmentée résultante et la courbe d'évolution qui épouse les contours des objets contenus dans l'image.



**Figure 4.8 :** Détection d'objets dans une image bruitée par la technique des level sets. (a) image d'origine avec la courbe initiale, (b) l'image après une itération, (c) après deux itérations.

L'évolution de la courbe  $\Gamma(t)$  est réalisée par la minimisation de la fonctionnelle énergie exprimée par :  $E(\Phi, I_k) = \sum_{k=0}^1 \int_{\Omega} \lambda_k [I(x, y) - I_k]^2 g_k(x, y) dx dy + \mu \int_{\Omega} |\nabla H(\Phi)| dx dy$  (4.21)

Le second terme de cette expression présente la longueur de la courbe  $\Gamma$  pondérée par le paramètre positif  $\mu$  fixé par l'utilisateur et les  $\lambda_k$  sont des constantes positives souvent prises égales à 1.

La voie classique pour solutionner ce problème de minimisation est d'utiliser l'équation correspondante d'Euler-Lagrange. Cela conduit à une équation d'évolution qui s'exprime directement à l'aide de la fonction level sets  $\Phi$ .

$$\frac{\partial \Phi}{\partial t} = \delta_{\varepsilon}(\Phi) \left[ \mu \operatorname{div} \left( \frac{\nabla \Phi}{|\nabla \Phi|} \right) - \sum_{k=0}^{k=1} \lambda_k (I - I_k)^2 \frac{\partial g_k}{\partial H} \right] \quad (4.22)$$

$\delta_{\varepsilon}$  est une version régularisée de la fonction de Dirac qui est la dérivée de la fonction Heaviside normalisée. Ces deux fonctions sont données par les expressions suivantes :

$$\begin{cases} H_\varepsilon(\Phi) = \frac{1}{2} \left( 1 + \frac{2}{\pi} \arctan \left( \frac{\Phi}{\varepsilon} \right) \right) \\ \delta_\varepsilon(\Phi) = H'_\varepsilon(\Phi) = \frac{1}{\pi\varepsilon} \left( \frac{1}{1 + \left( \frac{\Phi}{\varepsilon} \right)^2} \right) \end{cases} \quad (4.23)$$

Lorsque les constantes  $\lambda_k$  sont prises égales à 1, l'expression devient :

$$\Delta\Phi = \Delta t \cdot \delta_\varepsilon(\Phi) \left[ \mu \operatorname{div} \left( \frac{\nabla\Phi}{|\nabla\Phi|} \right) + (I - I_0)^2 - (I - I_1)^2 \right] \quad (4.24)$$

L'équation est résolue en procédant par une méthode numérique itérative. À chaque itération, les valeurs de  $I_k, g_k$  et donc la fonction  $\Phi$  sont mises à jour jusqu'à attendre la convergence ou le nombre d'itérations fixé par l'utilisateur. La courbe  $\Gamma$  finale obtenue représente le contour des objets contenus dans l'image. Elle est représentée par le niveau zéro de la fonction level sets. L'image segmentée résultante, désignée par  $U(x, y)$ , est telle que :

$$U(x, y) = \sum_k I_k \cdot g_k(x, y) \quad (4.25)$$

#### IV-3-2/ Cas multiphase :

Dans le cas multiphase, cas où l'image est composée de plusieurs classes, N fonction level sets  $\{\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_N\}$  sont initialisées. Les niveaux zéro de ces fonctions forment N courbes  $\Gamma_i$  qui partagent l'image en  $K = 2^N$  régions  $(\Omega_0, \Omega_1, \dots, \Omega_{K-1})$ . Comme pour le modèle biphasé, une fonction Heaviside  $H_i (i = 1, \dots, N)$  est associée à chaque fonction level sets et une fonction d'appartenance  $g_k (k = 0, 1, \dots, K-1)$  est définie pour chaque région  $\Omega_k$ . La fonctionnelle énergie à minimiser est alors donnée par l'expression suivante :

$$E = \sum_{k=0}^{K-1} \int_{\Omega} \lambda_k \left[ (I(x, y) - I_k) \right]^2 g_k(x, y) dx dy + \mu \sum_{i=1}^N \int_{\Omega} |\nabla H_i(\Phi_i)| dx dy \quad (4.26)$$

La résolution par les équations d'Euler-Lagrange associées, conduit aux équations d'évolution formulées par l'expression suivante :

$$\frac{\partial\Phi_i}{\partial t} = \delta_\varepsilon(\Phi_i) \left[ \mu \operatorname{div} \left( \frac{\nabla\Phi_i}{|\nabla(\Phi_i)|} \right) - \sum_{k=0}^{K-1} \lambda_k (I - I_k)^2 \frac{\partial g_k}{\partial H_i} \right] \quad (4.27)$$

Dans les travaux rencontrés dans notre recherche bibliographique, qui ont traité des level sets, le nombre de fonctions level sets utilisées est limité à deux (N=2), ce qui correspond à

quatre régions ( $K = 2^N = 4$ ). L'utilisation de plus de deux fonctions level sets devient compliquée à cause de l'initialisation de ces fonctions ainsi que de la difficulté de construction des fonctions d'appartenance  $g_k$ .

Dans le cas particulier de segmentation de l'image en 4 régions ( $\Omega_0, \Omega_1, \Omega_2, \Omega_3$ ), le nombre de phases est  $K=4$  comme le montre la figure (4.9). Deux fonctions level set  $\Phi_1$  et  $\Phi_2$  sont utilisées, donc deux courbes d'évolution  $\Gamma_1$  et  $\Gamma_2$  et deux fonctions Heaviside  $H_1$  et  $H_2$ .

Les quatre régions sont définies par les expressions suivantes :

$$\begin{cases} \Omega_0 = \{(x, y), \Phi_1(x, y) < 0 \text{ et } \Phi_2(x, y) < 0\} \\ \Omega_1 = \{(x, y), \Phi_1(x, y) > 0 \text{ et } \Phi_2(x, y) < 0\} \\ \Omega_2 = \{(x, y), \Phi_1(x, y) < 0 \text{ et } \Phi_2(x, y) > 0\} \\ \Omega_3 = \{(x, y), \Phi_1(x, y) > 0 \text{ et } \Phi_2(x, y) > 0\} \end{cases} \quad (4.28)$$



**Figure 4.9 :** Level sets multiphase avec deux courbes initiales d'évolution qui partagent l'image définie dans le domaine  $\Omega$  en quatre régions  $\Omega_0, \Omega_1, \Omega_2$  et  $\Omega_3$ .

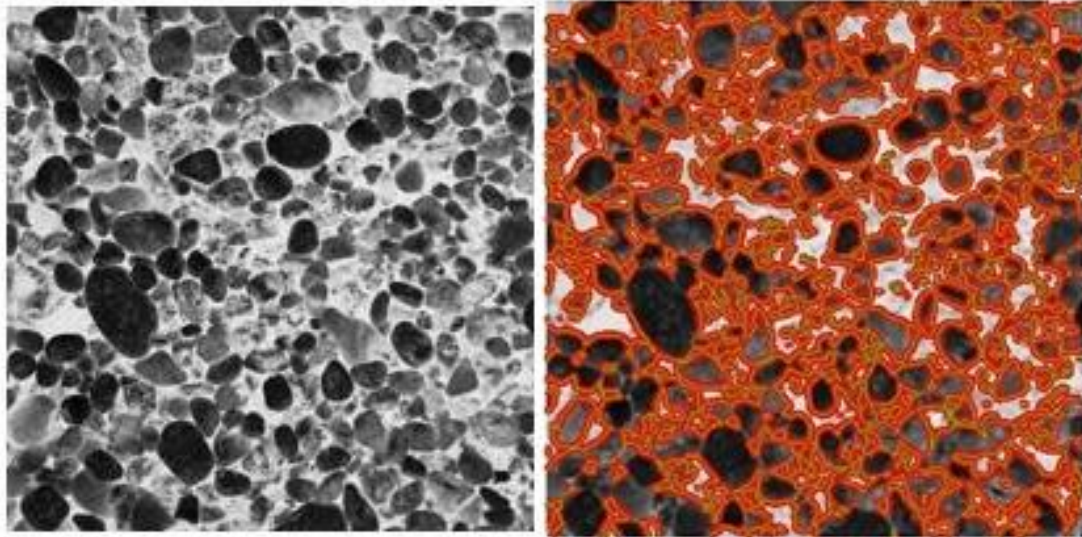
Les fonctions d'appartenance  $g_k$  sont données par l'expression suivante :

$$\begin{cases} g_0 = (1 - H_1)(1 - H_2) \\ g_1 = H_1(1 - H_2) \\ g_2 = (1 - H_1)H_2 \\ g_3 = H_1H_2 \end{cases} \quad (4.29)$$

Les moyennes  $I_k$  des régions, exprimées sous leur forme numérique, sont calculées à l'aide de l'expression (4.20) pour  $k \in \{0, 1, 2, 3\}$ .

Le problème est solutionné en implémentant les deux équations issues de l'expression (4.27) qui, lorsque les constantes  $\mu$  et  $\lambda_k$  sont prises égales à 1, s'écrivent sous la forme suivante [17] :

$$\begin{cases} \frac{\partial \Phi_1}{\partial t} = \delta_\varepsilon(\Phi_1) \left[ \operatorname{div} \left( \frac{\nabla \Phi_1}{\nabla(\Phi_1)} \right) + \left( (I - I_0)^2 - (I - I_1)^2 \right) (1 - H_2) + \left( (I - I_2)^2 - (I - I_3)^2 \right) H_2 \right] \\ \frac{\partial \Phi_2}{\partial t} = \delta_\varepsilon(\Phi_2) \left[ \operatorname{div} \left( \frac{\nabla \Phi_2}{\nabla(\Phi_2)} \right) + \left( (I - I_0)^2 - (I - I_2)^2 \right) (1 - H_1) + \left( (I - I_1)^2 - (I - I_3)^2 \right) H_1 \right] \end{cases} \quad (4.30)$$

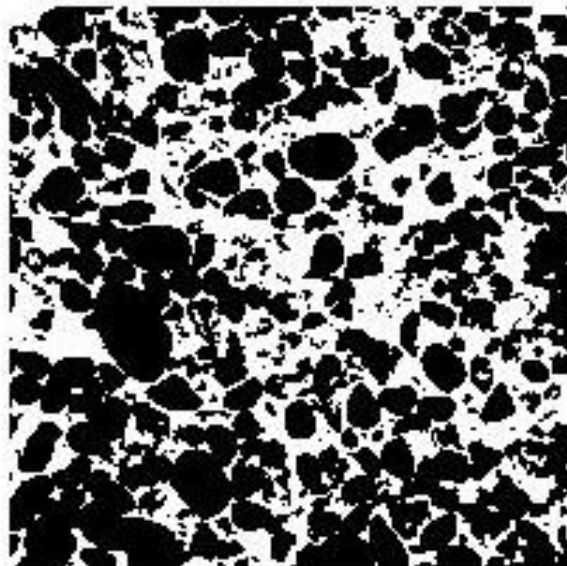
**IV-4/ Présentation des résultats de l'étape de segmentation :****IV-4-1/ Résultats de segmentation de l'image de Brodatz :****IV-4-1-1/ Avec un rectangle comme contour initial :**

(a)

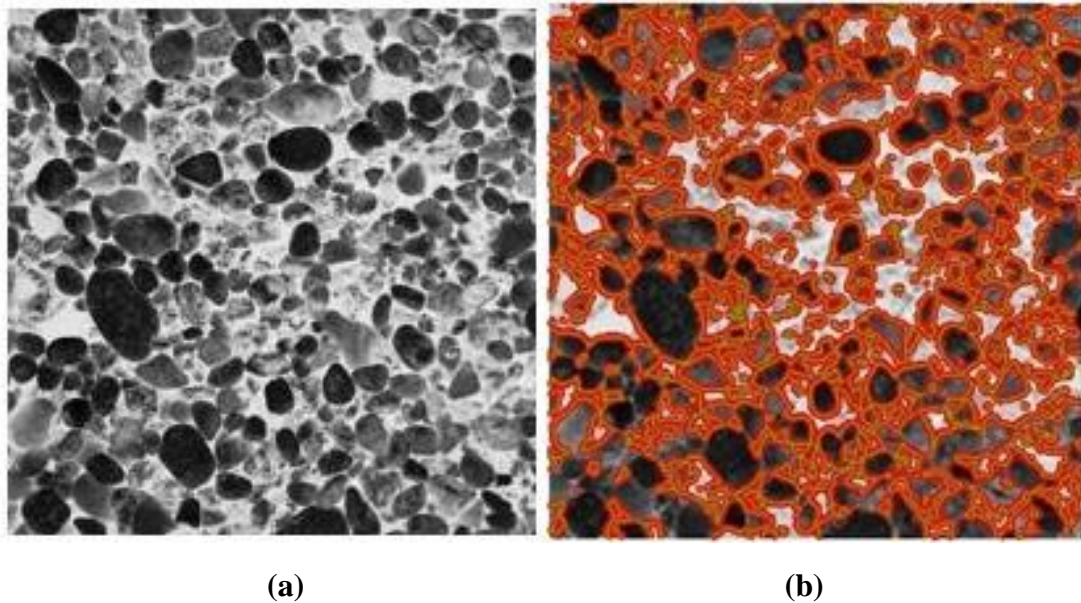
(b)

**Figure 4.10 :** Application du model CV avec un rectangle comme contour initial sur l'image test D23.

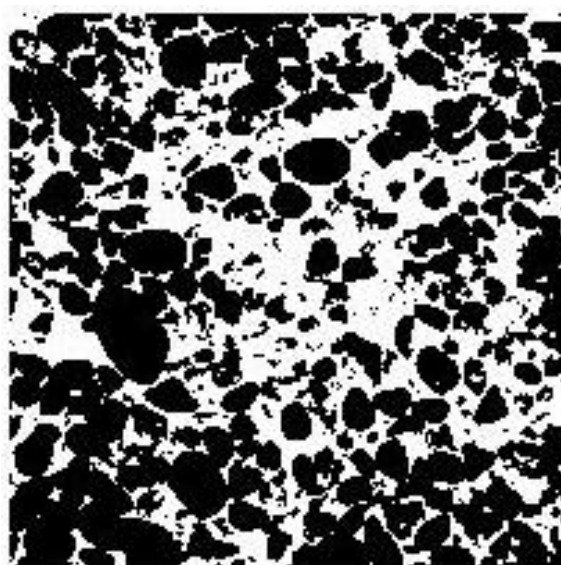
(a) image d'entrée, (b) l'image après 500 itérations.

**Figure 4.11 :** Image test D23 segmentée par la méthode de Chan-Vese avec un masque rectangulaire.

## IV-4-1-2/ Avec un cercle comme contour initial :

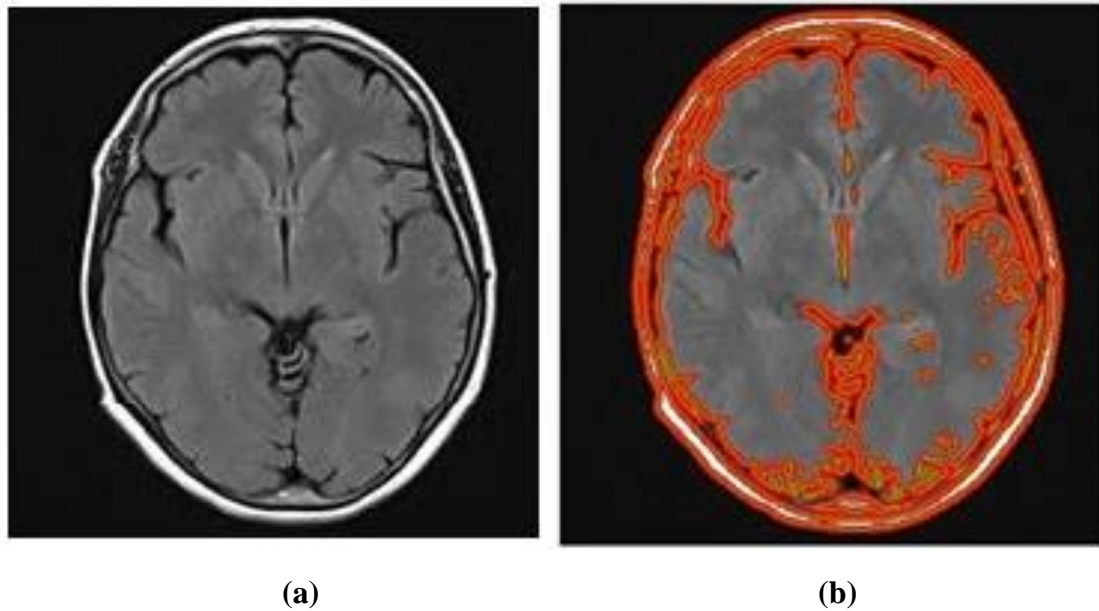


**Figure 4.12** : Application du model CV avec un cercle comme contour initial sur l'image test D23, (a) image d'entrée, (b) l'image après 500 itérations.

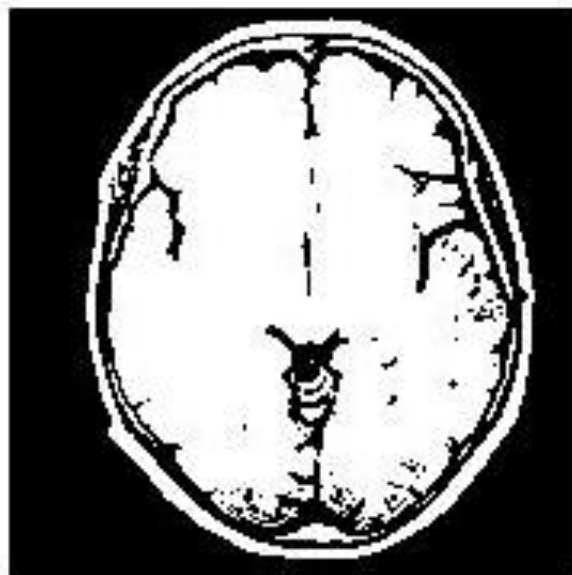


**Figure 4.13** : Image test D23 segmentée par la méthode de Chan-Vese avec un masque circulaire.

Le temps écoulé est : 92.894129 secondes.

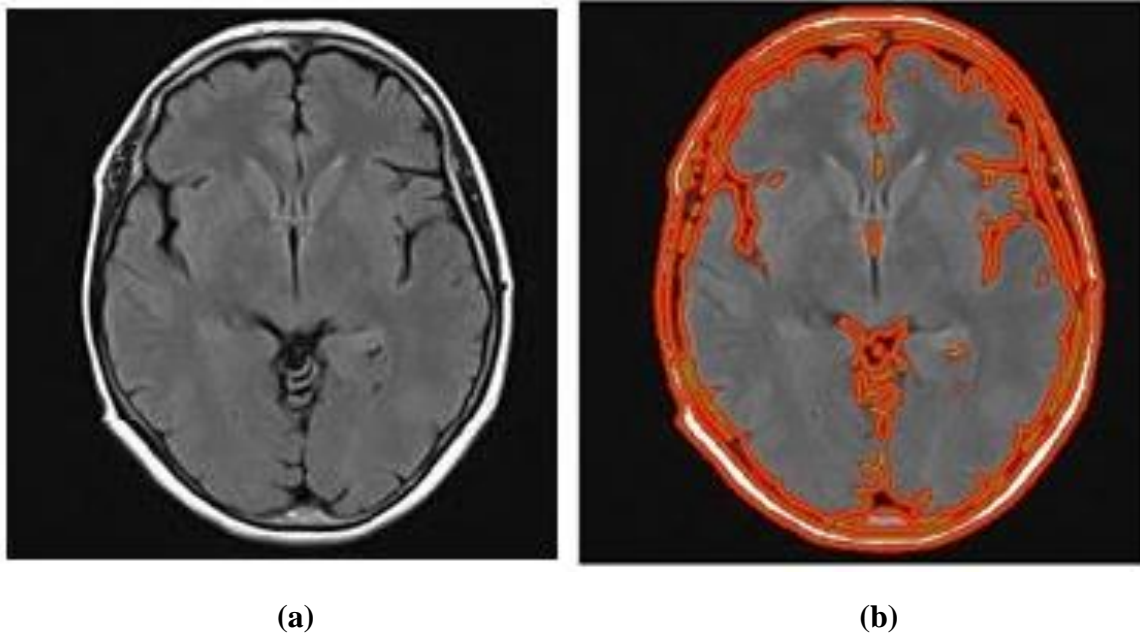
**IV-4-2/ Résultats de segmentation de la coupe axiale sans anomalie 1 :****IV-4-2-1/ Avec un rectangle comme contour initial :**

**Figure 4.14 :** Application du model CV avec un rectangle comme contour initial sur la coupe axiale sans anomalie 1, (a) image d'entrée, (b) l'image après 500 itérations.

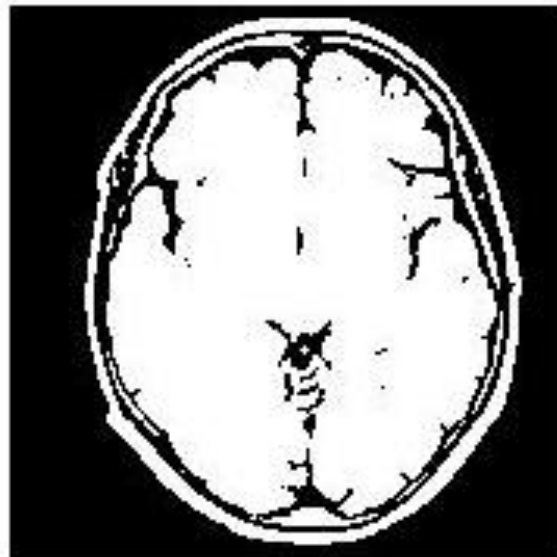


**Figure 4.15 :** Coupe axiale sans anomalie 1 segmentée par la méthode de Chan-Vese avec un masque rectangulaire.

## IV-4-2-2/ Avec un cercle comme contour initial :

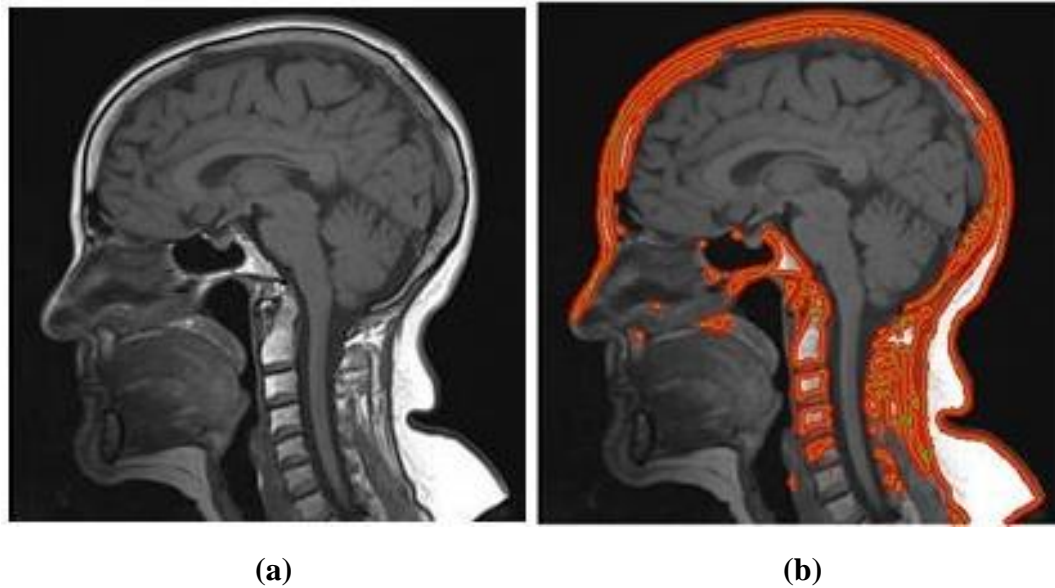


**Figure 4.16** : Application du model CV avec un cercle comme contour initial sur la coupe axiale sans anomalie 1, (a) image d'entrée, (b) l'image après 500 itérations.



**Figure 4.17** : Coupe axiale sans anomalie 1 segmentée par la méthode de Chan-Vese avec un masque circulaire.

Le temps écoulé est : 46.953046 secondes.

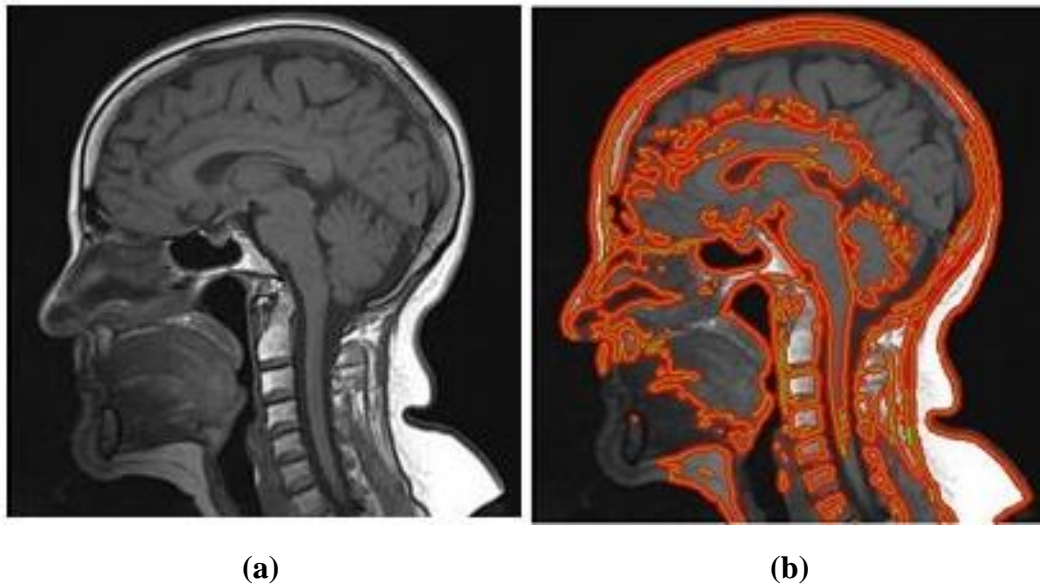
**IV-4-3/ Résultats de segmentation de la coupe sagittale sans anomalie 1 :****IV-4-3-1/ Avec un rectangle comme contour initial :**

**Figure 4.18 :** Application du model CV avec un rectangle comme contour initial sur la coupe sagittale sans anomalie 1, (a) image d'entrée, (b) l'image après 500 itérations.

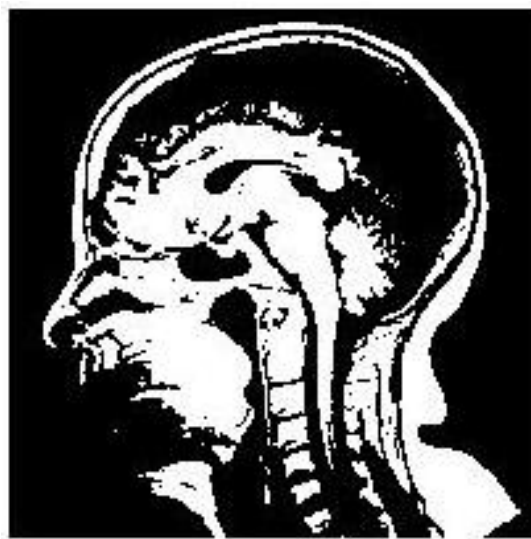


**Figure 4.19 :** Coupe sagittale sans anomalie 1 segmentée par la méthode de Chan-Vese avec un masque rectangulaire.

## IV-4-3-2/ Avec un cercle comme contour initial :

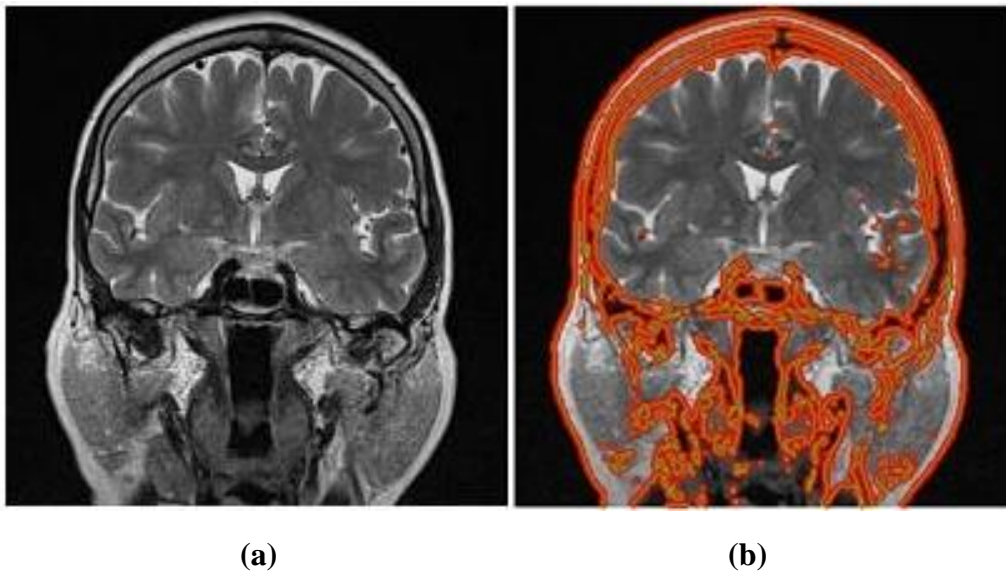


**Figure 4.20** : Application du model CV avec un cercle comme contour initial sur la coupe sagittale sans anomalie 1, (a) image d'entrée, (b) l'image après 500 itérations.



**Figure 4.21** : Coupe sagittale sans anomalie 1 segmentée par la méthode de Chan-Vese avec un masque circulaire.

Le temps écoulé est : 33.997024 secondes.

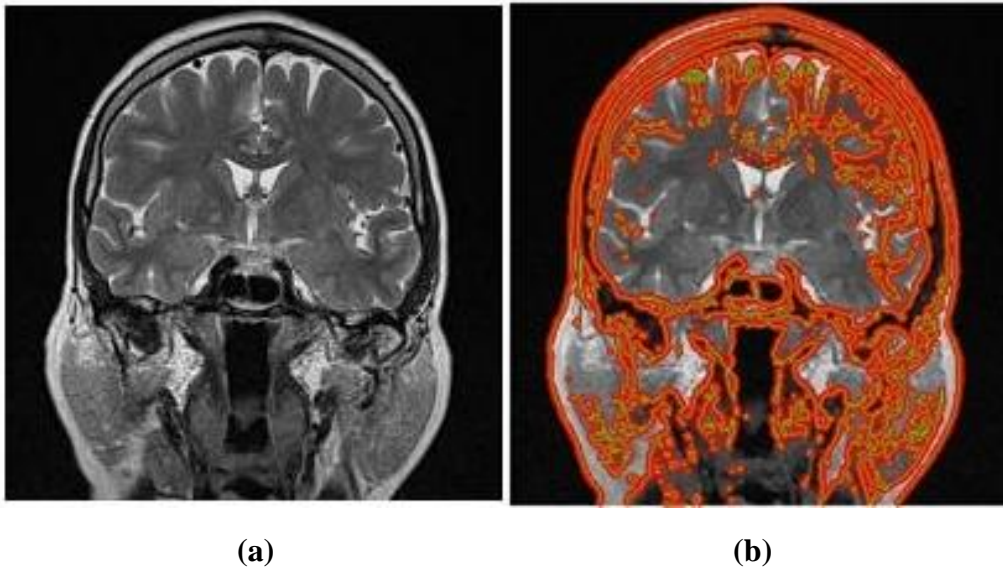
**IV-4-4/ Résultats de segmentation de la coupe coronale sans anomalie 1 :****IV-4-4-1/ Avec un rectangle comme contour initial :**

**Figure 4.22 :** Application du model CV avec un rectangle comme contour initial sur la coupe coronale sans anomalie 1, (a) image d'entrée, (b) l'image après 500 itérations.



**Figure 4.23 :** Coupe coronale sans anomalie 1 segmentée par la méthode de Chan-Vese avec un masque rectangulaire.

## IV-4-4-2/ Avec un cercle comme contour initial :

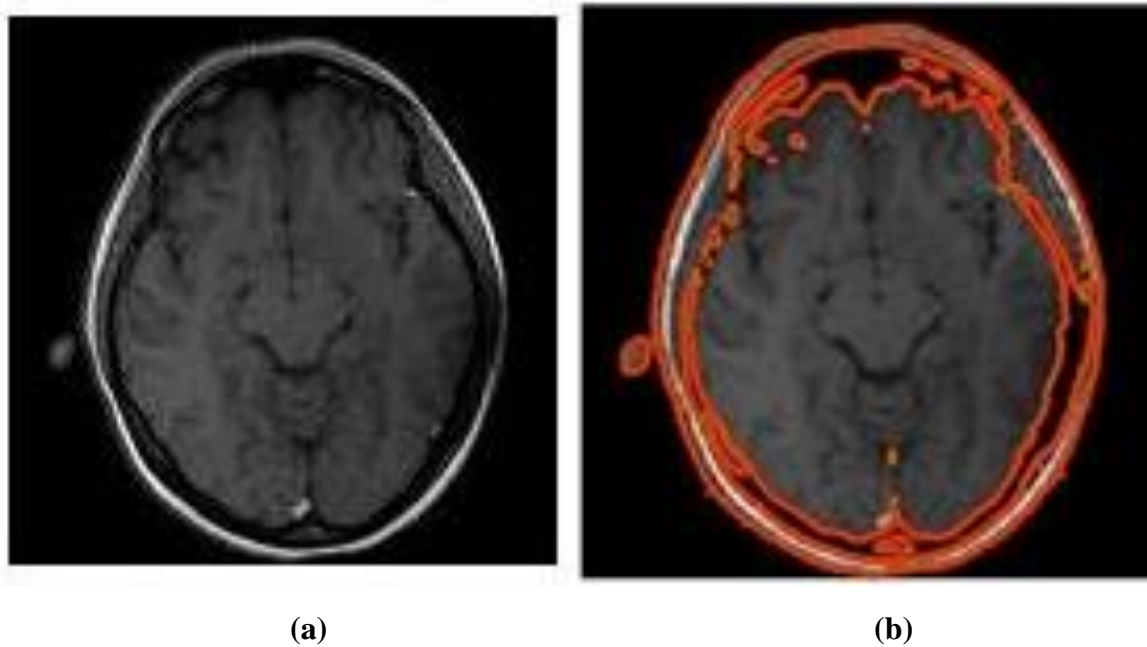


**Figure 4.24 :** Application du modèle CV avec un cercle comme contour initial sur la coupe coronale sans anomalie 1, (a) image d'entrée, (b) l'image après 500 itérations.



**Figure 4.25 :** Coupe coronale sans anomalie 1 segmentée par la méthode de Chan-Vese avec un masque circulaire.

Le temps écoulé est : 75.783972 secondes.

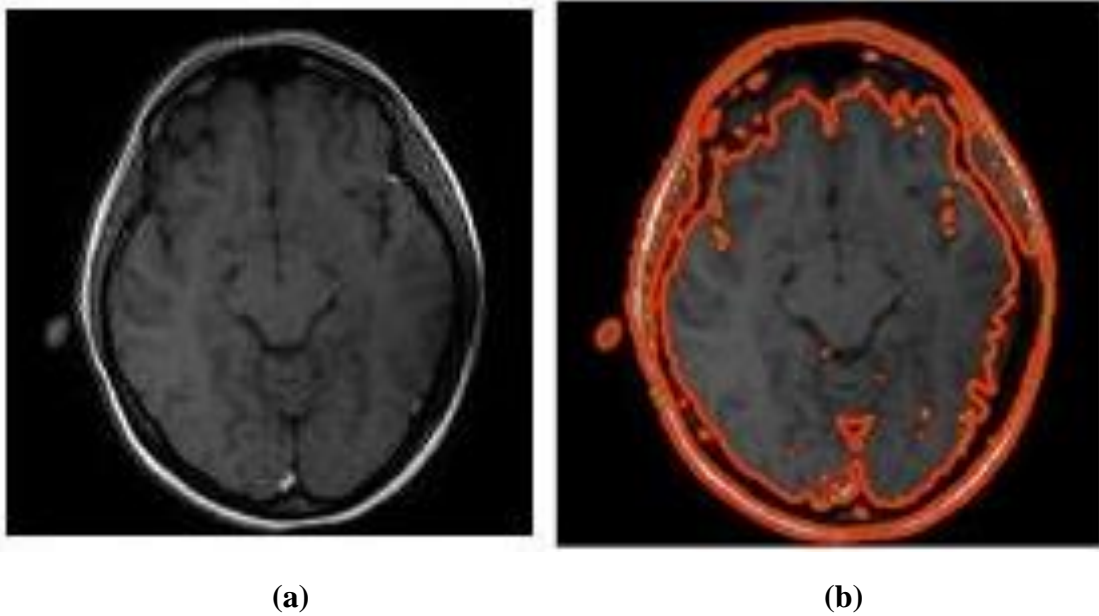
**IV-4-5/ Résultats de segmentation de la coupe axiale sans anomalie 2 :****IV-4-5-1/ Avec un rectangle comme contour initial :**

**Figure 4.26 :** Application du model CV avec un rectangle comme contour initial sur la coupe axiale sans anomalie 2, (a) image d'entrée, (b) l'image après 500 itérations.



**Figure 4.27 :** Coupe axiale sans anomalie 2 segmentée par la méthode de Chan-Vese avec un masque rectangulaire.

## IV-4-5-2/ Avec un cercle comme contour initial :

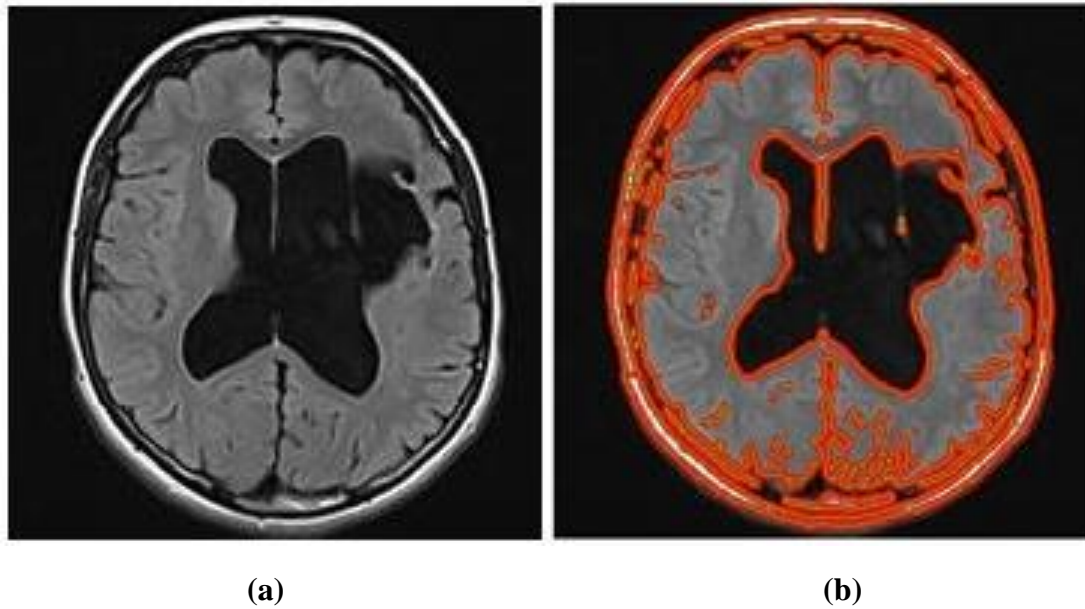


**Figure 4.28** : Application du model CV avec un cercle comme contour initial sur la coupe axiale sans anomalie 2, (a) image d'entrée, (b) l'image après 500 itérations.

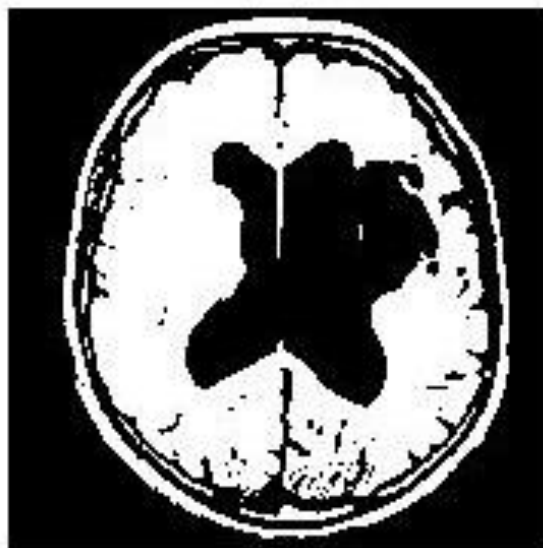


**Figure 4.29** : Coupe axiale sans anomalie 2 segmentée par la méthode de Chan-Vese avec un masque circulaire.

Le temps écoulé est : 27.352527 secondes.

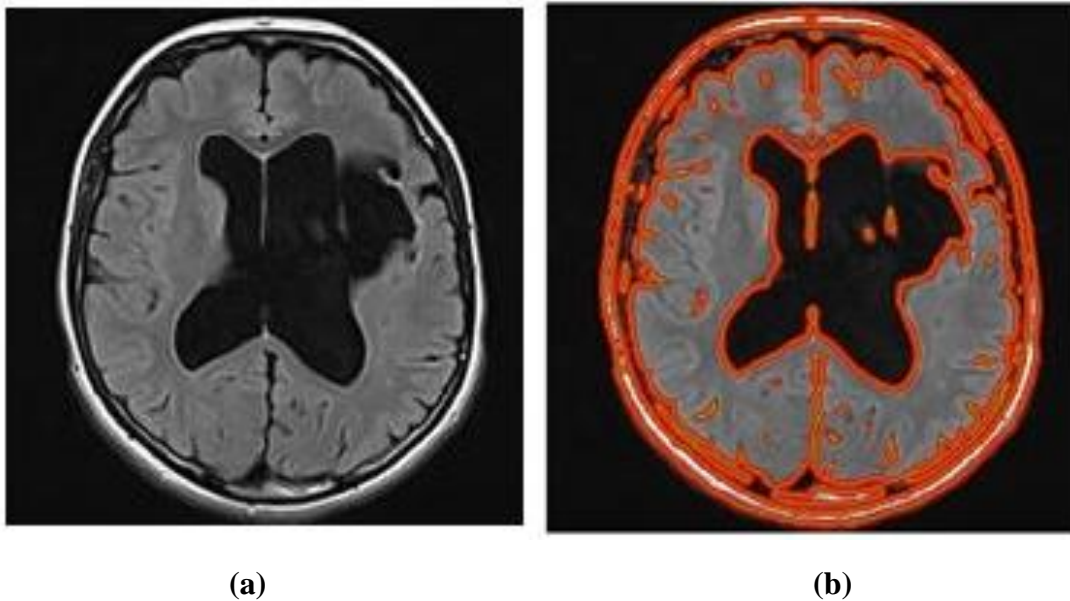
**IV-4-6/ Résultats de segmentation de la coupe axiale avec anomalie 1 :****IV-4-6-1/ Avec un rectangle comme contour initial :**

**Figure 4.30 :** Application du model CV avec un rectangle comme contour initial sur la coupe axiale avec anomalie 1, (a) image d'entrée, (b) l'image après 500 itérations.



**Figure 4.31 :** Coupe axiale avec anomalie 1 segmentée par la méthode de Chan-Vese avec un masque rectangulaire.

## IV-4-6-2/ Avec un cercle comme contour initial :

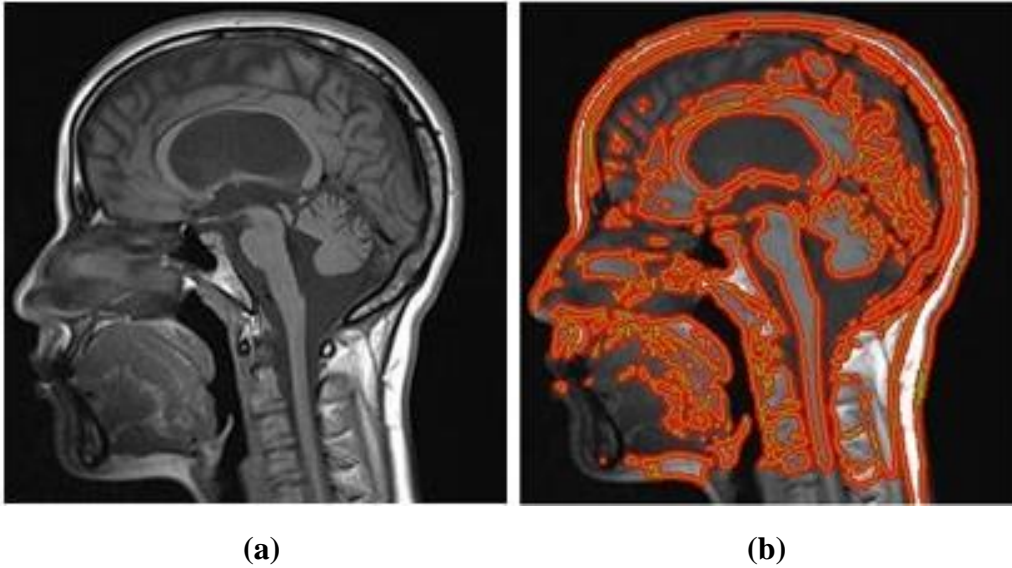


**Figure 4.32** : Application du model CV avec un cercle comme contour initial sur la coupe axiale avec anomalie 1, (a) image d'entrée, (b) l'image après 500 itérations.

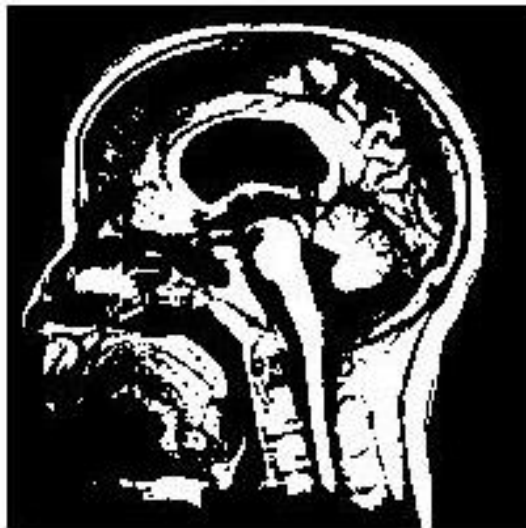


**Figure 4.33** : Coupe axiale avec anomalie 1 segmentée par la méthode de Chan-Vese avec un masque circulaire.

Le temps écoulé est : 49.611472 secondes.

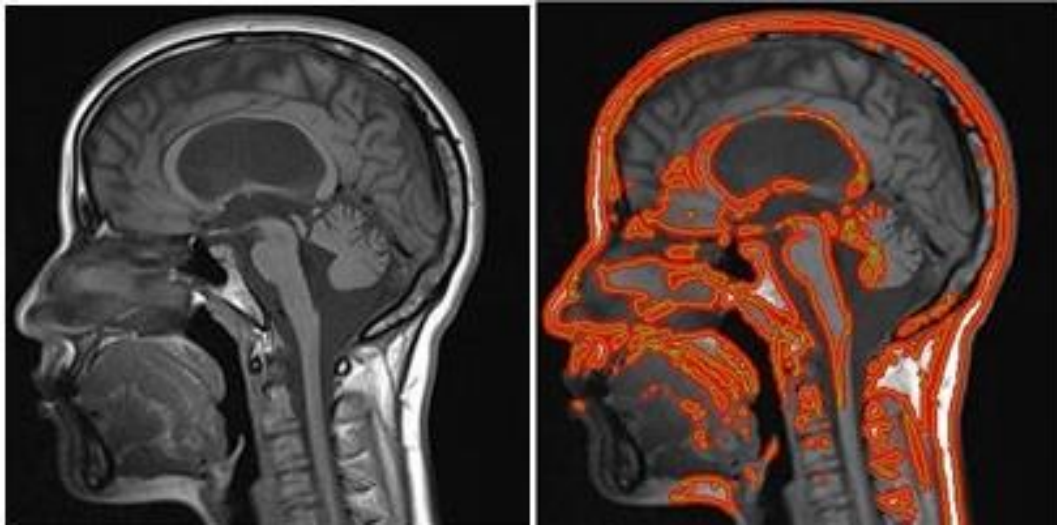
**IV-4-7/ Résultats de segmentation de la coupe sagittale avec anomalie 1 :****IV-4-7-1/ Avec un rectangle comme contour initial :**

**Figure 4.34 :** Application du model CV avec un rectangle comme contour initial sur la coupe sagittale avec anomalie 1, (a) image d'entrée, (b) l'image après 500 itérations.



**Figure 4.35 :** Coupe sagittale avec anomalie 1 segmentée par la méthode de Chan-Vese avec un masque rectangulaire.

## IV-4-7-2/ Avec un cercle comme contour initial :



(a)

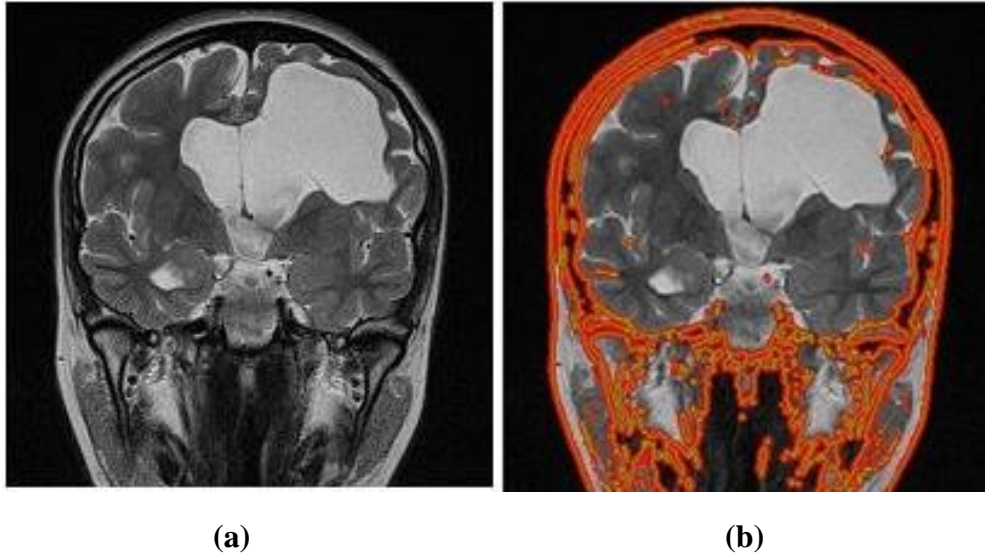
(b)

**Figure 4.36 :** Application du model CV avec un cercle comme contour initial sur la coupe sagittale avec anomalie 1, (a) image d'entrée, (b) l'image après 500 itérations.

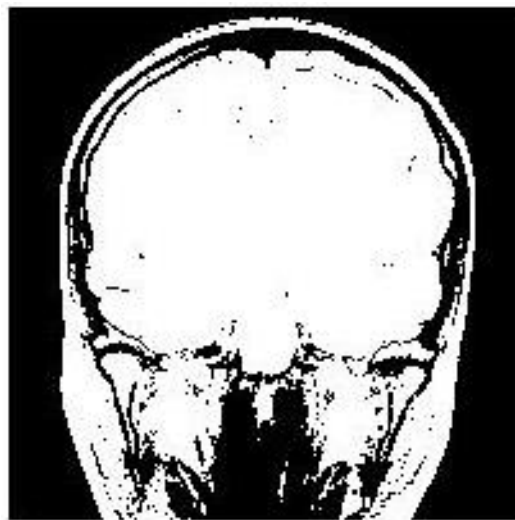


**Figure 4.37 :** Coupe sagittale avec anomalie 1 segmentée par la méthode de Chan-Vese avec un masque circulaire.

Le temps écoulé est : 57.699033 secondes.

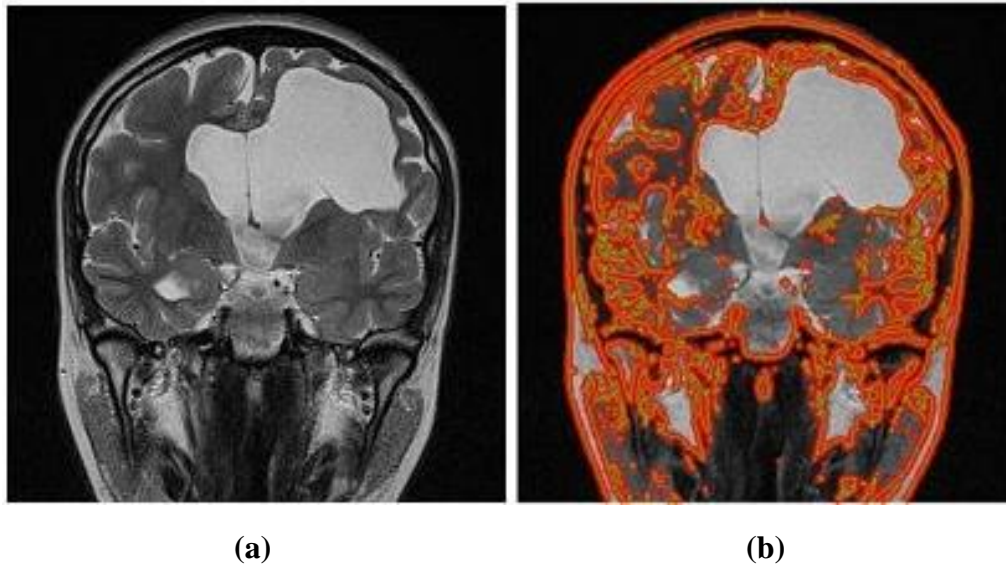
**IV-4-8/ Résultats de segmentation de la coupe coronale avec anomalie 1 :****IV-4-8-1/ Avec un rectangle comme contour initial :**

**Figure 4.38 :** Application du model CV avec un rectangle comme contour initial sur la coupe coronale avec anomalie 1, (a) image d'entrée, (b) l'image après 500 itérations.



**Figure 4.39 :** Coupe coronale avec anomalie 1 segmentée par la méthode de Chan-Vese avec un masque rectangulaire.

## IV-4-8-2/ Avec un cercle comme contour initial :

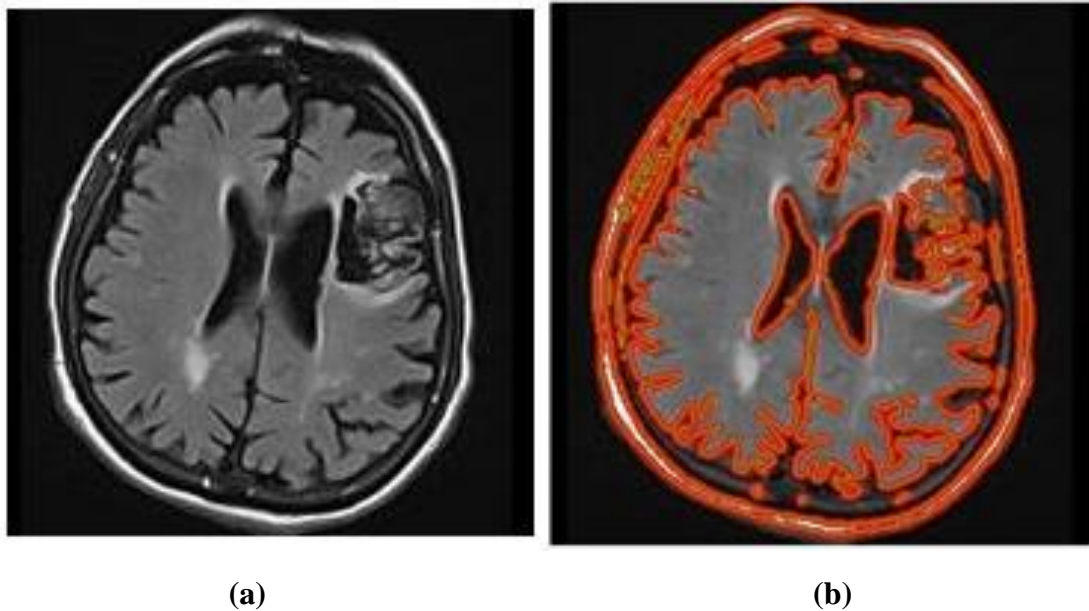


**Figure 4.40 :** Application du model CV avec un cercle comme contour initial sur la coupe coronale avec anomalie 1, (a) image d'entrée, (b) l'image après 500 itérations.



**Figure 4.41 :** Coupe coronale avec anomalie 1 segmentée par la méthode de Chan-Vese avec un masque circulaire.

**Le temps écoulé est :** 78.244989 secondes.

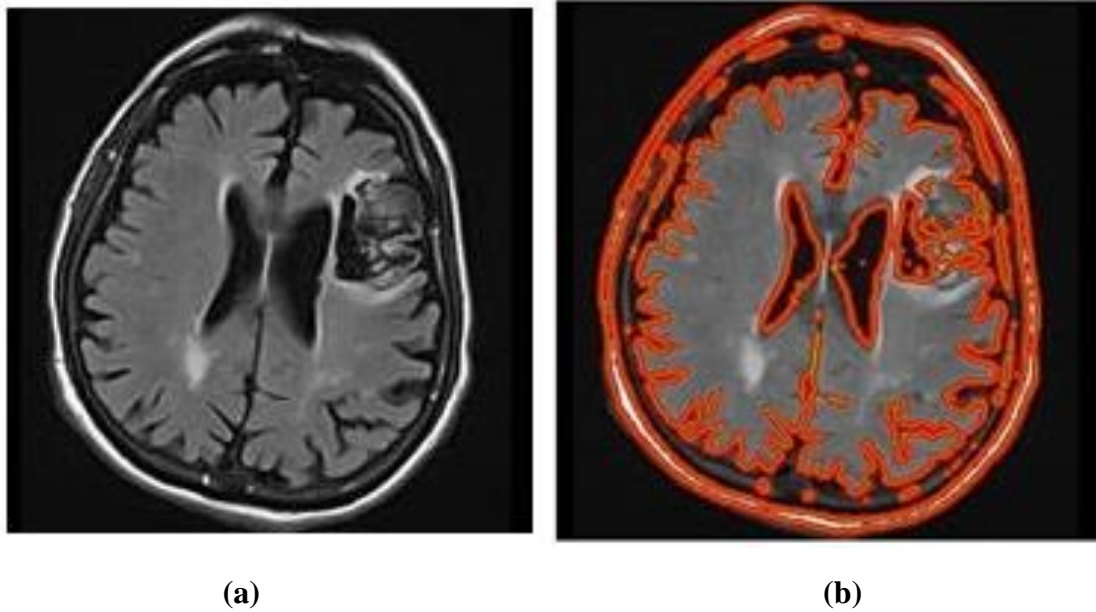
**IV-4-9/ Résultats de segmentation de la coupe axiale avec anomalie 2 :****IV-4-9-1/ Avec un rectangle comme contour initial :**

**Figure 4.42 :** Application du model CV avec un rectangle comme contour initial sur la coupe axiale avec anomalie 2, (a) image d'entrée, (b) l'image après 500 itérations.



**Figure 4.43 :** Coupe axiale avec anomalie 2 segmentée par la méthode de Chan-Vese avec un masque rectangulaire.

## IV-4-9-2/ Avec un cercle comme contour initial :

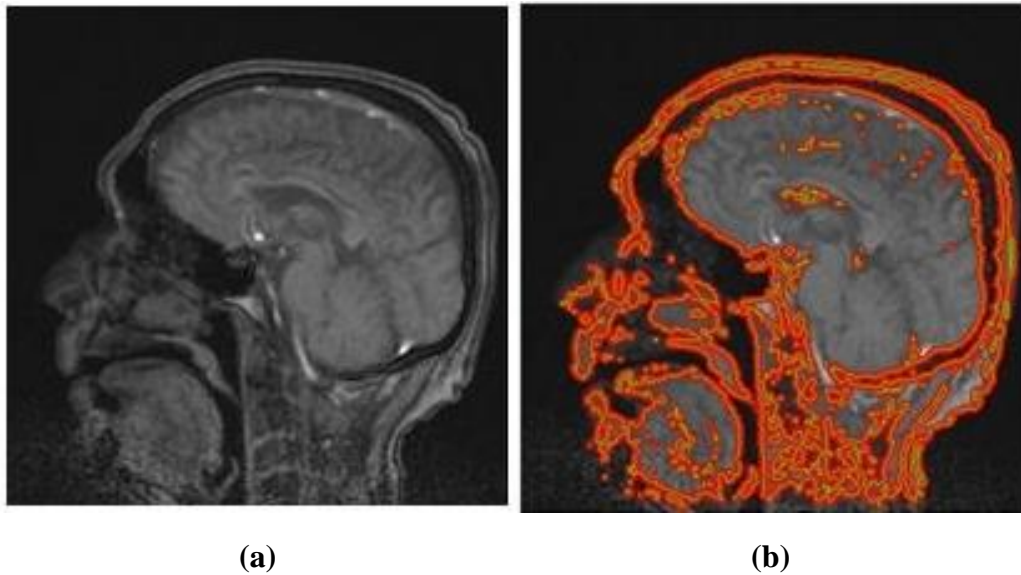


**Figure 4.44** : Application du model CV avec un cercle comme contour initial sur la coupe axiale avec anomalie 2, (a) image d'entrée, (b) l'image après 500 itérations.

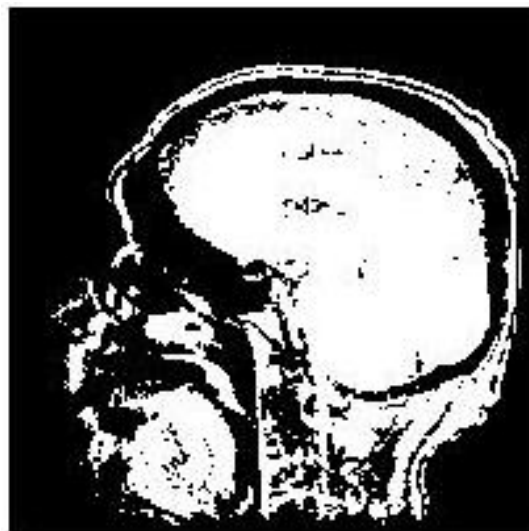


**Figure 4.45** : Coupe axiale avec anomalie 2 segmentée par la méthode de Chan-Vese avec un masque circulaire.

Le temps écoulé est : 47.871429 secondes.

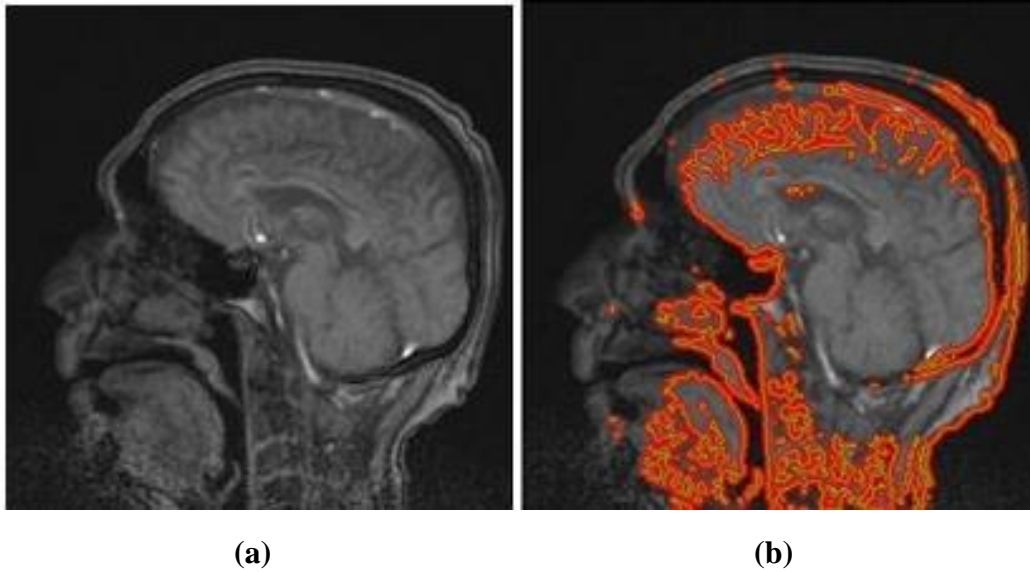
**IV-4-10/ Résultats de segmentation de la coupe sagittale avec anomalie 2 :****IV-4-10-1/ Avec un rectangle comme contour initial :**

**Figure 4.46 :** Application du model CV avec un rectangle comme contour initial sur la coupe sagittale avec anomalie 2, (a) image d'entrée, (b) l'image après 500 itérations.



**Figure 4.47 :** Coupe sagittale avec anomalie 2 segmentée par la méthode de Chan-Vese avec un masque rectangulaire.

## IV-4-10-2/ Avec un cercle comme contour initial :

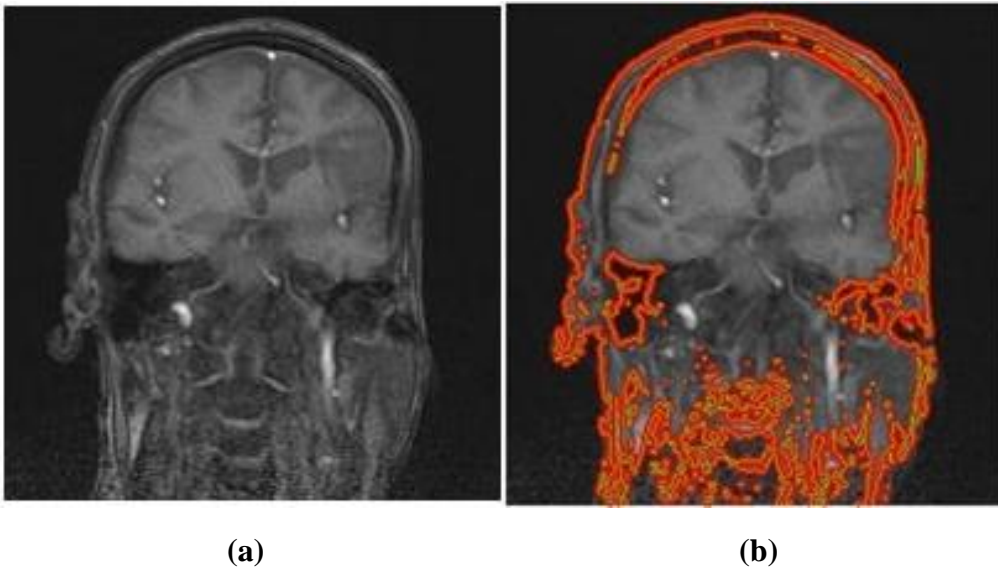


**Figure 4.48** : Application du model CV avec un cercle comme contour initial sur la coupe sagittale avec anomalie 2, (a) image d'entrée, (b) l'image après 500 itérations.



**Figure 4.49** : Coupe sagittale avec anomalie 2 segmentée par la méthode de Chan-Vese avec un masque circulaire.

Le temps écoulé est : 51.427420 secondes.

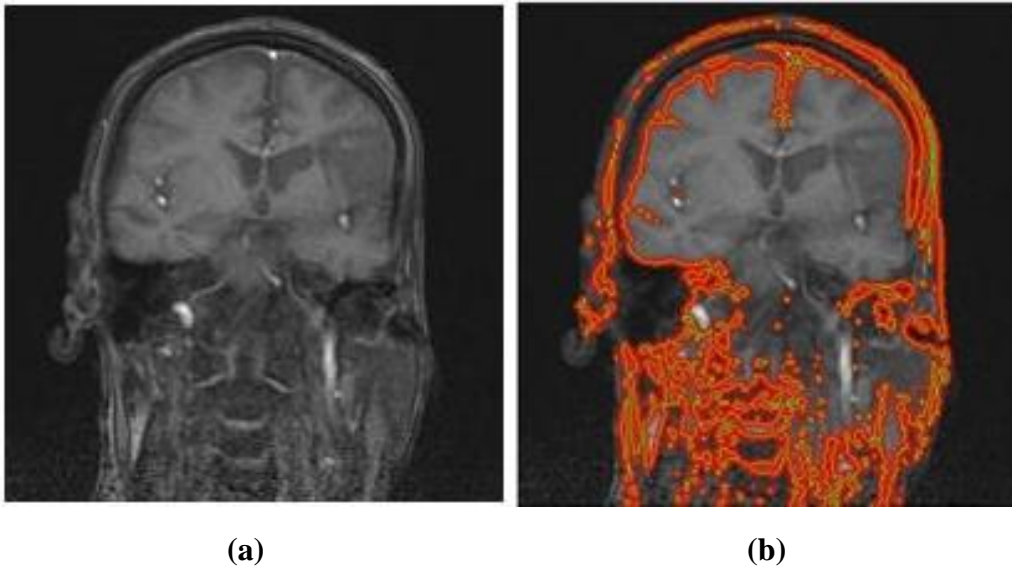
**IV-4-11/ Résultats de segmentation de la coupe coronale avec anomalie 2 :****IV-4-11-1/ Avec un rectangle comme contour initial :**

**Figure 4.50 :** Application du model CV avec un rectangle comme contour initial sur la coupe coronale avec anomalie 2, (a) image d'entrée, (b) l'image après 500 itérations.



**Figure 4.51 :** Coupe coronale avec anomalie 2 segmentée par la méthode de Chan-Vese avec un masque rectangulaire.

## IV-4-11-2/ Avec un cercle comme contour initial :



**Figure 4.52 :** Application du model CV avec un cercle comme contour initial sur la coupe coronale avec anomalie 2, (a) image d'entrée, (b) l'image après 500 itérations.



**Figure 4.53 :** Coupe coronale avec anomalie 2 segmentée par la méthode de Chan-Vese avec un masque circulaire.

Le temps écoulé est : 53.846465 secondes.

## V/ Discussions :

Nous avons eu des résultats satisfaisants avec le modèle de Chan-Vese que nous avons implémenté sur deux types d'images. Dans un premier temps, la méthode a été testée sur une image de l'album de Brodatz. Dans un second temps, la méthode a été appliquée aux images médicales. En effet les différents contours des images saines et des images infectées par une tumeur ou un kyste ont été identifiés. Les figures résultantes nous montrent l'image et l'évolution du contour. On démarre dans tous les cas par une courbe simple et fermée (cercle ou rectangle). Le cercle étant la meilleure courbe de départ pour la plupart des cas car elle a une courbure régulière alors que le rectangle présente des angles droits. De plus, la position initiale de la courbe n'a pas d'importance. La courbe évoluera vers les objets mais la vitesse d'évolution sera différente.

Nous avons remarqué que pour la détection de contours, il faut jouer sur les coefficients afin d'avoir de meilleurs résultats. Les coefficients sont différents suivant les images, le contraste de l'objet dans l'image et aussi la position de la courbe dans l'image lors de son initialisation. Par ailleurs l'algorithme est parfois très lent, surtout lorsqu'il s'agit d'images de grandes tailles. Il peut donc poser un problème pour les applications en temps réel, telles que des séquences vidéo, pour qui une exécution rapide et efficace est très importante.

L'approche de Chan-Vese donne d'excellents résultats, mais pour des images fortement bruitées, la détection de contours s'avère toujours plus délicate. Toutefois, nous sommes persuadés que cette approche reste meilleure que l'approche qui utilise la fonction edge-function. Cela peut s'expliquer par le fait que l'algorithme CV s'appuie sur les propriétés globales de l'image (intensités, aires des régions), plutôt que de prendre en compte juste les propriétés locales, comme les gradients de l'image. L'un des principaux avantages de cette approche est qu'elle est plus robuste aux bruits que les autres méthodes de segmentations basées frontières.

Cet algorithme est un algorithme puissant comme nous l'avons vu dans nos résultats. Il marque une certaine approche moderne pour la segmentation d'images, qui repose sur le calcul et la résolution des équations aux dérivées partielles.

# *Conclusion*

---

# Conclusion

Dans ce travail, nous avons élaboré une méthode de segmentation d'images IRM afin de détecter des pathologies cérébrales. Pour cela nous avons utilisé le modèle de Chan et Vese.

Ce modèle étant basé sur une approche Level Sets pour la fonctionnelle de Mumford-Shah, est formulé à l'aide d'une équation aux dérivées partielles dont la résolution consomme un temps de calcul appréciable.

Cette méthode, appliquée directement sur l'image, est capable de la segmenter en un nombre quelconque de régions. L'évaluation de la qualité des segmentations résultant de cette méthode est faite de manière visuelle sur une image test de l'album de Brodatz et quatre séquences d'images réelles. Les avantages de cette méthode sont tout d'abord sa capacité à fournir une segmentation de qualité même dans le cas d'images bruitées, puis un temps de calcul très réduit en comparaison des temps requis par les méthodes utilisant l'approche contour. En effet, l'application de notre méthode a conduit à des résultats très significatifs, les différentes structures du cerveau ont été bien localisées dans les deux types d'images et les anomalies (tumeur et kyste) ont bien été circonscrites dans les images des cerveaux atteints. Ces résultats montrent bien que la méthode élaborée est adaptée à ce type de traitement et pourrait être utilisée avantageusement en chirurgie et en radiothérapie. Il aurait été intéressant d'appliquer cette technique sur d'autres cas et sur des images en couleurs primaires (Bleu, Rouge, Vert) médicales que nous n'avons malheureusement pas pu obtenir.

Malgré ces résultats significatifs, cette méthode pourrait être améliorée en minimisant la fonctionnelle d'énergie sans passer par la résolution des équations aux dérivées partielles, et ce en calculant directement sa variation lorsque des changements topologiques sont effectués, c'est-à-dire en utilisant la dérivée topologique, ce qui permettra de réduire encore le temps de calcul.

Concernant la détection des anomalies, il serait intéressant de développer une méthode combinant l'approche région et l'approche contour, ce qu'on appelle communément approche hybride et ce pour affiner leurs localisations et pourvoir rendre possible ensuite leurs extraction de manière automatique, reproductible, et fiable.

# *Bibliographie*

# Bibliographie

- [1] Noblet « Recalage non rigide d'images cérébrales 3D avec contrainte de conservation de la topologie », Thèse, l'Université Louis Pasteur - Strasbourg I, 2006.
- [2] Benoit Scherrer « Segmentation des tissus et structures sur les IRM cérébrales : agents markoviens locaux coopératifs et formulation bayésienne », Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Grenoble, 2008.
- [3] Sanae Miri « Segmentation des structures cérébrales en IRM : intégration de contraintes topologiques », Rapport de stage, Université Louis Pasteur Strasbourg, 2007.
- [4] Abdelfettah Meziane « Etude et comparaison des méthodes de segmentation d'images cérébrales », Thèse de magister, Université Abou-Bakr Belkaid-Tlemcen, 2011.
- [6] «Les tumeurs du cerveau», collection guide de référence, institut national du cancer, 2010.
- [7] «Les tumeurs cérébrales et du système nerveux central», Ligue suisse contre le cancer, Berne, 2009.
- [8] Ould Amer Jugurtha, Layazid Kahina «Segmentation d'images médicales par la méthode des histogrammes de la somme et la différence des niveaux de gris», Thèse d'ingénieur, Université Mouloud Mammeri, Tizi-Ouzou, 2009.
- [9] Anne-Sophie Capelle «Segmentation d'images IRM multi-échos tridimensionnelles pour la détection des tumeurs cérébrales par la théorie de l'évidence», Thèse de doctorat, Université de Poitiers, 2003.
- [10] B. Kastler, D. Vetter «Comprendre L'IRM», Manuel d'auto-apprentissage, paru aux éditions Elsevier Masson 7<sup>eme</sup> édition.
- [11] Benabdallah Ali «Mise en œuvre d'une technique automatique de segmentation des sillons corticaux», Thèse de Magister, Université Abou-Bakr Belkaid, Tlemcen, 2011.
- [12] Belarouci Sara, Benmokhtar Sara «Méthode coopérative pour la segmentation d'images IRM cérébrales basée sur les techniques FCM et Level Set», Thèse de Master, Université Abou-Bakr Belkaid, Tlemcen, 2012.
- [13] Meliani Maamar «Segmentation d'image par coopération Régions-Contours», Thèse de Magister, Ecole nationale Supérieure en Informatique, Alger, 2012.
- [14] Slimani Kahina «Segmentation d'images IRM par une technique basée sur le détecteur multi échelles de canny», Thèse de Magister, Université Mouloud Mammeri, Tizi-Ouzou, 2010.
- [15] Foulonneau Alban «Une contribution à l'introduction de contraintes géométriques dans les contours actifs orientées région», Thèse de Doctorat, Université Louis Pasteur, Strasbourg, 2004.
- [16] Roussel-Dupré Lucile «Informatique médicale et technologies de communication», Validation de L'Unité d'Enseignement et de Recherche, Université Victor Segalen Bordeaux.

[17] Dirami Ahmed «Segmentation d'images bruitées utilisant la dérivée topologique», Thèse de Doctorat, Université Mouloud Mammeri, Tizi-Ouzou.

[18] Mammeri Mourad «Enveloppe Visuelle 2d+t : une approche mixte combinant les graphcuts et les contours actifs », Rapport de stage de Master, Université de Cean, Basse-Normandie, 2007.

## Webographie

[5] [http://fr.wikipedia.org/wiki/Liquide\\_cérébro-spinal](http://fr.wikipedia.org/wiki/Liquide_cérébro-spinal)