



**REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE**

**MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR**

**ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE**

**UNIVERSITE MOULOUD MAMMERI DE TIZI-OUZOU**

**FACULTE DE GENIE ELECTRIQUE ET D'INFORMATIQUE**

**DEPARTEMENT D'INFORMATIQUE**

**Mémoire de fin d'études**

En vue de l'obtention du diplôme de Master en informatique  
Option : SI et CPI

**Thème**

Segmentation d'images IRM :  
application sur des IRM de patients  
atteints d'Alzheimer

Encadré par : M<sup>elle</sup> YESLI Yasmine

Réalisé par : Mr HEBIB Mahdi

Et

Mr SBAIHI Toufik

# Remerciements

Nous tenons avant tout, à remercier notre Bon Dieu tout Puissant de nous avoir donné le courage, la force et la volonté pour achever ce modeste travail.

Nos vifs remerciements vont à notre promotrice M<sup>elle</sup> YESLI Yasmine pour ses précieux conseils, son aide, sa disponibilité, ses recommandations et ses encouragements tout au long de ce semestre.

Que les membres du Jury trouvent ici le témoignage de notre reconnaissance pour avoir bien voulu juger notre travail. A tous ceux qui ont contribué de près ou de loin à la réalisation de ce travail.

Aussi, nous avons à marquer notre reconnaissance envers tous les enseignants du département informatique de l'UMMTO (Université Mouloud Mammeri de Tizi Ouzou) pour leurs abnégations dans notre instruction au sein de cette l'Université, qui nous ont donné la chance d'être là où nous sommes.

Et enfin, nous tenons à remercier toutes les personnes qui ont contribué de près ou de loin à l'accomplissement de ce travail.

# Dédicaces

Je dédie ce modeste travail

A mes très chers parents qui m'ont soutenu  
tout au long De mes études et qui ont toujours  
cru en moi

A ma très cher sœur Celia qui m'a fortement  
aidé et encouragé dans les moments les plus  
difficile

A mon frère Djamel

A mes chers amis avec lesquels j'ai passé de  
très bons moments et à tous ceux qui m'aiment  
et que j'aime.

HEBIB Mahdi

# Dédicaces

Je dédie ce modeste travail

A mes très chers parents

A mon cher frère

A mes très chers amis

SBAIHI Toufik

## Résumé

La segmentation d'image reste encore un domaine de recherche très vaste, c'est une étape fondamentale dans le traitement d'images et constitue ainsi une tâche essentielle pour l'analyse et l'interprétation de l'image. Elle consiste à localiser des objets dans une image. Ces objets peuvent être définis par leur surface (région) ou par leur contour. Cela induit la présence de deux types de segmentation d'image très utilisés : la segmentation par région et la segmentation par contour.

Notre travail aborde la segmentation des structures anatomiques cérébrale à partir d'images médicales 2D, notamment images par résonnance magnétique (IRM) de cerveau sain et atteint de la maladie d'Alzheimer, pour ce faire, Nous nous sommes intéressés aux deux approches citées précédemment à savoir contours et région qui se basent sur les algorithmes suivant : perwitt, sobel et k-means.

Ces deux méthodes ont été testées et évaluées sur de nombreuses images médicales 2D avec ou sans pathologie. Par ces méthodes, nous obtenons des résultats de segmentation très satisfaisants.

**Mots clés :** Imagerie cérébrale, IRM, Segmentation, Alzheimer

## Abstract

The image segmentation is still a vast field of research. It is a fundamental step in image processing and, thus, constitutes an essential task for the analysis and interpretation of the image. It is to locate objects in an image. These objects can be defined by their surface (area) or by their outline. This induces the presence of two types of widely used image segmentation : segmentation by region and segmentation by contour.

Our work addresses the segmentation of anatomical structures from 2D medical images, such as Magnetic Resonance Images (MRI) from healthy brain and an with Alzheimer's disease. to do this We were interested at two approaches mentioned above i-e contours and region that are based on the following algorithms: perwitt, sobel and k-means.

These two methods haD been tested and evaluated on many 2D medical images with or without pathology. With this method, we obtained very satisfactory results for segmentation.

**Key words :** Brain imaging, MRI, Segmentation, Alzheimer

|                                                                           |           |
|---------------------------------------------------------------------------|-----------|
| Introduction générale .....                                               | 11        |
| <b>Chapitre 1 : Notion fondamentales sur le traitement d'images .....</b> | <b>14</b> |
| 1.1 Introduction .....                                                    | 14        |
| 1.3 Définition de l'image numérique .....                                 | 14        |
| 1.4 Types d'images .....                                                  | 15        |
| 1.4.1 Image matricielle (bitmap) .....                                    | 15        |
| 1.4.2 Image vectorielle .....                                             | 15        |
| 1.5 Les images bitmap .....                                               | 16        |
| 1.5.1 Concepts et définitions de base .....                               | 16        |
| 1.5.1.1 Pixel .....                                                       | 16        |
| 1.5.1.2 Voisinage du pixel .....                                          | 16        |
| 1.5.1.3 Le codage de pixel .....                                          | 17        |
| 1.5.1.4 La taille d'une image .....                                       | 17        |
| 1.5.1.5 La résolution d'une image .....                                   | 17        |
| 1.5.1.6 La luminance .....                                                | 18        |
| 1.5.1.7 Le contraste .....                                                | 18        |
| 1.5.1.8 Le bruit .....                                                    | 18        |
| 1.5.1.9 L'histogramme .....                                               | 18        |
| 1.5.1.10 La palette des couleurs .....                                    | 18        |
| 1.6 Le codage des couleurs .....                                          | 18        |
| 1.6.1 Les images binaires (noir ou blanc) .....                           | 19        |
| 1.6.2 Les images en niveaux de gris .....                                 | 20        |
| 1.6.3 Les images couleurs .....                                           | 20        |
| 1.7 Formats de fichiers d'images .....                                    | 20        |
| 1.7.1 windows BitMaP (BMP) .....                                          | 20        |
| 1.7.2 Tagged Image File Format (TIFF) .....                               | 21        |
| 1.7.3 Portable Network Graphic (PNG) .....                                | 21        |
| 1.7.4 Graphics Interchange Format (GIF) .....                             | 21        |
| 1.7.5 Joint Photographic Expert Group (JPEG) .....                        | 21        |
| 1.8 Quelques traitements d'images .....                                   | 21        |
| 1.8.1 Binarisation .....                                                  | 21        |
| 1.8.2 Squelettisation .....                                               | 23        |
| 1.8.3 Segmentation .....                                                  | 23        |

|                                                                      |    |
|----------------------------------------------------------------------|----|
| 1.8.4 Convolution (kernel) .....                                     |    |
| 1.8.5 Filtrage .....                                                 | 24 |
| 1.8.5.1 Filtres linéaires .....                                      | 24 |
| 1.8.5.2 Filtres non linéaires .....                                  | 24 |
| 1.8.6 Morphologie mathématique .....                                 | 27 |
| 1.8.7 La détection de contours .....                                 | 28 |
| 1.9 Conclusion .....                                                 | 29 |
| <b>Chapitre 2 : Segmentation d'images médicales .....</b>            |    |
| 2.1 Segmentation des images .....                                    | 30 |
| 2.1.1 Introduction .....                                             | 30 |
| 2.1.2 Définition de la segmentation .....                            | 30 |
| 2.1.2.1 Définition formelle .....                                    | 31 |
| 2.1.3 Approche frontière (contour) .....                             | 31 |
| 2.1.3.1 Méthodes dérivatives .....                                   | 32 |
| 2.1.3.2 Méthode du contour actif .....                               | 32 |
| 2.1.4 Approche région .....                                          | 33 |
| 2.1.4.1 Segmentation par croissance de région (region growing) ..... | 33 |
| 2.1.4.2 Fusion des régions .....                                     | 34 |
| 2.1.4.3 Division en régions .....                                    | 35 |
| 2.1.4.4 Segmentation par division/rassemblage (split and merge) .... | 36 |
| 2.1.5 Segmentation par classification .....                          | 37 |
| 2.1.5.1 Méthodologie de la classification .....                      | 37 |
| 2.1.5.1.1 Méthodes supervisées .....                                 | 37 |
| 2.1.5.1.2 Méthodes non Supervisées (Automatiques) .....              | 37 |
| 2.1.5.2 Méthodes de classification .....                             | 37 |
| 2.1.5.2.1 Classification hiérarchique .....                          | 37 |
| 2.1.5.2.2 Classification non hiérarchique (partitionnelle) .....     | 37 |
| 2.1.5.3 Algorithme k-means .....                                     | 38 |
| 2.1.5.3.1 Algorithme .....                                           | 39 |
| 2.1.5.3.2 Application de la méthode k-means .....                    | 40 |
| 2.1.5.4 La classification floue .....                                | 42 |
| 2.1.5.4.1 La logique floue .....                                     | 42 |



|                                                                       |           |
|-----------------------------------------------------------------------|-----------|
| 2.1.5.4.2 La théorie des sous-ensembles flous .....                   | 42        |
| 2.1.6 Classification floue FCM (Fuzzy C-Means) .....                  | 43        |
| 2.1.6.1 Description de l'algorithme FCM .....                         | 44        |
| 2.1.6.2 L'algorithme Fuzzy C-means (FCM) .....                        | 45        |
| 2.1.6.3 Solution du problème d'optimisation .....                     | 45        |
| 2.1.6.4 Défuzzification .....                                         | 47        |
| 2.1.6.5 Application de la méthode FCM .....                           | 47        |
| 2.1.7 Comparaison entre k-means et FCM .....                          | 48        |
| 2.2 Conclusion .....                                                  | 49        |
| <b>Chapitre 3 : imagerie médicale .....</b>                           | <b>50</b> |
| 3.1 Introduction .....                                                | 50        |
| 3.2 Historique .....                                                  | 50        |
| 3.3 Comprendre le cerveau par l'image .....                           | 50        |
| 3.4 Définition .....                                                  | 51        |
| 3.5 Anatomie cérébrale .....                                          | 51        |
| 3.6 Neuroimagerie .....                                               | 54        |
| 3.6.1 Méthodes anatomiques .....                                      | 54        |
| 3.6.1.1 Tomodensitométrie (scanner) .....                             | 54        |
| 3.6.1.2 IRM classique .....                                           | 55        |
| 3.6.1.3 IRM ou scanner ? .....                                        | 55        |
| 3.6.2 Méthodes fonctionnelles .....                                   | 56        |
| 3.6.2.1 Médecine nucléaire .....                                      | 56        |
| 3.6.2.1.1 Définition .....                                            | 56        |
| 3.6.2.1.2 Tomographie par émission de mono photonique<br>(TEMP) ..... | 57        |
| 3.6.2.1.3 Tomographie par émission de positon (TEP) .....             | 57        |
| 3.6.2.1.4 Comparaison TEP et TEMP .....                               | 58        |
| 3.6.2.2 IRM fonctionnelle .....                                       | 58        |
| 3.6.2.3 Electrophysiologie .....                                      | 59        |
| 3.6.2.3.1 Définition . .....                                          | 59        |
| 3.6.2.3.2 Electroencephalographie (EEG) .....                         | 60        |
| 3.6.2.3.3 Electromagnétographie (MEG) .....                           |           |

|                                                                        |    |
|------------------------------------------------------------------------|----|
| 3.6.2.3.4 Comparaison EEG et MEG .....                                 | 61 |
| 3.7 Conclusion .....                                                   | 62 |
| <b>Chapitre 4 : la maladie d'Alzheimer</b> .....                       | 63 |
| 4.1 Introduction .....                                                 | 63 |
| 4.1.1 Historique .....                                                 | 63 |
| 4.1.2 Définition .....                                                 | 64 |
| 4.2 Lésions cérébrales .....                                           | 65 |
| 4.2.1 Les plaques amyloïdes et dégénérescences neurofibrillaires ..... | 65 |
| 4.3 La maladie d'Alzheimer .....                                       | 67 |
| 4.3.1 Causes et facteurs de risques .....                              | 67 |
| 4.3.2 Évolution .....                                                  | 68 |
| 4.3.3 Symptômes .....                                                  | 69 |
| 4.3.4 Diagnostic .....                                                 | 70 |
| 4.3.4.1 Diagnostiquer grâce aux tests médicaux traditionnels .....     | 70 |
| 4.3.4.2 Diagnostiquer grâce à l'imagerie médicale .....                | 70 |
| 4.3.4.3 L'espoir d'un diagnostic précoce .....                         | 71 |
| 4.3.4.3.1 L'imagerie médicale comme outil de diagnostic précoce .....  | 71 |
| 4.3.5 Prévention .....                                                 | 71 |
| 4.4 Traitements .....                                                  | 72 |
| 4.4.1 Traitements médicaux .....                                       | 72 |
| 4.4.2 Traitements alternatifs .....                                    | 72 |
| 4.4.3 Autres traitements .....                                         | 72 |
| 4.5 Espoirs et recherches .....                                        | 73 |
| 4.5.1 Espoirs .....                                                    | 73 |
| 4.5.2 Recherches .....                                                 | 74 |
| 4.6 Conclusion .....                                                   | 76 |
| <b>Chapitre 5 : Implémentation et résultats</b> .....                  | 77 |
| 5.1 Introduction .....                                                 | 77 |
| 5.2 Détection de contours .....                                        | 77 |
| 5.2.1 Algorithme de sobel et prewitt .....                             | 77 |
| 5.3 Détection de région .....                                          | 81 |
| 5.3.1 Algorithme de k-means .....                                      | 81 |

|                                                                   |     |
|-------------------------------------------------------------------|-----|
| 5.4 Fonctionnement de l'application 5.3 Détection de région ..... | 90  |
| 5.5 Présentation et découverte de l'interface utilisateur .....   | 91  |
| 5.6 Tests et commentaire 5.3 Détection de région .....            | 91  |
| 5.6.1 sobel et prewitt 5.3 Détection de région .....              | 92  |
| 5.6.2 k-means 5.3 Détection de région .....                       | 95  |
| 5.7 Comparaison .....                                             | 99  |
| 5.7.1 Cerveau sain et atteint de la maladie d'Alzheimer .....     | 99  |
| 5.7.2 Région et contours 5.3 Détection de région .....            | 100 |
| 5.8 Conclusion 5.3 Détection de région .....                      | 101 |
| Conclusion générale et perspectives 5.3 Détection de région ..... | 102 |
| Annexe 5.3 Détection de région .....                              | 104 |
| Références bibliographiques 5.3 Détection de région .....         | 106 |

|                                                                                                                                                                                                                                                         |    |
|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| <b>Figure n°1.1 :</b> Image matricielle.                                                                                                                                                                                                                | 15 |
| <b>Figure n°1.2 :</b> Image vectorielle.                                                                                                                                                                                                                | 16 |
| <b>Figure n°1.3 :</b> Voisinage du pixel.                                                                                                                                                                                                               | 17 |
| <b>Figure n°1.4 :</b> La résolution d'une image (a) image acquise à 256 dpi, (b) image acquise à 64 dpi, (c) image acquise à 32 dpi (pixels par pouce).                                                                                                 | 18 |
| <b>Figure n°1.5 :</b> Exemple d'histogramme d'une image.                                                                                                                                                                                                | 19 |
| <b>Figure n°1.6 :</b> Binarisation d'une image (a) image originale, (b) image binarisée.                                                                                                                                                                | 22 |
| <b>Figure n°1.7 :</b> Squelettisation d'une image (a) image originale, (b) image squelettisée.                                                                                                                                                          | 23 |
| <b>Figure n°1.8 :</b> Application de la technique de convolution.                                                                                                                                                                                       | 24 |
| <b>Figure n°1.9 :</b> Masque de convolution du filtre passe-bas.                                                                                                                                                                                        | 25 |
| <b>Figure n°1.10 :</b> Masque de convolution du filtre passe-haut.                                                                                                                                                                                      | 25 |
| <b>Figure n°1.11 :</b> Masque de convolution du filtre.                                                                                                                                                                                                 | 26 |
| <b>Figure n°1.12 :</b> Principe du filtre médian.                                                                                                                                                                                                       | 27 |
| <b>Figure n°1.13 :</b> Les différents types de masques de convolution utilisée pour la détection des contours d'une image.                                                                                                                              | 28 |
| .....                                                                                                                                                                                                                                                   |    |
| <b>Figure n°2.1 :</b> A gauche image à segmenter, adroite image segmentée en utilisant la méthode dérivative (filtre de sobel).                                                                                                                         | 32 |
| <b>Figure n°2.2 :</b> Image segmentée en utilisant la méthode du contour actif.                                                                                                                                                                         | 33 |
| <b>Figure n°2.3 :</b> Principe de la croissance de région.                                                                                                                                                                                              | 34 |
| <b>Figure n°2.4 :</b> Modélisation de la fusion de régions sur un exemple en 2D.                                                                                                                                                                        | 35 |
| <b>Figure n°2.5 :</b> Principe de la division de régions.                                                                                                                                                                                               | 35 |
| <b>Figure n°2.6 :</b> Résultat de la segmentation par la méthode croissance de région, (a): image originale, (b): image binaire, (c): image segmentée.                                                                                                  | 36 |
| <b>Figure n°2.7 :</b> 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.                                       | 40 |
| <b>Figure n°2.8:</b> 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.                                 | 41 |
| <b>Figure n°2.9 :</b> 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. | 41 |
| <b>Figure n°2.10 :</b> Résultat de la segmentation par FCM : (a) : image originale;(b) :                                                                                                                                                                | 48 |

|                                                                                                                                                                                    |    |
|------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| extraction de la tumeur, (c) : extraction du cerveau, (d) : extraction du liquide céphalo-rachidien, (e) : extraction de contour du cerveau.                                       |    |
| .....                                                                                                                                                                              |    |
| <b>Figure n°3.1</b> : Le système nerveux central.                                                                                                                                  | 52 |
| <b>Figure n°3.2</b> : Structures cérébrales.                                                                                                                                       | 53 |
| <b>Figure n°3.3</b> : Les trois axes de coupe pour la visualisation du cerveau par IRM A gauche : coupe axiale, au milieu : coupe sagittale, à droite : coupe frontale (coronale). | 55 |
| <b>Figure n°3.4</b> : IRM fonctionnelle cérébrale. Les régions en rouge et jaune correspondent aux zones corticales activées lors de la stimulation.                               | 59 |
| .....                                                                                                                                                                              |    |
| <b>Figure n°4.1</b> : Alois Alzheimer.                                                                                                                                             | 64 |
| <b>Figure n°4.2</b> : IRM cérébrale d'un cerveau normal et atteint de la maladie d'Alzheimer.                                                                                      | 65 |
| <b>Figure n°4.3</b> : Neurones sain et défectueux.                                                                                                                                 | 66 |
| <b>Figure n°4.4</b> : Dégradation des deux zones : mémoire et langage.                                                                                                             | 67 |
| <b>Figure n°4.5</b> : Evolution de la maladie d'Alzheimer.                                                                                                                         | 69 |
| .....                                                                                                                                                                              |    |
| <b>Figure n°5.1</b> : a : image à segmentée, b : masque de sobel selon x, c : masque de sobel selon y.                                                                             | 79 |
| <b>Figure n°5.2</b> : Valeur du pixel après le filtrage.                                                                                                                           | 80 |
| <b>Figure n°5.3</b> : a : masque selon x, b : masque selon y.                                                                                                                      | 80 |
| <b>Figure n°5.4</b> : Zone sur laquelle effectuer les calculs (filtrage).                                                                                                          | 81 |
| <b>Figure n°5.5</b> : Exemple d'une itération.                                                                                                                                     | 90 |
| <b>Figure n°5.6</b> : Organigramme du fonctionnement de l'application.                                                                                                             | 90 |
| <b>Figure n°5.7</b> : Interface utilisateur.                                                                                                                                       | 91 |
| <b>Figure n°5.8</b> : Filtre de sobel et prewitt appliquer à un cerveau sain.                                                                                                      | 92 |
| <b>Figure n°5.9</b> : Filtre de sobel et prewitt optimisée avec le filtre de gauss.                                                                                                | 93 |
| <b>Figure n°5.10</b> : Filtre de sobe et perwitt appliquer à un cerveau atteint de la maladie d'Alzheimer.                                                                         | 94 |
| <b>Figure n°5.11</b> : IRM d'un cerveau sain segmentée par k-means avec k=2.                                                                                                       | 95 |
| <b>Figure n°5.12</b> : IRM d'un cerveau sain segmentée par k-means avec k=3.                                                                                                       | 96 |
| <b>Figure n°5.13</b> : IRM d'un cerveau atteint de la maladie d'Alzheimer segmentée par k-means avec k=3.                                                                          | 97 |

|                                                                                                           |    |
|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| <b>Figure n°5.14</b> : IRM d'un cerveau atteint de la maladie d'Alzheimer segmentée par k-means avec k=4. | 98 |
| <b>Figure n°5.15</b> : comparaison des résultats des tests (cerveau sain et malade).                      | 99 |

## Introduction Générale

L'imagerie médicale a révolutionné la médecine en donnant un accès immédiat et fiable à des informations invisibles au diagnostic clinique. Elle fournit un nombre très important de données. Elle permet d'analyser les tissus par des médias extrêmement divers, leurs exploitations et leurs interprétations permettent d'établir plus finement le diagnostic médical. Les techniques d'imagerie médicale sont multiples basées sur différents types de rayonnements (champ magnétique, ultrasons, rayon x, rayon gamma,...).

L'imagerie par résonance magnétique (IRM) a connu un véritable essor ces dernières années. Cette modalité d'imagerie est devenue un outil de plus en plus important en médecine du cerveau ou dans la recherche en neurosciences cognitives.

En effet, les champs d'exploration que cette technique offre sont larges: l'IRM anatomique qui permet d'observer avec une résolution fine les tissus cérébraux, l'IRM fonctionnelle qui offre la possibilité de visualiser l'activité cérébrale et l'IRM de diffusion qui permet d'explorer l'aspect de la connectivité des aires cérébrales.

Pour diagnostiquer certaines maladies liées à des lésions cérébrales internes, le médecin doit analyser des images médicales. Pour étudier l'évolution d'une tumeur par exemple, il est nécessaire de connaître avec exactitude les changements survenus sur ces images. L'interprétation visuelle des IRM cérébrales, n'est pas toujours sûre. C'est pour cela que le besoin d'une interprétation automatique qui permet d'assister les médecins dans leur prise de décision s'est faite ressentir. Des méthodes automatiques de traitement et analyse d'images se sont multipliées ces dernières années, dans le but d'aider l'expert dans son interprétation et son diagnostic. Ces méthodes doivent prendre en considération d'une part, la quantité de données à analyser, et d'autre part la complexité structurelle des images médicales. Parmi ces méthodes : la segmentation d'images, qui constitue un préalable incontournable dans tout processus d'analyse et de traitement d'images (détection de lésions, reconstruction 3D, ...etc.). C'est la raison pour laquelle elle reste un objectif premier en imagerie médicale.

La segmentation d'image est une opération de traitement d'images qui a pour but de rassembler des pixels entre eux suivant des critères prédéfinis. Les pixels sont ainsi regroupés en régions, qui constituent une partition de l'image. Il existe plusieurs algorithmes de segmentation d'images, selon le cas à résoudre. Or, chaque méthode possède ses avantages et ses limites d'utilisation.

C'est dans cette optique que s'inscrit notre travail. Essentiellement, l'étude bibliographique a porté sur l'imagerie cérébrale et les différentes approches de segmentations existantes. Notre sélection s'est portée sur deux méthodes très connues, autrement dit, les méthodes de contours et basé sur le principe de classification.

Pour les algorithmes nous avons choisi d'implémenté sobel et prewitt qui sont des filtres de détection de contours de l'image et k-means pour l'extraction de région de l'image.

Ces algorithmes ont été intégrés à notre système de segmentation, ils ont été testés sur des images médicales 2d de patient sain et atteint de la maladie d'Alzheimer.

La maladie d'Alzheimer est une affection du cerveau dite *neuro-dégénérative*, c'est-à-dire qu'elle entraîne une disparition progressive des neurones. Ces neurones, qui servent à programmer un certain nombre d'actions, en disparaissant entraînent une altération des facultés cognitives : mémoire, langage, raisonnement, etc.

Le choix des deux approches précédentes a été motivé par les multiples avantages qu'offrent ces dernières. Entre autres, nous témoignant de la qualité et la robustesse des résultats obtenus et ceci après plusieurs tests effectués sur des IRM cérébrales.

Le présent mémoire est structuré comme suit :

## **Chapitre 1 : Notions fondamentales sur le traitement d'images**

Ce chapitre englobe une liste non exhaustive de définitions relatives aux images numériques, ainsi que leur traitement. Des notions, permettant une meilleure compréhension de la suite du mémoire, sont définies.

## **Chapitre 2 : Segmentation d'images médicales**

Ce chapitre contient une panoplie de méthodes de segmentation. Nous passerons en revue les approches globales, les approches basées contours, les approches basées régions et finalement les algorithmes.

## **Chapitre 3 : Imagerie cérébrale**

Ce troisième chapitre portera sur les différentes techniques utilisées pour cartographier l'intérieur du corps humain en l'occurrence le cerveau.



## **Chapitre 4 : La maladie d'Alzheimer**

Dans ce quatrième chapitre, nous allons tenter de savoir en quoi consiste exactement la maladie d'Alzheimer, ses causes et ses symptômes, les médicaments pour la ralentir ou la guérir et le rôle que joue l'imagerie dans le diagnostic précoce de la maladie.

## **Chapitre 5 : Implémentation et résultats**

Ce dernier chapitre contient les différents résultats des tests effectués avec notre application, ainsi que l'interprétation de ces résultats.

Le mémoire se termine par une conclusion générale et quelques perspectives envisagées pour de futurs travaux.

## **Chapitre 1 : notions fondamentales sur le traitement d'images**

### **1.1 Introduction**

Aujourd'hui, l'image constitue l'un des moyens les plus importants qu'utilise l'homme pour communiquer avec autrui. C'est un moyen de communication universel dont la richesse du contenu permet aux êtres humains de tout âge et de toute culture de se comprendre. C'est aussi le moyen le plus efficace pour communiquer, chacun peut analyser l'image à sa manière, pour en dégager une impression et d'en extraire des informations précises.

Le traitement d'images est l'ensemble des méthodes et techniques opérant sur celles ci, dans le but d'améliorer l'aspect visuel de l'image et d'en extraire des informations jugées pertinentes qu'on va utiliser dans différentes applications.

Dans ce chapitre, on présente quelques principaux concepts de traitements d'images qui sont en relation avec notre sujet d'étude en l'occurrence la segmentation des images IRM du cerveau.

### **1.2 Définition de l'image**

L'image est une représentation d'une personne ou d'un objet par la peinture, la sculpture, le dessin, la photographie, le film...etc. C'est aussi un ensemble structuré d'informations qui, après l'affichage sur l'écran, ont une signification pour l'œil humain.

Elle peut être décrite sous la forme d'une fonction  $I(x,y)$  de brillance analogique continue, définie dans un domaine borné, tel que  $x$  et  $y$  sont les coordonnées spatiales d'un point de l'image et  $i$  est une fonction d'intensité lumineuse et de couleur [1]. Sous cet aspect, l'image est inexploitable par la machine, ce qui nécessite sa numérisation.

### **1.3 Définition de l'image numérique**

Le terme d'image numérique désigne, dans son sens le plus général, toute image qui a été acquise, traitée et sauvegardée sous une forme codée représentable par des nombres (valeurs numériques).

La numérisation est le processus qui permet de passer de l'état d'image physique (image optique par exemple) qui est caractérisée par l'aspect continu du signal qu'elle représente (une infinité de valeur de l'intensité lumineuse par exemple), à l'état d'image numérique qui est

caractérisée par l'aspect discret (l'intensité lumineuse ne peut prendre que des valeurs quantifiées en un nombre fini de points distincts). C'est cette forme numérique qui permet une exploitation ultérieure par des outils logiciels sur ordinateur [3].

Pour une mesure de simplicité, on utilise le terme image au lieu d'image numérique dans la suite du chapitre.

## 1.4 Types d'images

### 1.4.1 Image matricielle (bitmap)

Une image matricielle est une image en mode point. Le système de codage le plus universel consiste en effet à décomposer la représentation graphique, l'image, en un certain nombre de points élémentaires dit pixel, ces pixels sont caractérisés par leurs coordonnées spatiales et leur couleur [3].



**Figure n°1.1 :** Image matricielle.

### 1.4.2 Image vectorielle

Dans une image vectorielle les données sont représentées par des formes géométriques simples qui sont décrites d'un point de vue mathématique. Il s'agit de représenter les données de l'image par des formules géométriques qui vont pouvoir être décrites d'une façon mathématique.

Autrement dit, on stocke la succession d'opérations conduisant au tracé dans le cas d'une image vectorielle, alors qu'on mémorise une mosaïque de points élémentaires dans le cas d'image matricielle.

Ces images présentent deux avantages : elles occupent peu de place en mémoire et peuvent être redimensionnées sans perte d'information [3].



**Figure n°1.2 : Image vectorielle.**

## **1.5 Les images bitmap**

### **1.5.1 Concepts et définitions de base**

#### **1.5.1.1 Pixel**

Le pixel représente le plus petit élément constitutif d'une image matricielle. Le mot pixel provient d'une abréviation de l'expression britannique (Picture Element). La valeur numérique d'un pixel représente une intensité lumineuse [3].

#### **1.5.1.2 Voisinage du pixel**

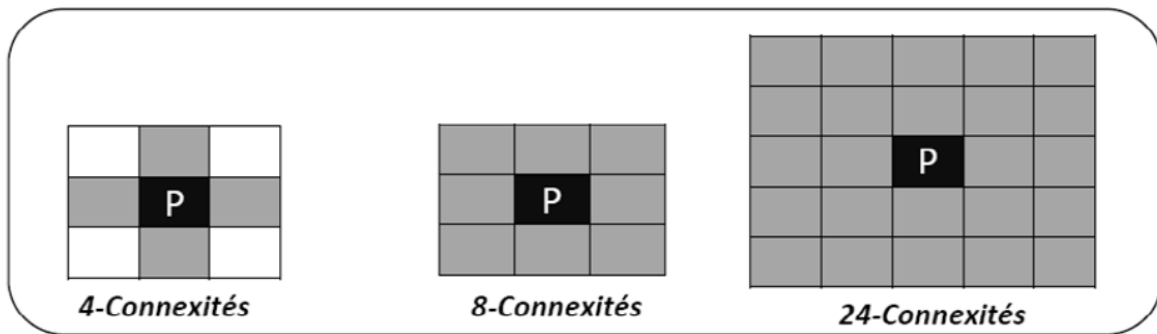
La notion de voisinage est une notion fondamentale dans le traitement d'image car la plupart de techniques et algorithmes utilisés dans ce domaine s'appuient sur le traitement à l'aide du voisinage. Cela signifie que les traitements effectués en un endroit donné correspondant à un pixel dépendent non seulement de ce pixel mais aussi des pixels appartenant à son voisinage [2].

Le pixel  $P$  appartient à son propre voisinage qui peut prendre plusieurs formes :

- **Un voisinage de « 4-connexité »** : le pixel courant a quatre pixels voisins, nous considérons que les pixels qui ont une arête en commun avec le pixel courant.

- **Un voisinage de « 8-connexité »** : En plus des pixels du voisinage de 4-connexité, les pixels ayant seulement un sommet en commun avec le pixel courant sont aussi considérés.

Il existe d'autres formes de voisinage plus grandes (figure ci-dessous).



**Figure n°1.3** : Voisinage du pixel.

#### 1.5.1.3 Le codage de pixel

Pratiquement toujours, la valeur d'un pixel est un mot binaire de longueur  $K$  bits, par conséquent un pixel peut prendre l'une des valeurs de l'intervalle  $[0 \dots 2^K - 1]$ . La valeur  $K$  est appelée profondeur de l'image.

L'ensemble de ces pixels est contenu dans un tableau à deux dimensions (une matrice) constituant l'image finalement obtenue [3].

#### 1.5.1.4 La taille d'une image

La taille d'une image est le nombre de pixels de cette image, la taille d'une image qui est représenté par (328×456) dont 328 est le nombre de lignes, et 456 est le nombre de colonnes, est égale à :  $328 \times 456 = 149568$  pixels [3].

#### 1.5.1.5. La résolution d'une image

Dans le domaine de l'imagerie numérique, la résolution est une mesure de la finesse de l'affichage ou de la capture d'une image, exprimée en nombre de pixels par unité de surface, c'est-à-dire la « densité » en pixels.

La résolution d'une image numérique s'exprime en PPI (Pixels Per Inch) ou PPP (Pixels Par Pouce) [3].

Plus la résolution d'une image est grande plus sa qualité est meilleure.



**Figure n°1.4 :** La résolution d'une image (a) image acquise à 256 dpi, (b) image acquise à 64 dpi, (c) image acquise à 32 dpi (point par pouce).

#### 1.5.1.6 La luminance

Le mot luminance est substitué au mot brillance, qui correspond à l'éclat d'un objet. La luminance est le degré de luminosité des pixels de l'image. Elle est définie aussi comme l'intensité d'une source étendue dans une direction donnée, divisée par l'aire apparente de cette source dans cette même direction [3].

#### 1.5.1.7 Le contraste

C'est l'opposition marquée entre deux régions d'une image, plus précisément entre les régions sombres et les régions claires de cette image. Le contraste est défini en fonction des luminances de deux régions d'une image [3].

Si  $L_1$  et  $L_2$  sont les degrés de luminosité respectivement de deux régions voisines  $A_1$  et  $A_2$  d'une image, le contraste  $C$  est défini par le rapport :

$$C = \frac{L_1 - L_2}{L_1 + L_2}$$

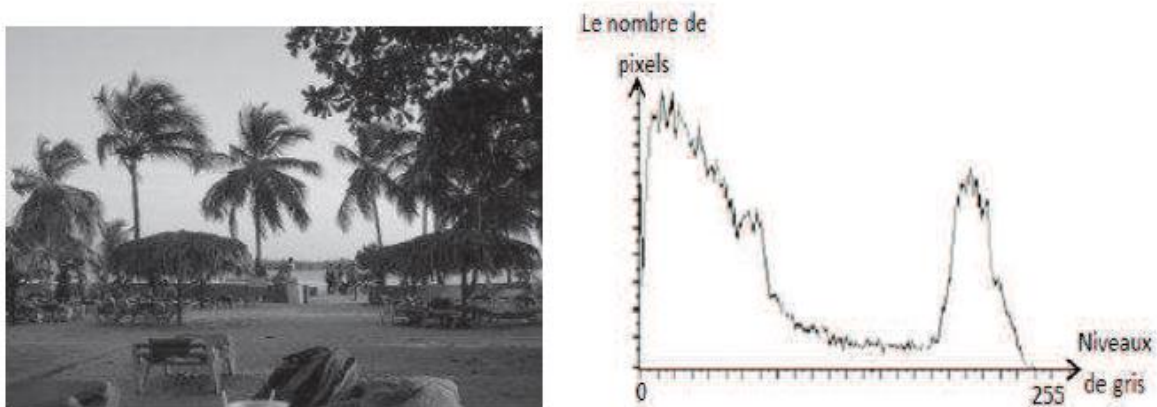
#### 1.5.1.8 Le bruit

Un système d'enregistrement d'images ne restitue pas l'image de manière parfaite. En effet des informations parasites s'ajoutent de manière aléatoire aux détails de la scène d'origine, c'est ce qu'on appelle : bruit.

Le bruit n'a pas les mêmes origines, mais provoque des effets assez semblables comme la perte de netteté sur les détails ou l'apparition de grains [3].

### 1.51.9 L'histogramme

L'histogramme des niveaux de gris ou des couleurs d'une image est une fonction qui associe à chaque valeur d'intensité le nombre de pixels de l'image ayant cette valeur [3].



**Figure n°1.5 :** Exemple d'histogramme d'une image.

### 1.5.1.10 La palette des couleurs

On appelle la palette des couleurs, la liste des couleurs que peut contenir une image. La valeur de chaque pixel représente le rang d'une couleur dans cette liste [3]. Il est fréquent de voir des images qui n'utilisent jamais certaines couleurs, il devient dès lors intéressant de limiter la palette de couleur en ne sélectionnant que la ou les couleurs utilisées réellement par l'image.

## 1.6 Le codage des couleurs

### 1.6.1 Les images binaires (noir ou blanc)

Les images binaires sont des images de profondeur  $K=1$  bit, donc un pixel peut prendre l'une des valeurs : noir ou blanc (0 ou 1). C'est typiquement le type d'images que l'on utilise pour scanner du texte quand celui-ci est composé d'une seule couleur [3].

### 1.6.2 Les images en niveaux de gris

En général, les images en niveaux de gris sont des images de profondeur  $k=8$  bits, donc chaque pixel peut prendre l'une des valeurs de l'intervalle  $[0...255]$ , où la valeur 0 représente la brillance minimale (le noir) et 255 la brillance maximale (le blanc). Ce type d'image est fréquemment utilisé pour reproduire des photos en noir et blanc ou du texte [3].

Dans plusieurs applications professionnelles de photographie et d'impression ainsi qu'en médecine et astronomie, 8 bits par pixel n'est pas suffisant, pour cela il existe d'autres types d'images en niveaux de gris de profondeur  $K=12$ ,  $K=14$  ou  $K=16$  bits.

### 1.6.3 Les images couleurs

L'espace couleur est basé sur la synthèse additive des couleurs, c'est-à-dire que le mélange entre différentes couleurs (trois, quatre...) donne une couleur.

La plupart des images couleurs sont basées sur trois couleurs primaires : Rouge, Vert et Bleu (RVB) (RGB en anglais), et utilisent typiquement 8 bits pour chaque composante de couleur, donc chaque pixel nécessite  $3 \times 8 = 24$  bits pour coder les trois composantes, et chaque composante de couleur peut prendre l'une des valeurs de l'intervalle  $[0...255]$  [3].

## 1.7 Formats de fichiers d'images

Un format d'image est une représentation informatique de l'image, incluant des informations sur la façon dont l'image est codée et fournissant éventuellement des indications sur la manière de la décoder et de la manipuler.

La plupart des formats sont composés d'un en-tête contenant des attributs (dimension de l'image, type de codage, etc.), suivi des données (l'image proprement dite). La structuration des attributs et des données diffère d'un format à un autre. Il existe plusieurs formats d'images, nous allons mentionner quelques-uns :

### 1.7.1 windows BitMaP (BMP)

Le format BMP est l'un des formats les plus simples. Il a été développé conjointement par Microsoft et IBM. Cette technologie a pour principal avantage la qualité des images fournies sans compression (pas de perte de qualité). Cela fait de lui un format d'image très lourd, pas ou peu utilisé sur Internet [3].



### **1.7.2 Tagged Image File Format (TIFF)**

Ce format est orienté vers les professionnels (imprimeurs, publicitaires...) car il a l'avantage d'être reconnu sur tous types de système d'exploitation : Windows, Mac, Linux, Unix, etc.

Il permet d'obtenir une image de très bonne qualité, mais sa taille reste volumineuse, même si elle est inférieure à celle du fichier BMP [3].

### **1.7.3 Joint Photographic Expert Group (JPEG)**

C'est le format le plus courant, on le rencontre sur Internet. Il occupe peu d'espace disque. C'est le format développé par les photographes pour transmettre des images de qualité photographique professionnelle. Il gère des millions de couleurs mais il ne possède pas de palette de couleurs associée et donc les couleurs peuvent être différentes sur des machines et des systèmes différents [3].

### **1.7.4 Graphics Interchange Format (GIF)**

Les fichiers au format GIF sont fortement compressés tout en gardant une qualité très correcte. Ils possèdent une palette de couleurs associée (limité à 256 couleurs) et occupent peu d'espace disque [3].

### **1.7.5 Portable Network Graphic (PNG)**

Le format PNG reprend le principe de codage du format GIF mais n'est pas limité à 256 couleurs, et offre une compression généralement plus efficace. Il permet donc contrairement à GIF d'enregistrer des photographies sans perte de qualité, mais avec un gain d'espace de stockage moindre comparativement au format JPEG [3].

## **1.8 Quelques traitements d'images**

Il existe une variété de traitements d'images, nous allons présenter quelques-uns :

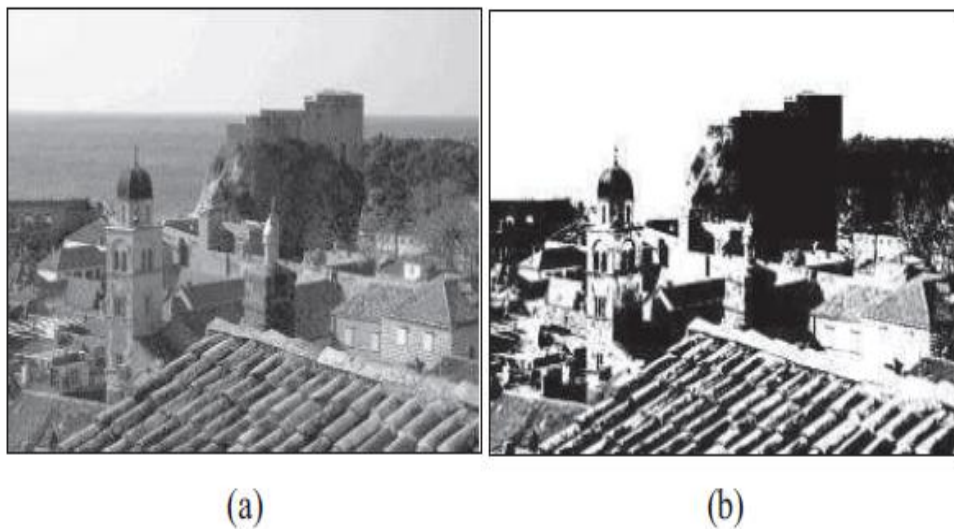
### **1.8.1 Binarisation**

La binarisation (le seuillage) est la technique de classification la plus simple, où les pixels de l'image sont partagés par un seul seuil  $S$  en deux classes : ceux qui appartiennent au fond et ceux qui appartiennent à la scène (l'objet). L'image est alors séparée en deux classes

de façon à ce que l'information comprise entre 0 et S est retenue et l'autre non, ou vice-versa [3].

Soit l'image I (M x N), supposons que  $f(x,y)$  représente le niveau de gris du pixel aux coordonnées  $(x,y)$ ,  $0 \leq x < M$ ,  $0 \leq y < N$  et S est le seuil choisi, les pixels de l'objet sont ceux ayant le niveau de gris inférieur à S et les autres ayant le niveau de gris supérieur à S sont des pixels du fond. Alors, l'image binarisée G est déterminée par les pixels  $(x,y)$  dont la valeur est :

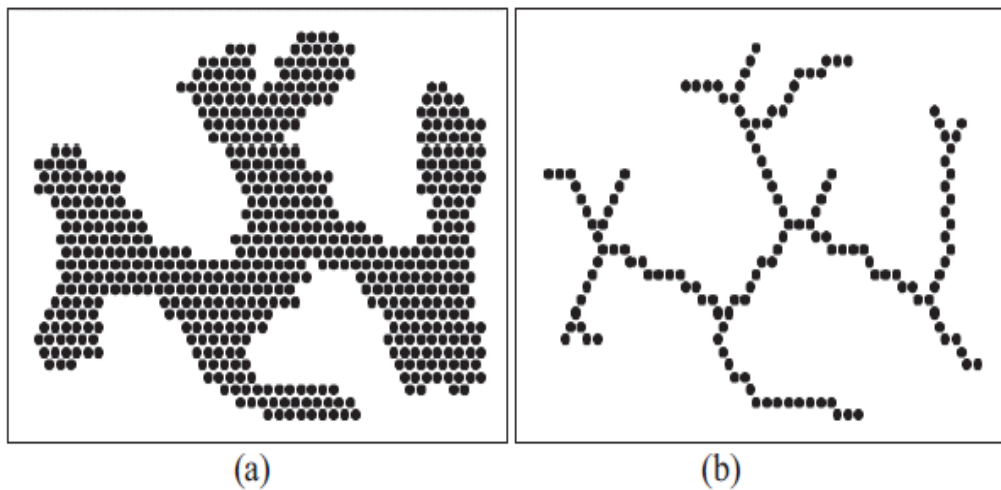
$$g(x) = \begin{cases} 0 & \text{si } f(x,y) < S \\ 255 & \text{si } f(x,y) \geq S \end{cases}$$



**Figure n°1.6 :** Binarisation d'une image (a) image originale, (b) image binarisée.

### 1.8.2 Squelettisation

La procédure de squelettisation s'effectue sur une image binaire, et a pour but de réduire l'épaisseur du tracé à un pixel seulement, tout en conservant la continuité de celui-ci [7].



**Figure n°1.7 :** Squelettisation d'une image (a) image originale, (b) image squelettisée.

### 1.8.3 Segmentation

La segmentation d'images est une opération qui a pour but de rassembler des pixels entre eux suivant des critères prédéfinis, et peut-être accomplie selon plusieurs méthodes. Les pixels ainsi regroupés en régions constituent un pavage ou une partition de l'image. La segmentation est une étape primordiale en traitement d'images [3], cette technique sera détaillée dans la deuxième partie du chapitre.

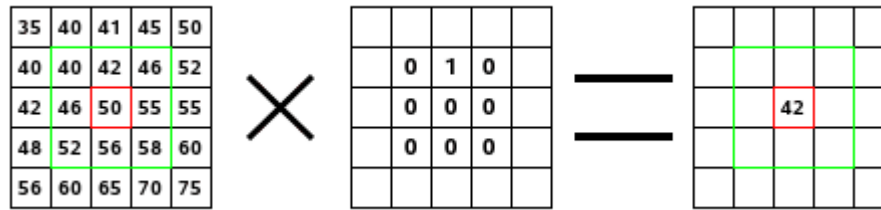
### 1.8.4 Convolution (kernel)

La convolution est le remplacement de la valeur d'un pixel par une combinaison de ses avoisinants. Elle consiste à faire balayer une fenêtre d'analyse (masque) sur l'ensemble des pixels de l'image [3].

L'opération de convolution est calculée en tout point de l'image source en 3 étapes :

- 1) On centre le masque (par exemple un masque carré 3\*3) sur le pixel courant.
- 2) On calcule les 9 produits entre la valeur de l'image et la valeur du masque superposé.
- 3) Puis on somme les 9 produits pour obtenir la valeur du pixel de l'image filtrée.

Exemple : voici dans ce qui suit un exemple d'application de la méthode de convolution sur un seul pixel.



**Figure n°1.8 :** Application de la technique de convolution.

A gauche se trouve la matrice de l'image, chaque pixel est indiqué par sa valeur, le pixel initial est encadré en rouge. La zone d'action du masque est encadrée de vert. Au centre le masque, et à droite le résultat de la convolution.

$$\text{Valeur } 42 = (40 \times 0) + (42 \times 1) + (46 \times 0) + (46 \times 0) + (50 \times 0) + (55 \times 0) + (52 \times 0) + (56 \times 0) + (58 \times 0)$$

### 1.8..5 Filtrage

La notion de filtre est empruntée à la physique et aux techniques de traitement de signal. Si un signal (électrique, radio, image,...etc.) présente des composantes de fréquences très différentes, il peut être avantageux d'en éliminer certaines, en parle dans ce cas de filtrage.

Le filtrage des images est un traitement local utilisé principalement pour réaliser une analyse spatiale d'une image. Son objectif est d'accentuer les variances d'intensité de l'image, ou de détecter les contours et de réduire les bruits existants [1].

Il existe un grand nombre de filtres, on peut les classer en deux grandes catégories :  
Les filtres linéaires et les filtres non linéaires.

#### 1.8.5.1 Filtres linéaires

Un filtre linéaire transforme un ensemble de données d'entrée en un ensemble de données de sortie selon une opération mathématique appelée convolution. Il permet pour chaque pixel de la zone à laquelle il s'applique, de modifier sa valeur en fonction des valeurs des pixels avoisinants [3].

Il existe plusieurs filtres linéaires, nous allons présenter quelques-uns :

### 1 Les filtres passe-bas (lissage)

Consistent à atténuer les pixels de l'image ayant une fréquence haute (pixels foncés). Ce type de filtrage est généralement utilisé pour atténuer le bruit de l'image, c'est la raison pour laquelle on parle habituellement de lissage [3].

Les filtres moyens sont des types de filtres passe-bas dont le principe est de faire la moyenne des valeurs des pixels avoisinants. Le résultat de ce filtre est une image plus floue.

|   |   |   |
|---|---|---|
| 1 | 1 | 1 |
| 1 | 4 | 1 |
| 1 | 1 | 1 |

**Figure n°1.9 :** Masque de convolution du filtre passe-bas.

### 2 Les filtres passe-haut (accentuation)

À l'inverse des filtres passe-bas, les filtres passe-haut atténuent les pixels de basse fréquence de l'image et permettent notamment d'accentuer les détails et le contraste, c'est la raison pour laquelle le terme de "filtre d'accentuation" est parfois utilisé [3].

|    |    |    |
|----|----|----|
| 0  | -1 | 0  |
| -1 | 5  | -1 |
| 0  | -1 | 0  |

**Figure n°1.10 :** Masque de convolution du filtre passe-haut.

### 3 Filtre Gaussien

Le filtre Gaussien est un filtre isotrope spécial avec des propriétés mathématiques bien précises. La fonction gaussienne  $G(x)$  est souvent utilisée dans les distributions statistiques [3].

Dans le traitement d'images, on traite des données à deux dimensions (x,y), on introduit alors une fonction gaussienne à deux dimensions :

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}$$

Etant données que les images numériques sont composées de valeurs discrètes, le noyau gaussien sera composé aussi de valeurs discrètes :

$$\frac{1}{6} \times \begin{array}{|c|c|c|} \hline 1 & 2 & 1 \\ \hline 2 & 4 & 2 \\ \hline 1 & 2 & 1 \\ \hline \end{array}$$

**Figure n°1.11** : Masque de convolution du filtre.

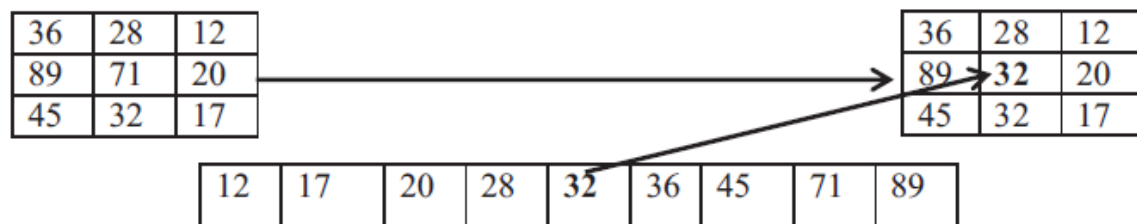
#### 1.8.5.2 Filtres non linéaires

Ils sont conçus pour régler les problèmes des filtre linéaires, surtout ce qui concerne la mauvaise conservation des contours. Leur principe est le même que les filtres linéaires, il s'agit toujours de remplacer la valeur de chaque pixel par la valeur d'une fonction calculée dans son voisinage. La différence est que cette fonction n'est plus linéaire mais une fonction quelconque [3]. Les filtres non linéaires les plus connus sont :

##### 1 Le filtre médian

Le filtre médian appartient à la famille des filtres d'ordre. Les filtres d'ordre procèdent en remplaçant la valeur de chaque pixel par la valeur du pixel qui occupe un certain rang lorsqu'on trie les valeurs des pixels rencontrés dans un certain voisinage de ce pixel.

La valeur du pixel central est remplacée par la valeur médiane de tous les pixels de la fenêtre d'analyse centrée sur ce pixel. Le filtrage médian est très robuste à différents types de bruit [3].



**Figure n°1.12 : Principe du filtre médian.**

## 2 Le filtre maximum

On applique le même traitement que celui du filtre médian mais la valeur du pixel du centre va être remplacée par le maximum [3].

## 3 Le filtre minimum

On applique le même traitement que celui du filtre médian mais, cette fois, la valeur du pixel du centre va être remplacée par le minimum [3].

### 1.8.6 Morphologie mathématique

La morphologie mathématique est une théorie et technique mathématique et informatique d'analyse de structures, elle est liée avec l'algèbre et s'effectue sur une image binaire. Une des idées de base de la morphologie mathématique est d'étudier ou de traiter un ensemble à l'aide d'un autre ensemble, appelé élément structurant (masque binaire constitué de pixels blancs et noirs), qui sert de sonde.

A chaque position de l'élément structurant, on regarde s'il touche ou s'il est inclus dans l'ensemble initial. En fonction de la réponse, on construit un ensemble de sortie. On obtient ainsi des opérateurs de base qui sont relativement intuitifs [3].

Parmi les outils les plus importants de la morphologie mathématique on cite : érosion et dilatation.

- **Erosion** : qui consiste à enlever un pixel sur les pourtours de la forme, agrandir les trous [3].

- **Dilatation** : consiste à ajouter un pixel sur les pourtours de la forme, à boucher les trous [5].

•

### 1.8.7 La détection de contours

Le but de la détection de contours est de repérer les points d'une image numérique qui correspondent à un changement brutal de l'intensité lumineuse. La détection des contours d'une image réduit de manière significative la quantité de données et élimine les informations qu'on peut juger moins pertinentes, tout en préservant les propriétés structurelles importantes de l'image [6].

Le tableau suivant illustre les différents types de masques de convolution utilisables pour l'obtention du contour d'une image.

| Type de masque                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                              | Gradients partiels | Extraction de l'amplitude | Extraction de la direction |   |    |    |                  |   |    |    |   |    |                                                       |                            |                                                                   |   |   |   |   |   |   |    |    |    |             |                            |                                                   |
|-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|--------------------|---------------------------|----------------------------|---|----|----|------------------|---|----|----|---|----|-------------------------------------------------------|----------------------------|-------------------------------------------------------------------|---|---|---|---|---|---|----|----|----|-------------|----------------------------|---------------------------------------------------|
| <b>Masques de Roberts</b><br><table><tr><td colspan="2">Gradient selon x</td></tr><tr><td>-1</td><td>0</td></tr><tr><td>0</td><td>1</td></tr></table><br><table><tr><td colspan="2">Gradient selon y</td></tr><tr><td>0</td><td>-1</td></tr><tr><td>1</td><td>0</td></tr></table>                                                                                                                           | Gradient selon x   |                           | -1                         | 0 | 0  | 1  | Gradient selon y |   | 0  | -1 | 1 | 0  | $G_1 ; G_2$<br>Substitution du pixel supérieur gauche | $A = \sqrt{G_1^2 + G_2^2}$ | $\theta = \frac{\pi}{4} + \arctan \left( \frac{G_2}{G_1} \right)$ |   |   |   |   |   |   |    |    |    |             |                            |                                                   |
| Gradient selon x                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                            |                    |                           |                            |   |    |    |                  |   |    |    |   |    |                                                       |                            |                                                                   |   |   |   |   |   |   |    |    |    |             |                            |                                                   |
| -1                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                          | 0                  |                           |                            |   |    |    |                  |   |    |    |   |    |                                                       |                            |                                                                   |   |   |   |   |   |   |    |    |    |             |                            |                                                   |
| 0                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                           | 1                  |                           |                            |   |    |    |                  |   |    |    |   |    |                                                       |                            |                                                                   |   |   |   |   |   |   |    |    |    |             |                            |                                                   |
| Gradient selon y                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                            |                    |                           |                            |   |    |    |                  |   |    |    |   |    |                                                       |                            |                                                                   |   |   |   |   |   |   |    |    |    |             |                            |                                                   |
| 0                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                           | -1                 |                           |                            |   |    |    |                  |   |    |    |   |    |                                                       |                            |                                                                   |   |   |   |   |   |   |    |    |    |             |                            |                                                   |
| 1                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                           | 0                  |                           |                            |   |    |    |                  |   |    |    |   |    |                                                       |                            |                                                                   |   |   |   |   |   |   |    |    |    |             |                            |                                                   |
| <b>Masques de Sobel</b><br><table><tr><td colspan="3">Gradient selon x</td></tr><tr><td>1</td><td>0</td><td>-1</td></tr><tr><td>2</td><td>0</td><td>-2</td></tr><tr><td>1</td><td>0</td><td>-1</td></tr></table><br><table><tr><td colspan="3">Gradient selon y</td></tr><tr><td>1</td><td>2</td><td>1</td></tr><tr><td>0</td><td>0</td><td>0</td></tr><tr><td>-1</td><td>-2</td><td>-1</td></tr></table>   | Gradient selon x   |                           |                            | 1 | 0  | -1 | 2                | 0 | -2 | 1  | 0 | -1 | Gradient selon y                                      |                            |                                                                   | 1 | 2 | 1 | 0 | 0 | 0 | -1 | -2 | -1 | $G_1 ; G_2$ | $A = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}$ | $\theta = \arctan \left( \frac{G_y}{G_x} \right)$ |
| Gradient selon x                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                            |                    |                           |                            |   |    |    |                  |   |    |    |   |    |                                                       |                            |                                                                   |   |   |   |   |   |   |    |    |    |             |                            |                                                   |
| 1                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                           | 0                  | -1                        |                            |   |    |    |                  |   |    |    |   |    |                                                       |                            |                                                                   |   |   |   |   |   |   |    |    |    |             |                            |                                                   |
| 2                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                           | 0                  | -2                        |                            |   |    |    |                  |   |    |    |   |    |                                                       |                            |                                                                   |   |   |   |   |   |   |    |    |    |             |                            |                                                   |
| 1                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                           | 0                  | -1                        |                            |   |    |    |                  |   |    |    |   |    |                                                       |                            |                                                                   |   |   |   |   |   |   |    |    |    |             |                            |                                                   |
| Gradient selon y                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                            |                    |                           |                            |   |    |    |                  |   |    |    |   |    |                                                       |                            |                                                                   |   |   |   |   |   |   |    |    |    |             |                            |                                                   |
| 1                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                           | 2                  | 1                         |                            |   |    |    |                  |   |    |    |   |    |                                                       |                            |                                                                   |   |   |   |   |   |   |    |    |    |             |                            |                                                   |
| 0                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                           | 0                  | 0                         |                            |   |    |    |                  |   |    |    |   |    |                                                       |                            |                                                                   |   |   |   |   |   |   |    |    |    |             |                            |                                                   |
| -1                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                          | -2                 | -1                        |                            |   |    |    |                  |   |    |    |   |    |                                                       |                            |                                                                   |   |   |   |   |   |   |    |    |    |             |                            |                                                   |
| <b>Masques de Prewitt</b><br><table><tr><td colspan="3">Gradient selon x</td></tr><tr><td>1</td><td>0</td><td>-1</td></tr><tr><td>1</td><td>0</td><td>-1</td></tr><tr><td>1</td><td>0</td><td>-1</td></tr></table><br><table><tr><td colspan="3">Gradient selon y</td></tr><tr><td>1</td><td>1</td><td>1</td></tr><tr><td>0</td><td>0</td><td>0</td></tr><tr><td>-1</td><td>-1</td><td>-1</td></tr></table> | Gradient selon x   |                           |                            | 1 | 0  | -1 | 1                | 0 | -1 | 1  | 0 | -1 | Gradient selon y                                      |                            |                                                                   | 1 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | -1 | -1 | -1 | $G_1 ; G_2$ | $A = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}$ | $\theta = \arctan \left( \frac{G_y}{G_x} \right)$ |
| Gradient selon x                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                            |                    |                           |                            |   |    |    |                  |   |    |    |   |    |                                                       |                            |                                                                   |   |   |   |   |   |   |    |    |    |             |                            |                                                   |
| 1                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                           | 0                  | -1                        |                            |   |    |    |                  |   |    |    |   |    |                                                       |                            |                                                                   |   |   |   |   |   |   |    |    |    |             |                            |                                                   |
| 1                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                           | 0                  | -1                        |                            |   |    |    |                  |   |    |    |   |    |                                                       |                            |                                                                   |   |   |   |   |   |   |    |    |    |             |                            |                                                   |
| 1                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                           | 0                  | -1                        |                            |   |    |    |                  |   |    |    |   |    |                                                       |                            |                                                                   |   |   |   |   |   |   |    |    |    |             |                            |                                                   |
| Gradient selon y                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                            |                    |                           |                            |   |    |    |                  |   |    |    |   |    |                                                       |                            |                                                                   |   |   |   |   |   |   |    |    |    |             |                            |                                                   |
| 1                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                           | 1                  | 1                         |                            |   |    |    |                  |   |    |    |   |    |                                                       |                            |                                                                   |   |   |   |   |   |   |    |    |    |             |                            |                                                   |
| 0                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                           | 0                  | 0                         |                            |   |    |    |                  |   |    |    |   |    |                                                       |                            |                                                                   |   |   |   |   |   |   |    |    |    |             |                            |                                                   |
| -1                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                          | -1                 | -1                        |                            |   |    |    |                  |   |    |    |   |    |                                                       |                            |                                                                   |   |   |   |   |   |   |    |    |    |             |                            |                                                   |
| <b>Masque Laplacien</b><br><table><tr><td>1</td><td>1</td><td>1</td></tr><tr><td>1</td><td>-8</td><td>1</td></tr><tr><td>1</td><td>1</td><td>1</td></tr></table>                                                                                                                                                                                                                                            | 1                  | 1                         | 1                          | 1 | -8 | 1  | 1                | 1 | 1  | L  | L |    |                                                       |                            |                                                                   |   |   |   |   |   |   |    |    |    |             |                            |                                                   |
| 1                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                           | 1                  | 1                         |                            |   |    |    |                  |   |    |    |   |    |                                                       |                            |                                                                   |   |   |   |   |   |   |    |    |    |             |                            |                                                   |
| 1                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                           | -8                 | 1                         |                            |   |    |    |                  |   |    |    |   |    |                                                       |                            |                                                                   |   |   |   |   |   |   |    |    |    |             |                            |                                                   |
| 1                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                           | 1                  | 1                         |                            |   |    |    |                  |   |    |    |   |    |                                                       |                            |                                                                   |   |   |   |   |   |   |    |    |    |             |                            |                                                   |

**Figure n°1.13** : Les différents types de masques de convolution utilisée pour la détection des contours d'une image.



## 1.9 Conclusion

Le traitement d'images est l'ensemble des méthodes et techniques opérant sur celles-ci, dont le but est de rendre cette opération possible, plus simple, plus efficace et plus agréable, d'améliorer l'aspect visuel de l'image et d'en extraire des informations utiles.

Dans ce chapitre, nous avons présenté les différents concepts liés à l'image numérique, on a parlé sur les types d'une image, ces caractéristiques et quelques formats de fichiers d'images, on a expliqué aussi la structure d'un fichier bitmap et finalement nous avons présenté quelques traitements d'images usuels.

Au cours du chapitre qui suit, nous présenterons différentes approches de segmentation applicables sur les images numériques.

## **Chapitre 2 : segmentation d'images médicales**

### **2.1 Segmentation des images**

#### **2.1.1 Introduction**

La segmentation d'image joue un rôle prépondérant dans le traitement d'image et dans la vision par ordinateur. Cette étape se situe entre d'une part l'acquisition de l'image et son amélioration et d'autre part sa description et la prise de décision finale conséquente. Elle doit réaliser la tâche difficile d'extraire à partir d'une image numérique des informations 'utiles' permettant de localiser et délimiter les entités présentes dans l'image. Le but de toutes les méthodes de segmentation est l'extraction d'attributs pour caractériser les objets. Ces attributs correspondent à des points d'intérêt ou à des zones caractéristiques de l'image.

Dans ce deuxième chapitre nous allons présenter la notion générale de la segmentation, des méthodes de segmentation, et des méthodes de classifications telles que K-means et FCM.

#### **2.1.2 Définition de la segmentation**

La segmentation est un traitement de bas-niveau qui consiste à effectuer une partition de l'image en régions homogènes, connexes par rapport à un ou plusieurs critères. Les régions obtenues se distinguent les unes des autres par des différences significatives selon ces mêmes critères. Après ces étapes, nous pouvons introduire un traitement sectoriel de différentes manières.

La segmentation consiste à extraire des points, des lignes ou des régions. Le choix d'une technique de la segmentation est liée à plusieurs facteurs comme : la nature de l'image, les conditions d'acquisition (bruit), les primitives à extraire (contour, texture,...).

La segmentation fait référence aux notions de similarité comme les perçoit, le système visuel humain et ceci donne naissance à deux approches couramment qualifiées d'approche

« Région » et d'approche « frontière ».

Il existe plusieurs catégories de méthodes pour réaliser la segmentation d'image :

- Segmentation par région.
- Segmentation par contour.

- Segmentation par seuillage.
- Segmentation par coopération région-contour.

#### 2.1.2.1 Définition formelle :

Voici une définition formelle de la segmentation donnée par Horowitz et Pavlidis en 1975: [9].

Soit  $X$  le domaine de l'image et  $f$  la fonction qui associe à chaque pixel une valeur  $f(x,y)$ . Si nous définissons un prédicat  $P$  sur l'ensemble des parties de  $X$ , la segmentation de  $X$  est définie comme une partition de  $X$  en  $n$  sous-ensemble  $\{R_1, ..., R_n\}$  tels que :

1.  $X = \cup R_i$
2.  $\forall i \in \{1, ..., n\}$   $R_i$  est connexe
3.  $\forall i \in \{1, ..., n\}$   $P(R_i) = \text{vrai}$
4.  $\forall i, j \in \{1, ..., n\}$   $R_i$  est adjacent à  $R_j$  et  $i \neq j \Rightarrow P(R_i \cup R_j) = \text{faux}$

Où  $\cup$  représente une union d'ensemble disjoints.

$P$  est un prédicat d'uniformité utilisé pour tester l'homogénéité des ensembles  $R_n$ .

La condition (1) indique que l'union des parties donne l'image originale. La condition (2) indique que les parties sont disjoints, la condition (3) que les pixels d'une même région doivent être semblables (selon un critère d'homogénéité donné); enfin, la condition (4) indique que les parties doivent être significativement différentes selon le même critère.

#### 2.1.3 Approche frontière (contour)

Dans une image numérique, les contours se situent entre les pixels appartenant à des régions ayant des intensités moyennes différentes ; il s'agit de contours de type « saut d'amplitude ». Un contour peut également correspondre à une variation locale d'intensités présentant un maximum ou un minimum ; il s'agit alors de contour « en toit ». La notion de « frontière » est associée à une variation d'intensité ou à une discontinuité entre les propriétés de deux ensembles connexes de points [14].

Donc l'approche locale de détection de contour consiste à balayer l'image avec une fenêtre définissant la zone d'intérêt. A chaque position, un opérateur est appliqué sur les pixels de la fenêtre afin d'estimer s'il y a une transition significative au niveau de l'attribut choisi. A partir des pixels susceptibles d'appartenir à un contour, il faut ensuite extraire des contours fermés [15].

### 2.1.3.1 Méthodes dérivatives

Ce sont les méthodes les plus utilisées pour localiser les transitions des éléments dans une image donnée. Le principe est de balayer l'image avec un masque définissant la zone d'intérêt [OUA06].

Le résultat obtenu est alors une image binaire constituée de deux classes : les pixels des contours et les pixels des non-contours. Rappelons que ces images sont très sensibles aux bruits et nécessitent donc une opération de lissage avant utilisation du masque.

Ces différents filtres ont été déjà présentés au niveau du chapitre 1 rubrique 1.8.7.



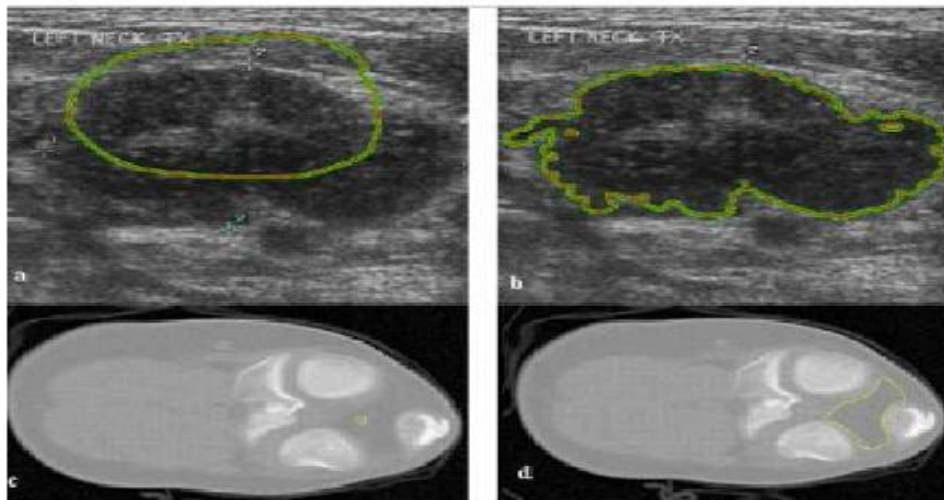
**Figure n°2.1 :** à gauche image à segmenter, à droite image segmentée en utilisant la méthode dérivative (filtre de Sobel).

### 2.1.3.2 Méthode du contour actif

Le modèle de contours actifs se présente sous la forme d'une courbe (fermée ou non) dont l'initialisation est située à proximité du contour recherché et dont l'évolution s'effectue selon un processus itératif de déformation contrôlé par un test de convergence.

La convergence du contour actif vers la frontière recherchée est très généralement vue comme une condition de stabilité mais on peut également la percevoir sous un aspect de rupture de modèle par détection de changement d'état d'évolution du contour au travers des différentes itérations.

Le critère selon lequel le processus de déformation fait évoluer le contour a été initialement associé à la recherche d'une minimisation d'une fonctionnelle directement interprétable en terme de contraintes physiques : raideur, élasticité, attache aux données [14].



**Figure n°2.2 :** Image segmentée en utilisant la méthode du contour actif.

La colonne de gauche nous montre l'état initial du contour et celle à droite le résultat. (a) et (b) sont des tumeurs et (c) et (d) des scanners

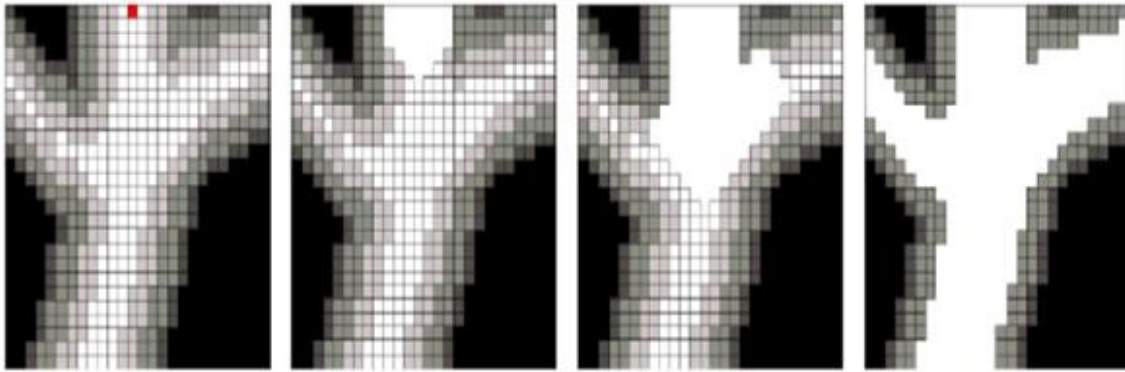
#### 2.1.4 Approche région

La notion de « région » fait référence à des groupements de point ayant des propriétés communes. Les méthodes de l'approche région aboutissent directement à une partition de l'image, chaque pixel étant affecté à une région unique [1]. Donc, la segmentation par approche région consiste à rechercher des ensembles de pixels connexes ayant des caractéristiques de luminosité commune.

##### 2.1.4.1 Segmentation par croissance de région (région growing)

- La méthode de croissance de régions est une méthode de fusion.
- L'image est décomposée en primitives 'régions' (une région  $\equiv$  un seul pixel).
- Celles-ci sont ensuite regroupées de manière itérative selon un ou plusieurs critères de similarité, jusqu'à ce qu'il n'y ait plus de fusion possible.

#### 2.1.4.1 Segmentation par croissance de région (region growing)



**Figure n°2.3 :** Principe de la croissance de région.

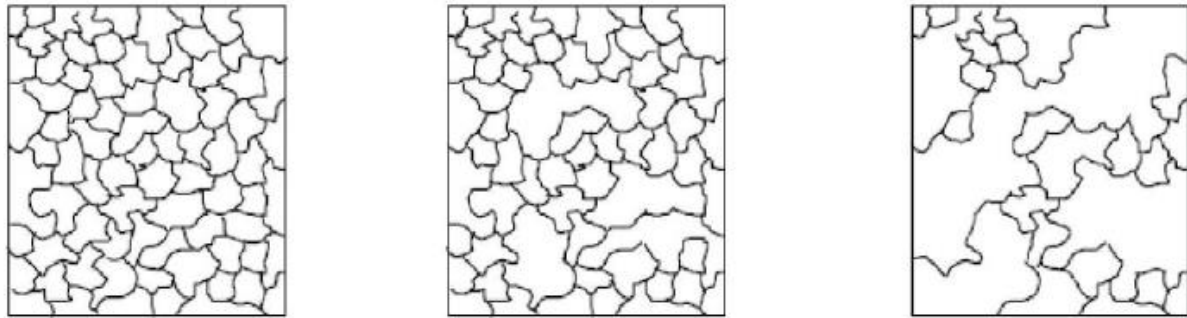
#### Interprétation des résultats

L'approche que nous proposons se base sur la méthode de croissance de région. Elle a prouvé son efficacité dans la segmentation d'image médicale. Cela s'explique par le fait que c'est une méthode simple à initialiser et rapide.

On remarque que cette méthode ne s'intéresse pas de lisser le contour de la région segmenter. Contrairement à d'autre méthode comme les contours actifs.

#### 2.1.4.2 Fusion des régions :

La fusion de régions est une approche reposant sur le regroupement itératif d'un ensemble de régions uniformes d'une image. Partant d'un ensemble de régions de dimension réduite, la fusion de régions adjacentes se fait au fur et à mesure, selon un critère d'homogénéité prédéfini [11]. Dans cette catégorie d'algorithmes, la fusion des régions d'une image est généralement réalisée à l'aide d'un graphe d'adjacence, dans lequel les nœuds représentent les régions, et les arêtes l'adjacence des régions [12] : une arête entre deux nœuds signifie que les deux régions représentées par les deux nœuds sont adjacentes dans l'image.

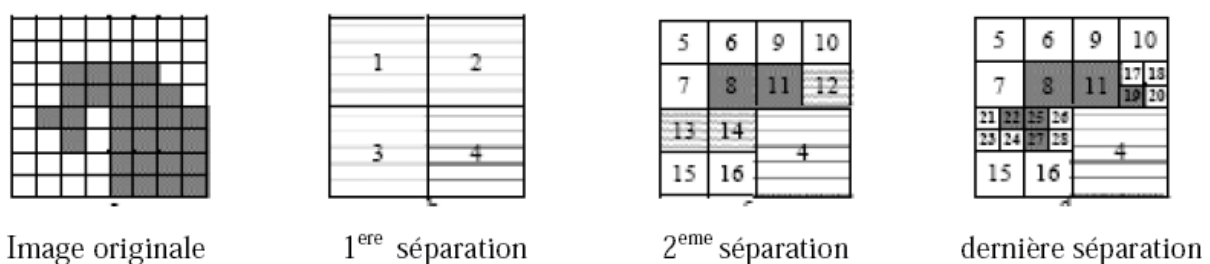


**Figure n°2.4 :** Modélisation de la fusion de régions sur un exemple en 2D.

Cette méthode dépend du choix des régions du départ et du seuil d'acceptation (degré de similarité) qui peuvent influencer sur le résultat final de la segmentation. De plus, elle peut mener à une sous-segmentation ce qui veut dire que l'image résultante contient des régions non homogènes ; qui doivent être segmentées [13].

#### 2.1.4.3 Division en régions

La méthode de découpage de l'image utilisée dans cette approche est une méthode récursive. Initialement, l'image entière est considérée comme une seule région. Si cette image respecte le critère d'homogénéité, l'algorithme s'arrête. Sinon, elle est découpée en plusieurs régions (quatre, six, polygones) de même taille. Le même algorithme est appliqué pour chaque région [11].



**Figure n°2.5 :** Principe de la division de régions.

Cette méthode dépend du seuil de l'acceptation qui est difficile à ajuster et qui dépend de la nature de l'image à segmenter, de plus, elle fournit une sur-segmentation (intervient quand les objets d'intérêt sont divisés en plusieurs régions à l'issue de la segmentation ce qui la rend de moins bonne qualité).

#### 2.1.4.4 Segmentation par division/rassemblage (split and merge)

Le processus est décomposé en deux étapes :

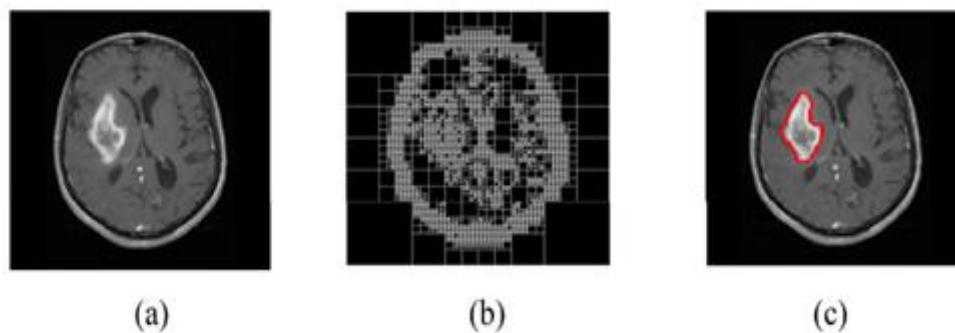
- **Division** : analyse de chaque région  $R_i$  . Si celle-ci ne vérifie pas le critère d'homogénéité, alors on divise cette région en blocs (le plus généralement en 4 quadrants) et l'on réitère le processus sur chaque sous-région prise individuellement.
- **Rassemblage** : Si l'union de deux régions voisines ( $R_i, R_j$ ) vérifie le critère d'inhomogénéité: fusion des régions.

□ Soit  $R_i$  ( $i = 1, \dots, n$ ) un ensemble de régions effectuant la partition d'une image, et soit  $P$  un prédicat mesurant l'homogénéité de ces régions.

□ Si  $P(R_i) = \text{faux}$  :  $R_i$  non homogène (subdivision des régions ou split).

□ Si  $P(R_i \cup R_j) = \text{vrai}$  ( $i \neq j$  et  $R_i \cup R_j = \text{ensemble connexe}$ ):  $R_i$  et  $R_j$  sont homogènes et doivent être fusionnées (fusion des régions ou merge).

#### Application de la méthode de division fusion



**Figure n°2.6** : Résultat de la segmentation par la méthode croissance de région, (a): image originale, (b): image binaire, (c): image segmentée.

#### Interprétation des résultats

Dans cette application nous avons utilisés la méthode split and merge pour la segmentation des images cérébrales. Nous avons passés par deux étapes :

- La division : analyse de chaque région  $R_i$ . Si celle-ci ne vérifie pas le critère d'homogénéité, alors on divise cette région en blocs (le plus généralement en 4 quadrants) et l'on réitère le processus sur chaque sous-région prise individuellement.



- Dans la 2ème partie on s'intéresse à l'application de la technique de fusion : Si l'union de 2 régions voisines ( $R_i, R_j$ ) vérifie le critère d'homogénéité: fusion des régions.

Cette méthode “division/fusion “ ne donne pas un bon résultat car nos images (images cérébrales) sont floues et nécessitent un lissage.

### **2.1.5 Segmentation par classification**

Les méthodes de classification permettent de regrouper des objets en groupes ou classes d'objets plus homogènes. Les objets regroupés ont des caractéristiques communes, ils sont similaires mais se distinguent clairement des objets des autres classes [16].

Généralement les résultats des méthodes de classification sont plus ou moins différents.

#### **2.1.5.1 Méthodologie de la classification**

La mise en œuvre d'une procédure de classification, ayant pour objectif de classer automatiquement des objets. Cette méthode comporte généralement deux phases fondamentales :

- une phase d'apprentissage dont le but est de déterminer un espace de représentation des objets et de rechercher les paramètres discriminants capables de caractériser chaque classe d'objets.
- une phase de reconnaissance au cours de laquelle on attribue à une classe chacun des objets inconnus dans l'espace de représentation déterminé durant l'apprentissage. La classification peut être supervisée ou non supervisée [16].

##### **2.1.5.1.1 Méthodes supervisées**

Les méthodes de classification supervisées supposent la connaissance a priori de l'appartenance de chaque échantillon de l'ensemble d'apprentissage à une classe donnée, ce qui revient à supposer une connaissance a priori sur l'image à segmenter [14].

Dans notre cas, il s'agit la segmentation des images médicales IRM cérébrales. La classification supervisée de ces images nécessite à la création d'une base d'apprentissage pour chaque classe et pour chaque patient ce qui est en elle-même une tâche très fastidieuse pour les experts. C'est pour cette raison qu'on s'intéresse aux méthodes non supervisées.

##### **2.1.5.1.2 Méthodes non Supervisées (Automatiques)**

La méthode de classification non supervisée a pour but de trouver des partitions d'un ensemble d'individus en fonction de critères de proximité de leurs vecteurs d'attributs dans

l'espace de représentation. Elles sont utilisées pour effectuer une classification en aveugle et, ainsi pour réaliser une segmentation sans connaissances a priori sur l'image.

Il est par conséquent nécessaire de prendre quelques précautions. La mesure de proximité est calculée sur tous les attributs, il n'y a donc pas de réduction de l'espace de représentation. Comme il n'y a pas d'exemples d'apprentissage, si certains attributs utilisés sont non représentatifs des classes recherchées, le résultat pourra être médiocre [14].

#### **2.1.5.2 Méthodes de classification**

La majorité des algorithmes de classification peuvent être divisés en deux catégories :

##### **2.1.5.2.1 Classification hiérarchique**

La classification hiérarchique fournit une hiérarchie de partitions. Ce type de classification regroupe les méthodes ascendantes et descendantes. Ces algorithmes essaient de créer une hiérarchie de classes. Les objets les plus similaires sont rassemblés dans des groupes aux plus bas niveaux, tandis que les objets moins similaires se retrouvent dans des groupes aux plus hauts niveaux [16].

##### **2.1.5.2.2 Classification non hiérarchique (partitionnelle)**

Il n'y a pas de hiérarchie. Dans la plupart de ces méthodes, le choix a priori du nombre de classes est nécessaire. Les points d'initialisation peuvent être des points du nuage pris au hasard ou les centroides d'une partition préalable. Les classes obtenues n'ont pas plus d'importance les unes que les autres.

Nous distinguons deux types de classification partitionnelle :

- classification dure
- classification floue

Dans la suite de ce paragraphe, nous présentons la méthode de classification k-Means (k moyennes) et nous présentons ensuite, les méthodes de classification basée sur la théorie des sous-ensembles flous [16].

##### **2.1.5.3 Algorithme k-means**

L'algorithme k-means est l'algorithme de clustering le plus connu et le plus utilisé, du fait de sa simplicité de mise en oeuvre. 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 des données, dans laquelle les objets à l'intérieur de chaque cluster sont aussi proches 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 [17].

#### 2.1.5.3.1 Algorithme

Soit  $X = \{x_K. / K= 1, \dots, n\}$  un sous-ensemble d'un espace n-dimensionnel. Une partition de X en c classes peut être représentée par des sous-groupes mutuellement disjoints

$C_1. \dots C_c$ , tel que  $C_1 \cup \dots \cup C_c = X$ .

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

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

Où :

- $V_i$  : désigne le prototype (centroïde) de cette classe.
- $d$  : mesure la similarité entre le prototype et le vecteur de données.
- $U_{ik}$  : est un indicateur binaire désignant l'appartenance ou non du vecteur  $X_k$  à la classe :

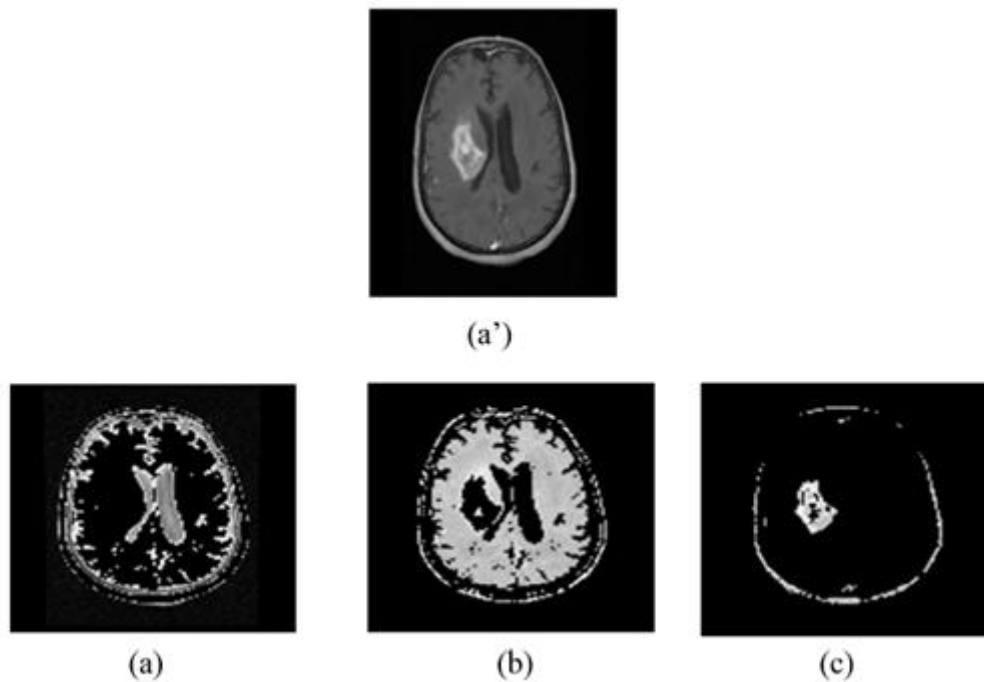
$$C_i(U_{ik} = 1 \text{ si } x_k \in C_i \text{ et } U_{ik} = 0 \text{ sinon, } \forall i = 1 \dots c \text{ et } x_k \in X).$$

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

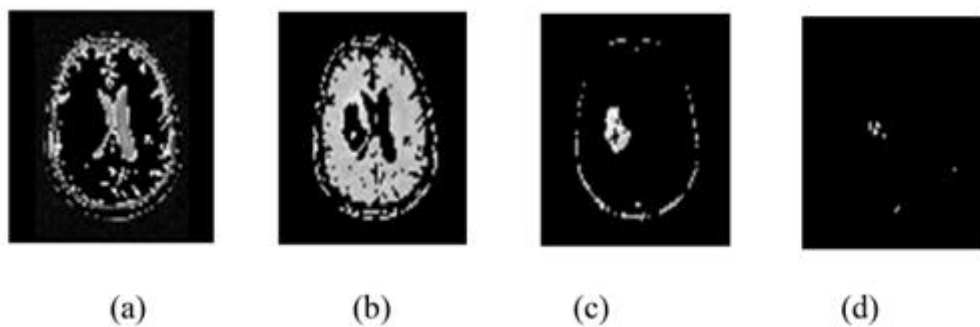
$$u(x_k, v_i) = \{1 \text{ si } d(x_k, v_i) = \min_c d(x_k, v_c) \text{ ou } 0 \text{ sinon} \}$$

L'optimisation se fait de manière itérative [3].

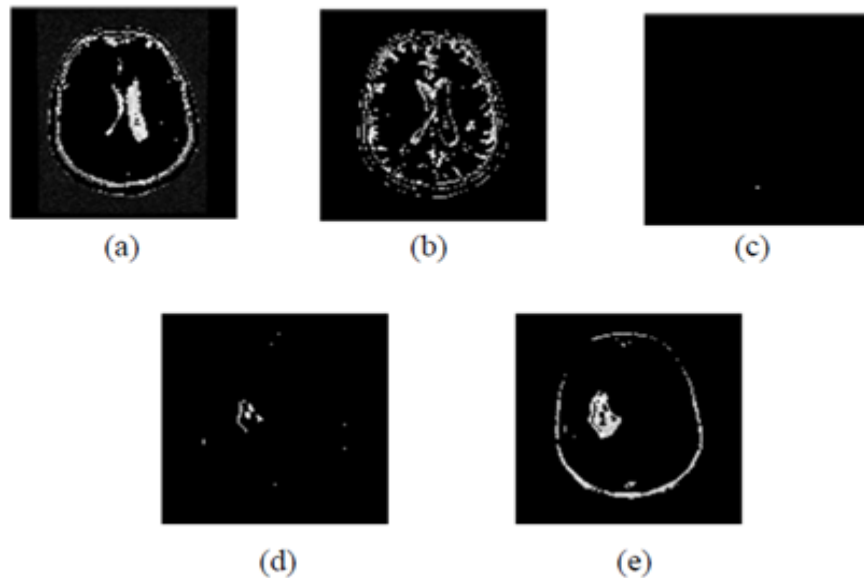
### 2.1.5.3.2 Application de la méthode k-means



**Figure n°2.7 :** 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 n°2.8:** 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 n°2.9 :** 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.

### Interprétation des résultats

On remarque que la tumeur apparaît bien dans ces résultats lorsqu'on utilise l'algorithme de k-means. L'utilisation plusieurs fois de l'algorithme k-means donne des résultats différents, à cause que ces attributs sont non représentatifs des classes recherchées et le résultat pourra être médiocre.

L'algorithme classique de  $k$ -means laisse un paramètre libre : le nombre de clusters, ce qui dans le cas de la segmentation d'images correspond au nombre d'intensités utilisées pour représenter l'image. Généralement le choix de  $k$  est fait empiriquement en sélectionnant la valeur de  $k$  qui minimise l'énergie. Différents critères permettent d'estimer le nombre de clusters en minimisant la distance intra-classes et à maximiser la distance inter-classes (par exemple pour la segmentation d'images couleurs).

#### 2.1.5.4 La classification floue

Le principe de la classification floue est d'affecter un élément à classer non pas à une classe comme dans les approches classiques (k-means), mais à toutes les classes avec un certain degré.

Ce principe découle de ce qu'on appelle la logique floue, qui est venue compléter la logique classique [16].

#### **2.1.5.4.1 La logique floue**

Dans la vie de tous les jours, nous trouvons dans des situations où les informations dont nous disposons ne sont pas toujours précises. Dans le domaine de la science aussi, des imprécisions peuvent être vues ; par exemple lorsqu'on veut établir une valeur qui caractérise le degré de similarité de deux formes.

L'être humain est habitué à utiliser des informations entachées d'incertitudes et d'imprécision dans la vie de tous les jours, il utilise ces informations incomplètes, raisonne avec elles et prend des décisions.

Dans le domaine scientifique, il a été nécessaire de créer une logique qui admette des valeurs de vérité en dehors de l'ensemble {vrai,faux } pour pouvoir tenir compte et manipuler ce genre d'information incomplète.

Lukasiewicz propose en 1920 une logique ayant les trois valeurs de vérité suivantes : "Vrai", "faux" et "doute". Ces valeurs ont été représentées par l'ensemble {0,1,0.5}, étant été ensuite étendues à l'intervalle [0,1].

Néanmoins c'est Zadeh, qui à partir de l'idée d'appartenance partielle d'un élément à plusieurs classes, a introduit la logique floue [16].

#### **2.1.5.4.2 La théorie des sous-ensembles flous**

La théorie des sous-ensembles flous et les outils de raisonnement qui en découlent, proposent un cadre formel qui permet de modéliser le langage naturel et de gérer l'imprécis et l'incertain. Cette théorie est basée sur la notion de degré d'appartenance.

Ces degrés sont des valeurs qui expriment l'appartenance incertaine d'un pixel à une région. 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 unique, mais à plusieurs classe  $i$  par l'intermédiaire de degrés d'appartenance  $U_{ij}$  [16].

#### **2.1.6 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  $U_{c \times n}$   $U[i,j]$  est appelée la matrice de  $C$ -partitions floues si et seulement si elle satisfait aux conditions **[18]** :

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

$$\forall j \in \{1..N\} \sum_{i=1}^C u_{ij} = 1$$

La fonctionnelle à minimiser (II.47), et les solutions (II.48), (II.49), au problème du FCM sont décrites par les formules suivantes **[5]** :

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

$$b_i = \frac{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m x_k}{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m}$$

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

### 2.1.6.1 Description de l'algorithme FCM

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

Comme les autres algorithmes de classification non supervisée, il utilise un critère de minimisation des distances intra-classe et de maximisation des distances 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 [17].



### 2.1.6.2 L'algorithme Fuzzy C-means (FCM)

L'algorithme des c-moyennes floues ou fuzzy c-means (FCM) repose sur la recherche des valeurs prises par les centroïdes des classes et par les degrés d'appartenance des pixels à ces classes, qui en respectant les contraintes, minimisent la fonction objectif suivante [16]:

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

Avec :

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

#### Notation

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

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

Le rôle de l'indice de flou  $m$  est pour contrôler la contribution du bruit présent dans les données [16].

### 2.1.6.3 Solution du problème d'optimisation

De la même façon que pour la classification dure, l'optimisation se fait de manière itérative.

Les degrés d'appartenance ou les prototypes sont d'abord initialisés, puis à chaque itération du processus, les appartenances et les prototypes sont mis à jour, et les vecteurs de données se

déplacent d'une classe à une autre en vue de minimiser la fonction objectif jusqu'à stabilisation [16].

Les degrés d'appartenance doivent satisfaire les conditions suivantes [16]:

- $0 \leq u_{ik} \leq 1 \forall i \in [1, c], \forall k \in [1, n]$
- $\sum_{i=1}^c u_{ik} \forall k \in [1, n]$  Relation de fermeture
- $0 < \sum_{k=1}^n u_{ik} < n \forall i \in [1, c]$  Aucune classe vide

Le degré d'appartenance  $U_{ik}$  et le centroïde  $V_i$  s'expriment comme suite [3]:

$$u_{ik} = \frac{(d(x_k, v_i))^{\frac{2}{m-1}}}{\sum_{j=1}^c (d(x_k, v_j))^{\frac{2}{m-1}}}$$

$$V_i = \frac{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m x_k}{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m}$$

Dans ce qui suit, nous présentons l'algorithme résumé de la méthode FCM [16]:

- 1) Fixer les paramètres ;
  - $c$  : nombre de classes ;
  - $\varepsilon$  : seuil représentant l'erreur de convergence (par exemple : = 0.001) ;
  - $m$  : degré de flou, généralement pris égal à 2.
- 2) Initialiser la matrice degrés d'appartenances  $U$  par des valeurs aléatoires dans l'intervalle  $[0, 1]$ .
- 3) Mettre à jour la matrice prototype  $V$  par la relation (II.52)
- 4) Mettre à jour la matrice degrés d'appartenances par la relation (II.51)
  - Répéter les étapes 3 à 4 jusqu'à satisfaction du critère d'arrêt qui est [16] :

$$\|U^{\text{ancien}} - U^{\text{nouveau}}\| < \varepsilon$$

#### 2.1.6.4 Défuzzification :

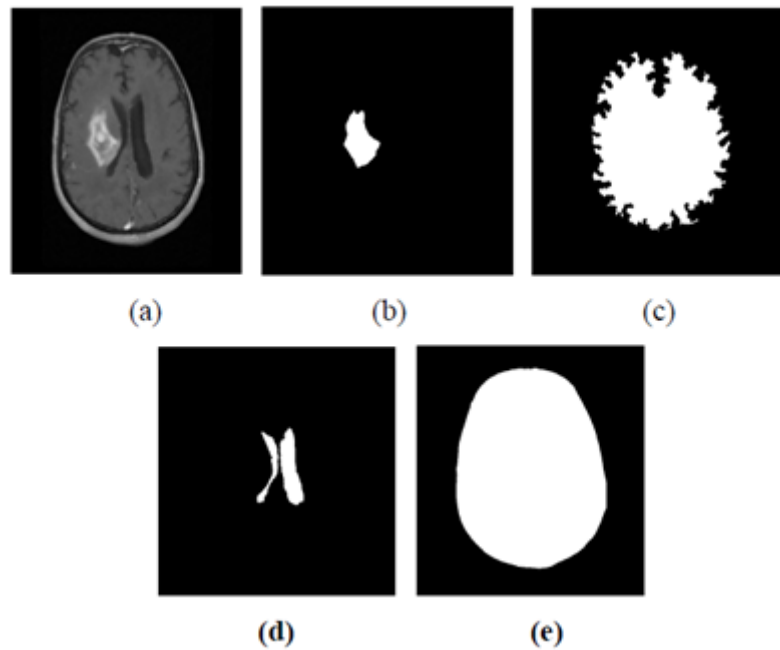
Enfin, une ultime étape est nécessaire lorsque le résultat souhaité est une classification non floue. On parle alors de « défuzzification ». Lorsque l'on ne souhaite pas mettre en évidence les pixels où les degrés d'appartenance sont approximativement les mêmes pour chaque classe, une façon naturelle de procéder est de considérer que la classe finale d'un pixel est celle pour laquelle le degré d'appartenance est maximal :

$$\forall k \in [1, n] x_k \in C_j \Leftrightarrow (u_{jk} < u_{ik} \forall i \neq j \in [1, c])$$

L'étape de la défuzzification se fait après la dernière itération de l'algorithme des c-moyennes floues [16].

#### 2.1.6.5 Application de la méthode FCM :

Pour l'algorithme de c-moyenne 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 n°2.10 :** 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.

#### **Interprétation des résultats :**

La méthode FCM a été largement utilisée pour la segmentation des images du cerveau. Cet algorithme utilisé pour segmenter les régions activées (tumeurs...) du cerveau, et aussi pour détecter les zones affectivement activées qui restaient silencieuses.

Dans cette application, on s'intéresse à l'extraction des différentes parties du cerveau (la tumeur, le contour du cerveau, liquide céphalo-rachidien et la partie gris et la partie blanche). D'après les résultats obtenus on remarque que cette méthode (FCM) permet de détecter ces 4 classes à l'intermédiaire d'un degré d'appartenance et aussi grâce à la fonction de distance suivi d'un processus itératif pour minimiser cette fonction.

Cette méthode donne des meilleurs résultats pour l'extraction des différentes parties du cerveau. Comme les autres méthodes non supervisées, l'inconvénient de cet algorithme c'est comment initialiser le nombre de classes.

#### **2.1.7 Comparaison entre k-means et FCM :**

D'après les résultats trouvés lors de tests avec k-means et fcm sur une série d'images, k-means étant une technique d'optimisation, il s'arrête lorsqu'il y a plus de pixels à classer.

Mais l'algorithme de FCM donne une représentation floue pour chaque pixel (degré d'appartenance à chaque classe).

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 cependant deux inconvénients : d'une part, ils nécessitent le choix préalable du nombre  $K$  de 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.

## **2.2 Conclusion :**

La segmentation d'image est une opération de traitement d'images qui a pour but de rassembler des pixels entre eux suivant des critères pré-définis.

Dans cette partie, nous avons donné un aperçu sur les différentes approches utilisées pour la classification : supervisées et non supervisées et pour la segmentation d'images : les approches basées contour, basées région et les approches basées classification.

## **Chapitre 3 : imagerie médicale**

### **3.1 Introduction**

L'observation du cerveau par autopsie était imprécise et incomplète, du fait notamment de l'observation post mortem d'un organe figé, laquelle ne pouvait rendre compte de l'origine des troubles cognitifs, comme l'aphasie ou l'Alzheimer. Le développement des techniques d'imagerie médicale couplé aux méthodes de la psychologie cognitive et expérimentale (par exemple, la psycholinguistique) a permis d'observer in vivo l'activité électrique et les flux sanguins dans le cerveau, dont les variations permettent de déterminer les zones cérébrales sollicitées par différents processus cognitifs.

Les outils de la neuroimagerie (IRM, tomographie à émission de positrons, électroencéphalographie, magnétoencéphalographie,...) ont ainsi largement participé aux progrès des sciences cognitives depuis les années 1990 (voire avant, dès les années 1950 pour l'électroencéphalographie), contribuant à ce qu'on a appelé la décennie du cerveau.

### **3.2 Historique**

#### **Rayon x :**

- 1895 : Découverte du principe des rayons-X par le physicien allemand Wilhelm Conrad Röntgen, prix Nobel en 1901
- 1972 : Scanner mis au point par les radiologues britanniques Allan Mc Cornack et Godfrey N. Hounsfield, prix Nobel en 1979

#### **Ultra sons :**

- 1915 : Propagation des ultrasons pour les SONAR (SOund NAvigation Ranging).
- 1955 : Première échographie de Inge Edler (1911-2001), cardiologue suédois.
- 1980 : Echographie Doppler.

#### **IRM :**

- 1945 : Découverte de la résonance des noyaux des atomes (résonance nucléaire) soumis à un champ magnétique par Edward Purcell et Felix Bloch, tous deux prix Nobel en 1952
- 1973 : Première image IRM sur un animal par le chimiste américain Paul Lauterbur
- 1980 : Présentation au RSNA.

#### **Nucléaire :**

- 1934: Découverte de la radioactivité naturelle par Henri Becquerel, Pierre et Marie Curie prix Nobel en 1903, puis de la radioactivité artificielle par Irène et Frédéric Joliot-Curie prix Nobel en 1935.
- 1990: Développement de la médecine nucléaire, avec la scintigraphie et la tomographie par émission de positons (TEP).

### **3.3 Comprendre le cerveau par l'image**

L'étude structurelle et fonctionnelle du cerveau a connu un développement fulgurant ces dernières années grâce aux méthodes d'imagerie, dont notamment l'imagerie par résonance magnétique (IRM). Une véritable cartographie anatomique et fonctionnelle du cerveau a ainsi pu être dressée en visualisant ses zones actives lorsqu'elles sont sollicitées au cours de l'exécution d'une tâche donnée.

Pour voir le cerveau penser et mieux comprendre les dysfonctionnements cérébraux, une des méthodes consiste à suivre en direct les modulations du débit sanguin liées à l'activité cérébrale. Il est également possible de mesurer, à l'échelle microscopique, les mouvements des molécules d'eau du cerveau et établir ainsi l'architecture fine du tissu neuronal et de ses variations. D'autres molécules d'intérêt biologique impliquées dans le métabolisme renseignent également sur les pathologies cérébrales. Le développement d'IRM à champ magnétique intense permettra d'observer le cerveau et ses pathologies avec une précision encore plus fine, à une échelle plus représentative des phénomènes qui l'animent.

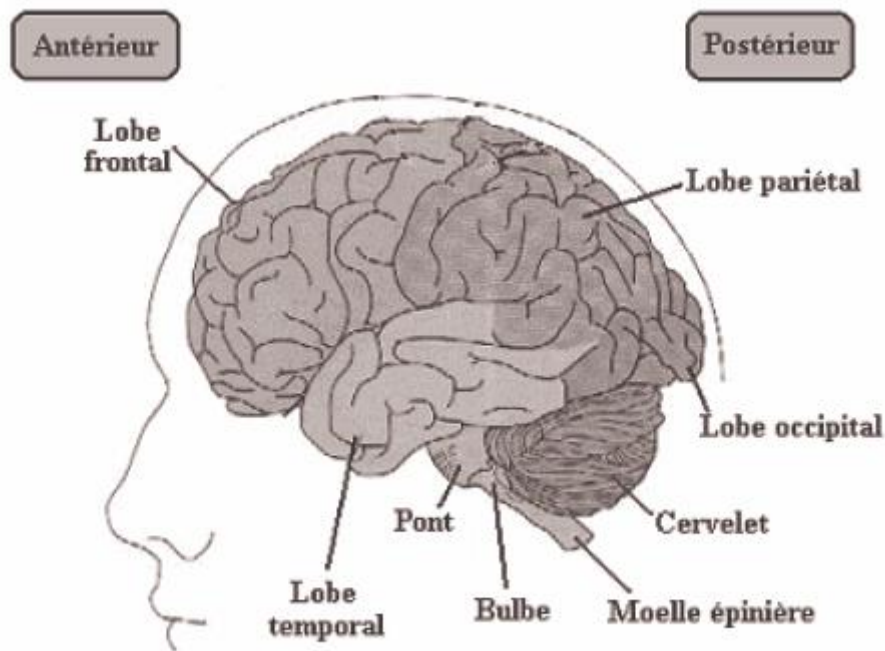
### **3.4 Définition**

L'imagerie médicale est un ensemble de techniques consistant à mettre en image différentes régions ou différents organes de l'organisme. Il existe plusieurs types d'imageries médicales qui sont plus ou moins adaptées en fonction des zones à étudier. On distingue notamment la radiologie, l'échographie, le scanner, l'IRM (imagerie par résonance magnétique), la tomographie, et l'électrophysiologie.

L'imagerie médicale est certainement l'un des domaines de la médecine qui a le plus progressé ces vingt dernières années. Ces récentes découvertes permettent non seulement un meilleur diagnostic mais offrent aussi de nouveaux espoirs de traitement pour de nombreuses maladies.

### **3.5 Anatomie cérébrale :**

Le cerveau est une masse ovoïde elle représente la partie la plus volumineuse du système nerveux, il est composé en premier du télencéphale qui a sont tour est subdivisé en deux parties hémisphérique droit et gauche, et en deuxième composé du diencéphale qui réunit les deux hémisphères cérébraux par le corps calleux et par le trigone cérébral [19].



**Figure n°3.1 :** Le système nerveux central.

Quelques principaux tissus ou structures qui constituent le cerveau :

### **1 Le liquide céphalo rachidien (LCR) :**

Liquide qui remplit les ventricules et qui beigne le cerveau et joue un rôle essentiel dans les échanges entre le sang et les tissus nerveux [19].

### **2 La matière grise :**

Qui se trouve également dans la moelle épinière, le tronc cérébral, le cervelet, elle est composée du cortex et de noyaux gris centraux [19].

**2.1 Le cortex :** qui est constitué de 70% de l'ensemble des neurones du cerveau il est le centre de la conscience, des plis sont créés et sont appelé sillons [19].

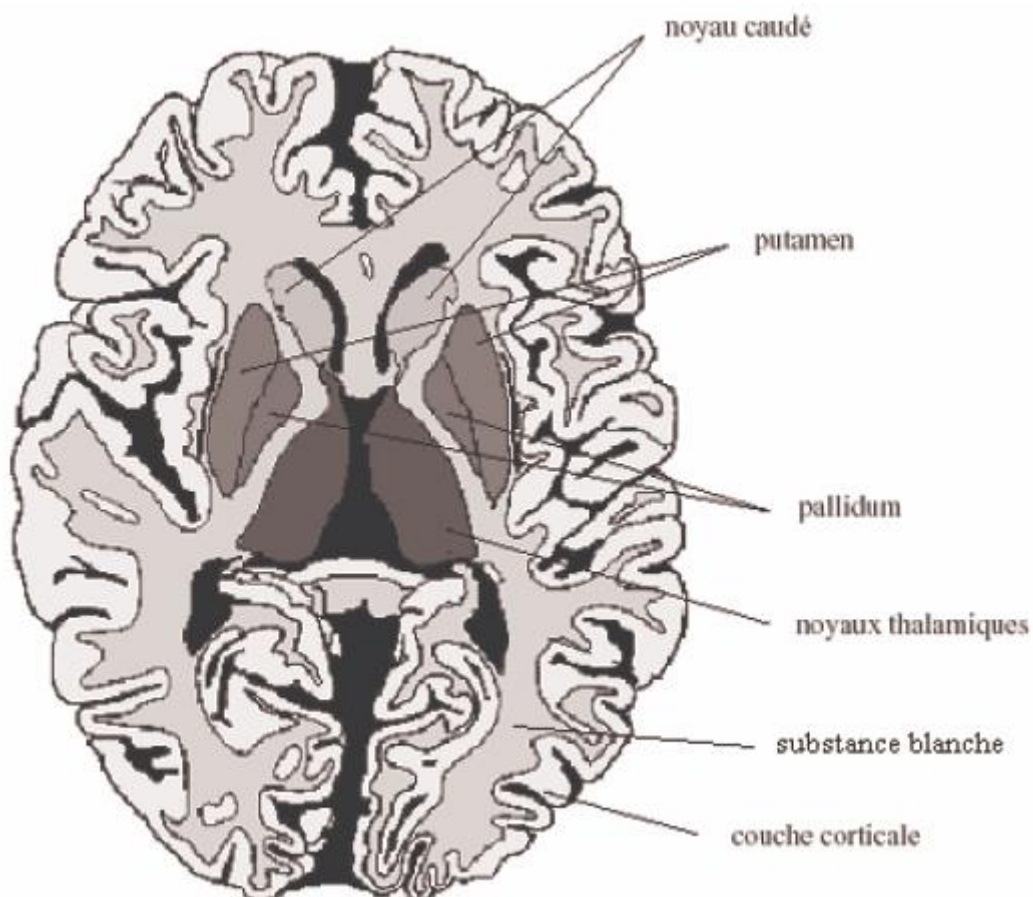


## 2.2 Les noyaux centraux :

Les noyaux centraux quant à eux représentent une plus faible densité en neurone que le cortex on distingue ainsi les noyaux du télencéphale dit noyaux caudés et lenticulaires et les noyaux du diencephale dit thalamus qui est le plus volumineux des noyaux centraux et l'hypothalamus [19].

## 3 la matière blanche :

Constitué principalement de fibre à myéline celle-ci se situe dans la partie interne du cerveau, la fibre de myéline recouvre les axons des neurones pour en accélérer la conduction, ils s'assemblent en faisceaux pour établir des connexions avec d'autres groupes de neurones [19].



**Figure n°3.2 :** Structures cérébrales.

### **3.6 La neuroimagerie :**

Depuis une quinzaine d'années, les progrès en neuroimagerie (technique issue de l'imagerie médicale) ont permis d'extraordinaires avancées dans le domaine des neurosciences. Grâce à elle, il est possible d'obtenir des images anatomiques et fonctionnelles du cerveau en activité. Par exemple, les techniques d'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM) ou encore de Tomographie par Emission de Positrons (PET) permettent de visualiser l'anatomie et le fonctionnement normal du cerveau et ont le potentiel d'améliorer le diagnostic et le traitement des maladies neurologiques ou psychiatriques.

La neuroimagerie représente l'ensemble des techniques non invasives qui permettent de reconstruire, grâce à des outils mathématiques et informatiques puissants, des images anatomiques et fonctionnelles du cerveau à partir des signaux détectés par des équipements spécialisés. Elle permet ainsi de mieux connaître le fonctionnement normal ou pathologique du cerveau et possède de nombreuses applications en neurosciences [20].

#### **3.6.1 Méthode anatomique**

##### **3.6.1.1 tomodensitométries (scanner)**

Le scanner utilise un rayonnement irradiant, les rayons X. Il permet une réalisation de différentes images du corps en mesurant l'absorption d'un faisceau de rayons X balayant le patient dans différentes directions. Les images obtenues sont ensuite analysées par un ordinateur qui redéfinit des coupes de différentes parties du corps.

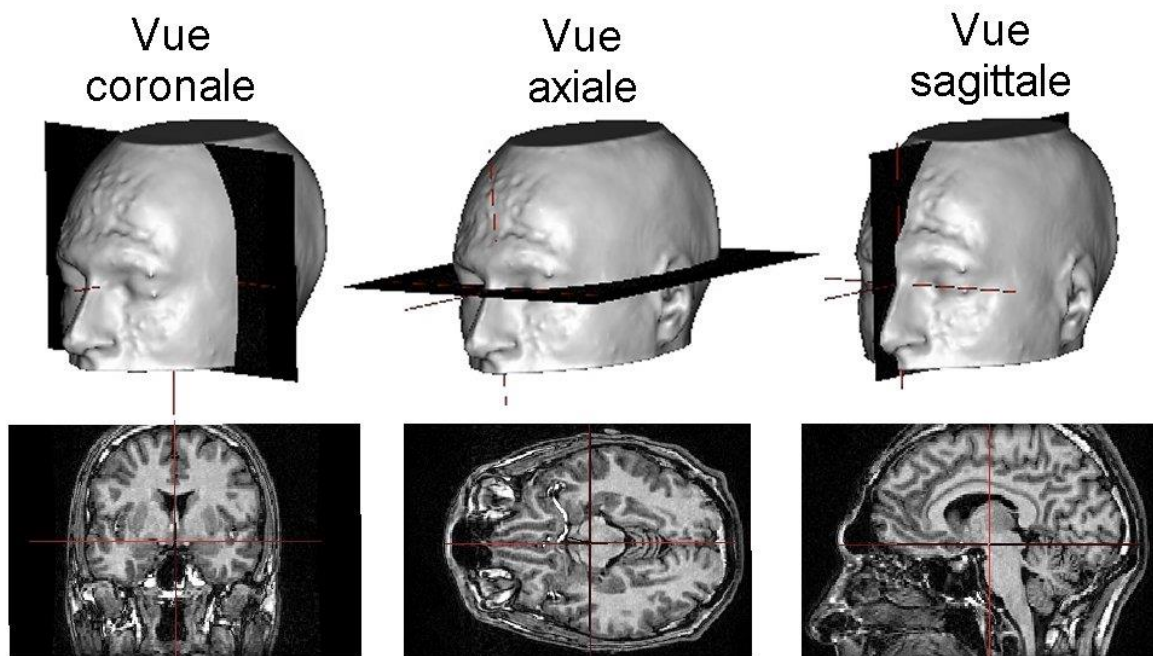
Le scanner multiplie les clichés dans de nombreux plans comme s'il coupait virtuellement le corps humain en fines tranches, permettant ainsi une reconstitution d'images extrêmement très précises qui peuvent être ainsi visualisées : le thorax, le cerveau, l'abdomen, les os... Il permet ainsi une vision très précise de tous les organes et détecte les tumeurs. L'appareil permet de définir le volume, la consistance, leurs étendue aux organes proches ainsi que leurs contours. Le scanner est un examen d'imagerie médicale qui délivre des images (2D ou 3D) très précises des structures anatomiques de l'organisme.

Bien que la possibilité théorique de créer de tels appareils ait été connue depuis le début du XX<sup>e</sup> siècle, ce n'est qu'au début des années 1970 qu'apparaissent les premiers imageurs couplés à ou (assistés) par des ordinateurs suffisamment puissants pour être capables de réaliser rapidement les calculs nécessaires à la reconstruction des images.

### 3.6.1.2 IRM classique

L'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM) permet de visualiser les zones anatomiques du cerveau : elle fournit des coupes virtuelles montrant les détails anatomiques avec une précision millimétrique. L'IRM permet donc de repérer les modifications anatomiques du cerveau. En neurosciences, l'IRM est utilisée pour cartographier les différentes zones du cerveau de sujets en bonne santé et de personnes atteintes d'affections neurologiques. En pratique médicale, elle est utilisée pour distinguer les tissus pathologiques des tissus sains (par exemple les tumeurs du cerveau) [20].

L'imagerie par résonance magnétique (IRM) est une technique d'imagerie médicale qui utilise un champ magnétique et des ondes radio, Elle est réservée pour des pathologies bien précises et étudie avec une grande précision de nombreux organes tels que le cerveau, la colonne vertébrale, les articulations et les tissus mous. Cette imagerie (2D ou 3D) est utile, car certaines lésions ne se voient pas sur les radiographies, les échographies ou les scanners. L'IRM recherche surtout les lésions infectieuses ou inflammatoires, des anomalies des vaisseaux ou des tumeurs au niveau du cerveau ou des hernies discales pour la colonne vertébrale ou des lésions ligamentaires ou méniscales au niveau des articulations.



**Figure n°3.3 :** Les trois axes de coupe pour la visualisation du cerveau par IRM  
A gauche : coupe axiale, au milieu : coupe sagittale, à droite : coupe frontale (coronale).

### **3.6.1.3 IRM ou scanner ?**

En IRM, les images du cerveau et de la moelle épinière sont nouvelles et saisissantes. L'IRM est efficace dans tous les tissus dits « mous ». On peut observer les tissus « mous » avec des contrastes plus élevés qu'avec le scanner. En revanche, l'IRM ne permet pas l'étude des tissus « durs » (os, dents...) trop pauvres en hydrogène.

On ne remplace pas un examen par un autre. Les différentes techniques de diagnostic sont complémentaires.

## **3.6.2 Méthodes fonctionnelles**

### **3.6.2.1 Médecine nucléaire**

#### **3.6.2.1.1 Définition**

La médecine nucléaire est une spécialité qui permet le diagnostic, le pronostic et le suivi thérapeutique de nombreuses pathologies telles que le cancer.

Elle permet d'étudier le fonctionnement des organes. Les deux types d'examens (la scintigraphie et la TEP) de la médecine nucléaire consistent en l'administration dans l'organisme de très faibles doses dites (traceuse), d'un médicament radio pharmaceutique (composé d'un produit physiologique et d'un isotope radioactif) des appareils d'imagerie appelés (caméra) détectent les rayonnements émis par l'isotope radioactif, ce qui permet la réalisation de clichés qui seront ensuite analysés.

La médecine nucléaire peut aussi permettre de traiter des pathologies grâce aux médicaments radio pharmaceutique qui détruit les cellules (malades).

La tomographie analyse les variations locales du débit sanguin dans un tissu en suivant la diffusion d'une substance radio-active injectée par intraveineuse. Deux techniques sont principalement utilisées : la tomographie par émission de simples photons (TEMP) et la tomographie par émission de positons (TEP). Cette dernière est l'une des méthodes d'imageries les plus employées au cours des vingt dernières années.

#### **3.6.2.1.2 Tomographie par émission de mono photonique (TEMP)**

Le Scanner et IRM classiques ne fournissent qu'une image momentanée du cerveau, et ne donnent aucun renseignement sur le fonctionnement du cerveau. D'autres examens, dont l'usage se répand, visent à fournir une image "fonctionnelle" du cerveau.

Le plus répandu utilise des marqueurs radioactifs qui se fixent dans le cerveau en fonction de son état fonctionnel au moment où l'on fait l'injection, et l'image qui est obtenue est donc une

"photographie" du fonctionnement cérébral à un moment donné. Il s'agit d'une scintigraphie cérébrale, appelée tomographie d'émission mono photonique, plus connue sous le nom de SPECT (en anglais : single photon emission computed tomography). Le produit le plus souvent injecté est l'HmPAO, qui se fixe en fonction du flux sanguin : sa fixation est diminuée dans les régions peu fonctionnelles, elle est en revanche très augmentée dans les zones cérébrales qui sont le siège d'une activité très intense, comme c'est le cas des régions où se déroule une crise épileptique.

On peut donc réaliser un SPECT :

- **En période intercritique :** et l'on constatera alors fréquemment un déficit de fixation dans la région malade du cerveau, la constatation d'une diminution localisée du débit fait penser que le foyer épileptique se situe à ce niveau. Les corrélations entre les zones d'hypoactivité et le siège réel du foyer épileptique sont cependant relativement peu précises, et très discutées.
- **Lors d'une crise épileptique :** on constatera alors au niveau de la ou des régions cérébrales qui sont intéressées par la crise une hyperactivité intense. Ce type de renseignement est beaucoup plus précieux. Il faut savoir cependant que l'organisation d'un SPECT critique est très difficile : elle impose que le patient soit surveillé continuellement par un médecin et par l'EEG, car il faut déterminer précisément le moment où la crise se produit, et que le produit radioactif injecté soit disponible à proximité immédiate [21].

### 3.6.2.1.3 Tomographies par émission de positon (TEP)

La tomographie par émission de positrons (TEP) est un examen d'imagerie en médecine nucléaire qui emploie une forme de sucre radioactif pour créer des images des fonctions du corps et du métabolisme. On peut avoir recours à l'imagerie par TEP pour évaluer la fonction biologique des cellules et des organes, qu'elle soit normale ou anormale.

Lors de la TEP, on utilise un produit radiopharmaceutique fait d'un radio-isotope fixé à un composé naturel du corps, habituellement le glucose. Ce produit se concentre dans certaines régions du corps et est détecté par l'appareil de TEP.

L'appareil de TEP est constitué de détecteurs qui forment un rond. Ces détecteurs enregistrent le modèle de distribution de la radioactivité émise par le produit radiopharmaceutique dans le corps. Un ordinateur analyse les modèles de distribution et produit des images à 3 dimensions et en couleur de la région examinée. Différentes couleurs

ou divers degrés de brillance sur un cliché représentent les différents niveaux de fonction d'un tissu ou d'un organe.

Les appareils de TEP sont coûteux tant à l'achat qu'au fonctionnement, c'est pourquoi ils ne sont pas disponibles et utilisables facilement. La TEP n'est offerte que dans un nombre très limité de centres au Canada.

La tomographie à émission de positons (TEP, ou PET en anglais (positon emission tomography)) est un examen beaucoup plus difficile à pratiquer, car peu accessible et très coûteux. Le prix de revient d'un seul examen est de l'ordre de 3 050 à 3 800 Euros ! Il nécessite la disponibilité à proximité d'un accélérateur de particules, permettant de préparer et de rendre immédiatement disponibles les produits radioactifs nécessaires. Cet examen utilise une grande variété de marqueurs, qui permettent d'étudier différentes fonctions cérébrales, différents métabolismes. Le produit est en général injecté par voie artérielle, dans la circulation cérébrale [26].

#### **3.6.2.1.4 Comparaison TEP et TEMP**

##### **TEP**

- De nombreux marqueurs => de nombreuses fonctions.
- Demi-vie réduite => présence d'un cyclotron (accélérateur de particules).
- Très invasif => nombre très limité d'examen par patient.

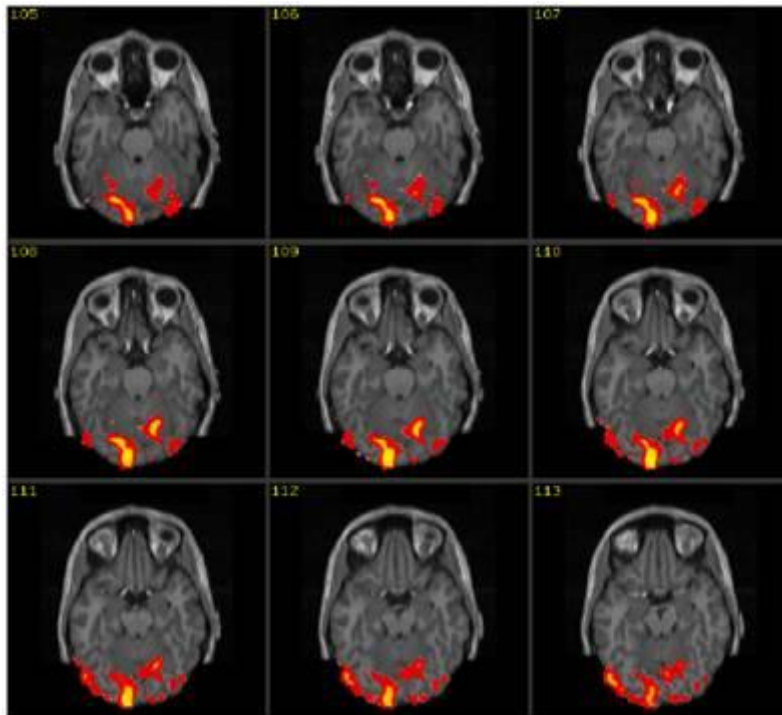
##### **TEMP (SPECT)**

- Demi-vie des isotopes (marqueurs) plus longues.
- Résolution spatiale plus faible (7 mm) [27].

#### **3.6.2.2 IRM fonctionnelle**

Elle permet de visualiser l'activité fonctionnelle des zones du cerveau lors d'une pensée, d'une action ou d'une expérience, d'en observer les changements au cours du temps, de mettre en évidence les différences d'activité entre des individus sains et des individus atteints de pathologies. Facile à mettre en œuvre, peu onéreuse, reproductible, l'IRMf a permis l'explosion des neurosciences ces 15 dernières années. L'IRMf est la technique de choix pour l'étude des processus cognitifs humains sur des groupes de sujets sains ou malades. Elle peut être utilisée conjointement avec les études comportementales, l'EEG et la MEG. En neurologie et en psychiatrie, l'IRMf est utilisée aujourd'hui pour comprendre les

pathologies du cerveau. L'espoir est que cette technologie puisse permettre, à terme, de les diagnostiquer et d'en effectuer le suivi [20].



**Figure n°3.4 : IRM fonctionnelle cérébrale.**  
Les régions en rouge et jaune correspondent aux zones corticales activées lors de la stimulation.

### 3.6.2.3 Electrophysiologie

#### 3.6.2.3.1 Définition

L'électrophysiologie est l'étude des phénomènes électrochimiques et électrochimiques qui se produisent dans les cellules ou les tissus des organismes vivants et en particulier dans les neurones et les fibres musculaires.

Contrairement aux autres méthodes d'imagerie fonctionnelle et anatomique du cerveau, la MagnétoEncéphaloGraphie (MEG) et l'ElectroEncéphaloGraphie (EEG) enregistrent directement l'activité électrique du cerveau. Grâce à leur excellente résolution temporelle, de l'ordre de la milliseconde, elles permettent de suivre en temps réel la chronologie des opérations mentales, et d'étudier la dynamique des phénomènes cérébraux, par exemple dans des cas pathologiques comme l'épilepsie. D'autre part, ces modalités sont entièrement non invasives : elles détectent des phénomènes issus du cerveau, sans excitation par un

rayonnement externe, comme c'est le cas dans les autres méthodes d'imagerie. En effet, le sujet est placé dans un champ magnétique intense en IRM (Imagerie par Résonance Magnétique) ou un produit radioactif est injecté en Tomographie par Emission de Positrons (TEP). L'EEG, qui est la plus ancienne des techniques, mesure les différences de potentiel entre des électrodes posées sur le scalp et la MEG, d'apparition plus récente, capte les champs magnétiques engendrés par les déplacements d'ions induits par l'activité des neurones.

L'EEG, née en 1929, n'utilisait jusqu'à présent que peu de capteurs et s'intéressait surtout à l'information temporelle contenue dans les signaux recueillis sur les électrodes. La MEG n'est apparue que vers les années 1970, car les champs magnétiques cérébraux sont très faibles et n'ont pu être enregistrés qu'après le développement de capteurs très sensibles à base de supraconducteurs basse température. Alors que l'EEG a été découverte et essentiellement utilisée par des neurophysiologistes, la MEG a été développée par des physiciens, qui ont privilégié son utilisation pour l'imagerie, en essayant de localiser l'origine des activités électriques donnant naissance aux signaux. Cette volonté a conduit au développement de systèmes possédant des nombres croissants de capteurs, aussi bien en MEG qu'en EEG, afin de pouvoir disposer de davantage d'informations spatiales sur les potentiels et les champs magnétiques [23].

#### **3.6.2.3.2 Electroencephalographie (EEG)**

Permet de visualiser l'activité électrique du cerveau, en neurologie la principale application de EEG est l'épilepsie, mais elle traite aussi les troubles du sommeil, les déficits sensoriels ... elle est aussi utilisée en neurosciences cognitives pour étudier les corrélations neuronales de l'activité mentale, depuis les processus moteurs jusqu'au processus complexes de la cognition (attention, mémoire, lecture) [20].

#### **3.6.2.3.3 Electromagnétographie (MEG)**

Permet de visualiser l'activité magnétique du cerveau elle vise les domaines d'application en neurosciences cognitives, la neurologie et la psychiatrie [20].

L'apparition de la MEG est plus tardive que l'EEG, car c'est seulement en 1972, que David Cohen (physicien spécialiste des techniques de blindage au MIT) procède à des enregistrements de champs magnétiques cérébraux, donnant ainsi naissance à la Magnétoencéphalographie. Ce délai d'apparition est dû aux très faibles valeurs des champs



magnétiques cérébraux, puisque ceux ci sont de l'ordre de la centaine de femtoteslas (10-13 T), c'est à dire dix milliard de fois plus faible que le champ magnétique terrestre. La MEG s'est développée grâce à l'apparition de capteurs de champ magnétique très sensibles à base de supraconducteurs basse température. Ces capteurs utilisent des bobines réceptrices de flux couplées à des anneaux supraconducteurs appelés SQUIDS (Superconducting Quantum Interference Device), qui transforment le flux magnétique en tension électrique et qui ont été inventés par Jacques Zimmerman en 1970 pour un descriptif détaillé du fonctionnement de ces détecteurs, ainsi qu'une excellente revue sur les principes et les applications de la MEG). L'ensemble des capteurs est plongé dans de l'hélium liquide, pour assurer le refroidissement des composants supraconducteurs, et est confiné à l'intérieur d'un cryostat.

Les champs magnétiques du cerveau étant très faibles, ils doivent être isolés des champs magnétiques externes. Ce « blindage » peut se faire de différentes façons. Au niveau du capteur, la bobine réceptrice de flux est souvent un gradiomètre formé de deux ou plusieurs bobines couplées en opposition de phase qui permet de mesurer le gradient du premier ou du second ordre du champ magnétique dans la direction radiale par rapport à la surface de la tête ou alors dans des directions tangentiels. L'opération de gradient élimine les champs magnétiques qui varient lentement dans l'espace, ce qui est le cas en général des champs externes parasites, alors qu'il perturbe peu les champs magnétiques cérébraux qui décroissent vite en fonction de la distance de la source. Des systèmes de correction supplémentaires sont apportés en mesurant le champ externe sur des capteurs éloignés de la tête et l'annulation de ces champs au niveau des capteurs MEG est réalisée grâce à un filtrage spécifique. Mais la protection la plus efficace est de placer le système de mesure dans une chambre blindée formée de parois en  $\mu$  métal qui atténue d'un facteur  $10^3$  à  $10^4$  les champs magnétiques extérieurs [25].

#### **3.6.2.3.4 Comparaison EEG et MEG**

L'EEG et la MEG sont des techniques non invasives qui mesurent l'activité électrique et magnétique générée par le cerveau avec une résolution temporelle inégalée. Elles donnent donc des informations directes sur l'activité neuronale en cours. Les principaux atouts de la MEG par rapport à l'EEG sont un nombre plus élevé de senseurs ainsi que l'absence de sensibilité aux variations de conductivité et à l'anisotropie, ce qui simplifie la résolution du problème inverse et explique la meilleure résolution spatiale de la MEG. De plus, la MEG est plus aisée à utiliser que l'EEG puisqu'elle ne nécessite pas de coller des électrodes. Les

principaux désavantages de la MEG, par rapport à l'EEG, sont sa faible accessibilité principalement liée à son coût très élevé (achat du système, consommation importante d'hélium liquide) et le fait qu'elle est principalement sensible à l'activité neuronale du cortex localisée des sillons et non aux sources orientées radialement. De plus, elle a une plus grande sensibilité aux mouvements de la tête que l'EEG puisque les senseurs ne sont pas attachés sur la tête du sujet. Sur base de ces considérations théoriques, la plupart des auteurs s'accordent sur le fait que la MEG et l'EEG sont des techniques d'IFC complémentaires et non concurrentes. Enfin, à la différence des autres techniques comme l'IRMf ou la TEP, la MEG et l'EEG mettent difficilement en évidence les sources d'activité situées dans la profondeur du cerveau [23].

### **3.7 Conclusion**

Dans ce chapitre nous avons défini l'essentiel sur l'imagerie cérébrale et vu les différentes techniques d'imagerie médicale pour explorer le corps humain, toutes ont leurs spécificités et elles sont indispensables à l'établissement d'un diagnostic sûr. Ces dernières peuvent être classées en deux grandes catégories : anatomique et fonctionnelle.

Dans ce qui suit nous allons faire une étude brève sur la maladie d'Alzheimer.

## Chapitre 4 : La maladie d'Alzheimer

### 4.1 Introduction

Lorsqu'une personne vieillit, il faut s'attendre à un déclin de ses facultés intellectuelles et de sa mémoire, mais lorsque ce déclin est beaucoup plus rapide que la normale, les conséquences peuvent être désastreuses pour cette personne et ses proches. Un déclin aussi rapide est connu sous le nom de démence, déclin général et irréversible des facultés mentales lié à une altération des cellules cérébrales appelé par la *maladie d'Alzheimer*.

On connaît la maladie d'Alzheimer depuis plus de 100 ans. C'est une maladie qui fait peur. En effet, les personnes qui en souffrent ont de plus en plus de problèmes dans leur vie quotidienne. Avec le temps, elles finissent par ne plus pouvoir rien faire par elles-mêmes. Elles meurent souvent sans même reconnaître leurs proches. La maladie d'Alzheimer est un drame qui touche les personnes atteintes ainsi que leur famille.

En quoi consiste telle exactement cette maladie ? Quels en sont les causes et les symptômes ? Existe-t-il des médicaments pour la ralentir ou la guérir ? Qu'apporte l'imagerie à l'étude de la maladie ? C'est ce que nous allons voir dans ce troisième chapitre.

#### 4.1.1 Historique

La maladie d'Alzheimer a été découverte en 1901 chez un sujet féminin âgée de 51 ans August Deter par *Alois Alzheimer*, un psychiatre allemand qui suivait les altérations anatomiques observés sur son cerveau. Durant les cinq années suivantes, onze cas similaires furent rapportés dans la littérature médicale.

Les caractéristiques de la maladie furent isolées pour la première fois par le psychiatre *Emil Kraepelin* après le retrait des premiers symptômes observé chez August Deter, il inclut donc cette toute nouvelle maladie d'Alzheimer qu'il appela démence présénile et qui fut publié dans son manuel de psychiatrie en 1910.

Au départ, la maladie fut réservée aux individus âgés de 45 à 65 ans qui développaient des démences, ce n'est qu'en 1977 lors d'une conférence où il fut conclu que les manifestations cliniques et pathologiques des démences séniles et préséniles étaient identiques, bien que les auteurs n'exclurent pas qu'elles aient des origines différentes. Cela aboutit alors à un diagnostic de maladie d'Alzheimer indépendamment de l'âge.

En 2009, la maladie d'Alzheimer correspond à plus de la moitié des cas de démence des personnes âgées dans les pays riches [28].



**Figure n°4.1 :** Alois Alzheimer.

#### **4.1.2 Définition**

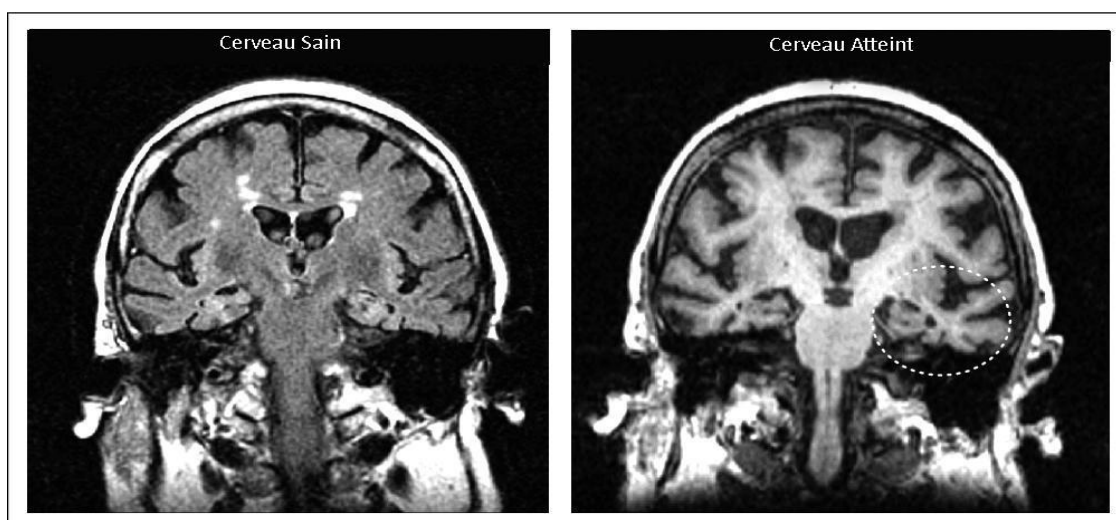
La maladie d'Alzheimer est une lente dégénérescence des neurones, qui débute au niveau de l'hippocampe<sup>1</sup> puis s'étend au reste du cerveau. Elle se caractérise par des troubles de la mémoire à court terme (dans ses débuts), des fonctions d'exécution et de l'orientation dans le temps et dans l'espace. Le malade perd progressivement ses facultés cognitives et son autonomie [30].

La maladie d'Alzheimer est la cause la plus fréquente de démences après 65 ans. Elle atteint environ

450 000 des personnes de plus de 65 ans et sa fréquence augmente avec l'âge, elle touche beaucoup plus les femmes car elles ont une plus grande espérance de vie [29].

---

<sup>1</sup> L'hippocampe est une structure cérébrale qui constitue le siège de la mémoire à court terme.



**Figure n°4.2 :** IRM cérébrale d'un cerveau normal et atteint de la maladie d'Alzheimer.

## 4.2 Lésions cérébrales

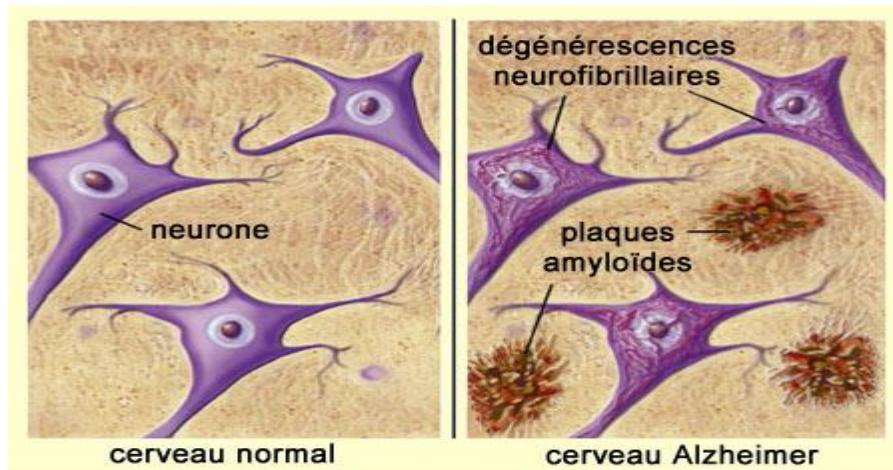
Le cerveau contient des milliards de cellules qu'on appelle neurones, ils communiquent entre eux par du courant électrique. Ces cellules majoritaires qui constituent le cerveau humain sont responsables et nécessaires au traitement de l'information qui arrive par tout les sens (la vue, l'odorat, le toucher, l'ouïe, et le gout) et permettent également au cerveau de commander le corps.

Il arrive que des neurones soient détruits ou endommagés, on parle alors de dégradation des cellules nerveuses. À ce moment, il y a donc des informations qui se perdent. Alors, le corps n'arrive pas à faire ce que le cerveau lui commande.

Contrairement aux autres cellules du corps humain, les neurones ne se guérissent pas. Ce qui fait qu'à ce jour les dommages au cerveau liés aux neurones sont très graves [29].

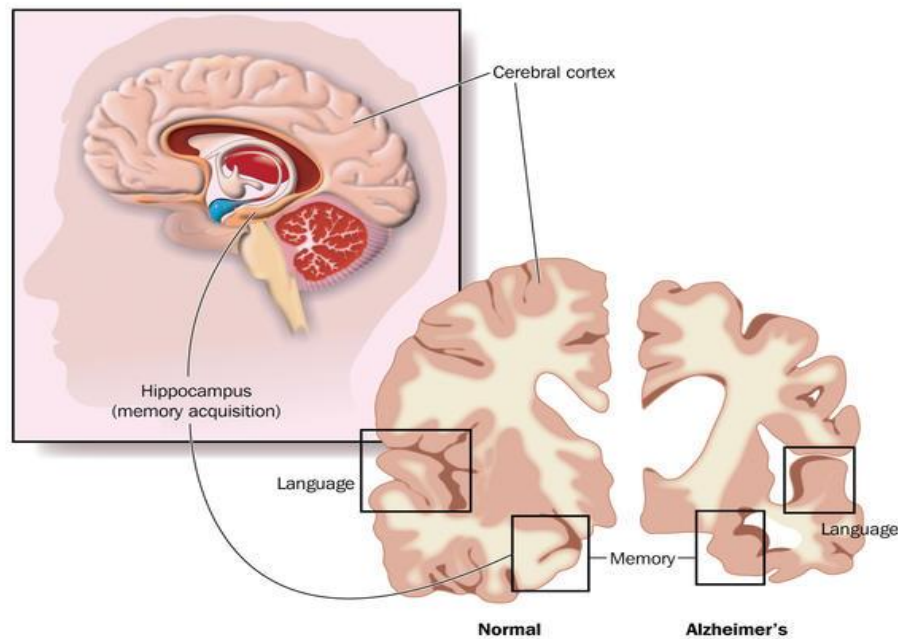
### 4.2.1 Les plaques amyloïdes et dégénérescences neurofibrillaires

L'étude du cerveau des patients atteints de maladie d'Alzheimer montre l'existence de deux types de lésions qui signent avec certitude le diagnostic de maladie d'Alzheimer: *les plaques amyloïdes* (entre les neurones) et *les dégénérescences neurofibrillaires* (à l'intérieur des neurones) – Voir la figure 3. Ci-dessous. Ces deux types de lésions sont chacune associée à un composé protéique, lui-même associé à la survenue et à la progression de la maladie : le *peptide bêta amyloïde* pour les plaques amyloïdes, et la *protéine tau phosphorylée* pour les dégénérescences neurofibrillaires.



**Figure n°4.3 :** Neurones sain et défectueux.

La protéine bêta amyloïde, naturellement présente dans le cerveau, s'accumule au fur et à mesure des années sous l'influence de différents facteurs génétiques et environnementaux, jusqu'à former des plaques amyloïdes (aussi appelées "plaques séniles"). Selon l'**hypothèse de la "cascade amyloïde"**, il semblerait que l'accumulation de ce peptide amyloïde induise une toxicité pour les cellules nerveuses, se traduisant par l'augmentation de la phosphorylation d'une protéine de structure des neurones, la protéine tau. Ce phénomène affecterait l'hippocampe. La phosphorylation de la protéine tau entraîne une désorganisation de la structure des neurones et une dégénérescence dite "neurofibrillaire" qui entrainera elle-même, à terme, la mort de la cellule nerveuse. La façon dont ces processus pathologiques s'enchainent reste encore à découvrir. Les chercheurs suspectent des phénomènes d'agrégation anormale de ces protéines, qui pourraient ainsi se diffuser de cellule en cellule et s'étendre à l'ensemble du cerveau, depuis la région de l'hippocampe jusqu'à l'ensemble du cortex cérébral [30].



**Figure n°4.4 :** Dégradation des deux zones : mémoire et langage.

Ce processus, très lent, prend plusieurs dizaines d'années à s'établir avant que des symptômes de la maladie n'apparaissent.

## 4.3 La maladie d'Alzheimer

### 4.3.1 Cause et facteurs de risque

On ne sait pas vraiment d'où vient la maladie d'Alzheimer. Toutefois, on connaît un certain nombre de causes et facteurs qui peuvent en favoriser l'apparition.

Les causes de la maladie d'Alzheimer ne sont pas connues. Dans l'immense majorité des cas, la maladie apparaît en raison d'une combinaison de facteurs de risque. Le vieillissement est le principal facteur. Les facteurs de risque des maladies cardiovasculaires (l'hypertension, l'hypercholestérolémie, l'obésité, le diabète, etc.) semblent également contribuer à son développement. Il est aussi possible que des infections où l'exposition à des produits toxiques jouent un rôle dans certains cas mais aucune preuve formelle n'a été obtenue. Les facteurs génétiques jouent également un rôle important dans l'apparition de la maladie. Ainsi, certains gènes peuvent augmenter le risque d'être atteint, bien qu'ils ne soient pas directement la cause de la maladie. En effet, les chercheurs ont découvert qu'environ 60 % des personnes atteintes de la maladie d'Alzheimer sont porteuses du gène *Apolipoprotéine E4* ou *ApoE4*. Un autre gène, le *SORL1*, semble également être souvent impliqué. Cependant, plusieurs individus sont

porteurs de ces gènes et n'auront jamais la maladie et, inversement, certaines personnes sans ces gènes peuvent développer la maladie.

Il existe aussi des formes héréditaires de la maladie mais qui comptent pour moins de 5 % des cas. Les enfants ayant un parent atteint de la maladie d'Alzheimer dans sa forme héréditaire ont 1 risque sur 2 d'avoir eux-mêmes la maladie. Les symptômes de la forme familiale apparaissent de façon précoce, parfois avant 40 ans. Toutefois, même si plusieurs membres d'une même famille sont touchés par cette maladie, cela ne signifie pas forcément qu'il s'agit de la forme héréditaire.

Les chercheurs ont remarqué que la maladie d'Alzheimer touche moins les gens qui ont beaucoup d'instruction. Peut-être parce qu'ils doivent utiliser davantage leur cerveau que leurs bras pour travailler [31]. En fait, la réponse à cette question reste suspendue jusqu'à maintenant.

#### 4.3.2 Évolution de la maladie

La maladie d'Alzheimer évolue sur plusieurs années et sa progression varie beaucoup d'une personne à l'autre. On sait aujourd'hui que les premières lésions apparaissent dans le cerveau au moins 10 ans à 15 ans avant les premiers symptômes. Ceux-ci apparaissent généralement après l'âge de 60 ans. En moyenne, une fois que la maladie est déclarée, l'espérance de vie est de 8 ans à 12 ans. Plus la maladie survient à un âge avancé, plus elle tend à s'aggraver rapidement.

Trois stades de la maladie ont été identifiés :

- **Stade léger :** des pertes de mémoire, changement d'humeur et une légère désorientation dans l'espace peuvent être observés. À ce stade, il n'est pas certain qu'il s'agisse de la maladie d'Alzheimer.
- **Stade modéré :** les troubles de la mémoire s'amplifient, la désorientation dans l'espace et le temps deviennent de plus en plus évidentes. À ce stade, la maladie est diagnostiquée.
- **Stade avancé (ou terminale) :** le malade perd son autonomie et possibilité de vivre tout seul. Son hébergement dans un centre de soins devient plus que nécessaire [31].





Cerveau sain

stade léger

stade terminale

**Figure n°4.5 :** Evolution de la maladie d'Alzheimer.

#### 4.3.3 Symptômes

Au début, la maladie est silencieuse, voire discrète, marquée par des symptômes banals qui, avec le temps fini par s'aggraver. Parmi ces symptômes, nous distinguons :

**Les troubles de la mémoire :** c'est le premier symptôme observé, il peut durer des mois ou même des années. Ainsi les malades oublient des adresses, des noms pourtant bien connus et ont du mal à suivre le fil d'une conversation. C'est plus tardivement que les troubles de la mémoire touchent des faits anciens. Il devient plus difficile pour la personne malade de faire des choix, de porter un jugement ou de se souvenir d'un jour de semaine ou d'un événement ayant marqué une date d'anniversaire. Les connaissances acquises lors de la scolarité, de la vie professionnelle ainsi que les habitudes culturelles subissent des perturbations qui se développent dans le temps

**Les troubles du comportement :** Remarqué tardivement une indifférence, une réduction de l'activité, incapacité de reconnaître sa propre maladie (anosognosie) qui peut amener à des problèmes psychiatriques voire une dépression, trouble du sommeil, trouble du caractère (irritabilité, idées de persécution) peuvent également apparaître ainsi qu'une négligence d'hygiène corporelle et d'auto alimentation surviennent.

**Les troubles du langage (aphasie) :** cette phase passe parfois inaperçus au début.

Le malade cherche ses mots en utilisant des mots passe partout et plus tardivement, les symptômes de l'aphasie apparaissent au grand jour : discours incohérents, substitution de syllabes et de mots. Finalement l'incompréhension du langage qui s'installe !

**Les troubles du comportement moteur :** les malades se retrouvent incapables d'effectuer des gestes du quotidien, à savoir tenir une fourchette, faire sa toilette et s'habiller ...

**Trouble de la reconnaissance des visages :** les malades n'arrivent plus à se reconnaître face à une glace et ils ne reconnaissent plus leurs entourages [32].

#### 4.3.4 Diagnostic

##### 4.3.4.1 Diagnostiquer grâce aux tests médicaux traditionnels

Pour poser le diagnostic, le médecin utilise les résultats de plusieurs examens médicaux. D'abord, il interroge le patient afin d'en savoir plus sur la manière dont ses pertes de mémoire et les autres difficultés qu'il vit dans le quotidien se manifestent. Des tests permettant d'évaluer les facultés cognitives sont effectués, selon le cas : des tests de vision, d'écriture, de mémoire, de résolution de problèmes, etc. En cas de troubles de la mémoire, même en étant attentif, les performances au test du patient seront anormales.

Dans certains cas, diverses analyses médicales peuvent être effectuées afin d'exclure la possibilité que les symptômes soient attribuables à un autre problème de santé (une carence en vitamine B12, un mauvais fonctionnement de la glande thyroïde, un accident vasculaire cérébral, une dépression, etc.) [31].

##### 4.3.4.2 Diagnostiquer grâce à l'imagerie médicale

Les médecins utilisent aujourd'hui de nombreuses méthodes pour établir le diagnostic de la maladie d'Alzheimer. Ils éliminent d'abord d'autres maladies connues qui peuvent causer une maladie neurodégénérative dont la maladie de parkinson. Puis font subir à la personne des tests psychologiques et de la mémoire qui sont en général suffisamment précis (90 à 95 %) pour permettre d'établir le diagnostic de la maladie d'Alzheimer. Les techniques d'imagerie cérébrale telles que l'imagerie par résonance magnétique (IRM) sont aujourd'hui plus courantes et permettent d'établir un diagnostic plus exact. Elle consiste à effectuer des coupes coronales destinées à visualiser l'hippocampe (première partie du cerveau attaqué par la maladie), ainsi que les séquences suivantes :

- Séquence volumique tridimensionnelle pondérée en T1,
- Séquence Flair dans le plan axial,
- Séquence pondérée en écho de gradient T2,
- Séquence coronale pondérée T3 en coupes fines perpendiculaires au plan des hippocampes,
- Séquence de diffusion axiale.

L'IRM contribue au diagnostic des démences neurodégénératives, en particulier la maladie d'Alzheimer. L'analyse morphologique IRM des structures encéphaliques permet de mettre en évidence des modifications visibles sous forme d'une atrophie focale ou d'anomalies de signal spécifiques de certaines démences dégénératives [35].

#### **4.3.4.3 L'espoir d'un diagnostic précoce**

De nombreuses recherches sont en cours pour créer des outils permettant de diagnostiquer la maladie à un stade plus précoce, lorsque les pertes de mémoire sont légères ou même avant l'apparition des symptômes. En effet, la maladie s'installe de façon insidieuse bien avant que les symptômes de démence n'apparaissent. Plusieurs tests encore expérimentaux montrent qu'il est possible d'obtenir un diagnostic précoce : tests de mémoire, tests d'imagerie cérébrale ou encore analyses de sang ou du liquide céphalo-rachidien [31].

##### **4.3.4.3.1 L'imagerie médicale comme outil de diagnostic précoce**

De nombreuses expériences réalisées sur différents sujets ont confirmé que l'imagerie médicale, principalement l'IRM et la tomographie à émission de positons, participe aux efforts d'identification des patients ayant un risque élevé de développer une maladie d'Alzheimer, car elles permettent de détecter les premières lésions cérébrales qui se forment des années avant l'apparition des premiers troubles [36].

#### **4.3.5 Prévention**

Actuellement, il n'existe aucun moyen clairement efficace de prévenir la maladie d'Alzheimer. Certaines mesures semblent toutefois contribuer à préserver les facultés cognitives et à réduire le risque de développer la maladie.

Il est possible de diminuer les risques de souffrir de la maladie d'Alzheimer, en faisant

attention à ses habitudes de vie :

- avoir une alimentation saine pauvre en gras et riche en fibres (fruits, légumes, huiles d'olive, poissons)
- pratiquer une activité physique et mental (sport, lecture, apprentissage, jeux de mémoire)
- éviter certains facteurs de risque, comme l'hypertension artérielle, le diabète, l'hypercholestérolémie, le tabagisme et le stress [31].

## 4.4 Traitements

### 4.4.1 Traitements médicaux

Malheureusement, à ce jour, il n'y a toujours pas de traitement curatif de la maladie d'Alzheimer, les soins ne sont que palliatifs. Les traitements médicamenteux actuels peuvent avoir une action sur les déficits cognitifs (mémoire,...), sur le comportement (le patient participe davantage à la vie de la maison,...) ou encore sur les symptômes comme l'anxiété, l'agitation ou les troubles du sommeil mais aucunement contre la maladie elle-même.

L'état du malade est évalué tout les six mois, les soins sont alors modifiés pour tenir compte de l'évolution des besoins [33].

### 4.4.2 Traitements alternatifs

Les traitements alternatifs par des compléments alimentaires, à savoir le fer, la vitamine D, les omega3, le curcuma, les antioxydants, des plantes telle que la Gingko biloba (plante asiatique qui améliore la circulation cérébrale), la sauge, la huperzine (plante chinoise qui améliore les fonctions cognitives chez les sujets atteints de la maladie) et pour finir l'AFA du lac Klanath en Oregon qui est une algue qui améliore les maladies dégénératives [33].

### 4.4.3 Autres traitements

- **La zoothérapie** : un animal de compagnie qui contribuerait à ralentir les comportements agités des malades et favoriser les interactions sociales.
- **Stimulation sensorielle** : musicothérapie qui a montré des résultats intéressants.
- **Exercices physique**
- **Rééducation de l'orientation** : vise à accroître l'autonomie et améliore le confort de vie.

- **Accompagnement par empathie** : être à l'écoute, être présent, être patient, cette pratique demande des qualités humaines, du temps très cher, ainsi qu'une compétence rare [33].

## 4.5 Espoir et recherche

### 4.5.1 Espoir

Un espoir tangible pour les malades depuis la récente étude, menée par les chercheurs de l'université de Pennsylvanie à Philadelphie et la faculté de médecine de Washington parue le 14 mai 2014 dans Science Transnational Médecine, déterminant l'effet d'un antidépresseur dans l'évacuation d'une protéine impliquée dans l'évolution de la maladie. Il s'agit du *citalopram*, un antidépresseur commercialisé sous le nom de *séroplex* ou *séropam*. Ce psychotrope agit sur le taux de sérotonine, neurotransmetteur dont le manque joue un rôle fondamental pour lutter contre la dépression. Or la sérotonine freine la production d'alpha bêta, une protéine que les malades d'Alzheimer ont du mal à évacuer et qui s'accumulent sous forme de plaque dans leur cerveau.

Cette découverte scientifique est selon le corps médical une réelle avancée dans le traitement des malades. Trouver un nouveau médicament est relativement long, donc se tourner vers des médicaments qui existent déjà est très intéressant, souligne le Professeur Phillipe Amouyel <sup>2</sup>spécialiste de la génétique de la maladie d'Alzheimer [33].

Les tests effectués sur des souris montrent la baisse du taux de cette protéine. La progression des plaques existantes est stoppée chez l'animal et la formation de nouvelles plaques ralentie de 78%. En revanche, l'antidépresseur n'a présenté aucun effet sur la régression des plaques cérébrales.

Prudente, la communauté scientifique conclut donc à un effet du citalopram sur la production de la protéine alpha bêta, mais ne recommande pas l'usage de cet antidépresseur dans le traitement de l'Alzheimer. Si les antidépresseurs sont généralement bien tolérés, ils présentent néanmoins des risques et des effets indésirables, insiste le <sup>3</sup>Professeur John Cirrito, neurologue et chercheur ayant mené cette étude [33].

---

<sup>2</sup> Pr. Phillipe Amouyel est le Directeur Général de La Fondation nationale de coopération scientifique Maladie d'Alzheimer et maladies apparentées depuis le 7 novembre 2008.

<sup>3</sup> Pr. John Cirrito est un Professeur au Département de neurologie à l'Université Washington de Saint-Louis

#### **4.5.2 Recherches**

On connaît depuis longtemps les trois gènes impliqués dans les formes familiales de la maladie d'Alzheimer, mais ces formes concernent moins de 2% des malades. Dans la plupart des cas, la maladie est déclenchée par une combinaison de facteurs génétiques et environnementaux.

Ce sont donc sur ces derniers facteurs génétiques que se concentrent les recherches. L'équipe de Jean-Charles Lambert a découvert en 2009 deux nouveaux déterminants génétiques, la clustérine et la CRI, respectivement impliqués dans 9% et 4% des formes de la maladie. Cette découverte, l'une des plus importantes pour la maladie d'Alzheimer depuis 15 ans, a été considérée par le magazine « la Recherche » comme l'une des dix découvertes scientifiques majeures de l'année 2009. Une découverte qui pourrait se transformer en nouveaux traitements d'ici une dizaine d'années. En attendant, les chercheurs continuent à combiner leurs données pour trouver les derniers gènes, il en reste encore 20 à 40% à découvrir, puis comprendre comment ces gènes interviennent dans le processus du développement de la maladie [34].

**Cinq nouveaux facteurs de susceptibilité génétique de la maladie d'Alzheimer identifiés :**

En avril 2011, un consortium de plus de 100 laboratoires européens animés par l'équipe du professeur Philippe Amouyel à l'Institut Pasteur de Lille et une équipe de l'Université de Cardiff ont identifié cinq nouveaux facteurs de prédisposition génétique impliqués dans le développement de la maladie.

Les travaux de ces équipes françaises et britanniques avaient permis en septembre 2009 de découvrir trois nouveaux facteurs de susceptibilité génétique à la maladie d'Alzheimer (CLU, CR1, PICALM) en plus de l'allèle E4 du gène codant pour l'apolipoprotéine E (APOE) connue depuis plus de 15 ans.

Dans cette nouvelle étude, les chercheurs ont analysé les génomes de 59 176 individus dont 19 870 étaient atteints de la maladie d'Alzheimer et ont ainsi découvert cinq nouveaux gènes de prédisposition appelés ABCA7, MS4A, EPHA1, CD2AP et CD33. Ils ont également confirmé l'importance du gène BIN1.

Ces résultats ont deux intérêts majeurs. Tout d'abord, ils vont permettre d'élargir le nombre des hypothèses de recherche sur les causes de cette affection. Cette étape est essentielle pour pouvoir identifier de nouvelles pistes de traitements curatifs dans la mesure où les médicaments n'agissent pas sur les causes mais uniquement sur les symptômes.

Par ailleurs, les gènes ainsi identifiés vont aider à mieux cerner le terrain individuel favorisant la survenue de la maladie d'Alzheimer et seront une aide précieuse lorsque des traitements préventifs seront disponibles.

Aujourd'hui, lorsque l'on établit le diagnostic, la maladie est déjà installée depuis une quinzaine d'années. La génétique va nous permettre dès maintenant de détecter plus précocement les facteurs de risque d'après Philippe Amouyel.

La connaissance de ces gènes aidera les chercheurs du monde entier à mieux appréhender les événements conduisant à la destruction des cellules nerveuses et à la perte des fonctions intellectuelles qui caractérisent cette affection [34].

**Les perspectives d'avenir :** une des voies les plus intéressantes consiste à trouver le moyen de créer de nouveaux neurones ou de réparer ceux qui sont atteints. Toutefois, même si ces recherches sont encourageantes, il faudra sans doute attendre plusieurs années avant de voir apparaître des médicaments efficaces [29].

## 4.6 Conclusion

Dans ce chapitre d'une part, nous avons résumé les différents points essentiels concernant la maladie d'Alzheimer à savoir les causes et facteurs de risques, les symptômes..., nous sommes arrivés à conclure qu'à ce jour il n'existe aucun traitement pour guérir cette maladie.

Cependant, à mesure que l'on comprend mieux le fonctionnement du cerveau, il est plus facile de ralentir les effets de la maladie. La recherche permettra peut-être, un jour, de guérir cette terrible maladie.

D'autre part Nous avons montré que Les techniques d'imagerie cérébrale telles que l'imagerie par résonance magnétique (IRM) sont aujourd'hui plus courantes et permettent de poser un diagnostic plus exact.

Le prochain chapitre sera consacré aux algorithmes, tests et résultats de notre application.



## Chapitre 5 : Implémentation et résultats

### 5.1 Introduction

Dans les chapitres précédents, nous avons passé en revue plusieurs techniques et méthodes de traitement d'images. Nous avons décrit plusieurs opérations qui sont utilisées pour l'amélioration de la qualité des images.

Nous avons aussi introduit une panoplie de méthodes de segmentation rencontrées dans la littérature jugées utiles pour l'extraction des informations précieuses.

Parmi les diverses méthodes de segmentation, nous avons retenu celle des contours et des régions. Le choix de ces méthodes repose sur plusieurs facteurs avantageux, comme la qualité des résultats fournis.

Dans ce chapitre, nous débutons dans un premier temps par

1. Donner Les algorithmes de détection de contour (filtre de sobel et perwitt) et de régions (k-means), ces algorithmes seront appuyés par des exemples ainsi que leurs équivalents en java.
2. Notre application qui a comme objectif principal la segmentation des images médicales bidimensionnelles.

Dans un second nous concluons avec

1. Des tests et commentaires sur les résultats obtenus.
2. Une comparaison des deux méthodes implémentées.

### 5.2 Détection de contours

#### 5.2.1 Algorithme de sobel et prewitt

Ces algorithmes sont en deux étapes.

**Etape 1 :** conversion de l'image couleur en niveau de gris.

Début

Pour tout pixel d'img faire

- Récupérer la valeur RGB de la couleur rouge
- Récupérer la valeur RGB de la couleur verte
- Récupérer la valeur RGB de la couleur bleue
- Calculer la moyenne des trois valeurs
- Affecter le résultat de la moyenne au pixel

Fin pour.

Fin.

### Equivalent en java

Img est un objet de type BufferedImage qui contient l'image à segmentée codée en RGB (image en couleur).

//Conversion en niveau du Gris

```
for (int i = 0; i < img.getWidth(); i++)
{
    for (int j = 0; j < img.getHeight(); j++)
    {
        Color pixelcolor = new Color(img.getRGB(i,j)); // récupérer la couleur du pixel
        int r = pixelcolor.getRed(); // récupérer la valeur du rouge
        int gb = pixelcolor.getGreen(); // récupérer la valeur du vert
        int b = pixelcolor.getBlue(); // récupérer la valeur du bleue
        int hy = (r+gb+b)/3; // faire la moyenne des 3 valeur
        int rgb = new Color(hy,hy,hy).getRGB(); // créer la couleur correspondante
        img.setRGB(i, j, rgb); //changer la couleur de pixel avec la nouvelle couleur
    }
}
```

**Etape 2 :** Détection de contours sur img pour cela une matrice nommée pixel de N x M (même taille qu'img) Sera utilisée pour faciliter le filtrage.

La matrice pixel stocke tous les valeurs associées aux pixels d'img.

Début

```
Affecter img à la matrice pixel
Pour toute ligne de pixel jusqu'à N-2 faire
    Pour toute colonne de pixel jusqu'à M-2 faire
        Appliquer le filtre de sobel ou perwitt à chaque case
    Fin pour
Fin pour
Affecter pixel traitée à img
```

Fin.

### Equivalent java

```
for (int i = 1; i < img.getWidth()-2; i++)
{
    for (int j = 1; j < img.getHeight()-2; j++)
    {
        X = (pixel [i] [j+2] +2 x pixel [i+1] [j+2] + pixel [i+2] [j+2]) –
        (pixel [i] [j] +2 x pixel [i+1] [j] +pixel [i+2] [j]);
        Y = (pixel [i + 2] [j] +2*pixel [i + 2] [j + 1] + Pixel [i + 2] [j + 2]) –
        (pixel [i] [j] + 2 x pixel[i] [j + 1] + pixel[i] [j + 2]);
        // filtrage de sobel sur pixel [i,j]
        g=Math.abs(x)+Math.abs(y); // addition de x et y
        pixel[i] [j]=g; // resultat de l’addition affecté a pixxel [i,j]
    }
}
```

### Comment faire le filtrage ?

**Exemple :** Dans l'exemple suivant nous allons appliquer un filtrage en utilisant le masque de sobel sur un seul pixel (case en jaune).

|     |     |     |    |    |
|-----|-----|-----|----|----|
| 76  | 77  | 82  | 42 | 80 |
| 31  | 78  | 76  | 80 | 38 |
| 53  | 55  | 81  | 47 | 57 |
| 118 | 30  | 41  | 53 | 62 |
| 38  | 121 | 133 | 78 | 74 |

a

|   |   |    |
|---|---|----|
| 1 | 0 | -1 |
| 2 | 0 | -2 |
| 1 | 0 | -1 |

b

|    |    |    |
|----|----|----|
| 1  | 2  | 1  |
| 0  | 0  | 0  |
| -1 | -2 | -1 |

c

**Figure n°5.1 :** a : image à segmentée, b : masque de sobel selon x, c : masque de sobel selon y.

### Calcul de la nouvelle valeur du pixel

$$X = (1 \times 76 + 2 \times 81 + 1 \times 41) - (1 \times 38 + 2 \times 57 + 1 \times 62) = 65.$$

$$Y = (1 \times 76 + 2 \times 80 + 1 \times 38) - (1 \times 41 + 2 \times 53 + 1 \times 62) = 65.$$

La valeur finale (case en vert dans la figure suivante) sera obtenue par l'addition de X et Y d'où  $X + Y = 130$ .

### Résultat après filtrage

|     |     |     |    |    |
|-----|-----|-----|----|----|
| 76  | 77  | 82  | 42 | 80 |
| 31  | 78  | 130 | 80 | 38 |
| 53  | 55  | 81  | 47 | 57 |
| 118 | 30  | 41  | 53 | 62 |
| 38  | 121 | 133 | 78 | 74 |

**Figure n°5.2 :** Valeur du pixel après le filtrage.

### Remarques

Le filtrage de perwitt se base sur la même technique que sobel (voir l'exemple précédent), la divergence réside seulement au niveau du masque à appliquer.

|   |   |    |
|---|---|----|
| 1 | 0 | -1 |
| 1 | 0 | -1 |
| 1 | 0 | -1 |

a

|    |    |    |
|----|----|----|
| 1  | 1  | 1  |
| 0  | 0  | 0  |
| -1 | -1 | -1 |

b

**Figure n°5.3 :** a : masque selon x, b : masque selon y.

Pour obtenir une image segmentée à 100% (détection de tout les contours) l'exemple de calculs fait ci-dessus pour sobel doit être appliqué sur tout les pixels sauf ceux situés dans les deux dernières lignes et colonnes de l'image sinon cela risquerait de produire une erreur lors de la compilation.

Toujours est-il qu'il n'y aura pas d'impacte sur le résultat car les pixels exclus du filtre font généralement parties du fond de l'image qui reste inchangé (sans contours) même après avoir été segmenter.

|     |     |     |    |    |
|-----|-----|-----|----|----|
| 76  | 77  | 82  | 42 | 80 |
| 31  | 78  | 76  | 80 | 38 |
| 53  | 55  | 81  | 47 | 57 |
| 118 | 30  | 41  | 53 | 62 |
| 38  | 121 | 133 | 78 | 74 |

**Figure n°5.4 :** Zone sur laquelle effectuer les calculs (filtrage).

## 5.3 Détection de région

### 5.3.1 Algorithme de k-means

L'algorithme k-means est en 4 étapes :

debut

1. pour N données, initialiser le nombre de cluster k et leurs centres (aléatoirement)  $M_i$ .
2. (Ré) affecter chaque donnée  $N_j$  au cluster  $C_i$  de centre  $M_i$  tel que  $\text{dist}(N_j, M_i)$  est minimal.
3. Recalculer  $M_i$  de chaque cluster (moyenne des données contenues dans ce cluster ).
4. Répéter 2 et 3 jusqu'à ce que les centres des clusters soient constant.

Fin.

**Remarque :** cluster = classe, région, partition.

### Equivalent en java

```
public class kmeans {
    BufferedImage original;
    BufferedImage result;
    Cluster[] clusters;

    public static final int MODE_CONTINUOUS = 1;
    public static final int MODE_ITERATIVE = 2;

    public kmeans() { }

    public BufferedImage calculate(BufferedImage image, int k, int mode) {
```

```
int w = image.getWidth();
int h = image.getHeight();
// create clusters
clusters = createClusters(image,k);
// create cluster lookup table
int[] lut = new int[w*h];
Arrays.fill(lut, -1);
// at first loop all pixels will move their clusters
boolean pixelChangedCluster = true;
// loop until all clusters are stable!
int loops = 0;
while (pixelChangedCluster) {
    pixelChangedCluster = false;
    loops++;
    for (int y=0;y<h;y++) {
        for (int x=0;x<w;x++) {
            int pixel = image.getRGB(x, y);
            Cluster cluster = findMinimalCluster(pixel);
            if (lut[w*y+x]!=cluster.getId()) {
                // cluster changed
                if (mode==MODE_CONTINUOUS) {
                    if (lut[w*y+x]!=-1) {
                        // remove from possible previous
                        // cluster
                        clusters[lut[w*y+x]].removePixel(pixel);
                    }
                    // add pixel to cluster
                    cluster.addPixel(pixel);
                }
                // continue looping
                pixelChangedCluster = true;
                // update lut
                lut[w*y+x] = cluster.getId();
            }
        }
    }
}
```

```
        }
    }
}
if (mode==MODE_ITERATIVE) {
    // update clusters
    for (int i=0;i<clusters.length;i++) {
        clusters[i].clear();
    }
    for (int y=0;y<h;y++) {
        for (int x=0;x<w;x++) {
            int clusterId = lut[w*y+x];
            // add pixels to cluster
            clusters[clusterId].addPixel(
                image.getRGB(x, y));
        }
    }
}
// create result image
BufferedImage result = new BufferedImage(w, h, BufferedImage.TYPE_INT_RGB);
for (int y=0;y<h;y++) {
    for (int x=0;x<w;x++) {
        int clusterId = lut[w*y+x];
        result.setRGB(x, y, clusters[clusterId].getRGB());
    }
}
long end = System.currentTimeMillis();
return result;
}

public Cluster[] createClusters(BufferedImage image, int k) {
    // Here the clusters are taken with specific steps,
    // so the result looks always same with same image.
    // You can randomize the cluster centers, if you like.
```

```
Cluster[] result = new Cluster[k];
int x = 0; int y = 0;
int dx = image.getWidth()/k;
int dy = image.getHeight()/k;
for (int i=0;i<k;i++) {
    result[i] = new Cluster(i,image.getRGB(x, y));
    x+=dx; y+=dy;
}
return result;
}

public Cluster findMinimalCluster(int rgb) {
    Cluster cluster = null;
    int min = Integer.MAX_VALUE;
    for (int i=0;i<clusters.length;i++) {
        int distance = clusters[i].distance(rgb);
        if (distance<min) {
            min = distance;
            cluster = clusters[i];
        }
    }
    return cluster;
}

public BufferedImage loadImage(String filename) {
    BufferedImage result = null;
    try {
        result = ImageIO.read(new File(filename));
    } catch (Exception e) {
        System.out.println(e.toString()+" Image "+
            +filename+" not found.");
    }
    return result;
}
```



```
class Cluster {
    int id;
    int pixelCount;
    int red;
    int green;
    int blue;
    int reds;
    int greens;
    int blues;
    public Cluster(int id, int rgb) {
        int r = rgb>>16&0x000000FF;
        int g = rgb>> 8&0x000000FF;
        int b = rgb>> 0&0x000000FF;
        red = r;
        green = g;
        blue = b;
        this.id = id;
        addPixel(rgb);
    }
    public void clear() {
        red = 0;
        green = 0;
        blue = 0;
        reds = 0;
        greens = 0;
        blues = 0;
        pixelCount = 0;
    }
    int getId() {
        return id;
    }
    int getRGB() {
        int r = reds / pixelCount;
```

```

    int g = greens / pixelCount;
    int b = blues / pixelCount;
    return 0xff000000|r<<16|g<<8|b;
}

void addPixel(int color) {
    int r = color>>16&0x000000FF;
    int g = color>> 8&0x000000FF;
    int b = color>> 0&0x000000FF;
    reds+=r;
    greens+=g;
    blues+=b;
    pixelCount++;
    red  = reds/pixelCount;
    green = greens/pixelCount;
    blue  = blues/pixelCount;
}

void removePixel(int color) {
    int r = color>>16&0x000000FF;
    int g = color>> 8&0x000000FF;
    int b = color>> 0&0x000000FF;
    reds-=r;
    greens-=g;
    blues-=b;
    pixelCount--;
    red  = reds/pixelCount;
    green = greens/pixelCount;
    blue  = blues/pixelCount;
}

int distance(int color) {
    int r = color>>16&0x000000FF;
    int g = color>> 8&0x000000FF;
    int b = color>> 0&0x000000FF;
    int rx = Math.abs(red-r);

```

```
    int gx = Math.abs(green-g);
    int bx = Math.abs(blue-b);
    int d = (rx+gx+bx) / 3;
    return d;
}
}
}
```

### Lancement de l'algorithme

```
int k = 3 ;
String m = "-c";
int mode = 1;
if (m.equals("-i")) {
    mode = MODE_ITERATIVE;
} else if (m.equals("-c")) {
    mode = MODE_CONTINUOUS;
}
// create new KMeans object
kmeans kmeans = new kmeans();
// call the function to actually start the clustering
BufferedImage dstImage = kmeans.calculate(kmeans.loadImage(c),k,mode);
```

### Exemple 1

L'algorithme classique des k-means laisse un paramètre libre : le nombre de clusters  $k$ , ce qui dans le cas de la segmentation d'images correspond au nombre d'intensités (régions) utilisées pour représenter l'image.

L'exemple suivant est basé sur l'ensemble  $A$ , en réalité c'est les pixels d'une images qui sont traités.

#### Iteration 1 (détaillée)

$A=\{1,2,3,6,7,8,13,15,17\}$

3 clusters  $\rightarrow (k = 3)$

On prend 3 données au hasard. Supposons que c'est 1, 2 et 3. Ca donne  $C_1=\{1\}$ ,  $M_1=1$ ,  $C_2=\{2\}$ ,  $M_2=2$ ,  $C_3=\{3\}$  et  $M_3=3$ .

On calcule la distance entre les données  $N_j$  et les trois centres  $M_i$ .

|               |               |               |             |             |             |
|---------------|---------------|---------------|-------------|-------------|-------------|
| $1 - 1 = 0$   | $2 - 1 = 1$   | $3 - 1 = 2$   | $6 - 1 = 5$ | $7 - 1 = 6$ | $8 - 1 = 7$ |
| $1 - 2 = -1$  | $2 - 2 = 0$   | $3 - 2 = 1$   | $6 - 2 = 4$ | $7 - 2 = 5$ | $8 - 2 = 6$ |
| $1 - 3 = -2$  | $2 - 3 = -1$  | $3 - 3 = 0$   | $6 - 3 = 3$ | $7 - 3 = 4$ | $8 - 3 = 5$ |
| $13 - 1 = 12$ | $15 - 1 = 14$ | $17 - 1 = 16$ |             |             |             |
| $13 - 2 = 11$ | $15 - 2 = 13$ | $17 - 2 = 15$ |             |             |             |
| $13 - 3 = 10$ | $15 - 3 = 12$ | $17 - 3 = 14$ |             |             |             |

Chaque donnée  $N_j$  est affecté au cluster dont le centre est le plus proche (la plus courte distance ici représentée en rouge). 6 est affecté à  $C_3$  car  $\text{dist}(M_3, 6) = 3 < \text{dist}(M_2, 6) = 5$  et  $\text{dist}(M_3, 6) = 3 < \text{dist}(M_1, 6) = 6$

à présent on aura :

$C_1 = \{1\}$ ,  $M_1 = 1$

$C_2 = \{2\}$ ,  $M_2 = 2$

$C_3 = \{3, 6, 7, 8, 13, 15, 17\}$ ,  $M_3 = 9,86$ .

**Itération 2 :** Meme calcule que it1

$\text{dist}(3, M_2) < \text{dist}(3, M_3) \rightarrow 3$  passe dans  $C_2$ . Tous les autres objets ne bougent pas.

$C_1 = \{1\}$ ,  $M_1 = 1$

$C_2 = \{2, 3\}$ ,  $M_2 = 2.5$

$C_3 = \{6, 7, 8, 13, 15, 17\}$  et  $M_3 = 66/6 = 11$ .

**Itération 3 :** Meme calcule que it1

$\text{dist}(6, M_2) < \text{dist}(6, M_3) \rightarrow 6$  passe dans  $C_2$ . Tous les autres objets ne bougent pas.

$C_1 = \{1\}$ ,  $M_1 = 1$

$C_2 = \{2, 3, 6\}$ ,  $M_2 = 11/3 = 3.67$

$C_3 = \{7, 8, 13, 15, 17\}$ ,  $M_3 = 12$ .

**Itération 4 :** Meme calcule que it1

$\text{dist}(2, M1) < \text{dist}(2, M2) \rightarrow 2$  passe en C1.  $\text{dist}(7, M2) < \text{dist}(7, M3) \rightarrow 7$  passe en C2. Les autres ne bougent pas.

$C1 = \{1, 2\}$ ,  $M1 = 1.5$

$C2 = \{3, 6, 7\}$ ,  $M2 = 5.34$

$C3 = \{8, 13, 15, 17\}$ ,  $M3 = 13.25$ .

**Itération 5 :** Meme calcule que it1

$\text{dist}(3, M1) < \text{dist}(3, M2) \rightarrow 3$  passe en 1.  $\text{dist}(8, M2) < \text{dist}(8, M3) \rightarrow 8$  passe en 2

$C1 = \{1, 2, 3\}$ ,  $M1 = 2$

$C2 = \{6, 7, 8\}$ ,  $M2 = 7$

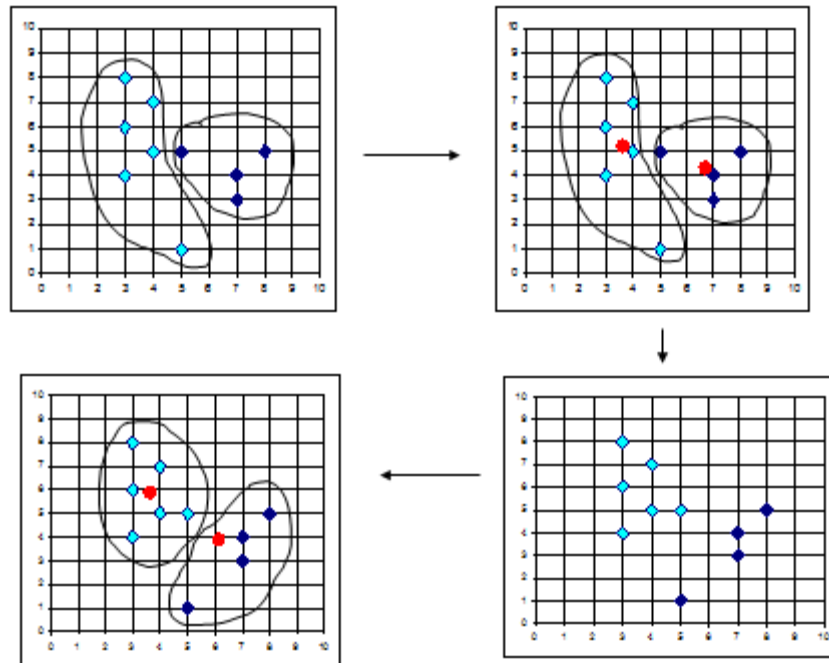
$C3 = \{13, 15, 17\}$ ,  $M3 = 15$ .

Plus rien ne bouge, ce qui veut dire que si on réitère une sixième ou septième le resultat sera identique à it5.

**Résultat :** l'algorithme de k-means a segmenté l'ensemble de départ A en  $C1 = \{1, 2, 3\}$ ,  $C2 = \{6, 7, 8\}$  et  $C3 = \{13, 15, 17\}$ , ce qui veut dire qu'on aura trois région ( $k = 3$ ) avec 3 intensité lumineuse différente.

## Exemple 2

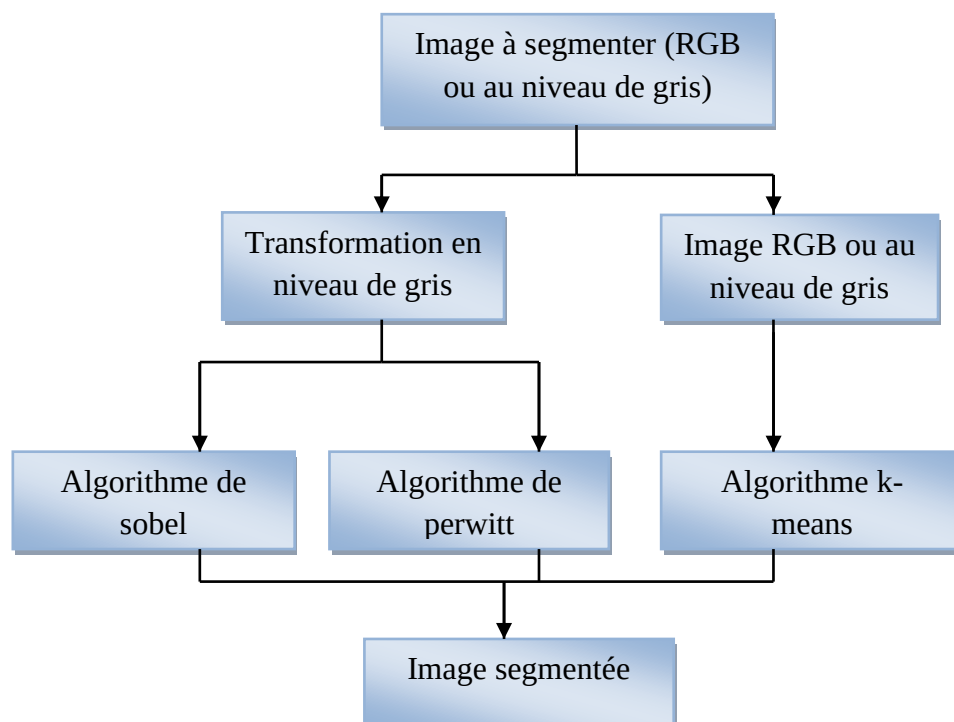
La figure suivante illustre une itération après avoir fixé deux centres (point rouge) pour les deux clusters. Les deux points bleus foncé et clair ont respectivement changé de cluster.



**Figure n°5.5 :** K-means exemple d'une itération.

#### 5.4 Fonctionnement de l'application

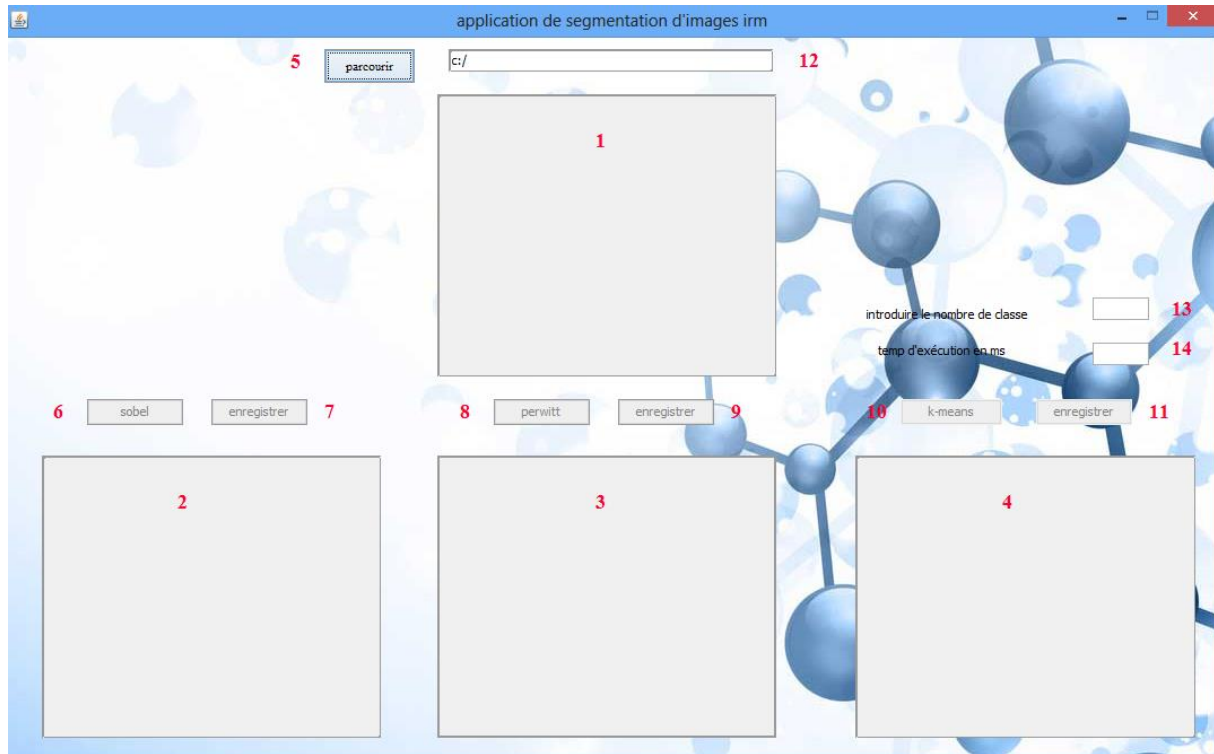
L'application fait le traitement suivant : elle reçoit une image en entrée et produit trois images segmentées en sortie (sobel, perwitt, k-means).



**Figure n°5.6 :** Organigramme du fonctionnement de l'application.

## 5.5 Présentation et découverte de l'interface utilisateur

L'interface proposée a été implémentée en java avec netbeans comme environnement de développement, Le but ultime étant de montrer les résultats fournis par nos algorithmes de segmentation et de les enregistrer sur disk sans plus.



**Figure n°5.7 : Interface utilisateur.**

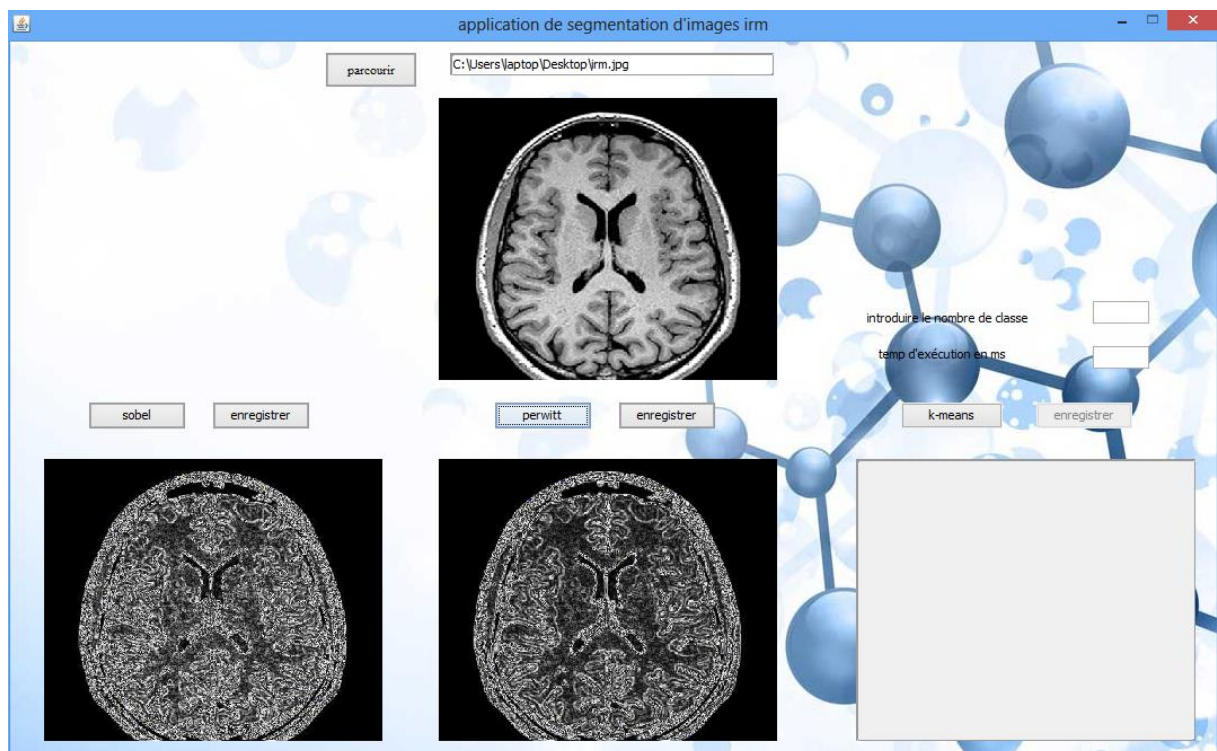
- (1) emplacement de l'image à segmenter.
- (2) emplacement de l'image segmentée par sobel.
- (3) emplacement de l'image segmentée par perwitt.
- (4) emplacement de l'image segmentée par k-means.
- (5) bouton pour choisir une image.
- (6) bouton pour exécuter l'algorithme de sobel.
- (7) bouton pour enregistrer l'image segmentée par sobel.
- (8) bouton pour exécuter l'algorithme de perwitt.
- (9) bouton pour enregistrer l'image segmentée par perwitt.
- (10) bouton pour exécuter l'algorithme de k-means.
- (11) bouton pour enregistrer l'image segmentée par k-means.

- (12) chemin absolu de l'image source.
- (13) nombre de classe pour k-means.
- (14) temps d'exécution de l'algorithme k-means.

## 5.6 Tests et commentaires

### 5.6.1 sobel et prewitt

#### Test sur IRM d'un cerveau sain



**Figure n°5.8 :** Filtre de sobel et prewitt appliquer à un cerveau sain.

**Commentaire sur le résultat :** Les filtres de Prewitt et Sobel donnent des résultats assez similaires. Ils préservent les contours, mais ils ont tendance à les épaissir surtout du côté du filtre de Sobel.

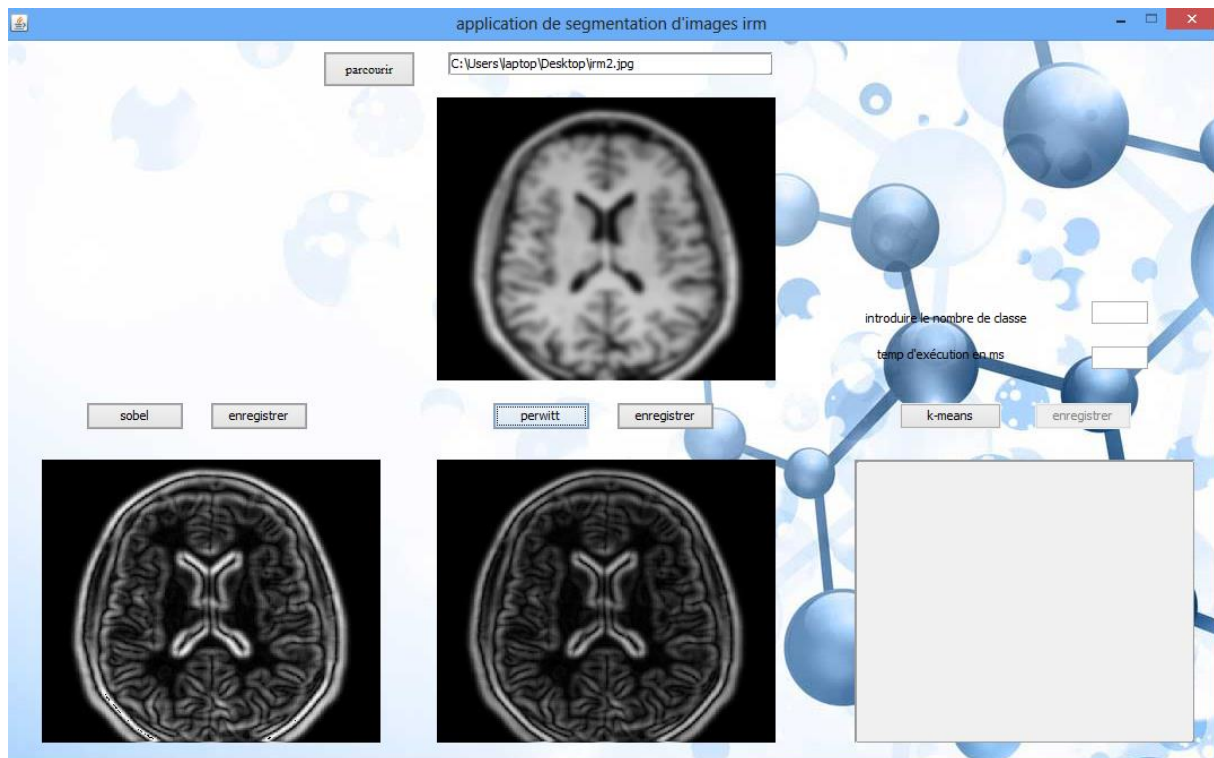
**Solution :** dans la plupart des cas, pour améliorer les résultats de ces opérateurs nous effectuons un lissage (filtre gaussien) avant de faire une détection de contours pour atténuer ou éliminer complètement les bruits.



Cette technique permet d'avoir des meilleurs résultats (privilégie les contours qui s'imposent dans l'image) et de visualiser en clair et très nettement les différents objets contenus dans celle-ci mais pas plus. Autrement dit, ces méthodes ne permettent pas l'extraction des objets séparément.

le filtre gaussien réduit le bruit pour faciliter la détection des contours. Plus on applique le lissage, plus l'image devient lisse. Mais à un certain point, le lissage conduit à une perte d'informations utiles.

### Test sur IRM d'un cerveau sain après un lissage

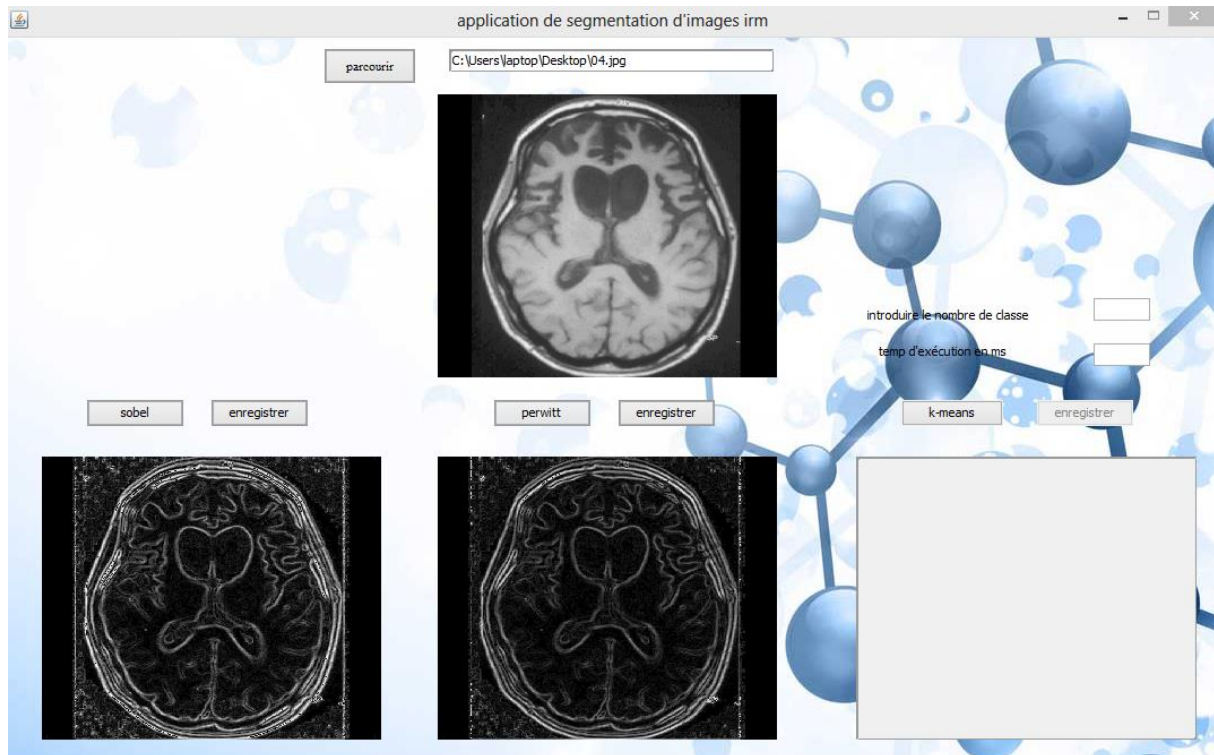


**Figure n°5.9 :** Filtre de sobel et prewitt optimisée avec le filtre de gauss.

### Commentaires sur les résultats obtenus

Après avoir lissé plusieurs fois l'image on remarque que celle-ci devient un peu floue mais les résultats de segmentation sont meilleurs (pas de bruits).

## Test sur IRM d'un cerveau atteint de la maladie d'Alzheimer



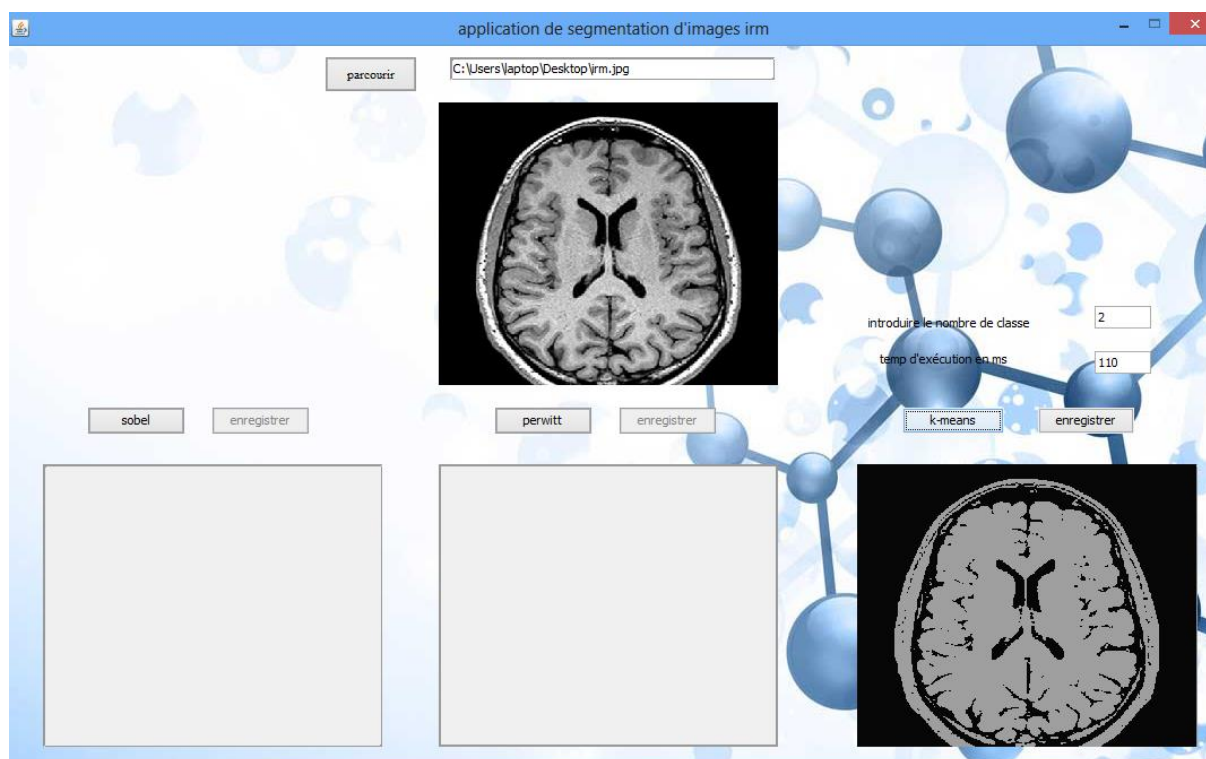
**Figure n°5.10 :** Filtre de sobe et perwitt appliquer à un cerveau atteint de la maladie d'Alzheimer.

### Commentaires sur les résultats obtenus

Même commentaire que précédemment (IRM d'un cerveau sain) sauf que le filtre gaussien ne sera d'aucune utilité vue qu'il n'y a pas de bruits.

## 5.6.2 k-means

### Test sur IRM d'un cerveau sain avec $K=2$

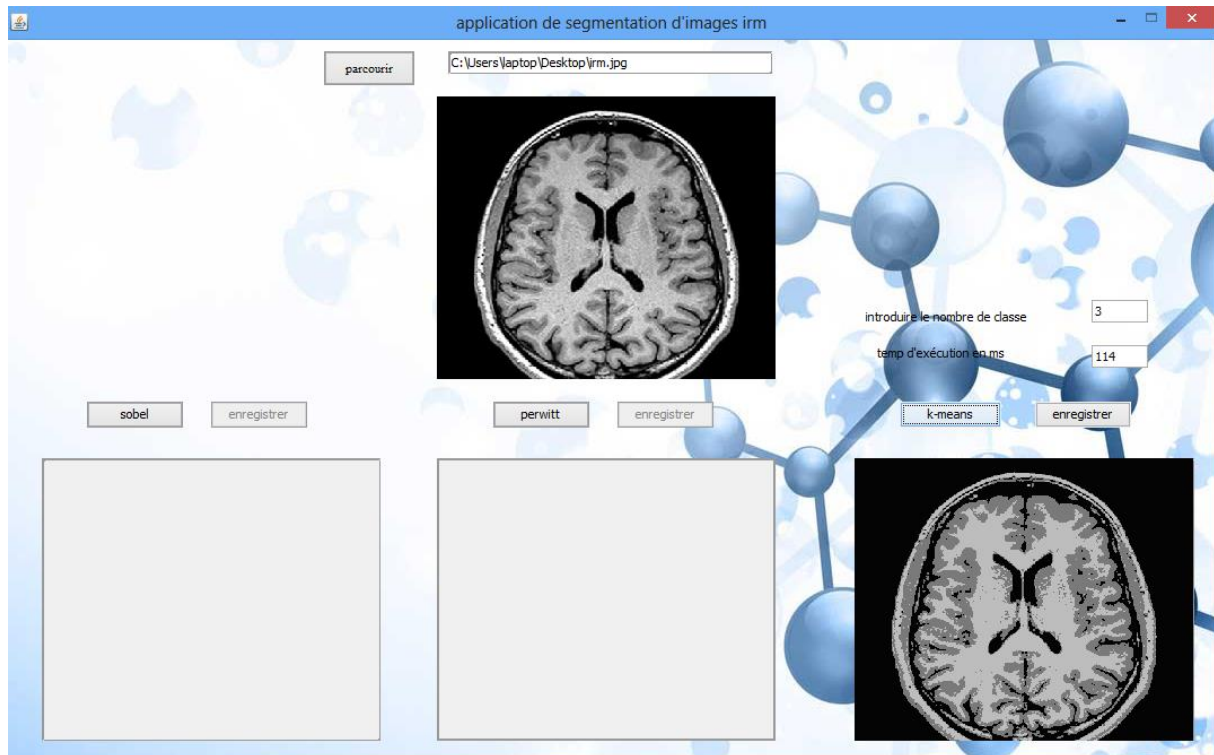


**Figure n°5.11 :** IRM d'un cerveau sain segmentée par k-means avec  $k=2$ .

#### Commentaires sur les résultats obtenus

pour  $k = 2$  deux intensités lumineuses sont pressente : noir pour le fond et gris pour l'objet (la matière blanche et grise on étaient rassembler en une seul région).

### Test sur IRM d'un cerveau sain avec $K=3$

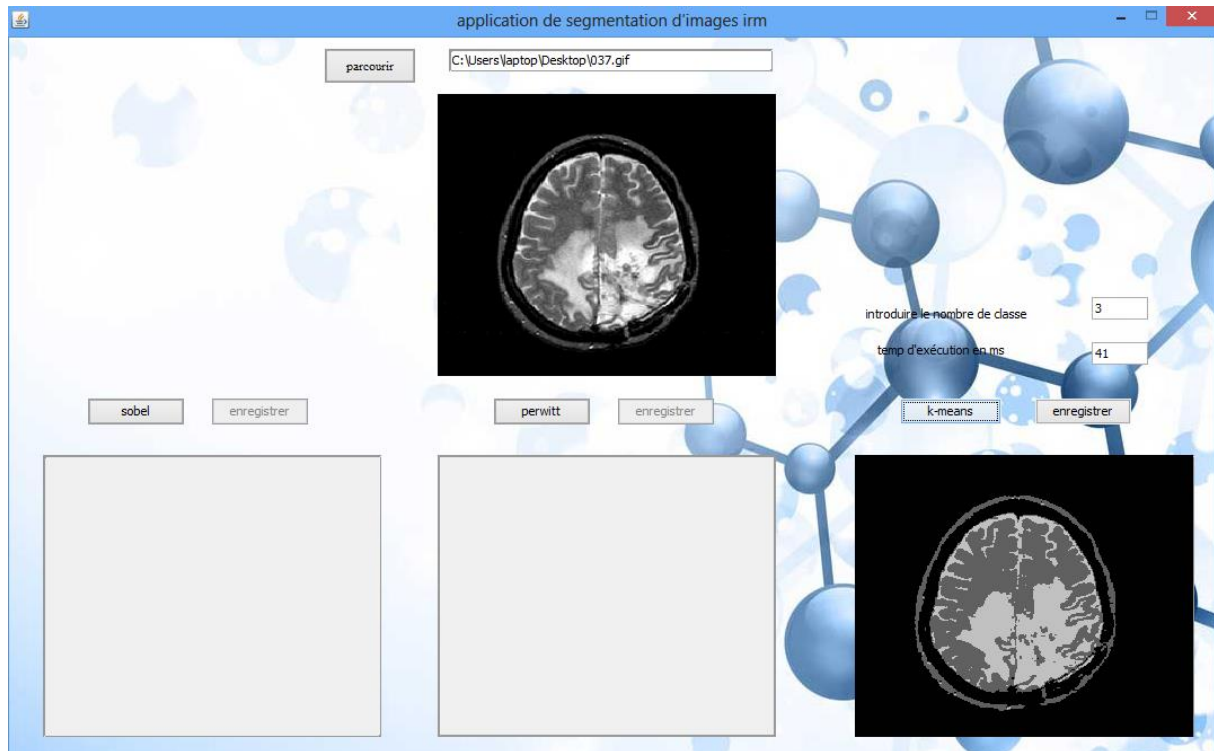


**Figure n°5.12 :** IRM d'un cerveau sain segmentée par k-means avec  $k=3$ .

#### Commentaires sur les résultats obtenus

pour  $k = 3$  la matière grise et blanche on était séparée pour former deux régions avec des intensités lumineuses différentes.

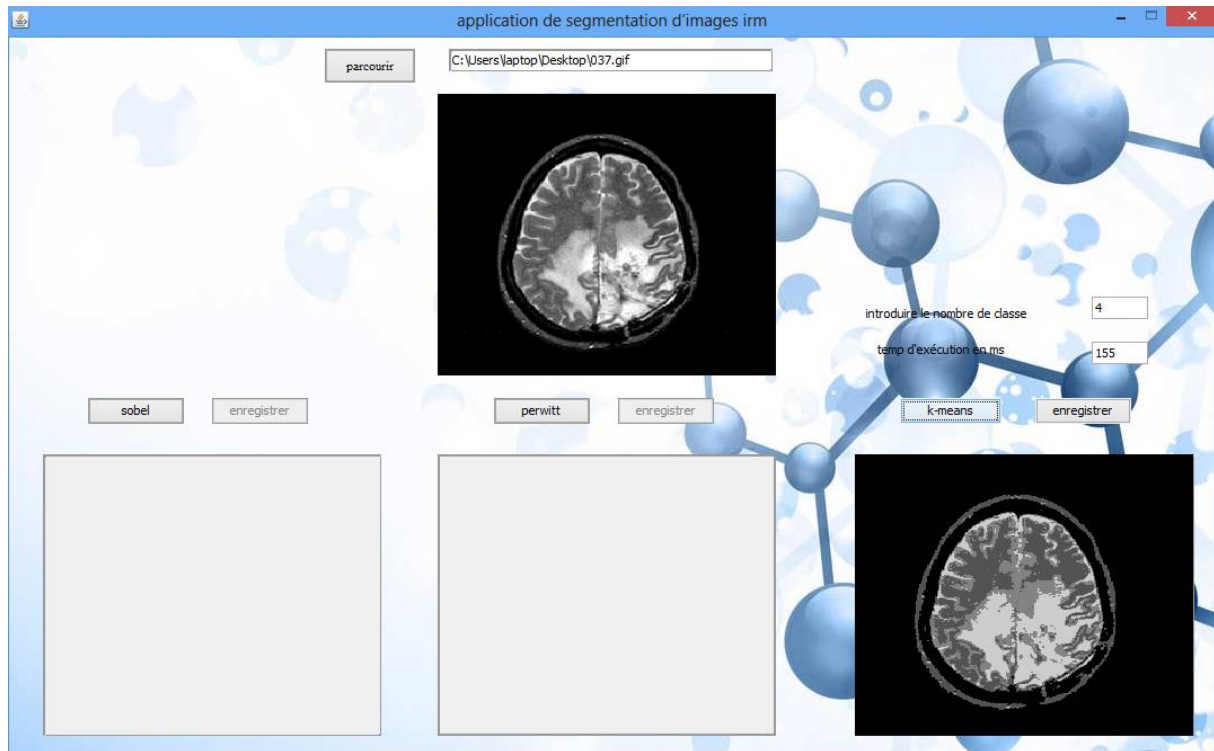
### Test sur IRM d'un cerveau atteint de la maladie d'Alzheimer k = 3



**Figure n°5.13 :** IRM d'un cerveau atteint de la maladie d'Alzheimer segmentée par k-means avec k=3.

**Commentaires sur les résultats obtenus :** pour  $k = 3$  deux régions se sont formées : la lésion et le reste du cerveau.

### Test sur IRM d'un cerveau atteint de la maladie d'Alzheimer k = 4



**Figure n°5.14 :** IRM d'un cerveau atteint de la maladie d'Alzheimer segmentée par k-means avec k=4.

**Commentaires sur les résultats obtenus :** pour k=4 la lésion c'est bien démarquer (la ou elle est importante), une nouvelle région est apparue (la ou la lésion n'est pas importante).

**Remarque :** Le temps d'exécution de l'algorithme k-means est lié au nombre k à chaque fois que k croît la segmentation prend plus de temps.

**Inconvénients de l'algorithme :** k-means est Bien adaptée à des données numérique mais il présente les inconvénients suivant :

Coûteux en temps de calcul

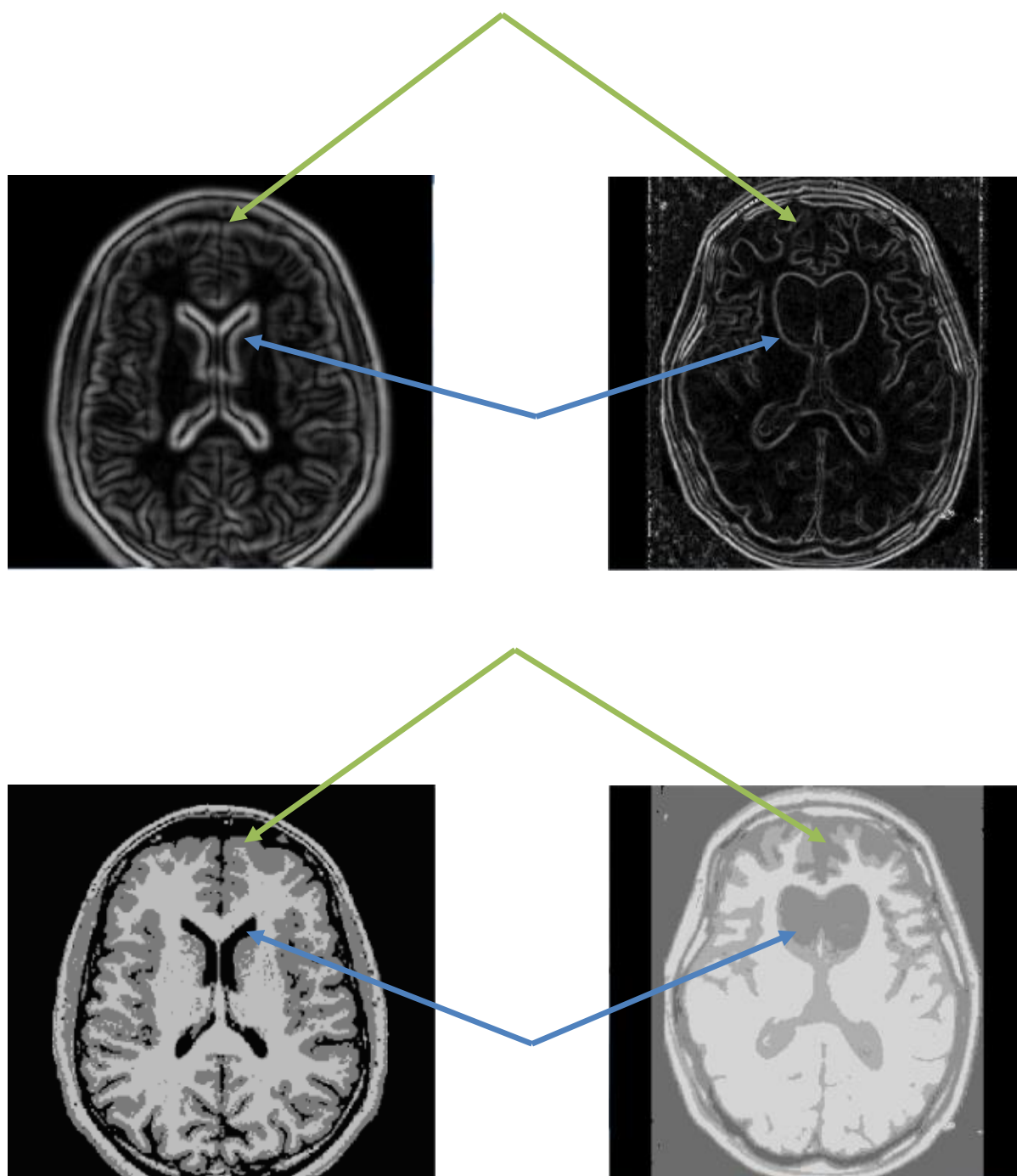
Obliger de fixer a priori le nombre de classe

Dépendance au choix des centres ou noyaux initiaux



## 5.7 Comparaison

### 5.7.1 Cerveau sain et atteint de la maladie d'Alzheimer



**Figure n°5.15 :** Comparaison des résultats des tests (cerveau sain et malade).

Ces images segmentées sont les même que celle illustrées tout en haut elles montrent les différences entre une IRM d'un cerveau sain et d'un autre défectueux.

On remarque clairement sur l'IRM du cerveau atteint de la maladie d'Alzheimer qu'il y a une grande perte volumique au niveau des extrémités (matière blanche et grise) ainsi qu'au centre (ventricules gauche et droit), cela est dû à la destruction des cellules (les neurones qui forment majoritairement le cerveau) provoquer par la maladie d'Alzheimer.

Les arcs en vert et bleue atteignent respectivement les zones touchées et endommager.

### 5.7.2 Région et contours

Les deux approche région et contours sont beaucoup utilisées, cela est dû au fait de leur grande disponibilité et à la qualité des résultats fournis qui correspondent aux attentes.

Maintenant, en ce qui concerne le choix de la méthode à apprivoiser nous disons qu'il est difficile de faire le choix car tout dépend de la situation sur laquelle on se trouve confronter, à vrai dire chaque approche est spécifique à un domaine d'application précis.

Dans ce qui suit nous allons essayer de faire une brève comparaison des deux :

- Les régions couvrent plus de pixels que les contours donc plus d'information disponible pour caractériser une région (rapidement repérable à l'œil nue).
- lorsque les contours sont difficiles à détecter (présence de bruits), on privilégie l'approche région (absence de bruits).
- les algorithmes de détection de contours sont simples et facile à implémenter (filtre de sobel etc.) contrairement à ceux basé région qui sont plus complexes et difficiles (fcm, k-means).
- Le résultat de la segmentation est riche en intensité lumineuse du côté région et pauvre du côté contours.
- Rapidité d'exécution pour l'approche contours.

Finalement nous pouvons dire que :

L'approche région est plus intéressante pour segmenter des images cérébrales à lésion tel que l'Alzheimer et les tumeurs car l'approche contours donne peu d'informations.

## 5.8 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les algorithmes correspondant à k means, Sobel et prewitt, nous les avons suivi d'exemple pour mieux comprendre le principe, Puis présenté



le code correspondant à leur implémentation en JAVA, Après la phase d'implémentation, des tests ont été effectuée sur différents types d'images, les résultats obtenus ont été commentés.

À travers les tests effectués, nous avons pu constater les point forts et faible de chaque algorithmes, et on a pu conclure quelle est la meilleure approche à appliquer si l'on veut analyser des images avec lésion.

Cependant, pour obtenir un bon résultat de segmentation, il faut prendre en considération plusieurs facteurs.

Premièrement, la qualité de l'image. Elle joue un rôle prépondérant. De ce fait, il faut améliorer au maximum l'image avant de procéder à la segmentation.

Deuxièmement, le choix du paramètre de segmentation ( $k$ ) qui est aussi une étape essentielle. Comme nous l'avons vu au cours des tests, le choix du paramètre dépend de l'image et de la structure à segmenter dans l'image. Souvent plusieurs expérimentations sont requises afin de fixer les bons paramètres

L'approche Contour que nous avons implémenté possède beaucoup d'avantages, Néanmoins, un inconvénient majeur peut être cité qui est le temps d'exécution. En effet, avec des volumes très grands, la méthode devient très pénalisante en temps d'exécution.

## Conclusion Générale

Notre projet s'inscrit dans le cadre du traitement d'images médicales, en particulier nous avons travaillé sur la segmentation des images de type IRM.

Nous avons entamé notre étude par des généralités sur l'imagerie médicale où nous avons présenté quelques notions d'anatomie cérébrales, ainsi que les types d'imageries cérébrales en précisant leurs domaines d'application. Par la suite, nous nous sommes intéressés aux différentes techniques de segmentation en présentant les différentes méthodes existantes pour la segmentation d'images IRM cérébrales. Après un bref rappel de la définition d'une segmentation, nous avons exposé les différentes techniques existantes, classées selon leurs approches.

Ces différentes approches nous ont menées vers l'étude de trois algorithmes de bases qui sont très populaire à savoir sobel, prewitt pour la détection de contours dans une image et k-means pour la détection de régions.

Notre étude a été appuyé par des tests réalisés par notre système de segmentation sur des images IRM de cerveau sain et atteint d'Alzheimer. Les résultats obtenus et présentés dans le chapitre 5 montrent une bonne segmentation pour l'ensemble des images testées, autrement dit : le volume cérébral et sa variation en cas de démence.

Sobel et prewitt fournissent presque les mêmes résultats de segmentation la différence est que parfois des zones de l'image sont plus foncé pour prewitt et que les bruits sont plus voyant du côté de sobel.

Pour tenter d'éliminer le problème du bruit l'image doit être lissée plusieurs fois (5 fois dans notre cas) grâce au filtre de gauss avant d'être segmentée, résultats : les contours sont plus visibles et les bruits sont éliminés.

Le principal inconvénient de k-means est le temps d'exécution qui augmente à chaque fois que le nombre de clusters  $k$  croît donc à partir d'une certaine valeur de  $k$  l'exécution dépasse les 1000 ms.

Avec k-means les régions ont des intensités lumineuses variable donc il est facile des les distinguer contrairement à sobel et prewitt ou elles sont entourer avec des contours et comprenant des intensités lumineuses identiques donc ce n'est pas évident.

Pour sobel et prewitt Les contours sont en blanc et visible à l'œil nue contrairement à k-means ou il faudra exploiter la variation des intensités lumineuses (passage d'une région à une autre) pour les captés.

## **Perspectives**

Notre but de départ était de développer un outil d'aide au diagnostic de la maladie d'Alzheimer mais par contrainte de temps l'objectif n'a pas été atteint à 100%, nous étions obligés de nous tourner vers des outils plus basiques mais rien n'empêche qu'ils nous ont fourni une aide précieuse et de très bons résultats.

Néanmoins le travail fait jusqu'ici est un début et une bonne expérience qui mérite d'être continué et développé par les binômes des promotions à venir.

Les perspectives de ce travail peuvent être résumées dans les points suivants :

- Implémentation de l'algorithme FCM en moyen terme.
- Implémenter d'un algorithme plus complexe sur un long terme comme level-set (détection de contours actifs).
- Proposer d'autres outils plus puissants et performants pour l'aide au diagnostic à la maladie d'Alzheimer.

## **Annexe**

### **1 Soutien social pour les malades atteints d'Alzheimer**

Considéré comme une composante du traitement, le soutien social apporté aux malades est crucial. Les médecins conseillent diverses stratégies à la famille et aux aidants des patients.

- Faire des visites régulières aux patients pour leur offrir du soutien, selon leurs besoins
- Leur fournir des aide-mémoires.
- Créer une structure de vie stable et calme dans la maison.
- Établir un rituel du coucher.
- S'assurer que leur environnement immédiat présente peu de danger.
- Veiller à ce qu'ils aient toujours dans leur poche une carte (ou un bracelet) avec une indication sur leur état de santé, ainsi que des numéros de téléphone au cas où ils s'égareraient.

### **2 Pour bien communiquer**

Il est difficile d'entrer en communication avec une personne souffrant de la maladie d'Alzheimer. Voici quelques conseils.

#### **2.1 À faire :**

1. Approchez la personne de face, en la regardant dans les yeux. Présentez-vous si cela s'avère nécessaire.
2. Parlez lentement et calmement, avec une attitude sympathique.
3. Utilisez des termes simples et courts.
4. Manifestez une attitude d'écoute attentionnée.
5. Essayez de ne pas interrompre, évitez de critiquer ou d'argumenter.
6. Ne posez qu'une question à la fois et accordez assez de temps pour la réponse.
7. Formulez vos suggestions de façon positive. Au lieu de dire « N'allons pas là », par exemple, dites plutôt « Allons dans le jardin ».
8. Quand vous parlez d'une tierce personne, reprenez constamment son nom au lieu de recourir à « il » ou à « elle ».
9. Si la personne a de la difficulté à faire un choix, offrez-lui une suggestion.
10. Manifestez de l'empathie, de la patience et de la compréhension. Touchez la personne, ou serrez-la dans vos bras, si vous croyez que cela peut aider.

## 2.2 À ne pas faire :

1. Ne parlez pas de la personne comme si elle n'était pas là.
2. Si cela peut être évité, ne la corrigez pas et ne cherchez pas à la confronter.
3. Ne la traitez pas comme un enfant.

## 3 Test

Voici un petit test. Il n'a rien de scientifique, mais il peut être utile pour savoir s'il faut consulter un médecin au sujet de la maladie d'Alzheimer.

1. Est-ce qu'il vous arrive souvent d'oublier de faire des choses importantes comme prendre des médicaments ou aller à un rendez-vous?
2. Est-ce qu'il vous arrive d'entrer dans une pièce et d'oublier pourquoi vous y êtes allé?
3. Est-ce qu'il vous arrive de vous perdre dans des endroits que vous connaissez bien (dans votre quartier par exemple)?
4. Est-ce qu'il vous arrive souvent d'oublier le nom des personnes qui vous sont proches?
5. Est-ce qu'il vous arrive souvent de perdre des objets?
6. Est-ce que vous oubliez souvent ce que les gens viennent de dire?
7. Est-ce que vous répétez souvent les mêmes choses parce que vous avez oublié les avoir déjà dites?
8. Est-ce que vous avez perdu le goût de faire des activités que vous aimiez avant?
9. Est-ce que vous avez des difficultés à vous souvenir des numéros de téléphone de vos proches?
10. Est-ce qu'il vous arrive souvent d'oublier où sont rangés les objets de votre vie quotidienne ou vos vêtements?
11. Est-ce qu'il vous arrive d'avoir des difficultés à suivre un film ou une émission de télévision parce que vous oubliez ce qui vient de se passer?
12. Est-ce qu'il vous arrive d'être plus irritable ou déprimé qu'avant sans raison apparente?

Si vous avez répondu « Oui » à 5 questions ou plus, il serait bon de consulter un médecin.

## Références bibliographiques

- [1] M. ANDRE, Introduction aux techniques de traitement d'images, Eyrolles 1987.
- [2] ALLANE Ahmed thèse : Critères d'évaluation de la segmentation d'images
- [3] Ouarda ASSAS Thèse de doctorat thème : Classification floue des images
- [5] R. C.GONZALES, P. WINTZ, Digital Image Processing, Addison Wesley, 1977.
- [6] E. TISSERAND, J. PAUTTEX, P. SCHWEITZER, Analyse et traitement des signaux, Méthodes et applications au son et à l'image, Dunod, Paris, pp 281-285, 2008.
- [7] B. GOSSELIN, " Application des réseaux de neurones artificielles aux reconnaissances automatique de caractères manuscrits ", Thèse de Doctorat, Faculté Polytechnique de Mons, 1996.
- [8] C. LURETTE, " Développement d'une technique neuronale auto-adaptative pour la classification dynamique de données évolutives. Application à la supervision d'une *presse hydraulique* ", Thèse de Doctorat, Université des sciences et technologies de LILLE 2003.
- [9]: J. Lecoer, C. Barillot ; "Segmentation d'images cérébrales" ; Etat de l'art, Institut National de Recherche en Informatique et en Automatique, France, Version révisée Février 2008.
- [10]: Ouadfel, S.(2006). Contributions à la segmentation d'images basées sur la résolution collective par colonies de fourmis artificielles.PHD thesis, Université de Batna, Algérie
- [11]: Jean-Christophe Baillie, cours de « segmentation » Module D9:traitement d'image et vision artificielle ENSTA, 2003.
- [12]: Belhamra hadjira, Melzi soumia, 2009/2010 segmentation d'image par croissance de régions.
- [13]: Lopez-Ornelas E., Sèdes F., Génération de descripteurs images satellitaires à THRS, European Journal of Geography, 2007.
- [14] J.-P.COCQUEREZ et S.PHILIPP, « Analyse d'images : filtrage et segmentation », page3 -266, Paris, (février 2003).
- [15] J.Gomes and O.Faugeras. Reconciling distance functions and level sets .INRIA Research Report, RR-3666, Avril 1999.
- [16] Mlle Hadjer LAGUEL, « Déploiement sur une plateforme de visualisation, d'un algorithme coopératif pour la segmentation d'images IRM basé sur les systèmes multiagents », Projet de Fin d'Étude pour l'obtention du diplôme d'ingénieur d'état de l'université des Sciences et de la Technologie Houari Boumediene, page 22-28 ,12 octobre 2010.

- [17] D'Hondt Frédéric, El Khayati Brahim, « Etude de méthodes de Clustering pour segmentation d'images en couleurs », Faculté Polytechnique de Mons, 5ème Electricité, Certificat Applicatifs Multimédia
- [18] Zouaoui Hakima, Moussaoui Abdelouahab thèse : Clustering par fusion floue de données appliqué à la segmentation d'images IRM cérébrales.
- [19] HAROUN RADIA thèse: Segmentation des tissus cérébraux sur des images par résonance magnétique
- [20] ((pdf : Ambassade de France à Washington Mission pour la Science et la Technologie Mars 2009)
- [31] site web : doctissimo santé.
- [23] Massimo Scanziani, Michaela Hausser electrophysiology in the age of light, Nature, Vol, 461.15 octobre pdf.
- Liu Z, Ding L, He B.— Integration of EEG/MEG with MRI and fMRI. IEEE Eng Med Biol Mag, 2006, 25, 46-5.
- [25] Baillet S., Garnero L., Marin G., Hugonin J.P., (1999), Combined MEG and EEG source imaging by minimization of Mutual Information, IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 46 :522-534
- Berger H. (1929) Über das Elektroenkephalogramm des Menschen. Archiv.für Psychiatrie und Nervenkrankheiten 87,527-570
- Cohen D (1972) Magnetoencephalography: evidence of magnetic fields produced by alpha rhythm currents. Science 161, 664-666
- CohenD, Cuffin BN (1983) Demonstration of useful differences between magnetoencephalogram and electroencephalogram Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol 56,38-51
- [26] Société canadienne du cancer.
- [27] pierre maurel (pierre.maurel) cours imagerie médicale.
- [28] [https://fr.wikipedia.org/wiki/Maladie\\_d%27Alzheimer#cite\\_note-230](https://fr.wikipedia.org/wiki/Maladie_d%27Alzheimer#cite_note-230) : la maladie d'Alzheimer.
- [29] fédération interprofessionnelle de la santé du Québec, société Alzheimer, Québec : collection « Les nouvelles connaissances usuelles » : la maladie d'Alzheimer par Marie Claire Sansregret et Gilles Landr.
- [30] Dossier réalisé en collaboration avec le Pr Philippe Amouyel, directeur de recherche d'une unité mixte Inserm et du Laboratoire d'excellence DISTALZ sur la maladie

d'Alzheimer, professeur d'épidémiologie et de santé publique au CHU de Lille et directeur général de la Fondation Plan Alzheimer – juillet 2014.

[31] [http://www.passeportsante.net/fr/Maux/Problemes/Fiche.aspx?doc=alzheimer\\_pm](http://www.passeportsante.net/fr/Maux/Problemes/Fiche.aspx?doc=alzheimer_pm) : La maladie d'Alzheimer.

[32] [http://www.larousse.fr/encyclopedie/divers/maladie\\_d\\_Alzheimer/20253](http://www.larousse.fr/encyclopedie/divers/maladie_d_Alzheimer/20253): Encyclopédie Larousse en ligne : maladie d'Alzheimer.

[33] <http://lci.tf1.fr/science/sante/un-nouvel-espoir-pour-les-patients-atteints-d-alzheimer-8419198.html> : Un nouvel espoir pour les patients atteints d'Alzheimer : édité par Huth Nabet le 18 mai 2014.

[34] L'équipe de recherche identification de déterminants moléculaire de maladie neurodegenerative (UMR 744 INSERM-Lille2 Institut Pasteur de Lille) dirigé par Jean Charles Lambert.

[35] C Delmaire, service de neurologie CHU de Lille, Article issu du quotidien de JFR 210 .Samedi 23 octobre mis à jour le 5 juillet 2011 par la SFR.

[36] [http://www.doctissimo.fr/html/dossiers/alzheimer/sa\\_4591\\_test\\_alzheimer.htm#](http://www.doctissimo.fr/html/dossiers/alzheimer/sa_4591_test_alzheimer.htm#) : la maladie d'Alzheimer : Dépister la maladie avant les premiers symptômes.