



Université Mohamed Khider de Biskra

Faculté des Sciences et de la Technologie

Département de génie électrique

# MÉMOIRE DE MASTER

Sciences et Technologies

Réseaux et Télécommunication

Réf. :

---

Présenté et soutenu par :

**Driche Salsabil kaouthar Marzougui Ahlam**

Le : jeudi 26 avril 2022

## **Recalage et segmentation des images médicales**

---

**Jury :**

Dr	Barket Aicha	MAA	Université de Biskra	Président
Dr	Mdaouekh Saadia	MCB	Université de Biskra	Examineur
Pr	Ouafi Abdelkrim	PR	Université de Biskra	Rapporteur

Année universitaire : 2021/2022



Université Mohamed Khider de Biskra

Faculté des Sciences et de la Technologie

Département de génie électrique

# MÉMOIRE DE MASTER

Sciences et Technologies

Réseaux et Télécommunication

Réf. :

---

## Recalage et segmentation des images médicales

Le : mardi 28 juin 2022

**Présenté par :**

**-Driche Salsabil Kaouthar**

**-Marzougui Ahlam**

**Avis favorable de l'encadreur :**

**- Pr. Abdelkrim. Ouafi**

**Signature Avis favorable du Président du Jury**

**Cachet et signatur**

## Résumé

Le traitement d'images joue aujourd'hui un rôle important dans de nombreux domaines, notamment dans l'imagerie médicale. Le recalage d'image est une technique essentielle dans le traitement et l'analyse d'image médicale, de but à déterminer la transformation géométrique qui aligne une image cible à une image référence afin d'extraire les plus petites différences qui peuvent être utilisées ultérieurement par les spécialistes du domaine.

La segmentation d'image est une opération importante dans un système de traitement d'image et de reconnaissance de forme. Son objectif est de partitionner un ensemble de données plutôt qu'une image en sous-classes appelées régions connexes et homogènes.

Dans ce mémoire, nous avons appliqué les méthodes de recalage affine sur des images médicales, et nous avons fait la segmentation de ces images par trois méthodes (seuillage, région croissance et k-means), et en dernière étape nous avons fait une comparaison entre ces trois méthodes de segmentation pour le but de choisir la méthode qui donne les meilleurs résultats.

**Mots clés :** Recalage d'image, Imagerie médicale, segmentation, classification k-means, croissance de région, seuillage.

---

## المخلص

تلعب معالجة الصور اليوم دوراً مهماً في العديد من المجالات، لا سيما التصوير الطبي. يعد تسجيل الصور تقنية أساسية في معالجة الصور الطبية وتحليلها، بهدف تحديد التحول الهندسي الذي يحاذي صورة الهدف مع صورة مرجعية من أجل استخراج أصغر الاختلافات التي يمكن استخدامها لاحقاً من قبل المتخصصين في هذا المجال.

تجزئة الصورة عملية مهمة في معالجة الصور ونظام التعرف على الأنماط. هدفها هو تقسيم مجموعة بيانات بدلاً من صورة إلى فئات فرعية تسمى المناطق المتصلة والمتجانسة.

في هذه الأطروحة، طبقنا طرق التسجيل الأفيني على الصور الطبية، وقمنا بتقسيم هذه الصور بثلاث طرق (العتبة ومنطقة النمو والوسائل  $k$ )، وفي الخطوة الأخيرة أجرينا مقارنة بين طرق التجزئة الثلاثة هذه لغرض اختيار الطريقة التي تعطي أفضل النتائج.

**الكلمات المفتاحية:** تسجيل الصورة، التصوير الطبي، التجزئة، تصنيف الوسائل  $k$ ، نمو المنطقة، العتبة.

---

## *Remerciements*

En tout premier lieu, on remercie le bon Dieu, qui nous a donné la force et la patience d'accomplir ce Modeste travaille

On voudra adresser toute nous gratitudes à l'encadreur de notre mémoire, *Pr. Abdelkrim OUAFI*, pour sa patience, sa disponibilité et surtout ses judicieux conseils, qui ont contribué à alimenter notre réflexion.

Nous remercions également les membres du jury, *Dr. Barket Aïcha, et Dr. Mdaouekh saadia* pour les avoirs honorés d'avoir évalué notre travail.

Remerciements particuliers au *Dr. Zitouni Abdel kader* pour l'aide et les connaissances précieuses qu'il nous a fournies.

On désira aussi à remercier les professeurs du département d'Électronique de l'université de Biskra, pour leurs efforts constants pour nous enseigner, leurs précieuses informations et conseils, ainsi que leurs soutiens et encouragements.

Comme on exprime notre appréciation envers nos amis et collègues qui ont pris en charge notre soutien moral et intellectuel tout au long de notre préparation de ce mémoire.

Enfin, je remercie tous ceux qui, de près ou de loin, ont contribué à la réalisation de ce travail.

## *Dédicaces*

*Je dédie ce travail à*

*Mes très chers parents,*

*Mama et papa le plus grand soutien de ma vie, tous mes remerciement, appréciation, gratitude, amour et respect pour vos efforts et votre soutien pour me permettre de terminer mes études. J'espère que ce travail sera une source de fierté et de bonheur pour vous.*

*À ma chère sœur Zohra, qui a été un grand soutien pour moi et source de force et au reste de mes sœurs et mon frère d'être une source pour compléter leur parcours académique.*

*Les personnes qui m'ont toujours conseillé, qui m'ont écouté et qui étaient avec moi dans les bons et les mauvais moments.*

*Marzougui Ahlam*



## *Dédicaces*

*Louanges et remerciements à Dieu, qui nous a guidés et inspirés par la santé, le bien-être et la détermination à valoriser cette étape de notre parcours académique avec ce mémoire. Mais ensuite je me dédie ce travail :*

*À ma petite famille, mes chers parents, que Dieu leur donne longue vie et prenne soin d'eux*

*À mes chers frères et soeurs, pour les encourager dans leur cheminement académique*

*À ma grande famille, en particulier mon cher oncle, l'honorable, **Dr. Namouchi Noureddine**, et son épouse, le professeur **Yousefi Safiya***

*À ma grand-mère de mon père, que Dieu prolonge sa vie, et mon grand-père de ma mère, mon père, ma grand-mère de ma mère et mon oncle, que Dieu ait pitié d'eux*

*À mon Professeur **Ouafi Abdelkrim** et mes honorables professeurs qui m'ont accompagné dans mon parcours d'études au Collège des sciences et technologies*

*À mes collègues et confrères du domaine des télécommunications, surtout mes amies "Nour, Sahra, Ahlam, Hanan "*

*À tous ceux qui m'ont soutenu dans l'accomplissement de ce travail de près ou de loin*

***Driche Salsabil kaouthar***



# ***Tableau de travail***

<b><i>Résumé</i></b> .....	III
<b><i>Remercîments</i></b> .....	IV
<b><i>Dédicaces</i></b> .....	V-VI
<b><i>Introduction Générale</i></b> .....	2
<b><i>Chapitre 01 : Généralités sur le traitement des images médicales</i></b>	
1.Introduction.....	5
2.Définition d'une image.....	5
2.1 Définition de l'image numérique.....	5
2.2 Types d'images numériques.....	6
2.2.1 Image matricielle.....	6
2.2.2 Image vectorielle.....	6
2.3 Caractéristiques d'une image numérique.....	6
2.3.1 Pixel.....	6
2.3.2 Résolution.....	7
2.3.3 Dimension.....	7
2.3.4 Bruit.....	7
2.3.5 Luminance.....	8
2.3.6 Contraste.....	8
2.3.7 Histogramme.....	8

2.3.8 Contours et textures.....	8
3. Image médicale.....	9
3.1. Définition.....	9
3.2 Le cancer.....	9
3.3. Imagerie médicale.....	10
3.3.1 Modalités d'acquisition des images médicale.....	10
3.4 Problèmes et prétraitements des images médicales.....	14
3.4.1 Problèmes.....	14
3.4.2 Prétraitements.....	15
4. Traitement des images médicales.....	17
4.1. Les traitements morphologiques.....	17
4.1.1 Quantification.....	17
4.1.2 Interpolation.....	17
4.1.3 Recalage.....	17
4.1.4 La segmentation de tissu.....	18
4.2. Traitements fonctionnels.....	18
4.2.1. Filtres temporels.....	18
4.2.2. Analyse statistique des séquences d'image.....	18
4.3 Chaîne de traitement d'image médicale.....	18
4.3.1 Acquisition des images.....	19
4.3.2 Prétraitement des images.....	19
5. Conclusion.....	24

## ***Chapitre 2 : Techniques de Recalage et de Segmentation d'images médicale***

1. Introduction.....	26
2. Recalage d'image.....	26
2.1 Principe.....	26
2.2 Étapes de recalage.....	27
2.2.1 Détection des Caractéristiques (primitives).....	27
2.2.2 Mise en correspondance de primitives.....	27
2.2.3 Estimation du modèle de transformation.....	27
2.2.4 Ré-échantillonnage d'image et transformation.....	27
2.2.5 Fusion d'image.....	28
2.3 Méthode de Recalage.....	28
2.3.1 Approches géométriques.....	29
2.3.2 Approches iconiques.....	30
2.3.3 Approches hybrids (géométriques et iconiques).....	31
2.4. Modèle de recalage et transformation.....	32
2.4.1 Recalage selon le domaine de la transformation.....	33
2.4.2 Recalage selon la nature de la transformation.....	33
2.4.3 Recalage selon le degré de conservation géométrique : (linéaire ou non linéaire)....	33
2.5 Domaines d'application du recalage d'image.....	35
3. Segmentation d'image médicale.....	36
3.1 Objectif la segmentation.....	36
3.2 Techniques de segmentation.....	36
3.2.1 Segmentation basée sur seuillage.....	37

3.2.2 Segmentation basée sur région.....	38
3.2.3 Segmentation basée sur contour.....	40
3.2.4 Segmentation par classification.....	40
3.2.5 Segmentation par Deep Learning.....	45
4.Conclusion.....	47

### ***Chapitre 3 : Implementation et résultats***

1. Introduction.....	49
2. Présentation du langage de programmation Matlab.....	49
3. Principe de notre système.....	49
3.1 Acquisition.....	50
3.1.1 Dataset.....	50
3.1.2 Images de testées.....	50
3.2 Prétraitement.....	51
3.3 Recalage.....	51
3.4 Segmentation.....	53
3.4.1 Résultat de segmentation par Seuillage.....	53
3.4.2 Résultat de segmentation par région.....	55
3.4.3 Résultats de segmentation par classification.....	56
4. Discussion des résultats recalage et segmentation.....	56
4.1 Résultats de recalage.....	56
4.1.1 Discussion de résultats.....	59
4.2 Résultats de segmentation.....	59
4.2.1 Discussion des résultats.....	62
4.2.2 Comparaison entre les différentes méthodes de segmentation.....	63

5. Conclusion.....	64
<b><i>Conclusion Générale</i></b> .....	66
<b><i>Bibliographie</i></b> .....	69

# Liste des figures

<b>Figure 1.1 :</b> Représentation des pixels dans une image.....	7
<b>Figure 1.2 :</b> Image avec son histogramme.....	8
<b>Figure 1.3 :</b> Exemple Contour-texteur des images médicales.....	9
<b>Figure 1.4 :</b> Exemple de cancer cerveau.....	10
<b>Figure 1.5 :</b> L'appareil du scanner.....	11
<b>Figure 1.6 :</b> Principe d'acquisition.....	11
<b>Figure 1.7 :</b> L'appareil de radiographie.....	11
<b>Figure 1.8 :</b> Image obtenue par Radiographie.....	11
<b>Figure 1.9 :</b> L'appareil de l'échographie.....	12
<b>Figure 1.10 :</b> Image obtenu par Echographie.....	12
<b>Figure 1.11 :</b> L'appareil de l'IRM.....	13
<b>Figure 1.12 :</b> Images obtenu par (IRM).....	13
<b>Figure 1.13 :</b> L'appareil de TEP.....	13
<b>Figure 1.14 :</b> Endoscopie.....	14
<b>Figure 1.15 :</b> L'appareil de Scintigraphie.....	14
<b>Figure 1.16 :</b> Chaîne de traitement d'image médicale.....	19
<b>Figure 1.17 :</b> Exemple application du filtre médian (b) sur une image bruitée(a).....	20
<b>Figure 1.18 :</b> Exemple Détection des Contours d'image médicale.....	20
<b>Figure 1.19 :</b> Estimation dans l'image médicale.....	21

<b>Figure 1.20</b> : Histogramme d'une image en niveaux de gris.....	21
<b>Figure 1.21</b> : Exemple of médicales images incluses dans l'interpolation.....	22
<b>Figure 1.22</b> : Exemple recalage en image médicale.....	23
<b>Figure 1.23</b> : Exemple segmentation de l'image d'un cerveau.....	23
<b>Figure 2.1</b> : Principe de recalage d'image.....	26
<b>Figure 2.2</b> : Etape du recalage d'image.....	27
<b>Figure2.3</b> : Fusion d'image IRM.....	28
<b>Figure 2.4</b> : Méthodes de Recalage.....	28
<b>Figure 2.5</b> : Image simplifiée d'une coupe de cerveau.....	29
<b>Figure 2.6:</b> Exemple de mesure en Utilisant le point comme primitives.....	30
<b>Figure 2.7</b> : Recalage de l'intensité du pixel commun entre l'image source et l'image référence...	31
<b>Figure 2.8</b> : Extraction des primitives et trouver intensité du pixel commun.....	32
<b>Figure 2.9</b> : Modèles de recalage et transformations.....	32
<b>Figure 2.10</b> : Exemple du recalage rigide de gouache a droite, IRM échantillonnée dans recalage rigide.....	34
<b>Figure 2.11</b> : De gauche à droite : Image Flottante Image référence et champ de déformation.....	35
<b>Figure 2.12</b> : Exemple d'utilisation de recalage d'image en médecine.....	35
<b>Figure 2.13</b> : Techniques de segmentation d'image médicale.....	37
<b>Figure 2.14</b> : Exemple seuillage global.....	38
<b>Figure2.15</b> : Exemple seuillage local.....	38
<b>Figure 2.16</b> : l'image médicale utilisée dans le travail à gauche et le résultat la segmentation par croissance de region à droite.....	39
<b>Figure 2.17</b> : Exemple division et fusion segmentation.....	39

<b>Figure 2.18</b> : Exemple segmentation contour sur une image du cerveau.....	40
<b>Figure 2.19</b> : Différents Techniques de classification.....	41
<b>Figure 2.20</b> : illustration simple par un algorithme KNN (k=5).....	42
<b>Figure 2.21</b> : Structure d'un neurone artificiel.....	44
<b>Figure 2.22</b> : Segmentation des tumeurs cérébrales à l'aide de Deep Learning.....	45
<b>Figure 2.23</b> : Topologie de réseau de neurones.....	46
<b>Figure 3.1</b> : principe de notre système.....	49
<b>Figure 3.2</b> : Images testées.....	50
<b>Figure 3.3</b> : Cadre typique utilisé pour résoudre le problème de recalage.....	51
<b>Figure 3.4</b> : Résultat de recalage d'image à l'aide de transformation affine d'une image cerveau ;(a) : image originale, (b) : image à recalée, (d) : Optimization PlotFcns.....	53
<b>Figure 3.5</b> : Résultat de la méthode seuillage local ; (a) : image avant la segmentation, (b) : histogramme, (c) : Image après la segmentation.....	54
<b>Figure 3.6</b> : Résultat la méthode de croissance de région ;(a) : image avant la segmentation, (b) : image après la segmentation.....	55
<b>Figure 3.7</b> : Résultat de méthode k-means ;(a) : image avant segmentation, (b) : image après la segmentation.....	56

## Liste des tableaux

<b>Tableau 3.1</b> : Exemples de recalage.....	58
<b>Tableau 3.2</b> : Exemples de segmentation.....	62
<b>Tableau 3.3</b> : Comparaison entre les méthodes de segmentation.....	63

# Liste des abréviations

**CT** : Tomographie.

**TDM** : La Tomodensitométrie.

**IRM** : Imagerie par Résonance Magnétique.

**TEP** : Tomographie par émission de positons.

**KNN** : K-plus proches voisins.

**SVN** : Séparateur à vaste Marge.

**ANN** : réseaux de Neurones artificiels.

**SOM** : carte auto-organisée.

**K-means** : k- moyennes.

# ***Introduction générale***

### Introduction générale

L'émergence, l'essor et l'avancée spectaculaire des nouvelles technologies de l'information et de la communication, ont laissé un impact, extrêmement déterminant dans l'apparition d'une récente discipline, celle du traitement d'images numériques, qui prend tous les jours une dimension significative dans l'espace de la recherche scientifique.

L'imagerie numérique a connu un large éventail d'applications, notamment dans le domaine de la recherche médical. En effet, des quantités énormes d'images médicales sont produites chaque jour par diverses modalités, le fait de traiter ces images, devient une tâche lourde.

Le recalage est un problème commun à des nombreuses tâches d'analyse d'images médicales. Il fait référence à la procédure ayant pour but de trouver une transformation spatiale reliant deux ou plusieurs images. Finalement, l'objectif est de situer les images dans un même repère géométrique. Les difficultés de ce problème sont différentes selon que l'on s'intéresse à des images provenant de la même modalité (monomodal) ou bien de modalités différentes (multimodal), ou bien quand ce recalage met en œuvre des images acquises sur un même patient ou patients différents.

La segmentation automatique des images médicales, permet au praticien de visualiser les données médicales, d'établir des diagnostics vitaux fiables, afin d'en tirer des risques pathologiques et de guider son geste chirurgical. La segmentation d'images est en général, difficile à réaliser, car les images naturelles acquises sont complexes, et la façon de les percevoir varie en fonction des individus, ainsi ce qui paraît banal pour l'œil humain pose de réelles difficultés pour l'outil informatique. Par conséquent, plusieurs approches scientifiques ont été envisagées.

Dans ce travail, nous nous intéressons particulièrement aux techniques de recalage et de segmentation d'images médicales plus précisément les images du cancer du cerveau.

Ce mémoire est principalement structuré autour de trois principaux chapitres :

## Introduction générale :

---

**Le chapitre 1 :** a pour titre « Généralité sur le traitement des images médicales », traite une description sommaire sur le traitement d'images médicales. Il présente des généralités sur l'imagerie médicale, sa particularité et s'intéresse aux différentes modalités d'utilisation, ainsi que les traitements pouvant être appliqués à ce type d'images.

**Le chapitre 2 :** a pour titre « Techniques de recalage et de segmentation d'images médicale », L'objectif de ce second chapitre est d'étudier des méthodes de segmentation des images médicales du cancer du cerveau, où nous décrivons les différentes techniques de Segmentation 2D.

**Le chapitre 3 :** Quand au dernier chapitre, nous présentons les différentes étapes de notre implémentation, une description de l'interface proposée, et enfin, un ensemble de tests réalisés sur un ensemble d'images médicales.

Notre mémoire sera couronné par une conclusion générale.

***Chapitre 1***  
***Généralités sur***  
***le traitement des images***  
***médicales***

## 1 Introduction

Le traitement d'images est une discipline qui a montré de grands progrès dans un grand nombre de domaines tels que l'imagerie médicale, satellitaire ou optique. Une des problématiques principales traitée dans le cadre du traitement d'image est la mise en correspondance d'un ensemble d'images pour traiter leurs informations respectives.

L'imagerie médicale est un ensemble des moyens d'acquisition d'images, et de techniques consistant à mettre en image différentes régions du corps humain. Ces techniques basées sur plusieurs phénomènes physiques tels que la résonance magnétique, la radioactivité, l'absorption et atténuation des rayons X, la réflexion d'ondes d'ultrasons, l'effet photoélectrique, etc. Il existe plusieurs types d'imageries médicales qui sont plus ou moins adaptées en fonction des zones à étudier. On distingue notamment la radiologie, qui utilise les rayons X, l'échographie, qui se sert des ultrasons, l'imagerie par résonance magnétique (IRM), le scanner qui donne également des images en coupe et qui permet de réaliser la représentation d'organes. Dans ce chapitre, nous introduisons des généralités sur le traitement d'image médicale, modalités d'acquisition des images médicales, puis les techniques de traitement d'images.

## 2 Définition d'une image

L'image est une représentation d'une personne ou d'un objet par la peinture, 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  $(x, y)$  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 est une fonction d'intensité lumineuse et de couleur. Sous cet aspect, l'image est inexploitable par la machine, ce qui nécessite sa numérisation, [1].

### 2.1 Définition de l'image numérique

Une image est un signal bidimensionnel (2D) ou tridimensionnel (3D). Or, afin de pouvoir réaliser des traitements informatiques sur une image, celle-ci doit être absolument numérique ou numérisée. La numérisation d'une image consiste à convertir les valeurs continues du signal de cette dernière  $i$  (son état analogique) en des valeurs discontinues  $I$  qui correspond à une structure de données informatiques. Ainsi, une image numérique est définie par : le nombre de pixels qui la

composent en largeur et en hauteur. La valeur que peut prendre chaque pixel, elle est représentée par un scalaire dans le cas d'images en niveau de gris et par un vecteur à trois composantes rouge, vert et bleu dans le cas d'images couleurs. Ces valeurs sont incluses dans  $\mathbb{N}$ , [2].

## 2.2 Types d'images numériques

Les images numériques se décomposent en deux grandes parties :

**2.2.1 Image matricielle** : elle est composée d'une matrice de points, qui peut se visualiser sur un moniteur d'ordinateur ou tout autre dispositif d'affichage RVB.

**2.2.2 Image vectorielle** : le principe est de représenter les données de l'image par des formules géométriques (cercle, rectangle...), qui vont pouvoir être décrites d'un point de vue mathématique (un rectangle est défini par deux points, un cercle par un centre et un rayon). On distingue également :

**a. Images en niveau de gris** : la valeur de l'intensité lumineuse  $I(x, y) \in [0, 255]$

**b. Image couleur** : une valeur d'intensité lumineuse pour chacune des couleurs

$$I_R(x, y) \quad I_V(x, y) \quad I_B(x, y).$$

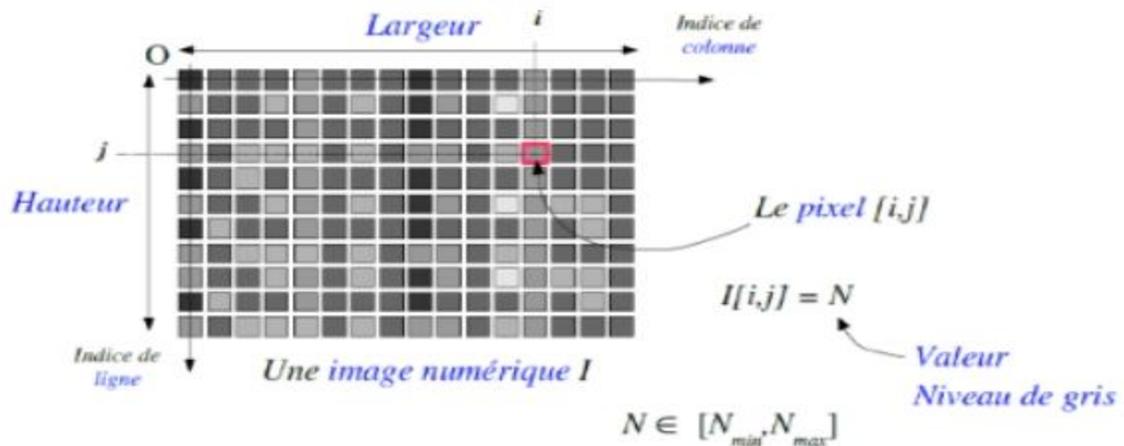
**c. Image binaire** : deux valeurs possibles d'intensité 0 ou 1 pour les pixels, [3].

## 2.3 Caractéristiques d'une image numérique

L'image est caractérisée par les paramètres suivants :

### 2.3.1 Pixel

Une image numérique est constituée d'un ensemble de points appelés pixels (abréviation de Picture élément) pour former une image. Le pixel représente ainsi le plus petit élément constitutif d'une image numérique. C'est une valeur numérique représentative des intensités lumineuses, [4].



**Figure 1.1** : Représentation des pixels dans une image.

### 2.3.2 Résolution

C'est le nombre de points contenu dans une longueur donnée (en pouce). Elle est exprimée en points par pouce (PPP en Français ou en anglais DPI pour Dots Per Inch). Un pouce mesure 2,54 cm, c'est une unité de mesure britannique. La résolution est exprimée en nombre de pixels par unité de mesure (pouce ou centimètre).

### 2.3.3 Dimension

C'est la taille de l'image, cette dernière se présente sous forme de matrice dont les éléments sont des valeurs numériques représentatives intensités lumineuses (pixels), [5]. La taille d'une image numérique peut se définir par :

- \* sa définition en pixels ;
- \* ses dimensions en pouces ;
- \* sa résolution en dpi ou ppp.

### 2.3.4 Bruit

Un bruit (parasite) dans une image est considéré comme un phénomène de brusque variation de la l'intensité d'un pixel par rapport à ses voisins, il provient de l'éclairage des dispositifs optiques et électroniques du capteur, [6].

### 2.3.5 Luminance

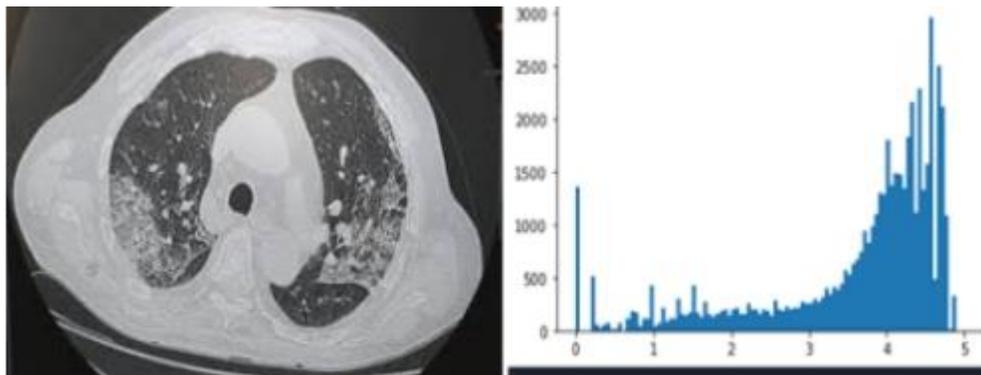
C'est le degré de luminosité des points de l'image. Elle est définie aussi comme étant le quotient de l'intensité lumineuse d'une surface par l'air apparente de cette surface, [7].

### 2.3.6 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, [6].

### 2.3.7 Histogramme

L'histogramme des niveaux de gris ou des couleurs d'une image est la fonction  $h(x)$  qui associe à une valeur d'intensité,  $x$  le nombre de pixels dans l'image ayant cette valeur pour diminuer l'erreur de quantification, pour comparer deux images obtenues sous des éclairages différents, ou encore pour mesurer certaines propriétés sur une image.

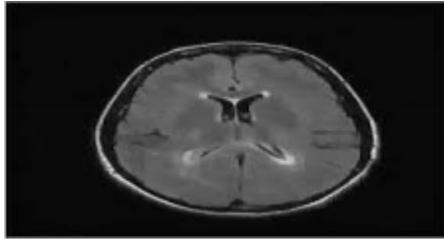


**Figure 1.2 :** Image avec son histogramme.

### 2.3.8 Contours et textures

Les contours représentent la frontière entre les objets de l'image, ou la limite entre deux pixels, [8].

Les contours représentent la frontière entre les objets de l'image, ou la limite entre deux pixels dont les niveaux de gris représentent une différence significative. Les textures décrivent la structure de ceux-ci. L'extraction de contour consiste à identifier dans l'image les points qui séparent deux textures différentes, [6].



**Figure 1.3 :** Exemple contour –texture des images médicales.

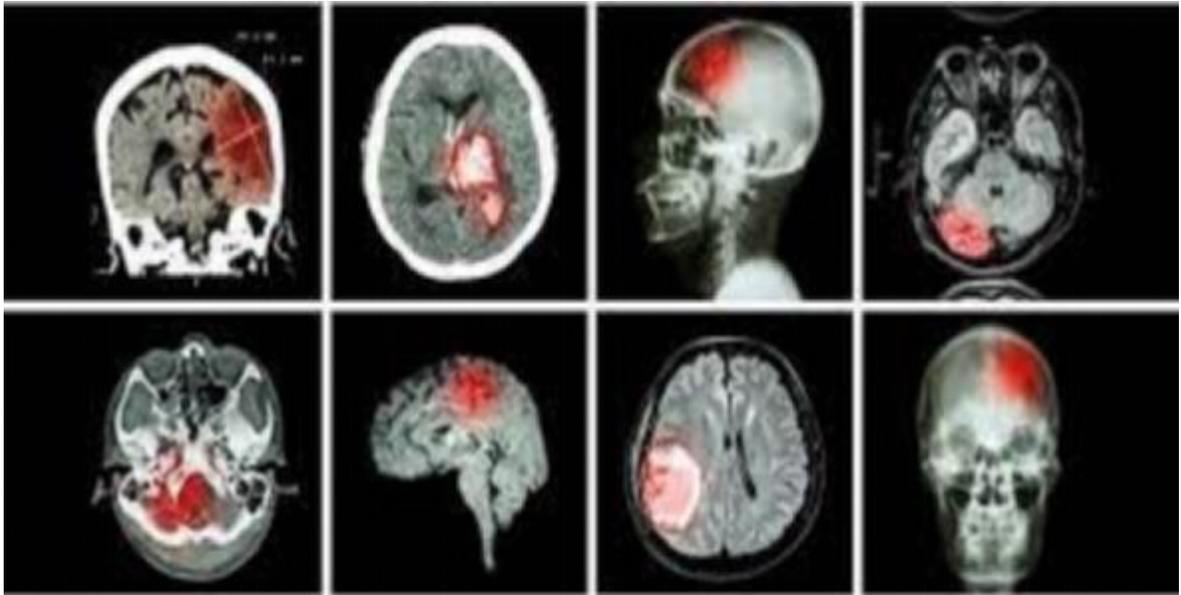
## 3 Image médicale

### 3.1 Définition

On peut définir une image médicale comme la matérialisation sous forme d'images d'information anatomique ou fonctionnelle de parties (organes, tissus, cellules) du corps humain, ainsi que les données extraites ou dérivées de ces images. Ces images sont obtenues pour répondre à un besoin médical (question posée par un clinicien) grâce à des moyens techniques d'imagerie appropriés (en termes d'adéquation à la question posée, selon l'état de l'art), tout en minimisant les risques/ coûts pour le patient, [9].

### 3.2 Cancer

Le cancer est un problème majeur de santé publique avec actuellement environ 260 000 nouveaux cas (149 000 chez l'homme et 108 000 chez la femme). Lorsqu'une tumeur apparaît chez un sujet, le diagnostic de cancer exige toujours une biopsie et un examen anatomopathologique. Il s'agit de l'étude macroscopique ou microscopique des cellules provenant de la tumeur. Une fois le diagnostic posé, le bilan avant traitement permet d'apprécier certaines particularités liées au malade (âge, autres maladies, état général, . . .), l'extension du cancer, son retentissement sur l'organisme et son pronostic, [10].



**Figure1.4** : Exemple de cancer cerveau.

### 3.3 Imagerie médicale

L'imagerie médicale regroupe l'ensemble des techniques permettant de visualiser une partie du corps humain ou d'un organe sans avoir à opérer le patient ; cela, en créant une image visuelle compréhensible d'une information à caractère médicale dans le but d'établir un diagnostic et de faire un suivi approprié du traitement. De la trépanation à la robotique chirurgicale, la pratique médicale a connu une véritable révolution. De nos jours, grâce aux nouvelles techniques d'imagerie, les procédés de traitement se sont modernisés, le diagnostic est devenu plus précis et la qualité des soins est désormais meilleure. Loin des pratiques traditionnelles, aujourd'hui, les radiologues, à l'aide des techniques tomographiques, peuvent diagnostiquer et traiter de façon quasiment non-invasive, [7].

#### 3.3.1 Modalités d'acquisition des images médicale

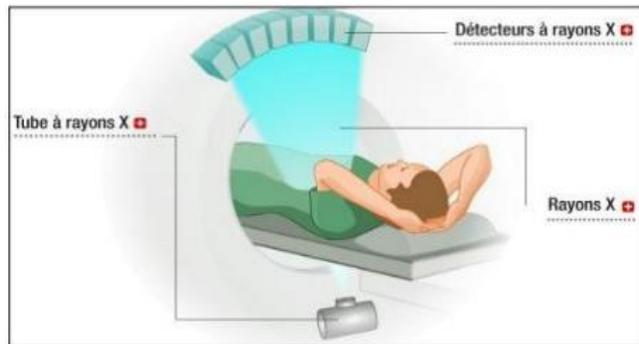
Il existe différents types d'imagerie médicale qui reposent sur l'utilisation des rayons X, des ultrasons, du champ magnétique ou de la radioactivité naturelle ou artificielle.

### a. Tomodensitométrie (Scanner)

Un scanner (également appelé scanner X, tomodensitométrie ou TDM) est une technique d'examen qui permet de créer des images d'une partie du corps, à l'aide d'un appareil d'imagerie médicale (**Figure 1.5**). Cet appareil utilise des rayons X\* à faible dose orientés vers une partie du corps à examiner, [10]. Actuellement, la plupart des grands hôpitaux sont équipés de scanners, qui révèlent tumeurs cancéreuses du foie, du cerveau, du poumon, des reins et qui décèlent les hernies discales, [11].



**Figure1. 5** : L'appareil du scanner.



**Figure1.6** : Principe d'acquisition.

### b. Radiographie :

La radiographie est une technique d'imagerie basée sur l'utilisation de rayon X pour obtenir une image. Les images sont des projections des organes suivant un plan unique. L'image est créée par la différence d'opacité des tissus aux rayons X. La radiographie demeure à l'heure actuelle la base de la radiologie moderne et reste indispensable dans le diagnostic de nombreuses pathologies, [12].



**Figure 1.7** : L'appareil de radiographie



**Figure 1.8** : Image obtenue par Radiographie.

### c. Echographie

L'échographie est une technique d'exploration de l'intérieur du corps basée sur les ultrasons. Elle étudie les organes pleins de l'abdomen, le cœur et tous les organes non masqués par lui et elle a révolutionné la surveillance de la grossesse. L'élément de base de l'échographie est une céramique piézoélectrique, [13].



Figure1.9 : L'appareil de l'échographie



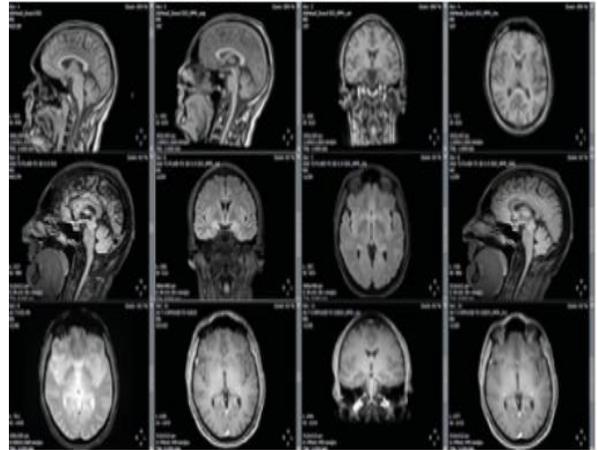
Figure1.10 : Image obtenu par Echographie.

### d. Imagerie par Résonance Magnétique (IRM)

L'imagerie par résonance magnétique est l'une des techniques d'imagerie médicale les plus récentes non-invasive. Cette technique est basée sur le phénomène physique de Résonance Magnétique Nucléaire (RMN) du proton des atomes d'hydrogène contenus dans les tissus et soumis d'une part à un champ magnétique qui produit par un aimant et d'autre part à une impulsion de radiofréquence. L'imagerie par résonance magnétique comporte un avantage par rapport à d'autres techniques d'imagerie. L'IRM permet aux médecins d'établir un diagnostic et de proposer des traitements efficaces sans faire appel à la radiation ou à du matériel radioactif, [14].



**Figure 1.11** : L'appareil de l'IRM



**Figure 1.12** : Images obtenu par (IRM).

### e. Tomographie par émission de positons (TEP)

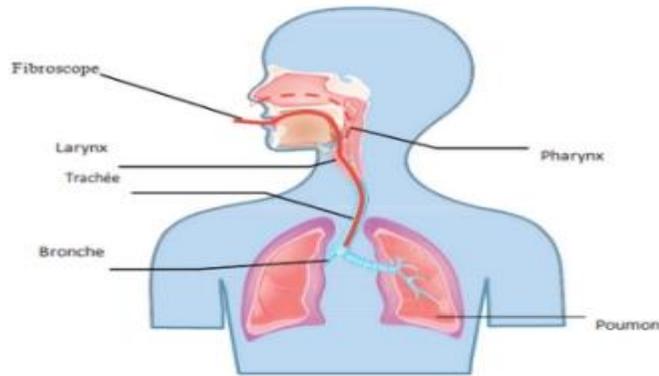
La tomographie par émission de positons permet de visualiser les activités du métabolisme d'un organe. Elle repose sur le principe de la scintigraphie. En effet, la TEP constitue une modalité d'imagerie fonctionnelle reposant sur l'administration au patient d'un traceur légèrement radioactif dont on étudie le métabolisme dans l'organisme. La plupart du temps, ce traceur est le fluor, [15].



**Figure 1.13** : L'appareil de TEP.

### f. Endoscopie

L'endoscopie est une intervention lors de laquelle on utilise un endoscope pour examiner ou traiter des organes ou des structures à l'intérieur du corps. La plupart des endoscopes sont des tubes minces et creux munis d'une lumière à une extrémité. Certains comportent une petite caméra vidéo qui projette des images sur un écran d'ordinateur. Il y a des endoscopes flexibles et des endoscopes rigides. Les différents endoscopes sont conçus pour examiner des parties du corps spécifique.



**Figure 1.14** : Endoscopie

### **g. Scintigraphie (Tomographie)**

La scintigraphie ou tomographie est une technique d'imagerie qui fait intervenir la médecine nucléaire. Un médicament radio pharmaceutique (isotopes radioactifs d'une molécule) est administré et les rayonnements sont analysés. Cette technique permet d'obtenir une image fonctionnelle des organes.



**Figure1.15** : L'appareil de Scintigraphie.

## **3.4 Problèmes et prétraitements des images médicales**

### **3.4.1 Problèmes**

Les images médicales qui sont acquises par des différentes modalités d'imagerie médicale, habituellement, elles sont à risque des plusieurs problèmes liés au traitement d'image y sont encore ouverts comme par exemple : le bruit, contraste...

### **a. Bruit**

Le bruit est considéré comme un phénomène de brusque variation de l'intensité d'un pixel, par rapport à ses voisins, il provient des dispositifs du capteur. Il existe plusieurs types de bruit comme : le bruit poivre-et-sel, le bruit gaussien, le bruit impulsionnel...

### **b. Contraste**

Le contraste est la différence de luminance entre les valeurs les plus claires et les plus sombres d'une photo, [3].

## **3.4.2 Prétraitements**

Pour résoudre ces problèmes et améliorer l'image il faut modifier les caractéristiques visuelles de l'image afin de faciliter son interprétation par l'œil humain. Donc, il y a un ensemble des prétraitements sont nécessaire à appliquer sur ces images avant leur utilisation dans les différents traitements et analyses, ces modifications nommées les prétraitements. Plusieurs techniques de prétraitements nous citons : filtrage, le lissage, luminosité, le réglage du contraste...

### **a. Amélioration du contraste**

Lorsque la quantité de lumière incidente est faible ou que les surfaces observées présentent des teintes voisines, le contraste peut être insuffisant. Donc il y a des techniques qui peuvent améliorer grandement la lisibilité de l'image à partir de la modification de la relativité des couleurs dans une image par l'étirement d'histogramme et son égalisation, [9].

### **b. Amélioration de la netteté**

Le flou peut être réduit par utilisation de filtres passe-haut, qui combinent d'une certaine façon l'image donnée et ses dérivées, de façon à accentuer les variations au détriment des zones uniformes, [9].

### **c. Compensation des variations de contraste**

La quantité totale de lumière incidente peut varier. Cela peut influencer le résultat des traitements. Une façon de compenser de telles variations est la normalisation : on mesure la luminosité moyenne dans les conditions d'apprentissage, on mesure à nouveau la luminosité moyenne de l'image

et on applique un coefficient correcteur approprié. Cette technique n'est efficace que si le contenu de l'image ne change pas d'une image à l'autre, [9].

#### **d. Filtrage**

Le principe du filtrage est de modifier la valeur des pixels d'une image, généralement dans le but d'améliorer son aspect. En pratique, il s'agit de créer une nouvelle image en se servant des valeurs des pixels de l'image d'origine. il existe plusieurs filtres selon la nature du bruit : Filtres moyenneurs, Filtre de gaussien, Filtre médian..., [11].

##### **-Filtres moyenneurs :**

Les filtres moyenneurs, comme leur nom l'indique, calculent la moyenne, éventuellement pondérée, des pixels situés dans le voisinage de chaque pixel. Cette famille de filtres permet de réduire le bruit dans l'image, ce qui rend les zones homogènes plus lisses. Par contre, les contours sont fortement dégradés, et les structures trop fines peuvent devenir moins visibles.

##### **- Filtre de gaussien :**

Ce filtre est de la même famille que le filtre moyennant. Il est basé sur le même principe. En effet, l'intensité d'un pixel dépend de celle de ses voisins :

Soient  $U(x)$ , le niveau de gris en un point  $x$  de l'image à traiter et  $G$  la gaussienne d'écart type  $\sigma$  donnée par la formule suivante :

$$G\sigma = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{x}{2\sigma^2}\right)$$

##### **-Filtre médian**

Il supprime le bruit dans l'image. Son algorithme est relativement simple, le filtre remplace la valeur de chaque pixel par la valeur médiane du pixel et de ses voisins. Le nombre de voisins peut être déterminé à l'aide d'un paramètre 'N'. Ce paramètre indique la taille du carré dans lequel seront effectués les calculs.

## 4 Traitement des images médicales

De nombreuses opérations mathématiques pourront être réalisées sur les images numériques. Elles constituent les bases du traitement d'images. Le traitement d'images est un terme employé pour décrire des opérations effectuées sur des images, dans le but d'accomplir un certain objectif. Il est devenu fortement lié à l'objectif limité de modification des images tels que : corriger les erreurs présentées pendant l'acquisition ou la transmission ; ou augmenter pour surmonter la faiblesse du système visuel humain. Donc, la discipline du traitement d'images peut être brièvement récapitulée comme étant concerné par « un processus qui prend une image entrée et produit une image modifiée comme résultat », [3]. Les traitements sur les images médicales sont généralement classés en deux catégories : les traitements morphologiques et les traitements fonctionnels.

### 4.1 Traitements morphologiques

C'est les traitements qui s'intéressent à étudier les morphologies des composants du corps humain à l'aide de la morphologie mathématique.

#### 4.1.1 Quantification

Le processus de quantification est le principal responsable de la dégradation et la compression de l'image. Elle est complète l'étape d'échantillonnage d'une image, c'est le passage d'une valeur continue à une valeur numérique, [17].

#### 4.1.2 Interpolation

L'interpolation de l'image consiste à redimensionner l'image en diminuant ou en augmentant la matrice de l'image initiale c'est-à-dire créé des nouveaux pixels qu'étant générés selon un algorithme propre à chaque logiciel, [12].

#### 4.1.3 Recalage

Avec une augmentation des scans corporels et acquisitions longitudinales pour suivre la progression de la maladie, il devient important de trouver une correspondance entre plusieurs images, [18] qui est la combinaison de deux images de différentes modalités du même patient ou de différent patient comme par exemple un recalage multimodal entre l'imagerie par résonance magnétique (IRM) et la tomographie par émission de positons (TEP), [15].

#### 4.1.4 Segmentation de tissu

La segmentation de tissu est une technique de partitionnement de l'image en régions homogènes significatives qui correspondent à des objets différents. Il peut être considéré comme un procédé de mise en grappe où les pixels sont classés en différents types de tissus sont attribués en fonction de leurs valeurs de niveau de gris et la corrélation spatiale par exemple : la segmentation automatique des tissus du cerveau, les adipeux, les os, les muscles (fessiers) et de la prostate, [14].

#### 4.2 Traitements fonctionnels

C'est les traitements qui visent à étudier le fonctionnement des organes de cellules...etc., dans le corps humain.

##### 4.2.1 Filtres temporels

Les filtres temporels sont souvent utilisés pour éliminer la dérive du signal en imagerie cérébrale ou le bruit externe dans les données électro physiologiques. Aussi ils sont appliqués sur une séquence d'image par exemple : les filtres bis Quad sont souvent utilisés comme filtres temporels, [18].

##### 4.2.2 Analyse statistique des séquences d'image

C'est une analyse à l'aide des outils et des formules statistiques d'une série d'images acquises dans le temps afin de détecter l'activation d'un organe, cellule...etc. Par exemple une étude fonctionnelle de l'évolution d'un processus physiologique au cours du temps, étude de mouvement comme la cinétique ventriculaire

#### 4.3 Chaîne de traitement d'image médicale

Le traitement d'image fait partie d'une chaîne de traitement que l'on peut résumer en quatre étapes principales, [19].

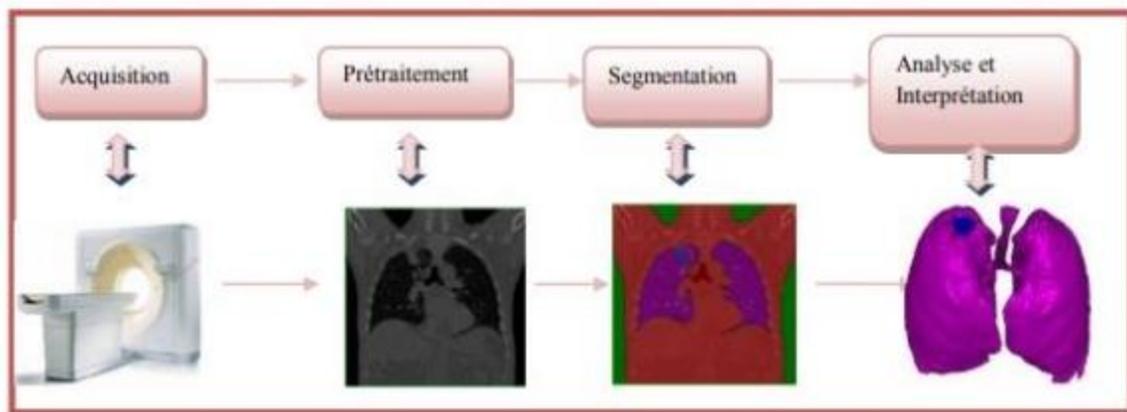


Figure1.16 : Chaîne de traitement d'image médicale.

### 4.3.1 Acquisition des images

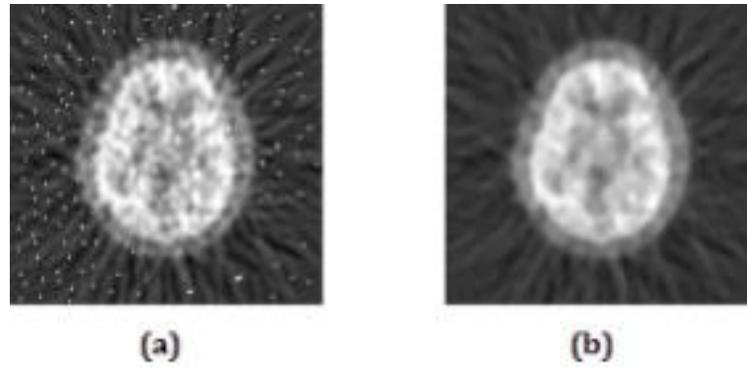
C'est le processus de production d'images lisibles par machine à l'aide de l'imagerie par résonance magnétique pour un examen très sûr contrairement à d'autres techniques d'imagerie (IRM par exemple) puisqu'il n'émet aucun rayonnement. Aussi cet appareil est le seul à donner une vue en 3D, ce qui permet la détermination de la position exacte d'une lésion, qui était avant invisible. De plus, l'imagerie par résonance magnétique permet la possibilité d'imager la composition de différents tissus.

### 4.3.2 Prétraitement des images

Cette phase aura lieu juste après l'acquisition des images et a pour but d'éliminer ou de réduire les bruits d'acquisition pour faciliter la segmentation et l'amélioration de la qualité de l'image. Les méthodes de prétraitement sont très nombreuses mais les plus utilisées dans les Images médicales.

#### a. Filtrage

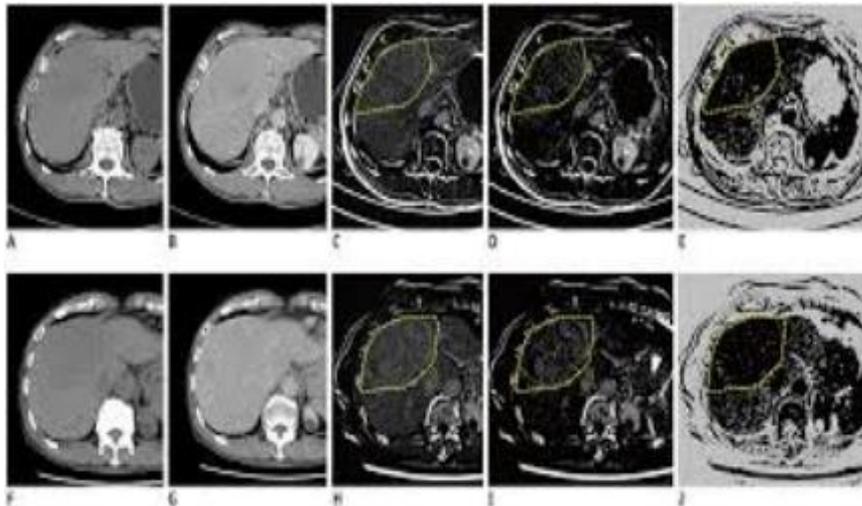
Le filtrage est une opération ayant pour objectif d'éliminer des éléments intrus dans l'image telle que le bruit, en vue d'améliorer leurs qualités. Parmi les filtres les plus utilisés, nous pouvons citer : les filtres linéaires (gaussien, moyen) et les filtres non linéaires (médian).



**Figure1. 17 :** Exemple applications du filtre médian (b) sur une image bruitée(a).

## b. Détection des contours

La détection de contours est une technique de réduction d'information dans les images, qui consiste à transformer l'image en un ensemble de courbes formant les frontières significatives de l'image.



**Figure1. 18 :** Exemple Détection des contours d'image médicale.

## c. Estimation

L'estimation du mouvement est un procédé qui consiste à étudier le déplacement des objets dans une séquence vidéo, en cherchant la corrélation entre deux images successives afin de prédire le changement de position du contenu.

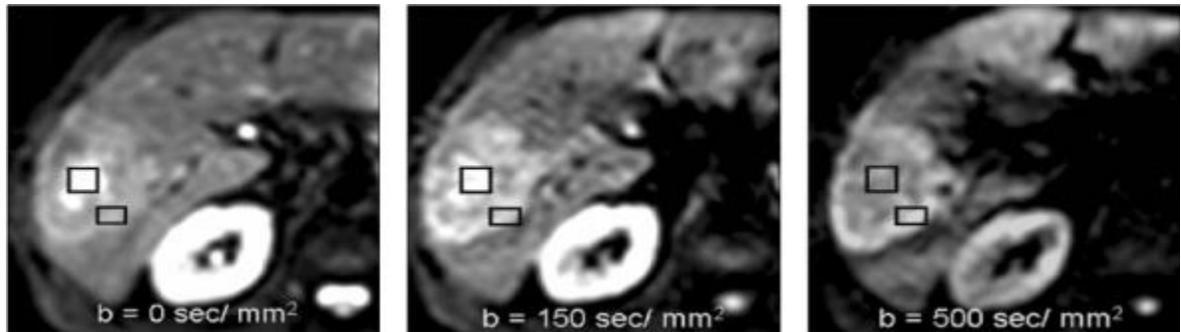


Figure 1.19 : Estimation dans l'image médicale.

#### d. Histogramme

L'histogramme des niveaux de gris ou des couleurs d'une image est un graphique sous la forme d'une courbe qui met en valeur la répartition des pixels d'une image selon leur luminosité offrant.

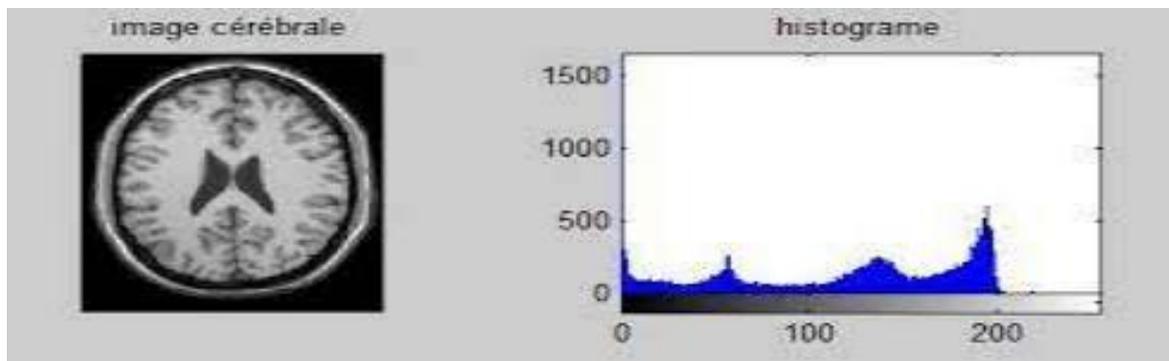
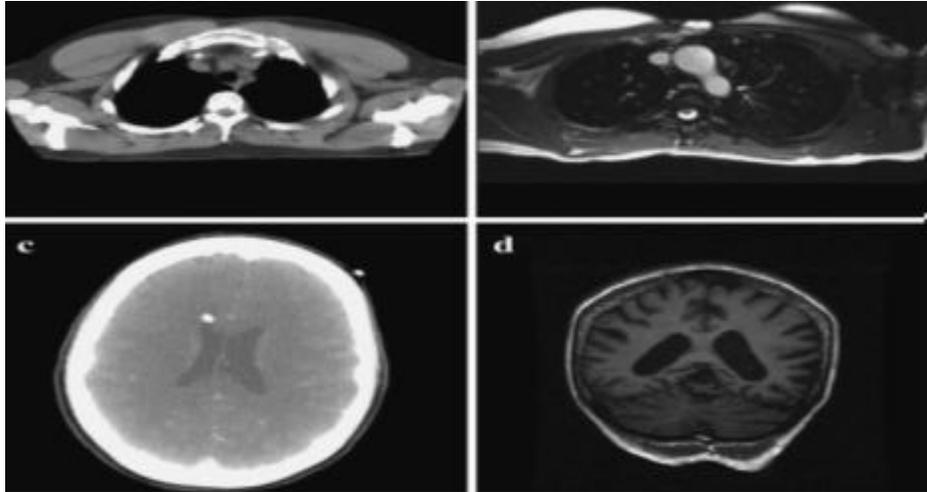


Figure 1.20 : Histogramme d'une image en niveaux de gris.

#### e. Interpolation

L'interpolation est une opération qui vise à déterminer la valeur inconnue d'un point à partir d'un ou de plusieurs points voisins. Dans notre cas d'homothétie on récolte des trous par ce que la position calculer n'est pas entière, donc on utilise l'interpolation pour remédier à une telle insuffisance.

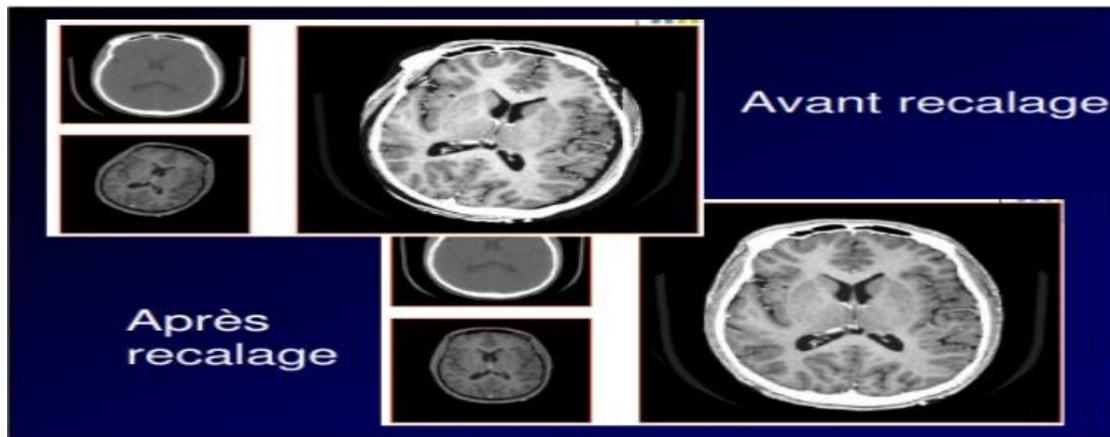


**Figure 1.21:** Exemple of médicales images incluses dans l'interpolation.

## f. Recalage

Le recalage d'image (Image registration en anglais) est un terme très générique qui indique une méthode de mise en correspondance de deux images. La définition générale du recalage d'image pourrait être « méthode visant à trouver la transformation géométrique qui aligne au mieux les pixels physiquement homologues de deux images ». Néanmoins sous cette définition paraissant simple une multitude des approches et des méthodes ont vu le jour. Chaque méthode correspond à la résolution d'une problématique donnée : recalage intra-modal d'image, recalage multi modal, recalage temporel... Toutes les méthodes de recalages classent en trois familles, [20] [21] : les méthodes géométriques, les méthodes iconiques, et enfin les méthodes hybrides.

- **Recalage géométrique** ; s'appuie sur l'appariement de primitive géométrique extraites des images à recalcr.
- **Recalage iconique** ; ne requiert aucune segmentation et s'appuie directement sur les intensités des images à recalcr.
- **Recalage hybride** ; est une méthode s'appuyant une combinaison des deux méthodes précédentes.



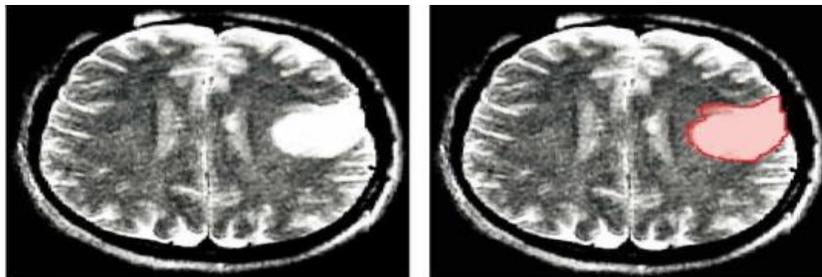
**Figure 1.22** : Exemple recalage d'image médicale.

### g. Segmentation des images

C'est la construction d'une image symbolique en générant des régions homogènes selon le critère d'uniformité défini au préalable.

#### g.1 Définition

La segmentation est une des étapes critiques de l'analyse d'images qui conditionne la qualité des mesures effectuées ultérieurement. C'est généralement une première étape d'un traitement plus complexe comme la reconnaissance de formes. Elle permet de cerner les formes des objets sur lesquels doit porter l'analyse. De délimiter des régions (l'intérêt de les extraire du fond). A ce jour, il existe des nombreuses méthodes de segmentation qui sont pratiquement toutes sensibles au bruit, il est donc nécessaire le commencer par nettoyer l'image en appliquant les filtres usuels d'atténuation le bruit et parmi les approches (la segmentation les plus connues), on peut citer : la segmentation basée sur le seuillage, la segmentation basée sur les régions et la segmentation basée sur les contours, [22].



**Figure 1.23** : Exemple segmentation d'image d'un cerveau.

## **h. Analyse des images**

C'est une analyse à l'aide des outils et des formules statistiques d'une série d'images acquises dans le temps afin de détecter l'activation d'un organe, cellule...etc. Par exemple une étude fonctionnelle de l'évolution d'un processus physiologique au cours du temps étude de mouvement comme la cinétique ventriculaire ; l'extraction des paramètres ou des fonctions représentatives de l'image ou des régions, [9].

## **5. Conclusion**

Dans ce chapitre, nous avons présenté les détails de l'image en général, sa définition, et comment la traiter. Ensuite, nous avons détaillé le principe de l'image médicale et les méthodes de traitement et de segmentation de cette dernière qui est l'une des opérations les plus importantes du système de traitement d'image. Dans le deuxième chapitre, nous parlerons des techniques de recalage et de segmentation d'images cancer cerveau.

## *Chapitre 2*

# *Techniques de Recalage et de Segmentation d'images médicale*

## 1 Introduction

En analyse d'images, la segmentation est une étape essentielle, préliminaire des traitements de haut niveau tels que la classification, la détection ou l'extraction d'objets. Elle consiste à décomposer une image en régions homogènes. Les trois approches principales sont l'approche région, l'approche par classification et l'approche par seuillage. Actuellement, Il n'y a pas d'algorithmes de segmentation efficace sur tout type d'image.

Nombreuses méthodes ont été proposées en adaptant des méthodes existantes pour enlever certaines limitations pour certains domaines d'applications.

La fusion de deux images ne peut pas se faire que si elles sont dans le même repère géométrique. De plus, on peut trouver des distorsions ou des déformations à l'intérieur des images pour rendre la difficulté de comparaison. Pour cela il faut faire appel à un processus de recalage qui est défini comme la recherche des transformations des primitives d'une image cible, basée sur les primitives correspondantes d'une image de référence, pour que les deux images soient dans le même repère.

Ce chapitre vise à étudier les techniques de segmentation et aussi aux méthodes de recalage d'images médicale (de cerveau).

## 2 Recalage d'image

### 2.1 Principe

Le principe de recalage est de minimisation la fonction  $arg\min_{simil} ((I_{cib}, I_{ref}))$  par la recherche des transformations possibles entre les deux images ( $I_{ref}$ ) et ( $I_{cib}$ ) qui dénotent respectivement l'image de référence et l'image source, [23].

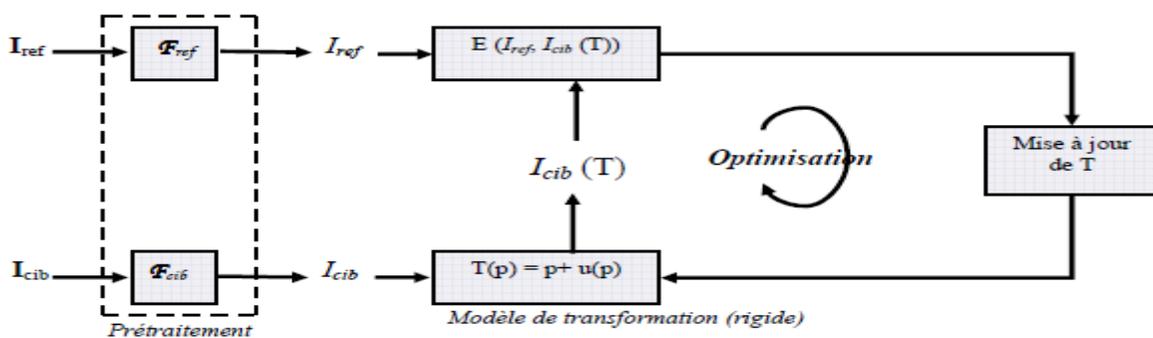
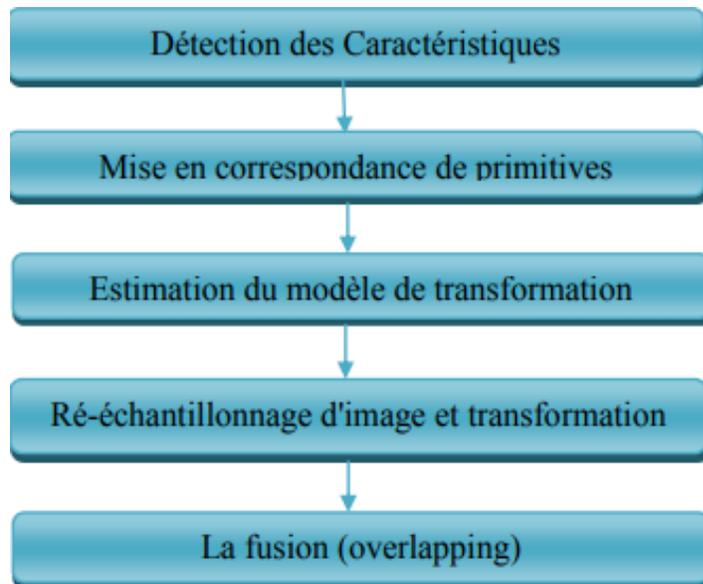


Figure 2.1 : Principe de recalage d'image.

## 2.2 Étapes de recalage

Le recalage d'image se compose essentiellement des étapes suivantes (**figure2.2**) :



**Figure 2.2:** Etapes du recalage d'image.

### 2.2.1 Détection des Caractéristiques (primitives) : Objets marquants et distinctifs

(Arêtes, contours, intersections de lignes, angles) sont manuellement ou, de préférence, automatiquement détecté. Pour le traitement ultérieur, ces caractéristiques peuvent être représentées par leurs représentants ponctuelles (centres de gravité, fins de ligne, points distinctifs), qui sont appelés points de contrôle (CP) dans la littérature.

**2.2.2 Mise en correspondance de primitives** : la correspondance entre les caractéristiques détectées dans l'image détectée et ceux détectés dans l'image de référence est établie.

**2.2.3 Estimation du modèle de transformation** : le type et les paramètres des fonctions de mappage, d'alignement de l'image captée avec l'image de référence est estimée.

**2.2.4 Ré-échantillonnage d'image et transformation** : l'image détectée est transformée par l'intermédiaire des fonctions de mappage, [24].

**2.2.5 Fusion d'image :** La fusion d'image est devenue un terme commun utilisé dans le diagnostic médical et le traitement. Elle signifie la combinaison de deux images qui peuvent être créés à partir de plusieurs images de la même modalité d'imagerie, ou en combinant des informations provenant de multiples modalités (recalage multi modales). La fusion d'image est un mécanisme pour améliorer la qualité de l'information à partir d'un ensemble d'images.

L'objectif de la fusion d'image est de visualiser deux images et d'obtenir une image plus informative, [25] [26].

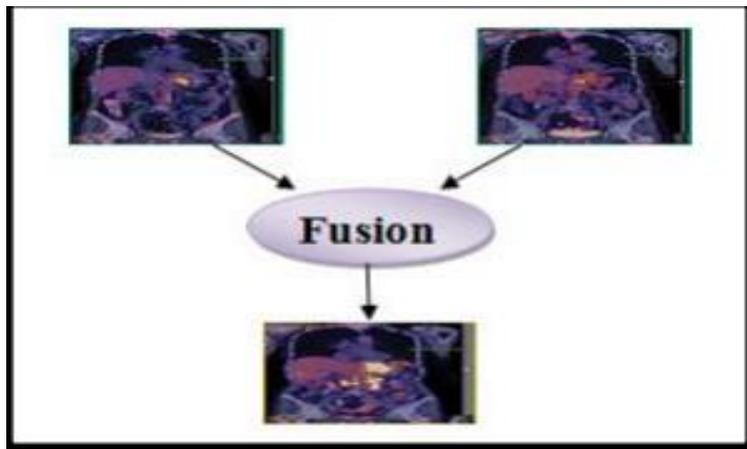


Figure 2.3: Fusion d'image IRM.

## 2.3 Méthode de Recalage

Il existe trois grandes familles de technique recalage selon les primitives utilisées :

Les approches géométriques et les approches iconiques. Par ailleurs, des méthodes hybrides combinant ces approches ont aussi été proposées, [26].

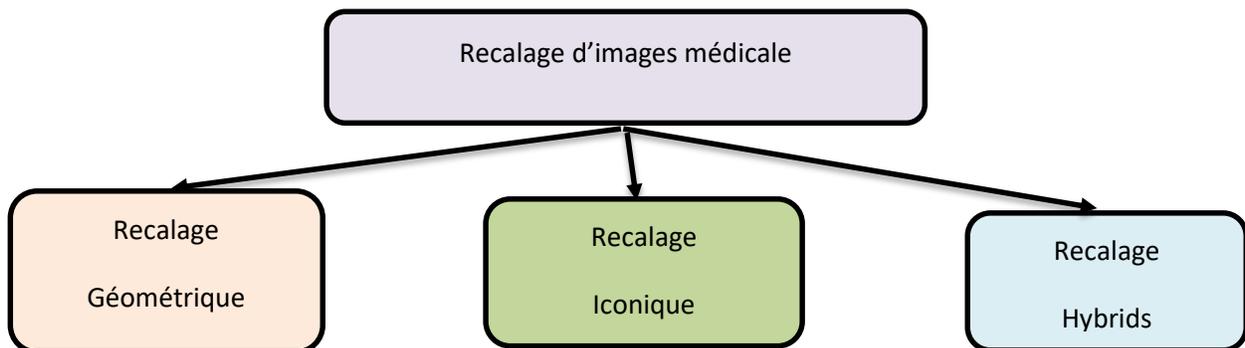
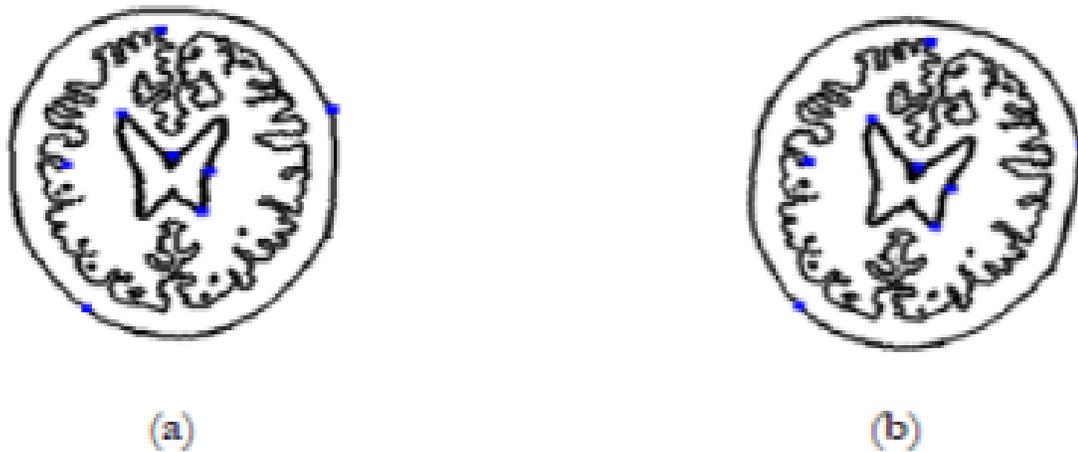


Figure 2.4 : Méthodes de Recalage.

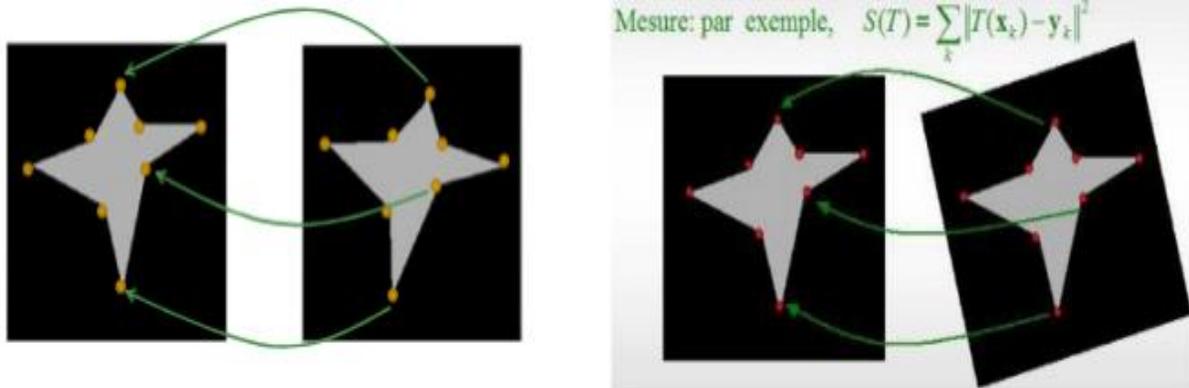
### 2.3.1 Approches géométriques

L'approche géométrique peut être considérée comme approche à haut-niveau, Elle consiste à trouver les structures communes dans les deux images (cible et référence), [27]. Elle repose sur deux grandes étapes bien distinctes qui sont d'ailleurs généralement menées de façon complètement indépendante. La première étape dite de segmentation : basé sur l'extraction à partir de chacune des images de primitives géométriques : points d'intérêt, contours, coins, courbes, volumes...et la deuxième étape est celle de la mise en correspondance, [28] ou appariement ces primitives afin de calculer la transformation entre les deux images en se basant sur l'ensemble des couples appariés. Cette approche est intéressante car ces primitives sont faciles à manipuler et elles permettent d'être indépendante des modalités. Cependant, extraire ces attributs n'est pas toujours aisé, [27].



**Figure 2.5:** Image simplifiée d'une coupe de cerveau. (a) : l'image de référence avec des points d'amers et (b) : l'image cible avec les points d'amers correspondants.

-La figure suivante présente les points homologues des deux images. On peut lancer la mise en correspondance en cherchant par exemple le minimum de la distance quadratique entre chaque couple de points. Plusieurs littératures se fondent sur la mise en correspondance de points, [31].



**Figure 2.6:** Exemple de mesure en utilisant les points comme primitives.

Cette approche possède un certain nombre d'avantages et d'inconvénients.

### a. Avantages

- Optimisation des calculs en se concentrant sur des zones de l'image plutôt que de considérer la totalité et le détail de l'image. Utilisation de données déjà issues de l'image et donc plus pertinentes.

- Pallier aux problèmes d'artefacts dans les images initiales, qui risquent de poser le problème de différences d'intensité entre les 2 images à recaler, [29].

### b. Inconvénients

- Le choix des primitives est très arbitraire.
- Difficulté de calculer les primitives optimales
- L'extraction des primitives est souvent manuelle ou semi-automatique et il n'existe pas jusqu'à ce jour une méthode d'extraction automatique parfaite, [29].

## 2.3.2 Approches iconiques

L'approche iconique peut être considérée comme des approches bas-niveau, elle est basée sur les intensités des images pour déterminer la transformation optimale, cette approche consiste à optimiser un critère de similarité fondé uniquement sur des comparaisons d'intensité entre l'image à déformer(cible) et l'image référence, donc une mesure de similarité est calculée pour évaluer la ressemblance entre les pixels qui doivent se correspondre après avoir appliqué une transformation,[27].

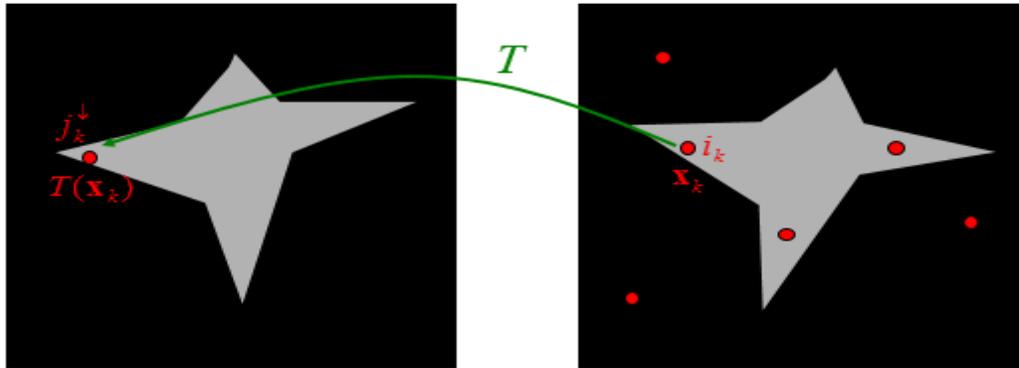


Figure 2.7 : Recherche de l'intensité du pixel commun entre l'image source et l'image référence.

### a. Avantages

- Le traitement se fait sur la totalité de l'image (tous les pixels), ce qui élimine tout prétraitement préalable de l'image.
- Méthode totalement automatique, [30].

### b. Inconvénients

- Difficulté de lier deux images ayant des niveaux d'intensité différents.
- Cout de calcul prohibitif par la nécessité de calculer l'intensité de tous les pixels de l'image.
- Optimisation plus difficile à cause des minima locaux, [30].

## 2.3.3 Approches hybrides (géométriques et iconiques)

Pour faire face aux problèmes liés à l'utilisation des primitives ou à l'intensité pour améliorer la robustesse de l'algorithme et la performance du processus de recalage d'images médicales, une nouvelle catégorie a été proposée nommée les approches hybrides qui est basée sur l'utilisation conjointe des deux approches géométriques et iconiques, en combinant les avantages liés à chaque type d'information utilisée. Les possibilités de combinaison entre les deux types de recalage sont très nombreuses : une combinaison temporaire, spatiale ou bien simultanée, [31].

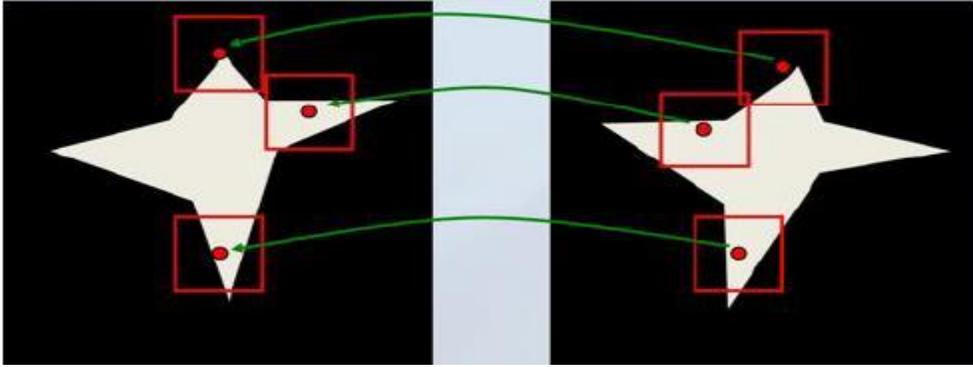


Figure 2.8: Extraction des primitives et trouver intensité du pixel commun.

## 2.4 Modèle de recalage et transformation

Le choix du modèle de transformation doit prendre en considération les connaissances a priori sur la nature de la déformation, les caractéristiques physiques des dispositifs d'acquisition. En général, avoir des résultats plus précis fait appel à des modèles plus complexes avec un coût calculatoire important.

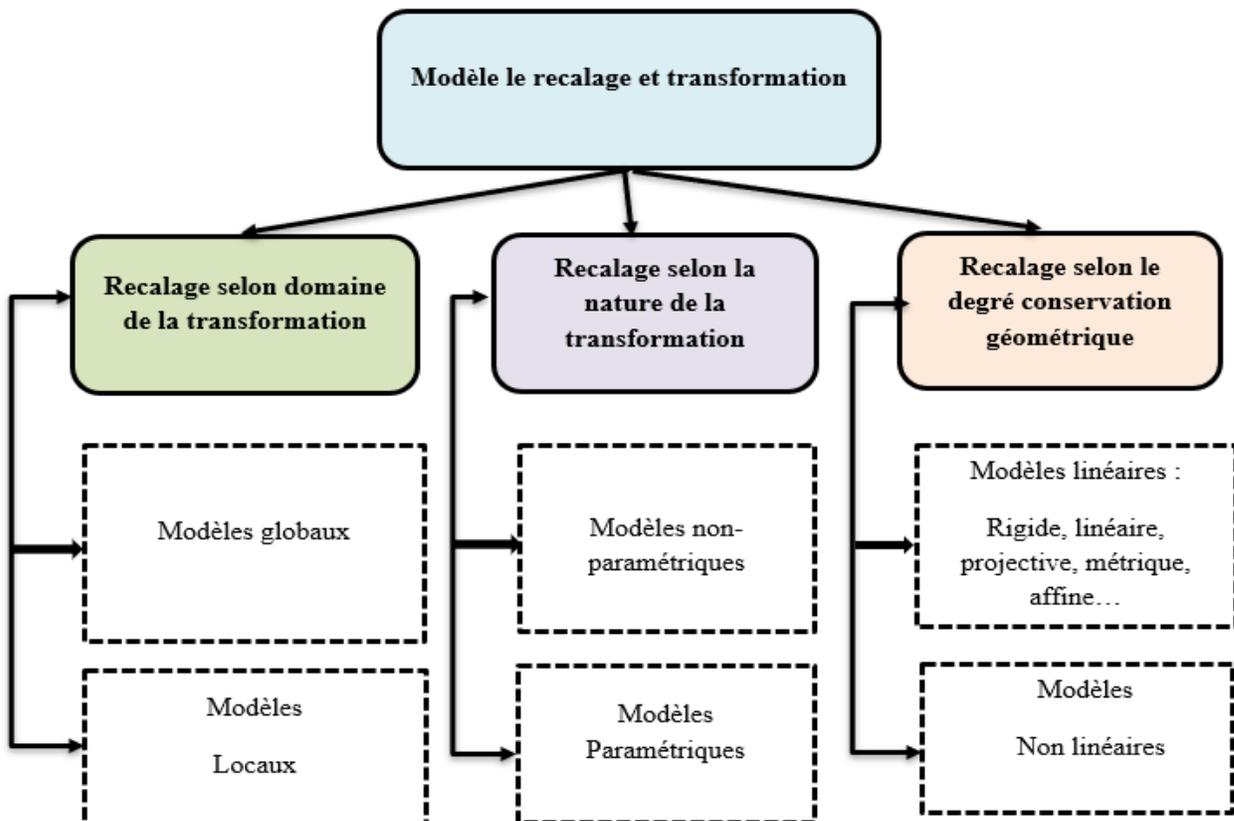


Figure 2.9 : Modèles de recalage et transformations.

### 2.4.1 Recalage selon le domaine de la transformation

**a. Modèles globaux :** tout l'ensemble des structures est utilisé pour estimer un seul ensemble des paramètres de la transformation.

**b. Modèles locaux :** l'image est vue comme une composition de plusieurs parties.

Chaque partie est utilisée indépendamment pour estimer un ensemble de paramètres spécifiques. Ainsi le modèle est constitué d'un ensemble de transformations locales.

### 2.4.2 Recalage selon la nature de la transformation

**a. Modèles non-paramétriques :** les paramètres de la transformation sont directement calculés.

**b. Modèles paramétriques :** les paramètres de la transformation sont recherchés, par un processus d'optimisation, parmi un ensemble de solutions possibles spécifiques d'un modèle de transformation pré-choisi.

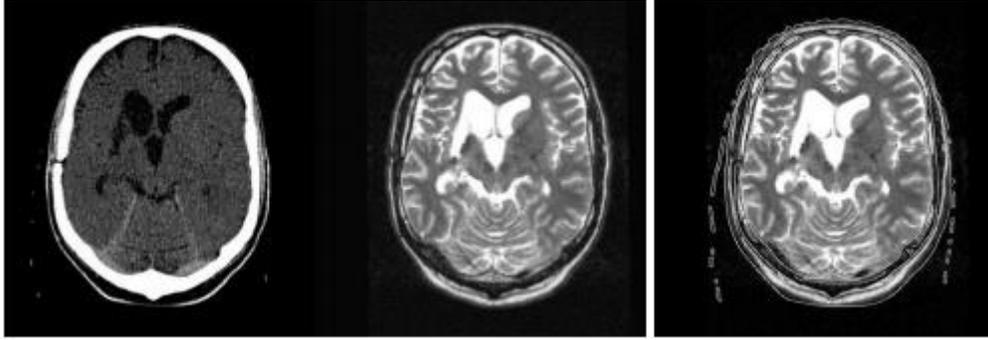
### 2.4.3 Recalage selon le degré de conservation géométrique : (linéaire ou non linéaire)

**a. Modèle linéaire :** Une transformation linéaire se définit de la sorte que :  $x$ , ou est une application linéaire de dimension  $n \times n$ , et est un vecteur de translation de dimension  $n \times 1$ . Ils regroupent les transformations rigides, affines et projectives. Ces modèles gardent la forme des structures incluses dans les images.

#### **b. Modèles linéaires globaux**

##### **b.1 Transformation rigide (isométrie)**

La transformation rigide conserve les distances, les angles et le parallélisme. C'est une composition d'une translation et une rotation. Elle se définit sous la forme matricielle suivante :



**Figure 2.10** : Exemple du recalage rigide. De gauche à droite ; IRM échantillonnée dans recalage rigide.

### **b.2 Transformation métrique (homothétie)**

Elle préserve les angles, le parallélisme. Elle consiste à une rotation et une translation avec l'ajout d'un facteur d'échelle selon les différentes directions de l'espace.

### **b.3 Transformation affine**

Elle autorise, en plus d'une rotation et d'une translation, de prendre en compte un facteur d'échelle et de modéliser des cisaillements. Ce type de transformation conserve le parallélisme.

### **b.4 Transformation projective**

Elle permet de transformer une structure  $nD$  vers un espace  $mD$  tel que  $m < n$ . Elle préserve les lignes droites sans préserver le parallélisme. Les transformations projectives sont relativement complexes. Elles sont généralement utilisées dans le cadre du recalage 3D/2D.

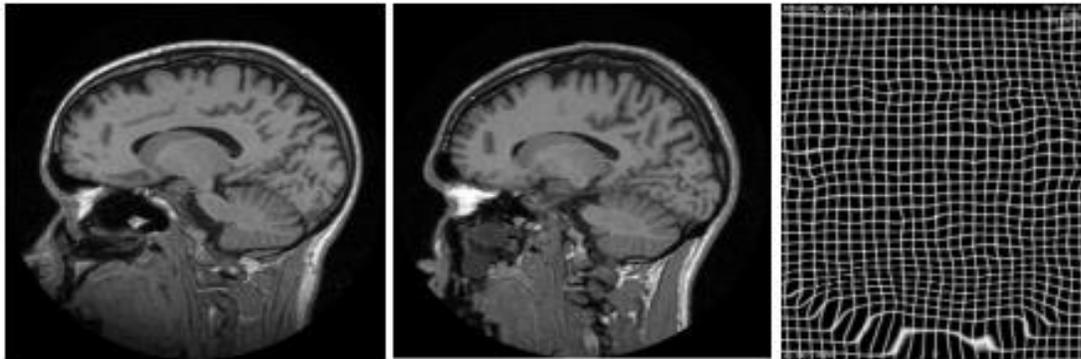
#### **b.4.1 Modèles linéaires locaux**

Les transformations locales prennent en considération les distorsions locales, ignorées par les méthodes globales, cela les rend plus précises.

#### **b.4.2 Modèle non linéaire**

Ils sont plus déformants que les modèles linéaires et leurs degrés de liberté sont beaucoup plus importants. En imagerie médicale, ils permettent ainsi de mieux modéliser les

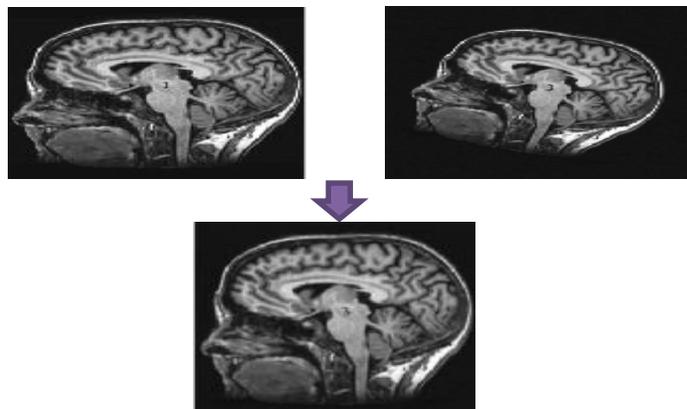
déformations complexes d'un ensemble de tissus, ou les distorsions géométriques inhérentes à certaines modalités d'acquisition, [32].



**Figure 2.11** : De gauche à droite : Image flottante (Image IRM de crâne), Image de référence (Image IRM de crâne) et Champ de déformation.

## 2.5 Domaines d'application du recalage d'image

Le recalage connu également sous le nom de l'alignement des images constitue une phase cruciale et principale lorsque qu'on est dans le besoin de comparer et traiter deux ou plusieurs images. Ceci peut être observé notamment quand il s'agit de détecter des changements dans une scène, la fusion de données, la reconnaissance et le suivi d'objets. Le recalage est requis dans des domaines aussi divers que le traitement et l'analyse d'images médicales, l'inspection d'images aérienne et satellitaires pour des applications civiles ou militaires, la robotique, la biologie moléculaire et la conception assistée par ordinateur (la chirurgie assistée par ordinateur par exemple), [24].



**Figure 2.12** : Exemple d'utilisation de recalage d'image en médecine.

### 3 Segmentation d'image médicale

La segmentation de l'image est très essentielle au traitement d'image et à la reconnaissance des motifs. Dans cette partie nous allons étudier les différentes méthodes de segmentation. Fondamentalement, les approches de segmentation des couleurs sont basées sur des approches de segmentation monochrome fonctionnant dans différents espaces de couleur. L'utilisation de modèles couleur pour la segmentation de l'image est également discutée, [2]. Elle consiste à diviser l'image en plusieurs régions homogènes selon un critère qui est niveau de gris, couleur, texture ....etc, [9].

#### 3.1 Objectif la segmentation

En imagerie médicale, la segmentation est une étape primordiale qui consiste à extraire, à partir de l'image, une ou plusieurs régions formant la zone d'intérêt. On fait la segmentation d'image pour de :

- Fournir des régions homogènes selon un critère donné pour y appliquer ;
- Un traitement spécifique et interpréter le contenu de l'image ;
- Réduire le bruit
- Localiser de manière précise les contours des régions (les arêtes, les Changements abruptes, etc.), [9].

#### 3.2 Techniques de segmentation

La segmentation est la partition d'une image  $R$  en un nombre fini de régions  $R_1, R_2, \dots, R_n$  tels que les pixels de la même région sont similaires au maximum en termes de couleur, intensité, niveau de gris, texture..... Cette similarité est évaluée en prenant considération un certain critère d'homogénéité, [33].

Les régions de l'image segmentée doit satisfaire les règles suivantes :

$$\bigcup R_i = R, \quad R_i \cap R_j = \emptyset, \quad i \neq j, \quad \forall i, j \in \{1 \dots n\}.$$

-Les différentes techniques de segmentation existantes sont regroupées en les catégories suivantes :

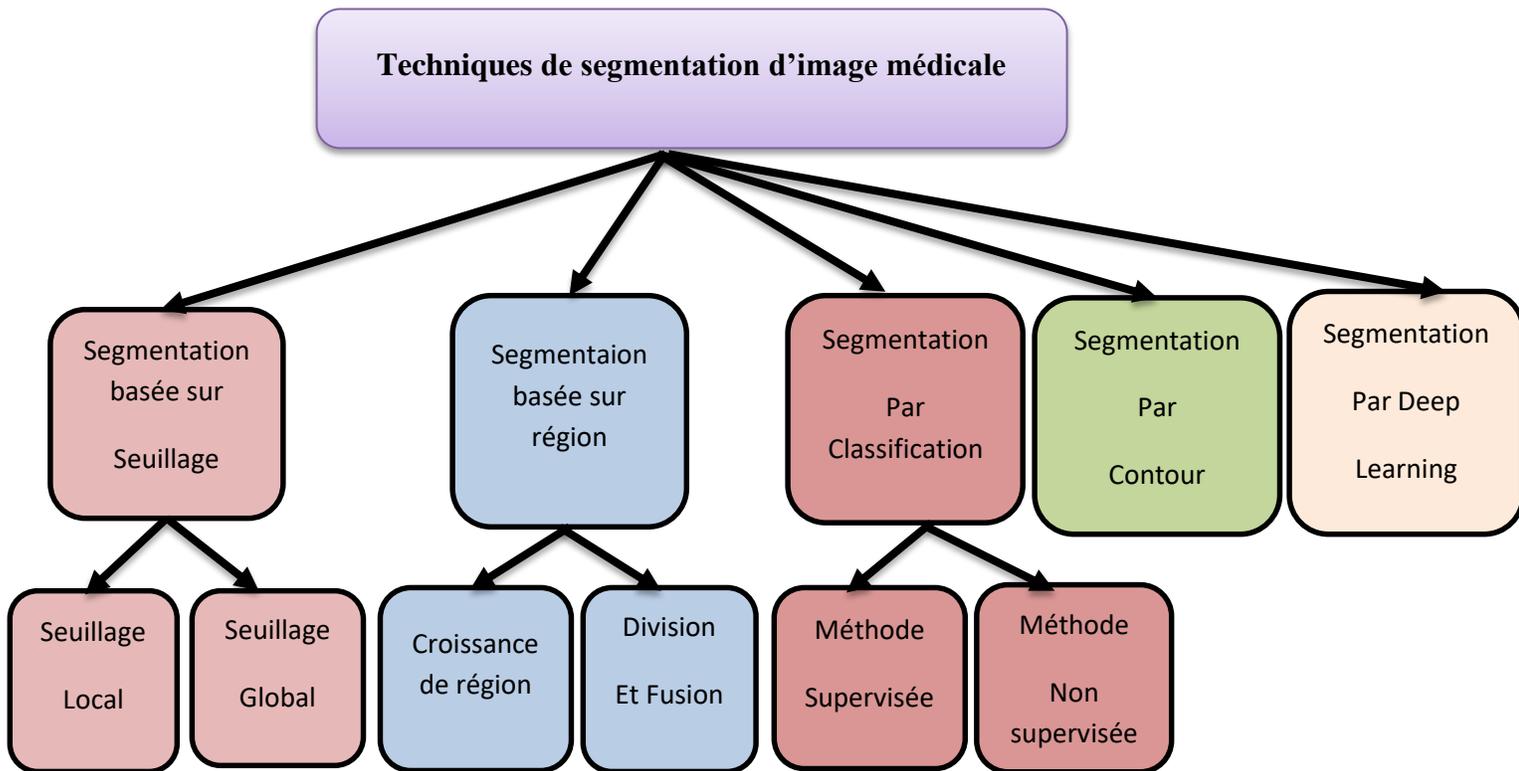


Figure 2.13 : Techniques de segmentation d'image médicale.

### 3.2.1 Segmentation basée sur seuillage

Le seuillage est une méthode simple et très populaire pour le traitement des images. Le seuillage a pour objectif de segmenter une image en plusieurs classes en utilisant que l'histogramme. Il existe de nombreuses méthodes de seuillage d'un histogramme, la plupart de ces méthodes s'appliquent correctement si l'histogramme contient réellement des pics séparés.

#### a. Seuillage global

Le principe consiste à regrouper les pixels selon leurs attributs (intensité, contraste...etc.) sans tenir compte de leur localisation au sein de l'image. Cela permet de construire des classes de pixels, les pixels adjacents appartenant à une même classe forment alors des régions. L'objectif consiste à affecter à chaque pixel de l'image une étiquette eu indiquant la classe  $i$  (régions) la plus proche (mesure de distance entre le pixel et le centre de gravité de la classe), [34].

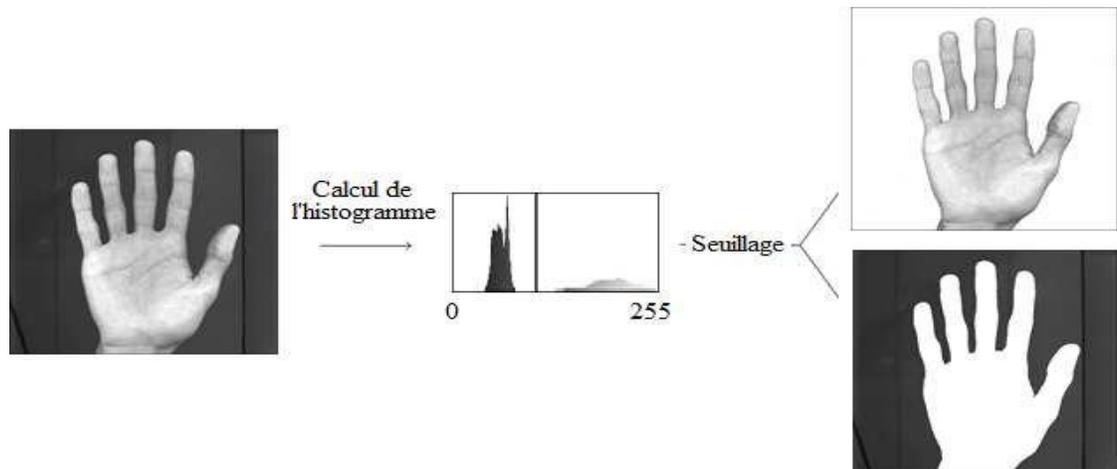


Figure2.14 : Exemple seuillage global.

### b. Seuillage local

Dans cette technique de seuillage, le seuil de tous les points de l'image est en fonction de l'illumination dans le voisinage, [35]. Donc l'image est partitionnée en différentes sous régions et un seuil est déterminé pour chacune de ces sous régions. Pour les zones dans lesquelles la définition d'un seuil n'est possible, le seuil est déterminé par interpolation à partir des zones voisines.

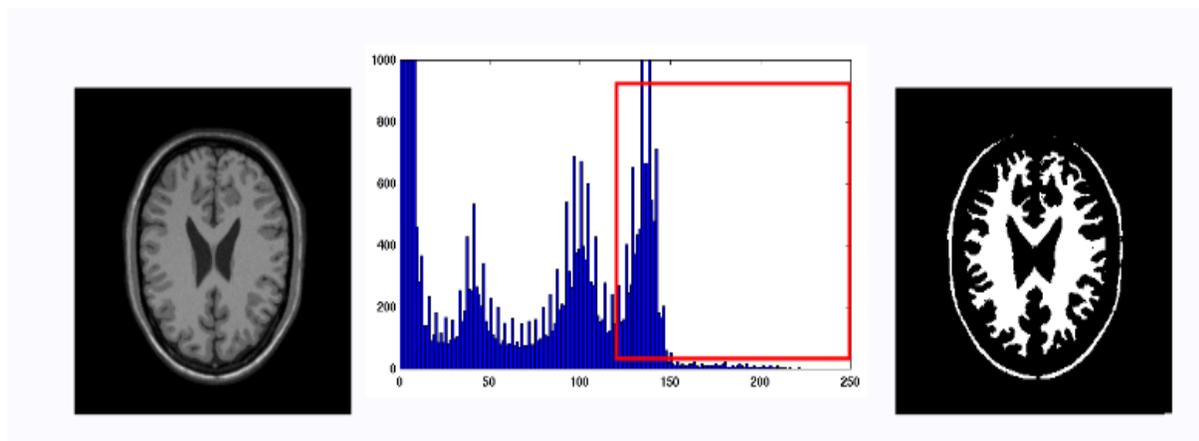


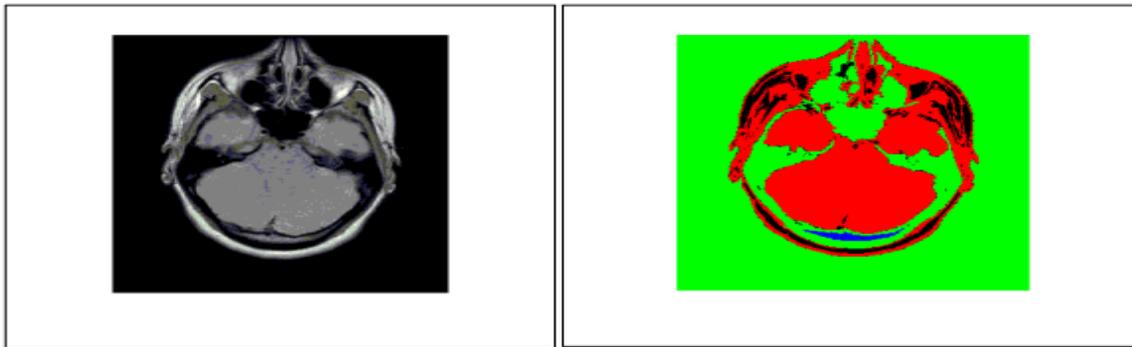
Figure2.15 : Exemple seuillage local

### 3.2.2 Segmentation basée sur région

Les méthodes de l'approche région cherchent à regrouper directement des pixels ayant une propriété commune. L'ensemble des regroupements de pixels définit à la fin une segmentation de l'image, [4].

### a. Croissance de région (growing region)

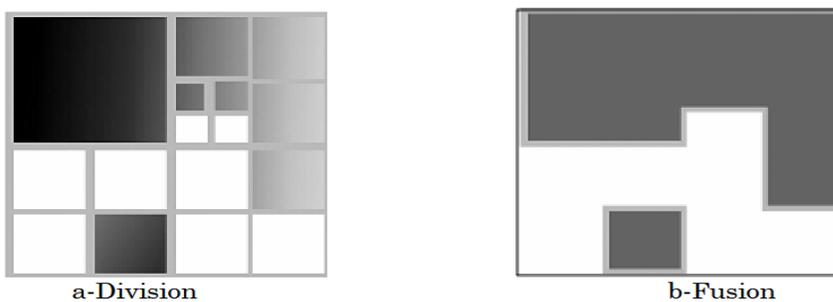
La croissance s'effectue à partir des pixels initiaux appelés "germes". Ces germes peuvent être sélectionnés de façon aléatoire ou automatique. Les pixels connexes à un germe respectant un certain critère de similarité (niveau de gris, texture...) sont intégrés dans le germe. Les pixels non intégrés aux régions peuvent générer eux-mêmes de nouvelles régions ou être comme même assimilés à la région la plus proche. La croissance de région s'interrompt lorsque les pixels adjacents aux régions sont affectés, [36].



**Figure 2.16 :** L'image médicale utilisée dans le travail à gauche et le résultat de la segmentation parcroissance de région à droite.

### b. Méthode split and merge

Cette méthode a été présentée pour la première fois en 1974 par Pavlidis et Horowitz. Son principe est de combiner les deux méthodes division et fusion de régions de la manière suivante : Une première étape de division donne comme résultat une image divisée en plusieurs régions. Par la suite, une étape de fusion intervient afin de corriger les résultats obtenus par la première étape, en regroupant les régions similaires. Ce procédé est répété jusqu'à l'obtention d'une bonne segmentation, [37].



**Figure 2.17:** Exemple division et fusion segmentation.

### 3.2.3 Segmentation basée sur contour

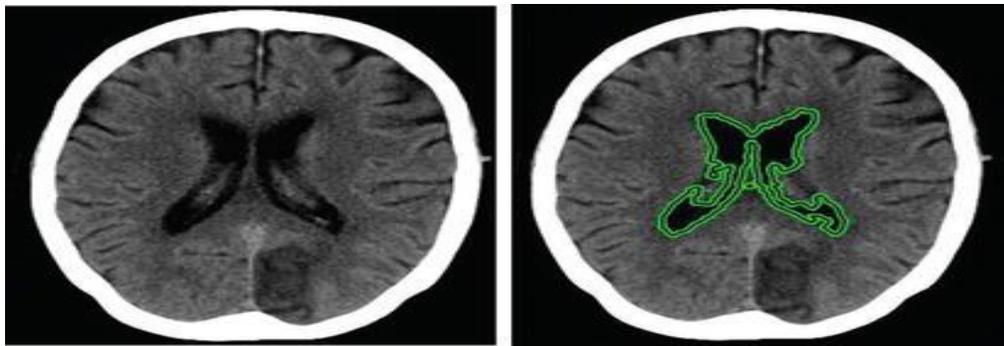
Les méthodes bases contours sont parmi les méthodes les plus classiques en segmentation. Dans cette approche la segmentation est réalisée par la recherche des fontainières délimitant les ragions dans l'image.

Ceci est généralement réalisé par l'application de masque sur l'image afin de détecter les changements locaux dans l'intensité des pixels, [8].

Ces méthodes peuvent être classées en plusieurs catégories :

- Les méthodes dérivatives (opérateurs de Sobel, Robert,...).
- Méthodes des contours actifs.
- Les méthodes morphologiques (Erosion, Dilatation...).

Ces méthodes sont adaptées aux images qui présentent des ragions uniformes au sens des niveaux de gris.



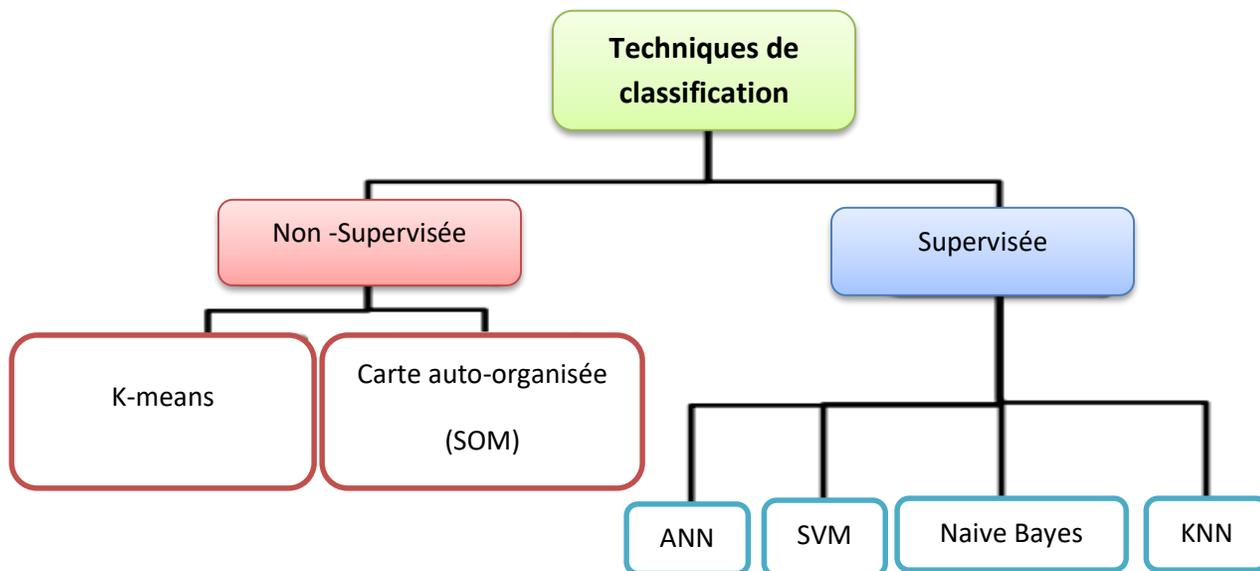
**Figure 2.18:** Exemple segmentation contour sur une image du cerveau.

### 3.2.4 Segmentation par classification

Les méthodes de segmentation d'images par classification sont issues du domaine de classification des données multidimensionnelles. Elles définissent une partition de l'image en un ensemble de classes tel que chaque classe rassemble des pixels ayant des vecteurs de caractéristiques souvent réduit au niveau de gris aussi similaire que possible et que les classes soient aussi distinctes les unes des autres. Généralement, ces méthodes de segmentation ne prennent pas en compte la

disposition spatiale des pixels et ne considèrent que le vecteur de caractéristiques utilisé. Elles identifient des classes de pixels présentes dans l'image et affectent à chaque pixel une étiquette indiquant la classe à laquelle il appartient. Ainsi, les pixels appartenant à une classe peuvent former plusieurs régions non adjacentes dans l'image mais partagent les mêmes propriétés statistiques. Une segmentation en régions n'est obtenue qu'après analyse de la connexité des pixels dans l'image étiquetée, [38].

Généralement les résultats des méthodes de classification sont plus ou moins différents, la classification peut être supervisée ou non supervisée.



**Figure 2.19:** Différents Techniques de classification.

### a. 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, [39].

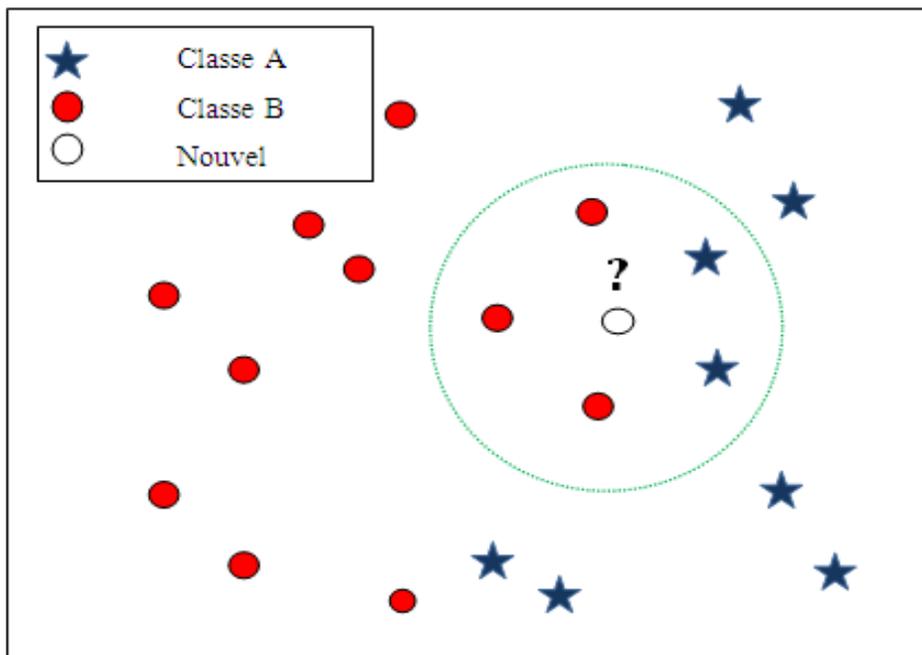
Nous pouvons donc citer des algorithmes de classification supervisés de la littérature. Nous présentons l'algorithme "Support Vector Machine" ou "Séparateur à Vaste Marge" (SVM), Les K-plus proches voisins (KNN), Naïve Bayes et enfin les réseaux de Neurones artificiels (ANN).

### a.1 K-Plus Proches Voisins (KNN)

Le classifieur k-plus proches voisins est un algorithme statistique simple en apprentissage automatique, mais un outil puissant. Dans la version la plus simple, k-NN prend un nombre arbitraire de voisins plus proche de l'ensemble d'apprentissage et, pour chaque point de test, nous commençons par déterminer tous ses k-voisins les plus proches parmi les points d'apprentissage, [40]. Dans un contexte de classification d'une nouvelle observation  $x$ , l'idée fondatrice est de faire voter les plus proches voisins de cette observation. La méthode k-NN est donc une méthode basée sur le voisinage, non-paramétrique, [41]. En classification  $k$ -NN, le résultat est une classe d'appartenance. Un objet d'entrée est classifié selon le résultat majoritaire des statistiques de classes d'appartenance de ses k plus proches voisins, ( $k$  est un nombre entier positif généralement petit).

Si  $k = 1$ , alors l'objet est assigné à la classe d'appartenance de son proche voisin.

La **Figure 2.20** montre un exemple simple d'une classification par l'algorithme KNN avec un calcul de distance euclidienne : le nouvel exemple est associé à la classe B car la majorité de ses plus proches voisins appartiennent à la classe B.



**Figure 2.20 :** illustration simple par un algorithme KNN ( $K=5$ ). Les 5 points les plus proches du point (?) que l'on cherche à classer.

### **a.2 Séparateur à Vaste Marge (SVM)**

Le "Support Vector Machine" ou "Séparateur à Vaste Marge" (SVM), [42] est un classifieur discriminant paramétrique établissant un hyperplan séparateur de marge maximale entre les exemples représentants de chacune des classes des données d'apprentissage. SVM est un classifieur linéaire binaire qui, pour chaque donnée d'entrée donnée, prédit une classe spécifique à un nouveau vecteur de caractéristiques inconnu. L'idée de base de SVM est de trouver un hyperplan optimal qui sépare parfaitement une donnée en deux classes, en maximisant la taille de la marge. Pour les caractéristiques vectorielles d'un ensemble d'apprentissage, un classifieur SVM construit un hyperplan, qui les sépare en deux classes distinctes : maligne ou bénigne, [43].

### **a.3 Naïve bayésienne**

La classification naïve bayésienne est un type de classification Bayésienne probabiliste simple basée sur la théorie de Bayes représentant une référence théorique pour les approches statistiques de résolution des problèmes de classification.

L'avantage du classifieur bayésien naïf est qu'il requiert relativement peu de données d'entraînement pour estimer les paramètres nécessaires à la classification, à savoir moyennes et variances des différentes variables. En effet, l'hypothèse d'indépendance des variables permet de se contenter de la variance de chacune d'entre elle pour chaque classe, sans avoir à calculer de matrice de covariance, [44].

### **a.4 Réseaux de neurones**

Un "neurone formel" est une fonction algébrique non linéaire et bornée, dont la valeur dépend de paramètres appelés coefficients ou poids. Les variables de cette fonction sont habituellement appelées "entrées" du neurone et la valeur de la fonction est appelée sa "sortie". La période d'apprentissage consiste à calculer les différents coefficients, de sorte à ce que les sorties du réseau soient égales aux valeurs souhaitées (à un seuil d'erreur près) pour les exemples utilisés, [45].

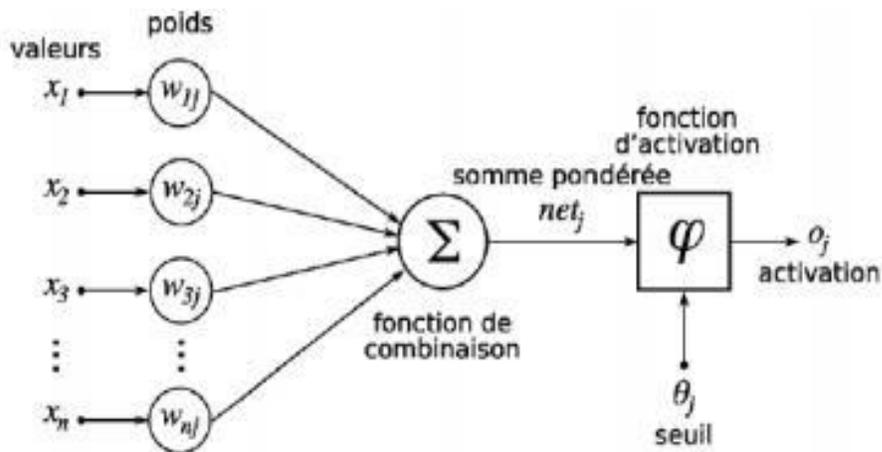


Figure 2.21 : structure d'un neurone artificiel.

## b. 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, [40]. Parmi les méthodes de classification non supervisées, on trouve la méthode k-moyennes (K-means)

### b.1 Méthode k-moyennes (K-means)

L'algorithme des K-moyennes est une méthode de classification automatique, qui a pour objectif le partitionnement des données d'une image (pixels) en K classes (ou clusters). Chaque pixel étant caractérisé par un vecteur de l'attributs. À partir d'une partition initiale on améliore itérativement la partition de l'espace en minimisant la variance intra-classe et en maximisant l'écartement entre les classes, [46].

Dans le cadre de la classification non supervisée, on cherche généralement à partitionner l'espace en classes concentrées et isolées les unes des autres, [47].

### 3.2.5 Segmentation par Deep Learning

#### a. Définition

Le Deep Learning permet à des modèles composés de plusieurs couches de traitement d'apprendre des représentations des données avec de multiples niveaux d'abstraction, [48].

D'après les travaux de Deng L et al, [48], le « Deep Learning » est une classe de techniques d'apprentissage automatique appartient au domaine de « Machine Learning » dans lesquelles de multiples couches de traitement de calcul itératif dans des architectures hiérarchisées supervisées sont exploitées pour les algorithmes d'apprentissage non supervisé pour des tâches d'analyse et de classification. L'apprentissage profond consiste essentiellement à calculer des caractéristiques hiérarchiques des paramètres des réseaux de neurones artificiels pour les représentations vectorielles des données d'observation ou d'entrées. La famille des méthodes d'apprentissage en

Profondeur s'enrichit de plus en plus, englobant celles des réseaux de neurones, des modèles probabilistes hiérarchiques, ainsi que de nombreux algorithmes d'apprentissage des fonctionnalités supervisés et non supervisés.

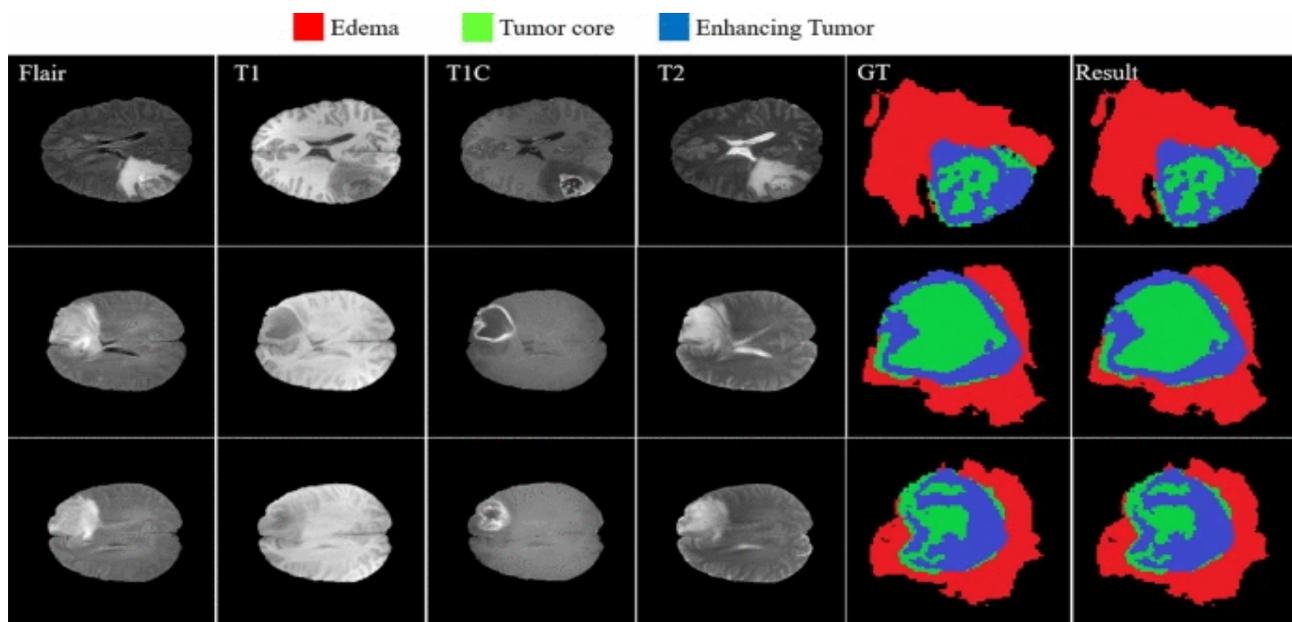
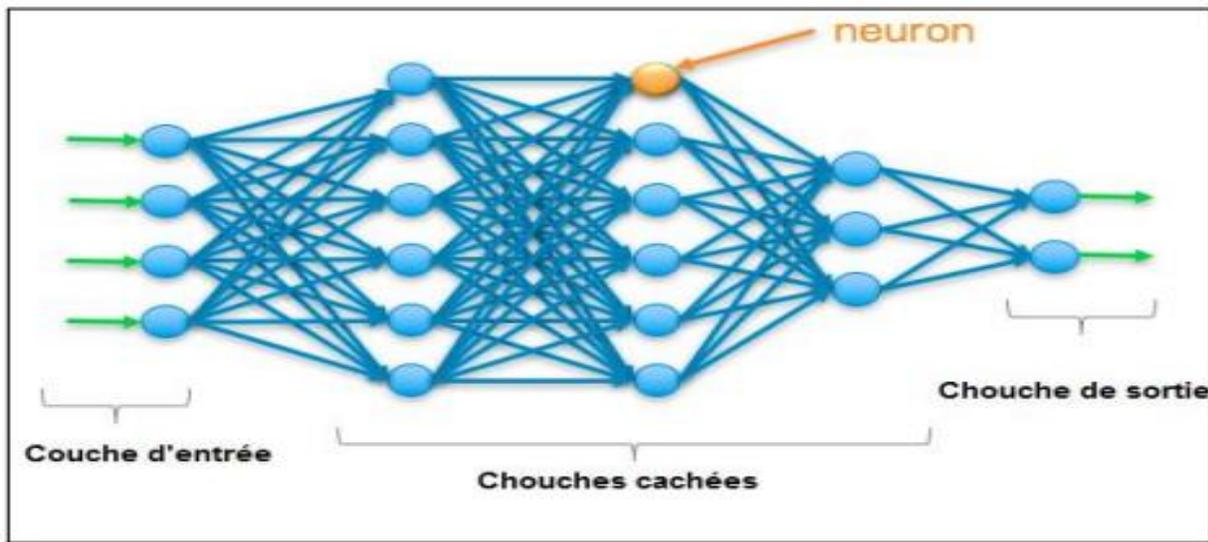


Figure 2.22 : segmentation des tumeurs cérébrales à l'aide de Deep Learning.

## b. Fonctionnement

Les méthodes d'apprentissage en profondeur dépendent principalement des réseaux de neurones, où le réseau de neurones se compose de trois couches importantes, comme la montre la figure :

- La couche d'entrée ;
- Les couches cachées ;
- La couche sortie ;



**Figure 2.23** : Topologie de réseau de neurones.

En deep learning, la profondeur du réseau est calculée en fonction du nombre de couches cachées dans le réseau neuronal, qui varie de 2 à 150 couches, [49].

Le composant principal d'un réseau neuronal est constitué de ganglions (neurones) qui sont connectés les uns aux autres via des liens dirigés (flèche). Chaque flèche représente un lien entre une sortie de neurone et une autre entrée, et chaque flèche porte un poids ( $W$ ). Chaque nœud est une unité de traitement qui reçoit des données sous forme de valeurs d'entrée et est passé à travers ce « réseau » de couches cachées jusqu'à ce qu'il converge dans la couche de sortie. La couche de sortie correspond à nos attentes : il peut s'agir d'un nœud (nous disons classification binaire) ou de quelques nœuds s'il s'agit d'un problème de classification multi-classes, [50].

#### 4. Conclusion

Les méthodes de recalage et de segmentation d'images posent de nombreux problèmes en imagerie médicale car elles constituent souvent la première étape du flux de traitement d'images proprement dit. En fait, il n'y a pas de manière générale de travailler avec toutes les images, les techniques sont optimisées pour une application spécifique car la qualité du résultat est de nature subjective et affecte le but d'utiliser la segmentation obtenue lorsque ce fait est atteint et la sélection est une technique plutôt que l'autre est très difficile car la méthode de sélection dépend principalement de l'état du patient et du type de maladie. Dans le troisième chapitre, nous présentons les résultats de l'enregistrement Afféni et nous comparons des méthodes classiques.

# ***Chapitre 3***

## ***Implémentation et résultats***

## 1 Introduction

Dans ce chapitre nous allons exposer la partie expérimentale de notre travail, Comme nous avons choisi d'utiliser le recalage affine des images médicales.

Nous avons également discuté de l'affine de l'image en zones distinctes, c'est une tâche cruciale dans de nombreuses applications de nos jours après avoir abordé les principaux concepts liés à recalage d'images et sa fragmentation dans les méthodes précédentes (k-means, seuillage local, croissance de région), nous présentons dans ce chapitre, la modélisation des méthodes précitées dans le chapitre précédent. Par conséquent, donc on donne enfin des résultats des tests effectués sur un ensemble d'image.

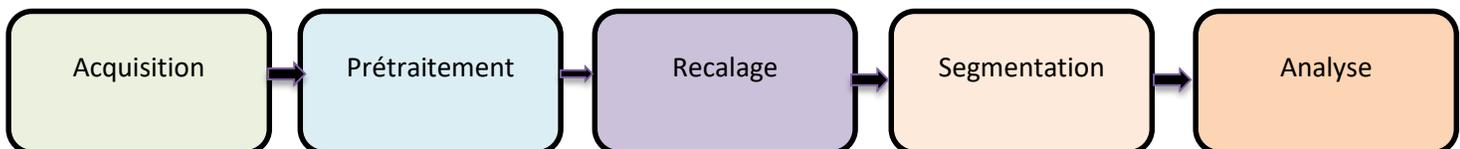
## 2 Présentation du langage de programmation Matlab

MATLAB (« matrix laboratoire ») est un langage de programmation de quatrième génération émulé par un environnement de développement du même nom. Le langage MATLAB a été conçu par Cleve Moler à la fin des années 1970 à partir des bibliothèques Fortran, LINPACK et EISPACK3. Développé par la société The Math Works, MATLAB permet de manipuler des matrices, d'afficher des courbes et des données, de mettre en œuvre des algorithmes, de créer des interfaces utilisateurs, et peut s'interfacer avec d'autres langages comme le C, C++, Java, et Fortran.



## 3 Principe de notre système

Notre système se compose de 5 étapes principales sont :



**Figure 3.1** : principe de notre système.

### 3.1 Acquisition

Dans notre travail, nous avons principalement présenté les différentes étapes pour obtenir une image IRM de haute qualité permettant de distinguer les tissus cancéreux des tissus sains d'un même organe et donnant la meilleure précision pour réaliser la planification du traitement.

#### 3.1.1 Dataset

Dans notre projet de fin d'étude nous avons utilisé la base de données provient du site Web [<https://www.kaggle.com/datasets/navoneel/brain-mri-images-for-brain-tumor-detection>]. Cette base de données contient des images IRM de tumeurs cérébrales. Il y en a deux dossiers l'un représente les images normales du cerveau et l'autre représente les images de la tumeur. Au total il y a 2065 images dans ces deux dossiers.

Les images de format JPG et la base de données ont de formes différentes (ex : 630 x 630, 225 x 225). Alors les images utilisées sont redimensionnées à 256 x 256.

#### 3.1.2 Images de testées

Le tableau suivant montre une partie des images testées par la base de données utilisée.

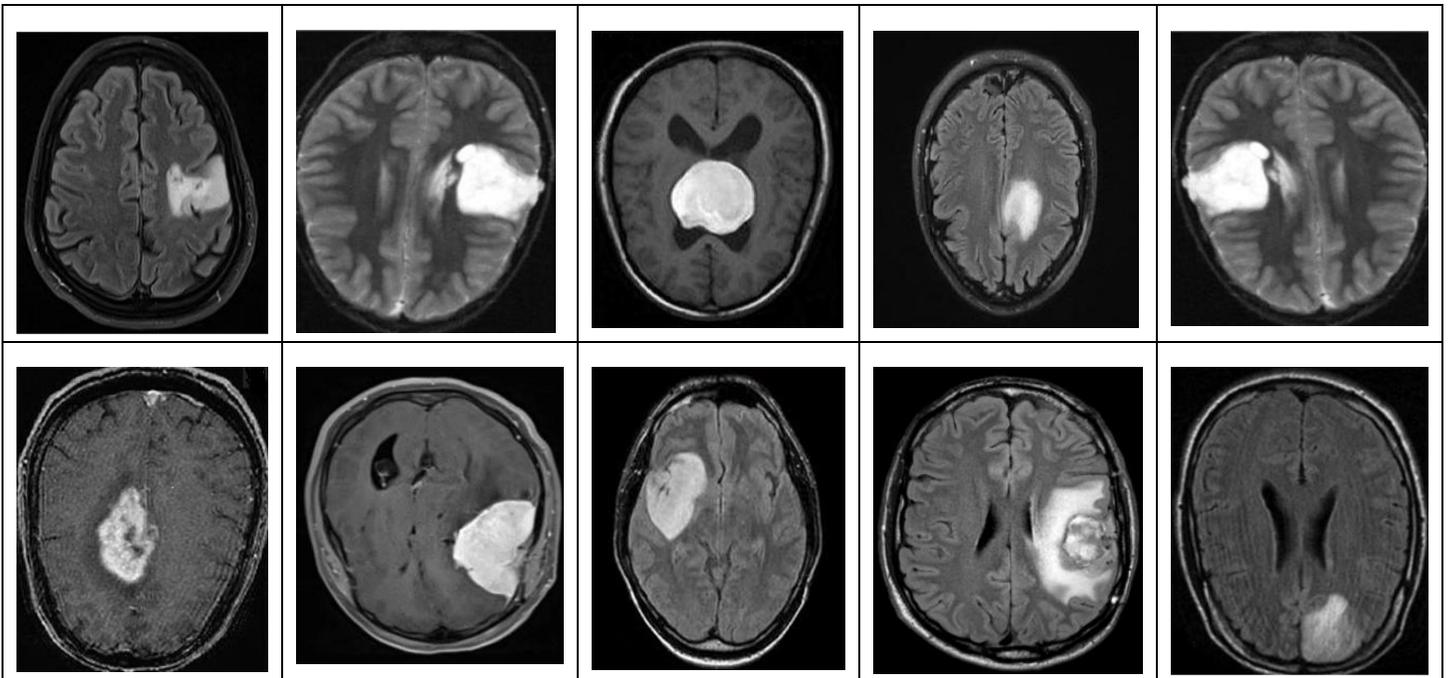


Figure 3.2 : Images de testées

### 3.2 Prétraitement

Avant de commencer l'étape de recalage et segmentation, nous soumettons d'abord ces images à un prétraitement qui consiste à filtrer pour éliminer le bruit et les défauts qui surchargent l'image dus aux défauts IRM en raison de l'éclairage et du processus d'acquisition (Nous avons utilisé un filtre gaussien pour un recalage plus rapide). Cela devrait être fait sans perdre d'informations utiles. Nous améliorons également le rapport de couleur de l'image et redimensionnons les images à  $(256*256)$  sans ce processus de prétraitement.

### 3.3 Recalage

Le recalage d'image est la procédure consistant à aligner une image non recalée en une image référence via une transformation géométrique. Ce problème est généralement traité comme présenté sur (la figure 3.2). Une procédure itérative a lieu pour déduire la transformation géométrique (paramétrique ou non paramétrique) via un optimiseur, qui maximise la similarité entre les deux images.

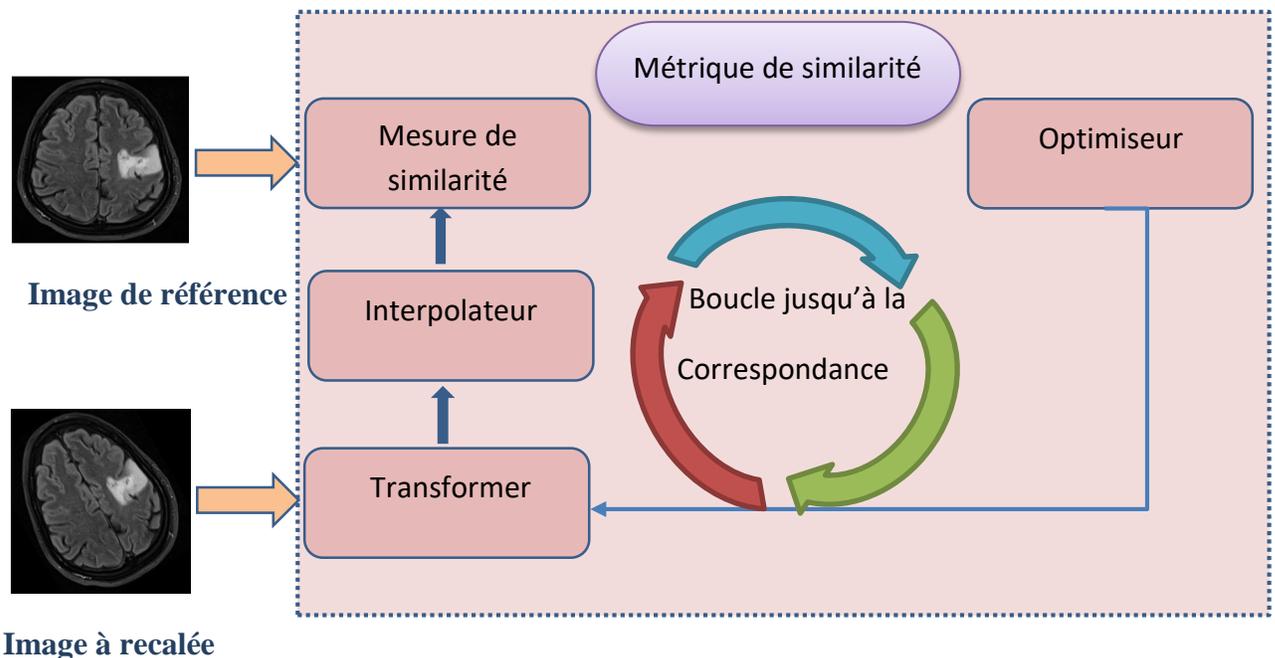


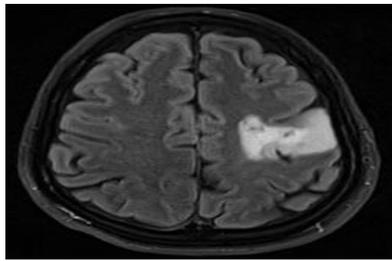
Figure 3.3 : Cadre typique utilisé pour résoudre le problème de recalage.

Le schéma ci-dessus fonctionne comme suit :

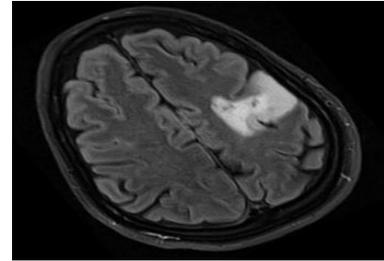
L'image recalée est premièrement transformée pour qu'elle ressemble à l'image de référence ;

Ensuite elle est interpolée par la mesure de similarité avec l'image de référence. En utilisant la métrique de similarité on optimise chaque fois la transformation d'affine.

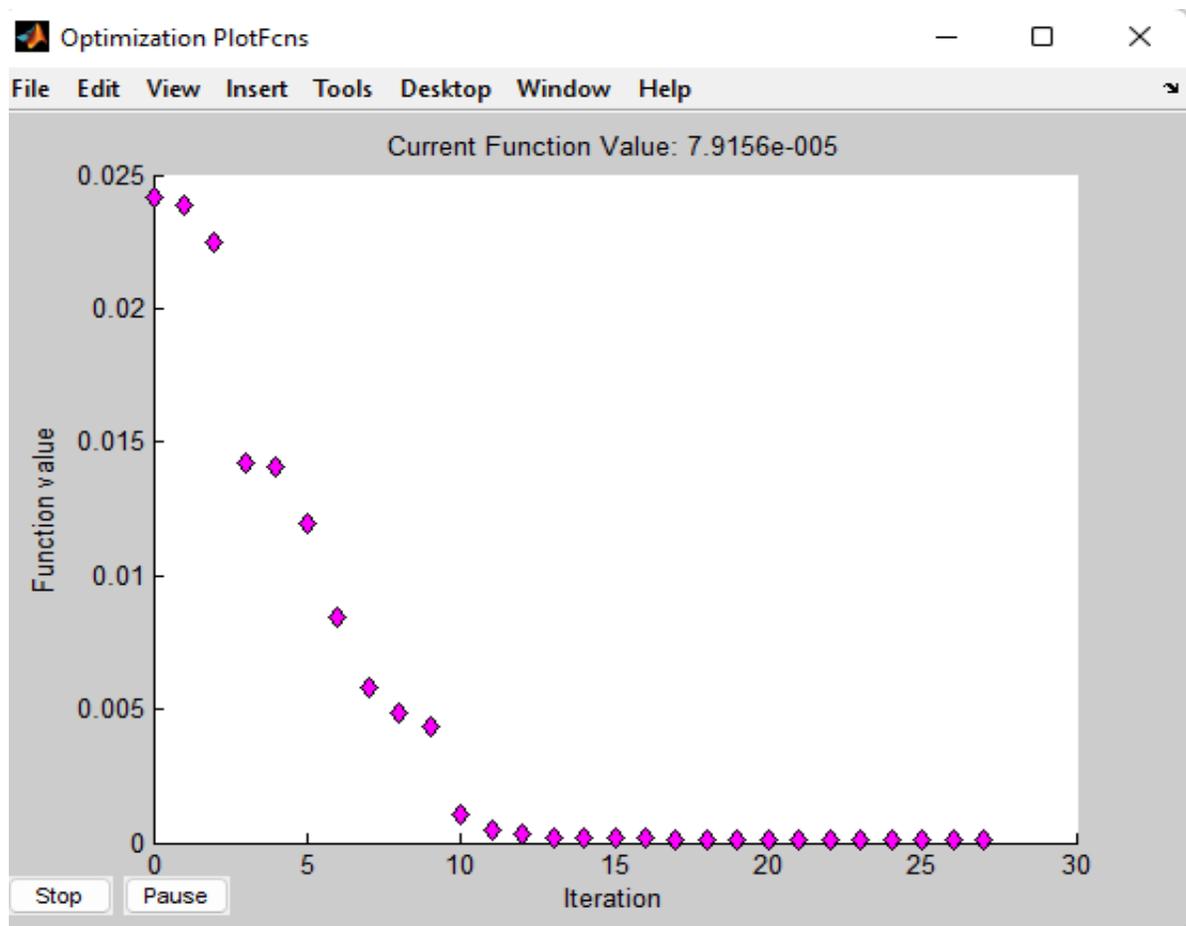
L'exemple suivant illustre un exelpe de ce recalage.



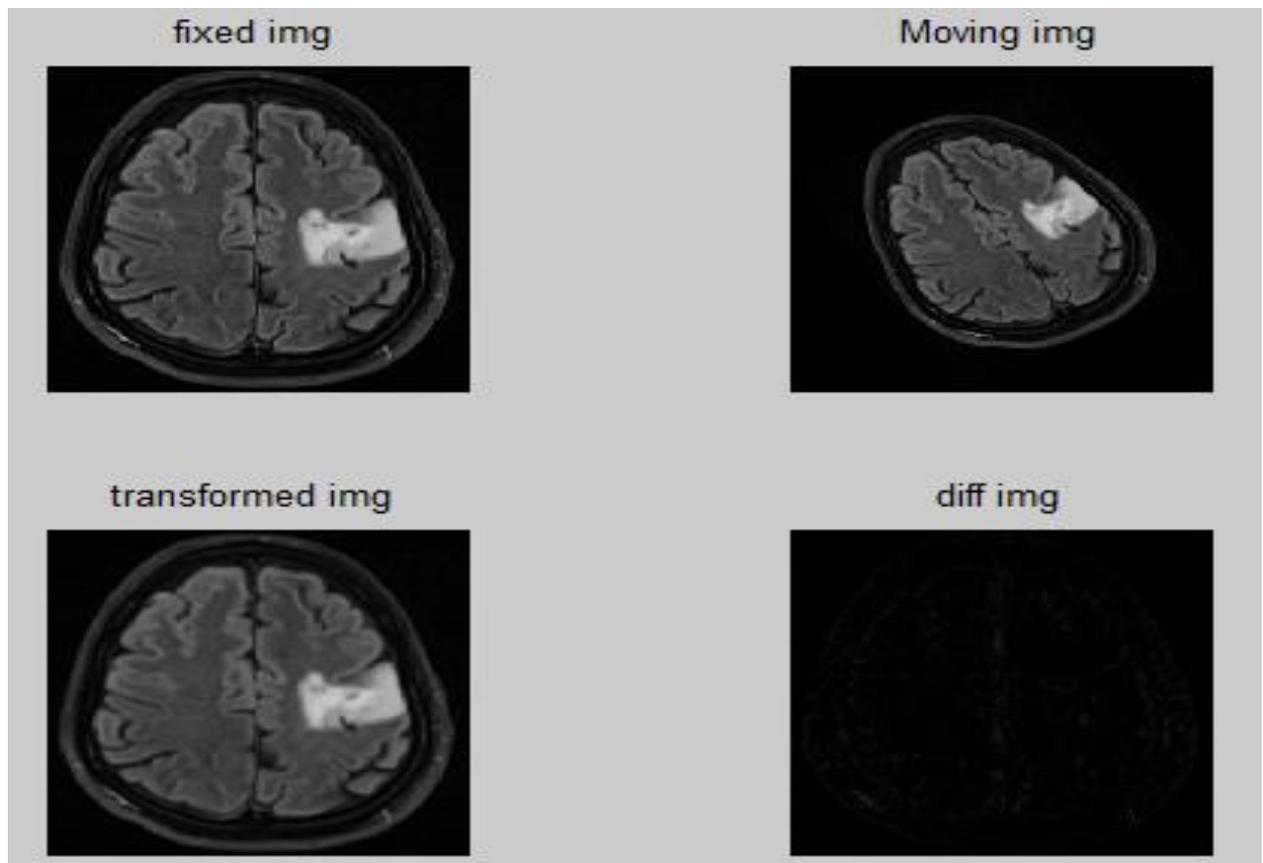
(a)



(b)



(c)



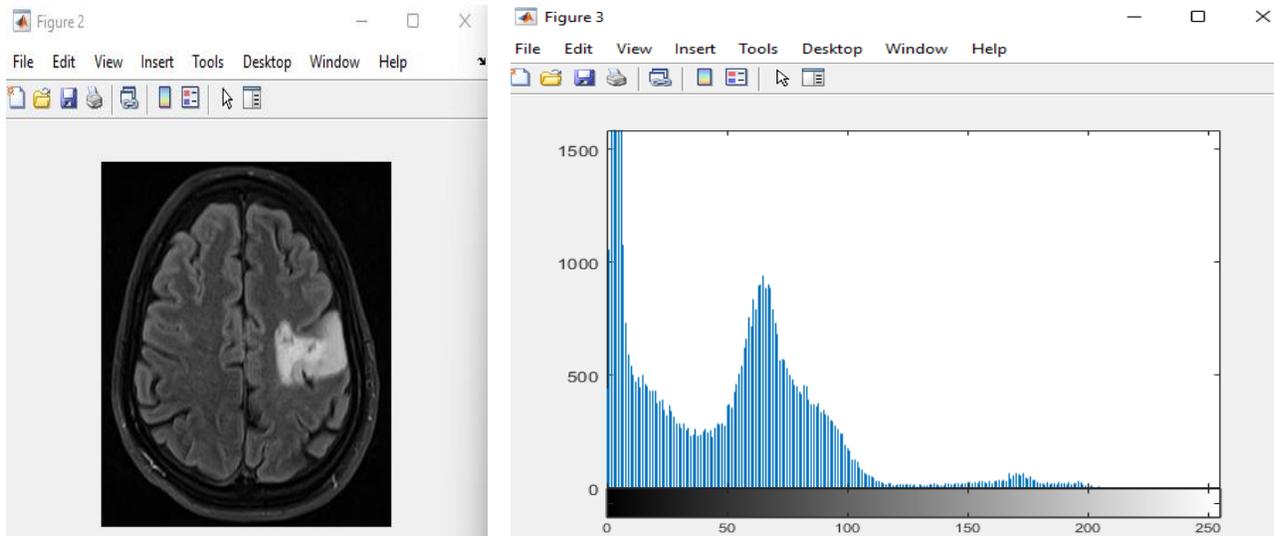
**Figure 3.4 :** Résultat de recalage d'image à l'aide de transformation affine d'une image cerveau ;(a) : image originale, (b) : image à recalée, (d) : Optimization PlotFcns.

### 3.4 Segmentation

Une fois nos images de base de données prétraitées, l'étape suivante consiste à mettre en œuvre les trois techniques de segmentation expliquées ci-dessous pour détecter différentes structures cérébrales chez des sujets pathologiques. Nous détaillerons ensuite les résultats obtenus après application de ces techniques basées sur l'image du cancer du cerveau.

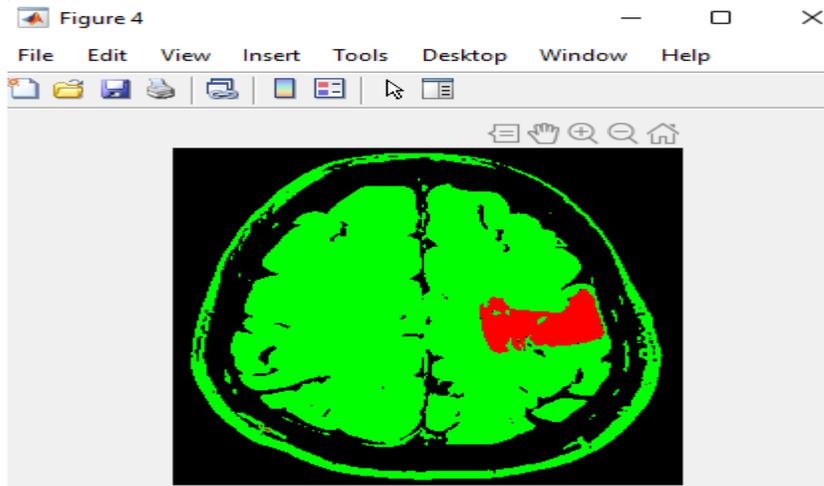
#### 3.4.1 Résultat de segmentation par Seuillage

##### a. Méthode de Seuillage local



(a)

(b)



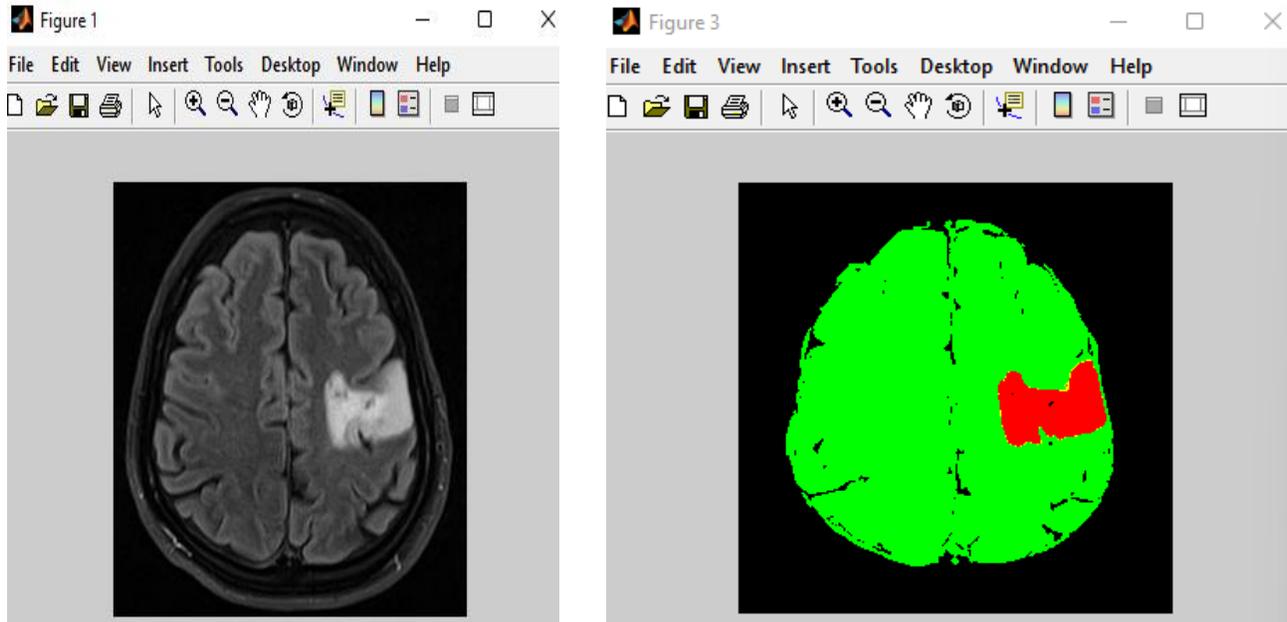
(c)

**Figure 3.5** : Résultat de la méthode seuillage local ; (a) : image avant la segmentation, (b) : histogramme, (c) : Image après la segmentation.

- ✓ Dans la méthode de seuillage local nous avons basées sur l'histogramme pour définir un seuil convenable qui assure la meilleure séparation des différente zones contenant l'image traité (figure3.4).
- ✓ La valeur des pixels pour la zone de tumeur est  $T = 5.69 \rightarrow (T = 6\%)$ .

### 3.4.2 Résultat de segmentation par région

#### a- Méthode Croissance de région



(a)

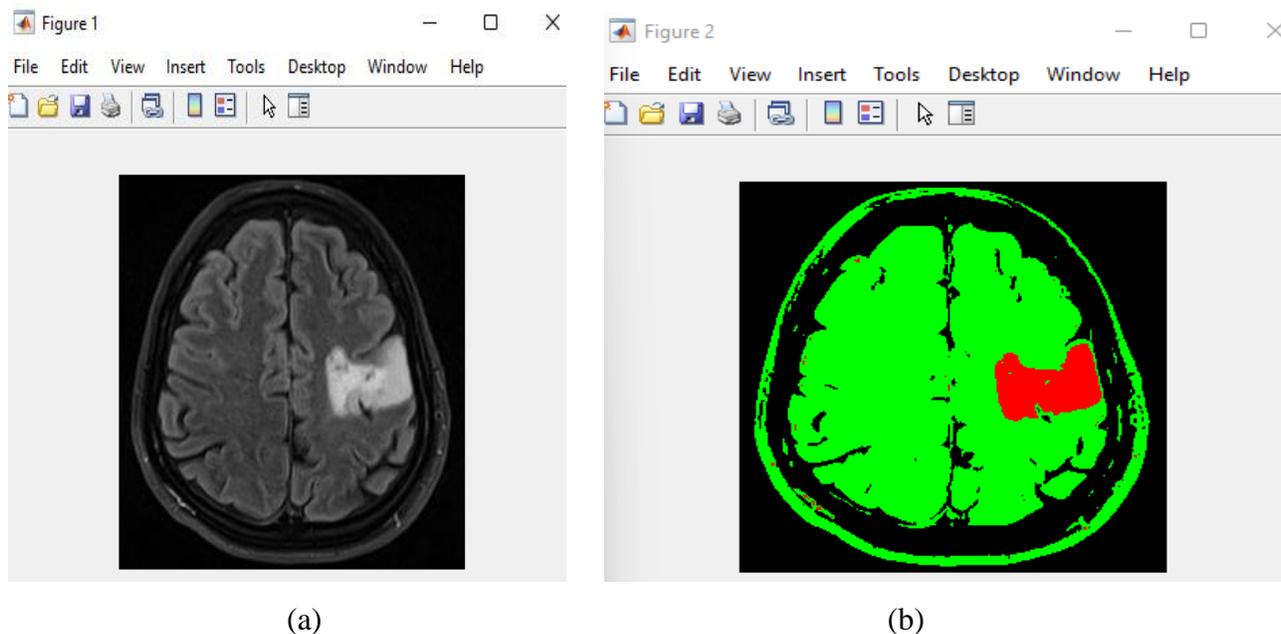
(b)

**Figure 3.6 :** Résultat la méthode de croissance de région ;(a) : image avant la segmentation, (b) : image après la segmentation.

- ✓ L'algorithme croissance de region donne le résultat représenté par la **figure3.5**.
- ✓ La valeur des pixels pour la zone de tumeur est  $T= 7.14 \rightarrow (T= 7\%)$ .

### 3.4.3 Résultats de segmentation par classification

#### a. Méthodes non supervisées k-moyennes (K-means)



**Figure 3.7 :** Résultat de méthode k-means ;(a) : image avant segmentation, (b) : image après la segmentation

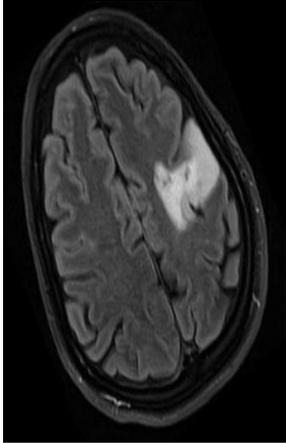
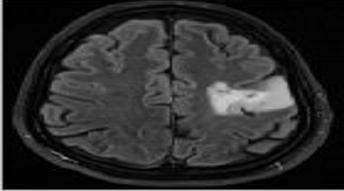
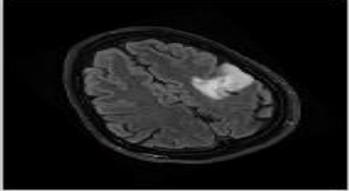
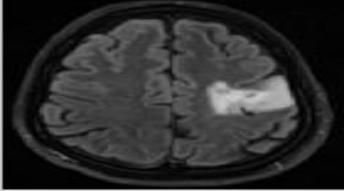
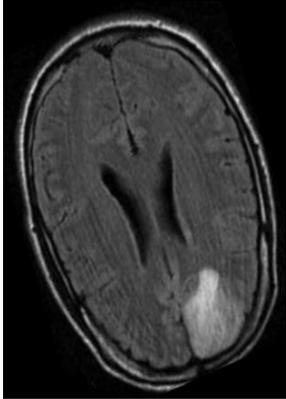
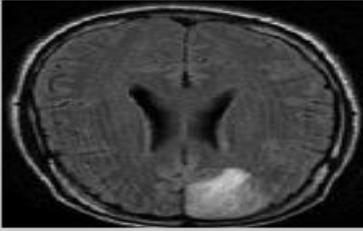
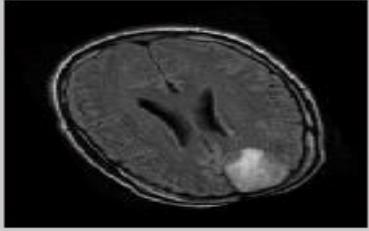
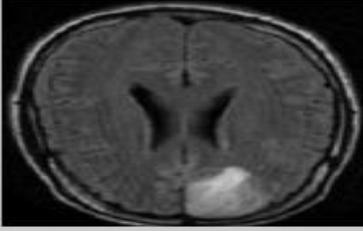
- ✓ Le résultat obtenu par l'algorithme non supervisée k-means est un représentée sur la **figure3.6**, dont nous avons pris différentes valeurs du nombre de classe k, et on a obtenue le meilleur résultat pour  $k=3$ .
- ✓ La valeur des pixels pour la zone de tumeur est  $T= 6.79 \rightarrow (T= 7\%)$ .

#### 4. Discussion des résultats recalage et segmentation :

Nous avons utilisé une image médicale IRM de taille de  $256 \times 256$  pixels. Dans cette partie nous avons appliqué le recalage et les différentes méthodes de segmentation.

##### 4.1 Résultats de recalage

Le tableau suivant montre les résultats de recalage affine appliqué sur 4 images de test.

Images testées	Les résultats de Recalage
	<div style="display: flex; justify-content: space-around;"> <div style="text-align: center;"> <p>fixed img</p>  </div> <div style="text-align: center;"> <p>Moving img</p>  </div> </div> <div style="display: flex; justify-content: space-around; margin-top: 20px;"> <div style="text-align: center;"> <p>transformed img</p>  </div> <div style="text-align: center;"> <p>diff img</p>  </div> </div>
	<div style="display: flex; justify-content: space-around;"> <div style="text-align: center;"> <p>fixed img</p>  </div> <div style="text-align: center;"> <p>Moving img</p>  </div> </div> <div style="display: flex; justify-content: space-around; margin-top: 20px;"> <div style="text-align: center;"> <p>transformed img</p>  </div> <div style="text-align: center;"> <p>diff img</p>  </div> </div>

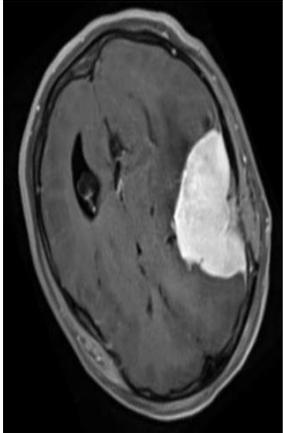
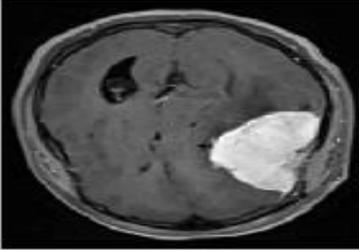
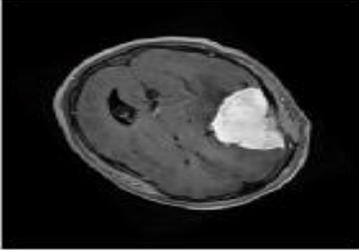
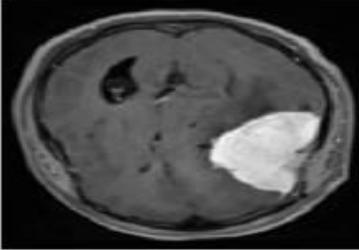
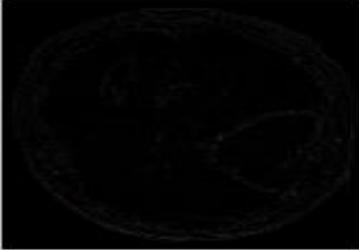
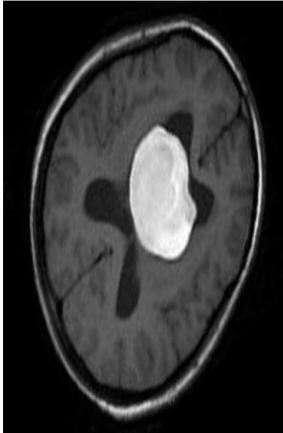
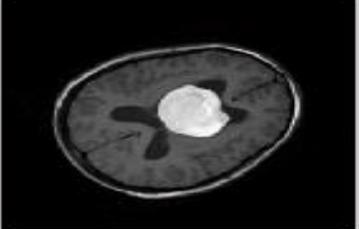
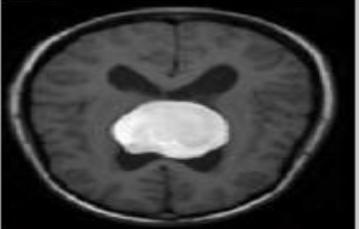
Images de tests	Les résultats de Recalage
	<div style="display: flex; justify-content: space-around;"> <div style="text-align: center;"> <p>fixed img</p>  </div> <div style="text-align: center;"> <p>Moving img</p>  </div> </div> <div style="display: flex; justify-content: space-around; margin-top: 20px;"> <div style="text-align: center;"> <p>transformed img</p>  </div> <div style="text-align: center;"> <p>diff img</p>  </div> </div>
	<div style="display: flex; justify-content: space-around;"> <div style="text-align: center;"> <p>fixed img</p>  </div> <div style="text-align: center;"> <p>Moving img</p>  </div> </div> <div style="display: flex; justify-content: space-around; margin-top: 20px;"> <div style="text-align: center;"> <p>transformed img</p>  </div> <div style="text-align: center;"> <p>diff img</p>  </div> </div>

Tableau 3.1 : Exemples de recalage.

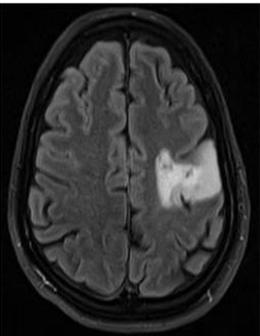
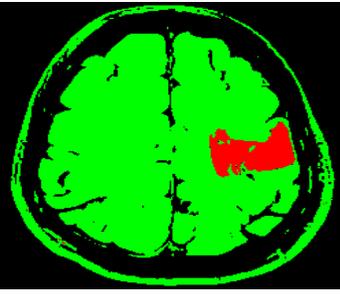
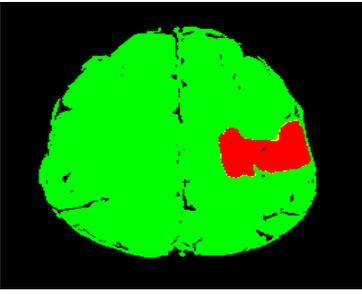
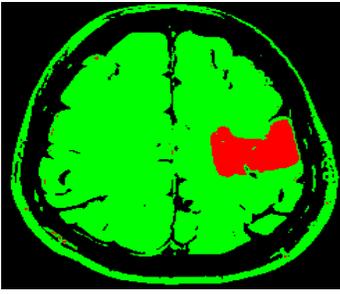
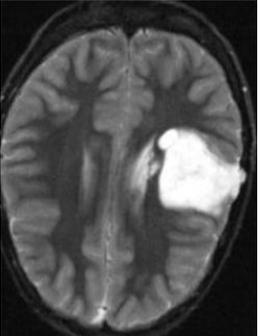
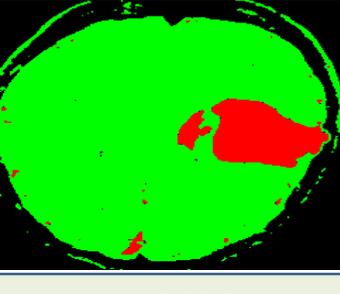
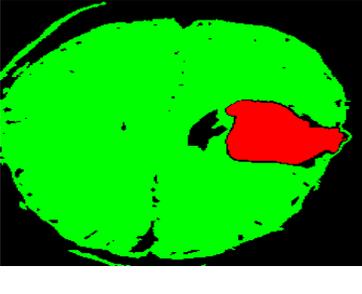
4.1.1 Discussion de résultats :

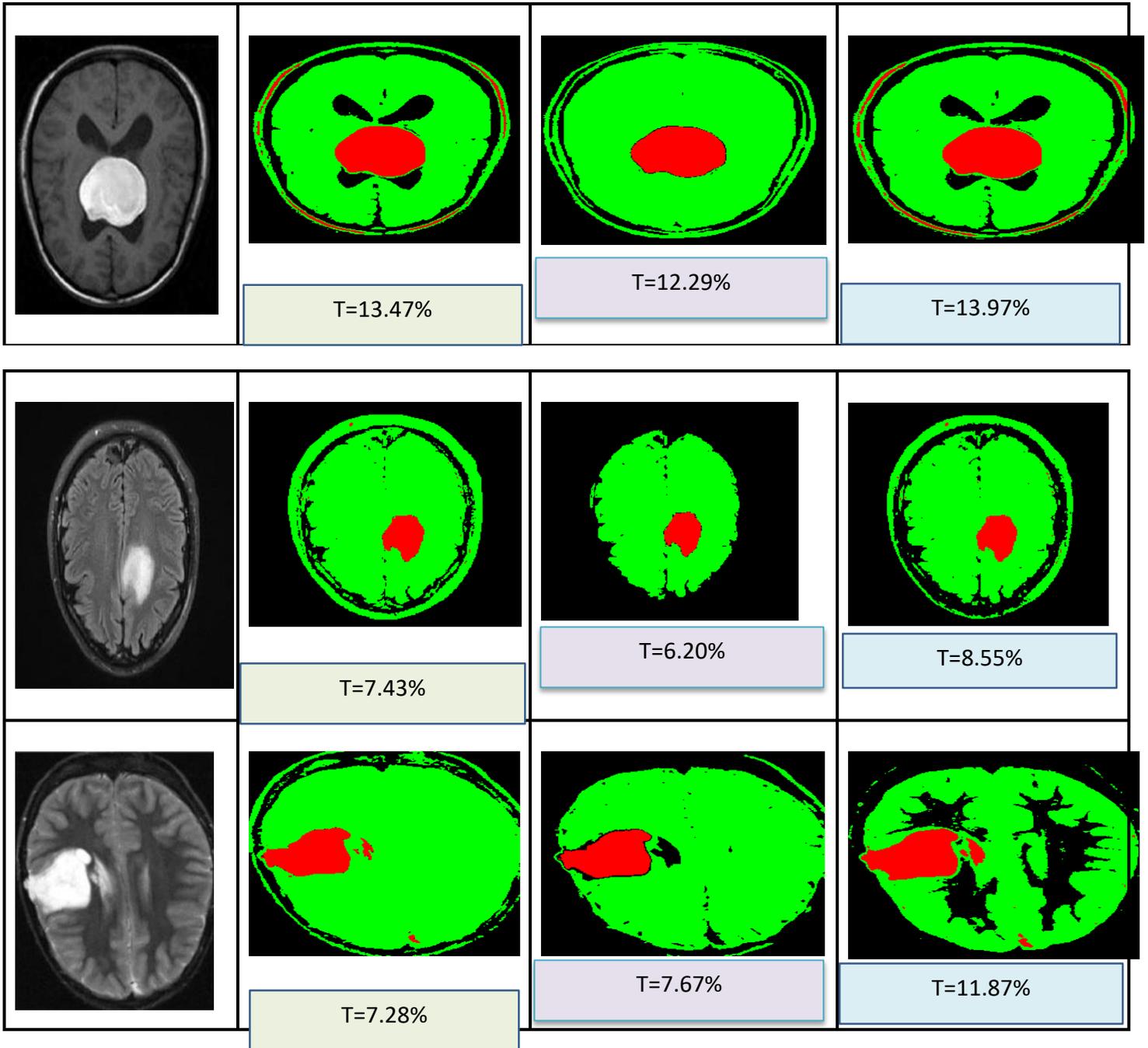
-Le recalage permet d’avoir des images similaires (même taille et même orientation).

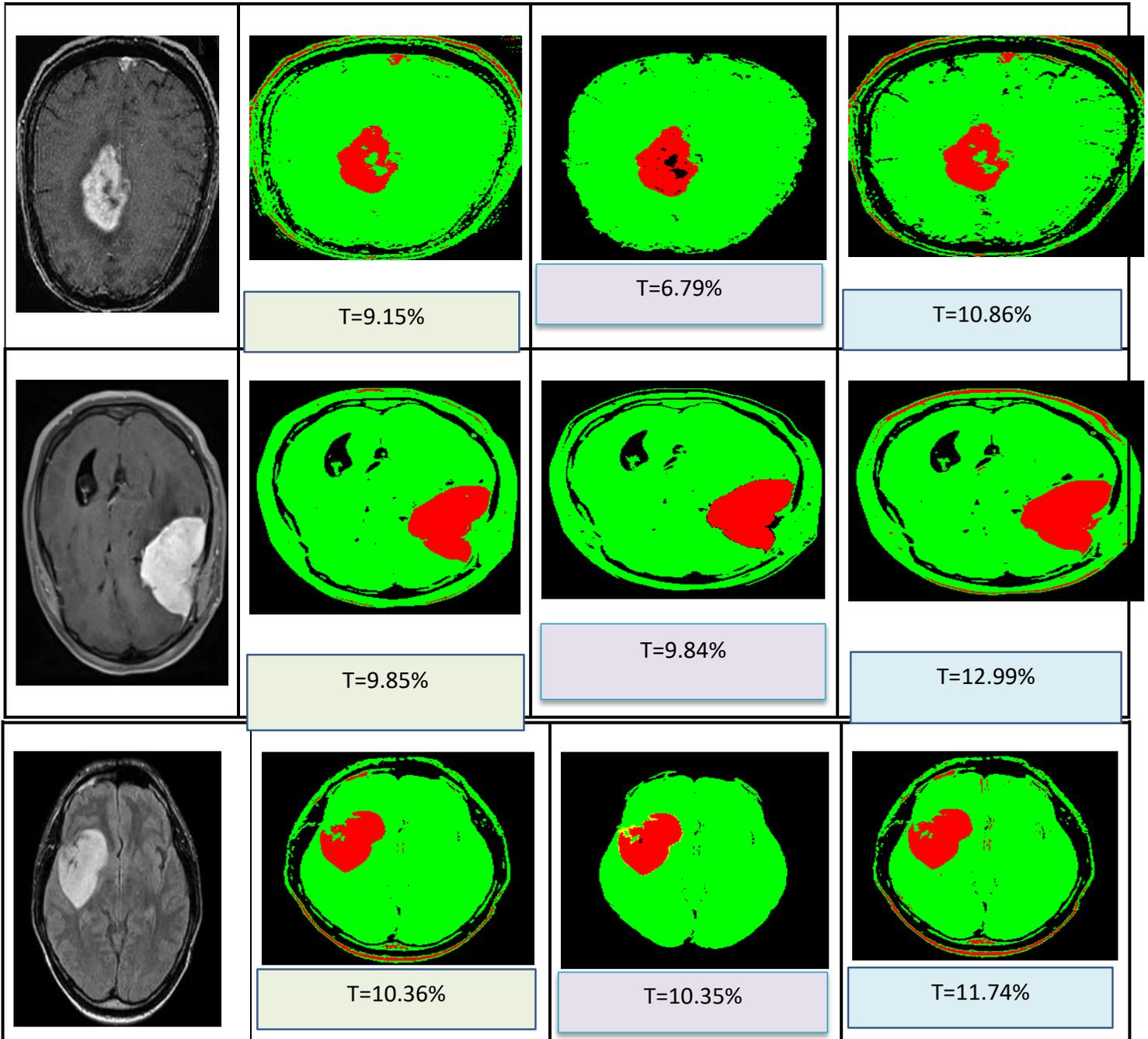
-Dans notre travail, nous avons utilisé la transforme géométrique affine qui nécessite une image de référence. L’image d’entrée subis une transformation ensuite une interpolation puis une mesure de similarité avec l’image de référence. L’optimisation permet de comparer l’image interpoler avec l’image de référence ensuite son optimisation à travers plusieurs itérations. Les résultats obtenus sont satisfaisants.

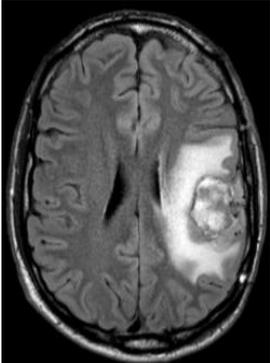
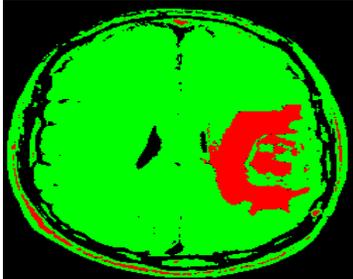
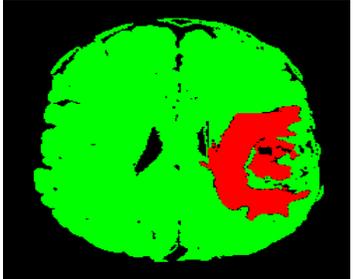
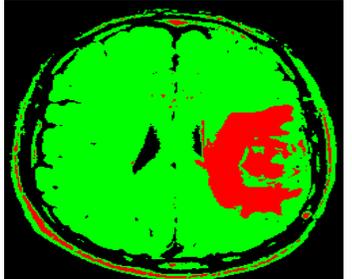
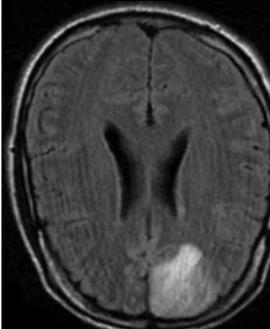
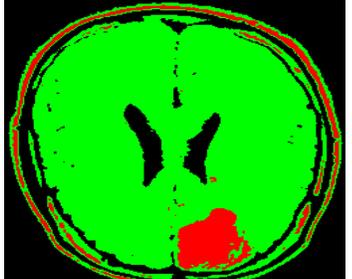
4.2 Résultats de segmentation

Le tableau suivant montre les résultats des trois méthodes de segmentation appliquée sur 10 images testées.

Les images testées	Résultats de méthode Seuillage	Résultats de méthode Croissance de région	Résultats de méthode K-means
	 <p data-bbox="410 1350 750 1434">T=5.69%</p>	 <p data-bbox="786 1350 1148 1434">T=7.14%</p>	 <p data-bbox="1180 1350 1520 1434">T=6.79%</p>
	 <p data-bbox="410 1770 750 1854">T=10.08%</p>	 <p data-bbox="786 1770 1148 1854">T=12.29%</p>	 <p data-bbox="1180 1770 1520 1854">T=11.87%</p>





	 T=11.32%	 T=12.29%	 T=14.54%
	 T=6.33%	 T=6.79%	 T=10%

**Tableau 3.2** : Exemples de segmentation.

Le tableau ci-dessus présente aussi les valeurs des volumes de zone de la maladie en pourcentage pour faire une comparaison entre les résultats des méthodes.

#### 4.2.1 Discussion des résultats

Dans notre travail, nous avons appliqué trois méthodes de segmentation d'images (seuillage local, croissance de région, K-Means). Ces méthodes sont présentées dans le chapitre précédent. Nous avons utilisé comme test une base de données d'images IRM, car elles sont disponibles et faciles à utiliser, et elles fournissent des résultats clairs.

- La segmentation par seuillage est la plus simple, mais la difficulté réside dans le bon choix du seuil. Dans notre cas, nous avons sélectionné manuellement le seuil à partir de l'histogramme.
- Pour la segmentation par régions, nous avons utilisé la méthode de croissance des régions. Le résultat est satisfaisant, le problème réside dans le choix du germe (point de départ).
- La méthode k-means est une méthode automatique, mais elle nécessite une bonne qualité d'image.
- A partir des tableaux et figures précédents, nous avons remarqué que : les résultats de la méthode de segmentation de k-means est la meilleure par rapport aux autres techniques de

segmentation des images par résonance magnétique (IRM).

#### 4.2.2 Comparaison entre les différentes méthodes de segmentation

Le tableau suivant montre la comparaison entre les trois méthodes de segmentation :

	<i>Avantages</i>	<i>Inconvénients</i>
<i>Seuillage</i>	- Plus simple.	-Difficulté réside dans le choix adéquat du seuil. -Choisi manuellement les seuils à partir d'histogramme.
<i>Croissance de région</i>	-Simple. -Préservation de la forme de chaque région.	-Influence du choix des germes initiaux. -Sensible à la valeur du seuil
<i>K-means</i>	- Applicable à des données de grandes tailles.	-Sensible à l'initialisation. -Le nombre de classe doit être fixé au départ.

**Tableau 3.3:** Comparaison entre les méthodes de segmentation.

## 5. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons abordé la notion de recalage d'images et nous avons travaillé sur l'application de la méthode recalage affine dans le but de modifier la direction de l'image médicale pour une utilisation dans le diagnostic médical pendant le traitement.

Nous avons également appliqué les méthodes de segmentation classiques basées sur la segmentation a seuillage local extraï à partir de l'histogramme. La segmentation par classification que nous avons adoptée est basée sur la méthode k-means. Nous avons aussi travaillé sur la segmentation basée sur la croissance de région.

Enfin, nous avons comparé les méthodes de segmentation classiques à l'aide de programme qui calcule les valeurs des pixels pour les zones malades et les zones saines. Nous avons trouvé que la méthode de segmentation basée sur la classification par l'algorithme K-means est celle qui donne les meilleurs résultats.

***Conclusion***  
***Générale***

## Conclusion Générale

On désigne par traitement d'images l'ensemble des techniques permettant de modifier une image dans le but de l'améliorer ou d'en extraire des informations. Cette dernière a connu ces dernières années un intérêt de plus en plus croissant et suscite de par ses différentes applications la convoitise des chercheurs de différents horizons et domaines et en particulier dans le domaine de l'imagerie médicale.

L'importance de l'imagerie médicale comme élément principal dans plusieurs applications médicales et diagnostiques de soin de santé est indispensable.

Le but du recalage d'image consiste à aligner deux images afin de trouver une transformation géométrique qui place une des deux images dans la meilleure correspondance spatiale possible avec l'autre image en optimisant un critère de recalage. Dans notre travail, nous nous sommes également appuyés dans ce travail sur l'application de la transformation affine, qui produit la meilleure reconstruction de l'image par rapport aux transformations non réfléchissantes et projectives.

La segmentation d'image est une étape cruciale dans tout processus d'analyse et de traitement d'image. Elle consiste à préparer l'image afin de la rendre plus exploitable par un processus automatique telle que l'interprétation. Nous avons tenté dans ce travail de regrouper les techniques de segmentation d'images en trois approches : approche par extraction de régions, approche par détection de seuillage et une approche par classification.

**La première est la méthode de seuillage** : c'est une méthode de seuillage non paramétriques qui permet de trouver les seuils optimaux sans tenir compte d'aucune hypothèse sur la forme de l'histogramme.

**La deuxième est la méthode de croissance de région** : cette technique qui considère des spécialisations de pixels voisins suffisamment similaires et les recombine à chaque étape.

**La troisième est la méthode de K-means** : elle est base sur la classification non supervisée, cette méthode permet d'organiser les pixels de l'image sous forme de classes.

## Conclusion Générale

---

Dans notre travail, nous avons comparé les différentes méthodes de segmentation classiques à l'aide de programme qui calcule les valeurs des pixels pour les zones malades et les zones saines. Nous avons trouvé que la méthode de segmentation basée sur la classification par l'algorithme K-means est celle qui donne les meilleurs résultats.

En perspectives, nous proposons de :

- Utiliser d'autres méthodes de recalages.
- Tester d'autres méthodes de segmentation comme le Deep Learning.
- Utiliser d'autres types d'images médicales.

# ***Bibliographie***

## Bibliographie

---

[1]: Khalf Tallah Sara. " Introduction à l'imagerie médicale", MASTER en Mathématiques, Option analyse. Université MOHAMED KHIDER, BISKRA, 2020.

[2] : G. Sarah, "*Segmentation d'images couleurs par morphologie mathématique: application Aux images microscopiques*", Thèse de doctorat, Université Toulouse 3 Paul Sabatier, 2010.

[3]: Lechlek Loubna.,GhougalMounira,"La segmentation d'image médicales par la méthode d'ensembles de niveaux(Level Sets)",Thèse de Master en informatique,Option Imagerie Numérique,Université Larbi M'hidi Oum El Bouaghi,2012.

[4]: MADJAOUI, AMINA et FARES, FADIA. Segmentation des Images par Contours Actifs: Application sur les Images Satellitaires à Haute résolutions. Thèse de doctorat. 2012

[5]:TAIBAOUI, Mohamed et DEBBAR, DJ afar. La découverte des concepts sémantiques cachés avec plusieurs niveaux d'abstraction pour la recherche d'images. Thèse de doctorat. 2013

[6]:HOUASSINE, Charif. Segmentation d'images par une approche biomimétique. 2012. Thèse de doctorat. Université de Boumerdès-Mohamed Bougara.

[7]: CHIKH, Mohammed Tahar. Amélioration des images par un modèle de réseau de neurones (Comparaison avec les Öltres de base). 2011.

[8] : BENTATA, Réda,"Segmentation d'images tomographiques par émission de positons", Thèse de doctorat, Université d'Oran1-Ahmed Ben Bella, 2012.

[9] : Réda BENTATA."Segmentation d'images tomographiques par émission de positons".Département d'informatique, Université Es-Sénia Oran,2011.

[10] : ‘Pierre-Yves Bondiau’, préparée à l'INRIA Sophia Antipolis (équipe Epidaure) dirigée par Nicholas Ayache’, Thèse de doctorat en I, formatique, UNIVERSITÉ de Nice.

## Bibliographie

---

- [11] : Ahmed Bacha Mohammed Réda. “ Reconstruction tomographique sur échantillonné par interpolation spectacle : application au scanner de basse résolution angulaire “. Thèse de doctorat. Département de génie physique, Université USTO-MB – Oran, 2015.
- [12] : Institut national de la santé et de la recherche médicale. Imagerie médicale [en ligne]. Disponible sur < <http://www.inserm.fr/thematiques/technologies-pour-la-sante/dossiers-d'information/imagerie-fonctionnelle-biomedicale> >. (Consulté le 10/02/2016).
- [13] : Soins-Infirmiers.com. L'échographie [en ligne]. Disponible sur <[http : soins-infirmiers.com/echographie.php](http://soins-infirmiers.com/echographie.php)> (Consulté le 10/02/2016).
- [14] : technologie au collège. IRM [en ligne]. Disponible sur <<http://techno.clicforum.fr/t201-IRM.html>>. (Consulté le 10/02/2016).
- [15] : Médecine nucléaire de la Doua. Tomographie par émission de positons (TEP) [en ligne]. Disponible sur <<http://www.medicine-nucleaire.fr/tomographi-emission-positions-tep.html>>. (Consulté le 10/02/2016).
- [16] : Yacine, M., & Amine, D. M. Le contrôle de qualité en médecine nucléaire (gamma-camera) (Doctoral dissertation, Université Mouloud Mammeri), 2016.
- [17] : cour de photo. Contraste [en ligne]. Disponible sur. <[Http://www.cours-de-photo.com/definition-contraste-m26.html](http://www.cours-de-photo.com/definition-contraste-m26.html)> (Consulté le 11/04/2016).
- [18] : Serkan Seda. Introduction à la norme DICOM et l'extension DICOM-RT Introduction à Geant4. Lyon : 2004, 47 p.
- [19] : J.P. Cocquerez, P. Foliguet, S. Maitre, Analyse d'images : Filtrage et segmentation, Collection Enseignement de la physique : mathématiques pour la physique, Masson, Paris, 1995.
- [20] : L. Gottesfeld Brown. “A survey of image registration technique”. ACM Comput. Surv., Vol. 24, No.4, pp.325–376, 1992

## Bibliographie

---

[21]: J. Maintz and M. Viergever. "A survey of medical image registration". Medical Image Analysis, Vol.2, No.1, pp.1–36, 1998.

[22] : Hafiane Saloua." Une méthode pour la segmentation des images

Pulmonaires pour le diagnostic de COVID'19 », **Thèse** de master en informatique, Option Système d'information, Université Université Larbi Tébessi– Tébessa, 2021

[23] : Lamraoui Mohamed," Recalage des paires bilatérales et temporelles dans le cadre de l'analyse des mammographies », Thèse de Master en Informatique, Option Vision Artificiel, Université L'arbi Ben M'hidi Oum El Bouaghi, 2019.

[24] : [HAMMIA.T, 2017]

[25] : Lamraoui Mohamed," Recalage des paires bilatérales et temporelles dans le cadre de l'analyse des mammographies », Thèse de Master en Informatique, Option Vision Artificiel, Université L'arbi Ben M'hidi Oum El Bouaghi, 2019.

[26] : M. Vermandel, N. Betrouni, C. Taschner et al. Recalage et mise en correspondance d'images tomographiques et de projection : Résultats préliminaires d'une solution hybride en radiochirurgie.2006, vol 23, pp. 335-350.

[27] : Ahmed K., Saoussen B., Moncef B., Recalage logiciel pour l'imagerie médicale : classification, comparaison et réalisation.GEI'2008 Huitièmes Journées Scientifiques des Jeunes Chercheurs en GENIE ELECTRIQUE ET INFORMATIQUE.

[28] : D. Sahu, M.P. Parsai, Different Image Fusion Techniques –A CriticalReview, 2012, Vol. 2, Issue. 5, pp. 4298-4301, ISSN : 2249-6645.

[29]: LABED.C, 2018

[30]: GAALOUL.H, 2017

[31] : SERIEF Chahira. Extraction automatique de points d'intérêt à base de la transformée en contourlets non sous-échantillonnée pour le recalage des images. Thèse de Doctorat.Constantine : universitéMentouri, 2009,159 p.

## Bibliographie

---

- [32] : Nadjoua SAIDANE, "Un système d'aide au diagnostic médical dans un environnement temps-réel et critique, application chirurgie cardiaque", Thèse de magister, Université Mentouri de Constantine, 2010, 232 p.
- [33]: Pan F., Ye T., Sun P., Gui S., Liang B., Li L. Time Course of Lung Changes.
- [34] : A. Capri, "Caractérisation des objets dans une image en vue d'une aide à l'interprétation et d'une compression adaptée au contenu : application aux images échographiques", thèse de doctorat, université d'Orléans, Paris, 2007.
- [35] : segmentation d'images principes ''[http://glotin.univtln.fr/MCBIR/Segmentation\\_images\\_principes.pdf](http://glotin.univtln.fr/MCBIR/Segmentation_images_principes.pdf), avril 2012.
- [36] : Arnaud CAPRI "Caractérisation des objets dans une image en vue d'une aide à l'interprétation et d'une compression adaptée au contenu : application aux images échographiques". Université d'Orléans. Faculté des Sciences et Technologies Industrielles. Thèse de doctorat 2007.
- [37]: H. Samet. «Region representation: quadtree from binary arrays. Computer Graphics and Image Processing ». 1980.
- [38]: J-C. Atine. Méthodes d'apprentissage flou : application à la segmentation d'images biologiques. PhDthesis, Institut national des sciences appliquées de Toulouse, 2005.
- [39] : J.-P. COCQUEREZ et S. PHILIPP, « Analyse d'images : filtrage et segmentation », Paris, (février 2003)
- [40]: M. D. Zeiler and R. Fergus, "Visualizing and Understanding Convolutional Networks," Springer, Cham, 2014, pp. 818–833
- [41]: M. Goldstein, "k-Nearest Neighbor Classification," Information Theory, IEEE Transactions on,
- [42]: Fatma Zohra Boukhalfa, DEEP LEARNING APPROCHE POUR IDENTIFIER/DETECTION COVID19 BASSE (IMAGES X-RAY), Thèse de Master en informatique, option Système et multimédia, Université Larbi Tébessi-Tébessa, 2021.
- [43]: V. Vapnik, "Statistical Learning Theory", Wiley. (1998).
- [44] : Ouarda ASSAS, "Classification floue des images", THESE DOCTORAT EN SCIENCES, Université de Batna, soutenu publiquement le 14/12/2013.
- [45] : M. Naoui, "Segmentation d'images par modèle statistique de déforme et d'apparence : problématiques et contributions", Thèse de doctorat en science à l'université D'oran 1. 2007.
- [46] : Mr BENNAI. 2013 "Réalisation d'un système multi-agents adaptatifs pour l'imagerie médicale". Thèse de magister, UNIVERSITE M'HAMED BOUGARA- BOUMERDES.

## Bibliographie

---

[47] : Omar El Ganaoui2004.’’ Segmentation par régions : une méthode qui utilise la classification par nuées dynamiques et le principe d'hystéresis’’

[48] : Fatma Zohra Boukhalifa, DEEP LEARNING APPROCHE POUR IDENTIFIER/DETECTION COVID19 BASSE (IMAGES X-RAY), Thèse de Master en informatique, option Système et multimédia, Université Larbi Tébessi-Tébessa,2021.

[49]: <https://fr.mathworks.com/discovery/deep-learning.html>. (Consulté le 20/03/2021)

[50] : <https://www.saagie.com/fr/blog/qu-est-ce-que-le-deep-learning/> (le 20/03/2021)