

République Algérienne Démocratique et Populaire  
Université Abou Bakr Belkaid– Tlemcen  
Faculté des Sciences  
Département d'Informatique

Mémoire de fin d'études

Pour l'obtention du diplôme de Master en Informatique

*Option: Modèle intelligent et Décisions(M.I.D)*

*Thème*

# Segmentation d'image par la méthode GMM (Gaussian Mixture Model)

Réalisé par :

- Haddouche Marwa
- Rahmani Ikhlassa

Présenté le 03 Juillet 2022 devant le jury composé de MM :

- Benziane Yaghmorasan (Encadreur)
- Berrabah Sid Ahmed (Président)
- Meziane Tani Souad (Examineur)

# Remerciements

Nous remercions ALLAH le tout puissant de nous avoir donné la volonté et le courage pour mener à bien ce travail.

Nous tenons à remercier vivement notre promoteur **Mr Benzian Yaghmorassen** pour avoir accepté de diriger ce travail et pour ses précieux conseils et ses encouragements.

Nous remercions aussi « Tous » les messieurs et dames, nos professeurs qui nous ont enseignés durant ces ans de formation master en Informatique.

Sans oublier de remercier nos amis et nos collègues de l'université qui, tous d'une manière différente, ont contribué à ce que nous puissions aboutir à la réalisation de ce mémoire.

Nos vifs remerciements s'adressent à tous les membres de jurés qui nous ont fait l'honneur d'examiner ce travail.

A toutes les personnes qui ont contribué de près ou de loin, d'une manière directe ou indirecte à l'élaboration de ce travail de fin d'études.

Merci 

## *Dédicaces*

*A nos chers Parents  
Karima et Abed el Kader (رحمة الله)  
Nadjet Et Mustapha*

*Aucune dédicace ne saurait exprimer l'amour,  
L'estime, le dévouement et le respect que nous avons toujours eue  
Pour vous*

*Rien au monde ne vaut les efforts fournis jour et  
Nuit pour notre éducation et notre bien être.  
Ce travail est le fruit de vos sacrifices que vous avez  
Consentis pour notre éducation et nos formations*

*A nos sœurs Asma, Safaa, Kawther, Khawla, Djihen et Alae et A nos frères,  
Abed el Raouf et Abed el Waheb*

*A nos amis et nos camarades*

*Et aussi une spéciale dédicace à tous nos familles et à ceux qui nous ont quittés  
sans retour, à ceux qui le covid nous a enlevé*

*(رحمة الله عليهم)*

*A tous ceux qui nous aiment et que nous les aimons*

*Nous dédions ce modeste travail*

*Ikhfasse, Marwa*

# Table des matières

Résumé

Remerciements

Dédicace

Table de matières

Introduction générale.....2

## CHAPITRE I : Généralité sur le traitement d'image

I.1 Introduction..... 5

I.2 Traitement d'images..... 6

I.2.1 Définition d'une image.....6

I.2.2 La numérisation.....6

I.2.3 Image numérique.....6

I.2.4 Caractéristiques d'une image numérique..... 6

I.2.4.1 Histogramme.....7

I.2.4.2 Résolution .....7

I.2.4.3 Définition.....7

I.2.4.4 La luminance.....8

I.2.4.5 Contraste.....8

I.2.4.6 Contour.....8

I.2.4.7 Région.....8

I.2.5 Filtrage ..... 8

I.2.5.1 Notion du filtre .....8

I.2.5.2 Type de filtrage .....9

I.2.5.2.a Les filtres passe-bas .....9



<b>I. 2.5.2.b Les filtres passe-haut .....</b>	<b>9</b>
<b>I. 2.5.3 Technique de filtrage .....</b>	<b>9</b>
<b>I.2.5.3.1 Filtre moyenneur.....</b>	<b>9</b>
<b>I.2.5.3.2 Filtre gaussien .....</b>	<b>10</b>
<b>I. 2.5.3.3 Filtre laplacien .....</b>	<b>10</b>
<b>I.2.5.3.4 Filtre médian .....</b>	<b>10</b>
<b>I.3 Le système de traitement d'image.....</b>	<b>11</b>
<b>I.4 La segmentation .....</b>	<b>11</b>
<b>I.4.1 La segmentation dans le monde médicale.....</b>	<b>11</b>
<b>I.4.2 L'imagerie médicale.....</b>	<b>11</b>
<b>I.4.2 .1 Définition.....</b>	<b>11</b>
<b>I.4.2.2 Modalités d'acquisition des images médicales .....</b>	<b>12</b>
<b>I.4 .2.2.a Les rayons X.....</b>	<b>12</b>
<b>I.4.2.2.b Les ultrasons.....</b>	<b>12</b>
<b>I.4.2.2.c L'imagerie par résonance magnétique IRM.....</b>	<b>12</b>
<b>I.4.2.2.d L'endoscopie.....</b>	<b>12</b>
<b>I.5 Conclusion.....</b>	<b>13</b>

## **CHAPITRE II: Etat de l'art de la segmentation**

<b>II.1 Introduction .....</b>	<b>15</b>
<b>II.2 Définition de segmentation.....</b>	<b>16</b>
<b>II.3 Domaine d'application de segmentation.....</b>	<b>17</b>
<b>II.4 Les différences techniques de segmentation.....</b>	<b>17</b>
<b>II.4.1 Approche contour.....</b>	<b>17</b>
<b>II.4.1.1 Les contours actifs (Snakes).....</b>	<b>18</b>
<b>II.4.2 Approche région.....</b>	<b>18</b>
<b>II.4.2.1 Approche par agrégation de pixels.....</b>	<b>18</b>
<b>II.4.2.2 Approche division-fusion.....</b>	<b>19</b>
<b>II.4.2.a Division.....</b>	<b>19</b>
<b>II.4.2.b Fusion.....</b>	<b>19</b>
<b>II.4.3 Approche pyramide.....</b>	<b>19</b>
<b>II.4.4 Croissance de régions.....</b>	<b>20</b>
<b>II.4.5 Classification.....</b>	<b>20</b>
<b>II.4.6 Le seuillage.....</b>	<b>20</b>
<b>II.5 Objectif de la Segmentation .....</b>	<b>21</b>
<b>II.6 Méthode de mélange gaussien .....</b>	<b>21</b>
<b>II.6.1 Définition.....</b>	<b>21</b>
<b>II.6.2 Généralités et définitions.....</b>	<b>22</b>
<b>II.6.2.1 La moyenne.....</b>	<b>22</b>
<b>II.6.2.2 L'espérance.....</b>	<b>22</b>
<b>II.6.2.3 La variance.....</b>	<b>23</b>
<b>II.6.3 Modèle de base.....</b>	<b>23</b>
<b>II.6.4 La distribution gaussienne.....</b>	<b>23</b>

<b>II.6.5 Mélange gaussien.....</b>	<b>24</b>
<b>II.6.6 Estimation des paramètres des modèles de mélange.....</b>	<b>25</b>
<b>II.7 Algorithme d'expectation-maximisation.....</b>	<b>25</b>
<b>II.7.1 Définition.....</b>	<b>25</b>
<b>II.7.2 Algorithme.....</b>	<b>25</b>
<b>II.7.3 Principe de l'algorithme EM.....</b>	<b>26</b>
<b>II.8 Méthodes bibliographiques de segmentation avec le mélange gaussien.....</b>	<b>27</b>
<b>II.8.a Application au contrôle des joints soudés par radiographie.....</b>	<b>27</b>
<b>II.8.b Segmentation d'IRM cérébrale par algorithme EM .....</b>	<b>27</b>
<b>II.9 Conclusion.....</b>	<b>28</b>

## **CHAPITRE III : L'implémentation de la méthode GMM**

<b>III.1 Introduction.....</b>	<b>31</b>
<b>III.2 Implémentation.....</b>	<b>31</b>
<b>III.2.1 Matériel utilisé.....</b>	<b>31</b>
<b>III.2. 2 le logiciel matlab .....</b>	<b>31</b>
<b>III.2. III.2.3 la base de données.....</b>	<b>32</b>
<b>III.3 Prétraitement .....</b>	<b>33</b>
<b>III.4 Implémentation de la méthode GMM.....</b>	<b>34</b>
<b>III.5 Implémentation de la segmentation .....</b>	<b>35</b>
<b>III.6 Résultats obtenus .....</b>	<b>36</b>
<b>III.6.a l'image 1.....</b>	<b>36</b>
<b>III.6.b l'image 2 .....</b>	<b>38</b>
<b>III.6.c l'image 3.....</b>	<b>40</b>
<b>III.11 Algorithme EM.....</b>	<b>41</b>
<b>III.12 Conclusion .....</b>	<b>42</b>
<b>Conclusion générale.....</b>	<b>47</b>

### **Références Bibliographiques**

**Liste de figures**

**Liste des tableaux**

**Liste des abréviations**

**INTRODUCTION**

**GÉNÉRALE**

## Introduction générale

Le XXI<sup>e</sup> siècle est celui de l'image numérique, vecteur d'information pour la presse, les artistes, l'industrie et surtout celui du **monde médical**, tel que la recherche médicale devient un très gros demandeur en traitement d'images pour améliorer ses diagnostics.

Le traitement d'image est né de l'idée de la nécessité de remplacer l'observateur humain par la machine.

Le traitement d'image est donc une science en pleine évolution qu'il n'est pas possible de décrire pleinement dans ces quelques lignes. Nous allons tenter de donner les bases de cette science qui a pour objectifs principaux :

- de saisir une scène réelle pour constituer un fichier informatique : l'étape de l'acquisition.
- de mettre en évidence les informations intéressantes : c'est l'étape de la segmentation.
- d'interpréter ces informations pour décider d'un diagnostic ou d'une action à engager : c'est l'étape d'analyse sans oublier les étapes de stockage des informations à différentes étapes de la chaîne et de visualisation et/ou d'impression des résultats.

Le traitement d'images joue un rôle important dans de nombreux domaines. Dans un système de traitement d'images, l'opération la plus importante est **la segmentation d'image**.

La reconnaissance d'objets dans les images devient un sujet de recherche nécessaire et pour les connaître afin d'interpréter les images, il faut souvent au préalable les segmenter, c'est-à-dire séparer les objets d'intérêt du fond de l'image.

La segmentation d'images consiste à extraire des objets présents dans une image, et un bon algorithme de segmentation est donc ce qui permettra d'arriver à une meilleure interprétation de l'image segmentée.

Plusieurs techniques de segmentation existent et deux grandes catégories de segmentation peuvent se distinguer : la segmentation par régions et la segmentation par contours. L'approche contour consiste à localiser les frontières des objets et l'approche région consiste à partitionner l'image en un ensemble de régions.

Un outil populaire aujourd'hui dans la segmentation réside dans les modèles de mélange gaussiennes (GMM). Les modèles de mélange, sont utilisés avec succès dans bon nombre de disciplines et notamment dans le traitement des images médicales.

**L'on pourrait donc se demander : quel est le rôle joué par ces modèles dans la segmentation d'images ?**

Pour répondre à cette problématique, on répartit notre travail en cinq parties comme suit :

- On débute par une introduction générale
- **Le premier chapitre** : il présente notre sujet dans son cadre général, un état de l'art sur le traitement d'image et quelques notions de l'anatomie du cerveau et la technique de l'imagerie médicale par IRM.
- **Le deuxième chapitre** : consacré à la segmentation d'images avec la méthode de mélange gaussien et l'algorithme d'expectation-maximisation ainsi à l'étude et l'analyse de notre méthode (Gaussian Mixture Model \_ Expectation Maximisation) en examinant ses intérêts, ses entrées, son déroulement et ses résultats.
- **Le troisième chapitre** : est entièrement dédié à l'implémentation de notre projet, et les discussions sur la réalisation.
- Et on termine par une conclusion générale les contributions et les résultats obtenus et quelques perspectives pour les travaux à venir.

# **CHAPITRE 1:**

## **GÉNÉRALITÉ SUR LE** **TRAITEMENT D'IMAGE**



## 1. Introduction

Le traitement d'images est une discipline de l'informatique et des mathématiques appliquées qui étudie les images numériques et leurs transformations, dans le but d'améliorer leur qualité ou d'en extraire de l'information.

Le traitement d'images se place après les étapes d'acquisition et de numérisation, assurant les transformations d'images et la partie de calcul permettant d'aller du prétraitement, passant par **la segmentation** vers une interprétation des images traitées.

Le traitement d'images est également trop nécessaire dans le monde médical.

La segmentation d'images en physique médicale joue un rôle essentiel dans le traitement d'images. Le processus de subdivision d'une image en ses parties constitutives homogènes permet d'extraire certaines informations utiles.

La compréhension du traitement d'images commence par la compréhension de ce qu'est une image et les traitements qu'il faudra réaliser pour extraire de l'information. Dans ce chapitre nous allons exposer certains concepts fondamentaux dans le domaine de l'imagerie médicale et le traitement d'images.

## **2. Traitement d'images**

Le traitement d'image peut être défini comme l'ensemble des méthodes et des techniques opérant sur l'image afin d'extraire les informations les plus pertinentes.

### **2.1 Définition d'une image**

Une image est plutôt difficile à décrire d'une façon générale. Une image est une représentation du monde. Elle représente une personne ou un objet par la peinture, le dessin, la photographie, le film, etc..... c'est aussi un ensemble structuré d'informations qui, après affichage sur l'écran, ont une signification pour l'œil humain.

Une image est une projection d'une scène, sous cet aspect, l'image est inexploitable par la machine qui nécessite sa numérisation. [1]

### **2.2 La numérisation :**

La numérisation est le processus de conversion d'une image analogique (avec une distribution continue d'intensités lumineuses) à une image représentée par une matrice de points ou de valeurs numériques appelées pixels ou coordonnées cartésiennes d'un point de l'image. [2]

### **2.3 Image numérique :**

Une image numérique est un signal numérique composé d'unités élémentaires (pixels) qui représentent chacun une portion de l'image. L'ensemble de ces pixels est contenu dans un tableau à deux dimensions constituant une image. Il existe deux sortes d'image numériques, les images matricielles et les images vectorielles. Dans une image vectorielle les données sont représentées par des formes géométriques simples qui sont décrites d'un point de vue mathématique. Dans une image matricielle la représentation des données est sous forme d'un tableau de points ou pixels, elle est définie par :

- Le nombre de pixels qui la compose en longueur et en hauteur.
- L'étendue des teintes de gris ou des couleurs que peut prendre chaque pixel. [3]

### **2.4 Caractéristiques d'une image numérique :**

Comme nous avons vu, l'image est un ensemble structuré d'informations. Parmi ses caractéristiques nous pouvons citer les paramètres suivants :

### 2.4.1 Histogramme

L'histogramme (traitement statique de l'image) des niveaux de gris ou des couleurs d'une image est une fonction qui donne la fréquence d'apparition de chaque niveau de gris (ou couleur) dans l'image. Il permet de donner un grand nombre d'information sur la distribution des niveaux de gris (ou couleur) et de voir entre quelles bornes est répartie la majorité des niveaux de gris (ou couleur) dans le cas d'une image trop claire ou d'une image trop foncée. [1]

La figure 1 montre une image en niveau de gris avec son histogramme.

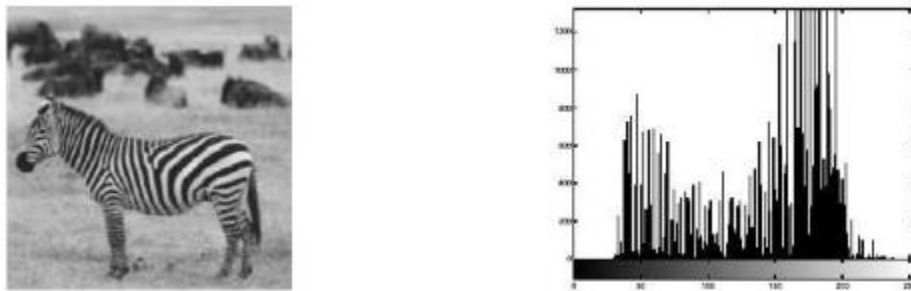


Figure 1 : Histogramme d'une image en niveaux de gris

### 2.4.2 La résolution

La résolution d'une image correspond au niveau de détail qui va être représenté sur cette image. C'est le nombre de pixels par unité de longueur dans l'image à numériser. Elle est en dpi (dots per inch) ou en ppp (points par pouce).

Plus le nombre de pixel est élevé par unité de longueur de l'image à numériser, plus la quantité d'inflation qui décrit l'image est importante et plus la résolution est élevée. [4]

### 2.4.3 La définition

La définition est le nombre de pixels que comporte une image numérique en largeur et en hauteur. Une image dont la définition est 1550×1200 correspond à une image de 1500 pixels en largeur et 1200 pixels en hauteur.

### **2.4.4 La 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'aire apparente de cette surface, le mot luminance est substitué au mot brillance, qui correspond à l'éclat d'un objet. [5]

### **2.4.5 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. Donc la quantité informelle qui indique la différence entre les zones claires et les zones foncés.

### **2.4.6 Contour**

Les contours représentent les frontières entre les objets de l'image. Il peut être défini aussi comme étant la limite ou la frontière entre région adjacente dans une image. Les méthodes orientées contours visent à délimiter les objets de l'image selon leurs contours. Elles se basent pour cela sur la variation d'intensité entre les pixels de l'image.

### **2.4.7 Région**

La région c'est un ensemble connexe de pixels ayant une ou plusieurs propriétés communes ; on parle de zone homogène de l'image.

## **2.5 Filtrage**

Les images numériques telles qu'elles sont acquises, sont très souvent inexploitable pour le traitement d'images. Elles contiennent des signaux bruités. Pour remédier à cela, un prétraitement pour la correction ou l'amélioration est effectué : le filtrage.

### **2.5.1 Notion du filtre**

Un filtre est souvent une transformation mathématique (appelée produit de convolution) représenté par un tableau (matrice).

## 2.5.2 Types de filtrage

On distingue généralement les types de filtres suivants :

### a. Les filtres passe-bas

Consistant à atténuer les composantes de l'image ayant une fréquence haute (pixels foncés). Ce type de filtrage est généralement utilisé pour atténuer le bruit de l'image, c'est la raison pour laquelle on parle habituellement de "lissage", "débruitage" ou encore "filtre antibruit". Les coefficients du masque sont positifs et leur somme est égale à 1.

### b. Les filtres passe-haut

À l'inverse des passe-bas, atténuent les composantes de basse fréquence de l'image et permettent notamment d'accentuer les détails et le contraste, et donc les différences entre les pixels voisins. C'est la raison pour laquelle le terme de "filtre d'accentuation" est parfois utilisé. Les coefficients du masque peuvent être de signe quelconque mais leur somme est égale à 0.

## 2.5.3 Techniques du filtrage

Il en existe plusieurs, Chaque filtre cherche à atténuer un type de défaut bien précis.

Il n'y a pas de filtre universel capable de corriger tous les défauts. Il faut choisir les bons filtres suivant les défauts que nous désirons corriger.

### 2.5.3.1 Filtre moyenneur

Cette technique est la plus directe pour adoucir une image trop heurtée dans ses contours.

Le niveau de gris de chaque pixel est remplacé par la moyenne des niveaux de gris de ses huit voisins.



**Figure 2 :** Application du filtre moyenneur, (a) : image d'origine, (b) : filtre 3×3, (c) : filtre 9×9

**2.5.3.2 Filtre gaussien**

Le filtre gaussien est un filtre isotrope spécial avec des propriétés mathématiques bien précises. La fonction gaussienne est très commune dans la nature et elle est aussi souvent utilisée dans la distribution statistique et la segmentation. [6]



**Figure 3 :** Exemple du filtre gaussien

**2.5.3.3 Filtre Laplacien**

Le Laplacien est souvent utilisé en amélioration d'images pour accentuer l'effet de contour. Il étant une dérivée seconde, son calcul est plus affecté par le bruit. Il est donc important de filtrer l'image avec un filtre gaussien avant d'applique la dérivée seconde.



**Figure 4 :** Filtre Gaussien et Filtre Laplacien

**2.5.3.4 Filtre médian**

Le filtre médian effectue un traitement spatial pour déterminer quels pixels d'une image ont été affectés par le bruit. Le filtre médian classe les pixels en tant que bruit en comparant chaque pixel de l'image à ses pixels voisins la taille du quartier est réglable, ainsi que le seuil de comparaison. Un pixel qui est différent de la majorité de ses voisins, tout en n'étant pas structurellement aligné avec les pixels auxquels il est similaire, est étiqueté comme un bruit. Ces pixels de bruit sont ensuite remplacés par la valeur de pixel médiane des pixels dans le voisinage qui ont passé le test d'étiquetage de bruit.

### **3. Système de traitement d'image**

Un système de traitement d'image est généralement composé de l'unité suivante :

- Un système d'acquisition et de numérisation qui permet d'effectuer l'échantillonnage et la quantification d'une image.
- Une mémoire de masse pour stocker les images numérisées.
- Un système de visualisation.
- Une unité centrale permettant d'effectuer les différentes opérations de traitement d'images. [5]

### **4. La segmentation :**

Le terme segmentation d'images fait référence à la partition d'une image en un ensemble de zones qui la couvrent. L'objectif de la segmentation est de simplifier et de transformer la représentation d'une image en sorte qu'elle soit plus claire et plus facile à analyser.

#### **4.1 La segmentation dans le monde médical :**

La segmentation est une opération cruciale dans de nombreuses applications médicales. En imagerie médicale, les régions segmentées dans l'image correspondent souvent à différentes catégories de tissus, d'organes, de pathologies, tumeurs ou d'autres structures biologiquement pertinentes.

#### **4.2 L'imagerie médicale**

##### **4.2.1 Définition**

L'imagerie médicale regroupe un ensemble de méthodes permettant de visualiser des processus biologiques, au sein même des organismes vivants sans procéder à une opération. Elle est essentielle à la compréhension de leur physiologie et leurs pathologies ; afin de mieux les diagnostiquer et les traiter.

Elle a révolutionné la médecine en permettant, à des fins diagnostiques, de visualiser de manière non invasive et dynamique l'anatomie, la physiologie ou le métabolisme du corps humain. Cette visualisation nécessite l'emploi de techniques de traitement d'images. [7]

### 4.2.2 Modalité d'acquisition d'image médicale

Les modalités d'acquisition de l'information 'image' sont nombreuses et la quantité d'images manipulées s'accroît tels que la radiographie, la mammographie, l'éco cardiographie, la résonance magnétique.... Le choix de la modalité d'imagerie dépend du problème médical posé, des performances des technologies et de leur disponibilité.

L'imagerie médicale regroupe les moyens d'acquisition et de restitution d'images à partir de différents phénomènes physiques ou chimiques tels que :

- a. **Les rayons X** : sont des rayonnements électromagnétiques de très courte longueur d'onde et donc très pénétrants. Ils sont utilisés en médecine pour faire les différents tests médicaux tels que la radiographie et le scanner.
- b. **Les ultrasons** : sont des ondes sonores imperceptibles à l'oreille humaine. Les ultrasons sont absorbés ou réfléchis par les substances qu'ils rencontrent. Ils sont utilisés dans l'imagerie médicale et principalement dans le domaine de l'échographie et du doppler.
- c. **L'imagerie par résonance magnétique IRM** : Elle est utilisée pour faire un diagnostic qui se fonde sur les principes de la résonance magnétique nucléaire (RMN). L'IRM est la méthode de diagnostic la plus puissante et la plus sensible disponible actuellement. Cet outil permet d'obtenir des images plus précises de tissus à l'intérieur du corps humain, que celles obtenues par un scanner ou par ultrasons.
- d. **L'endoscopie** : c'est une technique d'imagerie médicale très précise puisqu'elle offre des indications de textures du tissu, de volume ou de coloration. Elle permet un examen en direct de certains organes. [8]

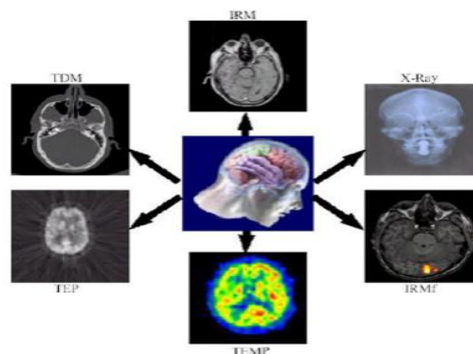


Figure 5 : Multi Modalité Fonctionnelle du Cerveau humain. [9]



## **5. Conclusion**

Nous avons présenté dans ce chapitre ce qu'il soit une brève introduction aux concepts liés au traitement d'image et l'imagerie médicale et un aperçu rapide sur les concepts de base concernant l'image et ses caractéristiques et ses traitements, et parmi ces traitements on cite la segmentation d'image.

Le prochain chapitre est consacré à la présentation des techniques de la segmentation d'image.

**CHAPITRE 2:**  
**ETAT DE L'ART DE LA**  
**SEGMENTATION D'IMAGE**

### 1. Introduction

La segmentation est une des étapes la plus importante dans le processus de traitement d'image. Elle est attachée à l'histoire du traitement de l'image depuis les années 60.

La segmentation d'image sert à regrouper l'ensemble de pixels qui possèdent les mêmes caractéristiques. De nombreuses méthodes de segmentation existent, et qui varient fortement par leur façon d'aborder le problème de la segmentation d'image. Nous pouvons distinguer les approches contours et les approches régions. Les approches contours se caractérisent par le fait qu'elles ne prennent en compte que des informations sur le contour des objets (le gradient, Laplacien, filtre de Sobel, Prewitt...). Dans les approches régions, l'image est segmentée en régions et les pixels adjacents similaires selon un certain critère d'homogénéité sont regroupés en régions distinctes.

Pour une meilleure approche au diagnostic, dans le domaine médical, la précision est importante. Dans le traitement des images médicales il est nécessaire que la segmentation soit précise. Il existe plusieurs algorithmes de segmentation d'images, selon le cas à résoudre. Or chaque méthode possède ses avantages et ses limites d'utilisation. Dans notre travail, nous avons choisis d'explorer la segmentation en utilisant la méthode de mélange gaussien (GMM) basé sur l'algorithme d'expectation-maximisation (EM).

Dans ce deuxième chapitre, nous allons étudiés en détails les principes de base de ces méthodes.

## 2. Définition de segmentation

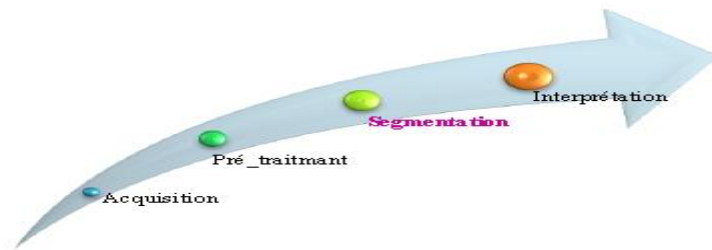


Figure 1 : processus d'analyse d'image

Le système d'analyse d'image est défini comme l'ensemble des méthodes et outils permettant de décrire quantitativement le contenu d'une image. La segmentation d'image est une étape très importante et critique d'analyse d'image.

« La segmentation est un traitement de bas niveau qui consiste à créer une partition de l'image  $A$  en sous-ensembles  $R_i$ , appelés régions tels qu'aucune région ne soit vide, l'intersection entre deux régions soit vide et l'ensemble des régions recouvre toute l'image. Une région est un ensemble de pixels connexes ayant des propriétés communes qui les différencient des pixels des régions voisines ». [10]

Typiquement, la segmentation d'image est utilisée pour localiser des objets ou reconnaître des contours d'objets. Techniquement, la segmentation d'image est un processus d'étiquetage des pixels qui permet de donner un ensemble de pixels couvrant la totalité de l'image ou un ensemble de contours délimitant des régions représentant une certaine homogénéité de couleur, intensité, texture.

On peut dire que :

La segmentation est la partition d'une image en un ensemble de régions homogènes et dont l'union est l'image entière. Quelques règles à suivre pour obtenir une segmentation sont : [11]

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

4. Les limites de chaque région doivent être simples et spatialement précises.

### **3. Domaines d'application de la segmentation**

- Domaine d'imagerie médicale.
- L'imagerie satellitaire.
- Identification et vérification de personnes.
- Les systèmes de contrôle de circulation.

Les méthodes de segmentation sont divisées en deux approches, la première basée sur la recherche de discontinuité locale (détection des contours). Le second cherchant à détecter des zones de l'image présentant des caractéristiques d'homogénéité (extraction de régions). Les deux approches sont duales en sens qu'une région définit une ligne par son contour et un contour fermé définit une région. [12]

## **4. Les différentes techniques de la segmentation**

### **4.1 Approche Contour**

On peut définir un contour comme un groupe des points d'une image numérique qui correspond à un changement brutal de l'intensité lumineuse. [13]

Dans l'approche '**contour**', on considère que les primitives à extraire sont les lignes de contrastes séparant des régions de niveaux de gris différents et relativement homogènes ou bien des régions de texture différents.

L'approche générale de l'extraction de contour est :

- 1) Lissage de l'image :
  - Débruiter l'image.
  - Affinassions des zones de transition.
- 2) La dérivation :
  - La detection de la transition dans l'image.
  - Amplifier les bruits.
- 3) Suppression des discontinuités et amincissement des contours :
  - Eliminer les non maxima locaux du module du gradient.
  - Eliminer les non zéros locaux du module du Laplacien.

4) Le seuillage :

- Ne retire comme contour que les points de l'image possédant un fort gradient (en module) ou un Laplacien proche de zéro (en module).
- Un contour extrait par sélection des maximas de la norme du gradient.
- Un contour extrait par sélection des passages par zéro de la norme du Laplacien.

[14]

### 4.1.1 Les contours actifs (Snakes)

La méthode des contours actifs est une méthode qui diffère des méthodes antérieures de détection de contours, elle tire leur origine des modèles élastiques. [15]

Le principe des Snakes (courbes minimisantes) est de faire évoluer aux voisinages de la forme à détecter une ligne initiale de contour, cette ligne sera amenée à se déformer sous l'action de plusieurs forces :

- Une énergie interne de régularisation qui gère la cohérence de la courbe maintient la cohésion des points et la raideur de la courbe.
- Une énergie externe d'adéquation aux données auquel de contraintes en terme d'énergie peuvent être ajoutées.

Trois types de contours actifs sont utilisés :

- Les contours actifs fermes.
- Les contours actifs ouverts à extrémités libres.
- Les contours actifs à extrémités fixes.

## 4.2 L'approche régions

Les méthodes de l'approche région cherchent à différencier les régions en utilisant les propriétés de l'image telles que la couleur, texture, forme...etc. Ces méthodes utilisent principalement les critères de décision pour segmenter l'image en différentes régions selon la similarité des pixels. Nous proposons dans la suite les différentes méthodes de segmentation de type région. [16]

### 4.2.1 Approche par agrégation de pixels

L'agrégation de pixels est une technique qui prend en considération les attributs locaux des pixels. Les pixels qui vérifient un critère prédéfini sont regroupés dans la même

région. Pour définir une région, on définit un ensemble de pixels de départ appelés germes. L'algorithme utilisera ce germe comme point de départ pour l'agrégation des pixels, chaque germe fusionne avec un premier pixel pour donner une petite région. L'algorithme est itératif et chaque région croit pixel par pixel. [17]

### 4.2.2 Approche division-fusion

Cette méthode est proposée par HOROWITZ et PAVLIDIS en 1976 [18], le processus est composé en deux étapes :

#### a) La division

On analyse chaque région R, puis un critère d'homogénéité est évalué. Si celle-ci n'est pas vérifiée alors la région R est divisée en plusieurs sous-régions et l'on réitère le processus sur chaque sous-région. L'algorithme considère au départ l'image entière comme étant une seule région. [19]

#### b) La fusion

Dans cette étape, pour tous les couples de régions voisines un critère d'homogénéité est évalué si ce critère est vérifié, on fusionne les régions, la principale difficulté de cette approche réside dans le parcours de l'ensemble de tous les couples de régions voisines. A titre d'exemple la technique Quadtree qui permet une représentation de l'image exploitant la récursivité du pavage carré [20], est une arborescence dont la racine est l'image toute entière et dont les nœuds possèdent quatre blocs. Chaque bloc est un quadrant du nœud précédent, lors de l'étape de fusion, les blocs adjacents représentant des zones homogènes selon un critère mais qui ont été séparés par le découpage régulier quaternaire sont regroupés. [21]

### 4.3 Approche pyramide

Les techniques dites pyramides irrégulières sont des techniques qui servent à représenter une image par un graphe, dont les nœuds sont les régions et les arêtes sont les liens de voisinage. Le partitionnement de l'image en régions est réalisé par des techniques de type (Bottom-up Region Growing).

Le processus utilisé par l'algorithme pyramidal pour réduire le graphe est un processus itératif, au départ chaque pixel dans l'image est considéré comme une région, en

supprimant le maximum de régions par agglomération de pixels (réduction du graphe). [22]

### 4.4 Croissance de régions

C'est une technique ascendante: on part d'un ensemble de petites régions uniformes dans l'image (de taille d'un ou de quelques pixels) où les points sélectionnés représentent les régions initiales. Ces régions croient au fur et à mesure par l'incorporation des pixels les plus similaires jusqu'à ce que l'image soit couverte.

Les limites de cette technique :

- L'influence du choix des germes initiaux et le critère d'homogénéité sur le résultat de la segmentation.
- Une mauvaise sélection des germes ou un choix du critère de similarité mal adapté peuvent entraîner des phénomènes de sous-segmentation ou de sur-segmentation.
- Il peut y avoir des pixels qui ne peuvent pas être classés. [23]

### 4.5 La classification

La classification est le regroupement de pixels d'une image selon leurs caractéristiques en sous-ensembles appelés classes. [24]

On part d'ici d'un rapport qu'entretient chaque pixel individuellement avec des informations calculées sur toute l'image, comme la moyenne des niveaux de gris de l'ensemble des pixels, ou la médiane, permettant de construire n classes d'intensité. Les pixels appartenant à une même classe et étant connexes forment des régions de l'image. Par exemple, la méthode des K-moyennes permet de séparer en plusieurs classes d'intensités les pixels d'une image ; elle est également utilisable de plus grandes dimensions. [25]

### 4.6 Le seuillage

Lorsque les classes sont déterminées par le choix d'un seuil, on parle de seuillage.

Le seuillage d'image peut être utilisé pour créer une image comportant uniquement deux valeurs (noir ou blanc), il remplace un à un les pixels d'une image à l'aide d'une valeur fixée (seuil), Ainsi si un pixel a une valeur supérieure au seuil il prendra la valeur 255(bleu), et si la valeur est inférieure il prendra la valeur 0 (noir). [26]



Etant la méthode de segmentation la plus simple et la plus rapide le seuillage est utilisé pour les prétraitements d'image médicale.

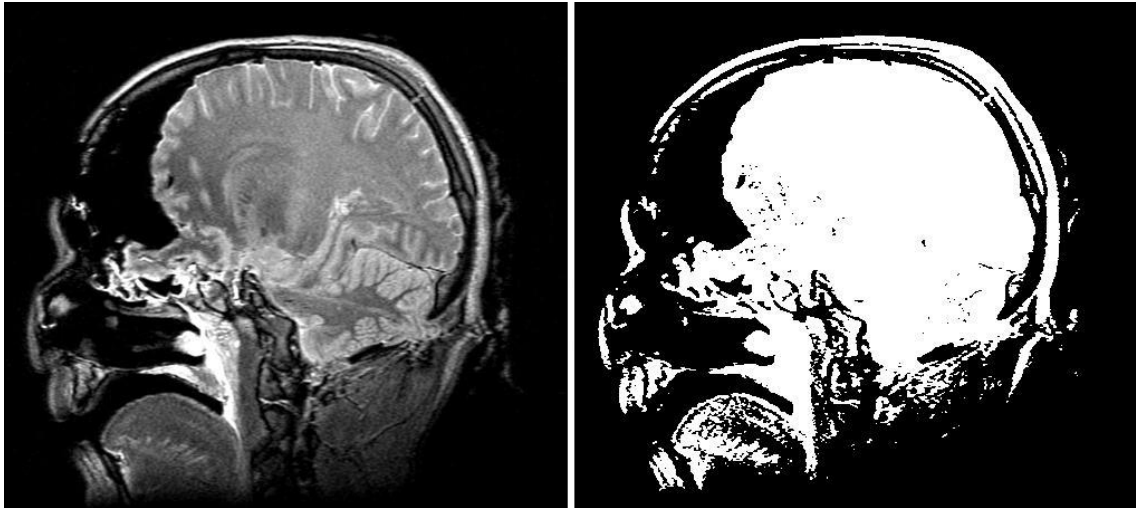


Figure 2 : Image médicale avant et après le seuillage

### 5. Objectifs de la segmentation

Fournir des régions homogènes (selon un critère donné).

- Localiser de manière précise les contours des régions.
- L'étude et l'interprétation des structures anatomiques.
- Réduction de bruit. [27]

Généralement, on présume que les caractéristiques des images obéissent à des lois normales et on se limite à estimer les paramètres de ces lois en utilisant des modèles de mélange gaussien (GMM). Dans la section suivante, nous allons détailler la méthode de mélange gaussien et l'algorithme EM.

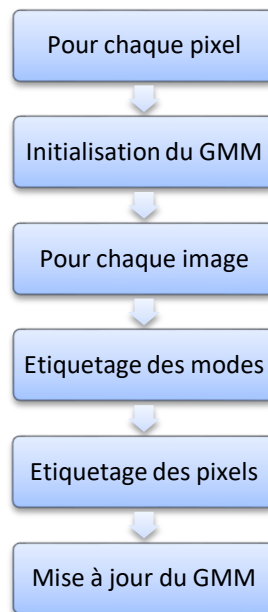
### 6. Méthode de mélange gaussien

#### 6.1 Définition

Le modèle de mélange gaussien est une combinaison linéaire de plusieurs composantes gaussiennes. Il est particulièrement utilisé dans le cas où les données en études ne peuvent pas être modélisées par une simple gaussienne. En d'autres termes, si la structure de données est composée naturellement de plusieurs groupes, il faut les

représenter par un modèle de mélange gaussien plutôt qu'une simple distribution gaussienne.

Ils sont considérés comme un outil important, pour modéliser et traiter les données multimédia (images, audio, vidéo). Les modèles de mélange gaussien sont utilisés aussi dans le domaine de segmentation d'images. [28]



**Figure 3 :** Algorithme de la méthode de mélange gaussien

## 6.2 Généralités et définitions

### 6.2.1 La moyenne

Les images sont parfois de mauvaise qualité (bruit), afin d'enlever ce bruit de l'image, il convient de faire subir une modification aux valeurs de pixels. L'opération la plus simple consiste à remplacer la valeur  $a$  de chaque pixel par la moyenne de  $a$  et les valeurs des pixels qui entourent  $a$ .

### 6.2.2 L'espérance

L'espérance correspond à la moyenne des valeurs possibles pondérées par les probabilités associées à ces valeurs. Intuitivement, est la valeur que l'on s'attend à

trouver, en moyenne, si l'on répète un grand nombre de fois la même expérience aléatoire.

### 6.2.3 La variance

La variance est une mesure de la dispersion des valeurs d'un échantillon ou d'une distribution de probabilité. Elle exprime la moyenne des carrés des écarts à la moyenne, aussi égale à la différence entre la moyenne des carrés des valeurs de la variable et le carré de la moyenne.

La variance apparaît comme un cas particulier de la covariance. Elle se généralise pour des vecteurs aléatoires.

### 6.3 Modèle de base

Le modèle de mélange fini de lois de probabilité consiste à supposer que les données proviennent d'une source contenant plusieurs sous-populations homogènes appelées composants.

La population totale est un mélange de ces sous-populations. Le modèle résultant est un modèle de mélange fini. [29]

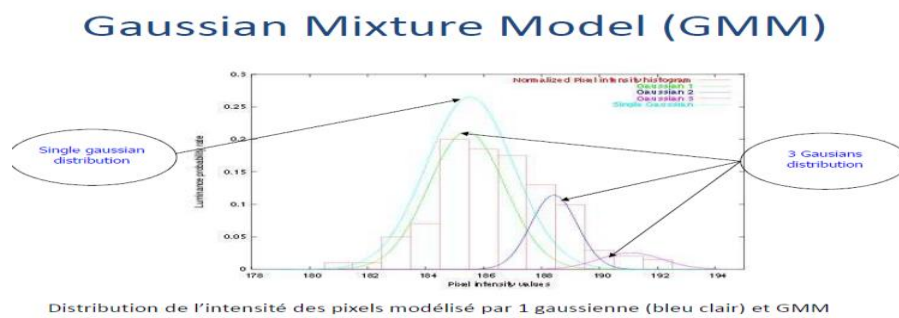


Figure 4: La mixture gaussienne modèle.

### 6.4 La Distribution gaussienne

Afin de décrire le mélange gaussien, nous définissons tout d'abord la fonction de densité de la distribution gaussienne. Nous présentons ensuite la notion de mélange gaussien.

La distribution gaussienne, connue aussi sous le nom de la loi normale, est la distribution la plus connue parmi les distributions probabilistes. Elle a été largement utilisée pour modéliser la distribution des variables aléatoires continues. Dans le cas d'une variable aléatoire simple  $x$ , la fonction de densité de la loi gaussienne peut s'écrire sous la forme suivante : [30]

$$N(x|\mu_k, \sigma^2 k) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{d}{2}} * \sigma^{1/2}} e^{\left(-\frac{1}{2\sigma^2 k}\right)(x-\mu_k)^2} \quad (1)$$

Où

$(\mu_k)$  est la moyenne, et  $(\sigma^2 k)$  est la variance. Si la variable  $X$  est  $d$ -dimensionnelle, alors la fonction de densité de la loi gaussienne multi variée prend la forme suivante :

$$N(x|\mu_k, \Sigma k) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{d}{2}} * |\Sigma k|^{1/2}} e^{-\frac{1}{2} * (x-\mu_k)^t * \Sigma k^{-1} (x - \mu_k)} \quad (2)$$

Où

$(\mu_k)$  est un vecteur de  $d$ -dimension,  $(\Sigma k)$  est la matrice de covariance de dimension  $d*d$  et  $|\Sigma k|$  désigne le déterminant de la matrice  $\Sigma k$ .

### 6.5 Mélange gaussien

Pour le formaliser, il suffit juste de remplacer chaque  $f(x, \theta_k)$  par la fonction de densité de la loi gaussienne. La fonction de densité de la loi gaussienne s'écrit alors comme suit [31]:

$$f(x|\theta) = \sum_{k=1}^M \pi_k N(x|\mu_k, \Sigma k). \quad (3)$$

Où

$N(x|\mu_k, \Sigma k)$  est la composante  $k$  dans le mélange défini comme dans l'équation(1). Dans ce contexte, on définit l'ensemble des poids par  $\pi = \{\pi_k\}$ , l'ensemble des moyennes par  $\mu = \{\mu_k\}$ , et celle des covariances par  $\Sigma = \{\Sigma k\}$ . On définit également  $\theta = \{\theta_k\}$  et  $\theta_k = \{\pi_k, \mu_k, \Sigma k\}$ .

## 6.6 Estimation de paramètres des modèles de mélange

Plusieurs méthodes d'estimation sont déjà étudiées dans la littérature pour estimer les paramètres de la distribution gaussienne donnée [32], dont la plus connue est la méthode de maximum de vraisemblance. [33]

L'algorithme (EM) Expectation-Maximization est la méthode la plus employée pour estimer les paramètres d'un modèle de mélange. C'est une technique itérative, permettant de maximiser la vraisemblance des paramètres de modèles probabilistes.

## 7. Algorithme d'expectation-maximisation

### 7.1 Définition

Cet algorithme est dû à Dempster, Laird et Rubin (1977). Il vise à fournir un estimateur lorsqu'il est impossible de calculer la solution en raison de la présence de données cachées ou manquantes ou plutôt, lorsque la connaissance de ces données rendrait possible l'estimation des paramètres.

L'algorithme EM tire son nom du fait qu'à chaque itération il opère deux étapes distinctes :

La phase « Expectation », souvent désignée comme « L'étape E », procède à l'estimation des données inconnues, sachant les données observées et la valeur des paramètres déterminée à l'itération précédente. La phase « Maximisation » ou « Etape M », procède donc à la maximisation de la vraisemblance, rendue désormais possible en utilisant l'estimation des données inconnues effectuée à l'étape précédente, et met à jour la valeur du ou des paramètre(s) pour la prochaine itération. [34]

### 7.2 Algorithme

EM est un algorithme itératif pour trouver le maximum de vraisemblance (MV) lorsqu'il y a des variables latentes. L'algorithme itère entre l'exécution d'une étape d'attente (E), qui crée une heuristique de la distribution postérieure et de la log-vraisemblance à l'aide de l'estimation actuelle des paramètres, et une étape de

maximisation (M), qui calcule les paramètres en maximisant la log-vraisemblance attendue. Vraisemblance de l'étape E. Les estimations de paramètres de l'étape M sont ensuite utilisées à l'étape E suivante.

Pour formaliser l'algorithme un peu théoriquement :

- Nous disposons d'observations  $X = (X_1, \dots, X_n)$  de vraisemblance notée  $P(X|\Theta)$
- Maximiser  $\log P(X|\Theta)$  est impossible
- On considère donc des données cachées  $Z = (Z_1, \dots, Z_n)$  dont la connaissance rendrait possible la maximisation de la vraisemblance des données complètes (MV),  $\log P(X, Z|\Theta)$  ;
- Comme on ne reconnaît pas ces données Z, on estime la vraisemblance des données complètes en prenant en compte toutes les informations connues : « étape E » de l'algorithme.
- Et on maximise enfin cette vraisemblance estimée pour déterminer la nouvelle valeur du paramètre : « étape M » de l'algorithme. [35]

### 7.3 Principe de l'algorithme EM

En Grosso modo, on peut résumer les étapes de l'algorithme EM par :

- o on démarre l'algorithme avec une ignorance absolue des données cachées Z et en initialisant  $\Theta$  (pour chaque composante gaussienne) à une valeur initiale  $\Theta_0$  d'une manière totalement arbitraire.
- o L'algorithme se sert donc de  $\Theta_0$  pour estimer Z, puis se sert de meilleure estimation de Z (lors d'E-step) pour réestimer les paramètres en une valeur  $\Theta_1$  plus pertinente.
- o A l'itération suivante, on évalue donc l'estimation des données cachées Z puisque cette nouvelle estimation se base cette fois sur  $\Theta_1$ . Et cette meilleure estimation sur Z conduit à son tour à une meilleure précision sur  $\Theta_2$ , et ainsi de suite jusqu'à atteindre la convergence.
- o Au final, en plus que l'algorithme nous fournit une meilleure estimation de  $\Theta$ , il estime aussi les variables cachées (latentes) Z qui montre bien une autre utilisation de l'algorithme EM. [36]

## **8. Méthodes bibliographiques de segmentation avec le mélange gaussien :**

### **8.1 L'algorithme EM et la méthode GMM, Application au contrôle des joints soudés par radiographie :**

Dans ce travail, une méthode de segmentation basée sur les modèles de mélanges de distributions gaussiennes a été proposée. Les paramètres des mélanges sont estimés par l'algorithme Espérance Maximisation (EM).

Dans le contrôle radiographique des soudures, les radiogrammes sont examinés par interpréteurs, dont la tâche est de détecter, reconnaître et quantifier d'éventuel défauts et de les accepter ou de les rejeter. La détection des défauts est parfois très difficile à cause de la mauvaise qualité des films, la surépaisseur de la soudure, le mauvais contraste, le bruit et les faibles dimensions des défauts. A cet effet, la connaissance parfaite de la géométrie de ces défauts ainsi que leurs localisations par rapport au cordon de soudure et au métal de base est une étape indispensable pour apprécier la qualité de la soudure. Cette problématique a été résolue par la segmentation d'image du radiogramme en partitions homogènes qui représentent éventuellement les régions des films citées plus haut.

Cette méthode de segmentation a été implémentée sur plus d'une cinquantaine d'images de radiographie de soudure. Le nombre de composantes M est choisit par l'utilisateur. Le critère d'évaluation de segmentation utilisé se base sur la mesure d'homogénéité et est donné par :

$$U=1-\sum_{j=1}^M \omega_j \sigma_j^2 / \sigma_t^2$$

Ou  $\omega_j, \sigma_j^2$  et  $\sigma_t^2$  sont, respectivement, le rapport surfacique de la j ème région de l'image segmentée, les variances de la région j et de l'image totale. Les valeurs de U varient de 0 pour une segmentation totalement erronée à 1 pour une segmentation idéale. [37]

### **8.2 Segmentation d'IRM cérébrale par algorithme EM :**

Dans ce projet, le réalisateur utilise l'algorithme EM pour segmenter en région les images d'un IRM cérébrale. L'algorithme EM utilisé est un classifieur, il affecte une étiquette à chaque pixel.

Les paramètres ont été initialisés, cette étape est importante car elle peut influencer sur la convergence de l'algorithme EM et conditionne la vitesse de convergence.

Pour initialiser les paramètres des moyennes ( $\mu_j$ ) et des écarts-types ( $\sigma_j$  avec  $j \in \{1, \dots, k\}$  et  $k$  le nombre de classe choisies. «  $M$  » est le maximum de l'intensité de l'image, pour avoir la moyenne d'une classe,  $m$  est multiplié par la valeur de cette classe divisée par  $k+1$ .

Exemple : nombre de classe  $k=3$  et  $m=255$  donc on aura 3 moyennes et 3 écarts-types pour chaque région.

$$\begin{aligned}\mu_1 &= \frac{1 \cdot 255}{4} \\ &= 63.75 \\ \mu_2 &= \frac{2 \cdot 255}{4} \\ &= 127.5 \\ \mu_3 &= \frac{3 \cdot 255}{4} \\ &= 191.25\end{aligned}$$

$$\sigma_1 = \sigma_2 = \sigma_3 = m = 255$$

Un algorithme EM sur mélange gaussien à 4 classes a été considéré, matière blanche, matière grise, LCR, et le fond d'image.

L'algorithme EM leur a permis de compléter une série de données manquantes en se basant sur la vraisemblance maximale, donc cette méthode n'est pas forcément la meilleure méthode, mais son avantage sur les autres algorithmes est de trouver les données cachées. [38]

### 9. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté la segmentation d'image en se concentrant sur les méthodes et les stratégies les plus connues, C'est une présentation générale à savoir celles de l'approche contour et de l'approche région. Nous avons étudié aussi la méthode de mélange gaussienne dont grâce à l'approche EM constitue un outil de segmentation très prisé dans le traitement d'image et l'imagerie médicale et nous avons terminé par présenter certains travaux avec GMM et EM.



Dans la section suivante, nous allons présenter les tests effectués et l'évaluation des résultats obtenus.

**CHAPITRE 3:**  
**IMPLÉMENTATION DE LA**  
**MÉTHODE GMM**

## 1. Introduction

Après avoir pris connaissance théorique dans les chapitres précédents des principes de base de la segmentation d'images médicale, la méthode de mélange gaussien et l'algorithme EM, nous allons implémentés dans ce dernier chapitre ces méthodes pour différentes images médicales. Dans la première partie nous appliquons deux filtres linéaires afin de débruiter les images médicales. La segmentation sera par la suite présentée dans une deuxième partie.

## 2. Implémentation

### 2.1 Matériel utilisé

Ce travail a été réalisé sur un ordinateur portable (pc) modèle ASUS doté du processeur Intel(R) Core(TM) i3-4005U CPU @ 1.70GHz 1.70 GHz et d'une mémoire vive RAM de 4 Giga octets.

### 2.2 Le logiciel MATLAB



Figure 1 : Le logiciel MATLAB

MATLAB pour MatrixLaboratory, est une application qui a été conçue afin de fournir un environnement de calcul numérique matriciel simple, efficace, interactif et portable, permettant la mise en œuvre le développement des algorithmes.

Nous avons utilisé la version de MATLAB R 2018a pour le traitement de notre algorithme :

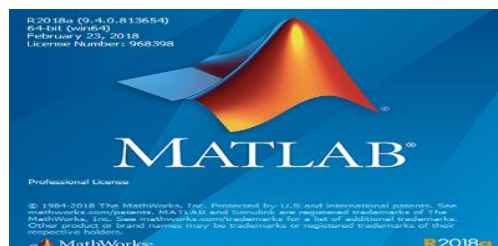
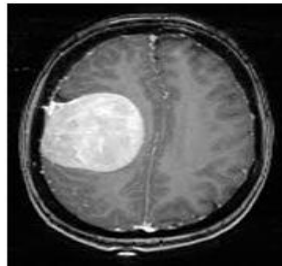


Figure 2: MATLAB R2018a

### 2.3 La base de données

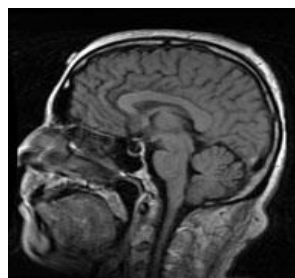
Pour réaliser nos simulations, nous avons choisi trois images médicales cérébrales différentes. L'image 1 et 2: des images cérébrales IRM avec une vue coronale, l'image 3 : image cérébrale d'IRM vue sagittale. Les images nous ont été données par notre encadreur. Elles sont caractérisées par un format de type BMP (niveau de gris). La figure (3) suivante présente ces images médicales.



**Image 1**



**Image 2**



**Image 3**

**Figure 3** : Les images médicales choisies

### 3. Prétraitement

Le prétraitement est un terme qui sert à désigner les opérations sur des images au plus bas niveau de traitement. Son but est l'amélioration de la visibilité des images en supprimant les bruits et les déformations non désirées.

Nous avons utilisé un filtre gaussien et un filtre médian. Nous convertissons d'abord l'image en image en niveaux de gris, puis nous appliquons le filtrage. Dans cette façon, nous avons prétraité l'image.

La figure ci-dessus représente les résultats du filtrage.

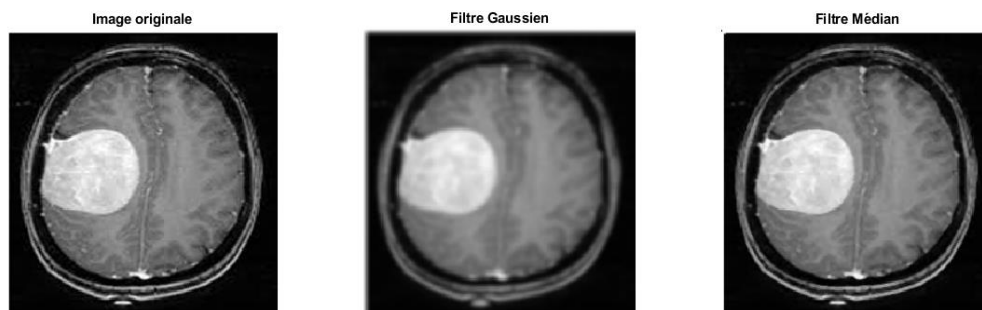


Figure 4 : Filtrage de l'image 1.

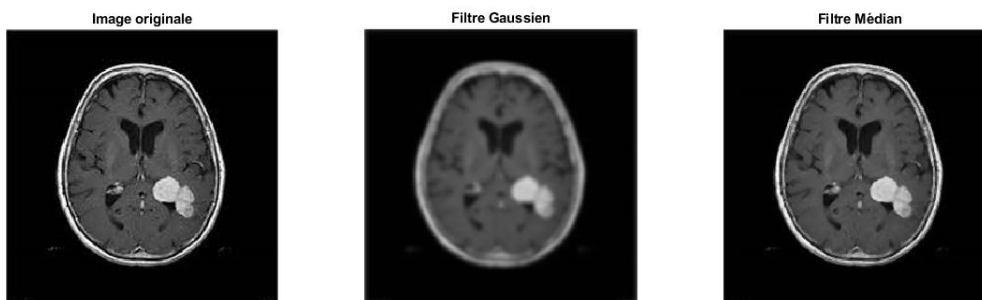


Figure 5 : Filtrage de l'image 2.

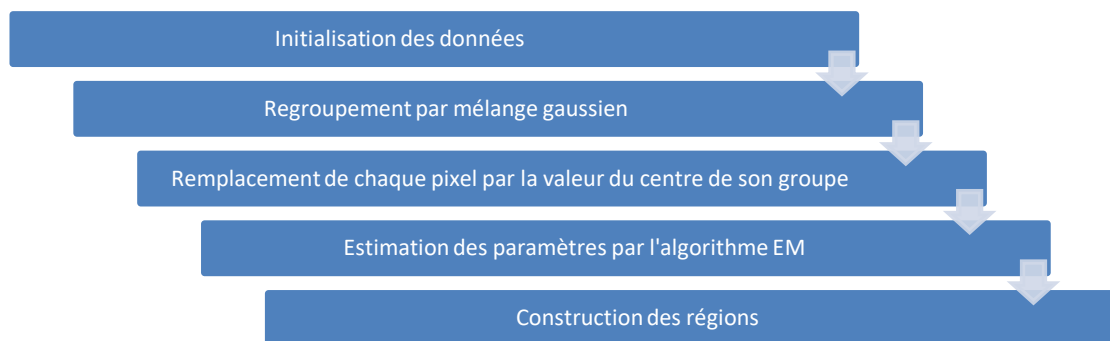


Figure 6 : Filtrage de l'image 3.

- D'après les résultats obtenus on remarque que le filtre gaussien donne un effet de flou sur l'image.
- Pour le filtre médian il n'y a pas un grand changement. Il préserve les contours et les détails utiles de l'image.
- On peut dire que le filtre gaussien est bien adapté au bruit présent dans les images.

#### 4. Implémentation de la méthode GMM

On a défini les différentes étapes de la méthode qu'on a utilisé dans notre travail comme suit :



**Figure 7 :** Les étapes de la méthode GMM utilisée.

La figure 7 présente les étapes de la méthode utilisée sur les images médicales cérébrales d'IRM. Dans la première étape, nous avons choisis le nombre de classe aléatoirement. Nous avons transformés aussi nos images en des matrices 2D. Ensuite, dans le regroupement chaque pixel est considéré comme une variable aléatoire dont la fonction de distribution de probabilité est gaussienne. Dans la troisième étape, le remplacement veut dire renvoyer la probabilité à posteriori de chaque composant de mélange gaussien. Après, les probabilités étaient maximisés par l'algorithme EM. Finalement, les paramètres gaussiens obtenus à l'aide de l'algorithme EM, étaient utilisés pour calculer les probabilités de valeurs données pour chaque région. Enfin, dans la base de la probabilité maximale les pixels étaient regroupés en régions.

### **5. Implémentation de la segmentation**

Nous avons effectué la segmentation avec la méthode GMM (Gaussien Mixture Model) sur les images prétraitées.

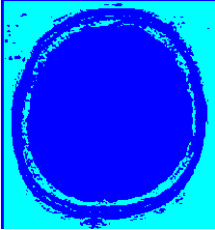
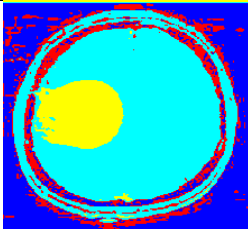
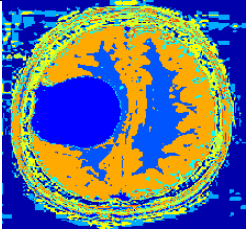
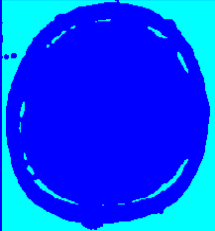
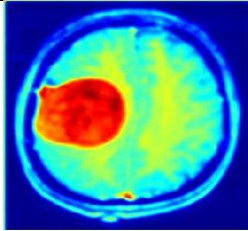
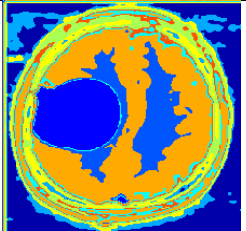

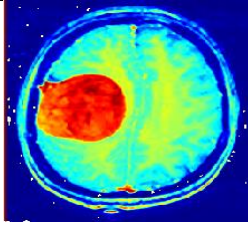
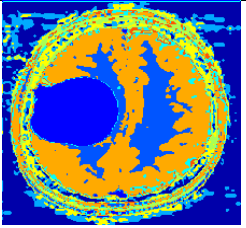
Pour la méthode de mixture gaussienne, on a choisit 2 composantes gaussienne et comme nombre maximum d'itérations : 1000.

Nous avons testé nos images avec plusieurs essais avec un nombre de classes différent et une définition différente à chaque fois.

## 6. Résultats obtenus :

Les tableaux suivants montrent les résultats obtenus :

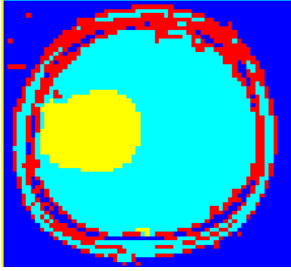
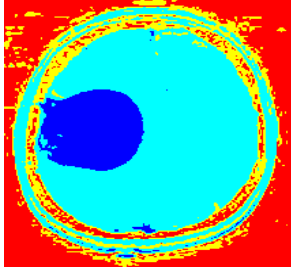
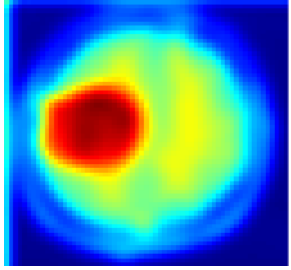
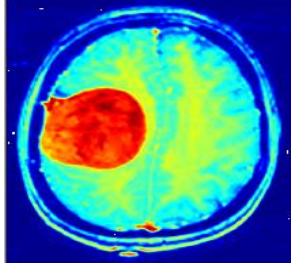
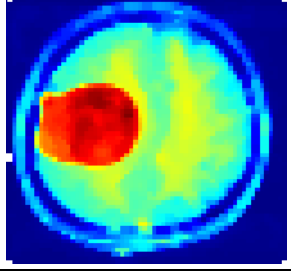
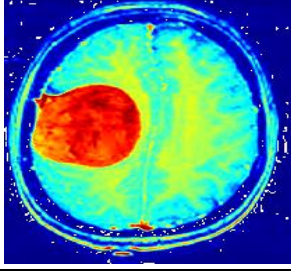
### a. l'image 1 :

Image	Nombre de classe (Définition moyenne 256*256)		
	2	4	10
Image segmentée			
Image segmentée			
Image segmentée			

**Tableau 1 :** La segmentation de l'image 1 avec différentes nombre de classes.

- Nous remarquons qu'il n'y a pas une réelle segmentation des régions en utilisant la méthode GMM sans un traitement au préalable.
- Pour le nombre de classe égale à deux, nous remarquons que le nombre de classe choisi n'est pas assez suffisant pour extraire les différentes régions constituant l'image.
- Dans le cas de 4 classes, on voit bien que chaque objet de l'image se voit attribué une couleur, d'où la séparation en régions est bien nette.
- Pour 10 classes, plusieurs régions apparaissent. Cependant on voit qu'il y a des défauts de reconnaissance et donc y a des confusions entre les régions comme c'est le cas ici entre la tumeur au milieu et la matière qui l'entoure.

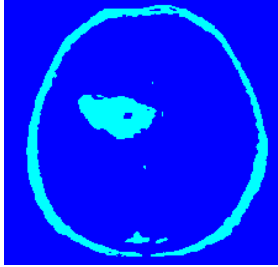
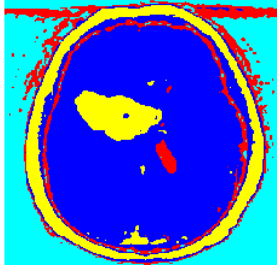
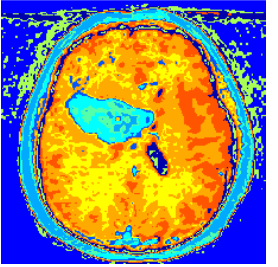

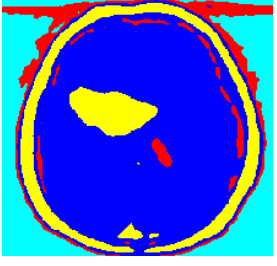
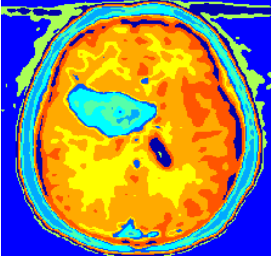
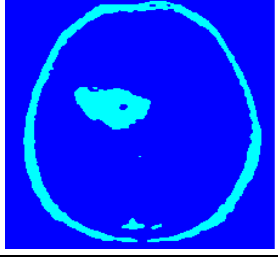
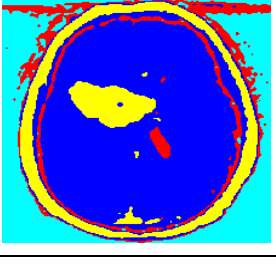
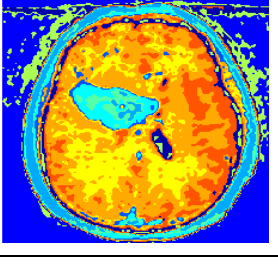


Image Segmentée	Définition (4 classes)	
	Petite (64*64)	Grande (622*600)
Image originale		
Image filtre gaussien		
Image filtre médian		

**Tableau 2 :** Segmentation de l'image 1 en changeant la définition.

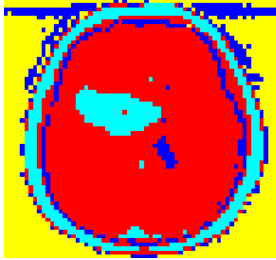
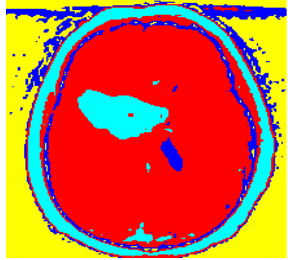

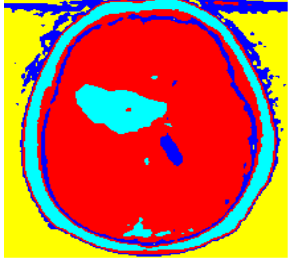

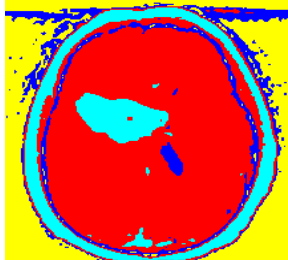
- Pour une petite résolution, on voit que l'image originale perd sa qualité et donc la segmentation n'est pas satisfaisante.
- Pour l'image filtrée par le gaussien et le médian on voit que les régions sont bien séparées : la tumeur est bien précise.
- Dans le cas d'une grande résolution, l'image préserve ses caractéristiques et l'image segmentée est meilleure.

**b. l'image 2 :**

Image segmentée	Nombre de classe (définition 256*256)		
	2	4	10
Image originale			
Image filtre gaussien			
Image filtre médian			

**Tableau 3 :** Segmentation de l'image 2 avec différentes nombre de classe.

- Les résultats ressemblent aux résultats précédents (de l'image 1).
- On déduit qu'à chaque fois on augmente le nombre de classe, il y a nouvelles régions qui apparaissent représentant de nouvelles tissues de l'organe et dans notre cas  $k=4$  ou  $k=10$  donne les meilleurs résultats.

Image Segmentée	Définition Avec 4 classes	
	Petite 64*64	Grande 622*600
Image originale		
Image filtre gaussien		
Image filtre médian		

**Tableau 4 :** Segmentation de l’image 2 avec différentes définition.

➤ La grande définition donne une meilleure segmentation.

c. l'image 3 :

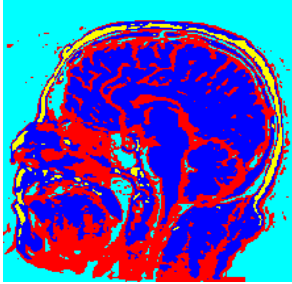
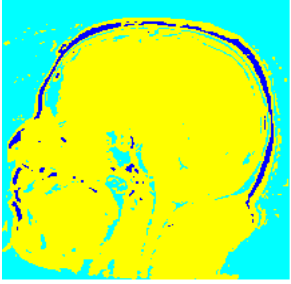
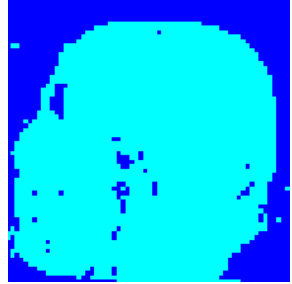
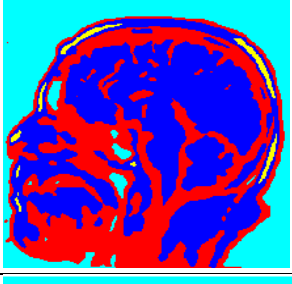

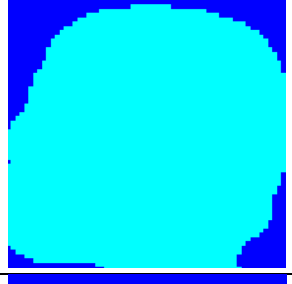
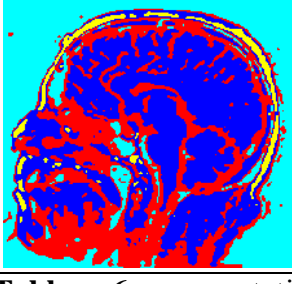
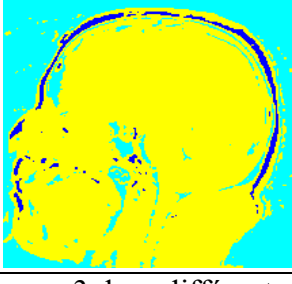
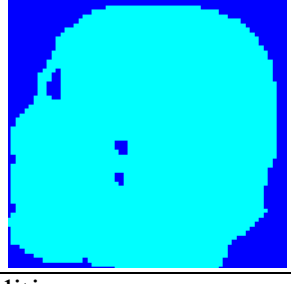
Image segmentée	4 classes Définition 256*256	3 classes Définition 622*600	2 classes Définition 64*64
Image originale			
Filtre gaussien			
Filtre médian			

Tableau 6 : segmentation d'image 3 dans différentes conditions

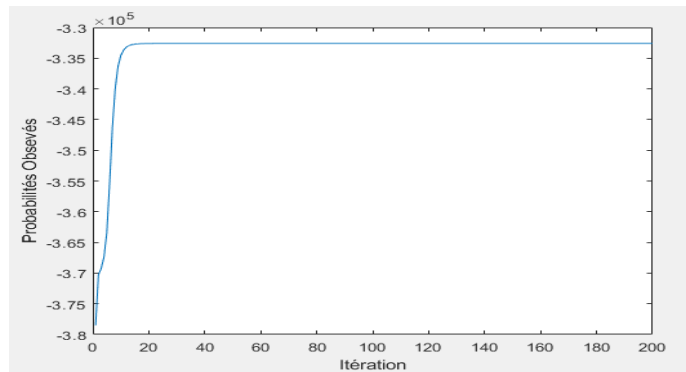
- Le filtre gaussien fait juste fondre le bruit de l'image
- le filtre médian supprime bien le bruit donc il est mieux adapté aux bruits dans ce cas.
- Nous constatons d'après ces résultats qu'une image avec petite résolution nécessite un grand nombre de classe (4 au minimum) pour bien segmenter leurs régions.

## 7. Algorithme EM

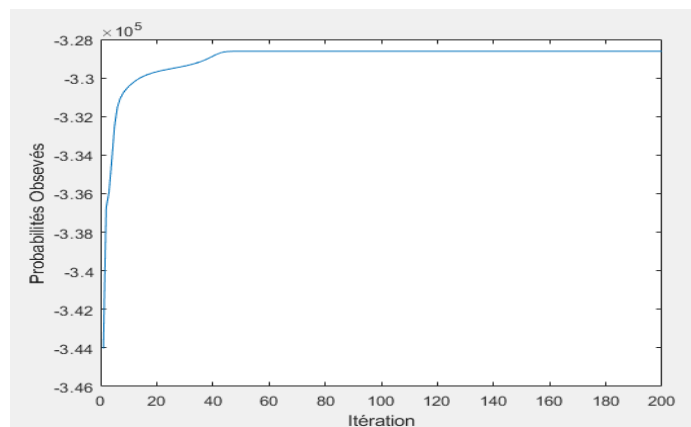
L'algorithme EM aide à l'optimisation des probabilités qui sont obtenus par le GMM.

La figure suivante montre les résultats de les probabilités observés sur les 3 images.

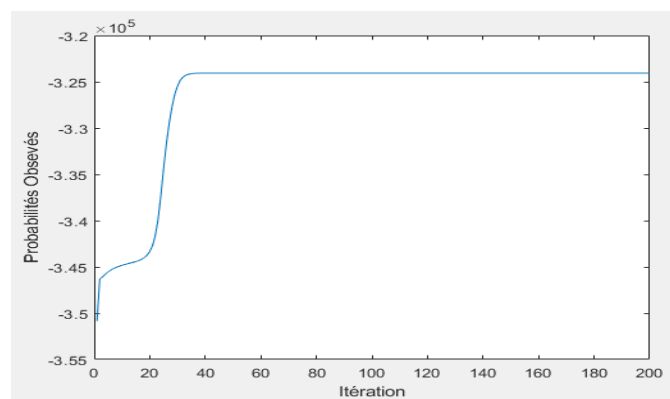
- Image 1



- Image 2



- Image 3



**Figure 8:** Algorithme EM pour les 3 images

- La figure 8 montre pour chacune des images, que les probabilités observées augmentent en fonction d'itérations.
- On peut dire que l'algorithme EM nous a permis d'identifier les paramètres des probabilités depuis la distribution gaussienne.
- Chaque élément de données est considéré comme une variable aléatoire dont la fonction de distribution de probabilité est gaussienne. Afin d'estimer les paramètres du modèle, EM est utilisé pour maximiser la probabilité log d'un ensemble de données donné.
- Les paramètres gaussiens obtenus à l'aide de l'algorithme EM sont utilisés pour calculer les probabilités des valeurs de données pour chaque classe.
- Enfin, sur la base de la probabilité maximale, les valeurs de données sont étiquetées en classes.

## **8. Conclusion**

Dans cette partie, qui était consacré à l'implémentation de la méthode de mixture gaussienne pour segmenter les images médicales cérébrales, et après voir un diagnostic d'un radiologue sur nos images, on peut dire que la méthode GMM donne une meilleure approche au diagnostic.

Pour conclure, la segmentation par la méthode GMM est parfaite pour l'amélioration de la qualité des images acquises et surtout à leur interprétation.

**CONCLUSION**

**GÉNÉRALE**

## Conclusion générale

Dans un système de traitement d'image, la segmentation est l'étape la plus importante, car c'est l'étape qui permet d'isoler les différentes entités dans l'image.

Il existe deux grandes approches. L'approche contour qui consiste à détecter les frontières des régions segmentées et l'approche région qui permet de réunir les pixels ayant les mêmes caractéristiques dans une région homogène.

Dans ce travail, on s'est intéressé à la segmentation des images médicales avec la méthode de mélange gaussien et l'algorithme EM.

La segmentation des images médicales est une opération cruciale de tout processus d'analyse d'image.

Nous avons exposé dans le premier chapitre une généralité sur le traitement d'image et l'imagerie médicale. Dans le deuxième chapitre, nous y avons présenté les différentes méthodes de segmentation d'image, nous sommes intéressés à la méthode de mélange gaussien. A travers le troisième chapitre, nous avons exposé en détails les résultats obtenus.

Les résultats obtenus démontrent clairement l'efficacité de la méthode GMM pour la segmentation des images

## Perspectives

Les travaux présentés dans ce mémoire explorent les fonctionnalités précédentes. Le travail exploratoire est plus ou moins abouti selon les fonctionnalités, et pour certaines d'entre elles, notre travail peut être amélioré.

Le premier point à améliorer concerne les méthodes de segmentation: on propose d'utiliser d'autres méthodes comme :

- FCM (Classification floue)
- Region-growing (La croissance de région).



Le deuxième point concerne l'optimisation de la segmentation par l'utilisation de différents outils comme la méthode des contours actifs.

Le retour en force de l'intelligence artificielle dans le domaine d'analyse d'images a ramené et entretient un certain espoir dans l'idée des systèmes d'analyse d'images. Même si la tendance actuelle est loin des premiers systèmes, il existe beaucoup de travaux théoriques comme d'implémentation qui s'orientent vers le super-système.

# **BIBLIOGRAPHIE**

- [1] : M Sandeli, traitement d'images par des approches bio-inspirées application à la segmentation d'images, université Constantine 2. 2014.
- [2] : M Sandeli, traitement d'images par des approches bio-inspirées application à la segmentation d'images, université Constantine 2. 2014.
- [3] : BERGOUNIOUX, M. Méthodes mathématiques pour le traitement d'image, [www.cel.archives-ouvertes.fr](http://www.cel.archives-ouvertes.fr), 2009.
- [4] : T.Mohamed, D.Djafar, la découverte des concepts sémantiques cachés avec plusieurs niveaux d'abstraction pour la recherche d'images, université Kasdi merbah ouargla.2013.
- [5] : M.T.Chikh, amélioration des images par un modèle de réseau de neurons (comparaison avec les filtres de base), université abou\_bakr belkaid tlemcen.2011.
- [6] : P. Zingaretti, G. Tascini, and L. Regini. Optimising the colore image segmentation, In VIII Convegno dell'Associazione Italiano per l'Intelligence Artificiel, Septembre, 2002.
- [7] : K. Djourdez et H. Larfi, «Segmentation d'image médicales basée sur la classification floue», Mémoire d'ingénieur en automatique, UMMTO, 2010.
- [8] : Djamaledine, A. Recalage On Rigide Multimodal des Images Radiologique par Information Mutuelle Quadratique Normalisé. Thèse de doctorat université de Paris (Orsay).2004.
- [9] : Dominique, C. Emmanuel, G, Béatrice De Keukeleire et al .Imagerie Médicale du Futur. Pipame (Le Pôle Interministériel de Prospective et d'Anticipation de Mutations Economiques).Edition de Nicole Merle-Lamoot, Gilles Pannetier, Octobre 2013.
- [10] : J.-P. Cocquerez And S. Philip, 1995, Analyse d'Images : filtrage et segmentation, Masson.
- [11] : M.Meliani 2012''Segmentation d'Image par Coopération Régions-Contours''. Thèse de magister, École nationale Supérieure en Informatique, Oued-SmarAlger, Ecole Doctorale STIC.
- [12] : ROUSSELLE, J.J. Les contours Actifs : Une méthode de segmentation, Application à l'imagerie médicale, Thèse de Doctorat, Université François Rabelais de Tours, pp.18, 2003.
- [13] : M.Sandeli. 2014 « Traitement d'images par des approches bio-inspirées ». Thèse de magister, Université Constantine 2.
- [14] : ALMOUZNI, G.Traitement Numérique Des Images, [www. ga.perso.eisti.fr](http://www.ga.perso.eisti.fr). 2010-2011.
- [15] : BURR, D. J. Elastic Matching of line Drawings, IEEE Trans on pattern Analysis and Machine Intelligence (PAMI). Vol. 3, no. 6, pp. 708 -713, November 1981.

- [16] : A.Bitam 2013''analyse et segmentation d'image multi spectrales, application aux images MSG '' Thèse de doctorat, UNIVERSITE MOULOUD MAMMERI DE TIZI-OUZOU.
- [17] : NAKIB, A. Conception de méta heuristique d'optimisation pour la segmentation d'images, Application à des images biomédicales. Thèse de doctorat, Université Paris 12 - VAL DE MARNE. UFR de Sciences et Technologie, pp. 2-23, 2007.
- [18] : HOROWITZ, S.L. Pavlidis, T. Picture Segmentation by Tree Transversal Algorithm, J, J. ACM.vol. 32, 2, pp. 368-388. 1976.
- [19] : ALMOUZNI, G.Traitement Numérique Des Images, www. ga.perso.eisti.fr. 2010-2011.
- [20] : CHASSERY, J.M. MONTANVERT, A.Géométrie discrète en analyse d'images, Ed. Hermès, pp. 538, mai 1991.
- [21] : GONZALEZ, R.C., Woods, R.E.Digital Image Processing, Pearson Prentice Hall, 2002.
- [22] : MAITRE, H. (coordinateur)-Le traitement des images, Paris : Hermès, 2003.
- [23] : COCQUEREZ, J.-P. and PHILIPP, S. Analyse d'images : filtrage et segmentation, Ed.Masson, pp. 457-1995.
- [24] : Mr HOUASSINE. 2012 ''Segmentation d'images par une approche biomimétique hybride''. Thèse de magister, UNIVERSITE M'HAMED BOUGARABOUMERDES.
- [25] : KESSOUR Islam, TALI Imane, « Simulation de contours actifs par la colonie de fourmis », thèse pour l'obtention du diplôme d'ingénieur d'état en informatique, Ecole nationale Supérieure d'informatique ,2011.
- [26] : L.Lechlek, M .Ghougal.2012''la segmentation d'image médicale par la méthode d'ensemble de niveaux (level sets)'' .Thèse de Master, Université Larbi Ben M'hidi Oum El Bouaghi.
- [27] : V. GARCIA, F. NIELSEN et R. NOCK : Hierarchical gaussian mixture model. In Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, p 4070–4073, 2010.
- [28] : M. ROHAN : Using Finite Mixtures to Robustify Statistical Models. Thèse de doctorat, university of Waikato, 2011.
- [29] : C. M. BISHOP : Pattern Recognition and Machine Learning (Information Science and Statistics). Springer, 2006.

[30] : Ali El Attar : Estimation robuste des modèles de mélange sur des données distribuées, Thèse de doctorat, université de Nantes, 2012.

[31] :

[32] :

[33] : Droesbeke, J.J., Saporta, G. et Thomas-Agnan, Modèles à variables latentes et modèles de mélange, 2013.

[34] : Droesbeke, J.J., Saporta, G. et Thomas-Agnan, Modèles à variables latentes et modèles de mélange, 2013.

[35] : N.Nacereddine, L.Hammami, D.Ziou. Thresholding techniques and their performance evaluation for weld defect detection in radiographic testing. Machine Graphics and Vision, 15(3) : 557-566, 2006.

[36] : L.Lechlek, M .Ghougal.2012''la segmentation d'image médicale par la méthode d'ensemble de niveaux (level sets)'' .Thèse de Master, Université Larbi Ben M'hidi Oum El Bouaghi.

[37] : N. Nacereddine, S. Tabbone, D. Ziou, L.Hamami, « L'algorithme EM et le Modèle de Mélanges de Gaussiennes Généralisées pour la Segmentation d'images. Application au contrôle des joints soudés par radiographie ». Traitement et Analyse de l'Information : Méthodes et Applications - TAIMA 2009, Arts-Pi, May 2009, Hammamet, Tunisie. pp.217-222. inria-00430930.

[38] : Ben Rekia Othmane, « Segmentation d'IRM cérébrales par algorithme EM », thèse de Master, Université Saad Dahlab de Blida, 2013

**LISTE DES FIGURES**

<b>Numéro</b>	<b>Figure</b>	<b>Page</b>
I.1	Histogramme d'une image en niveau de gris	7
I.2	Application du filtre moyennneur, (a) : image d'origine, (b) : filtre 3×3, (c) : filtre 9×9	9
I.3	Exemple du filtre gaussien	10
I.4	Filtre gaussien et filtre Laplacien	10
I.5	Multi Modalité Fonctionnelle du Cerveau humain	12
II.1	Processus d'analyse d'image	16
II.2	Image médicale avant et après le seuillage	21
II.3	Algorithme de la méthode de mélange gaussien	22
II.4	La mixture gaussienne modèle	23
III.1	Le logiciel MATLAB	31
III.2	MATLAB R2018a	31
III.3	Les images médicales choisis	32
III.4	Filtrage de l'image 1	33
III.5	Filtrage de l'image 2	33
III.6	Filtrage de l'image 3	33
III.7	Les étapes de la méthode GMM utilisée	34
III.8	Algorithme EM pour les 3 images	41

**LISTE DES TABLEAUX**



<b>Numéro</b>	<b>Tableau</b>	<b>Page</b>
III.1	Segmentation d'image 1 avec différentes nombres de classe	36
III.2	Segmentation d'image 1 en changeant la résolution	37
III.3	Segmentation d'image 2 avec différentes nombres de classe	38
III.4	Segmentation d'image 2 avec différentes résolutions	39
III.5	Segmentation d'image 3 dans différentes conditions	40

# ABRÉVIATIONS

## Abréviations:

GMM	Gaussian Mixture Model
EM	Expectation Maximisation
MV	Maximum de vraisemblance
IRM	Imagerie par résonance magnétique

## **Résumé :**

Le travail effectué et présenté dans ce mémoire se situe dans le domaine du traitement d'images en général et la segmentation d'images en particulier.

La segmentation d'images est généralement l'étape la plus importante dans le processus d'analyse d'images.

Dans notre projet de fin d'étude nous avons travaillé sur les images médicales cérébrales d'IRM, notre objectif était de segmenter d'une manière automatique les différents régions qu'elle contient l'image médicale, selon une technique basée sur un modèle de mélange gaussien, en utilisant la méthode « EM » (Expectation maximisation) afin d'estimer ses paramètres.

## **Mots clés :**

Segmentation d'images, Image médicale, mélanges gaussiens, Algorithme EM.

## **Abstract :**

The work carried and presented in this thesis is in the field of image processing and more particularly, the segmentation of images into regions.

Image segmentation is usually the most important step in an image analysis system.

For this project, we worked on medicals images. Our objective was to segment in an automatic way the different regions that it contains the medical image, according to a technic based on a gaussian mixture model, using the EM method (Expectation maximisation).

## **Key words :**

Image segmentation, Medicals images, gaussian mixture model, EM method.

ملخص:

العمل المنفذ والمقدم في هذه الأطروحة هو في مجال معالجة الصور بشكل عام و تجزئة الصور بشكل خاص. عادة ما يكون تجزئة الصور أهم خطوة في عملية تحليل الصور.

في مشروعنا، عملنا على الصور الطبية، و هدفنا كان تقسيم المناطق المختلفة التي تحتويها الصورة الطبية تلقائيا و المقارنة بين مختلف النتائج المتحصل عليها، وفقا لعملية تعتمد على نموذج خليط غاوسي، باستخدام طريقة EM.