

Projet Imagerie Médicales

Réalisé Par :

MENACER Nasreddine

Introduction

L'imagerie médicale regroupe les moyens d'acquisition et de restitution d'images du corps humain à partir de différents phénomènes physiques tels que l'absorption des rayons X, la résonance magnétique nucléaire, la réflexion d'ondes ultrasons ou la radioactivité auxquels on associe parfois les techniques d'imagerie optique, ces technologies ont révolutionné la médecine grâce au progrès de l'informatique en permettant de visualiser indirectement l'anatomie, la physiologie ou le métabolisme du corps humain. Développées comme outil diagnostique, elles sont aussi largement utilisées dans la recherche biomédicale pour mieux comprendre le fonctionnement de l'organisme.

Comme application de ces techniques, dans ce Projet on va suivre le changement de taille d'une tumeur cérébrale d'un patient qui suit un traitement thérapeutique pendant un certain temps, pour faire ça on va utiliser des images IRM acquises avec un intervalle de 4 mois.

Pour cela on va utiliser les méthodes de segmentation vu en cours :

- Seuillage
- FCM avec initialisation adaptée
- Méthode Markovienne
- Contour actif

Après l'implémentation des quatre algorithmes, on doit comparer les performances de chaque méthode sur les deux images IRM en calculant le taux de changement de la tumeur, et le temps de calcul de chacun.

1. Images utilisées et leurs histogrammes :

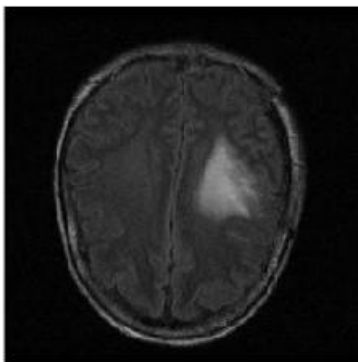


Figure 1 : Image IRM du patient

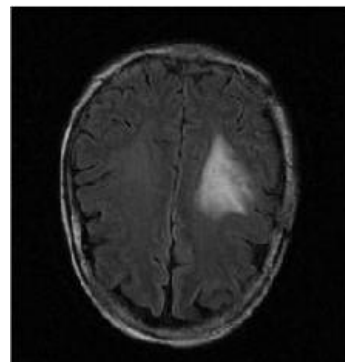


Figure 2 : Image IRM du patient après 4 mois

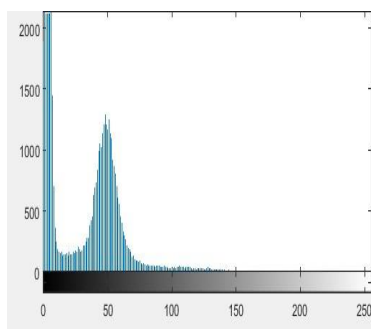


Figure 3 : Histogramme Image IRM du patient

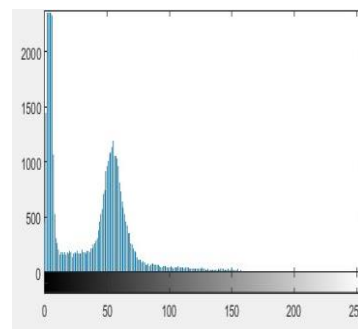


Figure 4 : Histogramme Image IRM du patient après 4 mois

Chapitre I : Segmentation par seuillage

1. Explication

Le seuillage d'image est la méthode la plus simple de segmentation d'image. À partir d'une image en niveau de gris.

Dans notre cas j'ai commencé par charger les deux images d'IRM, puis j'ai procédé à un seuillage et une labélisation en fixant un seuil manuellement d'une valeur de 80 choisie en fonction de l'histogramme de l'image, j'ai aussi tracé les contours des deux tumeurs, pour mieux visualiser ces derniers.

Pour déterminer le taux de changement entre les deux tumeurs, j'ai calculé la surface de chacune d'elle, puis j'ai calculé la différence entre eux.

Le code source utilisé se trouve dans le fichier « seuillage.m »

2. Les Résultats

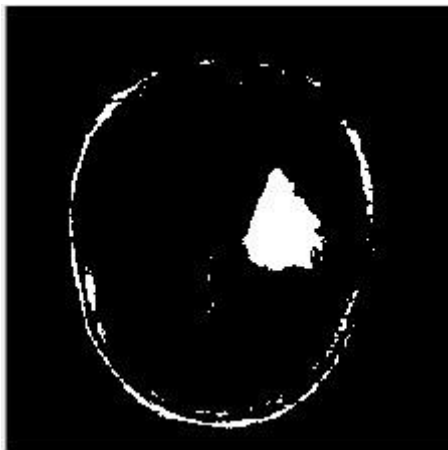


Figure 5 : Image IRM seuillée et labélisé

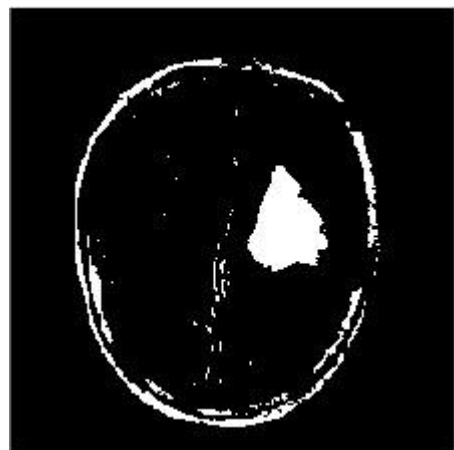


Figure 6 : Image IRM après 4 mois seuillée et labélisé

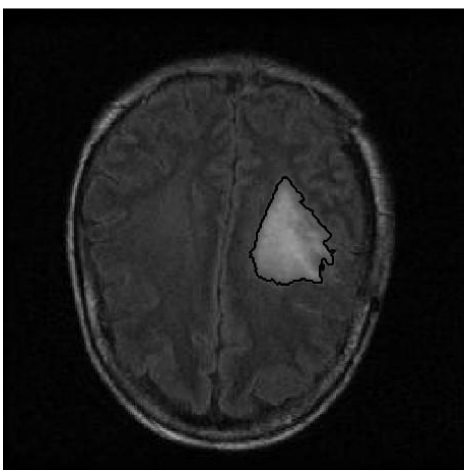


Figure 7 : Contour de la tumeur

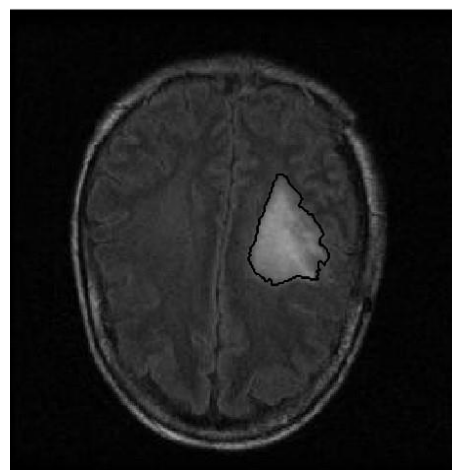


Figure 8 : Contour de la tumeur après 4 mois

3. Interprétation

On remarque après les calculs que la taille de la tumeur à augmenter après quatre mois de traitement. Le taux de changement est très faible qui est de l'ordre de 1.53 %. ce résultat est incohérent, car après 4 mois de traitement la tumeur devrait diminuer au lieu d'augmenter, on déduit de cela que la technique de segmentation par seuillage n'est pas performante pour la détection du taux de changement dans une tumeur à travers des images médicales.

On ce qui concerne le temps de calcul de cette technique il est de l'ordre de 0.75 secondes, qui n'est pas un temps très élevé, en vue des opérations simple utilisés par l'algorithme.

Chapitre II : Segmentation avec FCM (Fuzzy C-Mean)

1. Explication

L'algorithme Fuzzy C-Means (FCM) est largement utilisé pour la segmentation d'image. Il consiste à assigner les degrés d'appartenance des classes à chaque pixel. chaque point dans l'ensemble des données appartient à chaque cluster avec un certain degré, et tous les clusters sont caractérisés par leur centre de gravité. L'algorithme utilise un critère de minimisation des distances intra-classe et de maximisation des distances inter-classe, mais en donnant un certain degré d'appartenance à chaque classe pour chaque pixel. On doit fixer le nombre des clusters, l'algorithme génère par la suite les classes par un processus itératif en minimisant une fonction objective. Ainsi, il permet d'obtenir une partition floue de l'image en donnant à chaque pixel un degré d'appartenance à une classe. Le cluster auquel est associé un pixel est celui dont le degré d'appartenance sera le plus élevé.

Les étapes que j'ai suivies pour la réalisation de cet algorithme sont :

- chargement des deux images d'IRM
- fixation du nombre de classes « cluster » à 3, ainsi que le nombre d'itération à 50
- initialisation aléatoire des centres des classes afin de les mettre à jour et obtenir à la fin trois matrices d'appartenance (3 classes) suivant la position des centres

Ces étapes sont appliquées sur les deux images IRM, afin d'obtenir trois matrices d'appartenance, pour chaque image comme le montre les figure 9 et 10.

Après avoir segmenté les deux images, et comme dans la première méthode de segmentation par seuillage, j'ai calculé les surfaces des deux tumeurs à fin d'en déduire le taux de changement de celle-ci.

Le code source utilisé se trouve dans le fichier « FCM.m »

2. Les Résultats

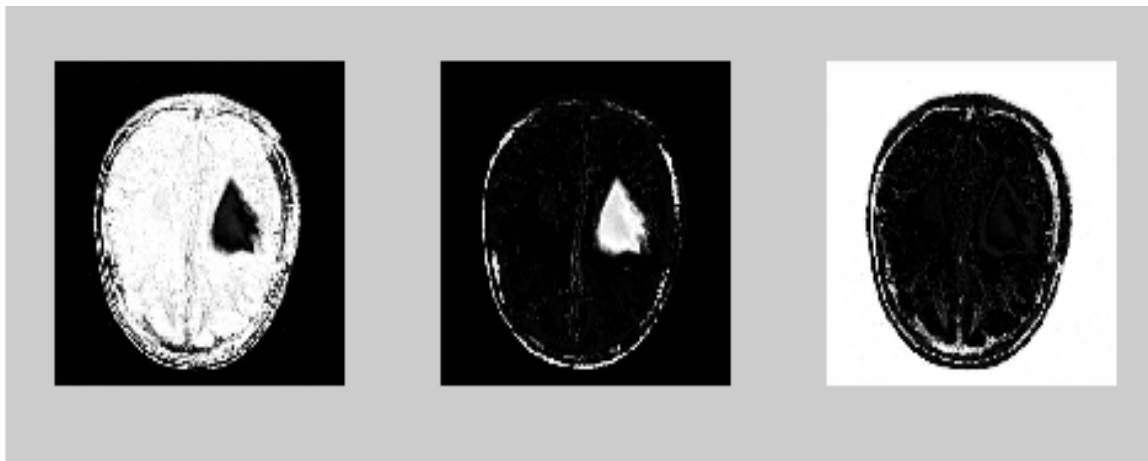


Figure 9 : Contour de la tumeur



Figure 10 : Contour de la tumeur après 4 mois

```
|  
Le taux de changement de la tumeur après 4 mois est :  
-5.760874  
>> |
```

3. Interprétation

On remarque après les calculs que la taille de la tumeur a diminués après quatre mois de traitement. Le taux de changement est de l'ordre de -5.76 %

On ce qui concerne le temps de calcul de cette technique il est de l'ordre de 14.68 secondes, qui est un temps élevé, en vue du nombre d'itération réalisé.

Les résultats obtenus sur ces images IRM en vue d'une segmentation d'une tumeur en 3 classes, montrent que l'algorithme des Fuzzy C-Means est bien adapté à l'identification de classes et il est d'autant plus performant.

Mais cependant, l'algorithme FCM ne prend pas en compte les informations locales dans le contexte de l'image. Cela rend l'algorithme FCM sensible au bruit additif qui dégrade les caractéristiques des pixels de l'image.

Chapitre III : Segmentation avec Random Markov Fields

1. Explication

Pour s'attaquer au difficile problème de la segmentation de l'image, les chercheurs ont proposé diverses méthodes, dont l'une est les champs aléatoires de Markov (MRF). Quand le concept a été d'abord introduit dans le domaine de l'analyse d'image statistique dans années 1980, Geman et Besag ont appliqué MRF à la restauration d'image qui est étroitement liée à segmentation

2. Les Résultats :

Après lecture et affichage des deux images IRM on obtient la figure suivante :

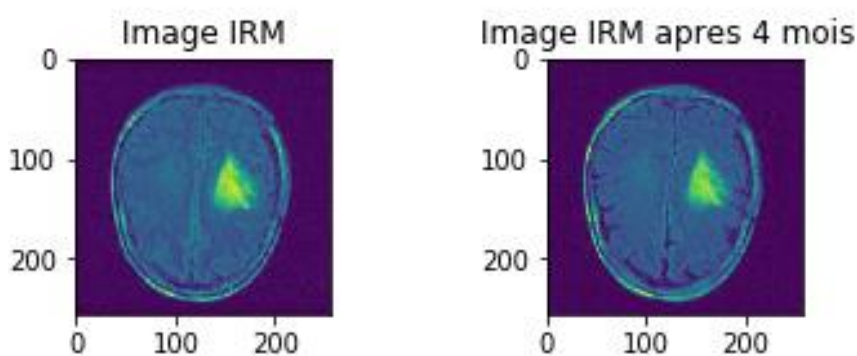


Figure 11 : Image IRM, Image IRM après 4 mois

Après labélisation des deux images IRM on obtient le résultat suivant :

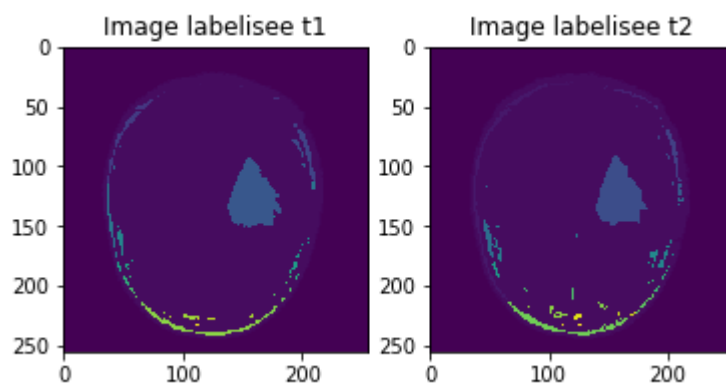


Figure 12 : Image IRM labélisé, Image IRM après 4 mois labélisé

On peut voir clairement les tumeurs ci-dessus :

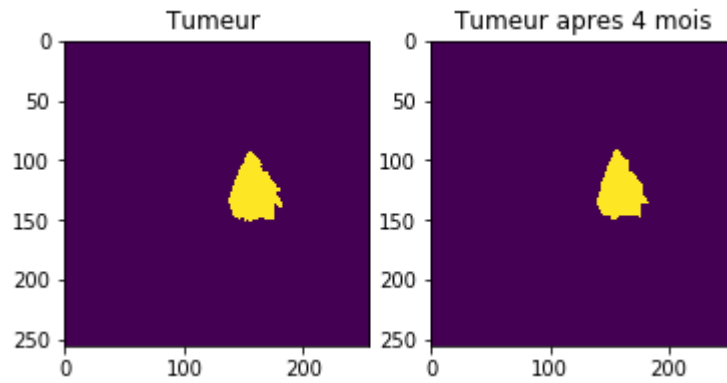


Figure 13 : Tumeur, Tumeur après 4

Après calcul des surfaces des tumeurs on obtient le résultat suivant :

```
('taille tumeur:', 0.025146484375)
('taille tumeur apres 4 mois :', 0.02325439453125)
('Difference = ', -7.524271844660194, '%')
```

On peut même visualiser dans la dernière étape les contours de la tumeur avant et après 4 mois

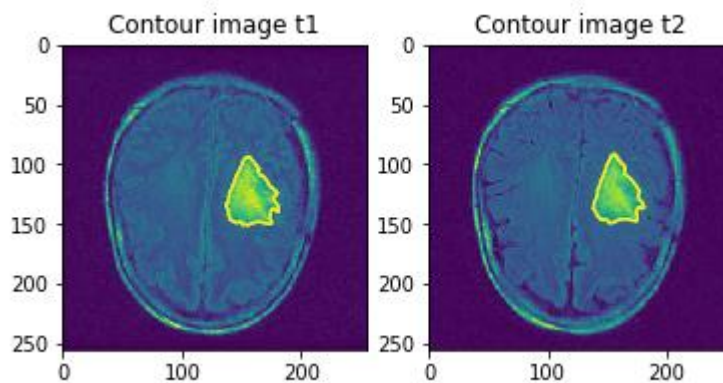


Figure 14 : Contour de la Tumeur, Contour de la Tumeur après 4

Le code source utilisé se trouve dans le fichier « Markov_Random_Field.py »

3. Interprétation :

On remarque après les calculs que la taille de la tumeur a diminuée après quatre mois de traitement. Le taux de changement est de l'ordre de -7.5242 %

On peut en déduire que l'algorithme de Markov Random Fields est efficace pour la segmentation d'image médicale, et il peut conduire à des résultats exploitables.

Chapitre IV : Segmentation avec la méthode des Contours Actifs

1. Explication

Un contour actif est un ensemble de points qu'on va tenter de déplacer pour lui faire épouser une forme. L'idée de cette méthode est de déplacer les points pour les rapprocher des zones de fort gradient tout en conservant des caractéristiques comme la courbure du contour de notre tumeur.

- Au démarrage de l'algorithme, le contour est disposé uniformément autour de l'objet à détecter puis il va se rétracter pour en épouser au mieux les formes.
- A chaque itération, l'algorithme va tenter de trouver un meilleur positionnement pour le contour pour minimiser les dérives par rapport aux contraintes utilisées. L'algorithme s'arrêtera lorsqu'il ne sera plus possible d'améliorer le positionnement ou simplement quand le nombre maximum d'itérations aura été atteint que j'ai fixé à 250 ici.

J'ai utilisé la fonction (`active_contour`) prédéfinie sous `matlab` qui à chaque itération réalise les tâches suivantes:

- calcul des énergies interne et externe, caractérisant le contour lui-même et son positionnement sur l'image dont la somme doit être minimisée.
- pour chaque point du contour, détermination d'une nouvelle position, sur laquelle le contour devrait mieux minimiser les écarts de contraintes.
- arrangement du contour pour qu'il respecte des contraintes d'écartement entre les points, de régularité de points.

Ces étapes sont appliquées sur les deux images IRM, comme le montre les figure 11 et 12.

Après avoir segmenté les deux image en choisissant ici le masque utilisé manuellement qui est un petit carré de 10×10 pixels, que j'ai positionné au milieu de la tumeur, ensuite j'ai calculé les surfaces des deux tumeurs à fin d'en déduire le taux de changement de celle-ci.

Le code source utilisé se trouve dans le fichier « `Active_Contour.m` »

Et le fichier de la fonction prédéfinie se trouve dans le fichier « `region_seg` »

2. Résultats

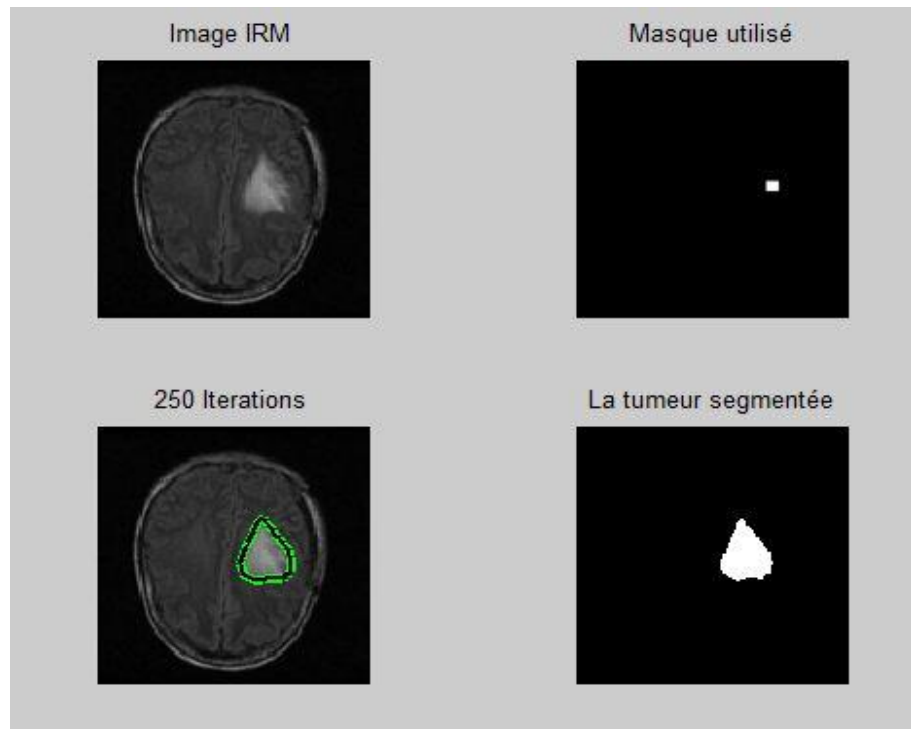


Figure 15 : Segmentation de l'image IRM

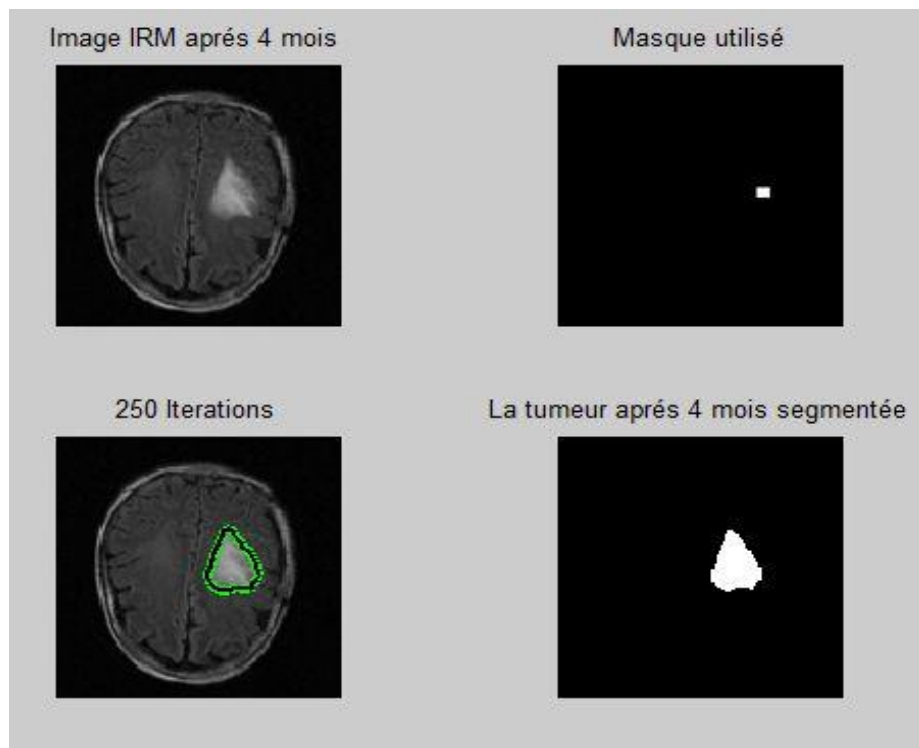


Figure 16 : Segmentation de l'image IRM après 4 mois

```
La surface de la tumeur dans la première image est: 478
La surface de la tumeur dans la deuxième image est: 442
Le taux de changement de la tumeur après 4 mois de traitement est : -8.144796e+000
>> |
```

3. Interprétation :

On remarque après les calculs que la taille de la tumeur a diminués après quatre mois de traitement. Le taux de changement est de l'ordre de -8.14 % .

On ce qui concerne le temps de calcul de cette technique il est de l'ordre de 15.04 secondes, qui est un temps élevé, mais qui est proportionnelle avec le nombre d'itérations utilisés.

Les résultats obtenus montrent que les contours actifs s'avèrent très pertinents pour isoler des formes convexes régulières et idéales pour l'extraction de formes, le contour converge parfaitement sur les bords externes des feuilles, là où les contraintes de son énergie interne sont les mieux respectées.