

الجمهوريّة الجزائريّة الديموقراطية الشعبيّة

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

جامعة العلوم والتكنولوجيا بوهران - محمد بوضياف

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

Université des Sciences et de la Technologie d'Oran - Mohamed Boudiaf



FACULTÉ DE GÉNIE ELECTRIQUE

DÉPARTEMENT D'ELECTRONIQUE

Mémoire de projet de fin d'études pour l'obtention du Diplôme de
MASTER

Spécialité : Electronique

Option : Systèmes Intelligents, Vision et Robotique

Présente par:

M^{elle} OUENZAR Rym Hakima

Thème

Mise en correspondance des images médicales pour la radiothérapie des tumeurs.

Soutenu le 24 Juin 2013 devant le jury composé de :

**M^{me} L. ZOUAGUI/MEDDEBER
Mr. N. BERRACHED
M^{me} A. HAMADA**

**USTO
USTO
USTO**

**Présidente
Encadreur
Examinateuse**

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
UNIVERSITE DES SCIENCES ET DE LA TECHNOLOGIE D'ORAN - MOHAMED BOUDIAF

*FACULTE DE GENIE ELECTRIQUE
DEPARTEMENT D'ELECTRONIQUE*

***MEMOIRE DE PROJET DE FIN D'ETUDES
POUR L'OBTENTION DU DIPLOME DE MASTER***

ACCORD POUR DEPOT DE MEMOIRE

Encadreur : Mr. N. BERRACHED

Date :

Signature :

Présidente du jury : Mme. L. ZOUAGUI/MEDDEBER

Date :

Signature :

Examinateuse : Mme. A. HAMADA

Date :

Signature :

Dédicaces

*Je dédie ce mémoire à toutes les
personnes qui me sont chers ...*

Remerciements

Je tiens à remercier mon encadreur Mr. BERRACHED, ainsi que la présidente du Jury Mme. ZOUAGUI et l'examinatrice Mme. HAMADA pour leurs conseils et leur aide durant toute la période du travail.

Mes vifs remerciements vont également à toutes les personnes qui m'ont soutenu pendant cette période, en commençant par tous ceux qui me sont chers, ma famille, mes amis et également ceux qui ont participé de près ou de loin à l'élaboration de ce projet.

Et je remercie bien évidemment, notre Dieu qui m'a permis de trouver le courage et la persévérance afin d'accomplir ce modeste travail.

Résumé

La mise en correspondance est une étape importante dans l'imagerie médicale, il existe pour cela différentes méthodes se divisant en deux catégories : les méthodes locales et les méthodes globales. Le travail présenté dans ce projet consiste à mettre en correspondance les images médicales entre elles pour établir un diagnostic, en commençant par faire un prétraitement, puis une segmentation de la zone désirée, pour enfin passer à la détection des points d'intérêt pour faire le recalage nécessaire.

Abstract

The matching is an important step in medical imaging, there are different methods divided into two categories: local methods and global methods. The work presented in this project is to match the the medical images between them to make a diagnosis, beginning with pre-treatment, followed by segmentation of the desired zone, and finally the detection of points of interest to the necessary registration.

Table des matières

Introduction Générale

I. Introduction sur les images médicales	1
I.1. Introduction.....	1
I.2. Définition de l'imagerie médicale	1
I.3. Histoire de l'imagerie médicale	2
I.3.A. Rayons X	2
I.3.B. Ultrasons	2
I.3.C. IRM	2
I.3.D. Nucléaire	3
I.3.E. CT	3
I.3.F. CBCT	3
I.4. Types d'images médicales	4
I.4.1. Images binaires	4
I.4.2. Images en niveaux de Gris	4
I.4.3. Images en couleurs RVB	4
I.5. Difficultés pouvant être rencontrées	5
I.6. Conclusion	5
II. Prétraitement des images médicales	6
II.1. Introduction	6
II.2. Traitement d'images médicales	6
II.2.1. Traitement ponctuel	6
II.2.2. Opérations géométriques	11
II.2.3. Filtrage	13
II.3. Conclusion	17

III. Mise en correspondance et Recalage	18
III.1. Introduction	18
III.2. Etat de l'art	18
III.3. Mise en correspondance	18
III.3.1. DéTECTeur des points d'intérêt	18
III.3.2. Mise en correspondance	21
III.3.3. B-splines	22
III.4. Recalage des images	23
III.4.1. Définition du recalage	23
III.4.2. Domaines d'utilisation	25
III.4.3. Types de recalage	25
III.4.4. Méthodes de transformation	26
III.5. Interpolation	27
III.5.1. Définition	27
III.5.2. Types d'interpolations	27
III.6. Conclusion	28
IV. Segmentation des images médicales	29
IV.1. Introduction	29
IV.2. Définition de la segmentation	29
IV.2.1. Approche contours	29
IV.2.2. Approche région	32
IV.2.3. Approche hybride	32
IV.3. Morphologie mathématique binaire	33
IV.3.1. Principe	33
IV.3.2. Dilatation	33
IV.3.3. Erosion	33
IV.3.4. Fermeture	33
IV.3.5. Ouverture	33
IV.3.6. Squelettisation	34
IV.4. Etat de l'art	34

IV.5. Contours actifs	34
IV.5.1. Principe	35
IV.5.2. Formulation du problème	35
IV.5.3. Choix du contour actif	35
IV.6. Conclusion	37
V. Méthodologie et Résultats	38
V.1. Introduction	38
V.2. Méthodologie	38
V.2.1. Organigramme général	38
V.2.2. Prétraitement	39
V.2.3. Segmentation	40
V.2.4. Mise en correspondance et Recalage	41
V. 3. Résultats	44
V.3.1. Matériels utilisés	44
V.3.2. Présentation des résultats	44
V.4. Conclusion	60

Conclusion Générale

Références bibliographiques

Table des figures

Figure I.1. Premier cliché anatomique radiographique	2
Figure I.2. Echographie d'un fœtus	2
Figure I.3. Coupe sagittale d'une IRM du cerveau	2
Figure I.4. Coupe axiale du cerveau par TEP	3
Figure I.5. La prostate par Tomodensitométrie	3
Figure I.6. Dentition par CBCT	3
Figure I.7. Coupe axiale du cerveau binarisée	4
Figure I.8. Coupe axiale du cerveau en niveaux de gris par IRM	4
Figure I.9. Image RVB représentant la segmentation du cerveau	4
Figure II.1. Création du négatif des images d'une coupe axiale du cerveau	7
Figure II.2. Contraste d'une image médicale	8
Figure II.3. Luminance d'une image médicale	8
Figure II.4. Normalisation de la coupe axiale du cerveau	9
Figure II.5. Egalisation d'histogramme de la coupe axiale du cerveau	10
Figure II.6. Binarisation de l'image représentant la coupe axiale du cerveau	11
Figure II.7. Conversion d'une image RVB en niveaux de gris	11
Figure II.8. Rognage de l'image	12
Figure II.9. Zoom d'une coupe sagittale d'un cerveau	12
Figure II.10. Rotation d'une image de 90°	13
Figure II.11. Filtrage moyenneur d'une IRM de cerveau	15
Figure II.12. Filtrage gaussien d'une IRM de cerveau	16
Figure II.13. Filtrage passe haut d'une IRM de cerveau	16

Figure III.1. Organigramme du détecteur de SUSAN	19
Figure III.2. Organigramme du détecteur de Harris-Laplacien	20
Figure III.3. Algorithme de mise en correspondance	22
Figure III.4. Exemple d'une courbe B-splines de degré 3.....	23
Figure III.5. Principe de recalage	24
Figure III.6. Approche générale du recalage	25
Figure III.7. Translation d'une image	26
Figure III.8. Rotation d'une image	26
Figure III.9. Changement d'échelle d'une image	27
Figure III.10. Interpolation bilinéaire après un agrandissement d'une image	28
Figure IV.1. Détection de contours	29
Figure IV.2. Segmentation région	32
Figure IV.3. Structures indésirables	33
Figure IV.4. Evolution de la courbe	36
Figure IV.5. Visualisation du Level-Set	37

Figure V.1. Organigramme général	38
Figure V.2. Etape du prétraitement	39
Figure V.3. Organigramme du Level-Set	40
Figure V.4. Organigramme du Recalage Rigide	41
Figure V.5. Organigramme du Recalage Affine	42
Figure V.6. Organigramme du Recalage Non-Rigide	43
Figure V.7. L'interface principale	45
Figure V.8. Affichage d'une image dans l'interface principale	46
Figure V.9. Visualisation de la binarisation automatique	46
Figure V.10. Visualisation de la binarisation manuelle	47
Figure V.11. Visualisation de la binarisation bornée manuellement	48
Figure V.12. Visualisation de l'image inversée	48
Figure V.13. Visualisation d'une conversion d'image	49
Figure V.14. Visualisation d'un ajustement de contraste	49
Figure V.15. Visualisation d'un ajustement de la luminosité	50
Figure V.16. Visualisation de la normalisation d'histogramme	51
Figure V.17. Visualisation de l'égalisation d'histogramme	51
Figure V.18. Visualisation du filtrage	52
Figure V.19. Visualisation de la segmentation de l'objet	53
Figure V.20. Visualisation de la segmentation	54
Figure V.21. Visualisation des niveaux de contours	54
Figure V.22. Interface principale avec deux images à recaler	55
Figure V.23. Choix de l'image cible	55
Figure V.24. Sélection des points d'intérêt	56
Figure V.25. Exportation des points d'intérêt	56
Figure V.26. Extraction des points d'intérêt automatiquement	57
Figure V.27. Recalage Rigide automatique	57
Figure V.28. Recalage Rigide manuel	58
Figure V.29. Recalage Affine automatique	58
Figure V.30. Choix du changement d'échelle	59
Figure V.31. Homothétie	59
Figure V.32. Choix de l'image cible (à gauche) – Choix de critère de similarité (à droite).	60
Figure V.33. Recalage Non-Rigide	60

Introduction

Générale

Introduction

Générale

L'imagerie médicale a connu depuis quelques années un essor important. Ainsi, de nombreuses techniques de traitement d'image ont vu le jour, tels que le prétraitement afin d'éliminer le bruit, la segmentation permettant d'isoler des zones particulières des organes observés...

Lorsqu'il s'agit de comparer deux images entre elles, qu'elles soient monomodales ou multimodales, un outil de recalage est souvent nécessaire après une mise en correspondance des points d'intérêt. Il consiste en la recherche d'une transformation géométrique qui les superpose au mieux, en respectant certaines contraintes prédéfinies.

D'un point de vue médical, on utilise des méthodes de recalage rigide ou affine qui autorisent des transformations uniquement linéaires (translations, rotations et changement d'échelle). Si l'objectif est de recaler deux images d'organes déformables, il est nécessaire d'appeler à des algorithmes de recalage non-rigide qui permettent l'utilisation de transformations plus générales (transformations locales telles que les transformations basées sur la méthode des courbes B-splines...).

Chapitre I

Introduction sur les images médicales

Chapitre I

Introduction sur les images médicales

I.1. Introduction :

L'imagerie consiste en la fabrication des images physiques représentant des êtres vivants ou des objets. La fabrication se faisait jadis soit à la main, soit par impression mécanique ; mais à partir de la fin du XX^{ème} siècle, elle se fait par ordinateur et imprimante.

L'imagerie est utilisée dans plusieurs domaines, c'est pourquoi on trouve plusieurs types d'imageries, comme par exemple :

- L'imagerie médicale concerne le corps humain,
- L'imagerie cellulaire relève de la microscopie,
- L'imagerie lenticulaire concerne les satellites,
- L'imagerie informatique concerne le traitement, indexation et compression des images numériques ... etc.

I.2. Définition de l'imagerie médicale :

L'imagerie médicale est un ensemble d'images obtenues grâce au scanner, radiographie, échographie, et autres procédés, qui permettent d'établir un diagnostic.

L'imagerie médicale est une spécialité médicale consistant à produire des images du corps humain vivant et à les interpréter à des fins diagnostiques, thérapeutiques (imagerie interventionnelle) ou de surveillance de l'évolution des pathologies.

C'est donc elle, qui regroupe l'ensemble des techniques utilisées par la médecine pour le diagnostic et le traitement de pathologies. Elle permet l'acquisition et la restructuration du corps humain par plusieurs vues (*Axiales* : horizontale, par-dessus, *Sagittale* : de côté, *Coronale* : verticale, de dos), grâce à des outils et des techniques. Elle a révolutionné la médecine en donnant un accès immédiat et fiable à des informations, qui étaient autrefois, «invisibles» au diagnostic clinique, comme par exemple aux caractéristiques anatomiques...

Les appareillages utilisés dans l'imagerie médicale sont aussi variés que les techniques elles-mêmes; et peuvent être complémentaires les unes des autres.

Chapitre I

Introduction sur les images médicales

I.3. Histoire de l'imagerie médicale :

I.3.A. Rayons X :

La *radiographie* est la première technique de l'imagerie médicale, née à la fin du XIX^{ème} siècle par Wilhelm Conrad Röntgen, physicien allemand, qui découvre par accident les rayons X en 1895 en travaillant sur les rayons cathodiques.

De nombreuses améliorations ont été apportées à ce principe, comme par exemple la mise au point du *scanner* en 1972 par Allan Mc Cornack et Godfrey N. Hounsfield.



Figure I.1 : Premier cliché anatomique radiographique.

I.3.B. Ultrasons :

La propagation des ultrasons utilisée dans les SONAR a permis à Inge Edler, cardiologue suédois, de mettre au point en 1955 l'*échographie* pour diagnostiquer les sténoses mitrales. Puis en 1980, l'évolution de cette dernière en *échographie doppler*.



Figure I.2 : Echographie d'un fœtus.

I.3.C. IRM : (*Imagerie par Résonnance Magnétique*) :

Grâce à la résonance des noyaux des atomes nucléaires soumis à un champ magnétique, le chimiste américain Paul Lauterbur obtient le premier cliché en imagerie par résonnance magnétique sur un animal en 1973, appelée dans le temps « **NRM** ». Elle ne fut appliquée sur l'être humain qu'en 1980.

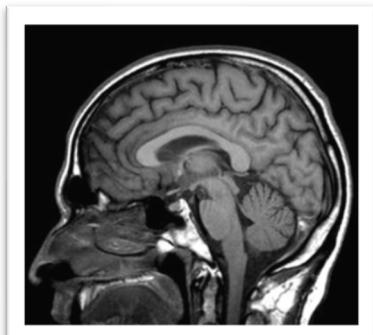


Figure I.3. Coupe sagittale d'une IRM du cerveau.

Chapitre I

Introduction sur les images médicales

I.3.D. Nucléaire :

La découverte de la radioactivité naturelle par Henri Becquerel, Pierre et Marie Curie en 1898, puis la radioactivité artificielle par Irène et Frédéric Joliot-Curie, ont conduit au développement de la médecine nucléaire avec la *scintigraphie* puis la *tomographie par émission de positron (TEP)* en 1990.

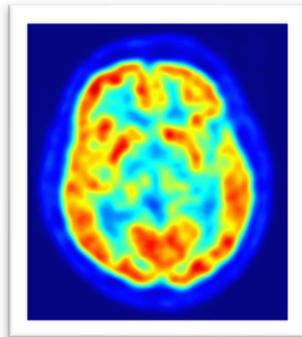


Figure I.4. Coupe axiale du cerveau par TEP.

I.3.E. Tomodensitométrie :

Aussi appelée Tomographie calculée par ordinateur (CT : Computed Tomography), introduite dans les années 70. Elle implique l'utilisation d'appareils à rayon X tournants combinés à un ordinateur numérique pour obtenir des images claires des différents types de tissus mous, des os, des muscles et des vaisseaux sanguin sans sacrifier la clarté.

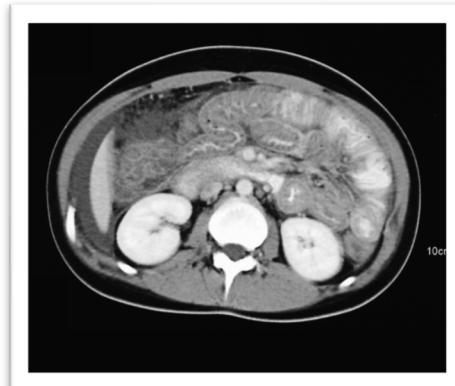


Figure I.5. La prostate par Tomodensitométrie.

I.3.F. Cone Beam CT :

C'est une imagerie volumique 3D numérisée à base d'un faisceau radiographique conique, il offre la possibilité d'obtenir des coupes axiales, sagittales et coronales à travers des volumes désirés, mais avec des importantes différences comparé au CT. La différence la plus frappante est un diagnostic dentaire plus précis grâce aux coupes nettement plus fines, apportant des informations plus détaillées.



Figure I.6. Dentition par CBCT.

Chapitre I

Introduction sur les images médicales

I.4. Types d'images médicales :

Même en imagerie médicale, il existe différents types d'images :

I.4.1. Images binaires :

$Im(i,j) \in \{0,1\}$, on la retrouve surtout après une segmentation.

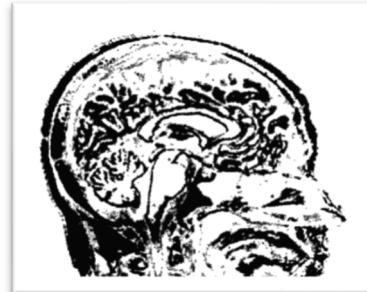


Figure I.7. Coupe axiale du cerveau binarisée.

I.4.2. Images en niveaux de gris :

Le niveau de gris représente la valeur de l'intensité lumineuse en un point précis. Le pixel prendra, ainsi, une couleur ayant une valeur allant du noir (0) au blanc (255).

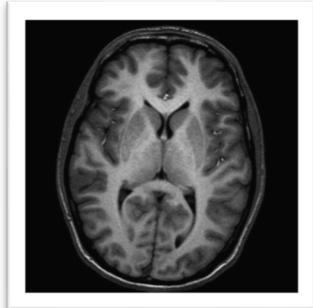


Figure I.8. Coupe axiale du cerveau en niveaux de gris par IRM.

I.4.3. Images en couleurs RVB :

La représentation des couleurs de ces images s'effectue de la même façon que les images en niveaux de gris mais en 3 couches, qui sont le Rouge, le Vert et le Bleu, d'où son nom, plutôt qu'une. Le pixel aura dans chaque couche un niveau de gris, qui, en les additionnant ensemble donnera une couleur propre à lui.

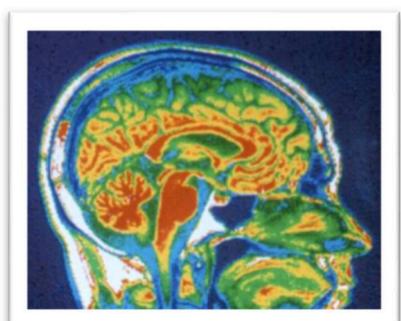


Figure I.9. Image RVB représentant la segmentation du cerveau (coupe sagittale).

Chapitre I

Introduction sur les images médicales

I.5. Difficultés pouvant être rencontrées :

Les différents problèmes souvent rencontrés par les méthodes de mise en correspondance sont :

- Le bruit : Considéré comme étant un problème commun à la vision par ordinateur et au traitement d'images en général, il affecte les niveaux de gris ou la couleur des pixels.
- Les occultations : Ce sont des zones qui ne sont visibles que dans une image et qui sont donc cachées dans l'autre image. Cela pose le problème lors de l'extraction des caractéristiques et l'appariement.
- L'extraction des points d'intérêt : L'image contient plusieurs points d'intérêt, connaître les bons n'est pas simple à faire.
- Recalage des deux images : Jusqu'à maintenant, il n'existe aucune méthode permettant de connaître la transformation nécessaire pour le recalage.
- La contrainte d'unicité : Lors du calcul de la similitude entre les deux images, il arrive que deux pixels correspondants sont alignés, donc il n'est plus nécessaire de les reprendre en considération, ce qui permet de diminuer le temps de calcul.

I.6. Conclusion :

Ce chapitre est une rétrospective des différents types d'imagerie médicale. Ce qui permet de pouvoir choisir le type d'images qui seront utilisés dans la mise en correspondance.

Mais chaque image a des parasites (imperfections) qui doivent être atténusés au maximum grâce à des prétraitements bien définis, sujet traité dans le chapitre suivant.

Chapitre II

Prétraitement des images médicales

Chapitre II

Prétraitement des images médicales

II.1. Introduction :

Le traitement d'image, aussi appelé prétraitement, regroupe plusieurs techniques permettant d'améliorer le contenu ainsi que la qualité de celle-ci afin d'extraire les informations nécessaires.

On peut remarquer qu'il existe plusieurs façons de faire le prétraitement :

- Supprimer le bruit créé par le capteur lors de la prise de l'image, ou par la scène filmée.
- Rehausser les signaux utiles de l'image.
- Préparer l'image pour des traitements spécifiques comme, par exemple ; la segmentation, le codage ... etc.

II.2. Traitement d'image médicale :

Les images médicales peuvent être bruitées et donc non exploitables au premier abord. C'est pour cela qu'il est nécessaire de faire un traitement pour essayer de corriger les erreurs et de minimiser le bruit.

Il existe différentes façons de traiter une image :

II.2.1. Traitement ponctuel :

Le traitement ponctuel peut être défini comme étant une fonction mathématique permettant de modifier la valeur du niveau de gris d'un pixel.

$$I_2(i,j) = f[I_1(i,j)] \quad (II.1)$$

Avec : I_2 : l'image traitée.

I_1 : l'image initiale.

f : la transformation faite sur l'image initiale pour trouver l'image finale.

Cette transformation est utilisée pour :

- L'amélioration du contraste,
- L'amélioration de luminance,
- La création du négatif de l'image,
- Seuillage d'histogramme ... etc.

Chapitre II

Prétraitement des images médicales

Il existe plusieurs types de transformations :

II.2.1.1. Transformation linéaire d'intensité :

La fonction appliquée à l'image initiale est de type linéaire.

$$I_2(i,j) = a * I_1(i,j) + b \quad (II.2)$$

En changeant les constantes a et b, on peut:

1. Créer le négatif :

Avec a= -1 et b=255 :

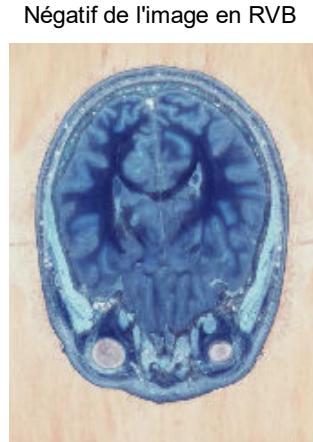
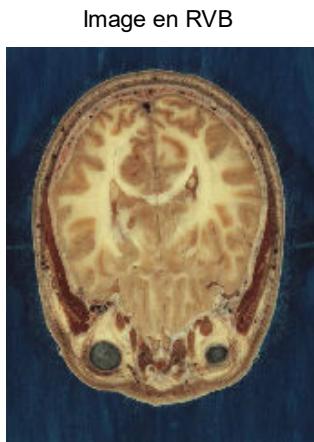
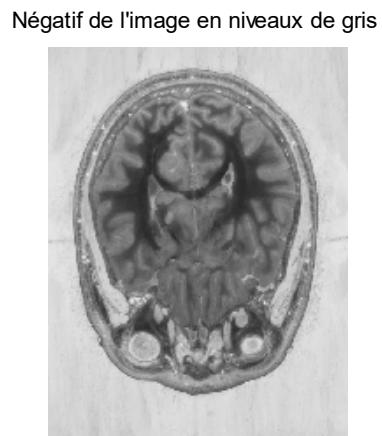
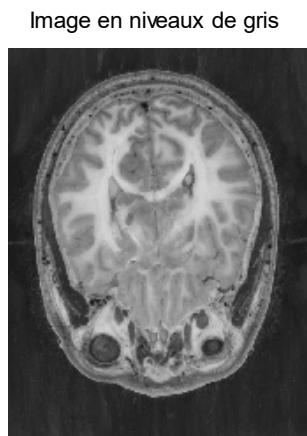


Figure II.1. Crédit à la création du négatif des images d'une coupe axiale du cerveau.

Chapitre II

Prétraitement des images médicales

2. Améliorer le contraste :

- Augmenter le contraste : $b=0$ et $a > 1$.
- Diminuer le contraste : $b=0$ et $a < 1$.

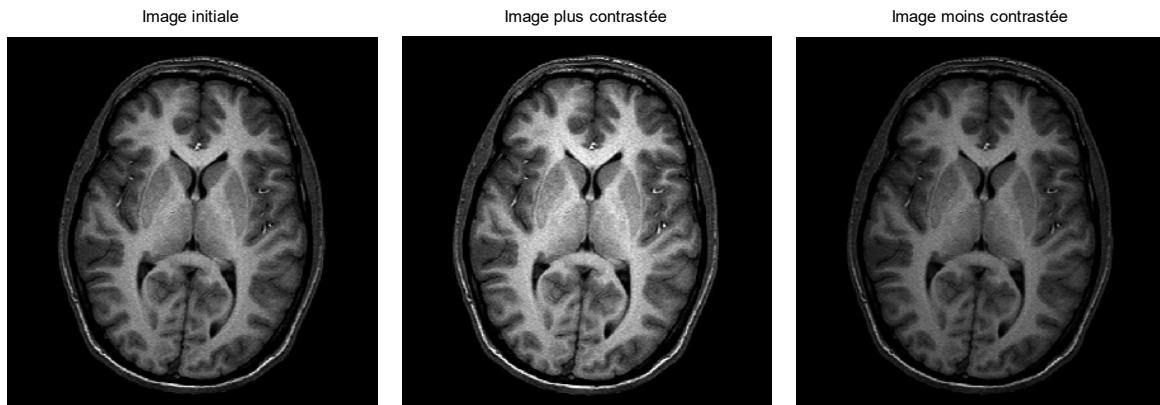


Figure II.2. Contraste d'une image médicale.

3. Améliorer la luminance :

- Augmenter la luminance : $a=1$ et $b > 0$.
- Diminuer la luminance : $a=1$ et $b < 0$.

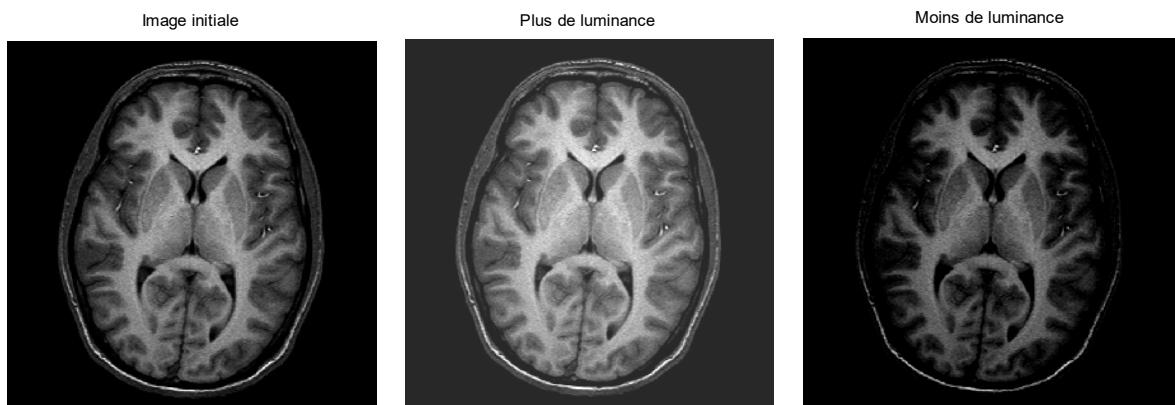


Figure II.3. Luminance d'une image médicale.

II.2.1.2. Transformation non linéaire d'intensité :

Utilisée pour la correction de la dynamique des images, elle peut être :

1. Exponentielle gamma :

$$I_2(i,j) = a * [I_1(i,j)]^\gamma \quad (II.3)$$

2. Logarithmique :

$$I_2(i,j) = a * \log [1 + I_1(i,j)] \quad (II.4)$$

Chapitre II

Prétraitement des images médicales

II.2.1.3. Transformation par manipulation d'histogrammes :

1. Normalisation d'histogramme :

Permet d'exploiter toute la dynamique de l'image.

$$I_2(i,j) = (I_1(i,j) - N_{min}) \frac{2^D - 1}{N_{max} - N_{min}} \quad (II.5)$$

Avec $I_1(i,j)$: niveau de gris de l'image initiale.

$I_2(i,j)$: niveau de gris de l'image traitée.

N_{min} : Niveau de gris minimal de l'image initiale.

N_{max} : Niveau de gris maximal de l'image initiale.

D : dynamique de l'image en bits, généralement : 8 bits.

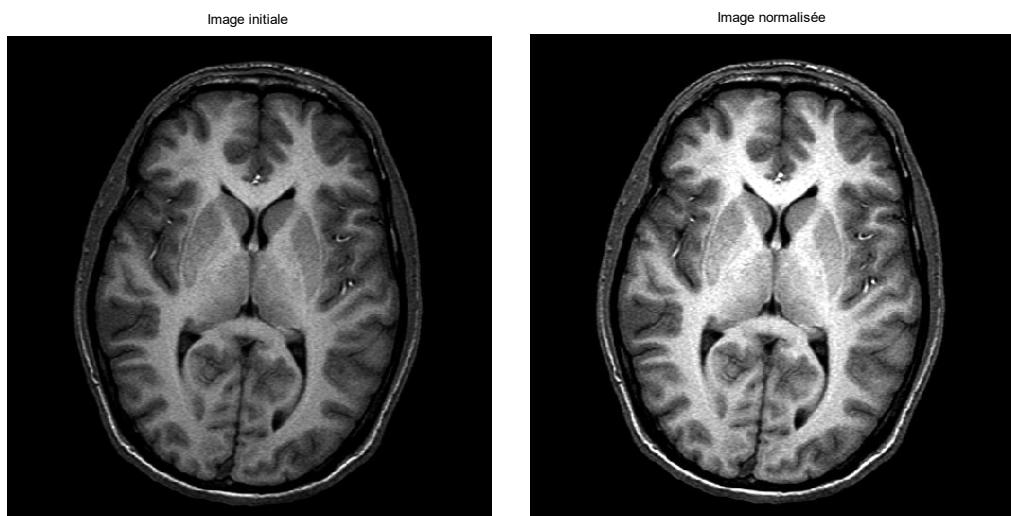


Figure II.4. Normalisation de la coupe axiale du cerveau.

2. Egalisation d'histogramme :

Permet d'équilibrer la distribution des pixels sur la dynamique.

$$I_2(i,j) = (2^D - 1) \frac{Hc[I_1(i,j)]}{M * N} \quad (II.6)$$

Avec : $I_1(i,j)$: niveau de gris de l'image initiale.

Hc : Histogramme cumulé du niveau de gris.

$M * N$: Taille de l'image en pixels.

D : Dynamique de l'image.

Chapitre II

Prétraitement des images médicales

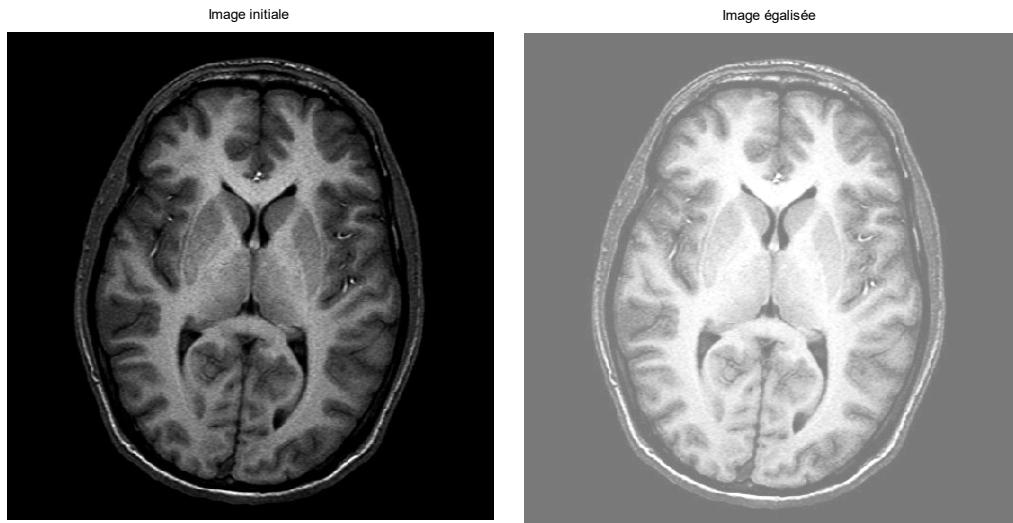


Figure II.5. Egalisation d'histogramme de la coupe axiale du cerveau.

3. Binarisation de l'image :

Avec seuillage d'histogramme, permet de transformer une image en niveau de gris en une image binaire.

- Il peut être avec un seul Seuil :

$$\begin{cases} Si I_1(i,j) > S \rightarrow I_2(i,j) = 1 \\ sinon \rightarrow I_2(i,j) = 0 \end{cases} \quad (II.7)$$

Avec : $I_1(i,j)$: niveau de gris de l'image initiale.

$I_2(i,j)$: niveau de gris de l'image traitée.

S : Seuil.

- Comme il peut être borné entre deux Seuils :

$$\begin{cases} Si S_1 < I_1(i,j) < S_2 \rightarrow I_2(i,j) = 1 \\ sinon \rightarrow I_2(i,j) = 0 \end{cases} \quad (II.8)$$

Chapitre II

Prétraitement des images médicales

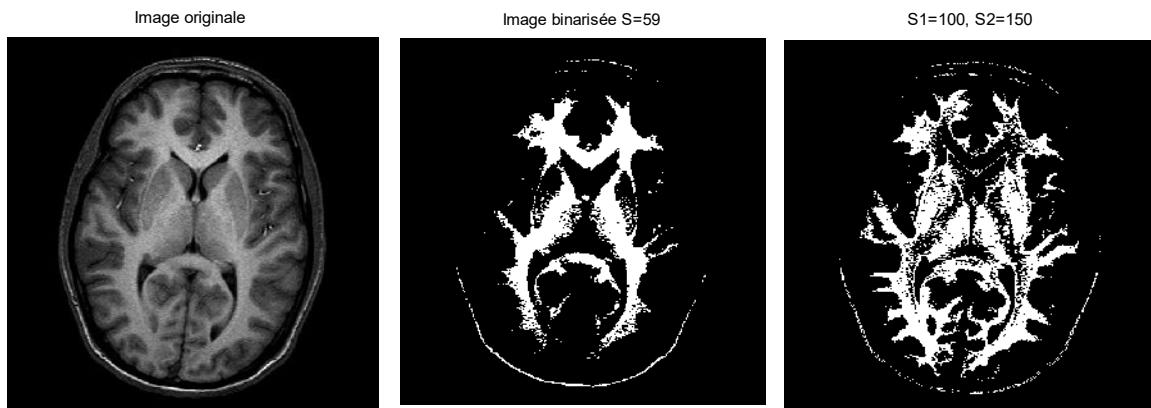


Figure II.6. Binarisation de l'image représentant la coupe axiale du cerveau.

II.2.2. Opérations géométriques :

Surtout utilisés dans le recalage :

II.2.2.1. Conversion en niveaux de gris :

Cela consiste à faire la moyenne des trois composantes d'une image couleur (R, V et B) afin de la convertir en niveaux de gris.

$$Ig(x, y) = \frac{I_R(x, y) + I_V(x, y) + I_B(x, y)}{3} \quad (II.9)$$

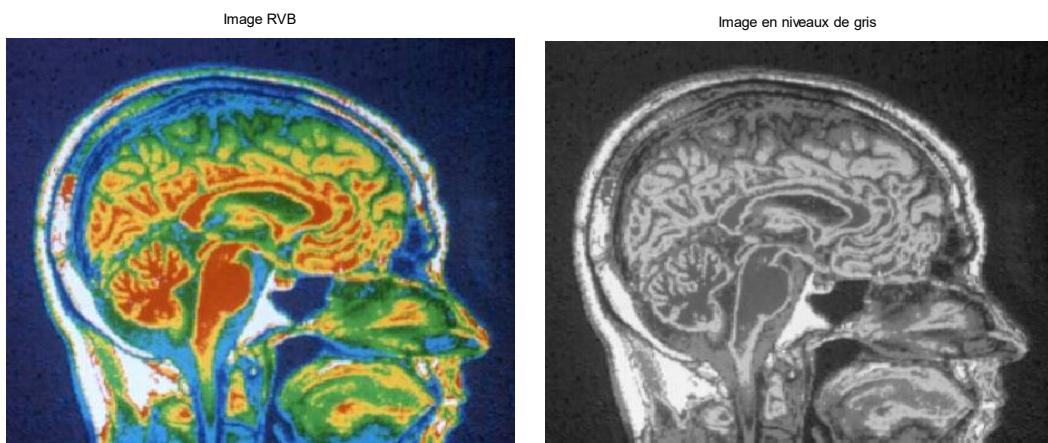


Figure II.7. Conversion d'une image RVB en niveaux de gris.

Chapitre II

Prétraitement des images médicales

II.2.2.2. Rognage de l'image :

Afin de ne prendre que les zones d'intérêts de l'image initiale.

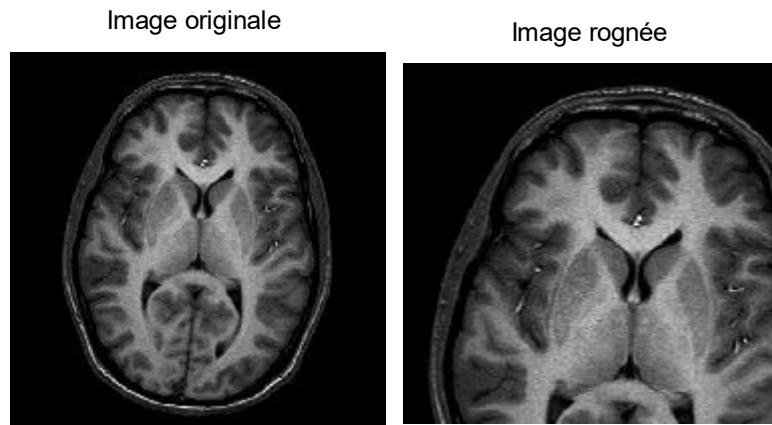


Figure II.8. Rognage de l'image.

II.2.2.3. Zoom de l'image :

Cela permet d'agrandir ou de rétrécir l'image, c'est une transformation géométrique linéaire qui déplace les coordonnées du pixel (i,j) en coordonnées (i',j') et ceci grâce à une matrice (2×2)

$$\begin{pmatrix} i' \\ j' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a & b \\ c & d \end{pmatrix} * \begin{pmatrix} i \\ j \end{pmatrix} \quad (II.10)$$



Figure II.9. Zoom d'une coupe sagittale d'un cerveau.

Chapitre II

Prétraitement des images médicales

II.2.2.4. Rotation de l'image :

Permet de faire une rotation de l'image avec un angle θ

$$\begin{pmatrix} i' \\ j' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos\theta & -\sin\theta \\ \sin\theta & \cos\theta \end{pmatrix} * \begin{pmatrix} i \\ j \end{pmatrix} \quad (II.11)$$

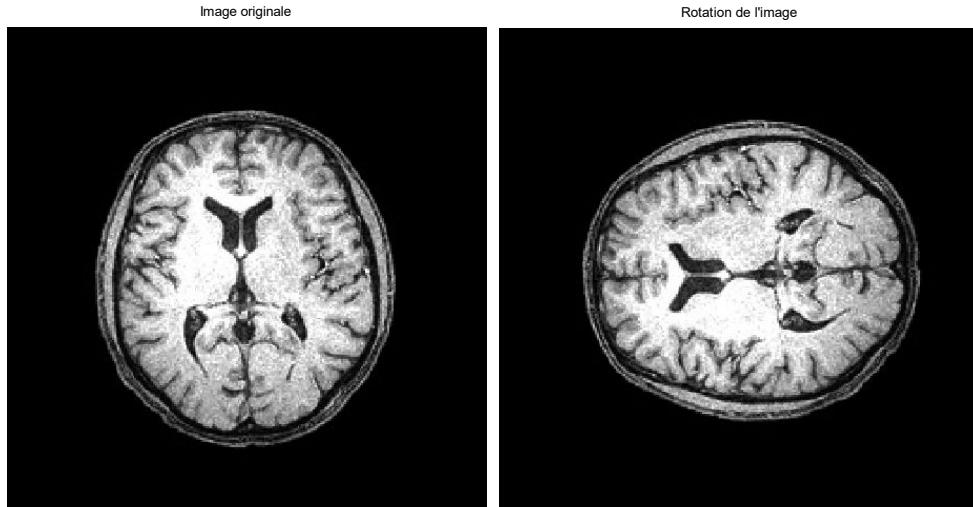


Figure II.10. Rotation d'une image de 90°.

II.2.3. Filtrage :

II.2.3.1. Définition du filtrage :

Il existe plusieurs types de bruits dans l'image (Sel & Poivre, Gaussien, Poisson, Speckle... etc.), cela détériore la qualité de l'image ainsi que les informations nécessaires dans cette dernière. Pour cela, il existe une procédure appelée le filtrage, qui est une opération de convolution entre l'image non traitée et un masque bien défini afin d'obtenir une image traitée. Et pour cela il faudrait :

- Centrer le masque sur le pixel courant.
- Calculer les produits entre la valeur de l'image non traitée et celle du masque superposé.
- Puis faire la somme des produits pour obtenir la valeur du pixel de l'image filtrée.

$$I_2(i, j) = \sum_{k=-(N-1)/2}^{(N-1)/2} \sum_{l=-(N-1)/2}^{(N-1)/2} I_1(i + k, j + l) * H(k, l) \quad (II.12)$$

Chapitre II

Prétraitement des images médicales

Avec :

I_1 : Image non traitée (bruitée).

I_2 : Image filtrée.

H : Masque de taille ($N \times N$).

II.2.3.2. Objectifs du filtrage :

- Atténuer, et si possible éliminer le bruit existant dans l'image.
- Séparer les composantes du signal.
- Sélectionner des points d'intérêts.
- ...etc.

II.2.3.3. Types du filtrage :

Il existe deux types de filtrages :

1. Filtrage linéaire :

Son principe est de remplacer le niveau de gris d'un pixel par une combinaison linéaire de niveaux de gris des pixels voisins. Cette combinaison est généralement représentée par un masque.

Il y a :

- Le filtre lisseur (passe bas) : qui supprime les contours hautes-fréquences.
- Le filtre détecteur de contours (passe haut) : qui accentue les composantes hautes fréquences.

1.1. Filtre moyenneur :

Basé sur une simple convolution qui calcule la moyenne de tous le voisinage d'un pixel.

Le masque est une matrice carrée représentée comme suit :

$$H(N, N) = \frac{1}{N * N} * A(N, N) \quad (II.13)$$

Avec :

H : Masque moyenneur.

A : matrice dont les coefficients sont égaux à 1.

Chapitre II

Prétraitement des images médicales

Exemple :

Filtre moyenneur (3 x 3)

1/9	1/9	1/9
1/9	1/9	1/9
1/9	1/9	1/9

Filtre moyenneur (5 x 5)

1/25	1/25	1/25	1/25	1/25
1/25	1/25	1/25	1/25	1/25
1/25	1/25	1/25	1/25	1/25
1/25	1/25	1/25	1/25	1/25
1/25	1/25	1/25	1/25	1/25

IRM D'un cerveau



Filtrage moyenneur (3x3)



Filtrage moyenneur (5x5)



Figure II.11. Filtrage moyenneur d'une IRM du cerveau.

1.2. Filtre Gaussien :

Est un filtre lisseur (passe-bas), basé sur la moyenne et l'écart type de l'image.

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2}} \quad (II.14)$$

Avec : σ : écart-type.

x, y : coordonnées du pixel.

Chapitre II

Prétraitement des images médicales

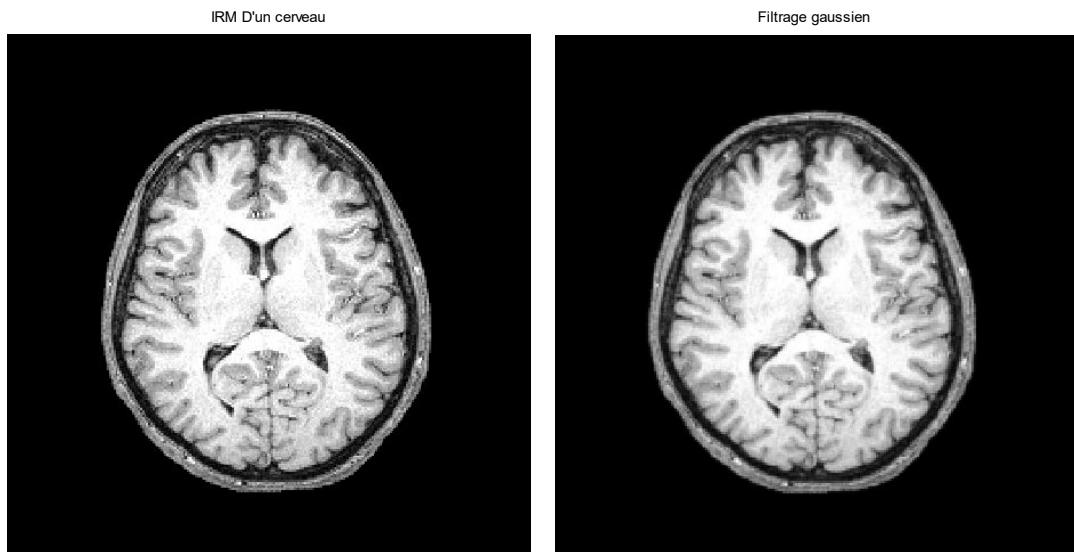


Figure II.12. Filtrage gaussien de taille (5x5) et d'écart-type 0.5 d'une IRM de cerveau.

1.3. Filtre passe haut :

Il existe plusieurs sortes de filtres passe haut, exemple :

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

1	-2	1
-2	5	-2
1	-2	1

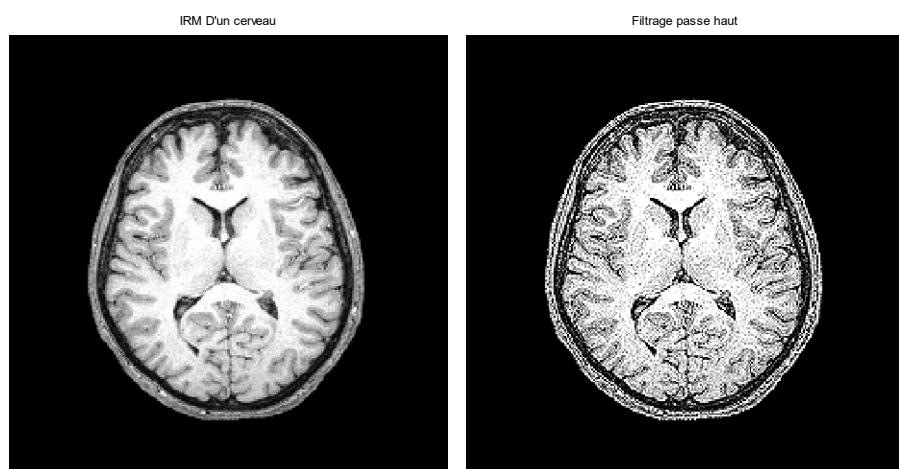


Figure II.13. Filtrage passe haut d'une IRM de cerveau.

Chapitre II

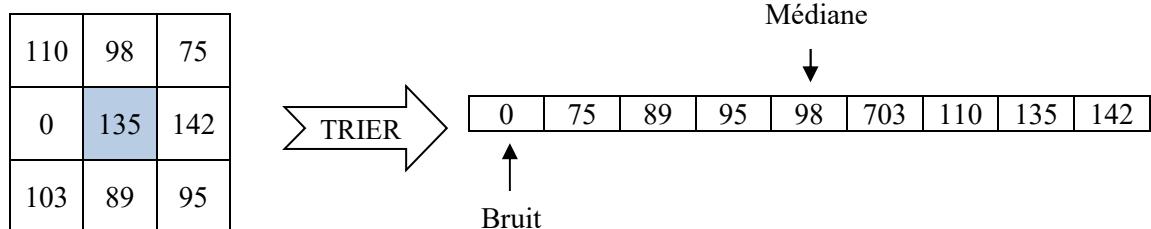
Prétraitement des images médicales

2. *Filtrage non linéaire* : Permet de préserver les contours. Il existe :

2.1. Filtre Médian :

Son principe est de remplacer la valeur médiane du pixel par la valeur médiane des niveaux de gris du voisinage.

Exemple :



La valeur **135** sera remplacée par la médiane **98**.

On aura alors :

110	98	75
0	98	142
103	89	95

II.3. Conclusion :

Le prétraitement traité dans ce chapitre a permis de mieux connaître les différents filtres indispensables à l'élimination des bruits, au traitement de l'image afin de la rendre plus nette et plus visible et pouvoir ainsi exploiter les informations discriminantes de cette image pour le recalage, objet du 3^{ème} chapitre.

Mais afin de pouvoir passer au recalage, il faudrait connaître les différents types de ce dernier ainsi que les étapes importantes qui le précèdent. Ce qui sera traité dans le chapitre suivant.

Chapitre III

Mise en correspondance et Recalage

Chapitre III

Mise en correspondance et Recalage

III.1. Introduction :

La mise en correspondance des images médicales est une opération centrale afin de traiter les anomalies, tumeurs ou autres... Elle est indispensable pour le recalage, la reconstruction 3D ou pour la détermination d'une structure à partir d'un mouvement.

Dans ce chapitre, nous traiterons les étapes essentielles de la mise en correspondance ; extraction des points et appariement, afin de pouvoir passer au recalage qui est un vaste domaine dans la recherche de similarité entre les images.

III.2. Etat de l'art :

La mise en correspondance et le recalage ne sont pas des tâches faciles à faire, c'est pour cette raison que la base de ce travail se portera sur les solutions d'autres personnes ayant traité ce sujet tels que :

- "*Détection et mise en correspondance de points d'intérêt pour la propagation de germes*" par Guillaume GALES, rapport de stage de Master 2, Toulouse, en 2007. Parmi les solutions proposées : L'algorithme de Lhuillier et al [13] et le détecteur de Harris [12]
- "*B-splines pour l'optimisation de forme*" par Mehmet Celikbas, en 2003, qui permet de comprendre les courbes B-splines.
- "*General-purpose medical image registration*" par Senthil Periaswamy, en 2003, qui explique en gros le recalage.
- "*Medical Image Registration*", livre sorti en 2001 sur toutes les méthodes du recalage connus dans l'imagerie médicale jusqu'en 2001.

III.3. Mise en correspondance :

La mise en correspondance permet d'extraire des points caractéristiques à partir de deux images, de les appairer afin de pouvoir trouver une transformation permettant d'arriver à une similitude.

III.3.1. Détecteur de points d'intérêt :

III.3.1.1. Définition des points d'intérêt :

Les points d'intérêt sont des points qui possèdent des caractéristiques permettant de les distinguer des autres points de l'image. Historiquement, on a cherché à extraire les coins des objets dans une image, mais la détection ne se faisait pas seulement dans les coins, mais également dans des zones texturées ou en présence de bruit.

Les points d'intérêt sont également utilisés dans différentes applications : la robotique, l'indexation, la reconnaissance d'objets, le suivi ou encore l'imagerie médicale.

Chapitre III

Mise en correspondance et Recalage

III.3.1.2. Types de détection :

D'après Schmid et al [14], on distingue trois catégories de détecteurs :

- Détecteurs de contours.
- Détecteurs exploitant les niveaux de gris.
- Détecteurs utilisant des modèles paramétriques.

1. Détecteur de contours :

Permet de trouver les points caractéristiques dans les contours retrouvés, parmi les méthodes utilisées, il existe la méthode SUSAN [16].

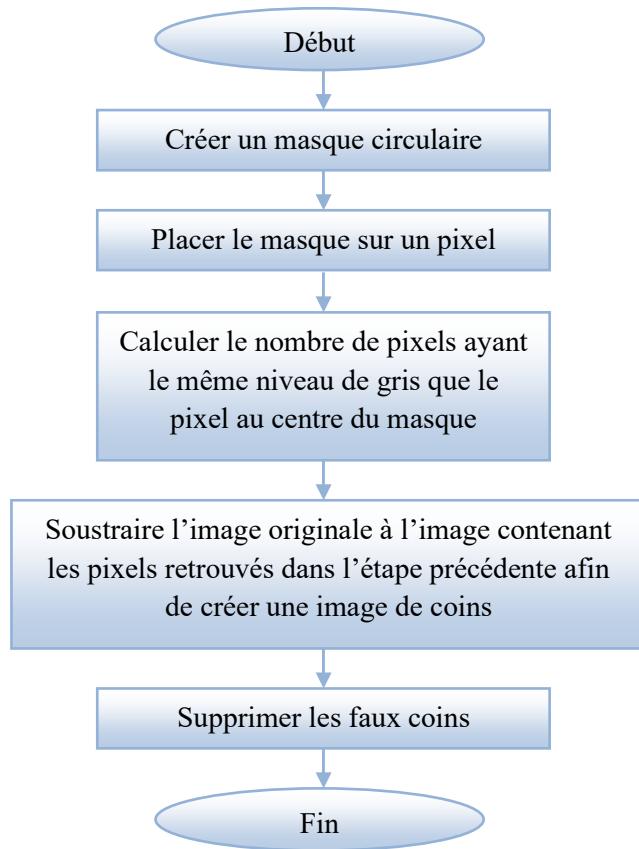


Figure III.1. Organigramme du détecteur de SUSAN.

2. Détecteur basé sur les niveaux de gris :

Basé sur la dérivée des niveaux de gris pour repérer les points où l'intensité varie fortement tels que les coins ou la bordure, il existe plusieurs méthodes mais nous n'allons nous intéresser qu'à la méthode Harris-Laplacien [14], car l'inconvénient de la méthode Harris [12] n'est pas utile lors des changements d'échelle.

Chapitre III

Mise en correspondance et Recalage

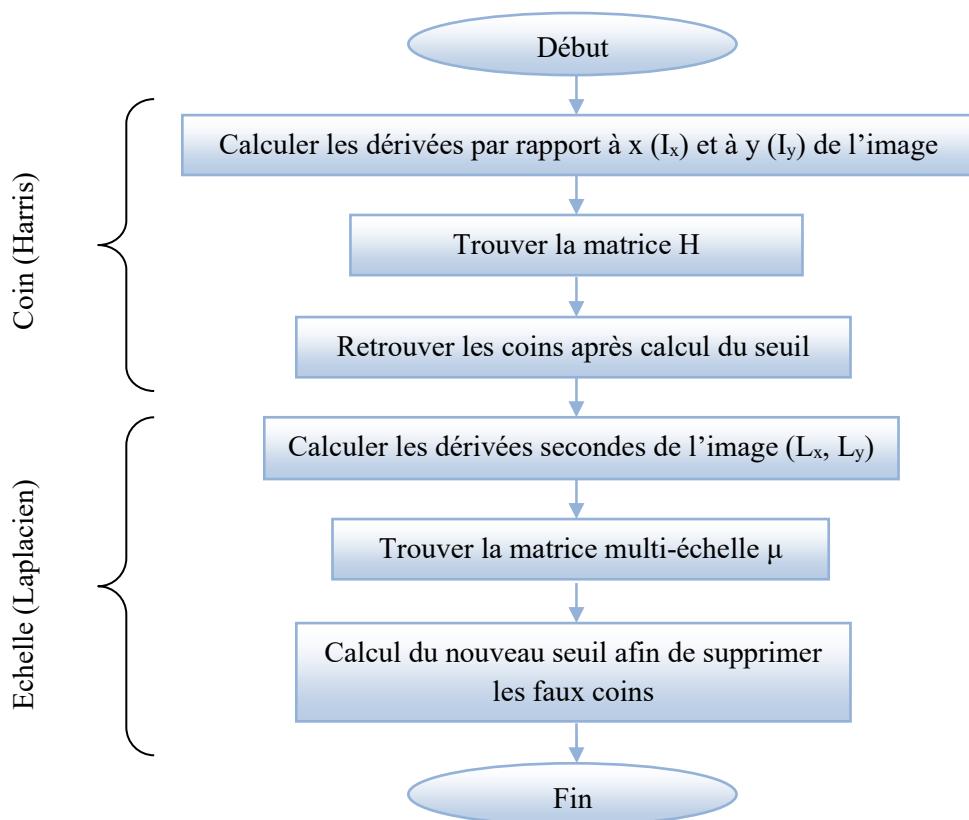


Figure III.2. Organigramme du détecteur de Harris-Laplacien.

Avec :

$$H = \begin{pmatrix} \nabla I_x^2 & \nabla I_x I_y \\ \nabla I_x I_y & \nabla I_y^2 \end{pmatrix} \quad (III.1)$$

$$\text{Seuil}_1 = \det(H) - k * \text{trace}^2(H) \quad (III.2) \text{ Avec : } k = 0.04 \text{ à } 0.06$$

$$\text{Seuil}_2 = \det(\mu) - k * \text{trace}^2(\mu) \quad (III.3) \text{ Avec : } k = 0.04 \text{ à } 0.15$$

3. DéTECTEUR basé sur les modèles paramétriques :

S'appuie sur la déformation d'un modèle paramétrique pour qu'il se rapproche des niveaux de gris au voisinage d'un coin.

Chapitre III

Mise en correspondance et Recalage

III.3.2. Mise en correspondance :

Il existe plusieurs méthodes dans la mise en correspondance :

III.3.2.1. Coefficient de corrélation :

Cette méthode est une mesure de similarité, elle est adaptée pour des transformations légères, tel que le recalage Rigide. Elle est simple et facile mais a ses inconvénients comme le fait qu'elle prend du temps ainsi qu'elle ne donne pas toujours un bon résultat.

$$CC = \frac{\sum_i \sum_j (I(i,j) - m_I)(J(i,j) - m_J)}{\sqrt{\sum_i \sum_j (I(i,j) - m_I)^2 \sum_i \sum_j (J(i,j) - m_J)^2}} \quad (III.4)$$

Avec : m_I : moyenne de l'image I.

m_J : moyenne de l'image J.

si $CC=1 \rightarrow$ image similaire.

III.3.2.2. Somme des différences carrées :

Cette méthode de mesure de similarité permet de calculer la différence au carré des deux images, son temps de calcul est plus rapide que la précédente.

$$SSD = \sum_i \sum_j (I(i,j) - J(i,j))^2 \quad (III.5)$$

III.3.2.3. Information mutuelle :

Cette méthode mesure la variabilité, elle est basée sur le calcul de l'entropie des deux images ainsi que sur l'entropie jointe de ces dernières et donc, l'information mutuelle se repose sur les probabilités :

$$MI(I,J) = h(I) + h(J) - h(I,J) \quad (III.6)$$

Ce qui donne :

$$MI(I,J) = \sum_{i,j} P_{I,J}(i,j) * \log \left(\frac{P_{I,J}(i,j)}{P_I(i)P_J(j)} \right) \quad (III.7)$$

Chapitre III

Mise en correspondance et Recalage

III.3.2.4. Algorithme de mise en correspondance :

```
Pour chaque pixel de l'image source  $P_s(i,j)$  faire
    Pour chaque pixel de l'image cible  $P_c(i,j)$  faire
        Calculer la similarité entre le pixel  $P_s(i,j)$  et les pixels  $P_c(i,j)$ 
    Fin Pour
    Associer au pixel  $P_s(i,j)$  le pixel  $P_c(i,j)$  ayant la meilleure similitude
Fin
```

Figure III.3. Algorithme de mise en correspondance.

III.3.3. B-splines :

La plupart des objets existants ont une courbe polynomiale. B-splines est l'une des méthodes permettant un contrôle local de la courbe à partir des points d'intérêt. Elle permet de résoudre les problèmes d'optimisation géométrique. Elle est caractérisée par :

- Ses fonctions de base définies de la façon suivante :
 - Soit un vecteur nodal : $U = [u_0, \dots u_m]$, avec u_i des nœuds croissants.
 - Et un degré d du polynôme.

$$N_i^0(u) = \begin{cases} 1 & \text{si } u \in [u_i, u_{i+1}] \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (\text{III.8})$$

$$N_i^d(u) = \frac{u - u_i}{u_{i+d} - u_i} N_i^{d-1}(u) + \frac{u_{i+d+1} - u}{u_{i+d+1} - u_{i+1}} N_{i+1}^{d-1}(u) \quad (\text{III.9})$$

- Ses courbes définies de la façon suivante :

$$P(u) = \sum_{i=0}^n N_i^d(u) P_i \quad (\text{III.10})$$

Où : P_i sont les points de contrôle.

- La courbe B-splines ne passe que par le premier et le dernier point de contrôle. Comme il est montré dans la figure ci-dessous :

Chapitre III

Mise en correspondance et Recalage

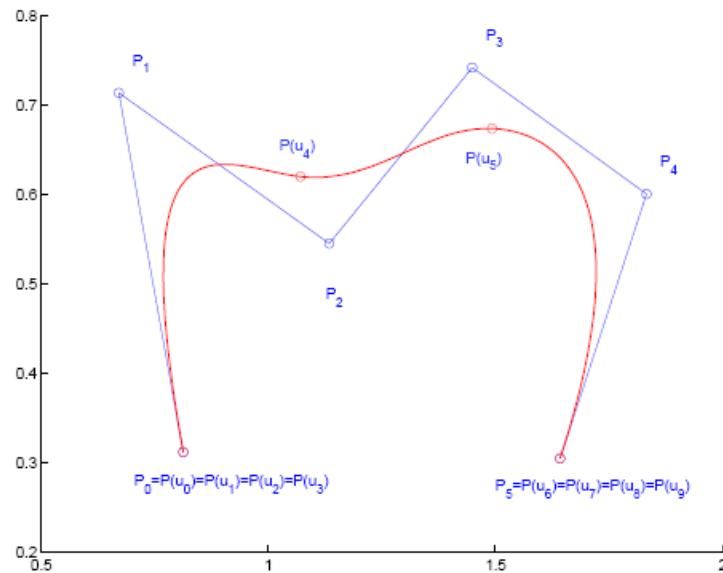


Figure III.4. Exemple d'une courbe B-spline de degré 3.

III.4. Recalage des images :

III.4.1. Définition du recalage :

Le recalage est un ensemble d'opérations consistant à comparer et combiner les informations de plusieurs images, grâce à des transformations géométriques afin de les situer dans un même repère.

Son principe, selon Brown, est comme suit : Soit deux images :

- I1 image fixe (source, de référence) et
- I2 image déformable (cible, à recaler).

Trouver la transformation à faire à I2 existante dans un ensemble de transformations possibles, afin que le critère de similarité entre I1 et I2 soit maximal :

$$\underset{t \in T}{\operatorname{argmax}} f(I_1, t(I_2)) \quad (\text{III.11}) \quad [\text{Brown 1992}]$$

Avec : t: transformation à faire.

T : ensemble des transformations.

f : critère de similarité.

Chapitre III

Mise en correspondance et Recalage

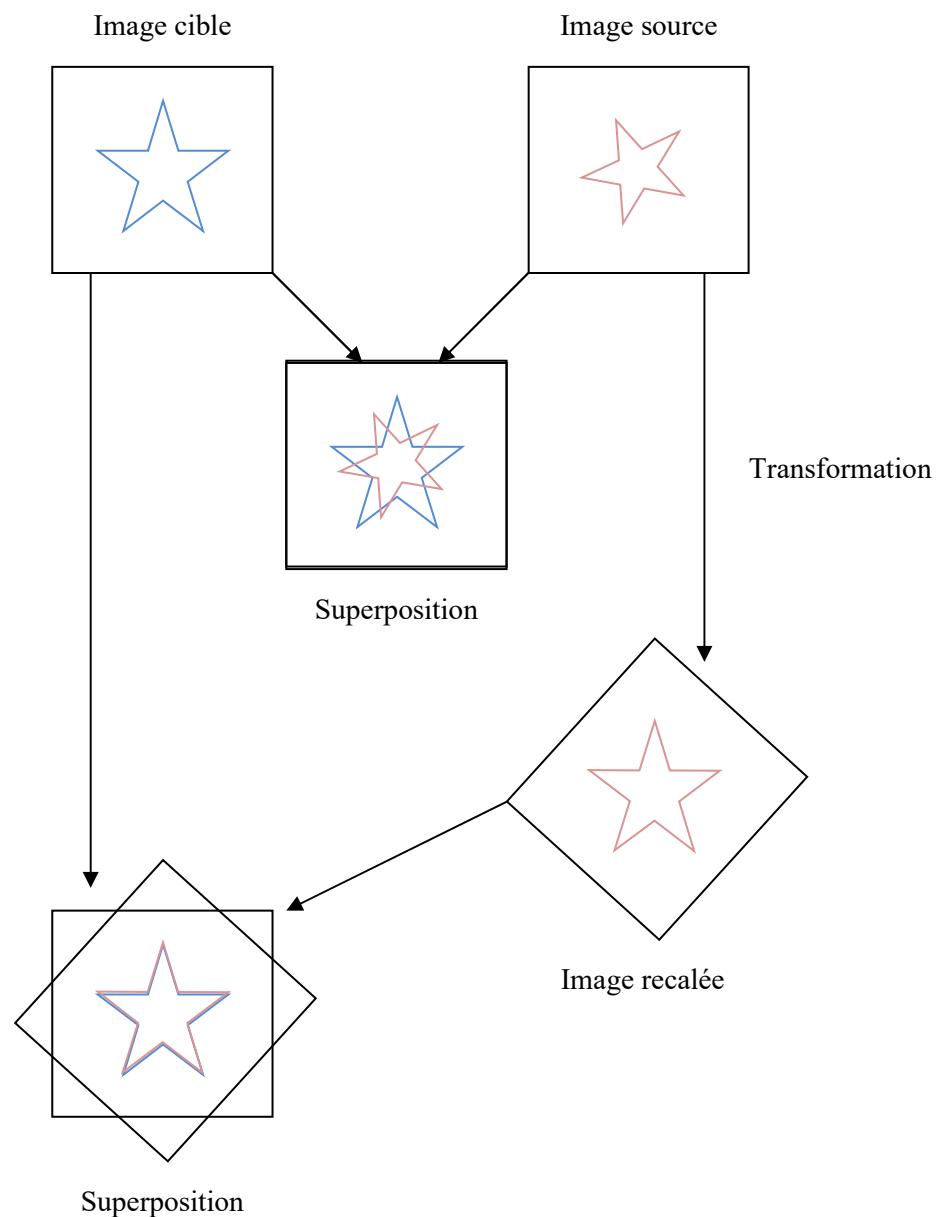


Figure III.5. Principe du recalage.

Chapitre III

Mise en correspondance et Recalage

Le recalage est le cœur du diagnostic médical, puisque tout repose sur lui, que ça soit pour la détection de la tumeur, le suivi d'une lésion, ou même une mise en correspondance. Cela peut être représenté comme suit :

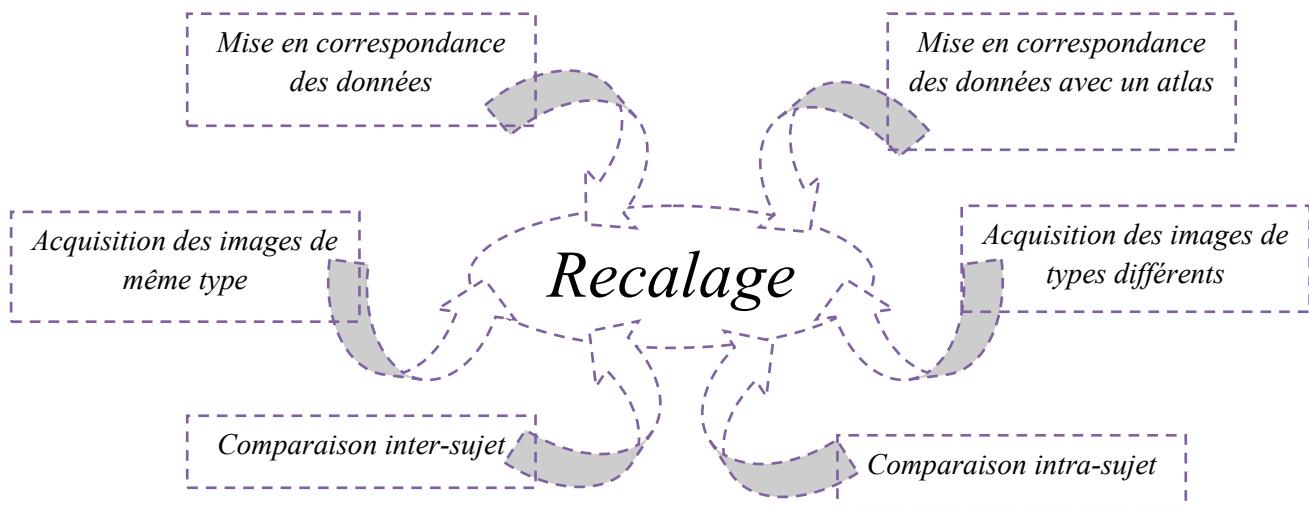


Figure III.6. Approche générale du recalage.

III.4.2. Domaines d'utilisation :

Il est surtout utilisé dans les domaines suivants :

- Chirurgie assistée par ordinateur.
- Suivi longitudinal de pathologies.
- Localisation anatomiques d'informations fonctionnelles.
- Segmentation/Interprétation à base d'atlas.

III.4.3. Types de recalage :

- *Recalage monomodal* :
Deux images de même modalité, à des instants différents, sont recalées.
- *Recalage multimodal* :
Deux images de modalité différente sont recalées.
- *Recalage inter-patient* :
Mise en correspondance des informations entre plusieurs patients.
- *Recalage intra-patient* :
Mise en correspondance des informations ou suivre l'évolution d'une lésion chez un seul patient.

Chapitre III

Mise en correspondance et Recalage

III.4.4. Méthodes de transformations :

Il existe plusieurs méthodes de transformations du recalage, elles peuvent être globales comme elles peuvent être locales :

III.4.4.1. Méthodes globales :

Ces méthodes s'appliquent sur l'ensemble de l'image, il existe pour les méthodes globales le recalage Rigide (Translation et Rotation) et l'affine (Rigide + Homothétie) :

- Translation : translater un pixel $P(i,j)$ en $P_T(i_T, j_T)$ est donnée par la relation suivante :

$$\begin{cases} i_T = i + X \\ j_T = j + Y \end{cases} \quad (III.12)$$

Avec X et Y étant les paramètres de translation par rapport à x et à y.

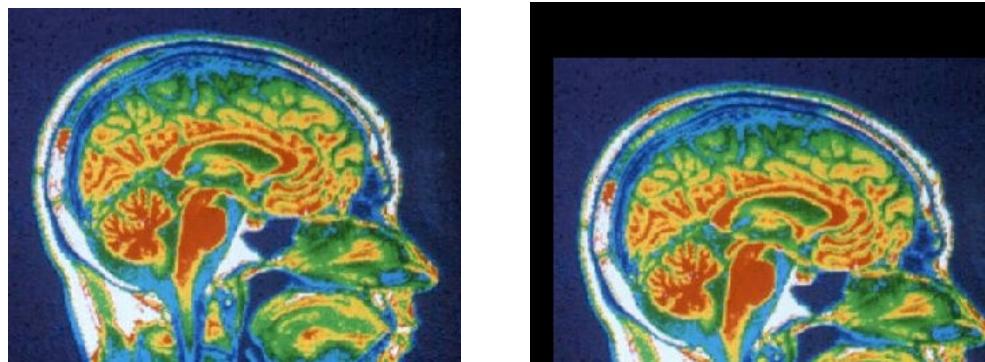


Figure III.7. Translation d'une image.

- Rotation : transformer un pixel $P(i,j)$ en $P_R(i_R, j_R)$ est donnée par la relation suivante :

$$\begin{cases} i_R = (i * \cos \alpha) - (j * \sin \alpha) \\ j_R = (i * \sin \alpha) + (j * \cos \alpha) \end{cases} \quad (III.13)$$

Avec α : angle de rotation.

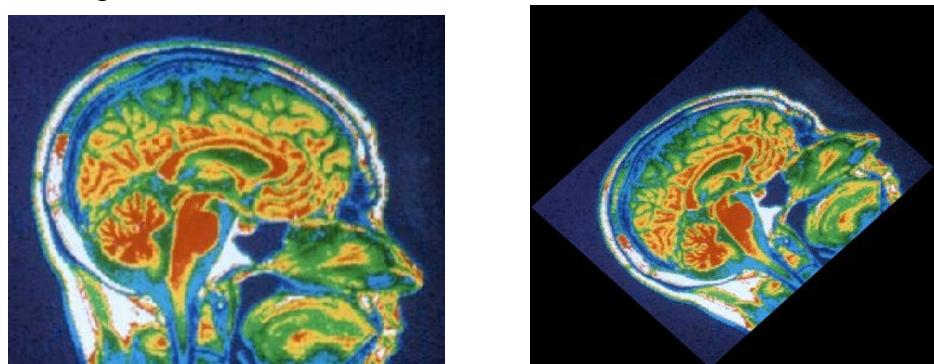


Figure III.8. Rotation d'une image.

Chapitre III

Mise en correspondance et Recalage

- Homothétie : le changement d'échelle d'une image est donné par la relation suivante :

$$\begin{cases} i_H = i * a \\ j_H = j * b \end{cases} \quad (III. 14)$$

Avec a et b étant les paramètres d'homothétie.

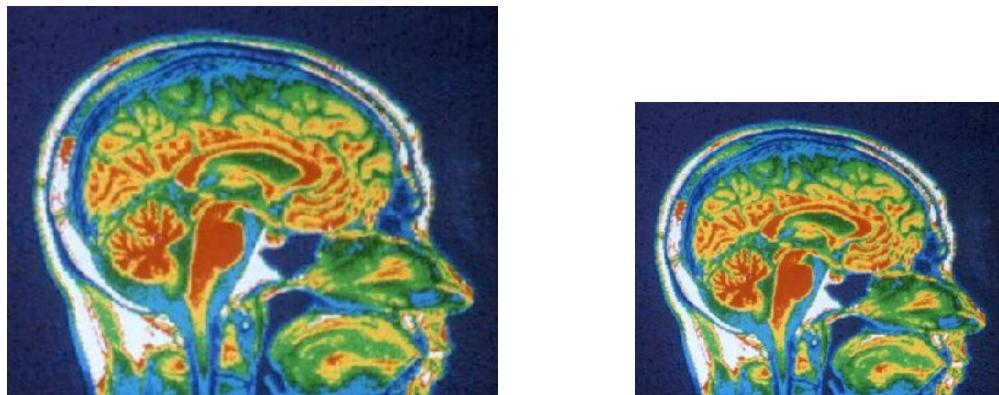


Figure III.9. Changement d'échelle d'une image.

III.4.4.2. Méthodes locales :

Ces méthodes s'appliquent sur une ou quelques parties seulement de l'image, chaque partie aura une transformation propre à elle.

Cela peut être un recalage Rigide et Affine (pour les transformations linéaires), comme cela peut être Non-Rigide, Elastique ... (pour les transformations non linéaires).

III.5. Interpolation :

III.5.1. Définition :

La détermination des valeurs des pixels peut être faite par plusieurs méthodes, parmi les méthodes les plus utilisées, il existe l'interpolation qui permet de déterminer la valeur d'un pixel en fonction de son voisinage.

III.5.2. Types d'interpolation :

III.5.2.1. Arrondi (plus proche voisin) :

L'interpolation par plus proche voisin prend la valeur du pixel voisin le plus proche.

III.5.2.2. Linéaire :

L'interpolation linéaire prend la valeur linéaire des deux voisins les plus proches.

III.5.2.3. Approximation du plus proche voisin (NNA) :

Cette interpolation calcule les valeurs des quatre points les plus proches.

Ainsi que d'autres méthodes.

Chapitre III

Mise en correspondance et Recalage

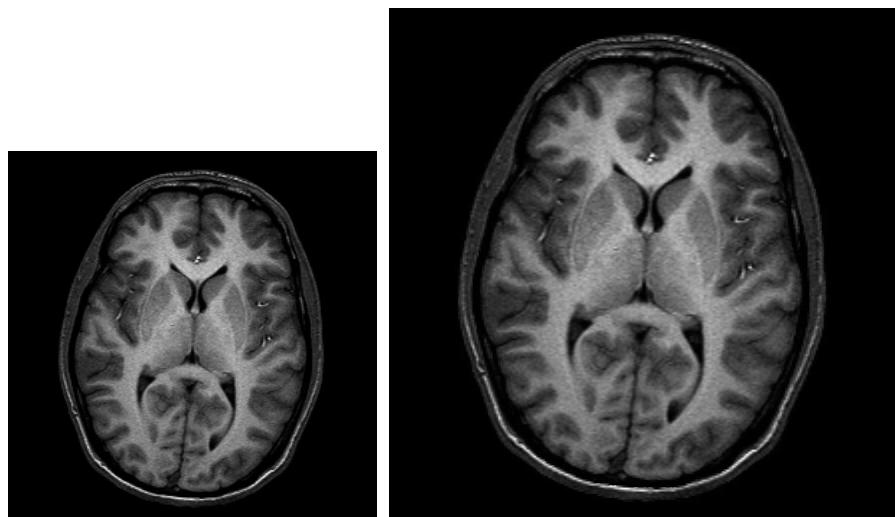


Figure III.10. Interpolation bilinéaire après un agrandissement d'une image.

III.6. Conclusion :

Le travail effectué dans ce chapitre a révélé que la mise en correspondance des images médicales peut être faite grâce, au premier abord, à la détection des points d'intérêt, que ça soit manuellement ou automatiquement afin de pouvoir les interpoler et passer au recalage.

Ce dernier, comporte plusieurs transformations, pouvant changer d'une image à une autre ou au sein même de l'image.

Si le besoin de sélectionner une zone bien précise dans l'image (telle qu'une tumeur ou un os) se fait sentir, il peut s'avérer nécessaire de passer par la segmentation, objet du chapitre suivant.

Chapitre IV

Segmentation des images médicales

Chapitre IV

Segmentation des images médicales

IV.1. Introduction :

La segmentation d'images est l'un des problèmes phares du traitement d'images.

L'image contient plusieurs informations pouvant être utiles comme non utiles, c'est pour cette raison qu'existe la segmentation, une étape importante dans le traitement d'images, utilisée dans plusieurs domaines tels que : la reconnaissance de formes, suivi d'objets ... ainsi que d'autres.

Dans ce chapitre, la segmentation sera basée surtout sur la détection des contours d'objets déformables (contours actifs).

IV.2. Définition de la segmentation :

L'image est constituée d'objets qui peuvent être repérés et reconnus grâce à la segmentation consistant à regrouper les pixels qui partagent la même propriété. Il existe 3 approches dans la segmentation :

IV.2.1. Approche contour :

IV.2.1.1. Définition:

Les régions sont délimitées par les contours des objets qu'elles représentent. Cette approche permet de ne sélectionner que ces contours.

IV.2.1.2. Types de détection :

Les contours correspondent aux lieux de l'image où le signal présente une forte discontinuité. Leur détection peut se faire en utilisant :

- La recherche des maxima locaux de la dérivée première (approche Gradient).
- La recherche des passages par zéro de la dérivée seconde (approche Laplacien).

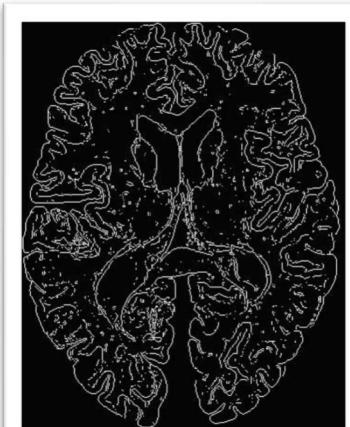


Figure IV.1. Détection de contours.

Chapitre IV

Segmentation des images médicales

1. Approche gradient :

La recherche du contour peut se faire en détectant les maxima locaux du signal. Dans le cas d'une image, le vecteur gradient a deux directions (ligne et colonne) définis par :

$$\nabla I(x, y) = \begin{bmatrix} G_x \\ G_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial I}{\partial x} \\ \frac{\partial I}{\partial y} \end{bmatrix} \quad (IV.1)$$

Avec : $\begin{cases} \text{Module : } \|\nabla I\| = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \text{ (Euclidienne)} \\ \text{Direction : } \text{artg}(\nabla I) = \theta = \arctg(G_y/G_x) \end{cases} \quad (IV.2)$

- Le pré-filtrage est nécessaire avant le calcul de la dérivée, car elle est très sensible au bruit.
- Le calcul du gradient se fait pour chaque pixel et dans les deux directions x et y .
- La direction du gradient est perpendiculaire au contour et va de la partie claire vers la partie foncée.

Les masques G_x et G_y peuvent être :

- Direct : très sensible au bruit.

$$G_x = (-1 \quad 1) \text{ et } G_y = \begin{pmatrix} -1 \\ 1 \end{pmatrix} \quad (IV.3)$$

- Roberts : permet de faire une rotation mais reste sensible au bruit [Roberts 63].

$$G_x = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{pmatrix} \text{ et } G_y = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 0 \end{pmatrix} \quad (IV.4)$$

- Prewitt : une amélioration, permettant de faire un filtrage en même temps que la dérivée [Prewitt 70].

$$G_x = \begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix} \text{ et } G_y = \begin{pmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix} \quad (IV.5)$$

- Il existe aussi d'autres méthodes, telles que : *Kirch, Sobel, Canny ... etc.*

Chapitre IV

Segmentation des images médicales

L'obtention des contours se fera alors en calculant le gradient grâce à la norme Euclidienne (vue avant). Mais cela prendra du temps en programmation, pour les contraintes temps réel, il existe deux autres méthodes de calcul des valeurs absolues :

$$\|\nabla I\| \approx |G_x| + |G_y| \text{ ou } \|\nabla I\| \approx \max(|G_x|, |G_y|) \quad (IV.6)$$

L'extraction des maximums locaux du gradient se fera alors après calcul de la direction, qui permettra de sélectionner 2 pixels du voisinage du pixel courant, si le pixel est le maximum local alors il conservera sa norme, sinon il sera mis à 1.

Ce qui permettra de faciliter la détection grâce au seuillage par hystérosis, en sélectionnant deux seuils (haut et bas), le pixel pourra être, oui ou non, considéré comme un contour.

2. Approche Laplacien :

La recherche des contours dans l'image se fait, dans ce cas, en cherchant le passage à zéro de la dérivée seconde.

- Il peut être estimé par une convolution avec l'un des masques suivants :

0	1	0
1	-4	1
0	1	0

1	1	1
1	-8	1
1	1	1

La reconnaissance des contours se fera par le passage à zéro, si le pixel courant a un signe différent du pixel précédent, c'est que celui-ci est un contour.

Afin d'éviter les faux contours, tel que le bruit, il faudrait définir un seuil.

- Laplacian Of Gaussian (LOG) :

Est une technique plus robuste, elle permet de réaliser une convolution avec un filtre gaussien :

$$g(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (IV.7)$$

Le laplacien est obtenu comme suit :

$$I * \Delta g \quad (IV.8)$$

Chapitre IV

Segmentation des images médicales

- Difference of Gaussian (DOG) :

Est une autre technique permettant d'éviter le bruit, elle consiste à soustraire deux images obtenues par filtrage gaussien à écart-types différents :

$$DOG(x, y, \sigma_1, \sigma_2) = g(x, y, \sigma_1) - g(x, y, \sigma_2) \text{ avec } \frac{\sigma_1}{\sigma_2} = 1.6 \quad (IV.9)$$

IV.2.2. Approche région :

IV.2.2.1. Définition:

La segmentation en régions consiste à partitionner l'image en sous ensembles appelés régions, le critère doit être tel que les pixels soient connexes et ayant des propriétés communes « critère d'homogénéité ».

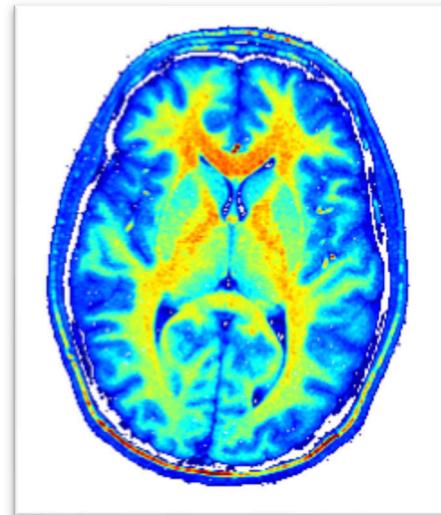


Figure IV.2. Segmentation région.

IV.2.2.2. Types de détection :

Il existe plusieurs méthodes pour la segmentation en régions, parmi celles qui sont les plus utilisées :

1. Basée sur l'histogramme :

Simple et rapide, elle est surtout utilisée lorsque les images présentent des classes évidentes. Elle consiste à isoler les modes (Pics) de l'histogramme de l'image grâce au seuillage et de les associer à des classes.

2. Croissance de régions :

Cette méthode regroupe l'ensemble de pixels ayant le critère d'homogénéité. Elle consiste à faire un amorçage d'un pixel, et le laisser s'étendre jusqu'à ce qu'il n'y ait plus de pixel candidat.

IV.2.3. Approche hybride :

Cette approche fait la combinaison des deux approches précédentes pour des domaines bien déterminés et pour un meilleur résultat.

Chapitre IV

Segmentation des images médicales

IV.3. Morphologie mathématique binaire :

La morphologie mathématique binaire est un des traitements intermédiaires permettant d'enlever les fausses alarmes et lacunes qui proviennent du bruit.

IV.3.1. Principe :

Le principe de la morphologie mathématique, est de créer un élément structurant ayant une forme et une dimension bien définies, l'ensemble de ses cellules contiennent des « 1 » permettant ainsi le calcul logique avec l'image.

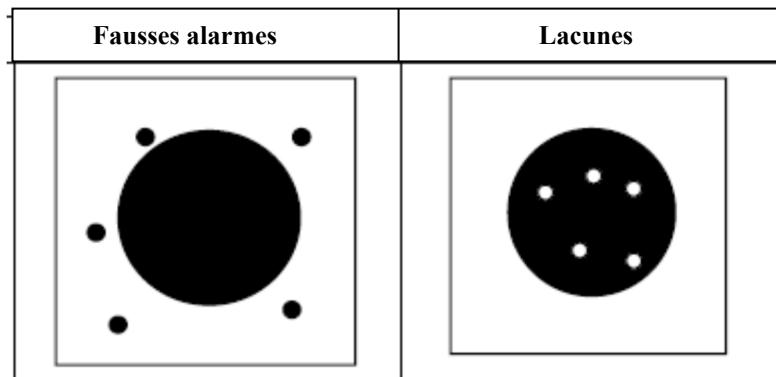


Figure IV.3. Structures indésirables.

IV.3.2. Dilatation :

Permet de fermer les lacunes, son principe est de faire un balayage de tous les pixels de l'image avec l'élément structurant, le calcul se fera avec l'opérateur morphologique « OR ». Son inconvénient est l'agrandissement de la taille des objets dans l'image.

IV.3.3. Erosion :

Permet de supprimer les fausses alarmes, son principe est de faire un balayage de tous les pixels de l'image avec l'élément structurant, le calcul se fera avec l'opérateur morphologique « AND ». Son inconvénient est la diminution de la taille des objets dans l'image.

IV.3.4. Fermeture :

Permet de remédier contre l'agrandissement des objets lors de la fermeture des lacunes en utilisant une dilatation suivie d'une érosion.

IV.3.5. Ouverture :

Permet de remédier contre la diminution des objets lors de la suppression des fausses alarmes en utilisant une érosion suivie d'une dilatation

Chapitre IV

Segmentation des images médicales

IV.3.6. Squelettisation :

C'est une succession d'érosion afin de pouvoir atteindre une épaisseur de 1 pixel pour le contour.

IV.4. Etat de l'art :

La segmentation des objets déformables n'est pas une tâche facile, comme par exemple, les méthodes classiques de segmentation dans ces cas là, échouent. C'est pour cette raison qu'il existe d'autres types, tels que les modèles déformables, apparus dans les années 80 dans les travaux de Terzopoulos.

Parmi les solutions proposées dans les modèles déformables :

- "*T-Snakes: Topology adaptive snakes*" par T. McInerney et D. Terzopoulos, dans l'analyse des images médicales, en Juin 2000. Où ils présentent la méthode des Snakes basée sur la segmentation des contours déformables.
- "*Deformable Models: Classic, Topology-Adaptive and Generalized Formulations*" par D. Terzopoulos, S. Osher et N. Paragios, dans les méthodes géométriques en imagerie, en 2003. Où ils présentent une nouvelle méthode appelée Level-Set, meilleure que la première.
- "*Level Set Methods and Fast Marching Methods*", par J.A. Sethian, à l'université de Cambridge, en 1999.
- "*Mise en correspondance des images 3D IRM pour la radiothérapie des tumeurs.*" par Soumia DJELLAILA, Oran, en 2013. Qui explique le fonctionnement du Level-Set ainsi que le Fast-Marching.

IV.5. Contours actifs :

Les contours actifs servent à segmenter et sélectionner un objet déformable dans une image, il est utilisé pour la reconnaissance de formes, le suivi de scènes, le diagnostic médical, ... etc.

Chapitre IV

Segmentation des images médicales

IV.5.1. Principe :

Les contours actifs sont représentés par une courbe initialisée à proximité du contour recherché, et dont son évolution suit un processus bien défini afin de converger vers le contour voulu. La courbe se déforme jusqu'à atteindre le contour de l'objet, et ceci sous l'influence des forces internes (lisse, longueur ...) définies sur les propriétés de la courbe et externes (contraste de l'image, intensité ...) définies à partir de l'image.

Il existe deux types de contours actifs :

- Paramétriques : Leur principe est de se déformer itérativement pour atteindre les frontières de l'objet. Ex : Snake.
- Géométriques : Leur principe est le même que le paramétrique, mais a pour avantage la possibilité de se séparer pour détecter plusieurs objets en même temps. Ex : Level-Set [15].

IV.5.2. Formulation du problème :

Soit une image I tel que : $I = \operatorname{argmin} E$ (IV.10) avec E : L'énergie calculée sur I .

Soit F la dérivée première de E , si E doit être minimisée, alors : $F(I) = 0$

Donc on doit chercher la solution de l'équation avec $I(0)$ comme condition initiale.

La solution sera obtenue par la descente sur le gradient, jusqu'à $F(I)=0$

L'évolution de la courbe se fait grâce au flux à vitesse constante N , ce flux ne change pas de direction mais il produit certaines anomalies.

IV.5.3. Choix du contour actif :

Il existe plusieurs méthodes pour le contour actif parmi les plus utilisées il existe le *Level-Set*.

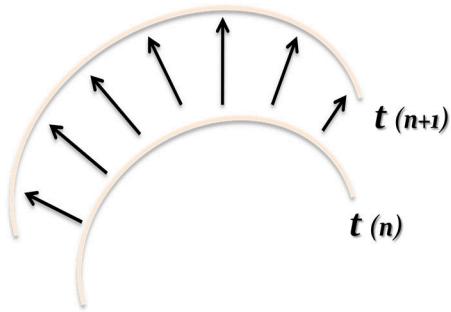
Le Level-Set est un ensemble de points de même valeur, il fait évoluer la courbe en mettant à jour la fonction antérieure. Pour la recherche d'un contour, sa fonction est définie dans le repère $R3$.

Le principe du Level-Set est comme suit :

Soit la fonction Level-Set (cercle, carré ...) dont les propriétés sont les suivantes :

Chapitre IV

Segmentation des images médicales



- $\emptyset(x,y,t) > 0 \rightarrow$ à l'extérieur de la courbe.
- $\emptyset(x,y,t) < 0 \rightarrow$ à l'intérieur de la courbe.
- $\emptyset(x,y,t) = 0 \rightarrow$ sur la courbe.

Figure IV.4. Evolution de la courbe.

La déformation de la courbe est donnée par l'équation suivante :

$$\frac{\partial C}{\partial t} = \alpha K \cdot \vec{N} \quad (IV.11)$$

Avec : C : La courbe. K : la courbure donnée par : $div = \frac{\nabla \emptyset}{\|\nabla \emptyset\|}$ (IV.12)

α : constante positive. N : la normale est donnée par $\nabla \emptyset$.

L'équation de la modélisation de l'évolution de la courbe est définie comme suit :

$$\frac{\partial \emptyset}{\partial t} + v * \nabla \emptyset = 0 \quad (IV.13) \text{ avec } v = \text{vitesse de propagation}$$

Cette équation est de type hyperbolique, et développe des solutions discontinues.

D'après *Malladi et al* en 1995 :

$$\frac{\partial \emptyset}{\partial t} = c * (k + V_0) \|\nabla \emptyset\| \quad (IV.14)$$

Où : V_0 permet de raccourcir la courbe (s'il est positif) ou bien l'étendre (s'il est négatif)

Et $c = \frac{1}{1 + |\nabla(G * I)|}$ (IV.15) permet de diminuer l'étendue de la déformation, avec G : filtrage gaussien pour le lissage de l'image.

Chapitre IV

Segmentation des images médicales

IV.5.3.1. Visualisation de la fonction $\Phi(x,y,t)$:

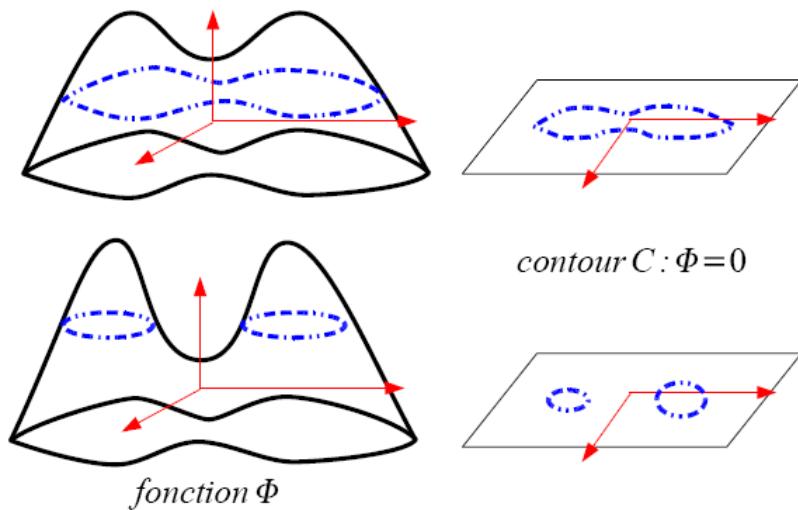


Figure IV.5. Visualisation du Level-Set.

IV.5.3.2. Les avantages du Level-Set : sont comme suit :

- La courbe évolue en fonction des mesures géométrique.
- Elle est représentée comme un ensemble de sous niveaux.
- Les changements topologiques sont gérés automatiquement.
- La vitesse de déformation est en fonction des données de l'image et du type de la déformation.
- L'évolution de la courbe s'arrête sur les contours de l'objet.

IV.6. Conclusion :

Vu que les objets traités sont déformables, donc difficiles de les sélectionner, et que parmi les différents types de segmentation qui existent, la seule qui peut révéler des résultats adéquats est la méthode de Level-Set, qui fait partie des contours actifs.

Chapitre V

Méthodologie et Résultats

Chapitre V

Méthodologie et Résultats

V.1. Introduction :

Après avoir vu quelques fondement théoriques des méthodes nécessaires pour la mise en correspondance des images médicales dans les chapitres précédents, celui qui suivra va traiter la méthodologie employée afin de réaliser l'interface désirée.

V.2. Méthodologie :

Cette partie traitera sur les méthodes qui seront utilisées dans ce projet afin de pouvoir réaliser l'interface voulue :

V.2.1. Organigramme général :

Cet organigramme présentera les étapes fondamentales utilisées dans le projet :

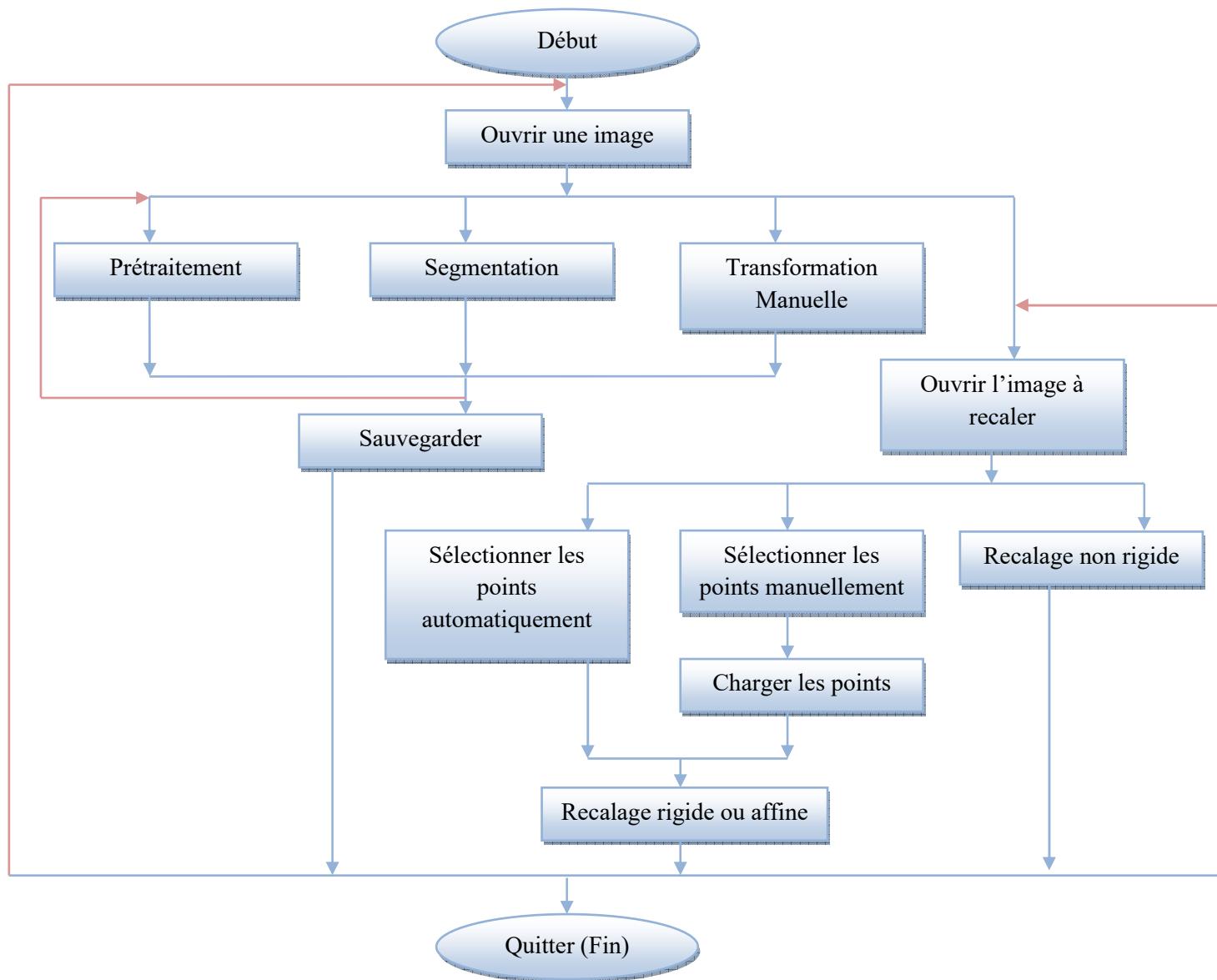


Figure V.1. Organigramme général.

Chapitre V

Méthodologie et Résultats

Comme il est indiqué dans cet organigramme, l'interface donne libre choix à l'utilisateur pour le traitement des images, il peut comme il est montré ci-dessus, faire un prétraitement, puis passer à la segmentation, comme il peut faire un recalage puis une transformation manuelle ... etc.

Cette interface comportera les méthodes les plus importantes dans la mise en correspondance.

Pour ce projet, les images ayant été utilisées sont :

- Les IRM (pour la mono-modalité) car elles fournissent des informations importantes tout en étant de haute résolution.
- Le CBCT et CT (pour la multi-modalité) car la combinaison des deux images permet de donner des informations complémentaires. Sans oublier leur précision grâce à leur bonne résolution.

V.2.2. Prétraitement :

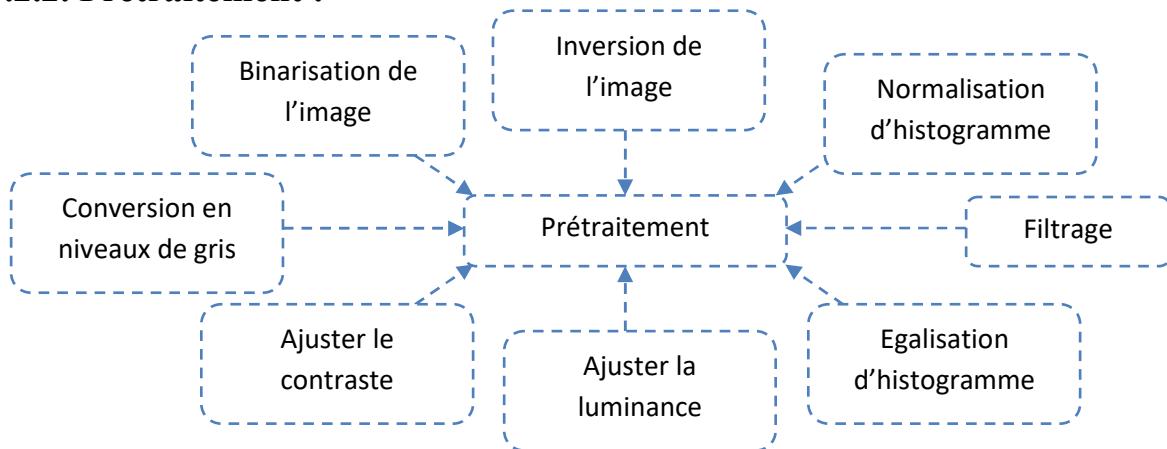


Figure V.2. Etapes du prétraitement.

Dans ce projet, le traitement d'image débutera par un prétraitement si nécessaire, et puisque chaque image est différente d'une autre, il faudrait donc passer par au moins une des étapes de prétraitement citées ci-dessus.

Il y a pour cela :

- La binarisation de l'image, pour la rendre binaire (que des 0 et 1), comme cité dans le chapitre II, et ceci soit avec un seul seuil, soit avec deux seuils. Un seuil automatique (par rapport à l'histogramme) fut ajouté pour simplifier la tâche.
- L'inversion de l'image, qu'elle soit en niveau de gris, en binaire ou même en couleur.
- Conversion en niveaux de gris, si c'est nécessaire.
- Ajuster le contraste ou la luminance, si l'image n'est pas nette ou trop sombre.

Chapitre V

Méthodologie et Résultats

- Egalisation ou normalisation d'histogramme, pour rendre plus nette l'image.
- Et filtrage, si l'image est bruitée.

Sachant qu'il existe plusieurs types de bruits dans une image, il est donc préférable d'utiliser plusieurs filtrages dans l'interface afin de donner plus de choix à l'utilisateur. Pour ce projet, les filtrages utilisés sont : le Médian, le Moyenneur et le Gaussien.

V.2.3. Segmentation :

Les méthodes utilisées pour la segmentation dans ce projet sont :

- les contours actifs ou plus exactement le Level-Set, qui permet de sélectionner l'objet désiré, comme par exemple la tumeur, le cerveau ... etc. En faisant évoluer une courbe dans l'image jusqu'à ce qu'elle atteigne le contour désiré.
- Segmentation par niveaux de contours, qui assemblera les pixels ayant le même critère d'homogénéité.

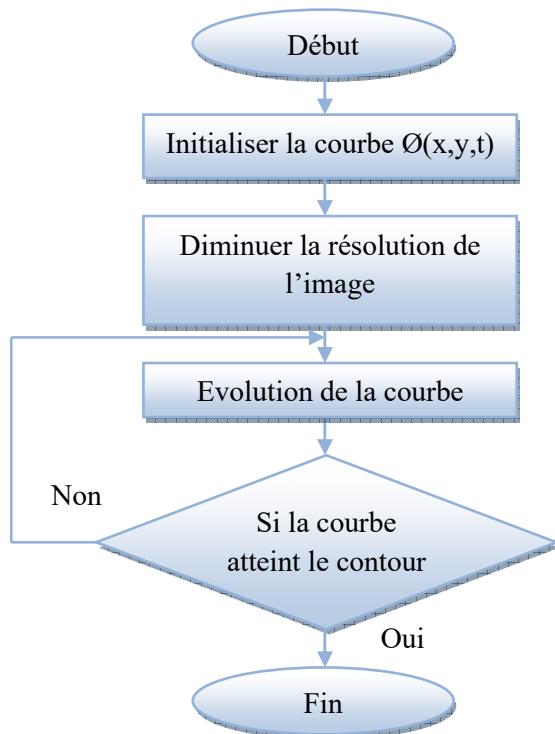


Figure V.3. Organigramme du Level-Set.

Les inconvénients majeurs du Level-Set sont :

- Il faut d'abord avoir une bonne connaissance sur les propriétés de la courbe.
- Il y a des risques que la courbe dépasse le contour désiré si l'image est trop contrastée.
- L'évolution tarde si l'image est de haute résolution.

Chapitre V

Méthodologie et Résultats

Pour y remédier, l'interface permet :

- De comprendre et de connaître les propriétés de la courbe dans l'onglet « Aide ».
- De rendre l'image un peu plus nette grâce au prétraitement.
- Et de diminuer la qualité de l'image afin que le calcul de l'évolution soit rapide.

V.2.4. Mise en correspondance et Recalage :

Cette partie permet de faire la mise en correspondance et le recalage entre les deux images, que ça soit manuellement ou automatiquement.

L'extraction des caractéristiques se fera dans les deux cas :

- Manuellement : l'utilisateur choisira les points lui-même depuis les deux images et les appariera entre eux.
- Automatiquement : grâce au détecteur Harris-Laplacien qui permet de retrouver les points d'intérêt même lors d'un changement d'échelle.

Recalage :

- Rigide : manuellement ou automatiquement, en utilisant la rotation et la translation (transformations linéaires) après avoir choisi les points d'intérêt.

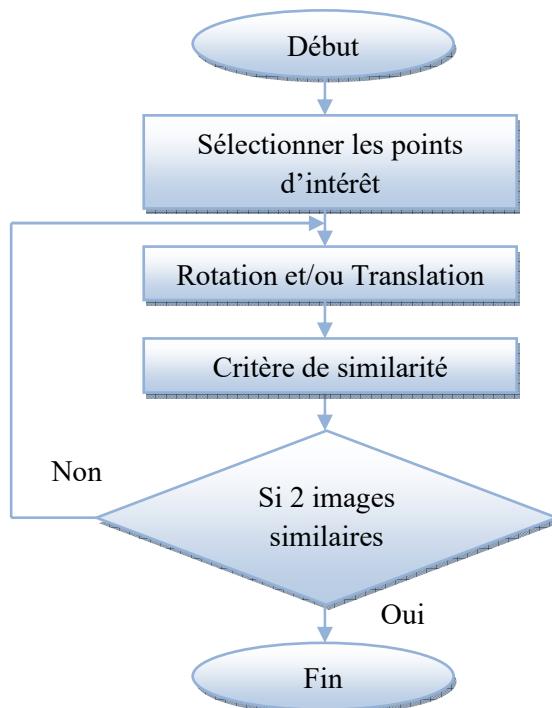


Figure V.4. Organigramme du Recalage Rigide.

Chapitre V

Méthodologie et Résultats

- Affine : manuellement ou automatiquement, en utilisant la rotation, la translation et l'homothétie (transformations linéaires) après avoir choisi les points d'intérêt.

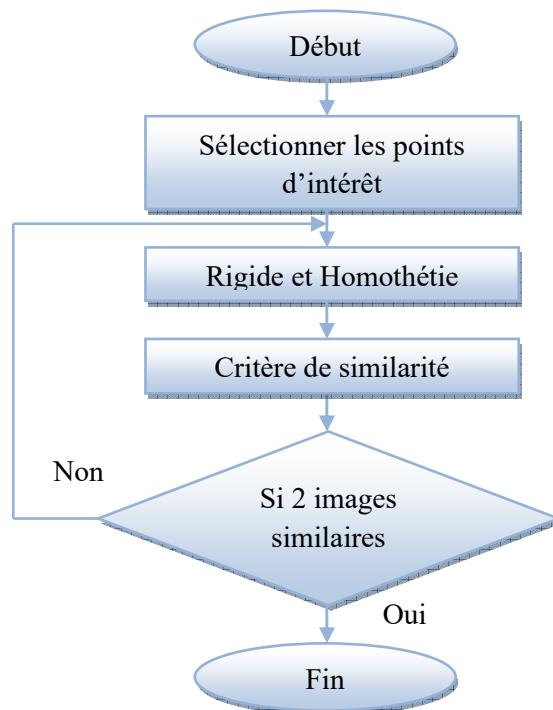


Figure V.5. Organigramme du Recalage Affine.

Chapitre V

Méthodologie et Résultats

- Non-Rigide : le recalage Non-Rigide (pour des transformations non linéaires) utilisé dans ce projet est automatique basé sur la méthode de B-splines après avoir sélectionné la mesure de similarité entre les deux images. Pour ce cas, les mesures de similarités optées sont : la Coefficient de corrélation, la Somme des différences quadratiques, et l'Information mutuelle.

Cette partie du recalage est basée sur le travail d'*Andriy Myronenko [11]*.

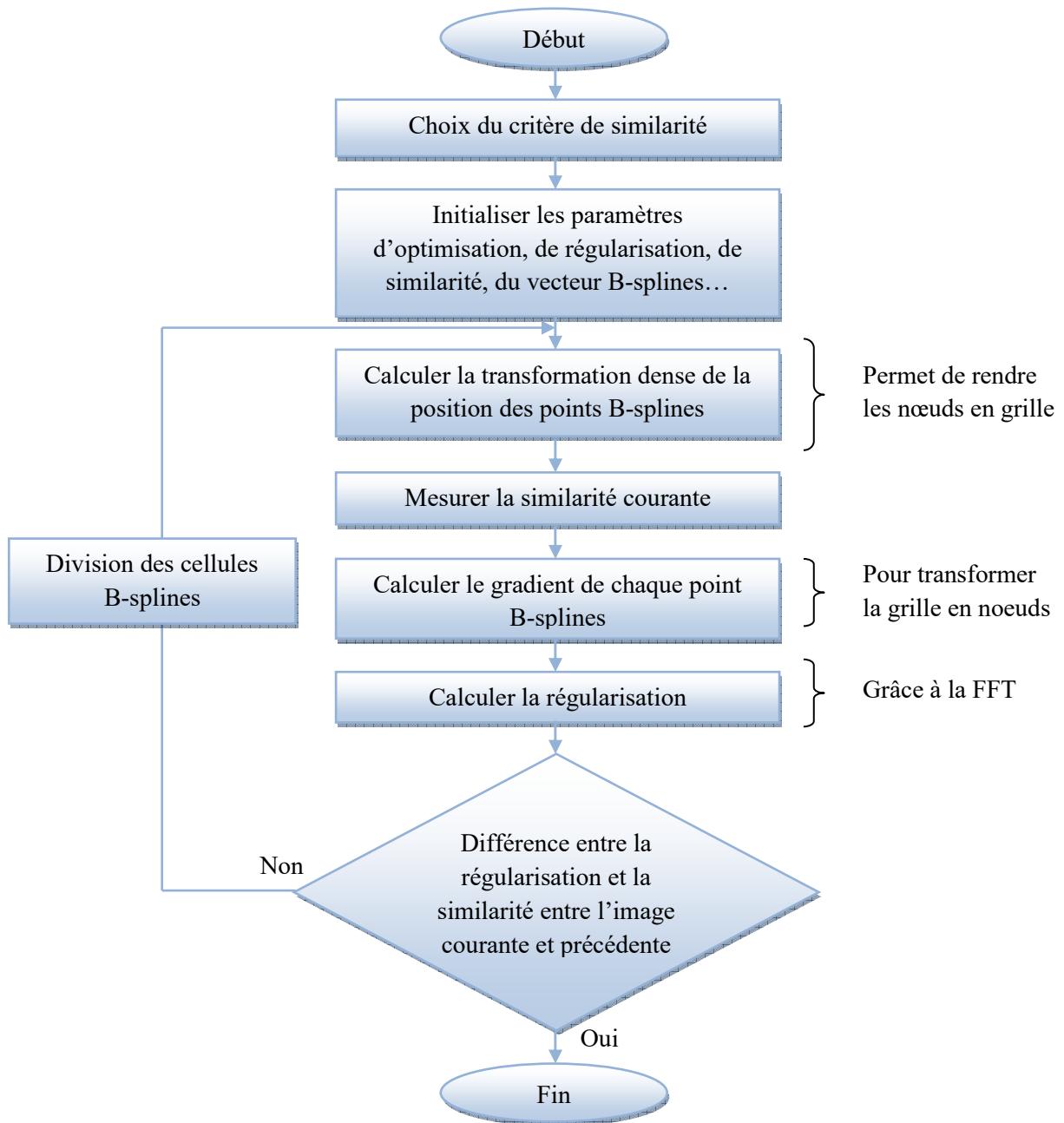


Figure V.6. Organigramme du Recalage Non-Rigide.

Chapitre V

Méthodologie et Résultats

Il y a une initialisation du nombre maximal de cellules subdivisées qui permet l'arrêt du programme dans le cas où les images ne seront jamais similaires.

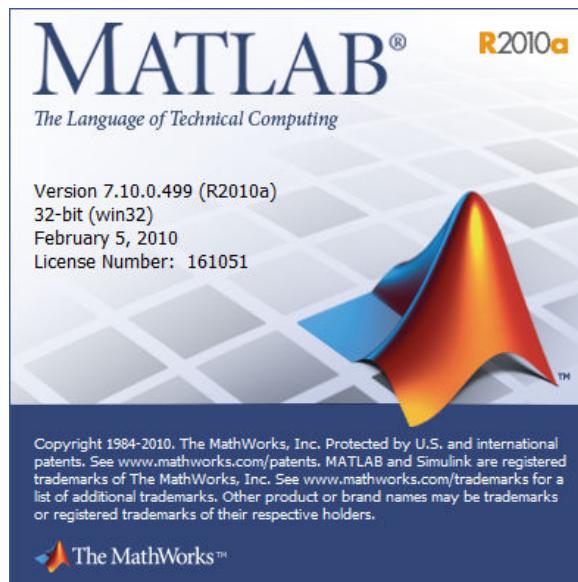
V.3. Résultats :

V.3.1. Matériels utilisés :

Ce travail fut effectué sur un ordinateur dont les performances sont :

- *CPU* : Intel Core i3 – 2350M.
- *Carte graphique* : NVIDIA GeForce GT 540M 2GB DDR3.
- *Disque dur* : 320 Go.
- *RAM* : 4 Go.
- *Fréquence* : 2.30 Ghz.
- *Système d'exploitation* : Windows 7 (64 bits).

Sur *Matlab 2010*, version 7.10.0.499



V.3.2. Présentation des résultats :

Dans cette partie, l'application se fera pas à pas afin de voir les résultats et de les comparer les uns aux autres.

Les images médicales disposées pour ce travail sont les IRM pour le recalage monomodal (car cette dernière est de haute résolution et donne toutes les informations nécessaires pour le diagnostic), et les CBCT et CT dans le recalage multimodal (qui sont complémentaires afin d'avoir un bon diagnostic).

Chapitre V

Méthodologie et Résultats

V.3.2.1. L'interface :

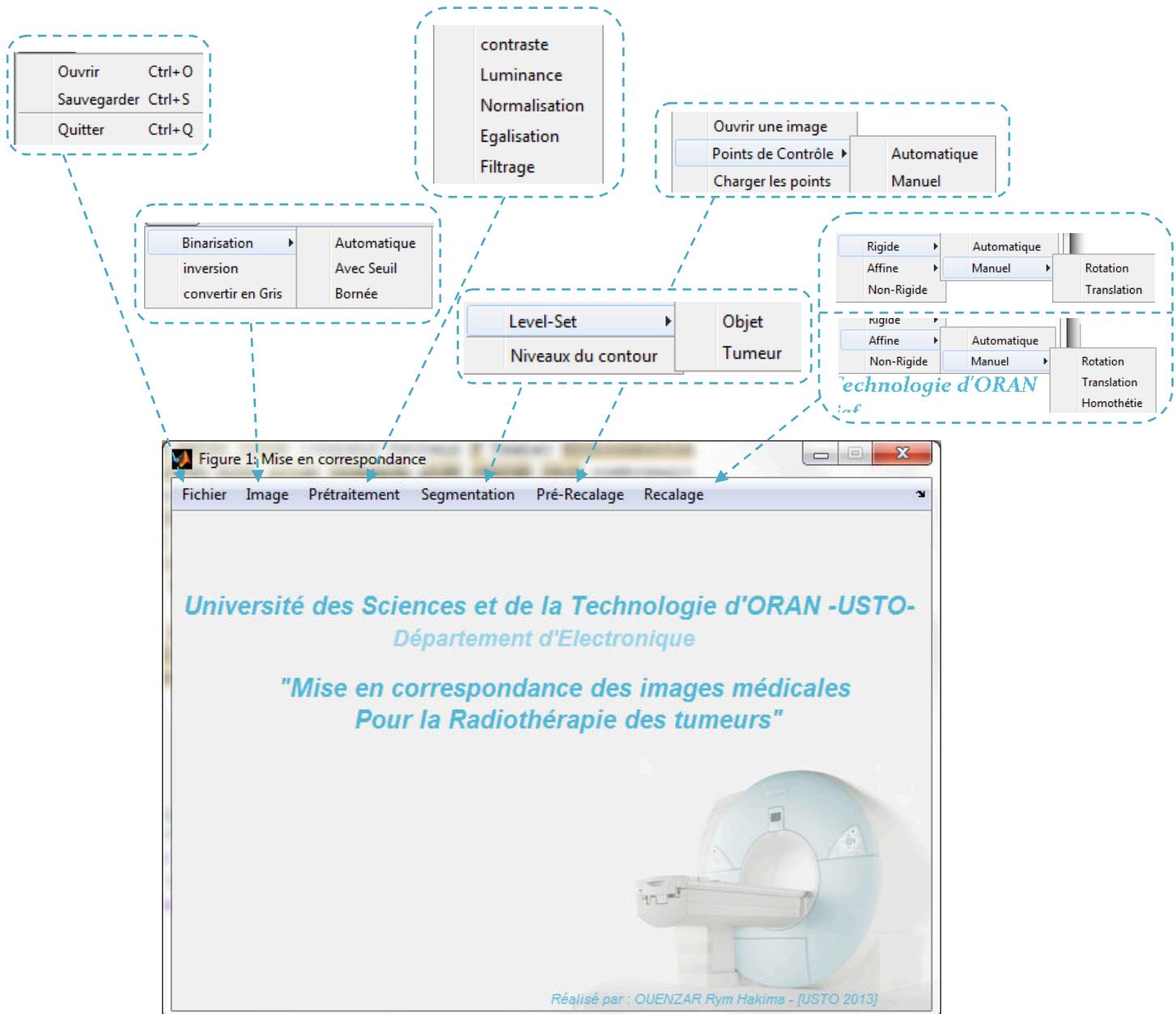


Figure V.7. L'interface principale.

Chapitre V

Méthodologie et Résultats

V.3.2.2. Ouvrir une image : (*Interface de la première version*) :

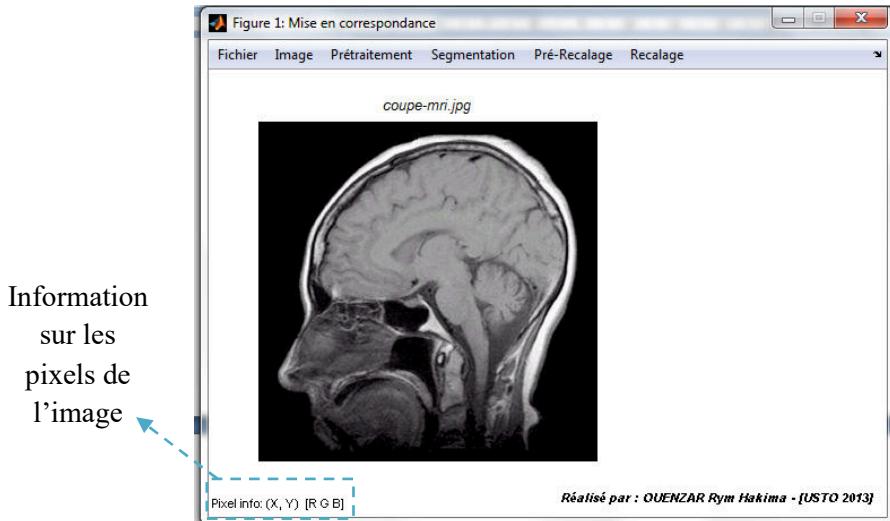


Figure V.8. Affichage d'une image dans l'interface principale.

V.3.2.3. Binarisation :

- Automatique :

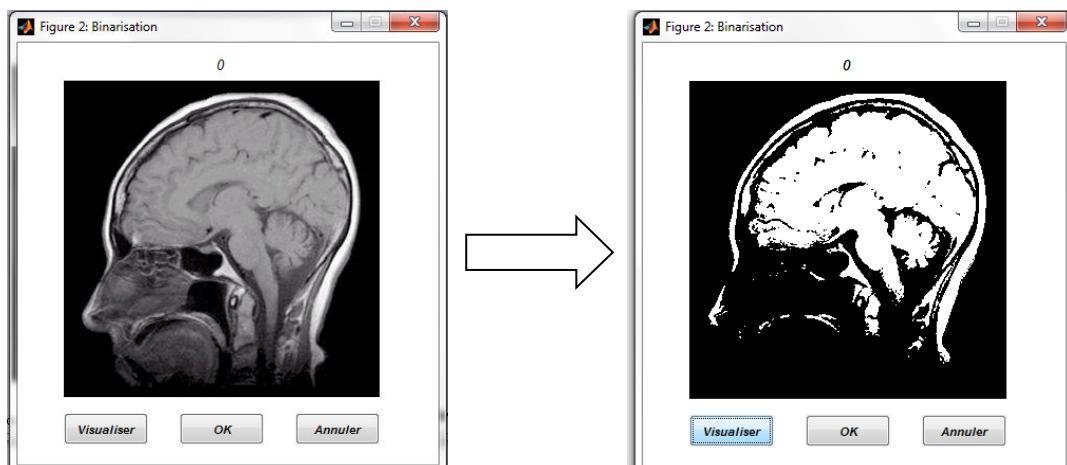


Figure V.9. Visualisation de la binarisation automatique.

En appuyant sur OK l'image binarisée sera affichée sur l'interface principale à la place de l'image précédente.

Chapitre V

Méthodologie et Résultats

- Manuelle avec un seuil :

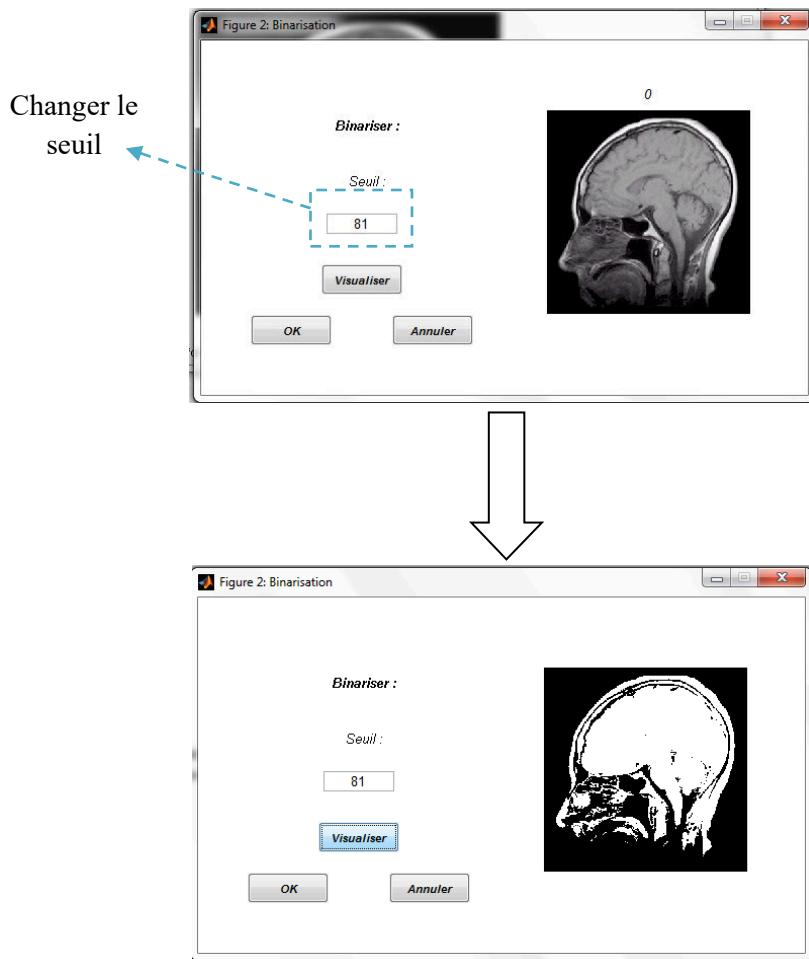


Figure V.10. Visualisation de la binarisation manuelle.

Pendant tout le programme, le OK permettra d'afficher l'image transformée sur l'interface principale.

Chapitre V

Méthodologie et Résultats

- Manuelle avec deux seuils :

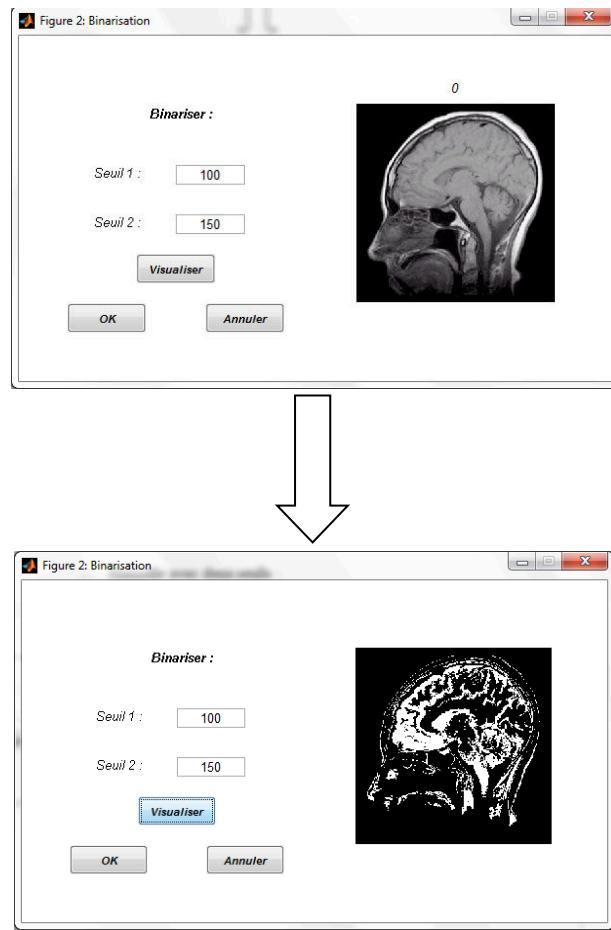


Figure V.11. Visualisation de la binarisation bornée manuellement.

V.3.2.4. Inversion : donnera comme résultat :

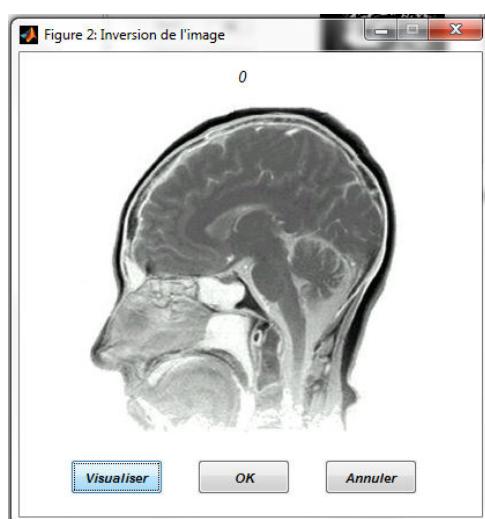


Figure V.12. Visualisation de l'image inversée.

Chapitre V

Méthodologie et Résultats

V.3.2.5. Conversion en niveaux de gris :

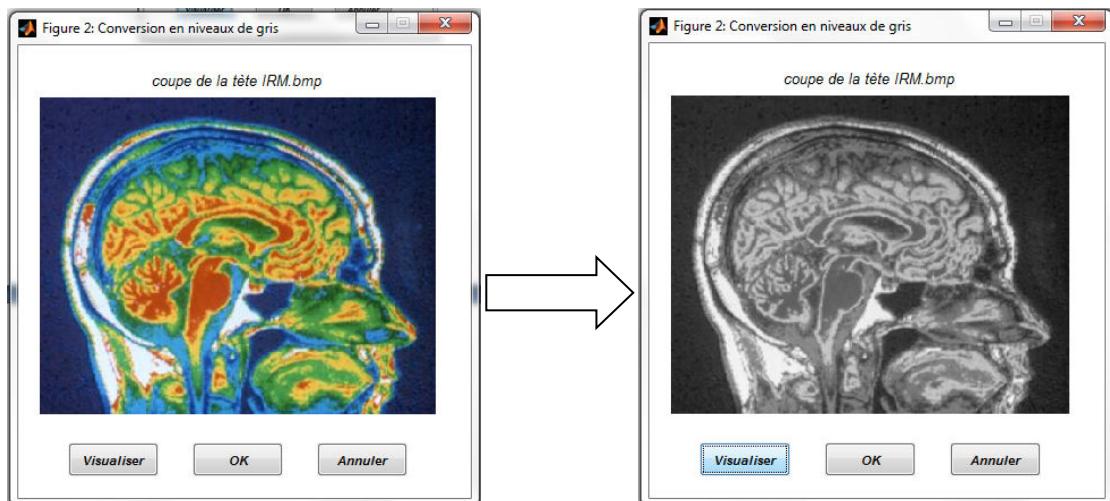


Figure V.13. Visualisation d'une conversion d'image.

V.3.2.6. Ajuster le contraste : avec un facteur de 2 et de 0.5

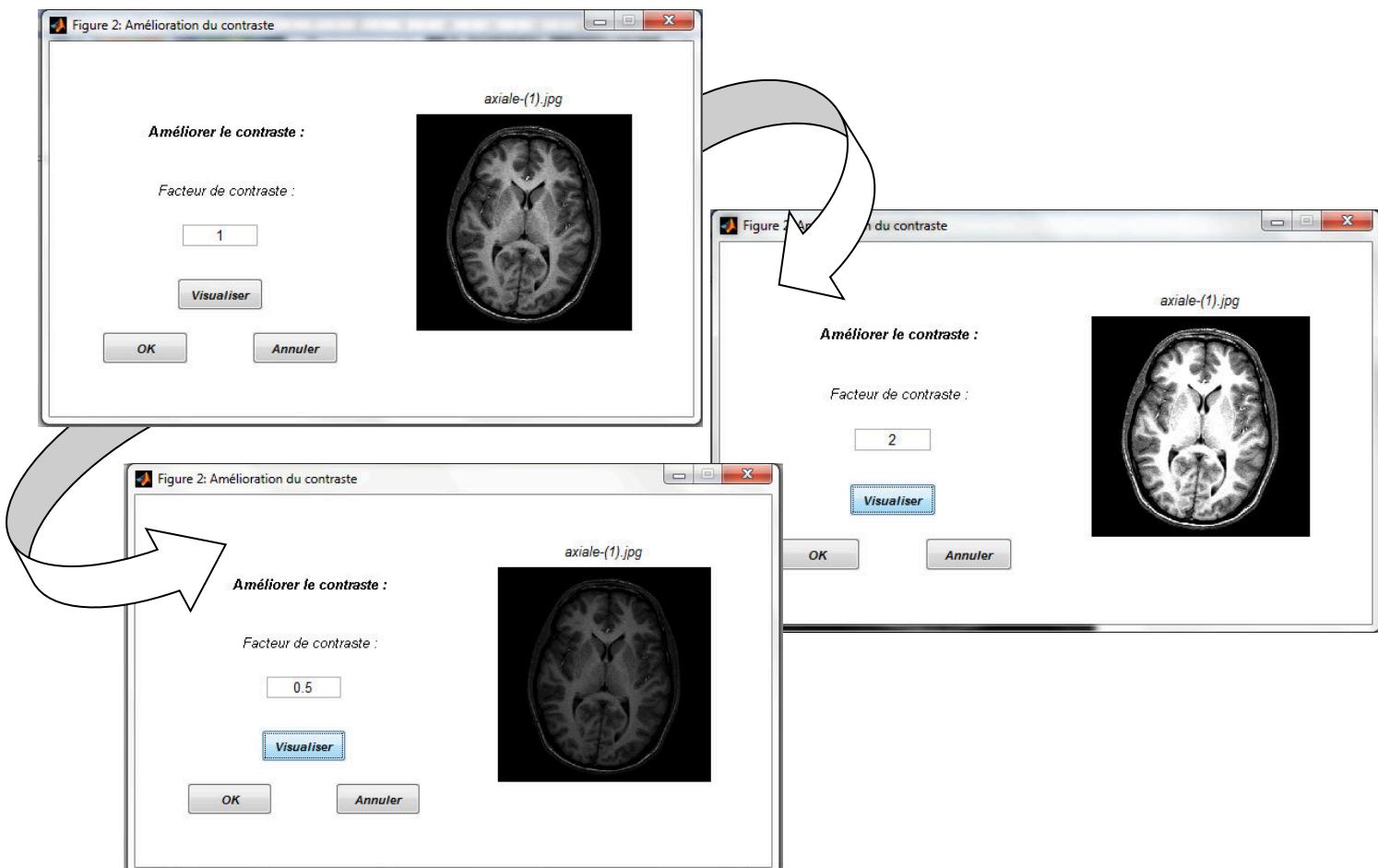


Figure V.14. Visualisation d'un ajustement de contraste.

Chapitre V

Méthodologie et Résultats

V.3.2.7. Ajuster la luminance : avec un facteur de 100 et de -100

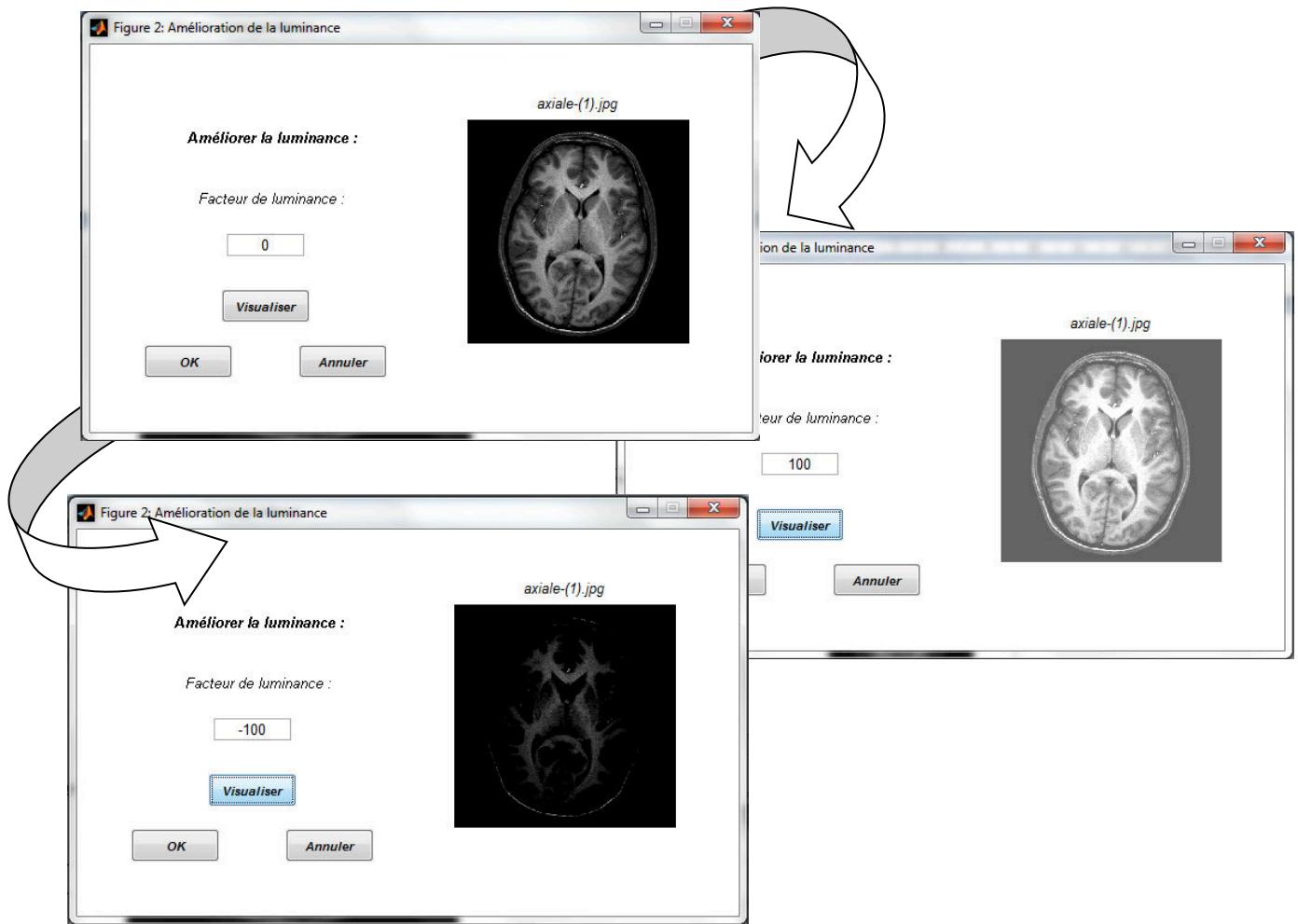


Figure V.15. Visualisation d'un ajustement de la luminosité.

Chapitre V

Méthodologie et Résultats

V.3.2.8. Normalisation d'histogramme : On aura le résultat suivant :

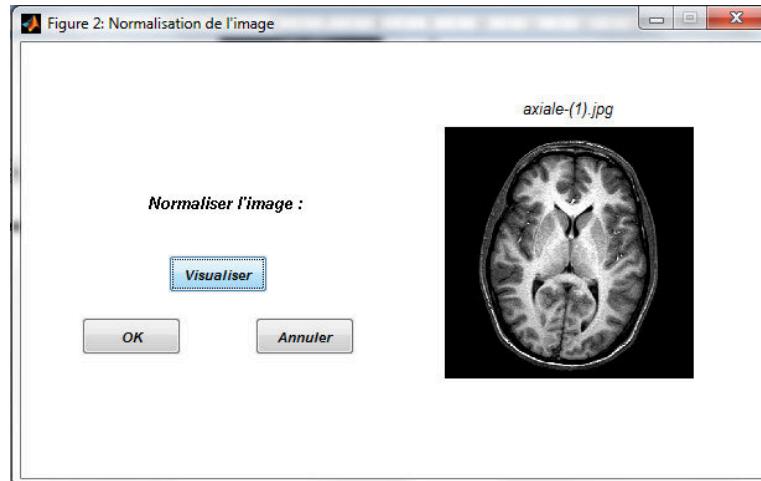


Figure V.16. Visualisation de la normalisation d'histogramme.

V.3.2.9. Egalisation d'histogramme : On aura le résultat suivant :

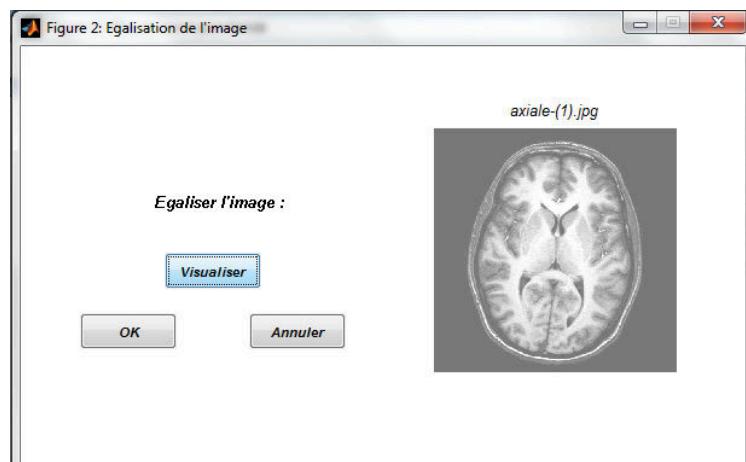


Figure V.17. Visualisation de l'égalisation d'histogramme.

Chapitre V

Méthodologie et Résultats

V.3.2.10. Filtrage : il y a 3 sortes de filtrages dans cette interface : Médian, Moyenneur, Gaussien :

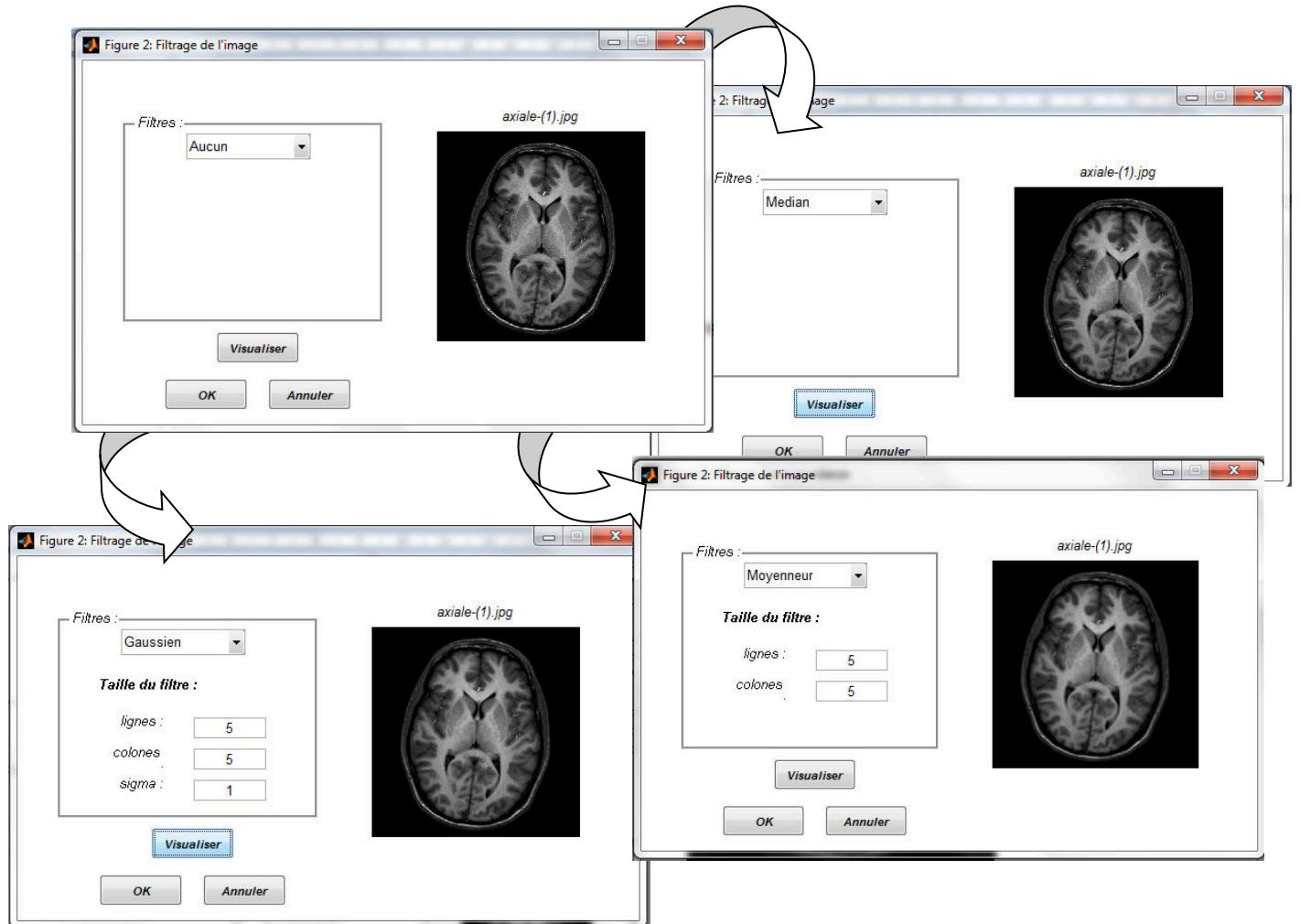


Figure V.18. Visualisation du filtrage.

Chapitre V

Méthodologie et Résultats

V.3.2.11. Segmentation de l'objet : Se fera comme suit :

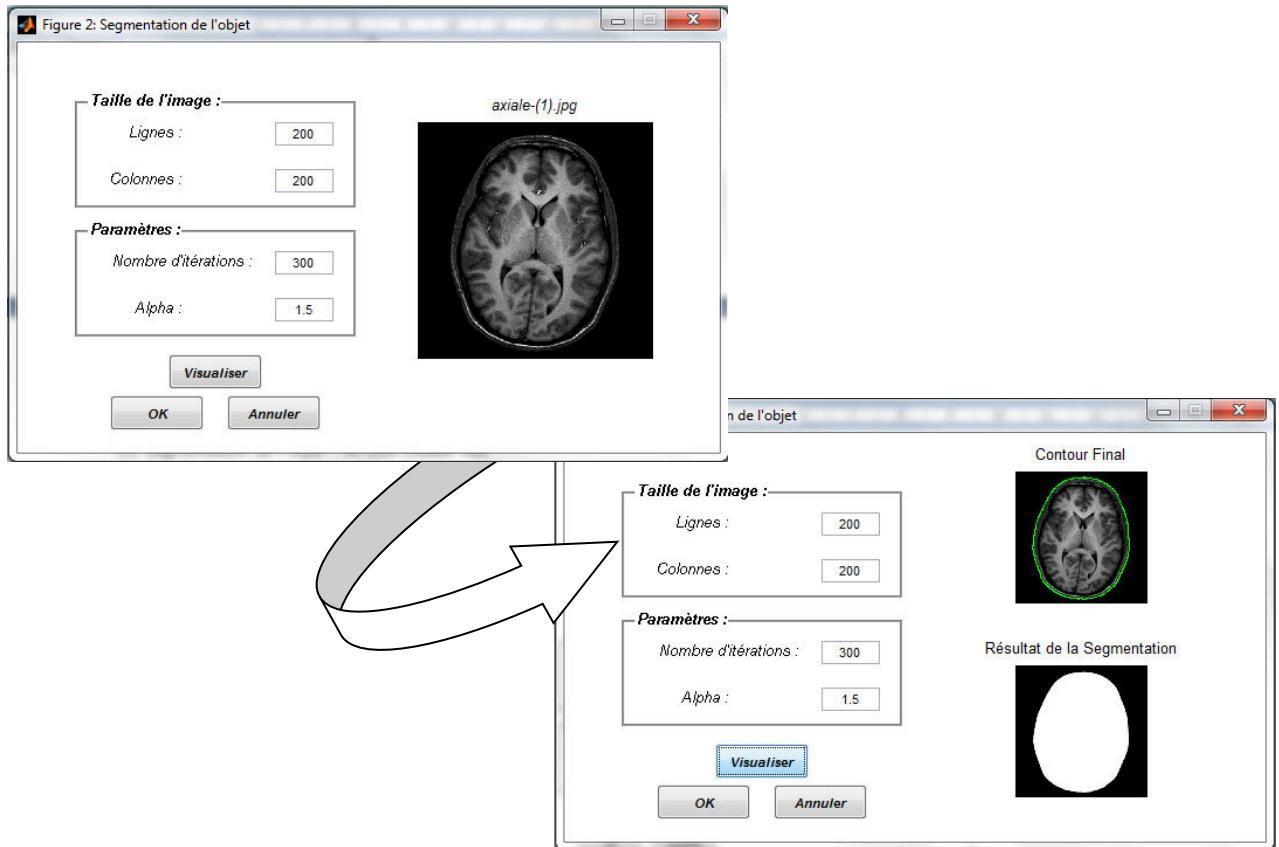


Figure V.19. Visualisation de la segmentation de l'objet.

En appuyant sur OK, on aura le choix de travailler sur l'image 1 ou l'image binaire.

Chapitre V

Méthodologie et Résultats

V.3.2.12. Segmentation de la tumeur : Après avoir sélectionné le pixel amorceur, l'évolution se fera comme suit :

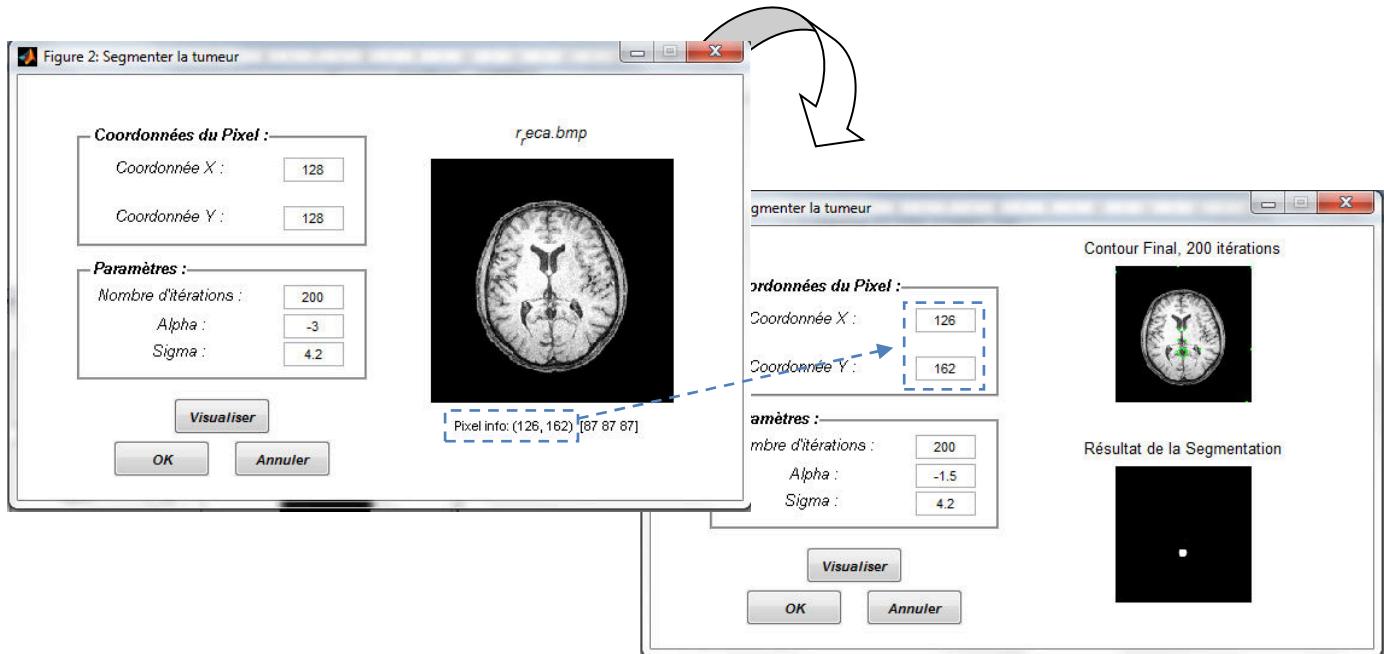


Figure V.20. Visualisation de la segmentation.

V.3.2.13. Niveaux de contours :

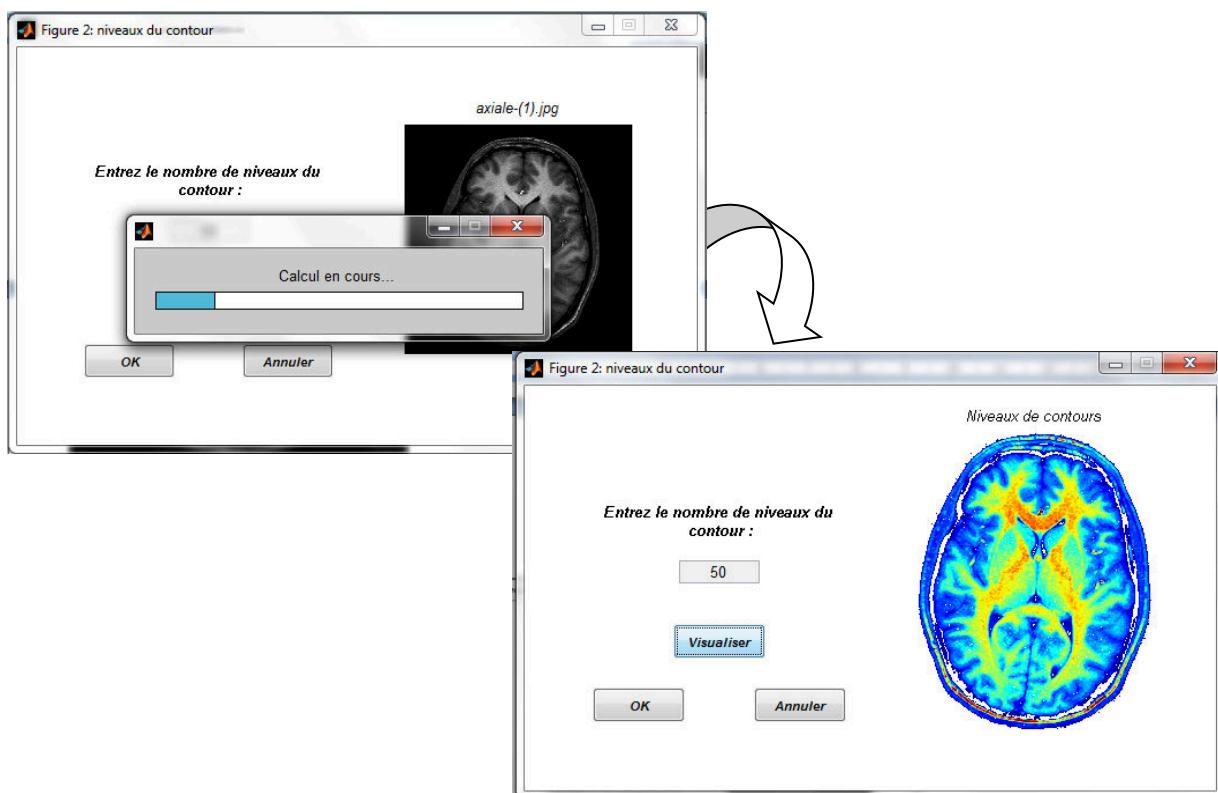


Figure V.21. Visualisation des niveaux de contours.

Chapitre V

Méthodologie et Résultats

V.3.2.14. Ouvrir une image à recaler :

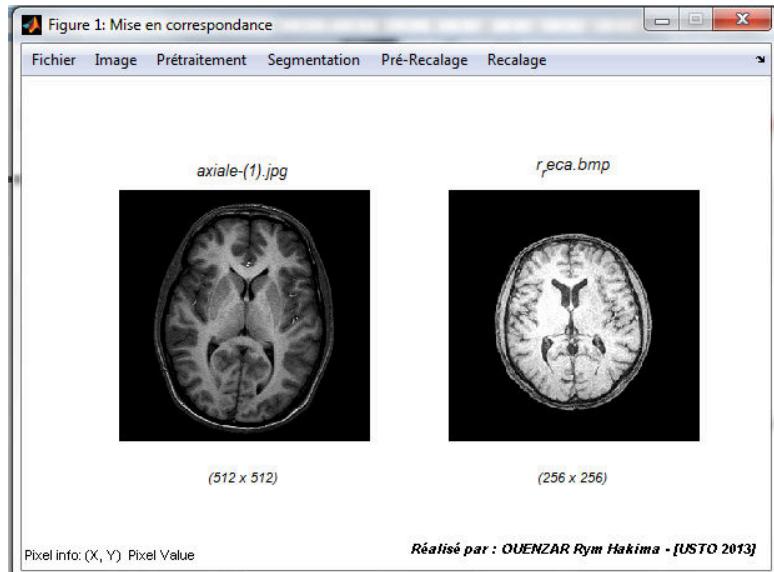


Figure V.22. Interface principale avec deux images à recaler.

V.3.2.15. Extraction des points d'intérêt manuellement :

La fenêtre qui s'affichera aura pour but de demander l'identification de l'image cible entre les deux images.

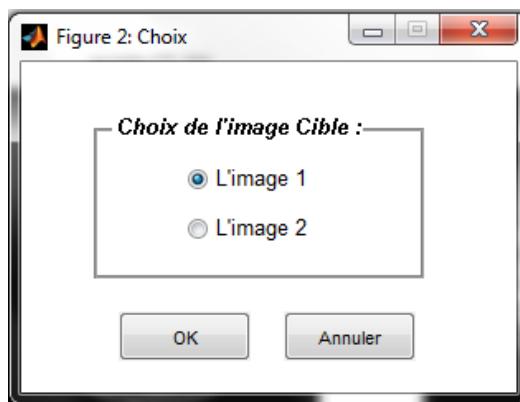


Figure V.23. Choix de l'image cible.

Chapitre V

Méthodologie et Résultats

Après avoir choisi l'image cible, l'extraction des points et l'appariement se fera comme suit :



Figure V.24. Sélection des points d'intérêt.

Après l'extraction des points, l'exportation se fera comme indiqué ci-dessus (File → Export Points to Workspace) :

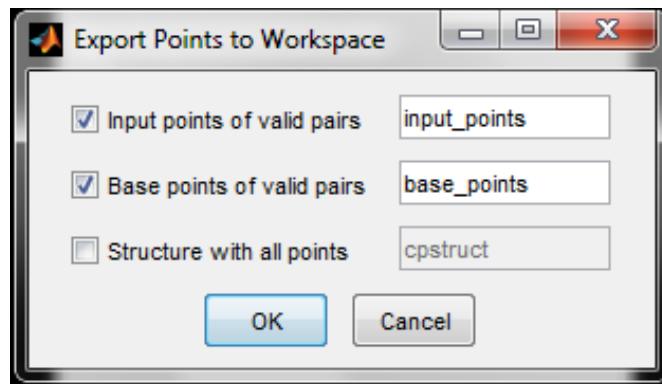


Figure V.25. Exportation des points d'intérêt.

Puis se fera le chargement des points pour le recalage.

Chapitre V

Méthodologie et Résultats

V.3.2.16. Extraction des points d'intérêt automatiquement : Avec le Harris-Laplacien

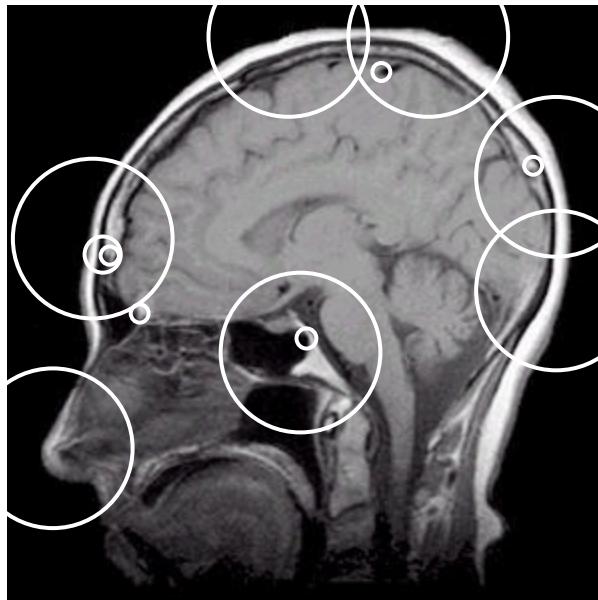


Figure V.26. Extraction des points d'intérêt automatiquement.

Mais cela prend du temps, comme ici : 37.160597 secondes de calcul.

V.3.2.17. Recalage Rigide automatique :

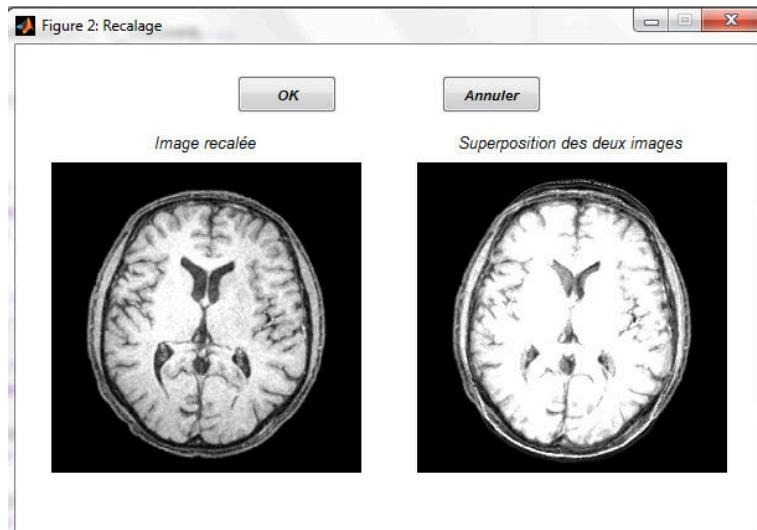


Figure V.27. Recalage Rigide automatique.

Chapitre V

Méthodologie et Résultats

V.3.2.18. Recalage Rigide manuel :

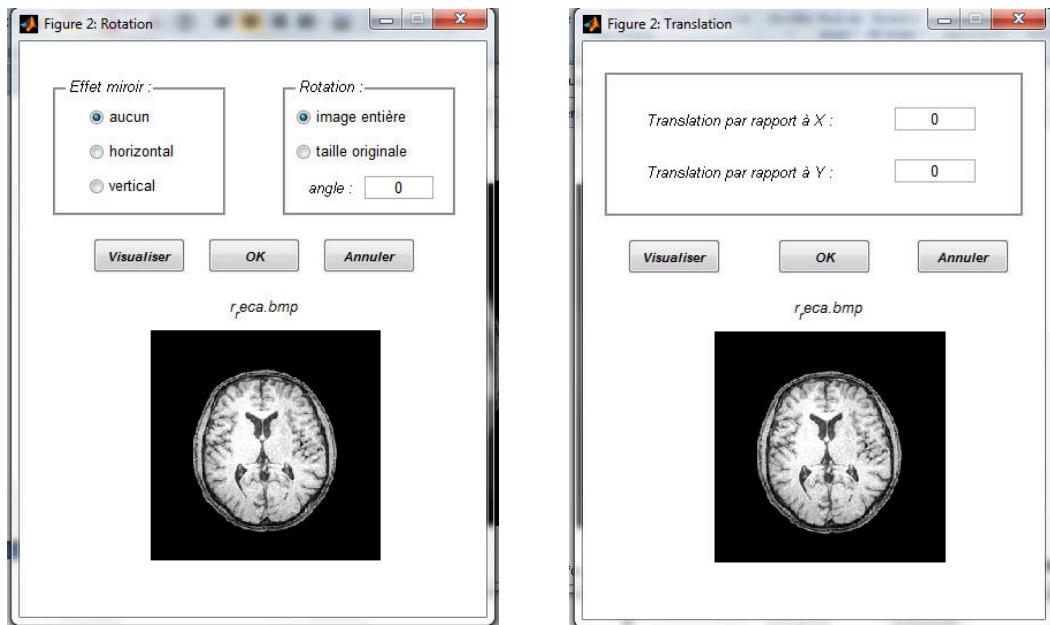


Figure V.28. Recalage Rigide manuel.

V.3.2.19. Recalage Affine automatique :

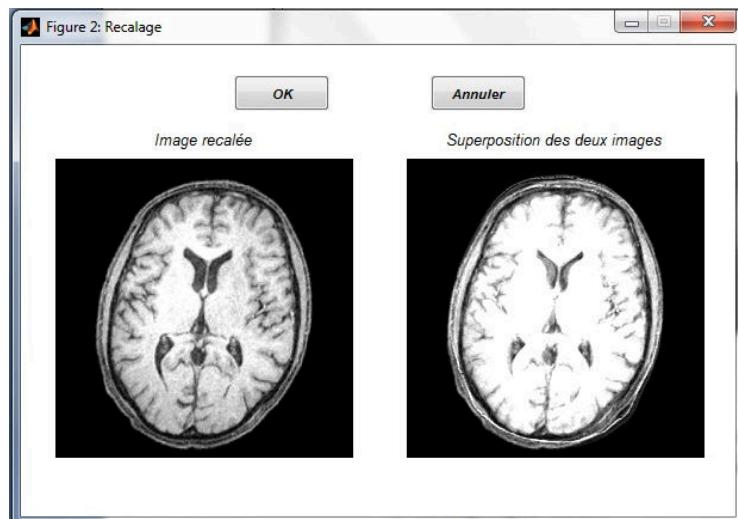


Figure V.29. Recalage Affine automatique.

Chapitre V

Méthodologie et Résultats

V.3.2.20. Recalage Affine manuel : Est un recalage Rigide ajouté à l'homothétie :

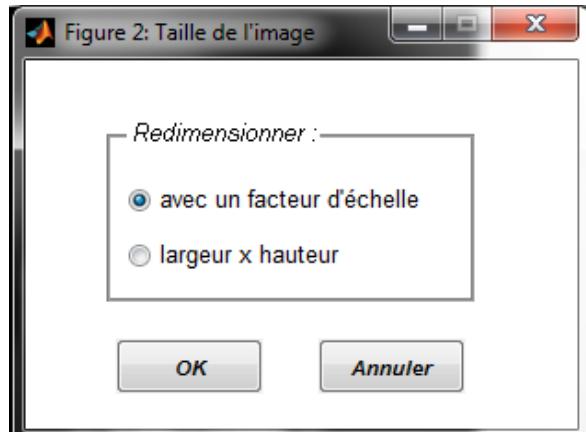


Figure V.30. Choix du changement d'échelle.

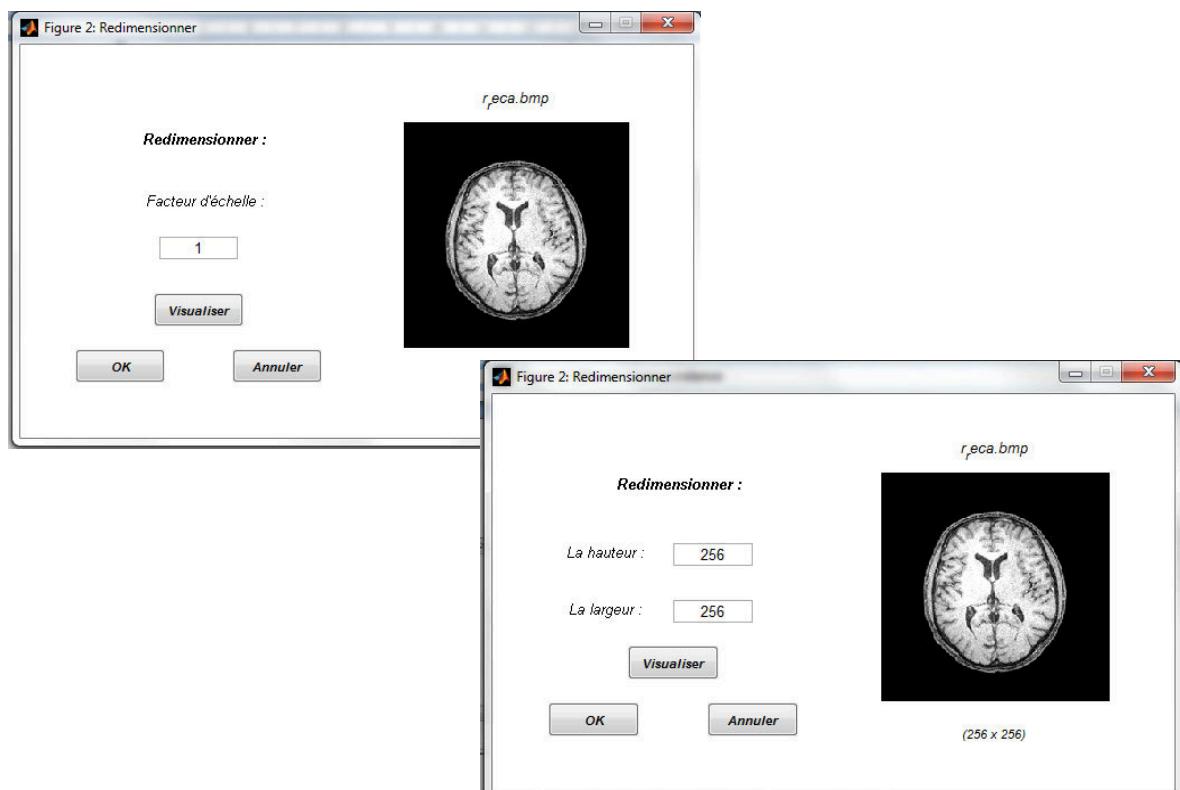


Figure V.31. Homothétie.

Chapitre V

Méthodologie et Résultats

V.3.2.21. Recalage Non-Rigide :

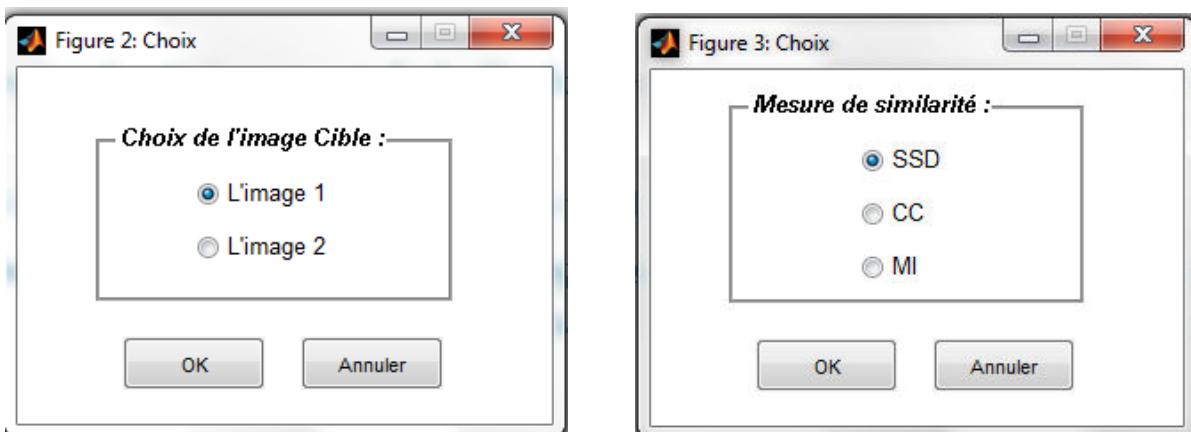


Figure V.32. Choix de l'image cible (à gauche) – Choix de critère de similarité (à droite).

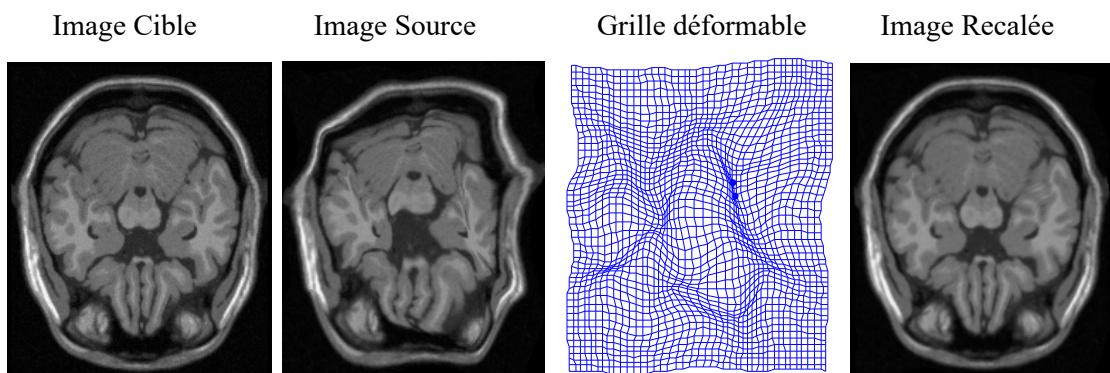


Figure V.33. Recalage Non-Rigide.

Type de similarité	Temps écoulé	Différence entre les deux images
SSD	1 minute 50 secondes	10^{-4}
CC	44 secondes	$1.16 * 10^{-6}$
MI	37 secondes	$5 * 10^{-4}$

V.4. Conclusion :

La méthodologie abordée dans ce chapitre révèle que malgré la complexité de l'exploitation des images médicales, cette méthodologie choisie dans cette thèse a permis néanmoins d'avoir des résultats satisfaisants. Tous les programmes élaborés ont permis d'obtenir des résultats en matière de prétraitement, de mise en correspondance, de recalage et de segmentation.

Conclusion

Générale

Conclusion

Générale

Ce projet propose plusieurs approches pour résoudre les problèmes liés à l'imagerie médicale. Le premier problème rencontré est celui de l'atténuation du bruit et le prétraitement nécessaire pour l'exploitation de l'image qui a été résolu par la conversion, le filtrage ainsi que d'autres méthodes.

La seconde étape de problèmes rencontrés est la détection des points d'intérêt et leur appariement, difficultés surmontées par le choix du détecteur « Harris » pour la sélection des points d'intérêt ou même B-splines afin de passer au recalage et de faciliter la tache du recalage non-rigide.

Viennent ensuite les problèmes liés au recalage et à la mise en correspondance des images médicales, car ces derniers visent à trouver une transformation permettant de déformer l'image cible pour qu'elle corresponde le plus possible à l'image source, dans ce projet, les types de recalage utilisés seront le rigide et affine pour la linéarité et le recalage basé sur les courbes B-splines pour la non linéarité des images.

Suivis de ceux liés à la segmentation afin de pouvoir sélectionner les objets déformables désirés de l'image et ceci grâce à l'une des méthodes des contours actifs qui est le Level-Set.

Une fois les difficultés surmontées, le passage à la phase programmation s'est avéré plus ou moins efficace vu les résultats satisfaisants obtenus.

Références

Bibliographiques

Références

Bibliographiques

- [1] Y. Amar et A. Bourouis. “*Fusion et recalage des images satellitaires*”. Mémoire de projet de fin d’études à l’USTO en juin 2007.
- [2] G. Gales. “*Détection et mise en correspondance de points d’intérêt pour la propagation de germes*”. Rapport de stage Master 2, France, en 2007.
- [3] M. Celikbas. “*B-splines pour l’optimisation de forme*”, en 2003.
- [4] S. Periaswamy. “*General-purpose medical image registration*”, 2003.
- [5] “*Medical Image Registration*”, livre en 2001.
- [6] T. McInerney et D. Terzopoulos. “*T-Snakes: Topology adaptive snakes*”, dans l’analyse des images médicales, en Juin 2000.
- [7] D. Terzopoulos, S. Osher et N. Paragios. “*Deformable Models: Classic, Topology-Adaptive and Generalized Formulations*”, dans les méthodes géométriques en imagerie, en 2003.
- [8] S. Djellaila. “*Mise en correspondance des images 3D IRM pour la radiothérapie des tumeurs*”, à l’USTO en 2013.
- [9] Mr. A. Loukil, Cours de Vision par Ordinateur en 2012 et 2013.
- [10] Mme. A. Hamada, Cours sur le Recalage, 2013.
- [11] Andriy Myronenko – MIRT – 2007 à 2010.
- [12] C. Harris et M. Stephens. “*A Combined Corner and Edge Detector*”. Dans Alvey Vision Conference, pages 147–151 au Royaume-Uni en janvier 1988.
- [13] M. Lhuillier et L. Quan. “*Robust Dense Matching Using Local and Global Geometric Constraints*”. Dans International Conference on Pattern Recognition, volume 1, pages 968–972 en Espagne en septembre 2000.
- [14] K. Mikolajczyk et C. Schmid. “*A Performance Evaluation of Local Descriptors*”. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence en octobre 2005.
- [15] J.A. Sethian. “*Level Set Methods and Fast Marching Methods*”, à l’université de Cambridge, en 1999.
- [16] S. Smith et J. Brady. “*SUSAN – a new approach to low level image processing*”. International Journal of Computer Vision, en mai 1997.