

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Ecole Nationale Polytechnique



المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات
Ecole Nationale Polytechnique

Département : Electronique
Mémoire de projet de fin d'études
pour l'obtention du diplôme d'ingénieur d'état en électronique
Intitulé

Application des méthodes mathématiques pour la détection de lésions sur les IRM cérébrales

Présenté par
LARROUM Salah eddine et MEZIANI Anis

Sous la direction de Dr. K. EL KOURD et Pr. M. S. AIT CHIKH
Présenté et soutenu publiquement le (16/06/2016)

Composition du Jury :

Président	R. AKSAS	Professeur	ENP
Promoteur	K. EL KOURD	Maître de conférences	EPST Alger
Promoteur	M. S. AIT CHIKH	Professeur	ENP
Examineur	M. ADNANE	Maître de conférences	ENP

ENP (2016)

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Ecole Nationale Polytechnique



المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات
Ecole Nationale Polytechnique

Département : Electronique
Mémoire de projet de fin d'études
pour l'obtention du diplôme d'ingénieur d'état en électronique
Intitulé

Application des méthodes mathématiques pour la détection de lésions sur les IRM cérébrales

Présenté par
LARROUM Salah eddine et MEZIANI Anis

Sous la direction de Dr. K. EL KOURD et Pr. M. S. AIT CHIKH
Présenté et soutenu publiquement le (16/06/2016)

Composition du Jury :

Président	R. AKSAS	Professeur	ENP
Promoteur	K. EL KOURD	Maître de conférences	EPST Alger
Promoteur	M. S. AIT CHIKH	Professeur	ENP
Examineur	M. ADNANE	Maître de conférences	ENP

ENP (2016)

ملخص

هذا البحث يعتمد على خوارزميات جاكوبي وغوس سايدل التكرارية وكذا على الاختبار الاحصائي لستيوذنت بهدف تحديد موضع الاورام الدماغية في صور الرنين المغناطيسي.

باستعمال رانج كوتة4 التي طبقت على صورة مصابة وصورة سليمة تم التحصل على علاقة خطية بين الصورتين من الشكل $Y=AX$.

تم تطبيق مختلف الخوارزميات على عدة صور من احجام وازمنة إسترخاء مختلفة $T1, T2$ ما سمح لنا بالمقارنة بين قوة ودقة الخوارزميات المستعملة.

كلمات مفتاحية : صور رنين مغناطيسي، رانج كوتة4، غوس سايدل، ستودنت، أورام.

Abstract

A mathematical approach based on the iterative algorithms of Jacobi and Gauss-Seidel, and a statistical technique based on Student t-test, were developed to detect brain lesions.

The linearization of the relation between pathological and normal images was based on RK4 algorithm, which brought us to the linear form $Y = AX$.

These algorithms were applied on different images with various tumor sizes and multiple times of relaxation T1 and T2. The obtained results allowed us to compare the power and precision of the designed algorithms.

Key words: MRI, Runge-Kutta, Gauss-Seidel, t-test, lesions.

Résumé

Une approche mathématique basée sur les algorithmes itératifs de Jacobi et Gauss-Seidel et une technique statistique basée sur le test de Student a été développé dans le but de détecter les lésions cérébrales afin de créer un outil de diagnostic d'aide au médecin. Une linéarisation du modèle d'image a été faite en se basant sur l'algorithme de RK4 qui nous permettra de linéariser la relation entre l'image pathologique et l'image normale sous la forme $Y=AX$. Ces différents algorithmes nous ont permis de détecter les lésions de différentes tailles avec des précisions différentes et différents temps de relaxations T1 et T2. Les résultats obtenus permettent de comparer les performances des algorithmes conçues.

Mots clés : IRM, Runge-Kutta, Gauss-Seidel, t-test, lesions.

Remercîments

Pour débiter, on voudrait remercier le bon Dieu le tout puissant de nous avoir aidé et donner la volonté de mener à terme ce présent travail.

Nous ne remercierons jamais assez notre encadreur Dr. K. EL KOURD pour nous avoir si bien orientés dans notre travail, à qui sincérité, dévouement et minutie ne font pas faute.

On tient à remercier sincèrement le Co-encadreur le Pr. M. S. AIT CHIKH, le président de notre soutenance Pr. R. AKSAS et l'examineur Dr. M. ADNANE d'avoir accepté de consacrer une partie de leur précieux temps à analyser notre document. On tient aussi à remercier tous les enseignants du département de l'ELECTRONIQUE de l'Ecole Nationale Polytechnique qui ont contribué à notre formation de manière professionnelle.

Enfin, nos plus vifs remerciements s'adressent aussi à tous ceux qui nous ont aidés, encouragés et soutenus.

Liste des tableaux

Tab. I.1 Variation des temps de relaxation T1 et T2 pour différents tissus biologiques.....	20
Tab. III.1 Tableau récapitulatif de la loi normale centrée réduite.	48
Tab. IV.1 Temps d'exécution des algorithmes pour les cas étudiés.....	67

Liste des figures

Fig. I.1 Machine IRM.....	15
Fig. I.2 Bobines de gradient selon Z.....	16
Fig. I.3 Bobine de gradient, a) selon X, b) selon Y.....	16
Fig. I.4 Spins et résonance magnétique. a) Etat de repos, b) Etas de résonance.....	17
Fig. I.5 Représentation vectorielle du moment magnétique : a) Précession d'un atome à la fréquence de Larmor en présence d'un champ magnétique orienté B_0 , b) Représentation du vecteur de magnétisation moyen M d'un ensemble d'atomes.....	18
Fig. I.6 Basculement de l'aimantation après l'application d'une impulsion RF B_1 dans le plan transverse au champ B_0	19
Fig. I.7 Evolution temporelle des composantes longitudinales et transversales de l'aimantation après une excitation RF à 90°	19
Fig. I.8 Schéma explicatif de la détection du signal IRM.....	21
Fig. I.9 Sélection de coupe par un gradient de champ magnétique en Z pendant l'impulsion RF d'excitation.....	23
Fig. I.10 Sélection de l'impulsion du gradient d'encodage de phase.....	23
Fig. I.11 Sélection de l'impulsion du gradient d'encodage de fréquence.....	24
Fig. I.12 Echantillonnage 2DFT dans l'espace K.....	25
Fig. I.13 Trajectoire spiralé utilisée pour parcourir l'espace K.....	26
Fig. II.1 Anatomie du cerveau humain.....	29
Fig. II.2 Coupe sagittale d'une IRM cérébrale.....	29
Fig. II.3 Coupe coronal d'une IRM cérébrale.....	30
Fig. II.4 Coupe axiale d'une IRM cérébrale.....	30
Fig. II.5 IRM d'une tumeur cérébrale, A) Coupe axiale TdR T2, B) Coupe axiale TdR T1, C) Coupe coronale, D) Coupe Sagittale.....	31
Fig. II.6 Exemple d'une image à niveaux de gris.....	35
Fig. II.7 Etapes du traitement d'images.....	36
Fig. III.1 Schéma explicatif des différentes étapes du traitement effectué.....	41
Fig. III.2 Etapes de l'algorithme RK4.....	44
Fig. III.3 Explication des algorithmes itératifs.....	47
Fig. III.4 Explication de la méthode statistique.....	49
Fig. IV.1 IRM d'une personne. a) normale, b) pathologique.....	53
Fig. IV.2 Résultats des algorithmes, appliqués au 1 ^{er} cas. a) Gauss-Seidel, b) t-test.....	54

Fig. IV.3 Linéarisation des images par l'algorithme RK4. a) avant traitement, b) après traitement.....	55
Fig. IV.4 Tracé de l'erreur commise par RK4. a) pour $h = 0.5$, b) pour $h = 0.01$	56
Fig. IV.5 L'image obtenue après RK4, a) $h = 0.5$, b) $h = 0.01$	56
Fig. IV.6 Résultats de l'algorithme après linéarisation. a) Gauss-Seidel, b) t-test.....	57
Fig. IV.7 Images réduites de la figure IV.1.	57
Fig. IV.8 Résultats de l'algorithme statistique : a) Sans linéarisation, b) Avec linéarisation.	58
Fig. IV.9 IRM axial d'une personne. a) saine, b) touché par une tumeur.	59
Fig. IV.10 Résultats de l'algorithme : a) itératif de Gauss-Seidel, b) statistique.	59
Fig. IV.11 Résultats de l'algorithme de RK4. a) avant linéarisation, b) après linéarisation.	60
Fig. IV.12 Tracé de l'erreur commise par RK4. a) pour $h = 0.5$, b) pour $h = 0.01$	61
Fig. IV.13 L'image obtenue après RK4, a) $h = 0.5$, b) $h = 0.01$	61
Fig. IV.14 Résultats de l'algorithme. a) itératif, b) statistique.	62
Fig. IV.15 IRM axial d'une personne. a) saine, b) malade.....	63
Fig. IV.16 Résultats de l'algorithme. a) itératif de Gauss-Seidel, b) t-test.	63
Fig. IV.17 Images : a) avant et b) après linéarisation.....	64
Fig. IV.18 L'erreur commise par RK4. a) pour $h = 0.5$, b) pour $h = 0.01$	65
Fig. IV.19 L'image obtenue après RK4, a) $h = 0.5$, b) $h = 0.01$	65
Fig. IV.20 Résultats après linéarisation, a) itératif de Gauss-Seidel, b) t-test.....	66
Fig. IV.21 Images multicouches utilisés.	68
Fig. IV.22 Résultats obtenus par l'algorithme multicouche.....	69

Liste des abréviations

ACR	American College Radiology
DICOM	Digital Images and Communication on Medicine
DPI	Dots per inch
FFT	Fast Fourier Transform
FID	Free Induction Decay
IRM	Imagerie par Résonance Magnétique
JPEG	Joint Photographic Expert Group
PACs	Picture Archiving Communications systems
PPP	Pouce par point
RF	Radiofréquence
RK4	Runge-Kutta d'ordre 4
RMN	Résonance Magnétique Nucléaire
RVB	Rouge Vert Bleu
SNR	Signal to Noise Ratio
TCP/IP	Transmissions Control Protocol / Internet Protocol
TdR	Temps de relaxation
TF	Transformé de Fourier
t-test	Test statistique de Student

Liste des symboles

<i>Symbole</i>	<i>Signification</i>	<i>Unité</i>
B_0	Champ magnétique uniforme	T
G_x	Champ magnétique non uniforme appliqué dans la direction x	T
G_y	Champ magnétique non uniforme appliqué dans la direction y	T
G_z	Champ magnétique non uniforme appliqué dans la direction z	T
f	Fréquence de résonance de la précession des protons	Hz
γ	Rapport gyromagnétique	$Hz \cdot T^{-1}$
f_0	Fréquence de Larmor	Hz
M	Aimantation du spin du proton d'Hydrogène	$A \cdot m^{-1}$
μ	Moment magnétique	$A \cdot m^2$
B_1	Champ magnétique RF	T
Φ_0	Phase de la porteuse d'excitation	rd
ω_{rf}	Pulsation de la porteuse d'excitation	$rd \cdot Hz$
T_1	Temps de relaxation longitudinal	s
T_2	Temps de relaxation transversal	s
Φ	Flux magnétique de l'antenne de réception	$T \cdot m^2$
M_x	Moment magnétique selon x	$A \cdot m^2$
M_y	Moment magnétique selon y	$A \cdot m^2$
M_z	Moment magnétique longitudinal selon z	$A \cdot m^2$
M_{xy}	Moment magnétique transversal dans le plan xy	$A \cdot m^2$
G_s	Champ magnétique non uniforme appliqué pour la sélection de coupe	T
$\Delta\nu$	Largeur de bande de fréquence de l'onde RF	Hz
G_P	Champ non uniforme appliqué pour l'encodage en phase	T
G_R	Champ non uniforme appliqué pour l'encodage en fréquence	T

Table des matières

Résumé	4
Remercîments	5
Liste des tableaux	6
Liste des figures.....	7
Liste des abréviations	9
Liste des symboles.....	10
Table des matières	11
Introduction	13
Chapitre I. IRM et reconstruction de l'image.....	14
I.1. Eléments techniques de l'IRM	15
I.1.1. Aimant.....	15
I.1.2. Bobines de gradient.....	15
I.1.3. Antennes ou bobines radiofréquences	17
I.2. Résonance magnétique nucléaire (RMN).....	17
I.2.1. Onde radiofréquence	18
I.2.2. Phase d'excitation	18
I.2.3. Phase de relaxation	19
I.2.4. Théorème de Bloch.....	20
I.2.5. Signal de RMN	21
I.3. Reconstruction de l'image	22
I.3.1. Codage de l'espace	22
I.3.2. Mode d'acquisition	24
I.4. Acquisition multi-Antennes.....	26
I.5. Conclusion	26
Chapitre II. Traitement d'image pour l'IRM cérébrale	27
II.1. Anatomie cérébrale pour le traitement d'image.....	28
II.1.1. Différentes coupes des IRM	29
II.1.2. Tumeur cérébrale (cancer du cerveau)	31
II.1.3. Caractéristiques des IRM cérébrales	31

II.2. Traitement d'image	32
II.2.1. Historique	32
II.2.2. Définition d'une image	33
II.2.3. La numérisation d'une image	33
II.2.4. Caractéristiques d'une image numérique	33
II.2.5. Types d'images numériques	35
II.2.6. Images médicales.....	35
II.2.7. Système de Traitement d'image	36
II.2.8. Filtrage appliqué aux images	37
II.3. Conclusion.....	38
Chapitre III. Méthodes mathématiques appliquées pour la détection des lésions.	39
III.1.1. Algorithme de RK4	42
III.1.2. Méthodes itératives	44
III.1.3. Méthode Statistique de Student.....	48
III.2. Conclusion	50
Chapitre IV. Résultats obtenus et comparaison des performances temporelles.	51
IV.1. Algorithme générale exécuté	52
IV.2. Identification de l'ordinateur	53
IV.3. Etude des résultats obtenus	53
IV.3.1. 1 ^{er} cas : Exemple d'une image de coupe coronale, temps de relaxation T1 et une surface de 636 × 636	53
IV.3.2. 2 ^{ème} cas : Exemple d'une image de coupe axial, temps de relaxation T2 et une surface de 512 × 512	59
IV.3.3. 3 ^{ème} cas : Exemple d'une image de coupe axial, temps de relaxation T2 et une surface de 500 × 500	63
IV.3.4. Remarques générales.....	66
IV.3.5. Comparaison entre les résultats obtenus avant et après linéarisation	67
IV.3.6. Comparaison des temps d'exécution.....	67
IV.4. Etude du cas des images multiples (Multicouches)	68
IV.5. Conclusion	69
Conclusion Générale.....	70
Bibliographie	71

Introduction

L'imagerie Biomédicale a connu une avancée remarquable ces dernières années, due au fait de l'avancée de l'informatique et aussi à l'apparition de nouvelles méthodes de traitements d'image, de nouveaux types de filtres ainsi qu'une utilisation assez importante des méthodes mathématiques pour l'amélioration de la qualité des images médicales.

Afin de créer un outil d'aide au diagnostic qui sera à la portée des médecins pour une meilleure assistance du spécialiste lors du diagnostic médical. On va s'intéresser à l'application de certaines méthodes mathématiques ; méthodes itératives de Jacobi et Gauss-Seidel et la méthode statistique de Student, afin de pouvoir détecter les lésions cérébrales.

L'application des méthodes mathématiques au traitement d'image permet de créer un outil de traitement puissant qui peut être adapté aux différents cas de figures ; différentes lésions, différentes coupes et différents temps de relaxation des IRM.

Le modèle non-linéaire est l'ensemble des images IRM sur lesquels on applique directement les algorithmes de traitement itératif ou statistique. L'utilité de la méthode de RK4 est de créer une relation mathématique $Y=AX$ entre l'image pathologique et l'image normale.

Le travail qu'on a effectué a été répartie en quatre parties, le premier chapitre concerne l'IRM et la reconstruction de l'image. Le second chapitre, traite le traitement d'image pour l'IRM cérébrale. Dans le troisième chapitre, on donne les formalismes mathématiques des différentes méthodes utilisées, d'une autre part on explique comment adapter ces méthodes au traitement d'image. Le dernier chapitre, est un résumé des différents résultats obtenus, dans lequel on fait une étude comparative des algorithmes conçus ; En se basant sur les temps d'exécutions et les erreurs commises.

Les résultats obtenus par les différents algorithmes mis au point permettent la détection des lésions cérébrales sur des IRM de coupes différentes et pour des temps de relaxation T1 et T2.

Chapitre I. IRM et reconstruction de l'image.

L'IRM (Imagerie par Résonance Magnétique) consiste à observer les tissus biologiques, à travers les propriétés magnétiques de l'un de leurs constituants majoritaires, le noyau d'hydrogène. D'un point de vue physique, l'IRM est basée sur le phénomène de RMN (Résonance Magnétique Nucléaire). L'IRM est la technique d'imagerie médicale la plus puissante et la plus sensible disponible actuellement. Cet outil permet d'obtenir des images de tissus à l'intérieur du corps humain, plus précises que celles obtenues par un scanner ou par ultra-sons.

I.1. Eléments techniques de l'IRM

Un imageur à résonance magnétique (Fig. I.1) est constitué principalement de trois composants essentiels à s'avoir un aimant principal, des bobines de gradient de champ magnétique et des bobines radiofréquences (RF) [1].



Fig. I.1 Machine IRM [1].

I.1.1. Aimant

Il est généralement supraconducteur et possède les meilleures caractéristiques puisqu'il permet d'obtenir un champ magnétique très élevé. En effet, il doit être très puissant et homogène [1].

I.1.2. Bobines de gradient

L'appareil comprend trois bobines, une paire par orientation dans l'espace (Fig. I.2, Fig. I.3). Le passage d'un courant électrique dans ces bobines crée des variations d'intensité du champ magnétique dans le tunnel de l'appareil IRM, de façon linéaire dans le temps et dans

Chapitre I : IRM et reconstruction de l'image.

l'espace. En fonction de sa géométrie, chaque bobine fait varier le champ magnétique selon un axe spécifique :

- Bobine X selon l'axe droite-gauche.
- Bobine Y selon l'axe avant-arrière.
- Bobine Z selon l'axe Haut-bas.

Les bobines de gradient produisent un champ magnétique B_0 non uniforme qui permet le codage spatial de l'image. On suppose un système de coordonnées standard, le champ magnétique B_0 non uniforme appliqué le long de l'axe Z est appelé G_z (Fig. I.2). Les champs magnétiques B_0 non uniformes appliqués dans les directions X et Y sont appelés G_x et G_y respectivement [1].

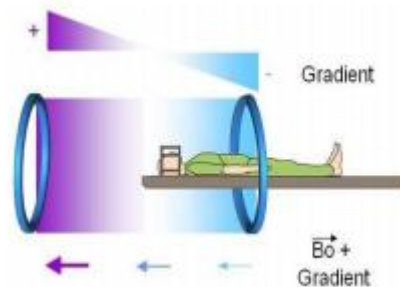


Fig. I.2 Bobines de gradient selon Z [1].

* Bobine selon l'axe Z : le champ magnétique produit par cette bobine décroît lorsqu'on s'éloigne de la bobine. Les lignes de champ dépendent du sens du courant électrique.

* Bobine selon X et Y : Les champs G_x et G_y respectivement dans les directions X et Y sont créés avec des paires de bobines. La bobine crée un champ B_0 dans la direction X (resp. Y) selon la circulation des courants dans la bobine.

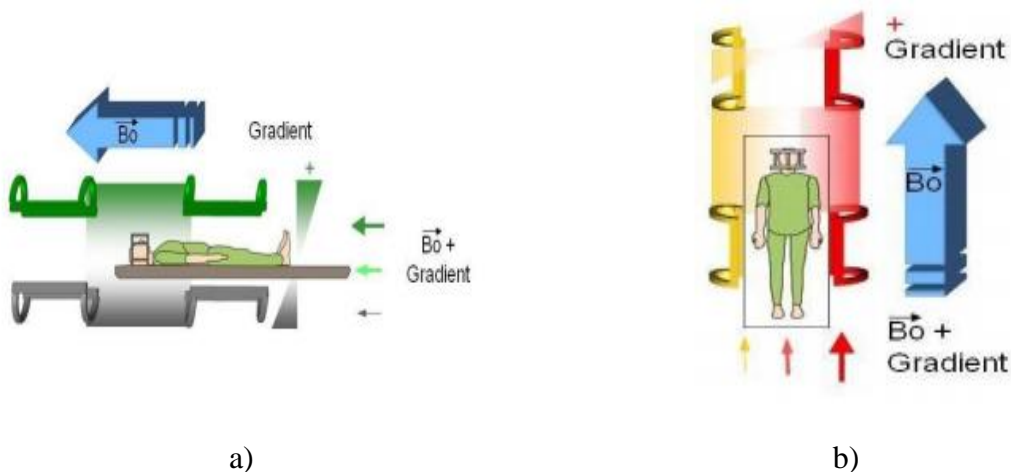


Fig. I.3 Bobine de gradient, a) selon X, b) selon Y [1].

I.1.3. Antennes ou bobines radiofréquences

Ce sont des bobinages de cuivre, de forme variable, qui entourent le patient ou la partie du corps à explorer. Elles sont capables de produire et/ou de capter un signal de radiofréquence. Elles sont accordées pour correspondre à la fréquence de résonance de précession des protons qui se trouvent dans le champ magnétique B_0 [1].

$$f = \gamma B_0 \quad \text{Eq. I.1}$$

$f(\text{Hz})$ fréquence de résonance, $\gamma (\text{Hz } T^{-1})$ rapport gyromagnétique, $B_0(T)$ intensité du champ magnétique.

I.2. Résonance magnétique nucléaire (RMN)

Le phénomène de résonance magnétique nucléaire (RMN) a été découvert par Bloch et Purcell et leur a valu le prix Nobel en 1952. Pour expliquer la résonance magnétique, nous prendrons pour exemple l'atome d'hydrogène H^1 qui ne contient qu'un seul proton. C'est l'atome le plus présent dans le corps humain et donc le plus étudié. Comme tout atome, il possède des propriétés magnétiques que l'on peut représenter par un vecteur en rotation sur lui-même. C'est ce qu'on appelle le spin du proton. A l'état du repos le sens de ces spins est totalement aléatoire (Fig. I.4 a). La résultante magnétique d'un ensemble d'atome est donc nulle. Lorsque les spins sont placés dans un champ magnétique d'amplitude B_0 , ils entrent en résonance à une fréquence caractéristique, appelée fréquence de Larmor f_0 , la précession du spin peut se faire de façon parallèle ou antiparallèle à B_0 (Fig. I.4 b) [2].

$$f_0 = \gamma B_0 \quad \text{Eq. I.2}$$

Avec $\gamma = 42.58 \text{ MHz } T^{-1}$ qui est le rapport gyromagnétique du proton H^1 .

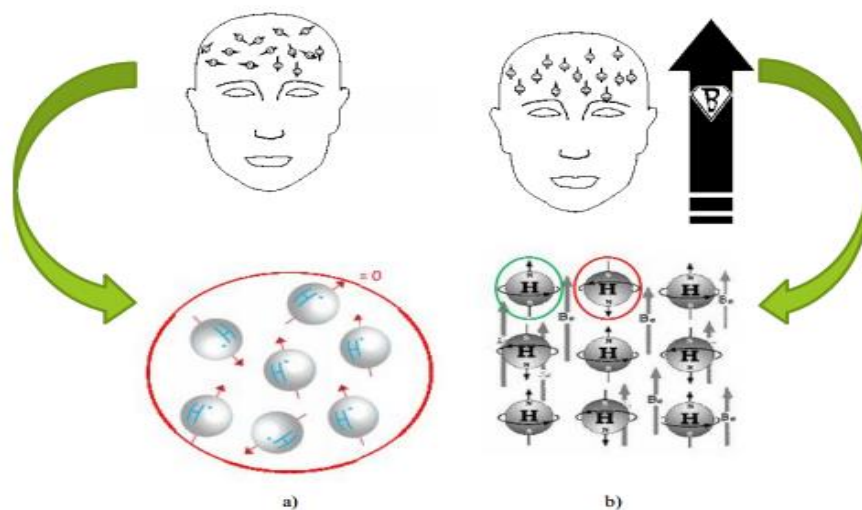


Fig. I.4 Spins et résonance magnétique. a) Etat de repos, b) Etas de résonance [3].

Les spins sont animés d'un mouvement de précession de moment magnétique μ autour de la direction de B_0 , Par convention de la direction Z. Ainsi, l'aimantation résultante M est la somme de l'aimantation des N spins dans le volume considéré (Fig. I.5) [3].

$$M = \sum_{n=0}^{N-1} \mu_n \quad \text{Eq. I.3}$$

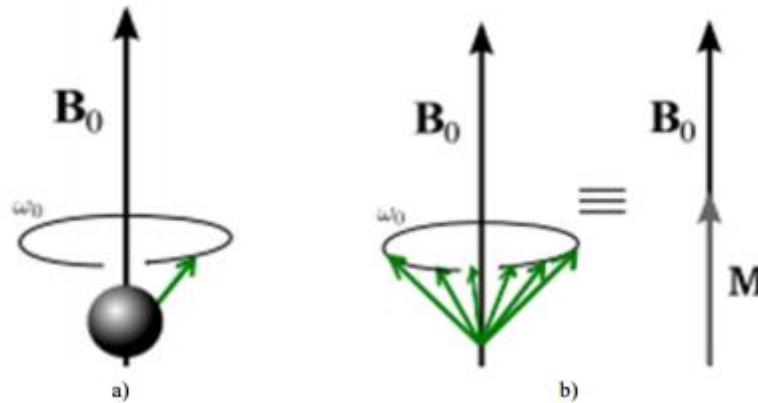


Fig. I.5 Représentation vectorielle du moment magnétique : a) Précession d'un atome à la fréquence de Larmor en présence d'un champ magnétique orienté B_0 , b) Représentation du vecteur de magnétisation moyen M d'un ensemble d'atomes [3].

I.2.1. Onde radiofréquence

Il nous manque encore un élément pour parler du phénomène magnétique nucléaire. Effectivement, quand les spins de nos échantillons sont à l'équilibre, l'aimantation résultante M est parallèle au champ B_0 , et ce champ étant très élevé (1.5 à 7T) par rapport à l'aimantation M , il est donc impossible de mesurer une image dans ces conditions. La solution est de perturber l'aimantation grâce à un champ magnétique radiofréquence B_1 , tournant a une fréquence ω_{rf} . Le champ B_1 est appliqué perpendiculairement à B_0 . Il est généré par une antenne RF d'émission. Ce champ peut s'écrire en utilisant les notations complexes comme suit :

$$B_1(t) = B_1^e(t)e^{(-j\omega_{rf}+\phi_0)} \quad \text{Eq. I.4}$$

Les trois paramètres essentiels d'une impulsion RF sont : sa fonction d'enveloppe $B_1^e(t)$, la fréquence de la porteuse d'excitation ω_{rf} et la phase ϕ_0 [4].

I.2.2. Phase d'excitation

Lors de la phase d'excitation, l'onde RF provoque un basculement de l'aimantation résultante d'un groupe de spins placé dans un champ magnétique. Cette bascule est liée à un

Chapitre I : IRM et reconstruction de l'image.

transfert d'énergie vers le système de spins (passage de l'état de basse énergie ; spins en parallèle, vers le niveau de haute énergie ; antiparallèle). Il y a alors basculement du groupe de spins nucléaire. L'angle de bascule de l'aimantation tissulaire dépend de l'intensité et de la durée pendant laquelle est appliquée l'onde RF [4].

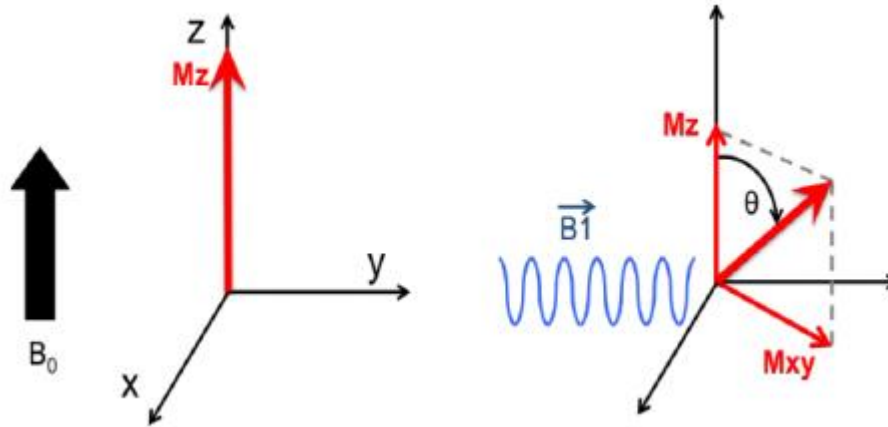


Fig. I.6 Basculement de l'aimantation après l'application d'une impulsion RF B_1 dans le plan transverse au champ B_0 [4].

I.2.3. Phase de relaxation

A l'arrêt de l'impulsion RF, l'aimantation microscopique retourne à sa position d'équilibre. Ce fait est traduit par une diminution de la composante transversale M_{xy} et une augmentation progressive de la composante longitudinale M_z . Ces phénomènes sont respectivement appelés relaxation transversale et relaxation longitudinale. La relaxation des protons rend possible l'observation du phénomène de RMN [4].

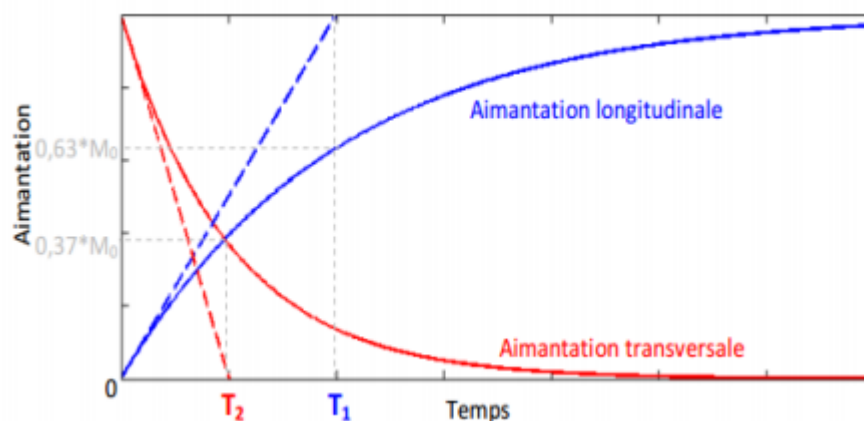


Fig. I.7 Evolution temporelle des composantes longitudinales et transversales de l'aimantation après une excitation RF à 90° [4].

I.2.3.1. Temps de relaxation longitudinale ou spin-réseau (T_1)

Il correspond à la constante de temps T_1 nécessaire pour que 63% des spins réalignent le long du champ magnétique B_0 (Fig. I.7). Cette relaxation est traduite par une croissance progressive de M_z exponentiellement (Eq. I.5). Il faudrait alors un temps infini pour que tous les spins se retrouvent alignés [5].

$$M_z(t) = M_0(1 - e^{-\frac{t}{T_1}}) \quad \text{Eq. I.5}$$

I.2.3.2. Temps de relaxation transversale ou spin-spin (T_2)

Il correspond à la constante de temps T_2 nécessaire pour que 63% des spins perdent leur cohérence de phase du fait des interactions spin-spin (Fig. I.7). En excluant les effets causés par les inhomogénéités de champs, cette relaxation est traduite à son tour par une disparition de M_{xy} selon la loi exponentielle décroissante (Eq. I.6) [5].

$$M_{xy}(t) = M_0 \cdot e^{-\frac{t}{T_2}} \quad \text{Eq. I.6}$$

Concernant la relaxation transversale, le déphasage entre spins résultants d'une part des interactions entre les spins auxquelles correspondent au temps de relaxation T_2 , mais également de l'hétérogénéité de ΔB_0 du champ magnétique B_0 .

I.2.3.3. Comparaison des constantes de relaxation transversale T_1 et T_2

Les constantes de temps T_1 et T_2 sont caractéristique d'un tissu donné. A titre d'information, nous indiquons dans le tableau 1.1 les valeurs des constantes de temps et de quelques tissus du cerveau, mesurées à 1.5T (tab. I.1) [6].

Tab. I.1 Variation des temps de relaxation T_1 et T_2 pour différents tissus biologiques [6].

Tissus Biologiques	T_1 (ms)	T_2 (ms)
Graisses	200	750
Liquide-céphalo-rachidien	3000	200
Matière blanche	500	75
Matière grise	750	90

I.2.4. Théorème de Bloch

Le signal FID (Free Induction Decay) détecté à la borne de la bobine radiofréquence est due à la précession et à la relaxation de l'aimantation M . Le théorème de Bloch nous permet d'étudier l'évolution temporelle de cette aimantation [7].

Le comportement de l'aimantation résultante M lorsque l'on applique un champ RF est décrit par l'équation de Bloch. Dans le contexte de l'IRM, cette équation peut s'écrire de la manière suivante :

$$\frac{d\vec{M}}{dt} = \gamma \vec{M} \times \vec{B}_0 + \frac{1}{T_1} (\vec{M}_0 - \vec{M}_z) - \frac{1}{T_2} \vec{M}_{xy} \quad \text{Eq. I.7}$$

Cette équation fait intervenir les temps de relaxation longitudinale et transversale, respectivement T_1 et T_2 . Lorsque l'échantillon est placé dans le champ B_0 , l'aimantation M_0 est dites à l'état d'équilibre thermique.

I.2.5. Signal de RMN

Après l'arrêt de l'impulsion RF radiofréquence, l'aimantation cesse de tourner autour de B_1 et retourne progressivement à sa position d'équilibre selon B_0 . La composante longitudinale M_z retourne à la valeur d'équilibre M_0 avec la constante de temps T_1 (temps de relaxation longitudinal) et la composante transversale M_{xy} s'annule avec la constante de temps T_2 (temps de relaxation transversal) [8].

La détection du signal en IRM se fait donc au moyen de bobines de réceptions, appelées antennes dans le langage courant (Fig. I.8). Les variations temporelles de l'aimantation résultante induisent des variations de flux à travers l'antenne, qui génèrent une *f.e.m* induite donné par la loi de Faraday comme suit :

$$e = - \frac{d\Phi}{dt} \quad \text{Eq. I.8}$$

Tel que Φ est le flux magnétique dans l'antenne de réception.

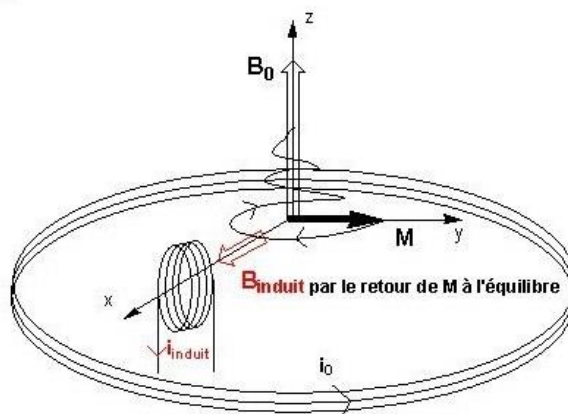


Fig. I.8 Schéma explicatif de la détection du signal IRM [8].

Le signal électrique récupéré est un signal sinusoïdal exponentiellement amorti avec la constante de temps T_2 : c'est le signal de RMN ou signal de FID (Free Induction Decay). La

transformée de Fourier (TF) du signal FID représente dans le domaine fréquentiel la raie de résonance qui est centré sur la fréquence de Larmor f_0 [8].

Le signal $s(t)$ obtenu en sortie est un signal modulé par une porteuse de fréquence f_0 . Il faudra donc démoduler ce signal pour le remettre dans sa bande de base. Le principe utilisé est la démodulation en quadrature, ce qui permet d'obtenir un signal en phase (réel) et un en quadrature (imaginaire) qui sont ensuite numérisés, filtrés et combinés en un signal numérique complexe [8].

I.3. Reconstruction de l'image

L'étape importante du passage du phénomène de RMN vers l'IRM est l'encodage spatial du signal de résonance découvert par Damadian en 1972 & Lauterbur en 1973. Il est indispensable de pouvoir localiser précisément le signal de résonance magnétique nucléaire (RMN) ; la position exacte du signal peut être codée spatialement en appliquant des gradients de champ magnétique, ce qui rend l'amplitude et la fréquence de Larmor de ce dernier dépendant de la position suivant la direction d'application du gradient [9].

I.3.1. Codage de l'espace

Le signal reçu par l'antenne de réception ne contient pas d'information spatiale. Il provient de toute la partie de l'échantillon excitée et située dans la zone de réception de l'antenne. Pour former une image à partir d'un signal RMN, des champs magnétiques sont appliqués pour modifier la phase et la fréquence du signal en fonction des coordonnées spatiales. On parle alors d'encodage spatial du signal [9].

En effet, pour localiser le signal IRM, il faut d'abord, à l'intérieur d'un volume donné, sélectionner un plan de coupe pour lequel on applique un premier gradient de champ appelé gradient de sélection de coupe G_s [9].

I.3.1.1. Sélection de coupe

Un champ G_s est appliqué pendant l'impulsion d'excitation radiofréquence (RF). L'orientation de la coupe sélectionnée est alors perpendiculaire à la direction de ce gradient. Son épaisseur est inversement proportionnelle à l'intensité de G_s et proportionnelle à la largeur de la bande de fréquence de l'onde radio [9].

$$\Delta z = \frac{\Delta \nu}{\gamma G_s}$$

Eq. I.9

Chapitre I : IRM et reconstruction de l'image.

$\Delta z (m)$: Epaisseur de la coupe, $\Delta\nu(Hz)$: largeur de la bande de fréquence de l'onde RF,
 $\gamma(Hz.T^{-1})$: rapport gyromagnétique, $G_s (T)$ le champ appliqué.

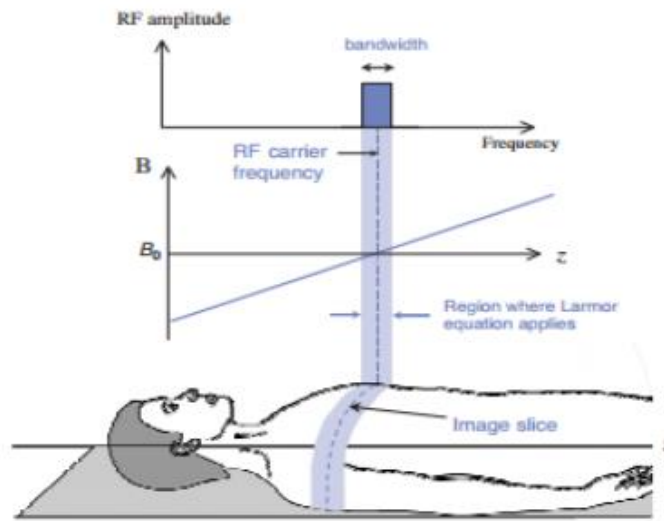


Fig. I.9 Sélection de coupe par un gradient de champ magnétique en Z pendant l'impulsion RF d'excitation [9].

La valeur de la fréquence centrale de l'impulsion RF permet de choisir le niveau de la coupe.

I.3.1.2. Encodage en phase

On suppose que le plan de coupe contient un ensemble de 3×3 vecteurs d'aimantations. Le gradient d'encodage de phase G_p est appliqué après le gradient de sélection de coupe. On suppose qu'il est appliqué le long de la direction de y, les spins tournent à différentes fréquences en fonctions de leurs positions le long de la direction de ce gradient. Aux positions où le gradient augmente, la fréquence de précession augmente (Fig. I.10) [9].

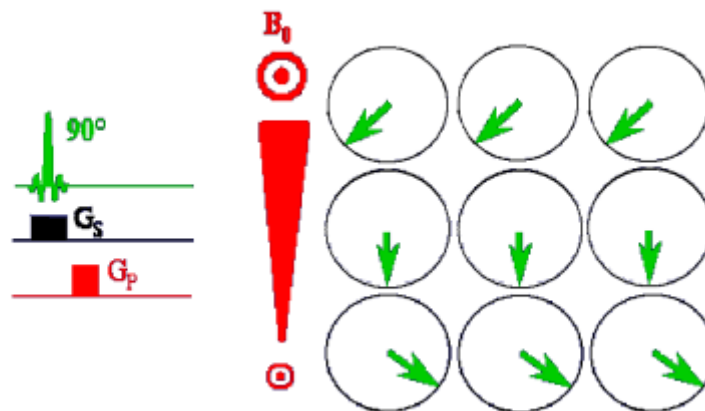


Fig. I.10 Sélection de l'impulsion du gradient d'encodage de phase [9].

I.3.1.3. Encodage en fréquence

Lorsque l'impulsion du gradient de phase est désactivée, l'impulsion du gradient d'encodage de fréquence G_R est activé le long de la direction de x perpendiculairement à G_P (Fig. I.11). Cette fois-ci, c'est la fréquence de précession des spins qui varie en fonction de leurs positions le long de la direction G_R . Pendant l'application de ce gradient, le signal provenant de la coupe est mesuré, c'est pourquoi il est aussi appelé gradient de lecture [9].

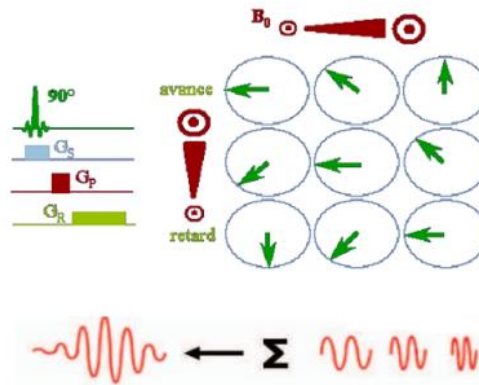


Fig. I.11 Sélection de l'impulsion du gradient d'encodage de fréquence [9].

Lorsque nous considérons différentes techniques d'imagerie médicale, nous voyons qu'elles fournissent des informations directement dans l'espace à trois dimension, appelé domaine spatial. En IRM, au contraire, les deux gradients utilisés lors de l'acquisition des données conduisent à un codage spatial de l'image et les données obtenus ne se situent pas dans le domaine spatial, mais d'emblée dans ce qu'on appelle le domaine fréquentiel. L'information obtenue est donc un signal caractérisé par sa fréquence (et/ou phase) et non pas par ses coordonnées spatiales.

I.3.2. Mode d'acquisition

Une acquisition IRM consiste donc à balayer l'espace-K afin d'obtenir l'information de l'image codée en fréquence spatiale. Différentes techniques peuvent être adoptées : Le balayage séquentiel ligne par ligne (acquisition cartésienne), spirale, radiale ...etc [10].

I.3.2.1. Acquisition cartésienne

L'acquisition dite cartésienne est la plus répandue et consiste à acquérir séquentiellement les différentes lignes de phases. Chacune des N_y lignes horizontales de l'espace-K est balayé en appliquant dans la direction x (direction de lecture) un gradient de champ magnétique pendant la lecture du signal. Avant chacune de ces N_y acquisition, des impulsions de gradient de champ magnétique sont appliquées dans la direction de lecture x et dans la direction de phase pendant la lecture du signal. Avant chacune de ces N_y acquisition, des impulsions de gradient

de champ magnétique sont appliquées dans la direction de lecture x et dans la direction de phase y afin de positionner la ligne échantillonnée dans la direction K_y (Fig. I.12) [10].

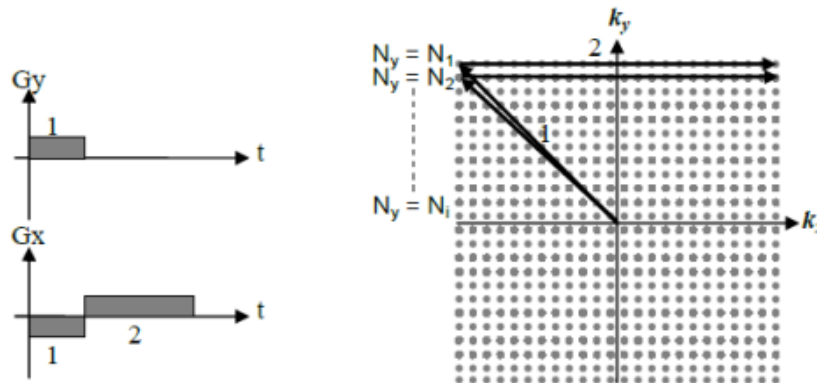


Fig. I.12 Echantillonnage 2DFT dans l'espace K [10].

La flèche '1' représente l'entre lignes, la flèche '2' indique que chacune des N_y lignes de l'espace-K nécessite une excitation.

Dans ce cas, la reconstruction consistera à faire une simple transformée de Fourier $2D$. Il est possible de faire des acquisitions en $3D$. Pour ce faire, il faut faire une sélection de coupe épaisse et ajouter un deuxième encodage de phase appelé encodage de partition dans la direction Z afin d'encoder la troisième direction.

L'acquisition la plus rapide possible des données brutes est l'un des problèmes cruciaux en imagerie par résonance magnétique. Ce problème est à la base de la création de différentes techniques de balayages qui par rapport à l'IRM classique, diminue le temps d'acquisition. Cependant, un certain nombre de techniques ont été proposées pour accélérer l'acquisition de l'IRM. Parmi ces techniques, une méthode consiste à échantillonner l'espace-K différemment comme le mode d'acquisition spirale [10].

I.3.2.2. Acquisition spirale

Une des approches très répandues est d'échantillonner l'espace-K à partir du centre et d'aller vers l'extérieur avec une trajectoire spirale. Ce mode est entièrement décrit par les gradients de lecture, les gradients de directions sont utilisés de façon combinée comme des gradients de lecture qui décrivent une trajectoire en spirale dans l'espace-K (Fig. I.13) [10].

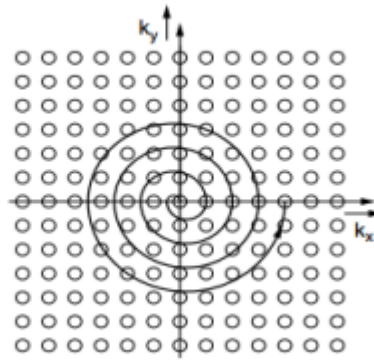


Fig. I.13 Trajectoire spirale utilisée pour parcourir l'espace K [10].

I.4. Acquisition multi-Antennes

Dans les applications médicales, l'acquisition des images cérébrales est obtenue en utilisant des antennes volumiques. Ils sont réalisés à l'aide d'une configuration de type cage à oiseaux. Ce type d'antenne produit généralement un champ très homogène dans le volume délimité par l'antenne, et dans lequel est placé le patient. L'image obtenue sera alors elle aussi homogène, mais en contrepartie, l'antenne captera le bruit provenant de l'ensemble du volume.

Les antennes de surface, quant à elles, placées directement sur le patient, permettant d'imager une zone particulière avec un meilleur SNR. En revanche, l'image ne sera pas homogène dans l'ensemble du volume, du fait que la sensibilité de ce type d'antenne décroît très vite à mesure que l'on s'en éloigne. Pour pallier au manque d'homogénéité des antennes de surface, l'idée est de multiplier leur nombre et de les disposer de façon "intelligente" autour du patient. Le SNR est alors amélioré, mais cela implique de savoir combiner les images produites par chaque antenne de façon à reconstituer une seule image homogène [9].

I.5. Conclusion

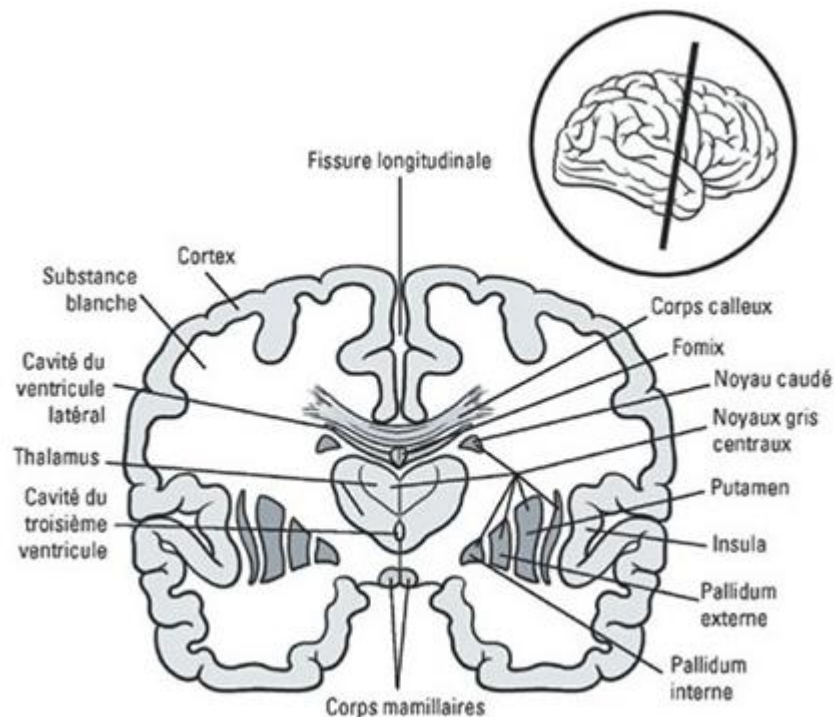
L'étude théorique de l'IRM nous permet d'une part de découvrir le fonctionnement général de la machine, d'une autre part ça nous a permis de mettre en évidence la relation qui existe entre les différents réglages des IRM et les caractéristiques des images médicales fournies (temps de relaxation T_1 et T_2 , champ magnétique appliqué ...).

Chapitre II. Traitement d'image pour l'IRM cérébrale

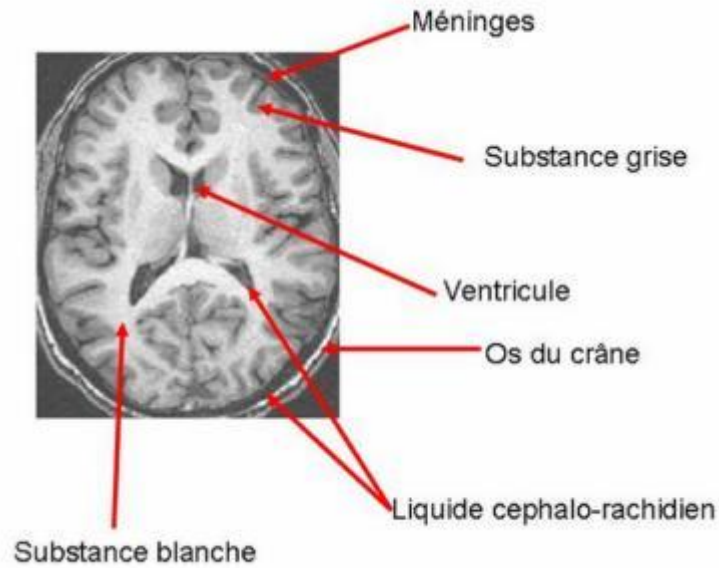
L'imagerie Biomédicale, en constante évolution ces dernières années, fournit un nombre croissant de données : Résolution croissante des imageurs IRM, accès à des modalités variées. Les méthodes automatiques de traitement et d'analyse d'image se sont récemment multipliées pour assister l'expert dans l'analyse qualitative et quantitative de ces images et faciliter son interprétation. Elle fait également partie des phases de prétraitement dans de nombreux algorithmes. La délimitation manuelle des principaux tissus du cerveau par un expert, est en effet trop longue et fastidieuse pour traiter un volume important de données, d'où l'intérêt d'avoir des méthodes automatiques de segmentations. Plusieurs approches ont été proposées pour segmenter les IRM cérébrales. On peut classer en deux groupes : les méthodes supervisées qui requièrent une interaction avec l'utilisateur et les méthodes non-supervisées, où l'estimation des paramètres est réalisée automatiquement.

II.1. Anatomie cérébrale pour le traitement d'image

L'encéphale est constitué du cerveau, du cervelet et du tronc cérébral. Le cerveau est composé de trois matières principales : matière blanche, matière grise et le liquide céphalo-rachidien. La matière blanche est constituée de fibres de cellules nerveuses appelés axones qui permettent la transmission de l'information traitée au niveau de la matière grise. La matière grise contient le corps des cellules nerveuses et est répartie en deux types de structures : le Cortex et les Noyaux. Le liquide céphalo-rachidien baigne dans la surface extérieure du cerveau et du cervelet et remplit le système ventriculaire. La figure ci-dessous schématise le cerveau humain.



a)



b)

Fig. II.1 Anatomie du cerveau humain [11] [12].

II.1.1. Différentes coupes des IRM

L'IRM permet d'obtenir des coupes virtuelles de l'organisme dans les trois dimensions de l'espace, l'explication du principe permettant de changer les coupes des IRM se fera dans le chapitre suivant.

Coupe sagittale : parallèle au plan médian, qui sépare le corps en une partie gauche et une partie droite (Fig. II.2).

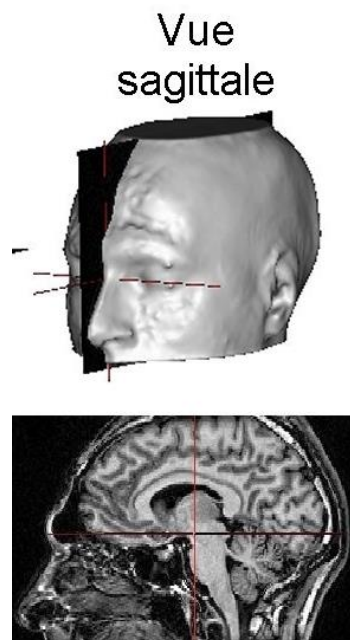


Fig. II.2 Coupe sagittale d'une IRM cérébrale [13].

Coupe coronale : parallèle au plan coronale, coupe le corps en une partie avant et une partie arrière (Fig. II.2).

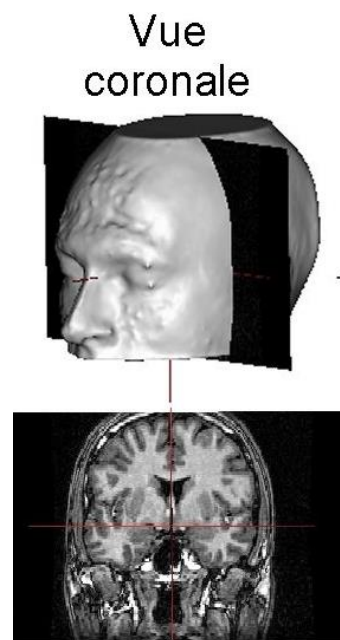


Fig. II.3 Coupe coronal d'une IRM cérébrale [13].

Coupe axiale (transversale) parallèle au plan axial, elle coupe le corps en une partie supérieure et une partie inférieure (Fig. II.3).

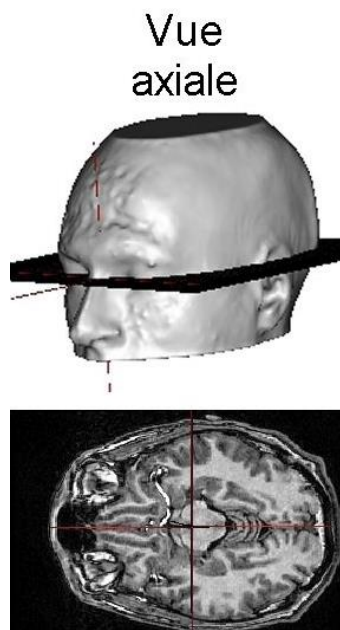


Fig. II.4 Coupe axiale d'une IRM cérébrale [13].

II.1.2. Tumeur cérébrale (cancer du cerveau)

Les tumeurs cérébrales désignent l'ensemble des tumeurs, bénignes ou malignes, se développant dans le parenchyme cérébral. Elles surviennent par le développement anormal et anarchique de divisions cellulaires, à partir soit d'une cellule du cerveau lui-même, soit d'une cellule métastatique exportée d'un cancer situé dans une autre partie du corps.

Ci-dessous nous allons montrer une IRM cérébrale d'une personne ayant une tumeur cérébrale afin de pouvoir mettre en évidence les anomalies remarquées (**Error! Reference source not found.**).

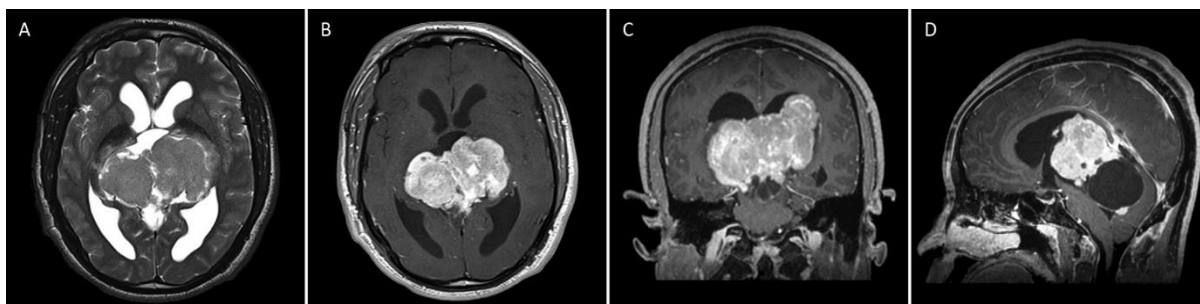


Fig. II.5 IRM d'une tumeur cérébrale, A) Coupe axiale TdR T2, B) Coupe axiale TdR T1, C) Coupe coronale, D) Coupe Sagittale [14].

II.1.3. Caractéristiques des IRM cérébrales

II.1.3.1. Le bruit

Un bruit aléatoire gaussien apparaît dans le domaine de Fourier de l'image acquise. L'image est obtenue en calculant le module de la transformé inverse de Fourier. La distribution gaussienne devient donc, dans l'image, une distribution de Rice. Dans les zones où l'intensité n'est pas proche de zéro, cette distribution est approximation gaussienne, tandis que dans les zones où l'intensité est proche de zéro, elle est proche d'une distribution de Rayleigh.

II.1.3.2. L'effet de volume partiel

Un autre problème de la segmentation des images IRM est l'effet de volume partiel qui apparaît lorsque plusieurs types de tissus contribuent au même voxel. Ce problème de plus en plus pris en compte dans les algorithmes de segmentations. En raison d'une résolution du système d'acquisition limitée, les voxels situés à la frontière entre plusieurs tissus sont composés de deux ou plusieurs tissus. Il est donc nécessaire de prendre en compte ces effets de volume partiel pour obtenir une segmentation fiable de tissus cérébraux.

II.1.3.3. Autres artefacts

Les artefacts de mouvement sont dus aux déplacements du patient pendant l'examen ainsi qu'aux mouvements physiologiques (respiration, flux sanguin). L'impact de ces artefacts

est variable selon le moment d'acquisition mais il se traduit généralement par l'apparition d'images fantômes des structures en mouvement.

II.2. Traitement d'image

Le traitement d'image désigne en informatique l'ensemble des traitements automatisés qui permettent, à partir des images numériques, de produire d'autres images ou d'en extraire de l'information [15].

Il s'agit donc d'un sous-ensemble du traitement de signal dédié aux images et aux données dérivées comme la vidéo. Dans le contexte de la vision artificielle, le traitement d'image se place après les étapes d'acquisition et de numérisation, assurant une interprétation des images traitées [15].

II.2.1. Historique

Le traitement d'image a commencé à être étudié dans les années 1920 pour la transmission d'images par le câble allant de New-York à Londres. Harry H. Bartholomew et Maynard D. McFarlane effectuèrent la première numérisation d'images avec compression de données pour envoyer des fax. Le temps de transfert passa ainsi de plus d'une semaine à moins de trois heures. Il n'y a pas vraiment eu d'évolutions par la suite jusqu'à la période d'après la 2^{ème} guerre mondiale avec le développement des techniques du traitement de signal [15].

Le véritable essor du traitement d'image n'a lieu que dans les années 1960 quand les ordinateurs commencèrent à être suffisamment puissants pour travailler sur des images. Peu après, la découverte de la transformée de Fourier rapide (FFT) révolutionne le domaine, en rendant possible les manipulations du contenu fréquentiel des signaux sur ordinateur. Depuis des recherches ont été menées, pour l'amélioration des techniques du traitement d'image utilisées afin qu'elles puissent répondre aux besoins croissants en cette matière [16].

Les applications du traitement d'image s'étendent aujourd'hui dans tous les secteurs de l'industrie, de l'image spatiale, la vision robotique, en passant par les technologies biomédicales.

La compréhension du traitement d'images commence par la compréhension de ce qu'est une image, ses propriétés, ...etc. Nous allons présenter dans cette partie quelques notions sur l'image ainsi que les différents traitements qui peuvent être faits.

II.2.2. Définition d'une image

L'image est définie comme étant la reproduction exacte ; ou la reproduction analogique, d'une scène réelle.

Une image en tant que terme informatique est un ensemble structuré d'informations qui après affichage a une signification pour l'œil humain. L'une des nombreuses définitions de l'image, suivant ce principe, est qu'elle peut être décrite sous forme d'une fonction $f(x, y)$ de brillance analogique continue définie dans le domaine borné tel que x et y sont les coordonnées spatiales d'un point de l'image, et f est une fonction d'intensité lumineuse et de couleur [17].

II.2.3. La numérisation d'une image

La numérisation des images est une technique qui consiste à découper la surface de l'image en éléments de taille fixe ayant chacun une valeur numérique [17].

La numérisation est la transformation de l'image de son mode analogique (distribution continue d'intensités lumineuses), en une image numérique représentée par une matrice bidimensionnelle de valeur numérique $f(x, y)$ où :

x, y : coordonnées cartésiennes d'un point de l'image.

$f(x, y)$: code de la couleur en ce point.

Cette numérisation permet de manipuler l'image comme une donnée informatique. On peut alors distinguer deux catégories d'images :

- **Bitmap « images Matricielles »**

C'est une image constitué d'une matrice de point colorée. C'est-à-dire constitué d'un tableau où chaque case possède une couleur qui lui est propre et considérée comme un point.

- **Vectorielle**

C'est une image numérique composés d'objet géométriques individuelles, des primitives géométriques (segments de droite, arcs de cercle, courbe de Bézier, polygone ...etc.), définis chacun par différents attributs (forme, position, couleur ...etc.)

II.2.4. Caractéristiques d'une image numérique [15] [16]

L'image est un ensemble structuré d'information ayant des caractéristiques bien précises dont on peut citer :

II.2.4.1. Pixel

Une image numérique est constituée d'un ensemble de points appelés pixels ; pixel est une abréviation de "**P**icture **e**lement". Il représente ainsi le plus petit élément constitutif d'une image numérique. L'ensemble des pixels est contenu dans un tableau à deux dimensions constituant l'image.

II.2.4.2. La résolution

Elle est déterminée par le nombre de pixel par unité de surface, exprimé en point par pouce PPP (en anglais DPI, Dots per Inch).

II.2.4.3. La luminance

C'est le degré de luminosité des points de l'image. Elle est définie aussi comme étant le quotient de l'intensité lumineuse d'une surface par l'aire apparente de cette surface, pour un observateur lointain.

II.2.4.4. Transparence

C'est une caractéristique permettant de définir le niveau d'opacité des éléments d'une image, c'est-à-dire la possibilité de voir à travers l'image des éléments graphiques situés derrière celle-ci.

II.2.4.5. Contraste

On définit le contraste comme étant la différence qu'il y a entre les valeurs des niveaux de gris appartenant à l'extérieur et à l'intérieur d'un contour ; c'est la variation entre le niveau de gris local et le niveau de gris représentatif d'un voisinage plus global.

II.2.4.6. Bruit

Appelé aussi parasite, c'est l'interférence d'un signal donné. Dans une image, le bruit désigne les pixels dont l'intensité est très différente de celle des pixels voisins.

II.2.4.7. Histogramme

C'est un graphique statistique permettant de représenter la distribution des intensités des pixels d'une image, c'est-à-dire le nombre de pixels pour chaque couleur.

L'histogramme associe à chaque niveau de 0 à 255 le nombre de pixel correspondant dans l'image considérée. On peut aussi dire que l'histogramme représente la distribution des valeurs de pixels dans une image.

II.2.5. Types d'images numériques [16]

II.2.5.1. Images binaires

Une image binaire est une image dont les pixels ne peuvent avoir que les valeurs 0 et 1 ; le 0 correspond à un pixel noir et le 1 à un pixel blanc.

II.2.5.2. Image à niveaux de gris

Dans une image à niveaux de gris ; nuances de gris, celle qui sera l'objet de notre étude, la couleur d'un pixel peut prendre des valeurs de 0 ; qui représente le noir, au 255 ; qui représente le blanc, en passant un nombre fini de niveaux intermédiaires obtenus par dégradation du noir. Le pixel est ainsi codé sur un octet (Fig. II.6).



Fig. II.6 Exemple d'une image à niveaux de gris [18].

II.2.5.3. Image en couleur

Elle est obtenue par la combinaison de trois couleurs dites primaire : rouge, vert et bleu. Chaque valeur est codée comme une image à niveaux de gris, avec des valeurs de 0 à 255.

La représentation des images couleurs se fait par une combinaison linéaire des valeurs de trois composantes couleurs, on distingue généralement deux types d'images :

- Images 24 bits.
- Images à palettes (256 couleurs).

II.2.6. Images médicales

II.2.6.1. Format des images médicale DICOM

Le format DICOM (Digital Images and communication on Medecine) est une norme standard pour la gestion informatique des données issues de l'imagerie médicale. Il a été créé en 1985 par ACR (American College of Radiology) dans le but de standardiser les données

Chapitre II : Traitement d'image pour l'IRM cérébrale

transmises entre les différents appareils de radiologie. Ce standard définit un format d'image mais aussi un protocole de transmissions de données basés sur TCP/IP [19].

Le PACS (Picture Archiving and communications systems) est un système permettant de gérer les images médicales grâce à des fonctions d'archivage. Il permet la communication via des réseaux des images format DICOM et donc le traitement à distance ou en réseau local avec des ordinateurs disposant de moniteur à haute définition pour la visualisation des examens effectué en radiologie [19].

II.2.6.2. Différence entre JPEG et DICOM

- Contrairement au fichier JPEG, les formats DICOM sont contextualisés, i.e. chaque image contient des données démographiques (numéro du patient, nom du patient, age, sexe) et des informations relatives à l'examen (date, heure, nombre d'images et paramètres techniques) qui ne peuvent être séparés de l'image elle-même.
- Le point le plus important demeure que la qualité des images en format DICOM est significativement supérieure, principalement parce que le format JPEG entraîne une compression avec pertes de données dont le niveau est variable et pas standardisé. Autrement dit il est plus facile d'altérer une image JPEG que DICOM.

II.2.7. Système de Traitement d'image

Le traitement d'image est une technique qui est basée sur trois étapes très importantes les unes que les autres qui sont :

- Prétraitement : Permet une meilleure visualisation de l'image.
- Segmentation : créer une partition de l'image.
- Quantification : Fournit des indices quantitatifs aux pixels.

Le schéma du système de traitement d'image est donné par la Fig. II.7.

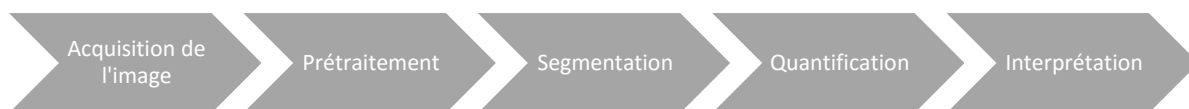


Fig. II.7 Etapes du traitement d'images.

II.2.7.1. Prétraitement

C'est la 1^{ère} phase de la chaîne de traitement d'image de notre système. Elle a pour but la réduction des bruits afin d'améliorer la perception de certains détails. Cette étape renforce aussi la ressemblance entre pixels de même région et la dissemblance des pixels de régions différentes dans le cas où la luminosité et le contraste sont faible.

On cite comme méthodes de prétraitements, les différents filtrages appliqués aux images. Cette partie sera détaillée par la suite.

II.2.7.2. Segmentation

C'est une opération du traitement d'image qui a pour but de rassembler des pixels entre eux suivant des critères prédéfinis. Les pixels sont ainsi regroupés en région, qui constituent un pavage ou une partition de l'image. Les méthodes mathématiques qu'on a appliquées dans ce mémoire, sont aussi des méthodes de segmentation.

II.2.7.3. Quantification

Transformation d'une amplitude à valeurs continues en une amplitude qui ne peut prendre qu'un nombre fini de valeurs distinctes. Pour une image à 256 niveaux de gris, chaque amplitude est codée sur un octet (8 bits).

II.2.8. Filtrage appliqué aux images

II.2.8.1. Définition

L'étude de l'information nécessite de supprimer au maximum le bruit parasite dû aux conditions d'acquisition. L'un des buts du filtrage est de nettoyer le signal en éliminant le plus de bruit possible tout en préservant le maximum d'information. En outre, l'information dans un signal n'est pas forcément entièrement pertinente : il faut sélectionner l'information utile suivant l'usage que l'on veut en faire.

Le filtrage des images a la même finalité que celui des signaux 1D. Il s'agit essentiellement d'enlever le bruit ou de sélectionner certaines fréquences.

La fréquence spatiale est un concept plus délicat qui découle du fait que les images appartiennent au domaine spatial. La fréquence est une grandeur qui caractérise le nombre de phénomènes qui se déroulent au cours d'un temps donné. Les images peuvent être entachées de bruit de nature différente. On s'intéressera ici aux bruits : additif, gaussien, et du flou [16].

II.2.8.2. Types de filtrage

II.2.8.2.1. Lissage

Ce sont des filtres passe-bas qui coupent les plus hautes fréquences des images pour atténuer les bruits d'origines diverses qui polluent l'information, en particulier dans la détection de contours. Techniquement, il s'agit de traduction discrète de filtres continus qui, comme ceux-ci, ne modifie pas les niveaux globaux du signal. On peut citer : filtre uniforme, filtre pyramidale et filtre gaussien [15].

II.2.8.2.2. Détection de contours

Ces filtres transforment l'image d'entrée en une image noire sauf aux points ou un contour est détecté et sera marqué en blanc. La détection est basée sur la dérivation selon les deux coordonnées. Si on considère classiquement les signaux comme des sommes des sinusoides, la dérivation apparait comme un filtre passe-haut qui introduit donc du bruit à l'origine des contours. On peut citer les filtres de Prewitt, Sobel et Canny [15].

II.3. Conclusion

Dans ce chapitre, on a mis en évidence l'anatomie cérébrale pour enfin pouvoir mettre en évidence les différents composants du cerveau humain. On a traité aussi, les différentes coupes des IRM cérébrales ainsi que certaines caractéristiques de ces images médicales. Puis, on s'est intéressé au traitement d'image comme spécialité, étude des paramètres des images et du système de traitement d'image. A la fin, on s'est intéressé au format des images médicale DICOM et à l'imagerie multiple.

Chapitre III. Méthodes mathématiques appliquées pour la détection des lésions.

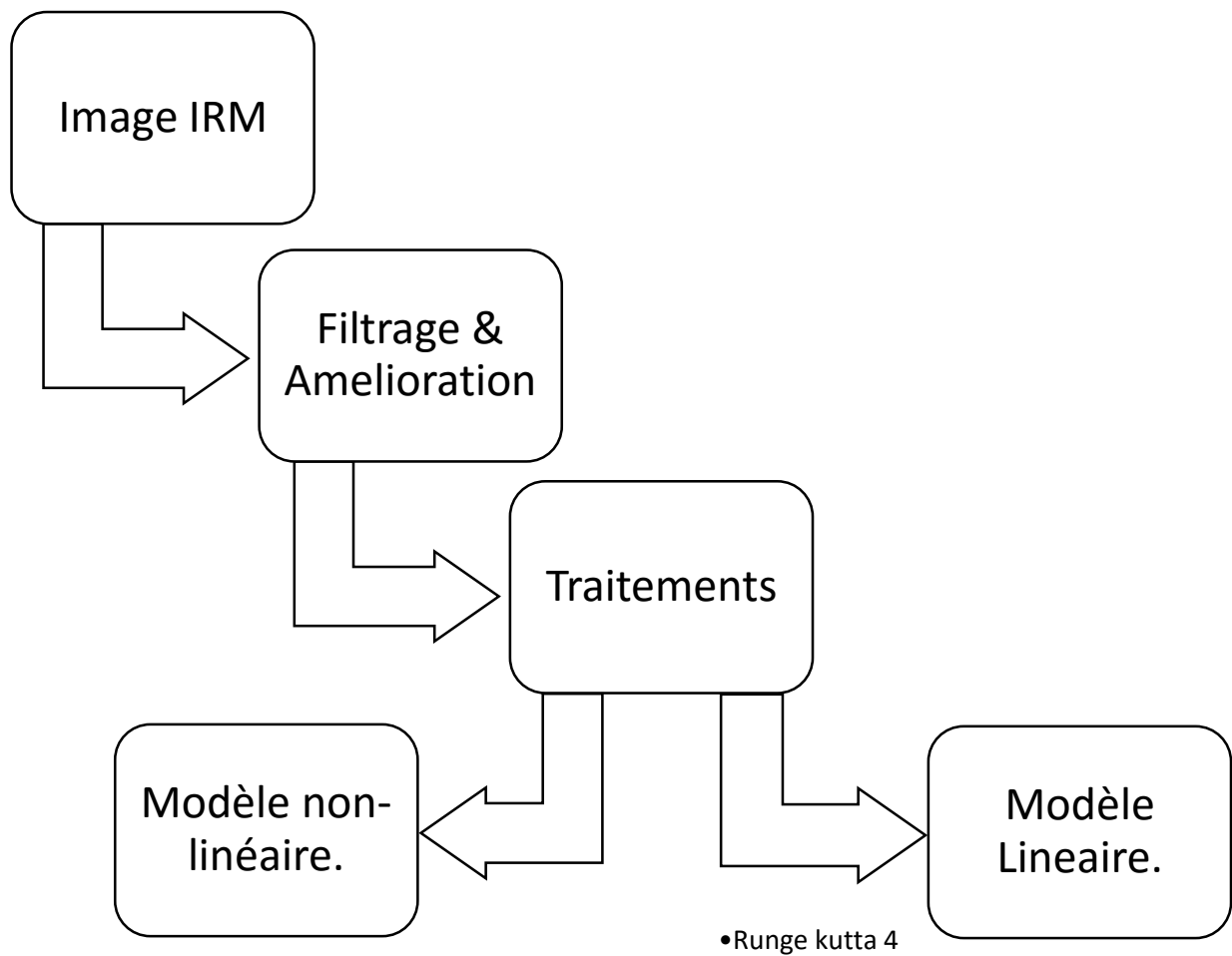
Chapitre III : Méthodes mathématiques appliquées pour la détection des lésions.

Dans cette partie, on s'intéresse aux méthodes mathématiques de traitement d'image dont l'utilisation s'est vu prendre de l'ampleur ces dernières années afin d'assister l'expert dans l'analyse qualitative et quantitative des images. Ces méthodes mathématiques ont pour but de détecter toutes les anomalies et lésions présentes sur les IRM, leur portée est de pouvoir arriver à montrer toutes les lésions que l'œil du médecin ne pourra pas apprécier.

La segmentation automatique des tissus du cerveau est devenue une étape fondamentale pour ces analyses quantitatives des IRM dans de nombreuses pathologies cérébrales.

L'application de ces méthodes mathématiques sur le traitement d'image nécessite une certaine adaptation des différents algorithmes aux matrices obtenus en convertissant les images IRM. Ces méthodes mathématiques sont :

- Algorithme de RK4 nous permettant de linéariser le système.
- Algorithmes itératifs de Jacobi et de Gauss-Seidel pour la résolution du système linéaire $Y=AX$.
- Méthode statistique de t-test (Student).



Méthodes itératives

- Jacobi
- Gauss-seidel / SOR

Méthode statistique

- t-test

Fig. III.1 Schéma explicatif des différentes étapes du traitement effectué.

III.1.1. Algorithme de RK4

III.1.1.1. Principe de la méthode

La méthode de Runge-Kutta d'ordre 4 est très couramment utilisée pour la résolution d'équations différentielles. C'est une méthode à pas unique, directement dérivée de la méthode d'Euler. Elle a l'avantage d'être simple à programmer et d'être assez stable pour les fonctions courantes de la physique. Sur le plan de l'analyse numérique, elle a surtout l'immense avantage de ne pas nécessiter autre chose que la connaissance des valeurs initiales [20].

Elle a quand même un inconvénient : elle est assez consommatrice en temps de calcul. On peut donc l'employer lorsque le temps de calcul n'est pas un facteur important devant la précision de la méthode. Si la précision requise est très importante, vous devrez choisir la méthode *RK4* adaptative [20].

III.1.1.2. Formulation mathématique [20]

On cherche à résoudre une équation différentielle ordinaire de la forme :

$$y' = f(t, y), \quad y(t_0) = y_0 \quad \text{Eq. III.1}$$

y étant un vecteur de R^n et f une fonction de $R^n \rightarrow R^n$.

Les étapes de l'algorithme de *RK4* sont :

- On découpe l'intervalle sur lequel on veut résoudre l'équation différentielle.
- On cherche ensuite comment calculer en un point de cet intervalle une valeur approchée de la solution.
- La formule itérative qui donne la solution de l'algorithme *RK4* est la suivante :

$$y_{n+1} = y_n + \frac{h}{6} (k_1 + 2k_2 + 2k_3 + k_4) \quad \text{Eq. III.2}$$

Avec

$$k_1 = f(t_n, y_n) \quad \text{Eq. III.3}$$

$$k_2 = f\left(t_n + \frac{h}{2}, y_n + \frac{h}{2}k_1\right) \quad \text{Eq. III.4}$$

$$k_3 = f\left(t_n + \frac{h}{2}, y_n + \frac{h}{2}k_2\right) \quad \text{Eq. III.5}$$

$$k_4 = f(t_n + h, y_n + h k_3) \quad \text{Eq. III.6}$$

Remarque :

Le choix du pas h est une étape très importante pour la méthode de *RK4*, car elle a une relation directe avec la précision et la vitesse d'exécution de l'algorithme.

III.1.1.3. Méthode de *RK4* à deux dimensions [21]

Dans cette partie, on s'intéressera à la méthode de Runge-Kutta 4 à deux dimensions qui est une méthode dérivée de l'algorithme de *RK4* détaillé dans le paragraphe précédent.

On considère le système suivant :

$$\begin{cases} x' = f(t, x, y) \\ y' = g(t, x, y) \end{cases} \quad \text{Eq. III.7}$$

La solution est donnée par les formules suivantes :

$$y_{n+1} = y_n + h l \quad \text{Eq. III.8}$$

$$x_{n+1} = x_n + h k \quad \text{Eq. III.9}$$

$$t_{n+1} = t_n + h \quad \text{Eq. III.10}$$

Avec :

$$k_1 = f(t_n, x_n, y_n) \quad \text{Eq. III.11}$$

$$l_1 = g(t_n, x_n, y_n) \quad \text{Eq. III.12}$$

$$k_2 = f\left(t_n + \frac{h}{2}, x_n + \frac{h}{2}k_1, y_n + \frac{h}{2}l_1\right) \quad \text{Eq. III.13}$$

$$l_2 = g\left(t_n + \frac{h}{2}, x_n + \frac{h}{2}k_1, y_n + \frac{h}{2}l_1\right) \quad \text{Eq. III.14}$$

$$k_3 = f\left(t_n + \frac{h}{2}, x_n + \frac{h}{2}k_2, y_n + \frac{h}{2}l_2\right) \quad \text{Eq. III.15}$$

$$l_3 = g\left(t_n + \frac{h}{2}, x_n + \frac{h}{2}k_2, y_n + \frac{h}{2}l_2\right) \quad \text{Eq. III.16}$$

$$k_4 = f(t_n + h, x_n + h k_3, y_n + h l_3) \quad \text{Eq. III.17}$$

$$l_4 = g(t_n + h, x_n + h k_3, y_n + h l_3) \quad \text{Eq. III.18}$$

$$k = \frac{1}{6} (k_1 + 2k_2 + 2k_3 + k_4) \quad \text{Eq. III.19}$$

$$l = \frac{1}{6} (l_1 + 2l_2 + 2l_3 + l_4) \quad \text{Eq. III.20}$$

III.1.1.4. Comment Appliquer la méthode de RK4 au traitement d'image ? [22]

A Partir du schéma ci-dessous on va donner l'organigramme de l'algorithme de RK4 que nous avons appliqués aux images médicales.

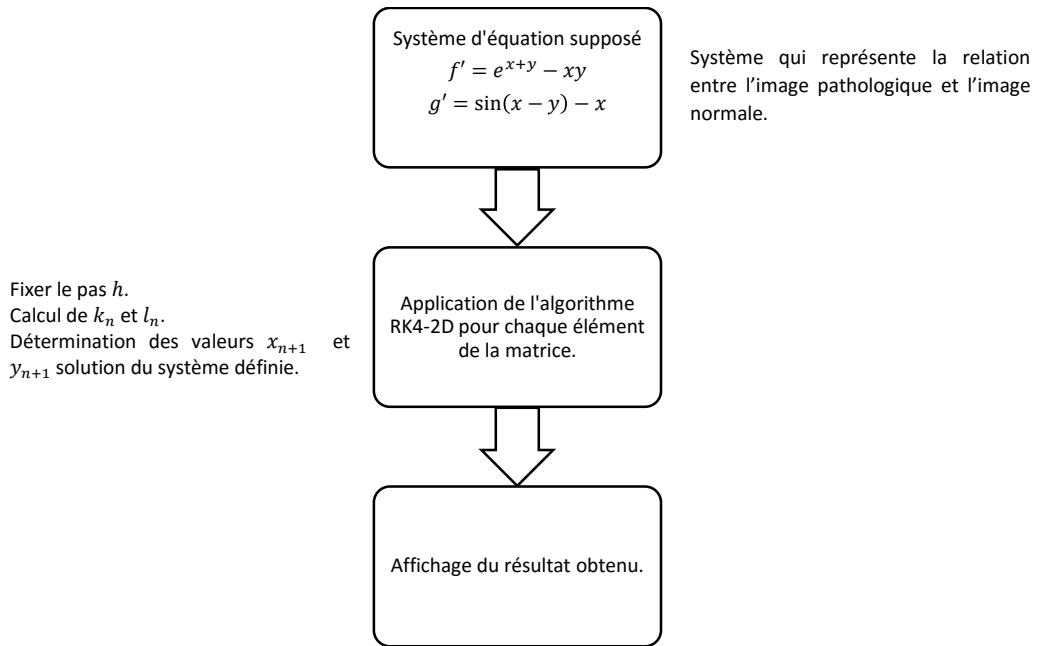


Fig. III.2 Etapes de l'algorithme RK4.

III.1.2. Méthodes itératives

III.1.2.1. Généralités

Dans cette partie, nous aborderons quelques aspects généraux des méthodes itératives de résolutions des systèmes linéaires de la forme $y = Ax$. Dans ce qui suit, nous nous plaçons dans le cas des matrices obtenus à partir d'image ou les valeurs des matrices sont réels [23].

Soit le système utilisé :

$$x^{(k+1)} = B x^{(k)} + c, \forall k \in N \tag{Eq. III.21}$$

Ou B est une matrice carrée, appelée matrice d'itération de la méthode, et c un vecteur dépendant de la matrice A .

Définition 1.1 : Décomposition d'une matrice carrée.

Soit A une matrice carrée, A peut-être décomposé en 3 matrices comme suit :

$$A = D - (E + F) \tag{Eq. III.22}$$

Tels que : D étant la diagonale de A , E (**resp.** F) est la diagonale supérieur (**resp.** inférieur) multiplié par un signe négatif.

Définition 1.2: On dit qu'une méthode itérative est **convergente** si l'on a pour tout initialisation $x^{(0)}$ dans R^n

$$\lim_{k \rightarrow \infty} x^{(k)} = x \quad \text{Eq. III.23}$$

Définition 1.3 : (Propriété de consistence)

On appelle **erreur** (resp. **Résidu**) à l'itération k , $k \in N$, de la méthode itérative le vecteur

$$e^{(k)} = x^{(k)} - x, \quad \forall k \in N \quad \text{Eq. III.24}$$

Où $x = A^{-1}b$ est la solution exacte du système.

Théorème 1.1 : Si une équation de la forme $Ax = b$ est consistante, celle-ci est convergente si et seulement si $\rho(B) < 1$; autrement dit le rayon spectral de la matrice d'itération doit être strictement inférieur à 1.

III.1.2.2. Méthode de Jacobi

III.1.2.2.1. Introduction

C'est une méthode mathématique développée par le mathématicien Karl Jacobi, qui est un algorithme itératif de résolution des systèmes linéaires de la forme $y = Ax$. Pour cela, on utilise une suite $x^{(k)}$ qui converge vers un vecteur fixe x , solution du système précédent [23].

III.1.2.2.2. Formulation mathématique

La méthode de Jacobi se base sur ces relations pour construire, à partir d'un vecteur initial $x^{(0)}$ donné, une suite $x^{(k)}$ $k \in N$ par récurrence

$$\forall k \in N, \quad x_i^{(k+1)} = \frac{1}{a_{ii}} \left(b_i - \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n a_{ij} x_j^{(k)} \right), \quad i = 1 \dots n \quad \text{Eq. III.25}$$

Avec a_{ij} (resp. b_i) sont les coefficients de A (resp. de B).

On a ainsi :

$$A = D - (E - F) \quad \text{Eq. III.26}$$

Et la matrice d'itération de la méthode est donnée par

$$B_J = D^{-1}(E + F) \quad \text{Eq. III.27}$$

On note que la matrice diagonale D doit être inversible. Cette condition n'est cependant pas très restrictive dans la mesure où l'ordre des équations et des inconnues peut être modifié. On observe par ailleurs que le calcul des composantes de la nouvelle approximation de la solution

à chaque itération peut se faire de manière concomitante (on parle de calculs pouvant être effectués en parallèle). Pour cette raison, la méthode est aussi connue sous le nom de méthode des déplacements simultanés (method of simultaneous displacements en anglais).

III.1.2.3. Méthode de Relaxation

III.1.2.3.1. Introduction

La méthode de relaxation successive est une variante de la méthode de Gauss-Seidel pour résoudre un système d'équations linéaires. Une approche similaire peut être appliquée à bon nombre de méthodes itératives. Cette méthode a été découverte simultanément par David M. Young, Jr. et Stan Frankel en 1950 dans le but de résoudre automatiquement des systèmes linéaires avec des ordinateurs. Les méthodes de relaxations ont été utilisées auparavant. La convergence de cet algorithme est généralement plus rapide [23].

III.1.2.3.2. Formulation mathématique

Cette dernière méthode est consistante pour toute valeur de ω non nulle et coïncide avec la méthode de Gauss-Seidel pour $\omega = 1$. Si $\omega > 1$, on parle de sur-relaxation (over-relaxation en anglais) et de sous-relaxation (under-relaxation en anglais) si $\omega < 1$. Il s'avère que la valeur optimale ω_0 du paramètre est, en général, plus grande que 1, d'où le nom de la méthode.

Notons que l'on peut en quelque sorte « symétriser » la méthode de sur-relaxation successive en combinant à chaque itération la relation de récurrence de cette méthode, dans laquelle l'approximation est mise à jour dans l'ordre de la numération des inconnues du système,

$$(D - \omega E) x^{(k+1)} = (\omega F + (1 - \omega) D) x^{(k)} + \omega b, \quad \forall k \in N \quad \text{Eq. III.28}$$

Cette formulation, qui fait intervenir une étape « double », définit la méthode dite de sur-relaxation successive symétrique (symmetric successive over-relaxation method en anglais), introduite pour la résolution numérique de problèmes aux limites elliptiques discrétisés par la méthode des différences finies dont la matrice d'itération est :

$$B_{SSOR}(\omega) = (D - \omega F)^{-1} (\omega E + (1 - \omega) D) (D - \omega E)^{-1} (\omega F + (1 - \omega) D) \\ \forall k \in N \quad \text{Eq. III.29}$$

On peut vérifier que cette méthode correspond au choix de pré conditionneur

$$M = \frac{\omega}{2 - \omega} \left(\frac{1}{\omega} D - E \right) D^{-1} \left(\frac{1}{\omega} D - F \right), \forall k \in N \quad \text{Eq. III.30}$$

Si elle converge sous les mêmes hypothèses que la méthode de Jacobi, la méthode de relaxation successive symétrique est moins sensible au choix de la valeur du paramètre ω , ce qui rend d'autant moins cruciale la connaissance précise de la valeur optimale de ce paramètre.

III.1.2.4. Comment appliquer les algorithmes itératifs au traitement d'image ? [24]

A Partir du schéma ci-dessous on va expliquer comment appliquer les algorithmes itératifs aux images médicales :

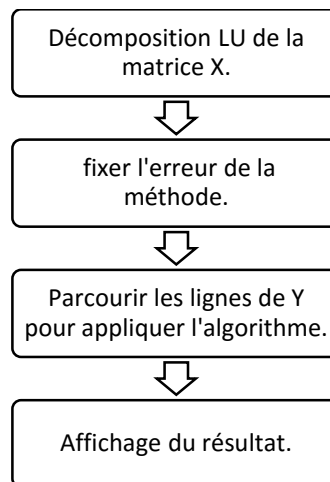


Fig. III.3 Explication des algorithmes itératifs.

III.1.2.5. Remarque sur l'implémentation des méthodes itératives [23]

Parlons à présent de l'implémentation des méthodes de Jacobi et de Gauss-Seidel, en utilisant un test d'arrêt basé sur le résidu. Dans ce cas, il convient tout d'abord de remarquer que les méthodes itératives de la forme (III.3.1) peuvent également s'écrire sous la forme :

$$x^{(k+1)} = x^{(k)} + B^{-1}r^{(k)}, \quad \forall k \in N \quad \text{Eq. III.31}$$

Où $r^{(k)} = b - A x^{(k)}$ est le résidu à l'étape k . C'est sur cette dernière écriture que reposeront les algorithmes proposés pour les différentes méthodes.

Pour l'initialisation de la méthode itérative, on choisit généralement le vecteur nul, c'est-à-dire $x^{(0)} = 0$. Ensuite, à chaque étape de la boucle de l'algorithme, on devra réaliser les opérations suivantes :

- Calcul du résidu.
- Résolution du système linéaire ayant B comme matrice d'itérations.

- Mise à jour de l'approximation de la solution.

Le nombre d'opérations élémentaires requises à chaque itération pour un système linéaire d'ordre n se décompose en :

- $2n$ additions, n^2 multiplications et n divisions pour la méthode de Jacobi.
- $\frac{n(n-1)}{2}$ Additions et multiplication et n divisions pour la méthode de Relaxation.

III.1.3. Méthode Statistique de Student [25]

Dans cette partie, on va s'intéresser à l'application de la méthode de Student ; dite t-test, dans laquelle on effectue une comparaison des moyennes calculées sur deux échantillons pris sur les deux images.

III.1.3.1. Définition

Cette méthode est une méthode statistique qui est une approche de la loi normale. Dans notre cas d'étude, les échantillons sont supposés grands alors T suit une loi proche d'une loi normale centrée réduite.

On propose ce tableau pour définir les deux populations

Tab. III.1 Tableau récapitulatif de la loi normale centrée réduite.

	Loi	Moyenne	Variance	Effectif
Population 1	Normale	μ_1	σ^2	
Population 2	Normale	μ_2	σ^2	
Echantillon 1		$m_1 = X_1$	S_1^2	n_1
Echantillon 2		$m_2 = X_2$	S_2^2	n_2

La statistique du test de Student est donnée par la formule suivante :

$$T = \frac{X_1 - X_2}{\sqrt{\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}} \sqrt{\frac{(n_1 - 1)S_1^2 + (n_2 - 1)S_2^2}{n_1 + n_2 - 2}}} \quad \text{Eq. III.32}$$

III.1.3.2. Principe du test de Student :

Le principe du test de Student est le suivant : on veut déterminer si la valeur d'espérance μ d'une population de distribution normale et d'écart type σ non connu est égale à une valeur déterminée μ_0 . Pour ce faire, on tire de cette population un échantillon de taille n dont on calcule la moyenne X_i et l'écart-type empirique S_i .

Ensuite, on calcule la variable T , on peut ensuite utiliser une table des valeurs de la distribution de loi de Student pour rejeter ou non l'hypothèse nulle.

III.1.3.3. Comment appliquer la technique t-test au traitement d'image ? [24]

A Partir du schéma ci-dessous, on va expliquer comment appliquer la méthode t-test aux images médicales afin de pouvoir détecter les anomalies.

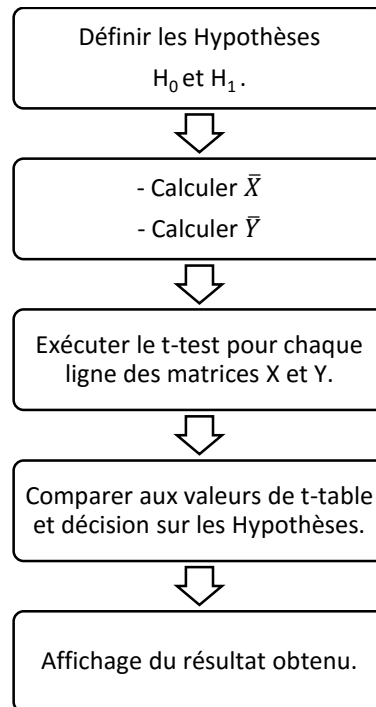


Fig. III.4 Explication de la méthode statistique.

III.1.3.4. Le déroulement du test de Student

Le test de Student se déroule selon les étapes suivantes :

- Choix de deux hypothèses : H_0 et H_1 (H_0 signifierait que les deux échantillons sont de la même population, ils ont la même moyenne. H_1 signifierait que les deux échantillons appartiennent à deux populations différentes).
- Calcul de la statistique du test T .
- Expérimentation et confrontation des résultats du test avec le seuil : On compare la valeur calculée par le test de Student à la valeur qu'on a choisie dans les hypothèses du test.
- Décision : H_0 ou H_1 .

III.2. Conclusion

Dans ce chapitre, on a fait une étude théorique sur les méthodes numériques et statistique appliqués dans ce mémoire. Comme on a traité les différentes définitions ainsi que les différentes conditions de convergences des algorithmes utilisés. Comme dernier point, on a mis en évidence la technique d'implémentation de ces méthodes mathématiques au traitement d'image.

**Chapitre IV. Résultats obtenus et
comparaison des performances temporelles.**

Dans ce chapitre, on se propose d'étudier trois cas différents de lésions de différents types. On essaiera de les détecter à l'aide des algorithmes Matlab basés sur les méthodes mathématiques définies auparavant.

Au premier temps, nous effectuerons l'application de l'algorithme itératif de Gauss-Seidel et l'application de la méthode t-test avec une probabilité $\alpha = 0.005$ au modèle non-linéaire des deux IRM. Par la suite, on appliquera la méthode RK4 aux images médicales avec un pas $h = 0.01$ afin de linéariser la relation entre l'image pathologique et l'image normale. Puis, nous appliquerons les mêmes algorithmes précédents au modèle linéarisé afin de pouvoir détecter les différentes lésions.

Une étude comparative se fera entre les deux modèles ; modèle linéaire et modèle non-linéaire, ainsi qu'une comparaison de toutes les performances des différents algorithmes utilisés. Cette étude comparative se basera essentiellement sur les temps d'exécution des différents algorithmes et ainsi que la précision de la détection.

IV.1. Algorithme générale exécuté

Dans cette partie, on va donner l'algorithme générale qui nous permettra d'appliquer les méthodes définies dans le chapitre 3 au traitement d'image.

- Lire les images pathologiques et normales.
- Filtrage (Réduction de bruit et amélioration de l'image).
- Linéarisation par la méthode RK4.
 - Choix d'un système d'équations couplées.
 - Application de l'algorithme de RK4.
 - Calcul des erreurs e_1 et e_2 .
 - Tracer les courbes des erreurs.
- Choix de la méthode à appliquer.
 - Application de l'algorithme de Gauss-Seidel.
 - Décomposition LU .
 - Calcul des composantes successives à l'aide de la formule itérative.
 - Mesure du temps d'exécution.
 - Affichage des résultats.
 - Application de l'algorithme t-test.
 - Calcul de T .
 - Décision sur H_0 ou H_1 .

- Calcul du temps d'exécution.
- Affichage du résultat.
- Comparaison des algorithmes.

IV.2. Identification de l'ordinateur

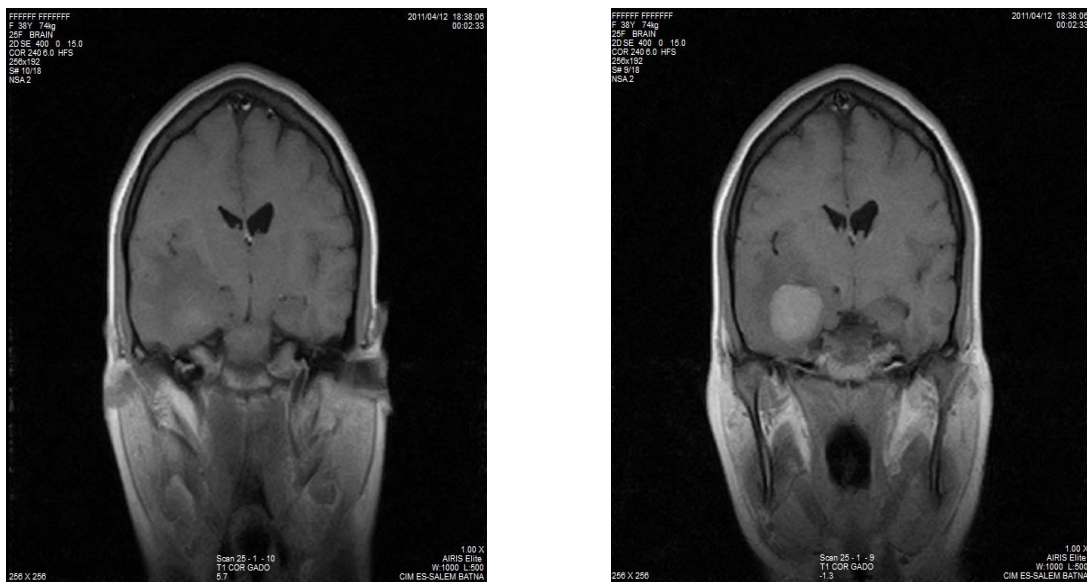
- Modèle : DELL Inspiron 3542
- Processeur : Intel® core-i5 4210U.
- Mémoire installée(RAM) : 8.00 Go.
- Système d'exploitation : Windows® 10 64bits.
- Version du logiciel : Matlab® 12 (R2012a).

IV.3. Etude des résultats obtenus

On prend en titre d'exemple pour l'étude de ce mémoire trois cas d'étude. Chaque cas étant formé d'une IRM d'une personne pathologique et d'une autre d'une personne saine.

IV.3.1. 1^{er} cas : Exemple d'une image de coupe coronale, temps de relaxation T_1 et une surface de 636×636 .

On choisit à gauche « a » une image d'une personne sur laquelle se basera l'étude du 1^{er} cas. A droite « b » l'image d'une personne atteinte d'une tumeur cérébrale, fig. IV.1.



a)

b)

Fig. IV.1 IRM d'une personne. a) normale, b) pathologique.

IV.3.1.1. Application des algorithmes sans linéarisation

Dans cette partie, on va appliquer les deux algorithmes, itératif de Gauss-Seidel et le test statistique de Student. Les résultats obtenus sont montrés sur la figure IV.2.

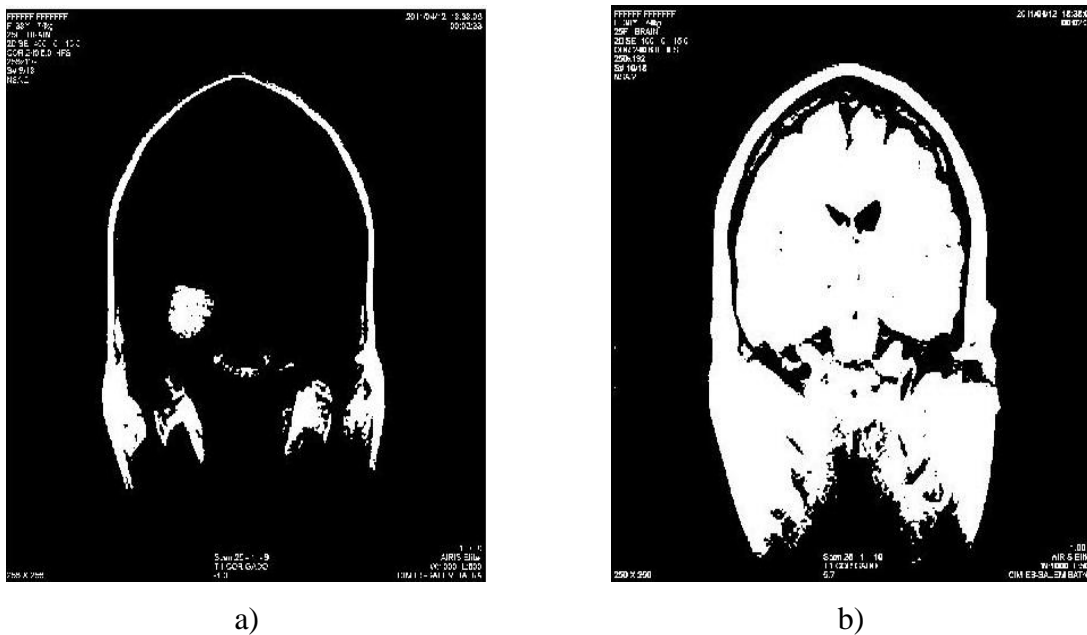


Fig. IV.2 Résultats des algorithmes, appliqués au 1^{er} cas. a) Gauss-Seidel, b) t-test.

Commentaire

- L'algorithme itératif nous a permis de détecter la lésion existante sur l'hémisphère gauche de l'IRM pathologique, (fig. IV.2 a).
- La méthode de t-test n'est pas concluante dans ce cas, (fig. IV.2 b).

IV.3.1.2. Application de l'algorithme de la linéarisation RK4 sur les images du 1^{er} cas

Dans cette partie, On appliquera d'abord l'algorithme de RK4 avec un pas $h = 0.01$ afin de linéariser la relation entre les deux images ; pathologique et normale, fig. IV.3.

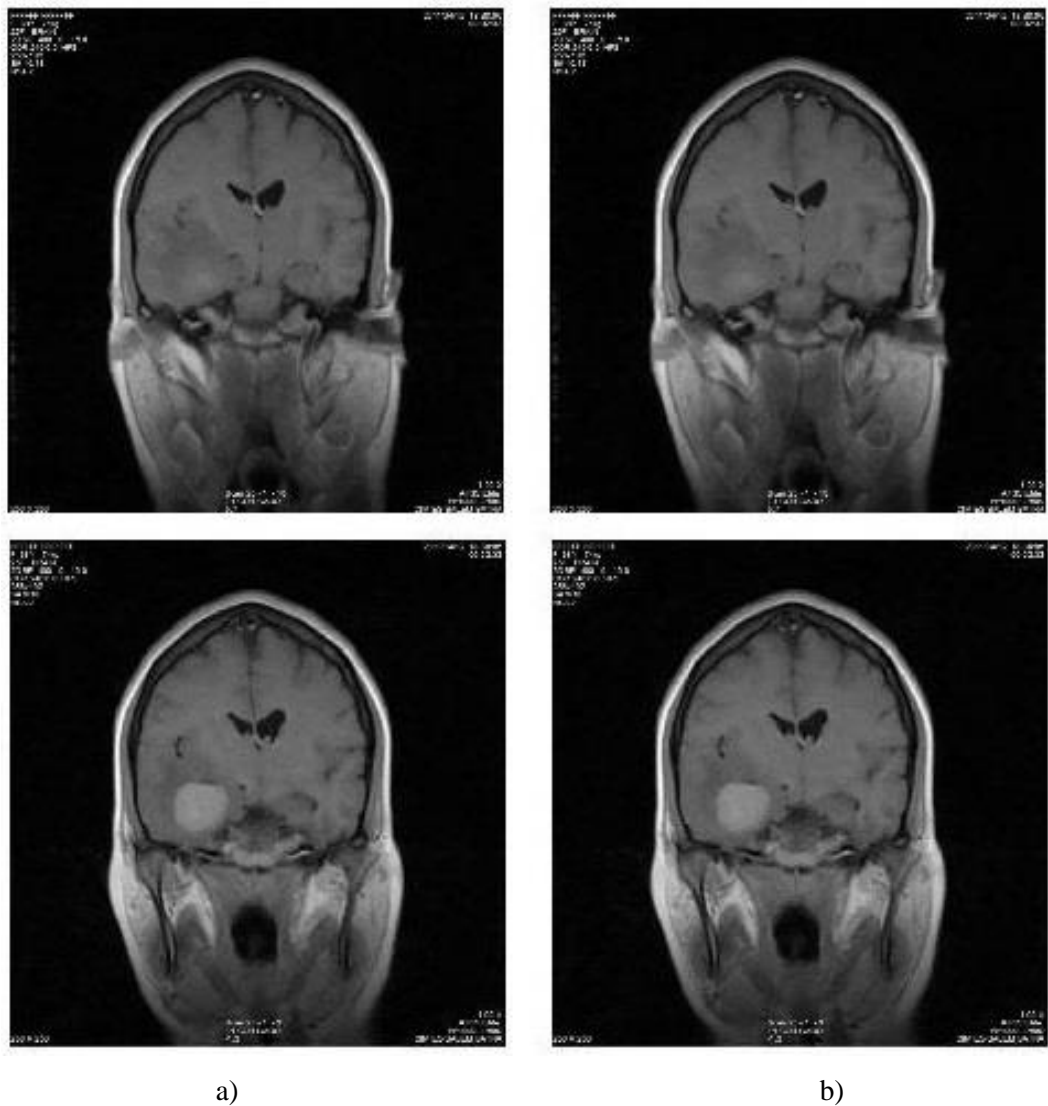


Fig. IV.3 Linéarisation des images par l'algorithme RK4. a) avant traitement, b) après traitement.

Commentaire

- On peut remarquer d'après la figure IV.3 qu'on a changé la forme interne de l'image ; Valeurs des pixels, sans changé sa forme externe par l'application de l'équation non linéaire (fig. III.2) à l'aide de la méthode d'équation différentiel (RK4) (fig. IV.3 b).
- Cette opération transforme la forme analytique de l'image à une forme numérique.
- La linéarisation prend beaucoup de temps (environ 10 minutes).

L'erreur commise par l'algorithme RK4 pour différents pas h est donnée par la figure ci-dessous.

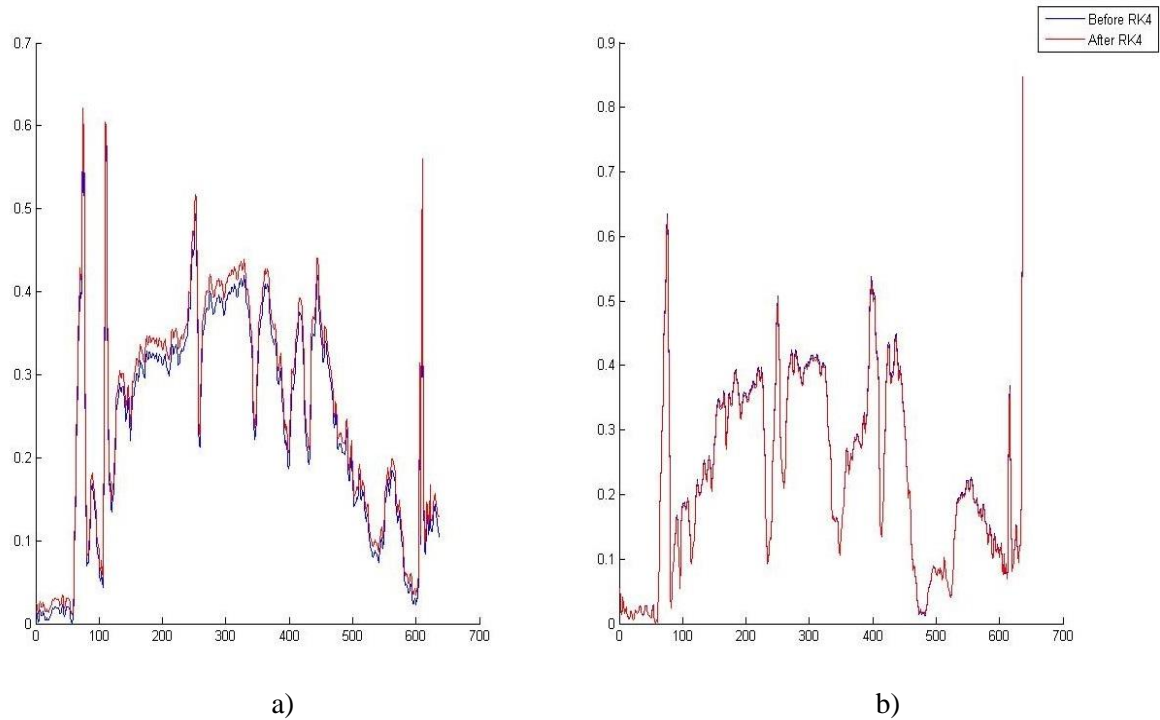


Fig. IV.4 Tracé de l'erreur commise par RK4. a) pour $h = 0.5$, b) pour $h = 0.01$.

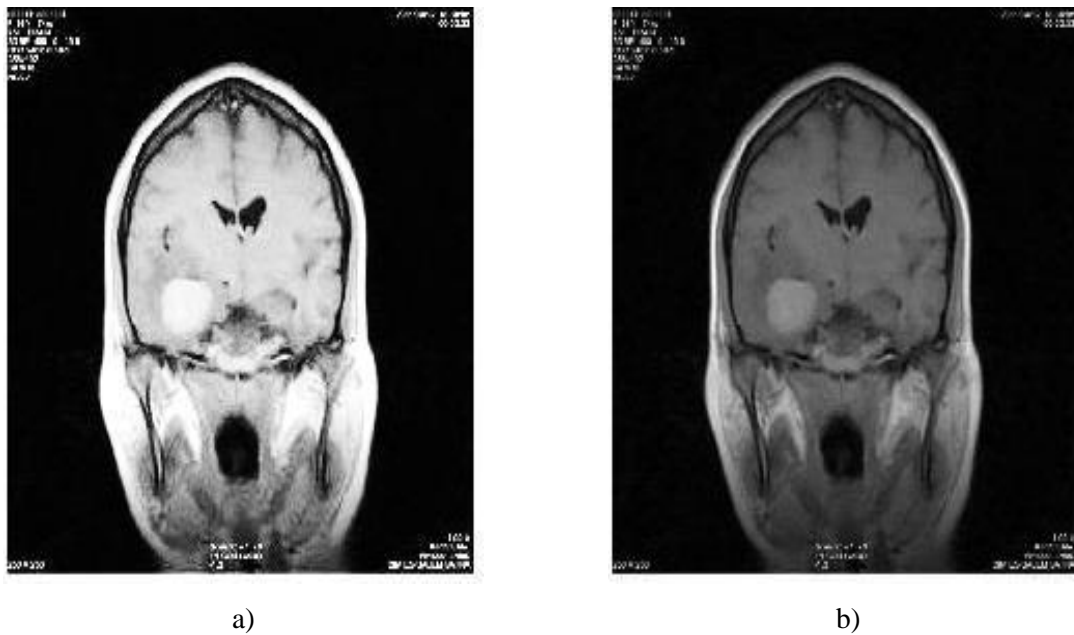


Fig. IV.5 L'image obtenue après RK4, a) $h = 0.5$, b) $h = 0.01$.

Commentaire

- La figure IV.4 montre que l'erreur commise par l'algorithme RK4 pour $h = 0.5$ est plus importante que pour $h = 0.01$.
- D'après la figure IV.5, on constate qu'on peut contrôler la valeur des pixels de l'image originale i.e. Transformé l'image analytique à une image numérique à l'aide de pas h qui fait le même rôle que la quantification.

IV.3.1.3. Application de l'algorithme de Gauss-Seidel et du t-test sur le 1^{er} cas après linéarisation

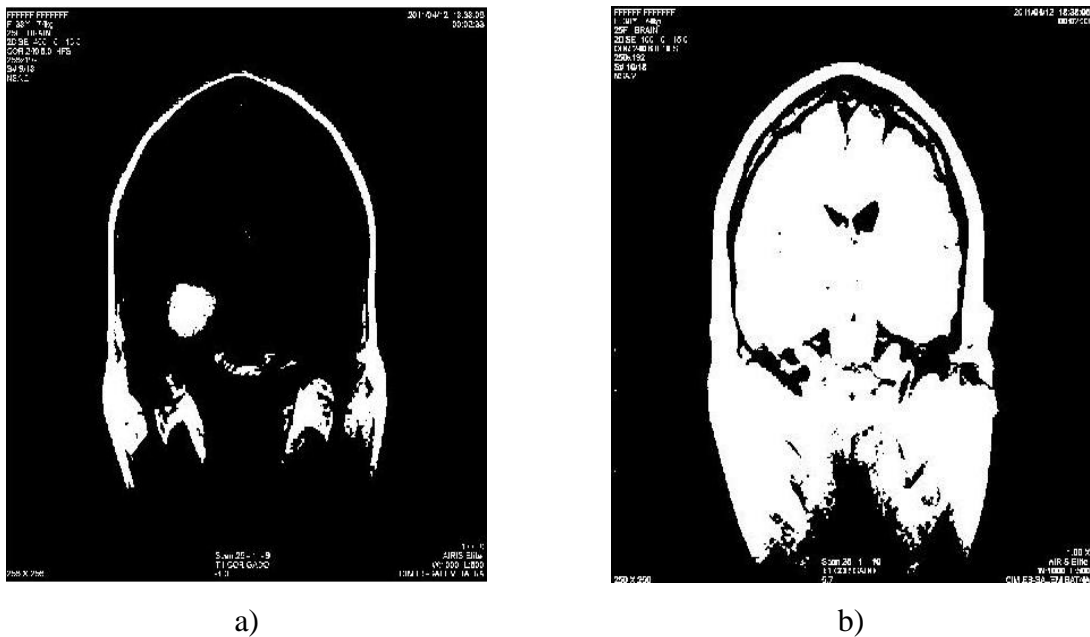


Fig. IV.6 Résultats de l'algorithme après linéarisation. a) Gauss-Seidel, b) t-test.

Commentaire

- L'algorithme itératif nous a permis de détecter la lésion existante sur l'hémisphère gauche de l'IRM pathologique avec une meilleure précision que pour le modèle non-linéaire, (fig. IV.6 a).
- La méthode de t-test n'est pas concluante même après linéarisation, (fig. IV.6 b).

IV.3.1.4. Comment y remédier à ça ?

La solution proposé est de réduire l'échantillon de l'image médicale prise ; ce qui est due au fait que la lésion est petite et que la méthode de t-test se basant sur le calcul de la moyenne et ainsi ne trouvant pas une grande différence entre l'image pathologique et l'image normale, fig. IV.7.

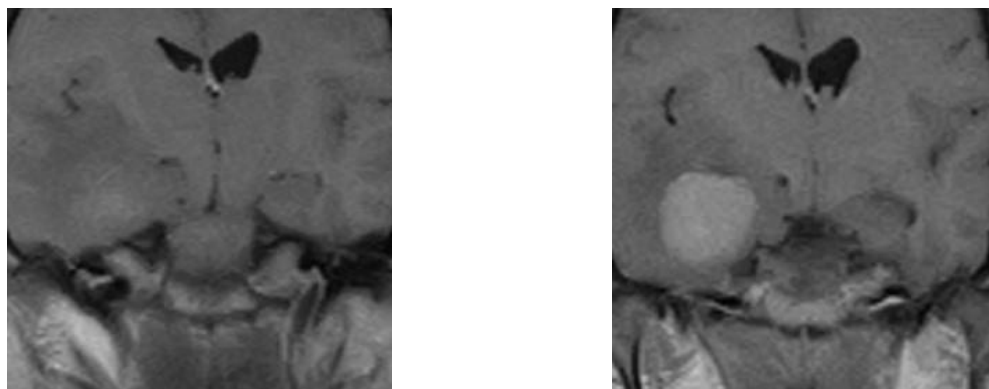


Fig. IV.7 Images réduites de la figure IV.1.

Le résultat qu'on a obtenu en appliquant le t-test est illustre sur la figure IV.8



Fig. IV.8 Résultats de l'algorithme statistique : a) Sans linéarisation, b) Avec linéarisation.

Commentaire

- On voit bien qu'après réduction de la taille de l'échantillon, la méthode de t-test a aussi bien fonctionné pour le modèle non linéaire (fig. IV.8 a) que pour le modèle linéaire (fig. IV.8 b).
- L'application de l'algorithme RK4 nous a permis une augmentation de la précision de détection des lésions.

Remarque

- L'application de l'algorithme *RK4* nous permet de linéariser la relation entre l'image pathologique et l'image normale d'une part, et d'autre part elle nous permet d'augmenter la précision de détection.
- Une réduction de la taille de l'image est nécessaire pour la méthode t-test appliquer sur des images avec un temps de relaxation T_1 .

IV.3.2. 2^{ème} cas : Exemple d'une image de coupe axiale, temps de relaxation T_2 et une surface de 512×512 .

On choisit une image « a » d'une personne sur laquelle se basera l'étude, on choisit aussi une IRM « b » pathologique comportant une tumeur cérébrale sur lesquels on appliquera nos algorithmes de détections, fig. IV.9.

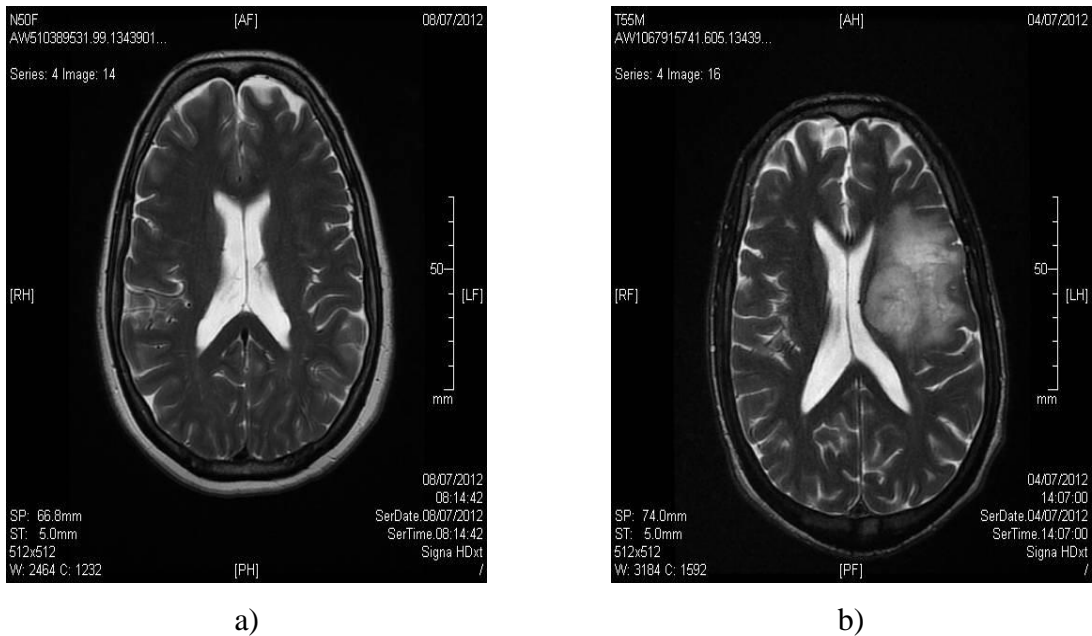


Fig. IV.9 IRM axial d'une personne. a) saine, b) touché par une tumeur.

IV.3.2.1. Application de l'algorithme itératif et statistique avant linéarisation

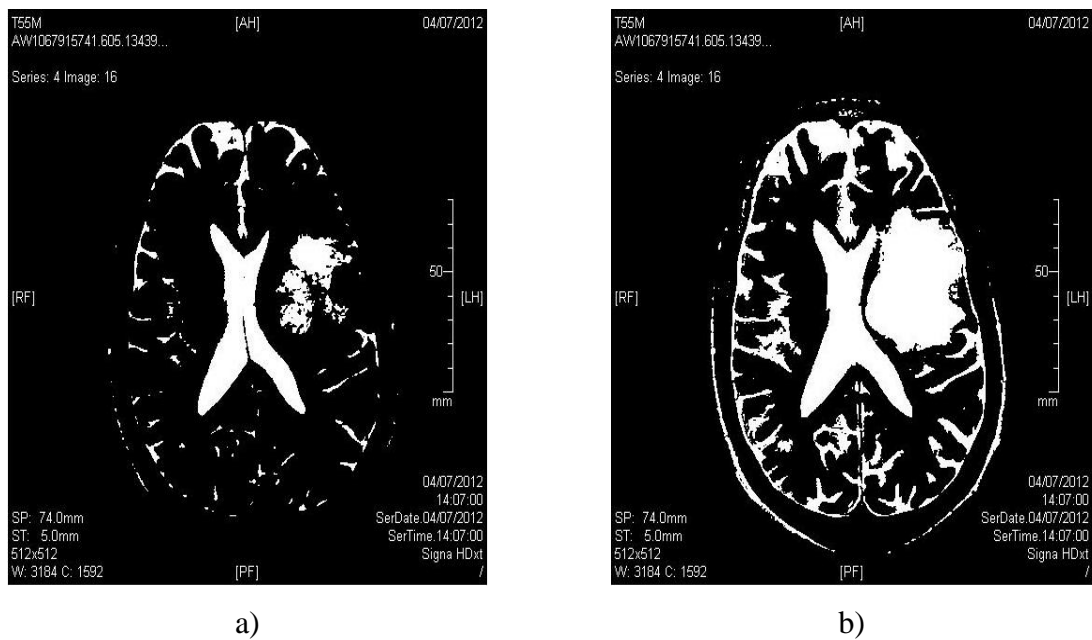


Fig. IV.10 Résultats de l'algorithme : a) itératif de Gauss-Seidel, b) statistique.

Commentaire

- L'algorithme itératif de Gauss-Seidel et la méthode de t-test nous ont permis de détecter de lésion existante l'IRM pathologiques avec une précision moindre, fig. IV.10.

IV.3.2.2. Application de l'algorithme RK4 pour la linéarisation pour le 2^{ème} cas.

Dans cette partie, On appliquera d'abord l'algorithme de RK4 avec un pas $h = 0.01$ afin de linéariser la relation entre les deux images ; pathologique et normale, afin de pouvoir appliquer les algorithmes de traitement par la suite, fig. IV.11.

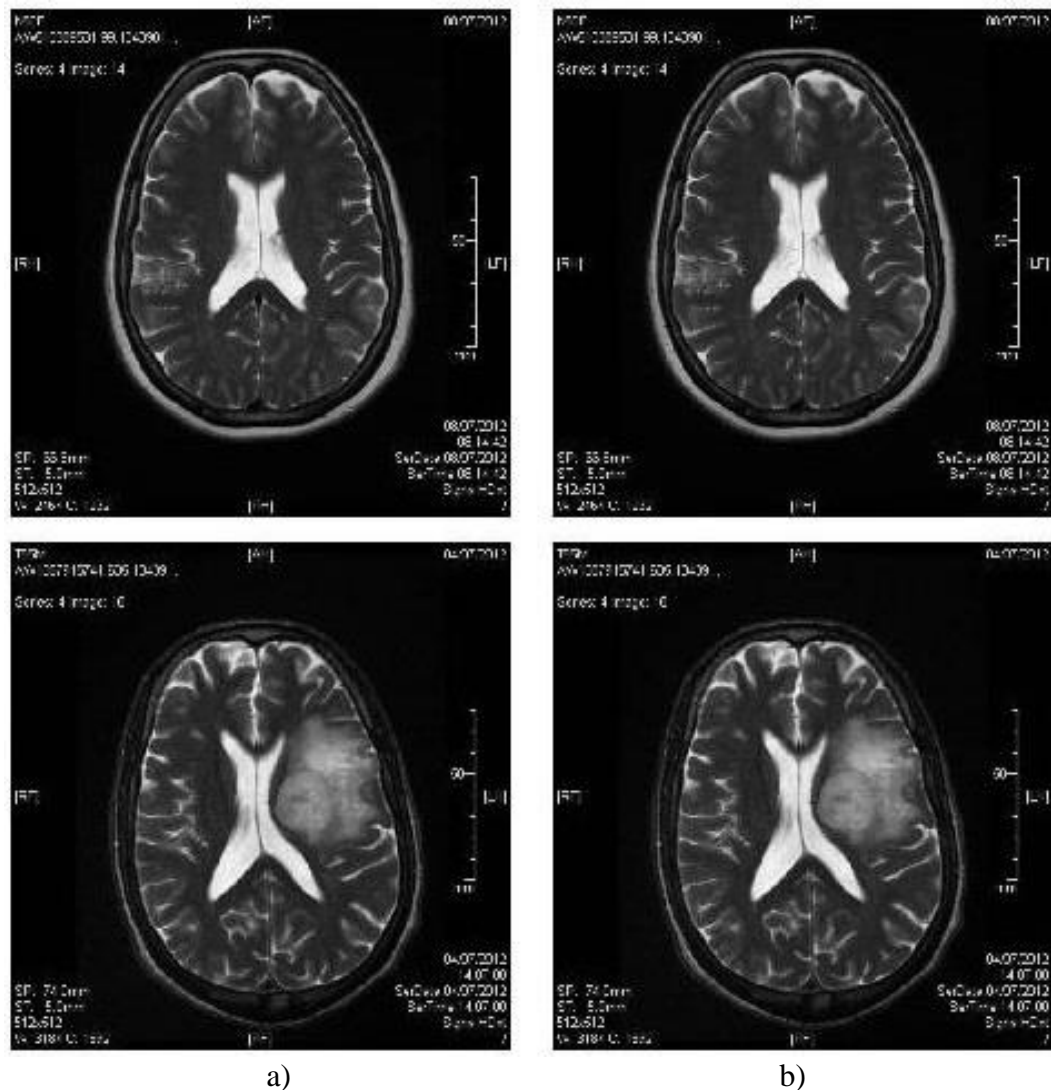


Fig. IV.11 Résultats de l'algorithme de RK4. a) avant linéarisation, b) après linéarisation.

L'erreur commise par l'algorithme *RK4* est donnée par la figure IV.12

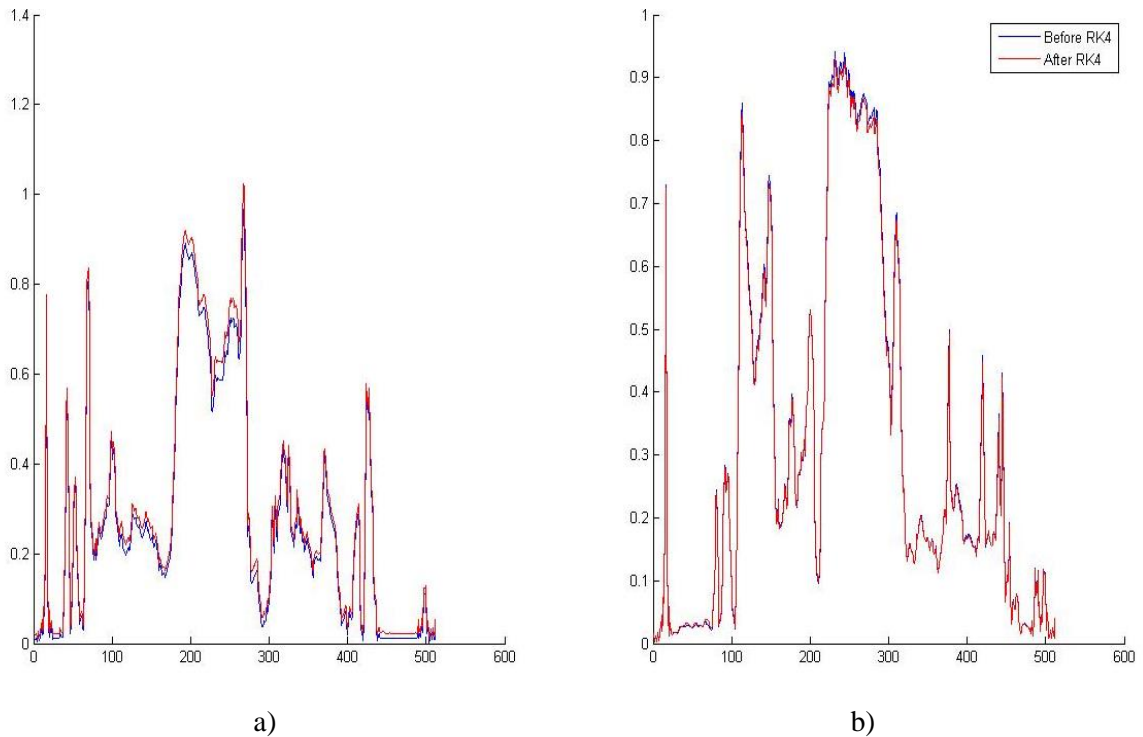


Fig. IV.12 Tracé de l'erreur commise par RK4. a) pour $h = 0.5$, b) pour $h = 0.01$.

Les images obtenues après l'application de l'algorithme *RK4*

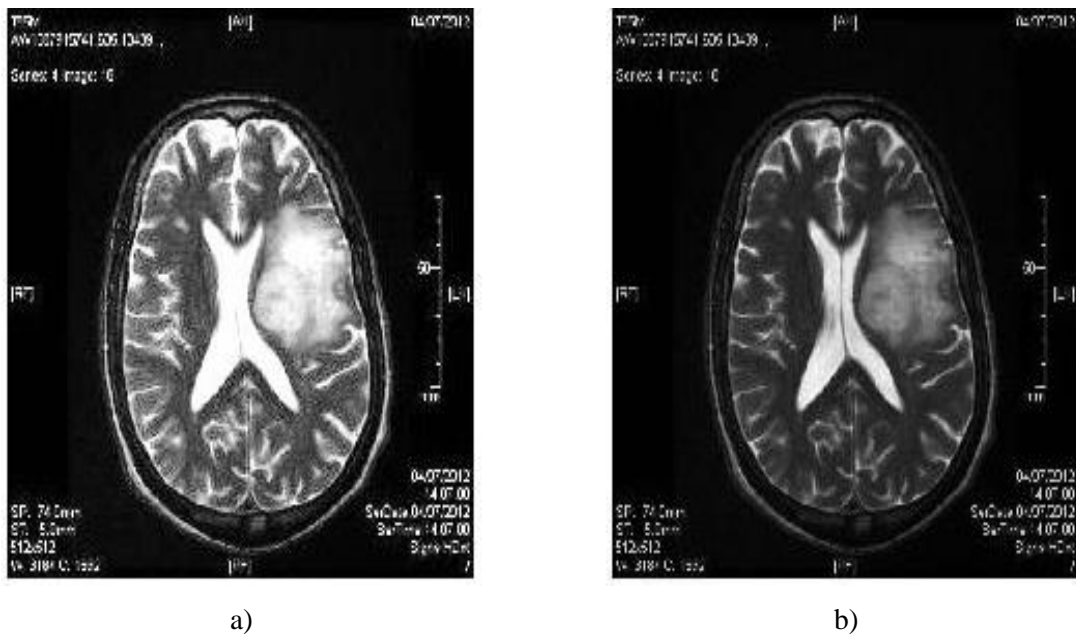


Fig. IV.13 L'image obtenue après RK4, a) $h = 0.5$, b) $h = 0.01$.

Commentaire

- Dans ces graphes, l'erreur commise pour $h = 0.5$ est plus grande que pour $h = 0.01$.
- Cette augmentation de l'erreur se traduit par un changement de la luminosité de l'image (fig. IV.13).

IV.3.2.3. Application de l'algorithme itératif de Gauss-Seidel et le t-test après linéarisation par RK4

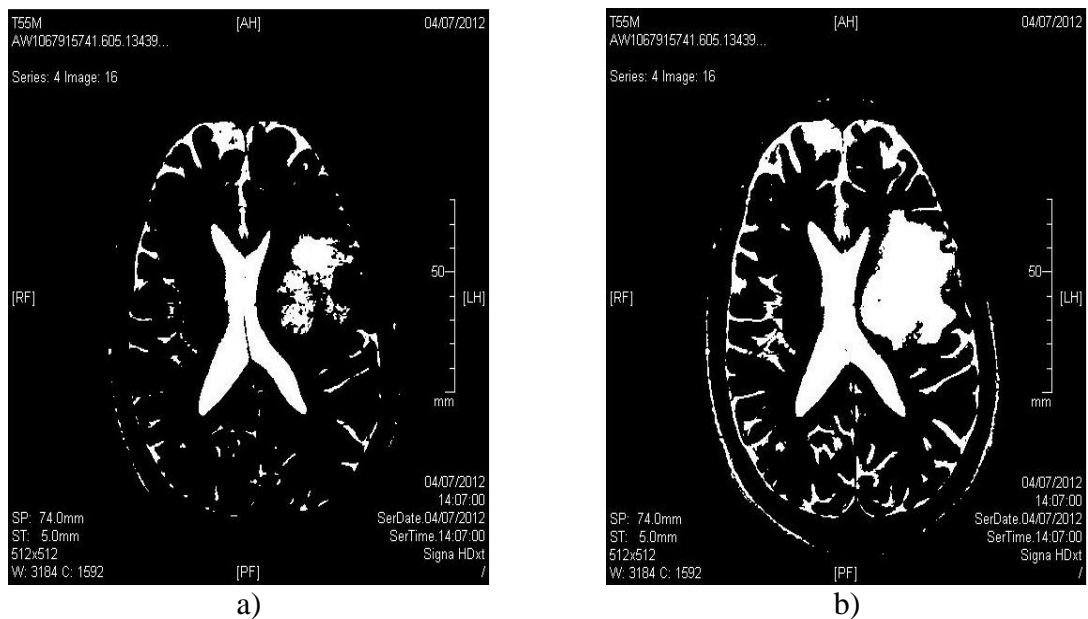


Fig. IV.14 Résultats de l'algorithme. a) itératif, b) statistique.

Commentaire

- L'algorithme itératif de Gauss-Seidel avec *RK4*, nous a permis de détecter la lésion existante sur le patient avec une meilleure précision que sans *RK4*, (fig. IV.14 a) et (fig. IV.10 b).
- L'application du test de Student après linéarisation nous a permis l'augmentation de la précision de détection d'une façon considérable, (fig. IV.10 b) et (fig. IV.14 b).

Remarque

- L'algorithme itératif de Gauss-Seidel nous permet la détection de lésions dans tous les cas de figure étudié.

IV.3.3. 3^{ème} cas : Exemple d'une image de coupe axiale, temps de relaxation T_2 et une surface de 500×500 .

On choisit une image 'a' d'une personne normale sur laquelle se basera l'étude, et cette fois-ci une IRM pathologique comportant une lésion très importante d'une personne, fig. IV.15.

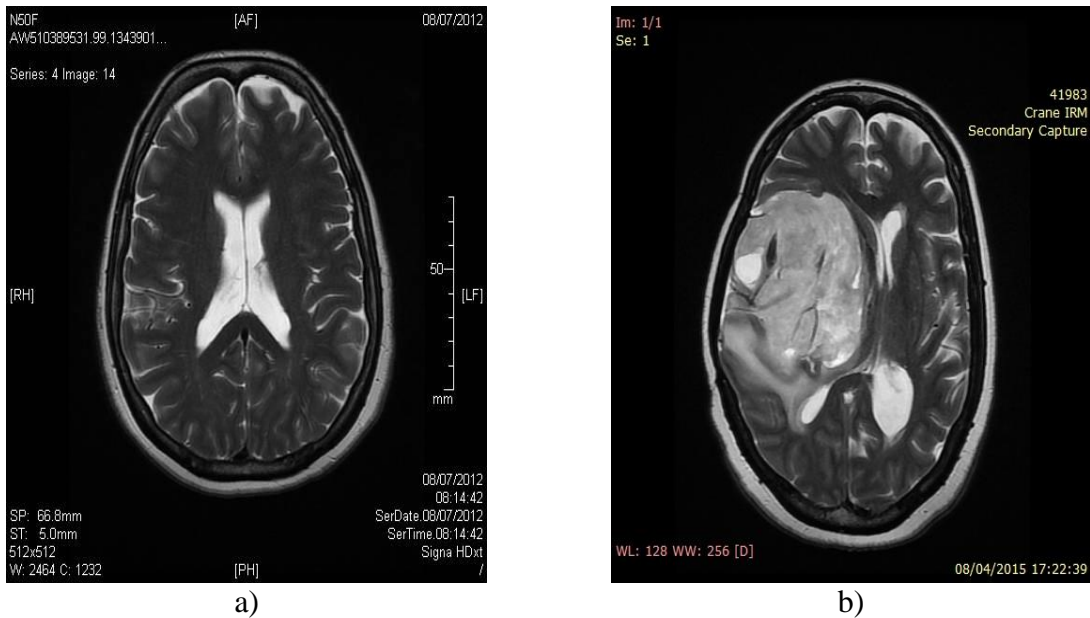


Fig. IV.15 IRM axial d'une personne. a) saine, b) malade.

IV.3.3.1. Application de l'algorithme itérative et du t-test pour avant linéarisation par RK4

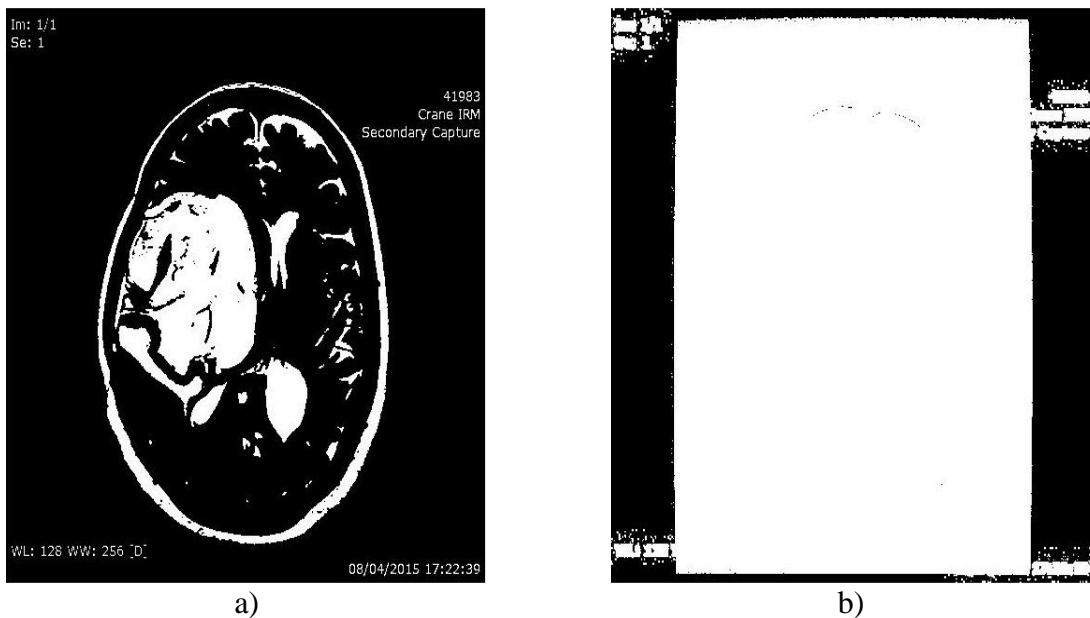


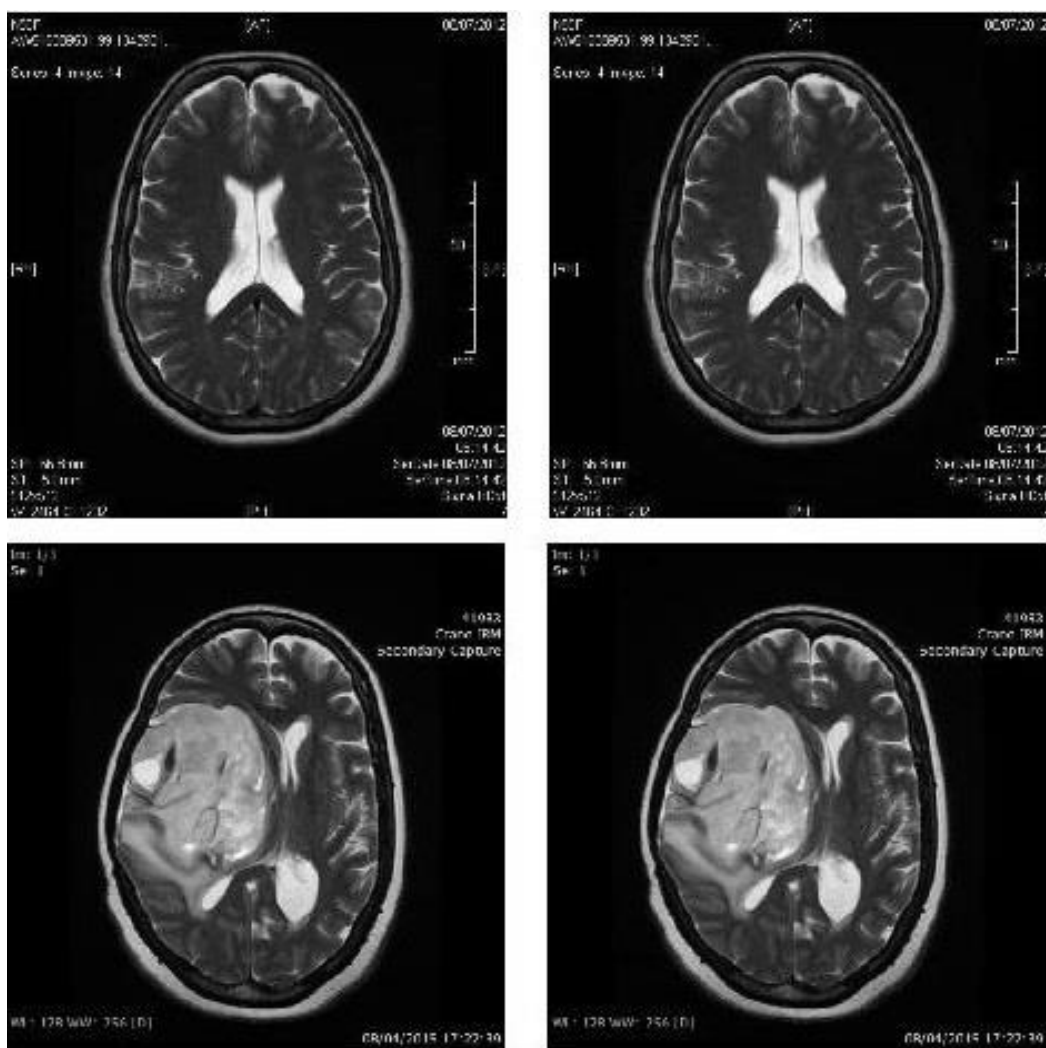
Fig. IV.16 Résultats de l'algorithme. a) itératif de Gauss-Seidel, b) t-test.

Commentaire

- L'algorithme itératif nous a permis de détecter la lésion existante sur l'IRM pathologiques avec une précision faible, (fig. IV.16 a).
- Le t-test ne nous a pas permis de détecter la lésion sur le 3^{ème} cas, (fig. IV.16 b).

IV.3.3.2. Application de l'algorithme RK4 pour la linéarisation

Dans cette partie, On appliquera d'abord l'algorithme de RK4 avec un pas $h = 0.01$ afin de linéariser la relation entre les deux images ; pathologique et normale, afin de pouvoir appliquer les algorithmes de traitement par la suite, fig. IV.17 .



a) b)
Fig. IV.17 Images : a) avant et b) après linéarisation.

L'erreur commise par l'algorithme RK4 est donnée par la figure IV.18.

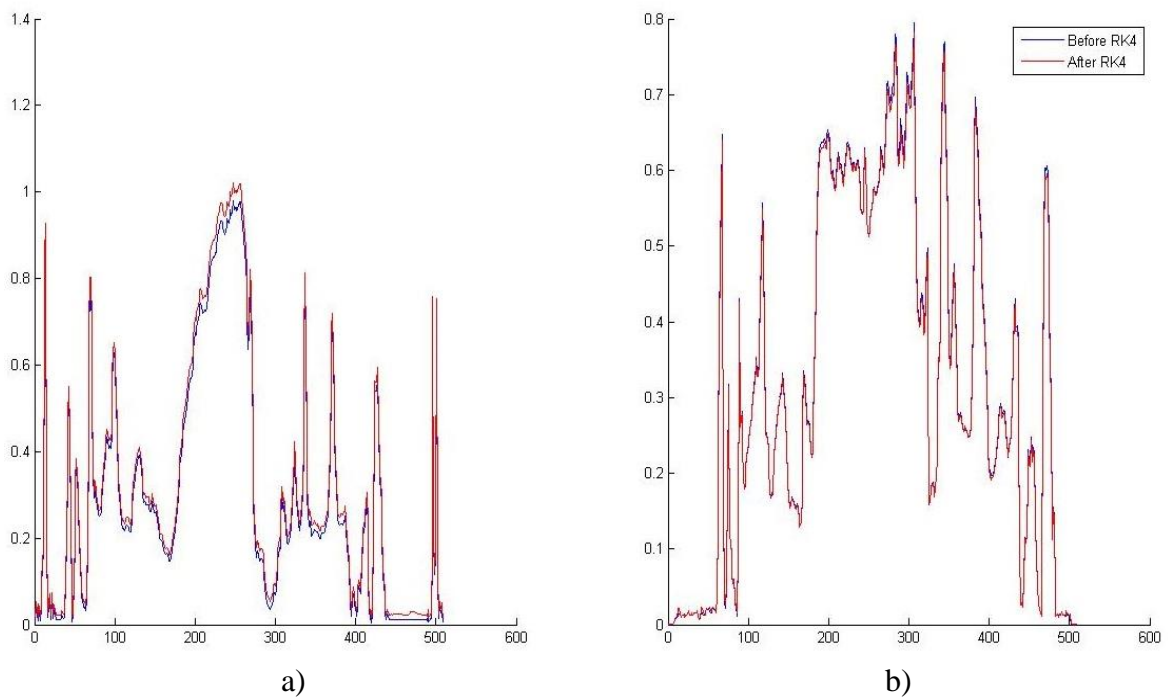


Fig. IV.18 L'erreur commise par RK4. a) pour $h = 0.5$, b) pour $h = 0.01$.

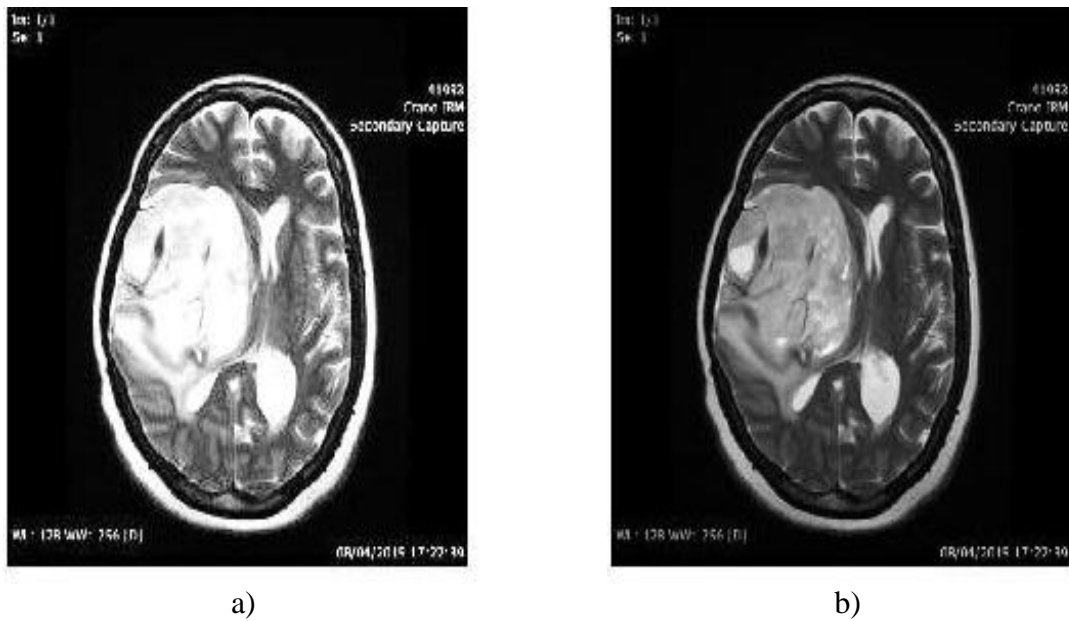


Fig. IV.19 L'image obtenue après RK4, a) $h = 0.5$, b) $h = 0.01$.

Commentaire

- Selon ces graphes, l'erreur commise par l'algorithme pour $h = 0.5$ est plus importante que pour $h = 0.01$.

IV.3.3.3. Application de l'algorithme itératif de Gauss-Seidel et le t-test après linéarisation par RK4

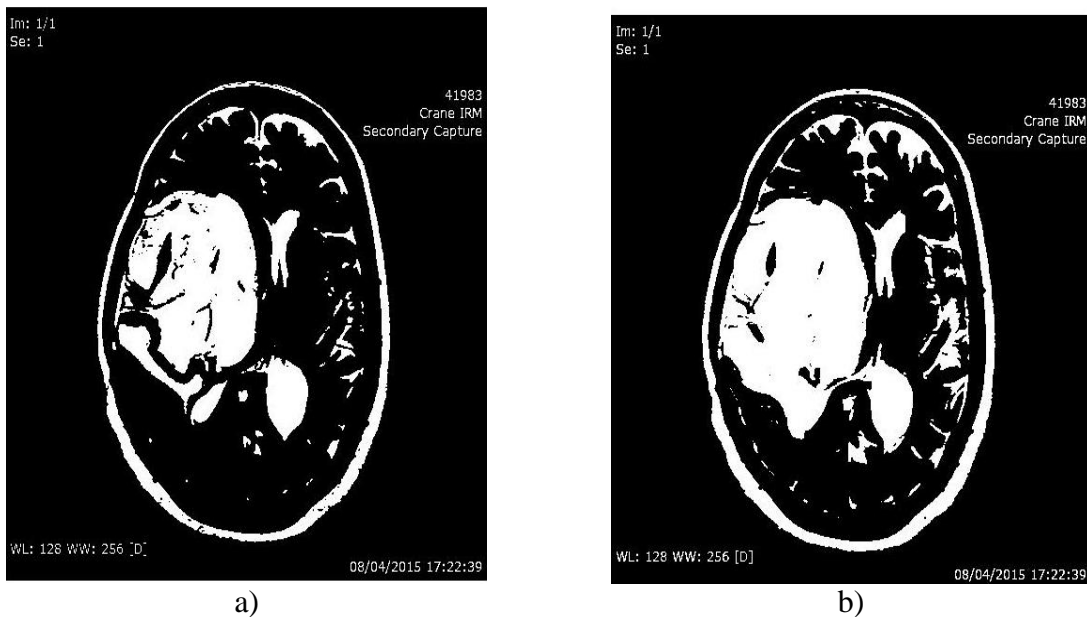


Fig. IV.20 Résultats après linéarisation, a) itératif de Gauss-Seidel, b) t-test.

Commentaire

- L'algorithme itératif de Gauss-Seidel nous donne une meilleure détection que la méthode de t-test ou les dimensions des lésions détectés sont plus importantes que sur l'image pathologique, (fig. IV.20 a) et (fig. IV.16 a)
- La méthode t-test nous a permis la détection de la lésion avec une meilleure précision que pour le modèle non linéarise, (fig. IV.20 b) et (fig. IV.16 b).
- Gauss-Seidel présente toujours une meilleure performance soit en précision, ou en temps d'exécution.

IV.3.4. Remarques générales

Sur les trois cas étudiés on a constaté que :

- Les méthodes itératives nous permettent la détection des lésions avec une meilleure précision surtout après linéarisation avec RK4, mais le temps d'exécution de l'étape de linéarisation est très grand.
- Pour le cas de la méthode statistique, le bon fonctionnement du test requière certaines conditions sur la taille des lésions cérébrale ainsi que sur le modèle approprié.

IV.3.5. Comparaison entre les résultats obtenus avant et après linéarisation

Pour le 1^{er} cas

- On voit bien qu'après linéarisation on a une meilleure détection en appliquant les méthodes itératives.
- Pour la méthode t-test statistique on aboutit à aucun résultat ; une solution a été proposée.

Pour le 2^{ème} cas

- Pour les méthodes itératives et le t-test on a une meilleure précision après linéarisation.

Pour le 3^{ème} cas

- La méthode itérative nous permet une bonne détection de la lésion.
- Pour la méthode statistique, on voit bien qu'après linéarisation du modèle, on arrive à appliquer la technique t-test et détecter la lésion ce qui était impossible avant la linéarisation.

N.B. L'étape de linéarisation consomme beaucoup de temps et de ressources.

IV.3.6. Comparaison des temps d'exécution

Dans cette partie, on va comparer les temps d'exécution des différents algorithmes conçus. L'étape de linéarisation est définie toute seule pour accentuer le temps d'exécution de RK4.

Tab. IV.1 Temps d'exécution des algorithmes pour les cas étudiés.

	Linéarisation par RK4	Gauss-Seidel	t-test
1 ^{er} cas 636 × 640	573.53 s	1.05 s	11,13 s
1 ^{er} cas réduit 267 × 267	117,46 s	/	1.75 s
2 ^{ème} cas 512 × 512	356.85 s	0.51 s	6.84 s
3 ^{ème} cas 500 × 500	354,18 s	0.50 s	6,78 s

Remarque

- On voit bien que l'étape de linéarisation des modèles est celle qui prend le plus de temps par rapport aux différents algorithmes itératifs et statistique.
- Les méthodes itératives sont plus rapides que le t-test.

- La méthode *RK4* est extrêmement lente, ce qui est due au fait que déjà dans l'algorithme pour une seule itération, il y a plusieurs paramètres à calculer afin de calculer la $i^{\text{ème}}$ valeur de Y . Ajouté à cela, le nombre d'itération qui est plus supérieurs aux autres algorithmes.

IV.4. Etude du cas des images multiples (Multicouches)

Dans cette partie, on va appliquer l'algorithme de Gauss-Seidel aux images multiples ; ce sont un groupement d'image de 180 échantillons de format « .mnc », ces images ont été prises en prenant 180 coupes du cerveau humain dans la coupe axiale.

Nous tenons juste à ajouter que par soucis de taille et de dimension nous allons nous abstenir à montrer uniquement 4 coupes de l'exemplaire choisie.

Les images choisies sont prélevées de l'IRM de la même personne ; elles sont données par la figure ci-dessous.

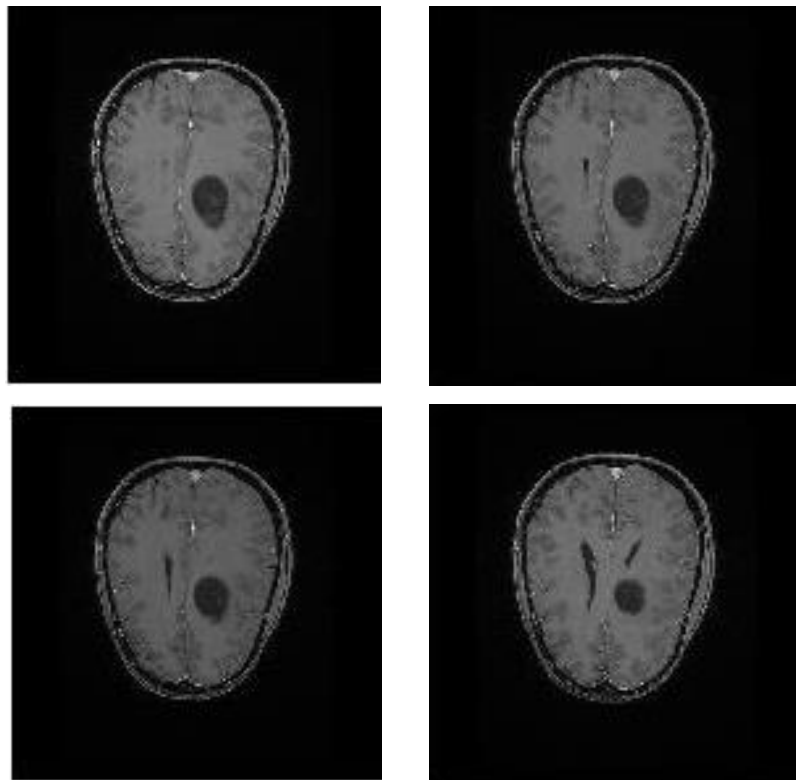


Fig. IV.21 Images multicouches utilisés.

Les résultats obtenus sont les suivants :

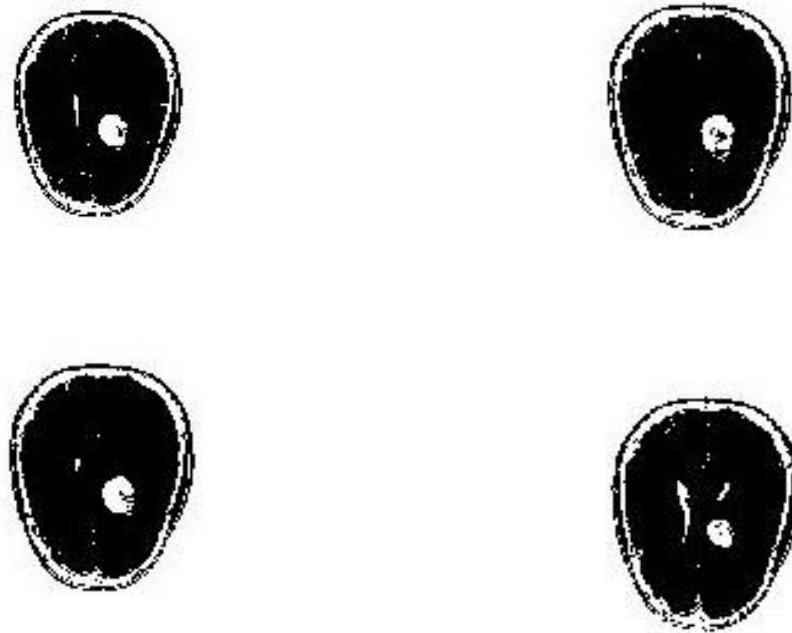


Fig. IV.22 Résultats obtenus par l'algorithme multicouche.

Commentaire

- Cet algorithme pour le traitement des IRM par groupement nous a permis de traiter simultanément toutes les images de l'IRM multicouche avec la même précision
- Le temps d'exécution est plus important du aux nombre important d'images.

IV.5. Conclusion

Dans ce chapitre, on a pris pour titre d'exemple trois cas d'études pour appliquer nos algorithmes. L'application de ces algorithmes nous permis de détecter les lésions pour certain cas. Mais en ce qui concerne le 1^{er}, la technique t-test n'a pas donné de résultat concluant ; ce qui nous a poussé à réduire la taille de l'image afin de pouvoir utiliser la méthode statistique.

Conclusion Générale

Durant ce travail de mémoire de fin d'étude, nous nous sommes intéressés à l'application des méthodes mathématique pour la détection des lésions cérébrales appliqué à l'IRM. Malgré les avancées technologiques et logiciels qui permettent d'améliorer la qualité des images médicales, Un outil d'aide au diagnostic reste toujours un plus dans la main des spécialistes qui pourra les aider à mieux trancher sur les différentes lésions et sur l'existence ou non d'anomalie.

La tâche la plus difficile pour ce type de travail, a été d'adapter les différentes techniques et méthodes mathématique pour la résolution des systèmes linéaire et non-linéaire pour pouvoir détecter les lésions sur les IRM des personnes pathologiques. D'une autre part, les difficultés rencontrées ont été de l'ordre du traitement d'image, utilisation de filtre particulier, égalisation de l'histogramme.

L'utilisation de ces méthodes mathématique nous a permis de déterminer les performances et les différents inconvénients des algorithmes utilisés. On a abouti à ces résultats :

- La méthode itérative de Gauss-Seidel est plus performante que le t-test.
- Le t-test est une technique qui est influencé par la linéarité du modèle.
- Le t-test n'a pas été concluant pour les IRM pris par le temps T_1 .
- La linéarisation implique une détection de meilleure précision.
- L'application des algorithmes conçues sur une image multicouche, nous permet une meilleure visualisation des lésions.

Comme perspective, on propose de remplacer $RK4$ par la méthode de Laplace (dérivés partielles), et faire la détection à l'aide de la méthode statistique $ANOVA2$.

Bibliographie

- [1] B. Kastler, D. Vetter, Z. Patay et P. Germain, Comprendre l'IRM manuel d'auto apprentissage, 7ème éd., Elsevier Masson, 2011.
- [2] F. Bloch, W. W. Hensen et M. Packard, «Nuclear induction,» *Phys. Rev.*, 1946.
- [3] M. Levitt, Spin dynamics: basics of nuclear magnetic resonance, New York: Wiley, 2003.
- [4] M. A. Bernstein, K. F. King et X. J. Zhou, Handbook of MRI pulse sequences, Academic Press, 2004.
- [5] R. Damadian, «Tumor Detection by Nuclear Magnetic Resonance,» *Science*, vol. 171, n° 13976, pp. 1151-1153, 1971.
- [6] F. Breuer, Developpement and application of efficient strategies for parallel magnetic resonance imaging, Wurzburg: PhD thesis, Julius Maximilians University, 2006.
- [7] E. M. Haacke, R. Brown, M. Thompson et R. Venkatesan, Magnetic Resonance Imaging: Physical Principles and Sequence Design, New York: John Wiley & Sons, Inc, 1999.
- [8] P. Callagan, Principles of nuclear magnetic resonance microscopy, Oxford university press, 1991.
- [9] D. W. McRobbie, E. A. Moore, M. J. Graves et M. R. Prince, MRI from picture to proton, 2ème éd., Cambridge: Cambridge university press, 2007.
- [10] O. Š. J. S. D. G. D. Z. Starčuk, Simulation of steady state free processing acquisition mode in coupled spin systems for fast MR spectroscopic imaging, IEEE international workshop on imaging, 2008.
- [11] [En ligne]. Available: <http://goo.gl/KVObYu>. [Accès le 2016].
- [12] [En ligne]. Available: <http://goo.gl/eEwcwC>. [Accès le 2016].
- [13] [En ligne]. Available: <http://goo.gl/21XIQm>. [Accès le 2016].
- [14] [En ligne]. Available: <http://goo.gl/R4N1e3>. [Accès le 2016].
- [15] R. C. Gonzalez, R. E. Woods, D. J. Czitrom et S. Armitage, Digital image processing, 3ème éd., Prentice Hall, 2007.
- [16] T. Acharya et A. K. Ray, Image processing - principles and applications, Wiley-Interscience, 2005.
- [17] A. Manzanera, Traitement d'image et vision artificielle, Paris: Cours ENSTA, 2016.
- [18] [En ligne]. Available: <http://goo.gl/1e2C7T>. [Accès le 2016].

- [19] «DICOM Homepage,» [En ligne]. Available: <http://dicom.nema.org>. [Accès le 2016].
- [20] F. Cuvelier, Méthodes numériques : EDO, Cours université Paris XIII, 2015.
- [21] «The Runge-Kutta Method for 2-Dimensional Systems,» [En ligne]. Available: <http://goo.gl/k20QTm>. [Accès le 2016].
- [22] K. E. Kour, A. Azziz et A. E. Kour, «Numerical analysis with RK4 to detect the tumor for MRI image,» *IEEE*, 2014.
- [23] G. Legendre, Méthodes numériques : introduction à l'analyse numérique et au calcul scientifique, Cours université Paris Dauphine, 2016.
- [24] K. E. Kour, N. Atia et F. Bougourzi, «Gauss Seidel method to detect the lesion with accuracy time in front of Student test for MR images,» *International Journal of Electronics and Electrical Engineering*, 2016.
- [25] G. Saporta, Analyse des données et statistique, Technip.