



جامعة أبو بكر بلقايد - تلمسان

Université Abou Bakr Belkaïd de Tlemcen

Faculté de Technologie

Département de Génie électrique et Electronique

Laboratoire de Recherche de Génie Biomédical

MEMOIRE DE PROJET DE FIN D'ETUDES

Pour obtenir le Diplôme de

MASTER en GENIE BIOMEDICAL

Spécialité : Signaux et Images en Médecine

Présenté par : OULHADJ Zaira & BOUCEDRA Yamina

**Analyse de texture d'image IRM par
L'approche fractale**

Soutenu le 14 juin 2015 devant le Jury

Mme. LOUDJDI Kamila	MCB	Université de Tlemcen	Encadreur
Mr. BOUKLI Ismail	MCB	Université de Tlemcen	Président
Mme. BENSEGHIR Sihem	MCB	Université de Tlemcen	Examinatrice

Année universitaire 2015-2014

Dédicace

Avant tous je remercie Allah pour son puissant de m'avoir donné du courage, de la patience et surtout de la volonté pour réaliser ce modeste travail.

A mes très chers parents :

À ma mère (aïcha) qui m'a encourager à aller à l'avant et qui m'a donnée tout son amour pour reprendre mes études.

À mon père (hamza) qui est sacrifié leur vie pour mes réussites et j'ai éclairé le chemin par leurs conseils judicieux.

A mon encadreur qui m'aide pour terminer ce travail

Mme Loudjedi Kamila.

À mon frère AHMED " رحمه الله " qui nous perdent et qui nous manquons, à son fils qui j'aime beaucoup SID AHMED.

À mes sœur et mes frères « Zohra, Lakhdar, khaïra, Bakhta, Nadia, Hanane, islam »

À mes grandes mères et mes tantes et mes oncles.

A celui que j'aime beaucoup et qui m'a soutenue tout au long de Ce projet : mon marie ABD ELMADJID et tous sa famille.

A mon binôme « OULHADJ Zayra ».

À mon cousin « Amel ».

Yamina

Dédicace

Avec un grand cœur plein de chaleur, je dédie ce mémoire, aux êtres qui me sont les plus chers:

*A mon **cher père** en signe de ma profonde reconnaissance pour sa veille sur mon éducation, ses encouragements et pour m'avoir permis de réaliser mes études dans les meilleurs conditions.*

*A ma **chère mère**, la source d'amour qui me soutient dans toutes les conditions et surtout encourage tout au long de ce travail.*

*A mes sœurs **Yamina, Fatiha, Djamaa, Salsabil.***

*A mes frères **Abdelhamid, Abdelkader.***

*Et a toute ma famille **OULHADJ & MELLOUKI.***

*A mes amis, **Norita Zineb, Amina.K, Fatima, Zineb.B, Saliha, Safa, Sabrin, Lamia, Nora.B, Malika, Kanza, Kaltoma, Zineb.K, Sara, Zohra, Nachoi.***

*A Mon Cher ami **Said H.***

Ma haute gratitude, mes profonds respects, mes sincères remerciements et Reconnaissances à mon encadreur madame LOUDJEDI Kamila pour sa patience ET ses judicieux conseils.

A toutes les personnes que j'ai rencontrées durant toute ma vie.

A ma collègue et mon binôme Yamina Boucedra.

*A tout la promo de signaux et images en médecine **SIM 2015.***

A tous ceux qui m'ont soutenu pendant toute la durée de mes études.

*-o-o-o- (**OULHADJ ZARIA**) -o-o-o-*



Remerciement

*En préambule à ce mémoire nous remerciant **ALLAH** qui nous aide et nous donne la patience et le courage durant ces longues années d'étude.*

Nous souhaitant adresser nos remerciements les plus sincères aux personnes qui nous ont apporté leur aide et qui ont contribué à l'élaboration de ce mémoire ainsi qu'à la réussite de cette formidable année universitaire.

Ces remerciements vont tout d'abord au corps professionnel et administratif de la Faculté de technologies, pour la richesse et la qualité de leur enseignement et qui déploient de grands efforts pour assurer à leurs étudiants une formation actualisée.


*Nous tiens à remercier sincèrement **LOUDJDI Kamila** qui, en tant que Directrice de mémoire, s'est toujours montré à l'écoute et très disponible tout au long de la réalisation de ce mémoire, ainsi pour l'inspiration, l'aide et le temps qu'il a bien voulu me consacrer et sans qui ce mémoire n'aurait jamais vu le jour.*

*Que monsieur **BOUKLI ISMAIL** trouve ici l'expression de notre profonde gratitude pour nous avoir accordé l'honneur de présider notre jury.*

*Notre remerciement et notre reconnaissance vont à Mme **BENSEGHIR SIHAM** pour avoir accepté d'examiner et de juger notre travail. Votre présence parmi notre jury nous honore spécialement*

On n'oublie pas nos parents pour leur contribution, leur soutien et leur patience.

Enfin, nous adressons nos plus sincères remerciements à tous nos proches et amis, qui nous ont toujours soutenue et encouragée au cours de la réalisation de ce mémoire.

Merci 

Sommaire

<i>Introduction générale</i>	P1
------------------------------------	----

Chapitre I : Le contexte médical

I.1. Introduction.....	P3
I.2. Anatomie cérébrale.....	P3
I.2. Les différents tissus de cerveau.....	P4
I.2.1. Substance blanche.....	P4
I.2.1.1. Composition.....	P5
I.2.1.2. Localisation.....	P5
I.2.1.3. Fonction.....	P5
I.2.1.4. Implications pathologiques.....	P5
I.2.2. Substance grise.....	p6
I.3. Généralités sur l'imagerie par résonance magnétique (IRM).....	P7
I.3.1. Définition de l'IRM.....	P7
I.3.2. Principe de l'IRM.....	P7
I.3.3. Les différentes séquences d'IRM.....	P9
I.4. Formation de l'image IRM.....	P10
I.5. Applications.....	P13
I.6. Conclusion.....	p14

Chapitre II : Analyse de texture

II.1. Introduction.....	P15
II.2. Définition de texture.....	P15
II.3. Type de texture.....	P15
II.3.1. Cas déterministe.....	P15
II.3.2. Cas stochastique.....	P16

II.4.Méthodes d'analyse de texture.....	P17
II.4.1.Méthodes d'ordre un.....	P18
II.4.1.2.Matrice de cooccurrences.....	P19
II.4.2. Methodes fondees sur un modele.....	P21
II.4.2.1.Le modele autoregressif.....	P21
II.4.3.Les méthodes fréquentielles.....	P21
II.4.4.Les méthodes fractales.....	P22
II.6.Conclusion	P23

Chapitre II : La théorie fractale

III.1.Introduction.....	P24
III.2.Historique sur les fractales.....	P24
III.3.Définition.....	P25
III.4.Domaine d'application de la géométrie fractale.....	P26
III.4.Classification des fractales.....	P27
III.4.1.les fractales déterministes.....	P27
III.4.2.les fractales non déterministes.....	P28
III.5.Dimension fractale.....	P28
III.5.1.Dimension topologie et dimension Euclidienne.....	P29
III.5.2.La dimension de Hausdorff-BesicovitchDh	P29
III.6.Méthodes de calcul de la dimension fractale.....	P29
III.6.1.Méthodes de comptage de boîtes.....	P29
III.6.2.Méthodes des prismes triangulaires.....	P30
III.7.Les courbes fractales.....	P31
III.7.1.La courbe de Koch.....	P31
III.7.2.Ensembles de Julia.....	P32
III.7.3.Ensemble de Mandelbrot.....	P33
III.8.Conclusion.....	P33

Chapitre IV : Mise en œuvre de l'application

IV.1. Introduction.....	P34
IV.2. Base de données.....	P34
IV.3. Méthodologie.....	P35
IV.4. Segmentation des images IRM.....	P37
IV.4.1. Cerveau et ventricule.....	P37
IV.4.1. Matière blanche et matière grise.....	P38
IV.5. Analyse fractale.....	P39
IV.6. Analyse de texture.....	p40
IV.7. Classification.....	P41
IV.8. Analyse des images cérébrales IRM avec tumeur.....	P42
IV. 9.Conclusion.....	P45
<i>Conclusion générale</i>	P46
<i>Bibliographe</i>	P48

Liste des figures

<i>Figure I.1: Schéma d'un cerveau humain.....</i>	<i>P03</i>
<i>Figure I.2: Les trois axes de coupe pour la visualisation du cerveau.....</i>	<i>P04</i>
<i>Figure I.3: Le cerveau (coupe axiale).....</i>	<i>P06</i>
<i>Figure I.4: Appareil d'IRM.</i>	<i>P07</i>
<i>Figure I.5: Sans champ magnétique</i>	<i>P08</i>
<i>Figure I.6: Exemple de zones et de compartiments cérébraux.....</i>	<i>P09</i>
<i>Figure I.7: Exemple de séquences IRM conventionnelles.....</i>	<i>P10</i>
<i>Figure I.8 : gradient magnétique généré dans les trois axes de l'espace</i>	<i>P11</i>
<i>Figure I.9 : chronologie des impulsions RF avec le diagramme des gradients reçoivent le signal FID</i>	<i>P11</i>
<i>Figure I.10 : Formation de l'image à partir du plan de coupe.....</i>	<i>P11</i>
<i>Figure I.11 : l'espace K d'une image</i>	<i>P12</i>
<i>Figure I.12: Reconstruction de l'image.....</i>	<i>P12</i>
<i>Figure I.13: L'image cérébrale contrastée.....</i>	<i>P13</i>
<i>Figure I.14: Différents contrastes pour différentes pondérations.....</i>	<i>P13</i>
<i>Figure II.1: Exemple de texture déterministe</i>	<i>P16</i>
<i>Figure II.2: Exemples de textures stochastiques naturelles et de synthèse.....</i>	<i>P17</i>
<i>Figure II.3: Plus proches voisins du pixel 'x' selon 4 directions.....</i>	<i>P19</i>

<i>Figure III.1 :Exemples de géométrie fractale</i>	P25
<i>Figure III.2: Le chou romanesco (une fractale naturelle)</i>	P26
<i>Figure III.3:l'Ensemble de cantor</i>	P27
<i>Figure III.4: Exemple de fractal non déterministe (une fougère)</i>	P28
<i>Figure III.5:Représentation du principe de l'algorithme de prisme</i>	P31
<i>Figure III.6:courbe de koch</i>	P32
<i>Figure III.7: Ensembles de Gaston Julia</i>	P33
<i>Figure III.8: Ensemble de mandelbrot</i>	P33
<i>Figure IV.1 : IRM cérébrales sans pathologie da la base brainweb</i>	P34
<i>Figure IV.2 : IRM cérébrales avec tumeur</i>	P35
<i>Figure IV.3. Description schématique de la méthodologie</i>	P36
<i>Figure IV.5 : Extraction du cerveau</i>	P37
<i>Figure IV.6 : Extraction du ventricule.</i>	P38
<i>Figure IV.7 : Régions cerveau et ventricule avec niveaux de gris de l'image originale</i>	P38
<i>Figure IV.8 : Extraction de la matière grise et la matière blanche avec k-means</i> ...	P39
<i>Figure IV.9 : Choix de régions d'intérêts avec et sans pathologie.</i>	P42
<i>Figure IV.10 : Variation de la dimension fractale pour les IRM avec et sans pathologie.</i>	P44

Liste des tableaux

<i>Tableau I.1 : Avantages et inconvénients de l'IRM.....</i>	<i>P14</i>
<i>Tableau IV.1 : Dimension fractale des tissus en niveaux de gris.</i>	<i>p40</i>
<i>Tableau IV.2 : Attributs de texture des divers tissus des IRM cérébrales de La base brainweb</i>	<i>P41</i>
<i>Tableau IV.3 : Dimension fractale et texture pour les IRM pathologiques.....</i>	<i>P43</i>
<i>Tableau IV.4 : Dimension fractale et texture pour les images saines.....</i>	<i>P43</i>

Liste des abréviations

AR	Autorégressif.
DCT	Transformer en cosinus discrète.
DFT	Transformer de Fourier discrète.
DE	Dimension Euclidienne.
DF	Dimension fractale.
DT	Dimension Topologique.
DP	Densité de Protons ou séquence de densité de protons.
IRM	Imagerie par Résonance Magnétique ou Images de Résonance Magnétique.
IRMf	Imagerie par Résonance Magnétique fonctionnelle.
IRMd	Imagerie par Résonance Magnétique de diffusion.
GLCM	Gray-level co-occurrence matrix.
LCR	Liquide Céphalo-Rachidien.
MB	Matière Blanche.
MG	Matière Grise.
RMN	Résonance Magnétique Nucléaire.
SB	Substance Grise.
SEP	Sclérose En Plaques.
SG	Substance Blanche.
SVM	Support Vector Machines.
TF	Transformer de Fourier.
T1	Séquence T1.
T1-GADO	Séquence T1 précédée d'une injection de gadolinium.
T2	Séquence T2.
T2-FLAIR	Séquence T2 avec annulation du signal des liquides.
Tr	Temps de répétition.
Te	Temps d'écho.

Introduction générale

L'imagerie médicale est en constante évolution ces dernières années et fournit un nombre croissant de données. Ce volume important de données doit ensuite être analysé. Les méthodes automatiques de traitement et d'analyse d'images se sont récemment multipliées pour assister l'expert dans l'analyse qualitative et quantitative de ces images et faciliter son interprétation. Ces méthodes doivent prendre en considération d'une part la quantité des données à analyser et d'autre part, la complexité structurelle des images.

Parmi les outils d'analyse d'images nous avons considéré l'analyse de texture. C'est un axe de recherche qui est encore d'actualité et plusieurs méthodes existent dont les méthodes statistiques.

D'autre part et avec l'avènement de la théorie fractale, beaucoup de chercheurs ont exploité la dimension fractale comme caractéristique de certains tissus notamment les tissus biologiques (tissus cérébraux, poumon, tissus mammaires...).

Dans ce projet nous combinons l'analyse de texture statistique et la dimension fractale pour caractériser les tissus sains du cerveau à savoir la matière blanche, la matière grise et le ventricule. Cette analyse à partir de la meilleure modalité d'acquisition des images de tissus mou, en termes de précision et de contraste, il s'agit de l'IRM.

Ce mémoire est organisé en quatre chapitres

Le premier chapitre intitulé « Le contexte médical » : est scindé en deux la première partie est rappel l'anatomie du cerveau pour en dégager les différents constituants tissulaires que nous voulons caractériser. La deuxième partie présente le principe de l'IRM en partant du principe physique de du signal RMN jusqu'à l'obtention d'une image 2D avec différentes pondérations.

Le deuxième chapitre intitulé « l'analyse de texture » présente une panoplie de méthodes utilisées pour analyser la texture d'une image parmi lesquelles nous considérons l'approche statistique.

Le troisième chapitre intitulé « La théorie fractale » introduit le principe de la géométrie fractale, de ses domaines d'application et les méthodes d'estimation de la dimension fractale. Les IRM cérébrales sont une bonne indication de cette approche car ils ont un caractère auto similaire et beaucoup d'irrégularités, ce qui leur confère un caractère fractal

(aléatoire). Il est donc intéressant d'ajouter la DF aux autres paramètres de texture pour une meilleure caractérisation de ces tissus.

Dans le quatrième chapitre intitulé « Résultats », on présente la démarche suivie pour caractériser les tissus cérébraux, démarche qui met à profit l'analyse de texture et l'estimation de la dimension fractale. Notre travail sera validé avec une classification automatique SVM de quelques images choisies à partir de la base de données BRAINIRM ; le taux de classification sera le paramètre quantitatif de la caractérisation.

Chapitre I

Contexte médicale

Chapitre II

Analyse de texture

Chapitre III

La théorie Fractale

Chapitre IV

Mise en œuvre de l'application

I.1. Introduction

Ce chapitre présente une brève description du contexte médical dans lequel s'inscrit ce travail. Il s'agit des images IRM du cerveau. Nous décrivons donc l'anatomie cérébrale et la modalité d'acquisition d'images IRM. Ce choix est guidé par l'excellente qualité d'image qui permet de donner le meilleur contraste entre les divers tissus mous du cerveau.

I.2. Anatomie cérébrale

L'encéphale est constitué du cerveau, du cervelet et du tronc cérébral. Le cerveau est composé de trois matières principales : la substance blanche (SB), la substance grise (SG) et le liquide céphalorachidien (LCR) (*Figure I.1*). La matière blanche est constituée des fibres des cellules nerveuses appelées axones qui permettent la transmission de l'information traitée au niveau de la matière grise. La matière grise contient les Corps des cellules nerveuses et est répartie en deux types de structure.

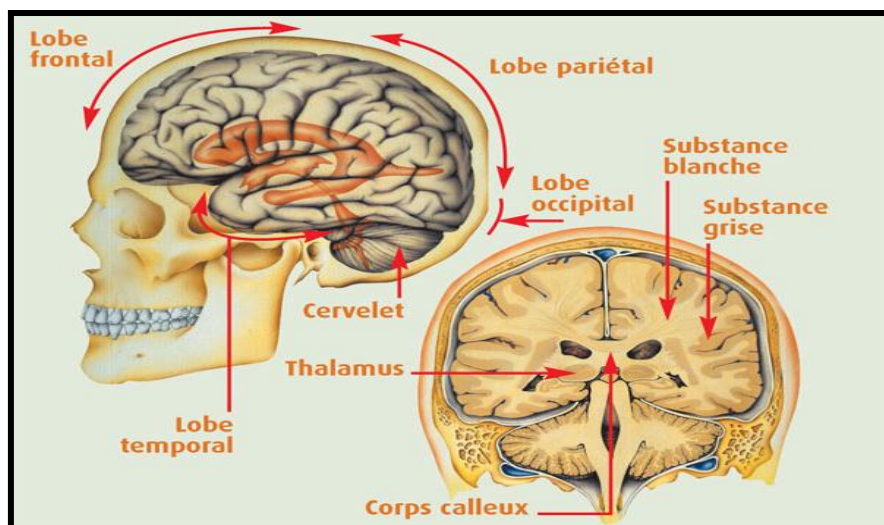


Figure I.1: Schéma d'un cerveau humain. Vue sagittale à gauche. Vue coronale à droite.

Le cerveau peut être observé par des coupes bidimensionnelles selon plusieurs angles de vue. Il existe principalement trois axes anatomiques qui permettent de réaliser les coupes : axiale, sagittale et frontale (*Figure I.2*).

- Coupe axiale (ou transversale) : cette coupe représente une vue de dessus du cerveau. Elle correspond à un plan perpendiculaire au champ magnétique statique.

- Coupe sagittale : cette coupe est relative à un plan parallèle au plan inter hémisphérique. Il s'agit des vues latérales du cerveau.
- Coupe frontale (ou coronale) : cette coupe est une vue de face du cerveau. Elle est Acquise sur le plan perpendiculaire aux coupes axiale et sagittale.

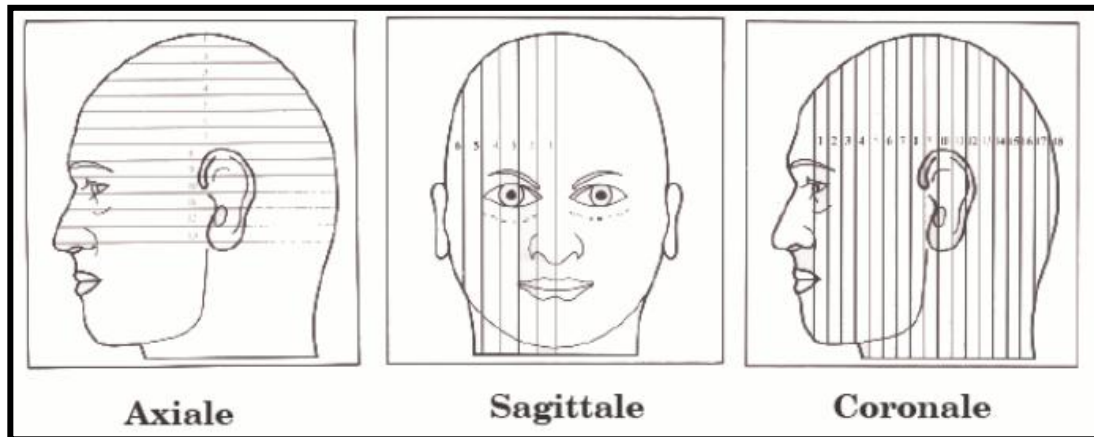


Figure I.2: Les trois axes des coupes pour la visualisation du cerveau.

I.2. Les différents tissus du cerveau

I.2.1. Substance blanche

La **substance blanche** est une catégorie de tissu du système nerveux central.

I.2.1.1. Composition

La substance blanche est composée des fibres nerveuses, des axones myélinisés et non-myélinisés regroupés en faisceaux, qui connectent entre elles différentes aires de la substance grise, où se situent les corps cellulaires des neurones. Ces fibres transmettent les impulsions nerveuses constituées des potentiels d'action. Elle constitue la partie interne du cerveau et la partie superficielle de la moelle épinière.

La substance blanche a en fait un aspect rosé à l'œil nu qui est principalement dû à la présence des capillaires sanguins. Ce n'est qu'après avoir été traité au formaldéhyde, pour la conservation, que ce tissu prend sa couleur blanche caractéristique.

I.2.1.2. Localisation

Dans le cerveau, on trouve différentes structures de substance blanche :

- Les capsules internes
- Les capsules externes
- Le chiasma optique
- Le centre ovale de Vieussens
- La commissure antérieure
- La commissure postérieure

I.2.1.3.Fonction

La substance blanche est responsable de la propagation des informations dans le système nerveux. La myéline qui entoure les axones et qui donne à cette structure sa couleur blanche est responsable de la conduction rapide du signal électrique.

I.2.1.4.Implications pathologiques

Alors que les lésions de la substance grise sont les plus souvent irréversibles, certaines atteintes de la substance blanche peuvent être réversibles avec une repousse et/ou une démyélinisation partielle de certains axones.

La sclérose en plaques est une des maladies les plus courantes affectant la substance blanche. Au niveau des plaques formées durant cette maladie, la myéline qui protège les axones est détruite par des processus inflammatoires, causant plusieurs dysfonctionnements cérébraux.

L'apparition des plaques amyloïdes dans la substance blanche est associée à la maladie d'Alzheimer ou à d'autres maladies neurodégénératives.

Une autre pathologie affectant la substance blanche est le développement d'une leucoaraiose qui est une raréfaction de la substance blanche due à plusieurs conditions, dont l'atteinte de la barrière hémato-encéphalique [1].

I.2.2. Substance grise

On désigne sous le nom de **substance grise** la partie des tissus du système nerveux central composée essentiellement des corps cellulaires et de l'arbre dendritique des neurones ainsi que de certaines cellules gliales. Au microscope, la substance grise apparaît plus sombre que le reste du tissu nerveux, dit *substance blanche*.

Dans l'encéphale, la substance grise est située en périphérie, c'est-à-dire autour de la substance blanche. De ce fait, on dit que la substance grise définit un cortex ("écorce" en grec ancien). Ce cortex est formé d'un empilement des couches des cellules nerveuses, lesquelles se différencient par la typologie cytoarchitectonique, la densité cellulaire et la connectivité. Autour des ventricules cérébraux, la substance grise est agglutinée en amas cellulaires qui n'ont généralement pas l'organisation laminaire des cortex : ce sont les noyaux gris centraux (thalamus, ganglions de la base, etc.).

Au niveau du tronc cérébral, on retrouve aussi des noyaux de substance grise, notamment le tectum, le tegmentum, la substance grise périaqueducule ainsi qu'un certain nombre des noyaux des nerfs crâniens.

Au sein de la moelle épinière, la substance grise entoure le canal épendymaire et est donc circonscrite par la substance blanche en périphérie .

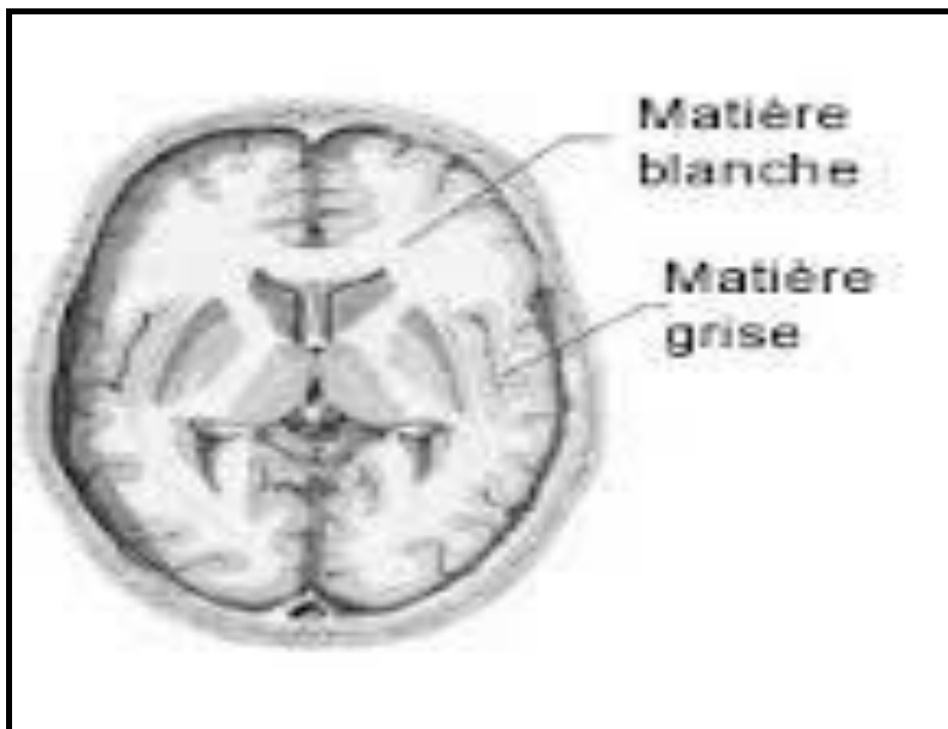


Figure I.3:Le cerveau (coupe axiale).

I.3. Généralités sur l'imagerie par résonance magnétique (IRM)

I.3.1. Définition de l'IRM

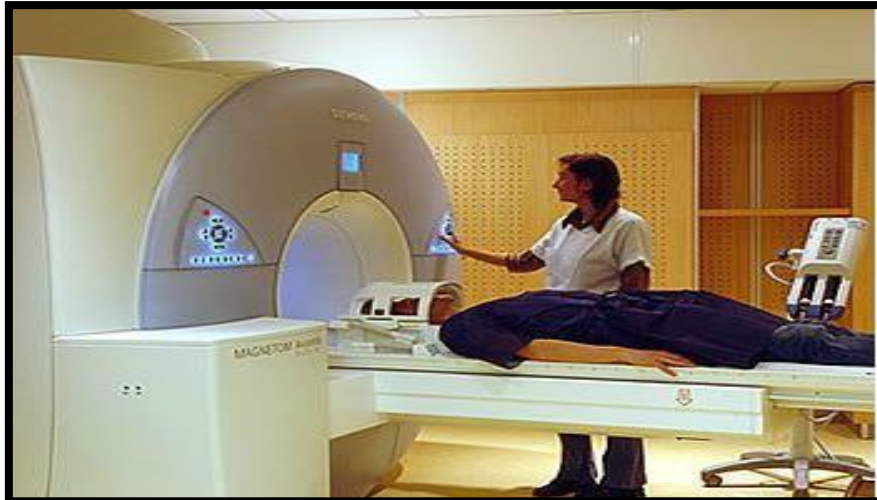


Figure I.4: Appareil d'IRM.

L'IRM est une technique de diagnostic *in vivo* non invasive qui fournit des images en coupe dans n'importe quelle direction 3D et avec une grande précision. Son domaine de privilège est la neurologie pour observer l'anatomie du cerveau, mais également pour l'étude de la moelle épinière du rachis. (Figure I.4).

I.3.2. Principe de l'IRM

L'IRM est basée sur le principe de la résonance magnétique nucléaire (RMN). Le phénomène physique a été conceptualisé en 1946 par *Félix Bloch* à Stanford et *Edward Purcell*. Au début des années 70, les travaux de *Paul Lauterbourg*, incluant une information spatiale grâce à des gradients dans le champ magnétique, ont permis de construire des images bidimensionnelles. Les premières images chez l'homme ont été réalisées en 1979 [2,3]. Aujourd'hui, après une quarantaine d'années d'évolution, l'IRM est devenue une technique majeure de l'imagerie médicale moderne [4].

D'un point de vue technique, le principe de la RMN se découpe en quatre phases : Le repos, la polarisation, la résonance et la relaxation.

Dans le cas de l'IRM, il est appliqué sur les protons, notamment ceux présents dans l'eau. Ceux-ci sont alors assimilables à des aimants de moment magnétique $\vec{\mu}$.

Au repos : la résultante (somme des moments magnétiques) $\vec{M} = \sum \vec{\mu}$ est nulle.

En phase de polarisation : les protons sont plongés dans un champ magnétique \vec{B}_0 et leurs moments magnétiques de spin $\vec{\mu}$ s'alignent localement sur la direction de \vec{B}_0 . L'orientation

parallèle au champ \vec{B}_0 est la plus probable, car le niveau d'énergie est plus bas qu'en position antiparallèle. Cet alignement fait apparaître une résultante \vec{M} orientée dans la direction du champ \vec{B}_0 . À cette étape, les spins sont animés d'un mouvement de précession autour de \vec{B}_0 à une fréquence précise dépendant directement de \vec{B}_0 , la fréquence de Larmor.

En phase de résonance une onde électromagnétique \vec{B}_1 à la fréquence de résonance, c'est-à-dire la fréquence de Larmor est appliquée. Cette onde est dite impulsion radiofréquence et permet en fonction de son amplitude et de sa durée, de faire basculer d'un angle choisi, par exemple 90 degrés (Figure I.5) ou 180 degrés le moment magnétique macroscopique \vec{M} . Ce moment bascule suivant une spirale.

La relaxation commence lorsque l'impulsion radiofréquence s'arrête. À ce moment, le retour des spins à l'état d'équilibre crée une onde électromagnétique qui peut être mesurée par une antenne, la mesure IRM correspond donc au temps de relaxation de ce signal. Ce dernier dépendant de l'intensité du champ \vec{B}_0 mais également de la nature des tissus. Cette relaxation correspond en fait à deux phénomènes : la relaxation longitudinale (de temps T1) correspondant aux échanges d'énergie lents entre le milieu et le système des spins, et la relaxation transversale (de temps T2) correspondant aux échanges d'énergie (plus rapides) à l'intérieur du système des spins. En fonction de leur composition, les compartiments (tissus, os, liquide céphalo-rachidien, ...) du cerveau ont des temps de relaxation T1 et/ou T2 différents.

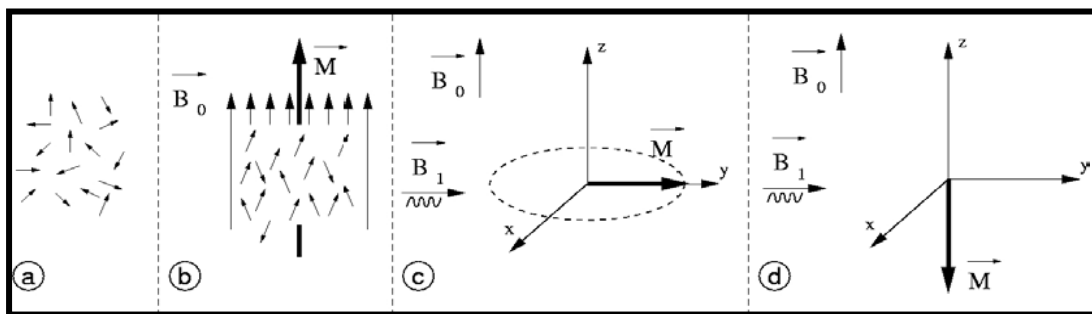


Figure I.5: Sans champ magnétique, la résultante des moments est nulle car l'orientation des spins est aléatoire (a). Sous l'effet d'un champ magnétique \vec{B}_0 , il y a un excédent des spins en position parallèle (angle α) par rapport aux autres (angle $\pi-\alpha$), ce qui crée une résultante des moments \vec{M} colinéaire à \vec{B}_0 (b). Il est possible d'obtenir, en fonction de la durée et l'amplitude de l'excitation \vec{B}_1 , un angle de basculement de 90 degrés (c) ou de 180 degrés (d) de la résultante \vec{M} .

La qualité des images produites dépend de nombreux facteurs (homogénéité du champ \vec{B}_0 , mouvements du sujet, hypersignaux appelés artefacts de flux et causés par le mouvement de matière dans le volume observé, ...).

L'IRM cérébrale permet d'observer de façon non invasive différentes zones et donc différents compartiments du cerveau (i.e. substance blanche, substance grise, liquide céphalo-rachidien).

I.3.3. Les différentes séquences d'IRM

La modification des paramètres d'acquisition IRM (i.e. le temps de répétition T_r entre deux excitations, et le temps d'écho T_e entre le signal d'excitation et la réception de l'écho) permet de faire apparaître les différences temps T_1 et T_2 des différents compartiments observés. Par exemple, en pondération T_1 , un temps de répétition court ne laisse le temps qu'aux atomes d'hydrogène de certains tissus de revenir en position d'équilibre, ce qui permet de distinguer ces derniers. En pondération T_2 , un temps d'écho long permet d'observer les écarts de décroissance d'énergie et ainsi de différencier les tissus [4].

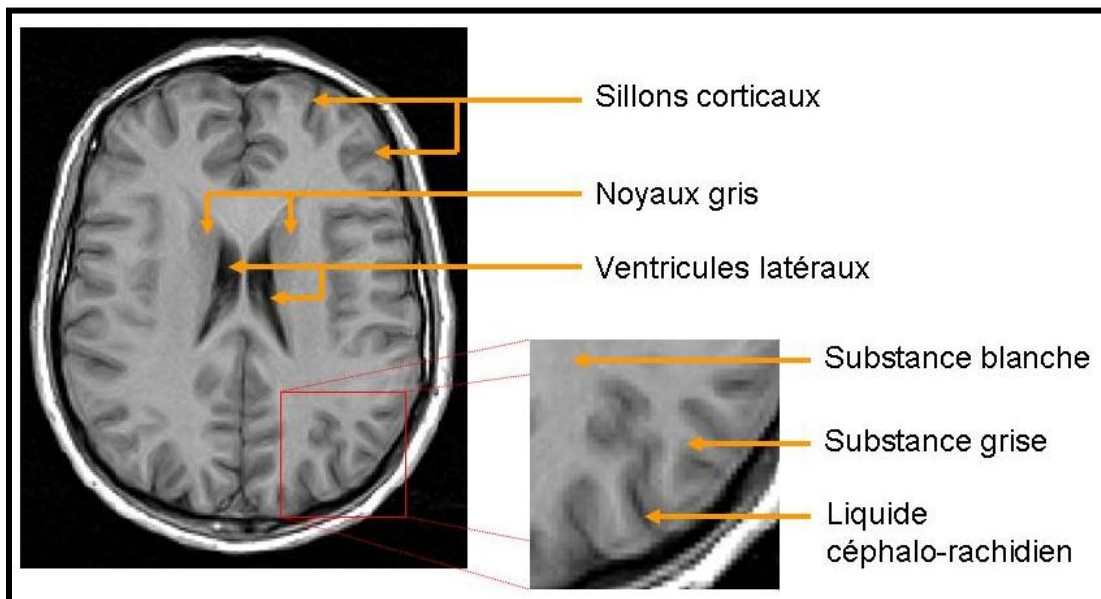


Figure I.6: Exemple de zones et de compartiments cérébraux pouvant être observés grâce à l'IRM.

Une autre pondération fréquemment utilisée est celle dite de densité de protons (DP). Elle s'obtient en utilisant un temps de répétition long et un temps d'écho court.

D'autres variations sont possibles : par exemple, l'imagerie T2-FLAIR est un T2 avec annulation du signal des liquides par une première impulsion à 180 degrés.

Ces quatre séquences (T1, T2, DP, T2-FLAIR) illustrées dans (Figure I.7), ainsi que la séquence T1 précédée d'une injection de gadolinium (T1-GADO) sont dites des séquences conventionnelles par opposition à de nouvelles séquences IRM permettant d'observer d'autres phénomènes comme l'IRMf fonctionnelle et l'IRMd de diffusion.

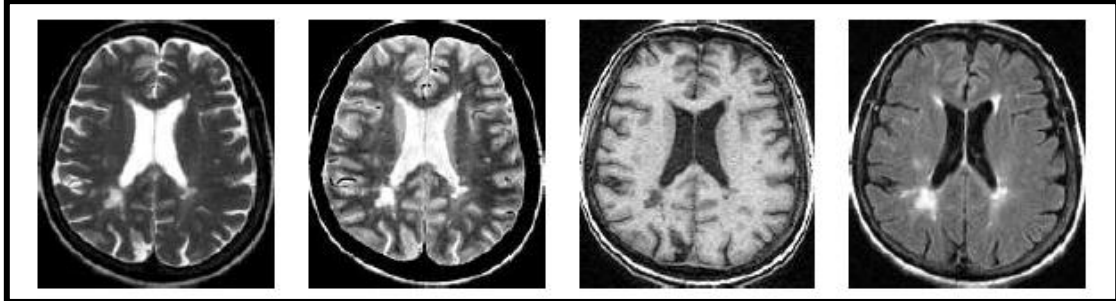


Figure I.7: Exemple des séquences IRM conventionnelles : (a) séquence pondérée T2, (b) séquence pondérée en densité des protons (DP), (c) séquence pondérée T1 et (d) séquence pondérée T2-FLAIR.

I.4. Formation de l'image IRM

Dans un échantillon, tous les protons \mathbf{H}^1 résonnent à ω_0 (fréquence de résonance) et il est impossible de différencier les réponses (signaux) des différentes parties de la région considérée. Pour générer une image il faut localiser le signal issu du chaque point de l'espace (3D). Pour cela on utilise des gradients du champ magnétique suivants : Gradient de sélection de coupe, Gradient de phase, Gradient de fréquence (Figure I.8).

Il faut ensuite appliquer les impulsions RF à des instants bien précis. A titre d'exemple dans le cas de l'écho de spin on procède comme suit (Figure I.9) :

- Impulsion 90° qui doit coïncider avec le gradient de sélection de coupe.
- Impulsion 180° est gradient de codage de phase ($\mathbf{G}_x, \mathbf{G}_y, \mathbf{G}_z$).
- Gradient de fréquence qui doit coïncider avec la réapparition du signal (rephasage) au moment de la lecture du signal.

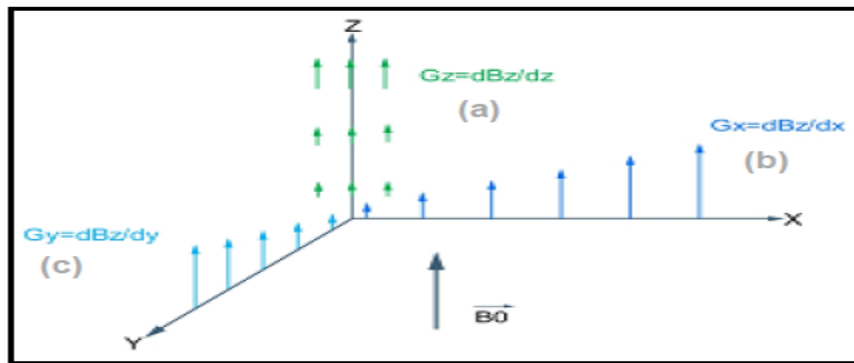


Figure I.8: Gradient magnétique généré dans les trois axes de l'espace

(a)- Gradient de sélection de coupe, (b)-Gradient de phase, (c)-Gradient de fréquence.

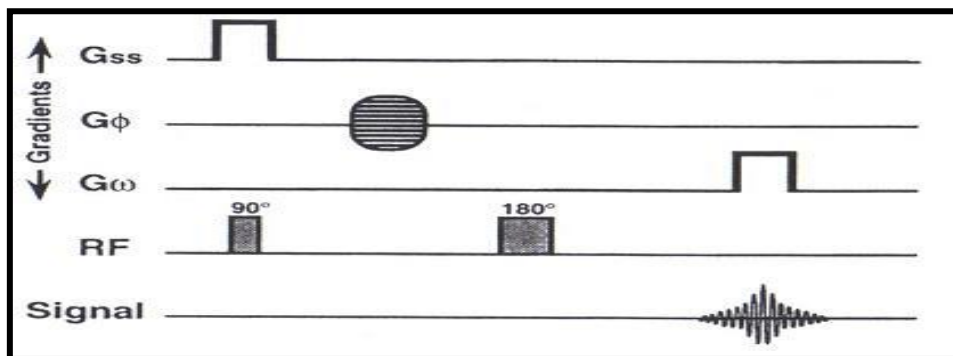


Figure I.9 : Chronologie des impulsions RF avec le diagramme des gradients et le signal

FID.

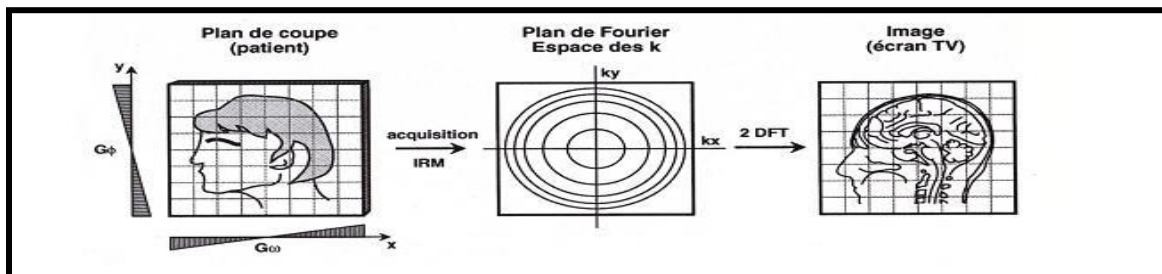


Figure I.10 : Formation de l'image à partir du plan de coupe.

- Une seule ligne est acquise pour obtenir les lignes suivantes, il faut incrémenter le gradient de codage de phase autant de fois qu'il y a de ligne dans la matrice image tout en répétant la même chronologie de l'ensemble d'événement de la séquence.
- Les données sont stockées dans le plan de Fourier (espace K)

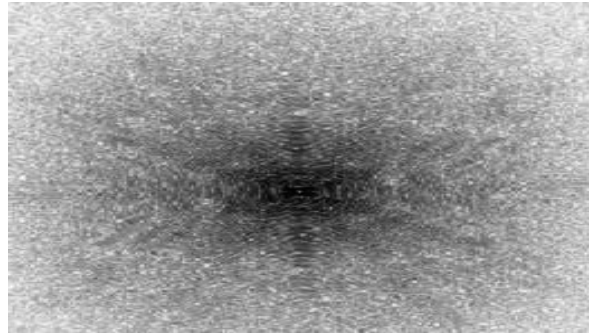


Figure I.11: L'espace K d'une image.

Enfin, l'image est reconstruite à partir de l'image dans l'espace k avec une transformée de Fourier inverse (*Figure I.12*).

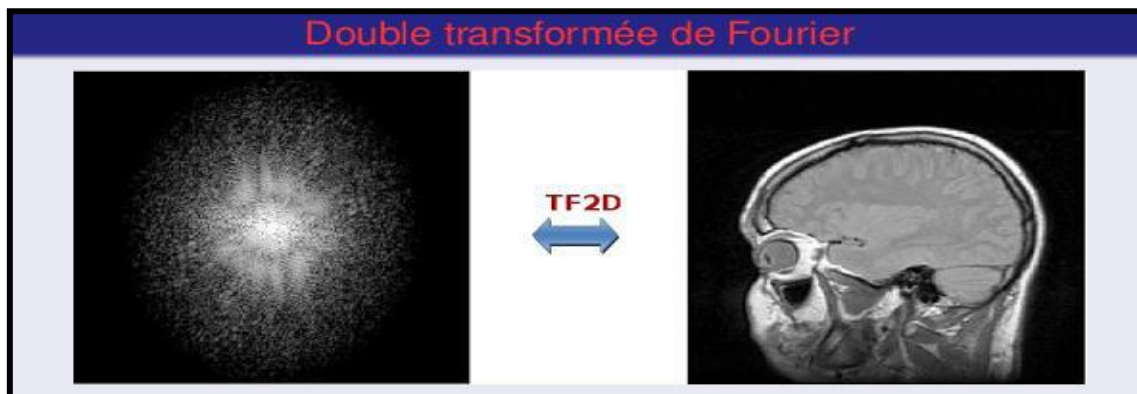


Figure I.12: Reconstruction de l'image.

Qualité de l'image

La qualité d'image est un élément primordial dans le rendement diagnostique en IRM et elle dépend de certains paramètres physiques tel que rapport signal/Bruit, contraste et résolution spatiale.

- Le contraste exprime la variation de l'intensité du signal entre deux structures adjacentes (*Figure I.13*). Le choix du mode de pondération donnera des images avec un contraste différent qui privilégie certaines structures tissulaires. Ces pondérations sont obtenues avec un choix judicieux du T_r et du T_e (*Figure I.14*).

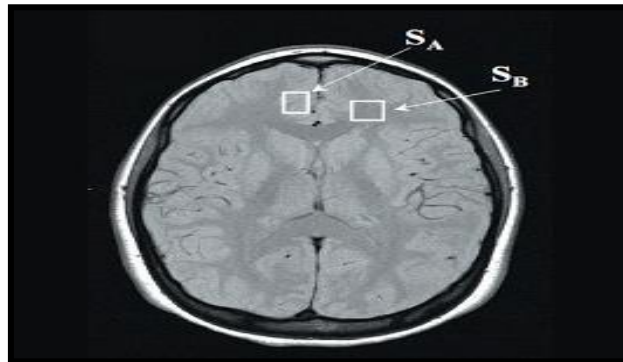


Figure I.13: L'image cérébrale contrastée.

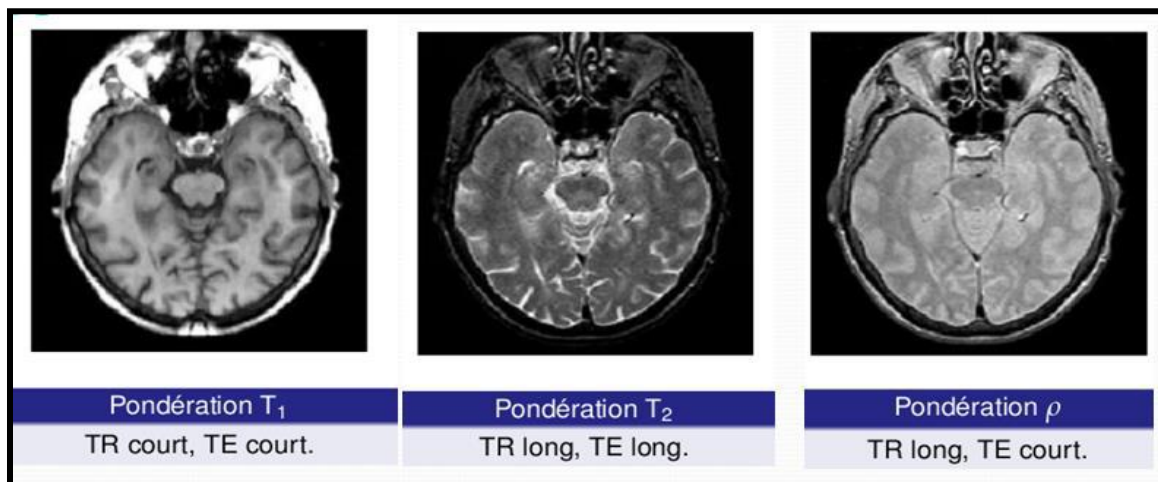


Figure I.14 : Différents contrastes pour différentes pondérations.

- La résolution spatiale exprime la capacité de discerner deux structures petites et proches dans une image. Elle est d'autant plus grande que le pixel est petit. Ce dernier dépend de l'épaisseur de coupe (Taille du pixel=FOV/taille de la matrice) avec FOV c'est le champ de vision(T/cm).
- Les artéfacts peuvent considérablement réduire la qualité de l'image et sont dues soit au patient (mouvement, métal...), soit au système d'acquisition (susceptibilité magnétique).

I.5. Applications

L'IRM présente beaucoup d'avantages par rapport à d'autres techniques d'imagerie tel que le scanner (*tableau I.1*). De ce fait elle est appliquée presque partout et permet par exemple de :

- Visualiser les artères (angio-IRM).
- Visualiser «l'activité » du cerveau (IRMf).
- Visualiser les faisceaux de matière blanche.

Avantages	Inconvénients
Bon contraste pour les tissus mous	Ne permet pas d'imager les tissus durs
Qualité de l'image	Prix élevé de l'équipement
Non invasif, non ionisant	Inconfort lors de l'examen

Tableau I.1 : Avantages et inconvénients de l'IRM.

I.6. Conclusion

Nous avons introduit les notions nécessaires sur l'anatomie du cerveau de manière à comprendre le contenu des images, que nous analyserons dans la suite de ce mémoire.

Avec cette même logique nous avons donné des notions sommaires sur l'IRM, qui est la modalité d'acquisition de nos images et qui est également la meilleure technique pour obtenir le meilleur contraste entre les divers tissus mous du cerveau.

Ce sont les tissus qui feront l'objet de l'analyse par l'approche texture et fractale.

II.1.Introduction

Ce chapitre présente l'état de l'art sur les méthodes les plus communément utilisées en analyse de texture. L'étude des textures rencontrées dans les images est un thème qui suscite beaucoup d'intérêt dans la communauté du traitement du signal et des images. Il s'agit d'un domaine de recherche encore largement ouvert [5]. Il existe une grande diversité dans les approches utilisées pour décrire ou identifier une texture. Certaines méthodes s'appuient sur des modèles stochastiques ou de prédiction linéaire [6]. D'autres approches sont basées sur des calculs statistiques ou des transformations orthogonales [7].

II.2.Définition de texture

Bien que la notion de texture soit naturelle, elle résiste depuis longtemps à toute tentative de définition. On peut s'en approcher en disant qu'une texture est une zone de l'image qui présente certaines caractéristiques d'homogénéité qui la font apparaître comme une zone unique. Nous pouvons aussi la décrire comme étant un ensemble de primitives de taille et de forme variable présentant une organisation spatiale particulière [8]. Enfin on peut dire que la texture est une région de l'image, pour laquelle on peut définir une fenêtre de dimension minimale, telle qu'une observation au travers de celle-ci se traduit par une perception identique pour toutes les translations possibles de cette fenêtre à l'intérieur de la région considérée.

II.3.Types de texture

Il existe deux types de texture : les textures périodiques définies par la répétition d'un motif de base et les textures aléatoires qui ont un aspect anarchique mais apparaissent homogènes vis-à-vis de leur environnement.

Bordatz a établi un catalogue de texture : Il s'agit de 112 textures (sable, herbe, bulles, eau, bois, etc.) ayant chacune des tailles différentes.

II.3.1.Cas déterministe

La texture peut être définie comme la répartition spatiale *régulière* d'un motif géométrique *constant*. On parle dans ce cas de texture déterministe (*Figure II.1*).

Une région texturée est alors constituée par la répétition d'un motif original selon un réseau bidimensionnel caractérisé par une direction et une période particulière.

La description du motif élémentaire, les dimensions du réseau et son orientation suffisent alors à décrire complètement la texture. Cette définition ne convient qu'à des textures parfaitement régulières que l'on ne rencontre que rarement dans la réalité.

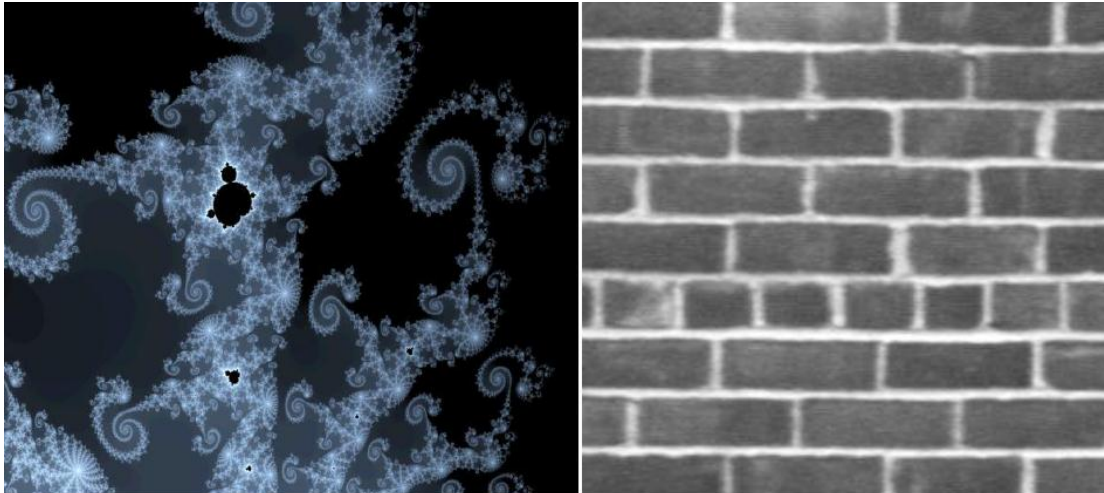


Figure II.1 : Exemple de texture déterministe.

II.3.2.Cas stochastique :

Pour lesquelles nous ne pouvons déceler aucun motif de base particulier. La distribution des intensités n'est alors l'objet d'aucune régularité apparent d'où le rôle spécifique que joue aléatoire dans ce type de texture (*Figure II.2*). Elle sera décrite par des lois statistiques. Des moments, une description spectrale en termes de densité de puissance, des propriétés de corrélation ou d'isotropie, la définition de la texture est alors totalement stochastique.

Une texture pourra alors être considérée comme une réalisation d'un champ aléatoire bidimensionnel [7]. Les propriétés statistiques des niveaux de gris des pixels de l'image ou les paramètres du modèle stochastique dont elle est censée être une réalisation fourniront les caractéristiques de la texture.

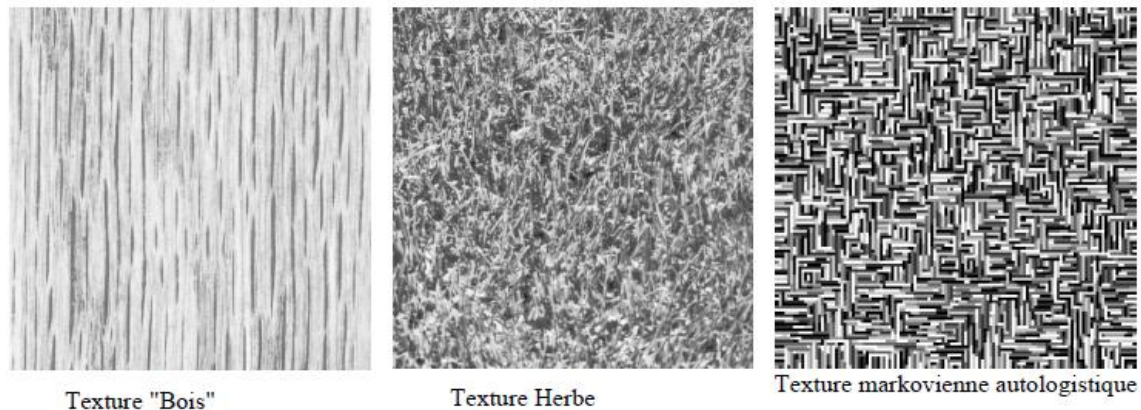


Figure II.2 : Exemples des textures stochastiques naturelles et de synthèse.

L'objectif principal de l'analyse de texture est la détermination des signatures texturales permettant une meilleure caractérisation de l'image. Le choix d'une méthode de caractérisation de texture est étroitement lié à l'application visée et à la nature de la texture à discriminer.

II.4.Méthodes d'analyse de texture

Une multitude des méthodes de variante et de combinaison ont déjà été proposées dans la littérature : méthodes statistiques, méthodes basées sur un modèle, méthodes fractales...

Nous nous intéressons particulièrement aux méthodes statistiques qui ont largement été utilisées et avec succès.

II.4.1.Méthodes statistiques

Les méthodes statistiques étudient les relations entre un pixel et ses voisins et définissent des paramètres discriminants de texture en se basant sur des outils statistiques. Généralement, elles sont utilisées pour caractériser des structures fines, sans régularité apparente. Plus l'ordre statistique est élevé plus le nombre des pixels mis en jeu est important. Suivant la modalité des images à étudier, la signature la plus discriminante de la texture est à rechercher soit dans des méthodes qui exploitent directement les propriétés statistiques de la texture (matrices de cooccurrences, matrice de longueurs de plage, modèle autorégressif, modèles issues de la morphologie mathématique), soit à partir d'un plan transformé dans lequel on réécrit l'image de texture (densité spectrale, méthode des extrema locaux, méthode de transformée de Fourier...) [9].

II.4.1.1. Méthodes d'ordre un

L'analyse des régions d'une image par une méthode d'ordre un s'effectue directement à partir des pixels de l'image. Chaque pixel de la région sera représenté par une valeur comme la région.

Dans les calculs qui suivent, on étudiera l'image dans une fenêtre g . Cette fenêtre contient N pixels. Les paramètres d'étude les plus souvent utilisés sont la moyenne, la variance, l'aplatissement, la dissymétrie et le rapport signal /bruit.

Moyenne :

$$MOY = \frac{1}{N} \sum_{i,j} g\{i,j\} \quad (2.1)$$

La variance :

$$VAR = \frac{1}{N} \sum_{i,j} (g(i,j) - MOY)^2 \quad (2.2)$$

Entropie :

$$E = - \sum h(v) \log(h(v)) \quad (2.3)$$

Aplatissement :

$$SKW = \frac{1}{N} \sum_{i,j} (g(i,j) - MOY)^3 \quad (2.4)$$

Dissymétrie :

La dissymétrie caractérise la forme du sommet de l'histogramme des niveaux de gris de l'image. Plus celle-ci est faible, plus le sommet est arrondi.

$$KURT = \frac{1}{N} \sum_{i,j} (g(i,j) - MOY)^4 \quad (2.5)$$

Rapport signal/bruit

Le rapport signal/bruit rend compte de l'hétérogénéité d'une texture.

$$SNR = \frac{MOY}{\sqrt{VAR}} \quad (2.6)$$

II.4.1.2. Matrice de cooccurrence

Du fait de leur richesse en information de texture, les matrices de cooccurrences sont devenues les plus connues et les plus utilisées pour extraire ces caractéristiques de textures.

Elles estiment des propriétés des images relatives à des statistiques de second ordre.

Une matrice de cooccurrence mesure la probabilité d'apparition des paires de valeurs de pixels situés à une certaine distance dans l'image. Elle est basée sur le calcul de la probabilité conjointe des pixels $P(i, j, \delta, \theta)$ qui représente le nombre de fois où un pixel de niveau de gris i apparaît à une distance relative δ d'un pixel de niveau de gris j et selon une orientation θ donnée.

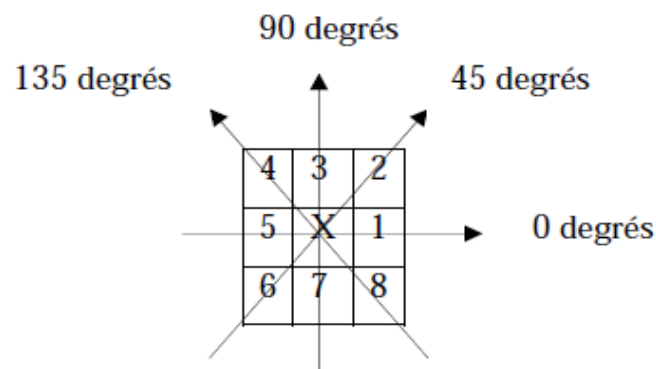
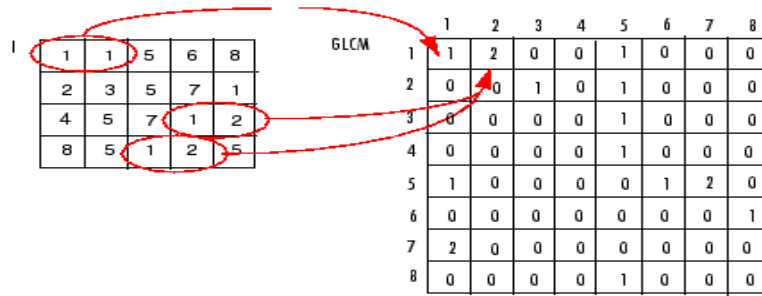


Figure II.3 : Plus proches voisins du pixel 'x' selon 4 directions

Les directions angulaires θ classiquement utilisées sont 0, 45, 90 et 135 degrés. Les relations de voisinage entre les pixels nécessaires au calcul des matrices, sont illustrées en (Figure II.3), par exemple les plus proches voisins de 'x' selon la direction $\theta = 135$ degrés sont les pixels 4 et 8.

Les caractéristiques extraites à partir de ces matrices contiennent des informations notamment sur l'homogénéité, les dépendances linéaires entre les niveaux de gris, le contraste et la complexité de cette image.



La plupart des images sont codées sur 256 niveaux de gris, par conséquent, la taille des matrices de cooccurrences est de 256×256 . On s’aperçoit ainsi que ces matrices comptabilisent une très grosse quantité d’informations difficile à exploiter directement. C’est pourquoi, un certain nombre d’auteurs comme *Zucker* [10].

Ont essayé d’extraire de l’information de GLCM afin de mettre en évidence la structure des textures. Mais c’est *Haralick* et *al* qui ont proposé les premiers 14 paramètres, caractérisant les textures, issus de la matrice de cooccurrence. Voici quelque paramètres considéré comme étant les plus utilisés et les plus pertinents:

Contraste

Parement de mesure des intensités de contraste de tous les pixels voisines de l’image

Contraste 0 pour constante image.

$$C = \sum_{i,j} |i - j|^2 p(i, j) \tag{2.8}$$

Energie

Permet de fait la somme des éléments au carré de matrice de cooccurrence

Energie 1 pour constante image.

$$E = \sum_{i,j} p(i, j)^2 \tag{2.9}$$

Homogénéité

Permet d’obtenir la valeur de mesure de distribution des éléments de matrice de cooccurrence (GLCM) à de GLCM diagonal.

Homogénéité 1 pour le diagonale matrice de cooccurrence.

$$H = \sum_{i,j} \frac{p(i, j)}{1 + |i - j|} \tag{2.10}$$

II.4.2. Méthode fondée sur un modèle

Les méthodes fondées sur un modèle décrivent la texture par un modèle probabiliste. Celle-ci est alors caractérisée par les paramètres de ce modèle [11,12].

II.4.2.1. modèle autorégressif

Le modèle autorégressif (AR) considère une interaction entre l'intensité de chaque pixel de l'image et la somme pondérée des intensités de ses voisins. En prenant l'image $I(x)$ comme un champ aléatoire, le modèle AR se définit par :

$$I(x) = \mu + \sum_{r \in D} \theta(r) I(x+r) + \varepsilon(x) \quad (2.9)$$

Où x est un point de l'image, D est un voisinage, $\varepsilon(x)$ est une variable gaussienne de moyenne nulle, μ est le biais (inutilisé pour la segmentation) et les $\theta(r)$, $r \in D$ sont les paramètres du modèle.

Les différentes textures sont caractérisées par les valeurs différentes des paramètres du modèle. Ces paramètres se retrouvent le plus souvent en utilisant la méthode des moindres carrés.

II.4.3. Les méthodes fréquentielles

Ces méthodes, souvent utilisées en traitement du signal, permettent d'analyser une texture en identifiant les différentes fréquences qui la composent. Parmi elles, on retrouve notamment la transformée de Fourier, les filtres de Gabor ainsi que les ondelettes.

De façon générale, λ la transformation linéaire d'une image f est obtenue en calculant la corrélation de f et d'une fonction Ψ_λ .

$$\int_{-\infty}^{\infty} (x, y) \bar{\Psi}_\lambda(x, y) dx dy \quad (2.10)$$

Avec λ un ensemble des paramètres propres et $\bar{\Psi}$ le complexe conjugué de la quantité en argument. Ces méthodes préservent à la fois les informations globales et locales. Elles sont bien adaptées aux signaux quasi périodiques. En effet, les textures sont des signaux quasi périodiques qui ont une énergie fréquentielle localisée.

Ces méthodes permettent de caractériser la texture à différentes échelles.

L'analyse d'une texture par son spectre fréquentielle nous donne beaucoup d'informations sur celle-ci.

La transformée de Fourier (TF) permet de passer d'une représentation de l'image dans le domaine spatiale à sa représentation dans le domaine fréquentielle [13].

La transformée en cosinus Discrète (DCT) est une transformation proche de la transformée de Fourier discrète (DFT). Le noyau de projection est un cosinus et génère donc des coefficients réels, contrairement à la DFT, dont le noyau est une exponentielle complexe et qui génère donc des coefficients complexes.

La DCT possède une excellente propriété de "regroupement" de l'énergie : l'information est essentielle portée par les coefficients basses fréquences.

Enfin, pour faire face aux difficultés d'analyse des textures naturelles, l'outil espace fréquence et temps-échelle qui semble le plus approprié est la transformée en ondelettes. Celle-ci permet de prélever des paramètres locaux dans le domaine spatial et dans le domaine fréquentielle, à des résolutions multiples ainsi que des paramètres inter-échelles. De plus, son mode d'investigation, du global vers le détail, possède une similitude avec le système visuel humain.

II.4.4. Les méthodes fractales

La dimension fractale, qui est une mesure du degré d'irrégularité d'un objet, décrit une certaine propriété de la texture. Le modèle fractale donne un paramètre global qui décrit la texture en termes d'occupation de l'espace 2D. Le modèle multi-fractale, quant à lui est beaucoup plus puissant et permet d'identifier toutes les « classes » d'irrégularités de l'image. Il utilise l'une des méthodes citées ci-dessus pour effectuer des mesures locaux qui seront répétées à plusieurs échelles. L'attribut fractal local est obtenu par régression linéaire de la pente de la variation de la mesure par rapport à l'échelle [14].

II.5.Conclusion

Nous avons présenté une panoplie des méthodes d'analyse de texture. La variété des méthodes et leur évolution est témoin d'un besoin croissant de connaissances plus approfondies sur la notion de texture et sur le mécanisme humain de perception des textures. Au vu de cette synthèse, il apparaît que la profusion des approches et des méthodes traitant de l'analyse de textures rend difficile le choix d'une méthode particulière pour une application donnée, et plus généralement, le besoin d'une hiérarchisation, au sens des résultats obtenus, se fait sentir.

En ce qui concerne les applications aux images médicales, la méthode des matrices de Cooccurrences est là aussi la méthode de référence. Mais, d'autres approches, comme les bancs des filtres linéaires, donnent des bons résultats sur des images échocardiographiques, par exemple.

III.1.Introduction

Dans les années 1960, le mathématicien *Benoit Mandelbrot* définissait l'adjectif "Fractal" pour désigner des objets dont la géométrie complexe ne peut plus être caractérisée par une dimension entière. Ce phénomène est souvent exprimé sous forme des lois d'échelles statistiques spatiales ou temporelles et se caractérise donc principalement par des lois des puissances sur le comportement des objets fractales observé.

Ce concept, fréquemment rencontré dans différents domaines comme la géophysique, la biologie ou encore la mécanique, permet de donner une interprétation géométrique simple.

Dans ce chapitre nous présentons l'origine du formalisme fractale et la différente formulation de la dimension fractale.

III.2.Historique sur les fractales

Galilée avait dit en 1610 que les mathématiques étaient le langage de la nature et que "ses personnages sont des triangles, des cercles, et d'autres figures géométriques". Sa mathématisation de la physique semblait alors lui donner raison. Cependant trois siècles plus tard le mathématicien français *Benoît Mandelbrot* affirma que "les nuages ne sont pas des sphères, les montagnes ne sont pas des cônes, les côtes ne sont pas des cercles, l'écorce n'est pas lisse et l'éclair ne se déplace pas non plus en ligne droite".

On est alors amené à se demander qui a raison et qui a tort. Les fractales pourraient réconcilier les deux points de vues.

En 1890, *Von Koch* découvrit la courbe portant son nom. La courbe de *Von Koch* a un périmètre infini mais une aire finie.

En 1913, *Hausdorff*, mathématicien allemand, a énoncé l'idée qu'il existerait des objets géométriques dont la dimension ne serait pas un entier. On commence alors à percevoir la notion de dimension fractale.

Entre les années 1950 et 1970, *Benoît Mandelbrot* développe une nouvelle branche des mathématiques capable de décrire et d'analyser l'irrégularité structurée du monde naturel. Il inventa le terme fractale pour décrire des objets présentant une structure très détaillée sur un grand éventail d'échelles.

Mais ce ne fut qu'à partir des années 65-70 que purent se développer les mathématiques fractales grâce à l'avènement de l'informatique qui permit entre autres de tracer des courbes fractales, celles-ci nécessitant de très longs calculs irréalisables à la main[15].

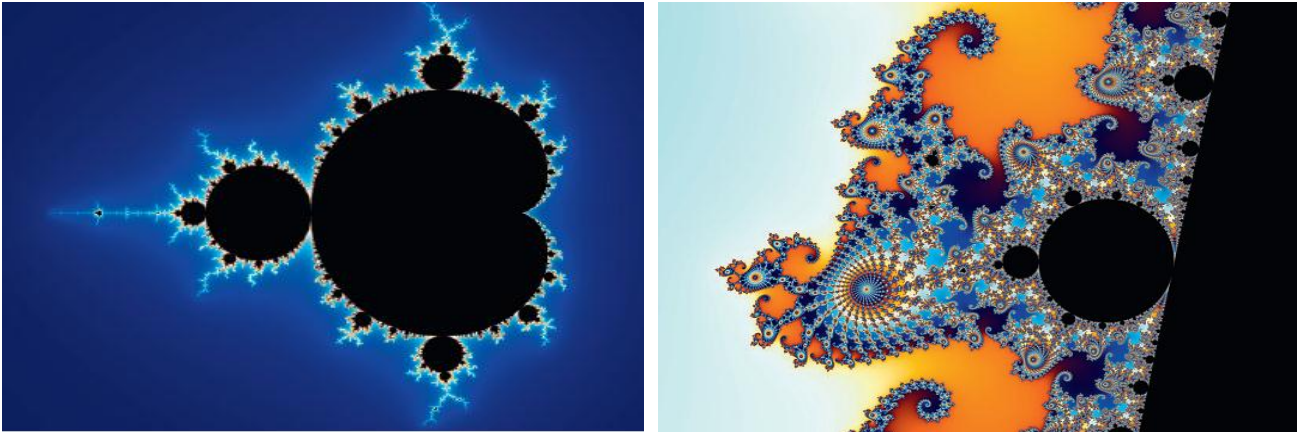


Figure III.1 :Exemples de géométrie fractale.

III.3.Définition

La géométrie fractale est un secteur de la géométrie qui s'intéresse aux objets présentant une structure naturelle ou artificielle très complexe, et qui essaie de modéliser celle-ci selon des lois mathématiques.

Prenons un exemple: le chou de l'espèce romanesco (*Figure III.2*). Si l'on en coupe un morceau, on obtient un petit romanesco tout à fait semblable au plus grand. Et si de celui-là on prélève encore un plus petit morceau, à nouveau ce dernier est une réplique miniature du plus grand. Le chou romanesco présente une similitude interne, à savoir une propriété géométrique appelée homothétie, selon la quelle une partie de l'objet est semblable au tout.

On peut observer cette propriété dans toutes sortes d'objets de la nature: les flocons de neige, les fougères, la ligne d'une côte rocheuse ou les alvéoles pulmonaires, à vrai dire partout où une structure gigogne se répète (éventuellement déformée), quelle que soit l'échelle sous laquelle on la considère [16].



Figure III.2 : Le chou romanesco (une fractale naturelle).

Un ensemble $F/(F \subset \mathbb{R}^n)$ est appelé fractal si sa dimension de *hausdorff-Besicovitch* notée $D_{HB}(F)$ (appelé aussi dimension fractal de l'objet (F) notée $D(F)$) est strictement supérieur à sa dimension topologique $D_t(F)$:

$$D_{HB}(F) > D_t(F) \quad (3.1)$$

Si l'objet (F) est régulier alors la dimension fractale et la dimension topologique coïncident. Ainsi pour caractériser des objets et des ensembles fractales, la géométrie fractale se sert de la notion de dimension fractale qui sera abordée en détail dans les sections suivants [17].

III.4. Domaine d'application de la géométrie fractale

La géométrie fractale permet de caractériser des objets ayant une forme très irrégulière, et qui ont la propriété d'invariance par un changement d'échelle. La géométrie fractale a trouvé son application dans de nombreux domaines variés, nous pouvons citer : les mathématiques, la mécanique des fluides, la biologie, la chimie. Elle a permis de modéliser des expériences aléatoires complexes, d'où une utilisation en finance, pour modéliser les variations des cours boursiers, *Mantzaraset et al* ont appliqués les fractales à l'étude des mouvements chaotiques et turbulents, pour les prévisions météorologiques, *Penn et al* ont utilisées la dimension fractale pour caractériser les images de radiologie médicale. Les informaticiens n'ont pas été les derniers à utiliser la géométrie fractale dans certains domaines comme la compression de l'information, la mesure de la longueur et l'étude de la forme des côtes.

L'approximation des objets naturels par des formes fractales constitue un important centre d'intérêt pour la recherche, *Guérin et al* ont proposé une méthode basée sur un modèle fractal afin de modéliser des formes de contours irréguliers, cette méthode a permis de résoudre le problème de l'approximation des courbes. On rencontre également dans l'analyse de texture

des images. Et pour finir, sans pour autant être exhaustif, la géométrie fractale a été aussi utilisée dans la segmentation d'images et dans la reconnaissance de formes [18].

III.4. Classification des fractales

Les fractales sont définies de façon récursive ou itérative selon la manière avec laquelle elles sont construites. Nous pouvons distinguer deux grandes catégories : les fractales déterministes et les fractals non déterministes.

III.4.1. Les fractales déterministes

Ce sont des figures géométriques de structure complexe dont la création ou la forme met en jeu des règles utilisant le fractionnement.

Prenons l'exemple de l'ensemble de cantor qui est un exemple de systèmes itérés [19]. Nous pouvons le construire en partant d'un segment $[0, 1]$ dont nous enlèverons le tiers central, ensuite dans chacun des tiers restants, nous enlèverons son propre tiers central, et ainsi de suite jusqu'à l'infinie (*Figure III.3*).

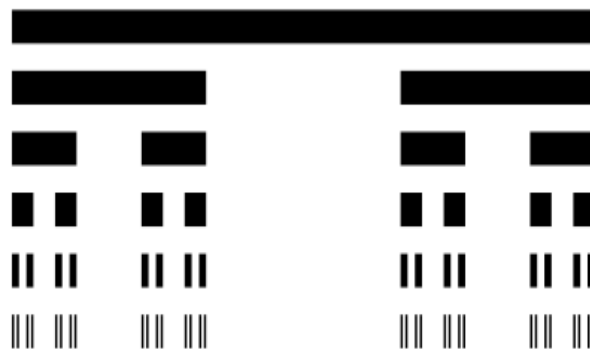


Figure III.3 : L'ensemble de cantor

III.4.2.les fractales non déterministes

Contrairement aux fractales déterministes, il existe des fractales liées au hasard ou à des phénomènes aléatoires [17,19].

C'est le cas des objets fractales naturels tels que les nuages, les montagnes, les choux fleurs, les fougères (*Figure III.4*).

On rencontre également dans cette catégorie les ensembles fractals aléatoires qui peuvent être construits par simulation en introduisant des composantes aléatoires dans procédure.



Figure III.4 : Exemple de fractal non déterministe (une fougère)

III.5.Dimension fractale

La dimension fractale caractérise le comportement auto-similaire d'une surface, c'est un nombre qui quantifie le degré d'irrégularité et de fragmentation d'un ensemble géométrique. C'est aussi une mesure de la façon dont la forme fractale occupe l'espace [20].

En fait, la dimension d'une fractale n'est pas entière. C'est d'ailleurs là-dessus que se base *Benoît Mandelbrot* pour définir une fractale : « Un ensemble pour lequel la dimension de *Hausdorff* (ou dimension fractale) dépasse la dimension topologique ». Mais cette définition exclut des ensembles que certains considèrent comme des fractales.

En ce qui concerne le calcul de cette dimension, plusieurs méthodes mathématiques peuvent être utilisées pour en obtenir une approximation.

III.5.1. Dimension topologique et dimension Euclidienne

Une des dimensions les plus utilisées est la dimension euclidienne DE qui considère l'espace qu'occupe un objet donné. Dans cette mesure, une structure est dite de dimension 1 si elle évolue sur une ligne droite, et elle est de dimension 2, si elle évolue dans un plan, et elle est tridimensionnelle si elle évolue dans un espace. Le point est donc de dimension 0. La dimension topologique quant à elle (DT), tient compte de la manière dont est divisé l'objet à mesurer. Le point est sans dimension puisqu'il ne peut pas être divisé ($DE = DT = 0$). Une ligne (ou une courbe), quelle que soit sa forme, est de dimension 1 car elle peut être divisée en points. Une surface est de dimension 2 car elle est divisée en courbes, et de façon similaire, un volume est tridimensionnel car il est subdivisé en surfaces de dimension 2.

DE et DT ne sont pas forcément identiques. C'est par exemple le cas d'une surface courbée où $DE=3$ et $DT=2$ [21].

III.5.2. La dimension de Hausdorff-Besicovitch

La notion de dimension est beaucoup moins triviale, la dimension fractale a été proposée en 1919 par *Félix Hausdorff* et cette dernière a été développée en 1935 par *Besicovitch* elle est d'ailleurs souvent appelée de dimension de *hausdorff-Besicovitch*. Elle est basée sur la considération de l'ensemble de tous les pavages possibles [17].

La dimension de *Hausdorff* d'un fractal est définie comme le quotient logarithmique entre le nombre d'homothétie interne d'un objet sur l'inverse de sa raison :

$$D = \ln n / \ln\left(\frac{1}{r}\right) \quad (3.2)$$

III.6. Méthodes du calcul de la dimension fractale

Lors d'applications en analyses d'images, la géométrie fractale est dans la majorité des cas utilisée à travers la notion de dimension fractale. De nombreuses méthodes existent pour la calculer.

III.6.1. Méthodes de comptage de boîtes

La dimension des boîtes est apparue dans les années 1930 mais ses débuts semblent difficiles à retracer. On attribue son invention à des pionniers d'*Hausdorff*. On la retrouve

sous plusieurs noms dans la littérature, ce qui peut parfois semer la confusion. Elle consiste à recouvrir l'image ou la figure à l'aide de carrés juxtaposés de côté ϵ , et par conséquent de calculer la dimension des boites qui est donnée par :

$$Dim B F = \lim_{\epsilon \rightarrow 0} [\log(N(\epsilon)) / -\log(\epsilon)] \quad (3.3)$$

Où $N(\epsilon)$ représente le nombre minimum de carrés de coté est ϵ , nécessaire pour faire le recouvrement de l'objet. Cette méthode est performante pour les fractales ayant une autosimilarité stricte, c'est-à-dire que chaque partie est semblable par une transformation affine au tout [20].

L'algorithme de cette méthode est comme suit :

- L'image initiale est découpée en une image de $m \times m$
- L'image de $m \times m$ est alors découpée en cellule de $s \times s$
- Le rapport d'homothétie est alors $k = m / s$
- On dénombre le nombre de cellule n contenant une portion de contour.
- $d = \log(n) / \log(k)$

Il suffit alors de tracer $\log(n)$ en fonction de $\log(k)$. La droite passera par l'origine et son coefficient directeur donnera la dimension fractale dans l'image $m \times m$ [22].

Le comptage des boites est bien adaptée aux images binaires (on cherche le contour d'une image) et est encore largement utilisée soit directement soit avec des variantes.

Comptage différentiel de boites

Cette méthode a été proposée par *Sarkar* et *Chaudhuri* en 1992 dans le but de surmonter la contrainte rencontrée par la méthode de comptage des boites classique [23]. Elle convient aux images en niveaux de gris et prend en considération les valeurs maximales et minimales des niveaux de gris de chaque boite.

III.6.2.Méthode des prismes triangulaires

La méthode de prisme triangulaire fait partie de la famille des méthodes dites de mesure d'aire. Elle a été proposée par *K.C. Clarke* (1986) qui estime la DF d'une surface par la construction des prismes virtuels sur cette surface en utilisant le niveau de gris du pixel

comme étant la troisième dimension (ou hauteur). Les surfaces supérieures des prismes pour différentes tailles de fenêtre sont calculées (*Figure III.5*) et de même que pour la méthode de comptage des boîtes, la DF est obtenue par la régression linéaire à une constante près [24].

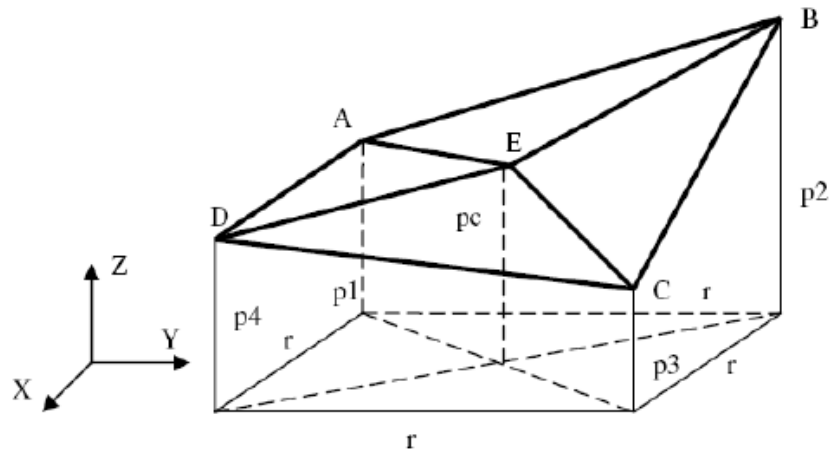


Figure III.5 : Représentation du principe de l'algorithme de prisme

Algorithme de la méthode des prismes triangulaires

- Subdiviser l'image en boîtes de taille $(r \times r)$.
- Calculer la surface de chaque prisme triangulaire
- Calculer la somme des surfaces $N(r)$.
- Tracer le logarithme de $N(r)$ en fonction du logarithme de r et approximer cette droite par régression linéaire.
- Estimer la **DF** comme étant la pente de la droite obtenue.

III.7. Les courbes fractales

III.7.1. La courbe de Von Koch

La courbe de *Koch* est l'une des toutes premières figures fractales à avoir été décrite. issue de l'imagination du mathématicien suédois *Helge Von Koch*, elle apparaît pour la toute première fois en 1904 dans un article intitulé : « Sur une courbe continue sans tangente, obtenue par une construction géométrique élémentaire ». La courbe de *Von Koch* s'obtient grâce à un processus géométrique itératif appliqué à un segment. À chaque étape, on remplace chaque tiers central par deux segments de même longueur, de manière à obtenir un nouveau triangle équilatéral ayant pour base le segment ôté lors de la première étape (*Figure III.6*).

Plus formellement, son élaboration consiste à itérer une application définie par un générateur sur un initiateur. Ici, l'initiateur correspond à un segment et le générateur à un segment de même taille, dont le tiers central est remplacé par deux petits segments joints de taille égale au segment central supprimé.

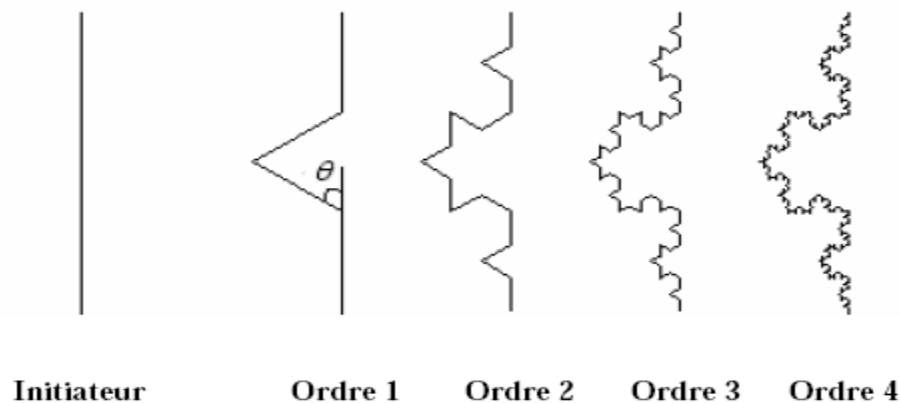


Figure III.6: courbe de Von koch.

III.7.2.Ensemble de Julia

Autour des années 1920, *Gaston Julia*, un mathématicien français s'est concentré sur l'étude des polynômes complexes. Il a découvert les **ensembles de Julia**, sous-ensembles du plan complexe \mathbb{C} .

Étant donnés deux nombres complexes, \mathbf{c} et $\mathbf{z0}$, définissons la suite (\mathbf{Zn}) par la relation récurrente :

$$\mathbf{Zn + 1} = \mathbf{zn}^2 + \mathbf{c} \tag{3.4}$$

Pour une valeur donnée de \mathbf{c} , l'ensemble de Julia correspondant est formé de toutes les valeurs initiales $\mathbf{z0}$ pour lesquelles, la suite est bornée (*Figure III.7*).

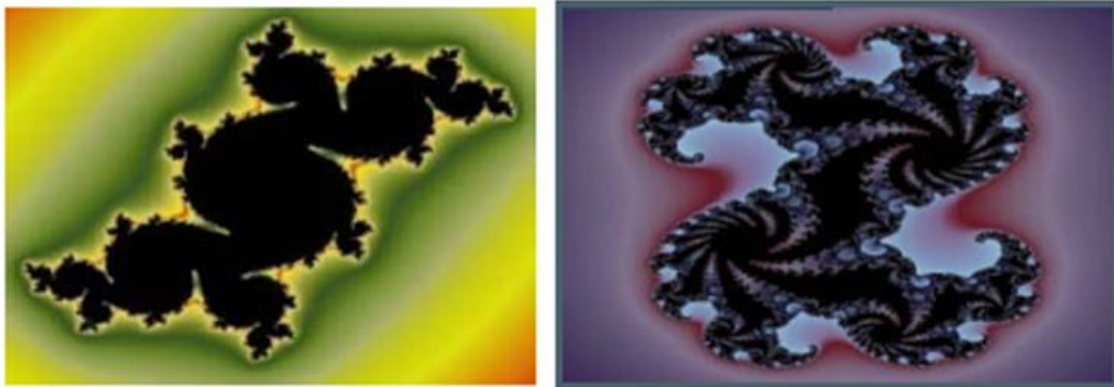


Figure III.7 : Ensembles de Gaston Julia

III.7.3. Ensemble de Mandelbrot

En 1981 *Benoit Mandelbrot* crée sa propre équation qui englobe tous les ensembles de *Julia* (*Figure III.8*). Dans les années 80, la première image de l'ensemble de *Mandelbrot* est publiée. C'est à ce moment que parurent les premières applications de la géométrie fractale [25].

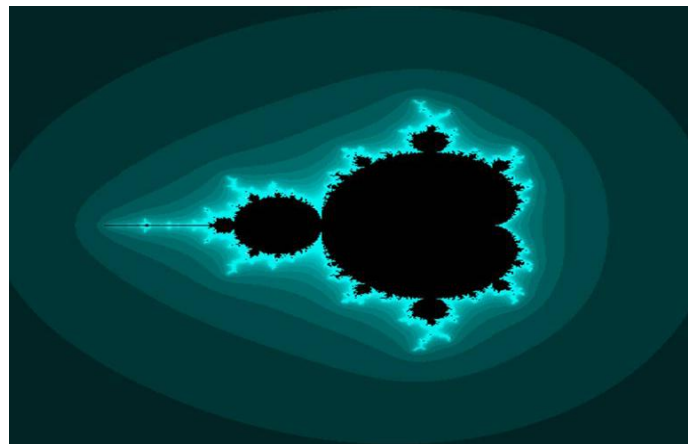


Figure. III.8 : Ensemble de mandelbrot

III.8. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté les principes fondamentaux de la théorie fractale avec quelques applications. Nous insistons sur les méthodes d'estimation de la dimension fractale notamment le comptage des boîtes et les prismes triangulaires qui seront exploitées dans la suite de cet ouvrage pour la caractérisation des IRM cérébrales.

IV.1. Introduction

Nous nous intéressons à l'analyse des tissus sains cérébraux avec comme modalité d'acquisition l'IRM. Les outils d'analyse choisis sont :

Analyse de texture par l'approche statistique : matrice de cooccurrence et extraction des paramètres contraste, homogénéité et énergie.

1. Analyse fractale avec calcul de la dimension fractale avec deux algorithmes :
 - a. Box_counting pour les images binaires.
 - b. Prisme triangulaire pour les images en niveaux de gris.

IV.2. Base de donnée

L'imagerie par résonance magnétique (IRM) est un examen primordial pour la neurologie du fait de sa précision, largement supérieure à celle du scanner cérébral. L'IRM permet à l'heure actuelle de poser de nombreux diagnostics, mais également de progresser dans la connaissance du cerveau normal ou malade. Il est en particulier possible aujourd'hui, grâce à l'IRM, de « voir » le cerveau fonctionner (IRM fonctionnelle). En outre, l'IRM est l'examen de choix pour l'étude de tissu mou.

Nous avons pris 25 images IRM sans pathologies du site canadien *brainweb* (<http://brainweb.bic.mni.mcgill.ca/brainweb/>). Ce sont des images 256x256 en niveau de gris (*Figure IV.1*). Nous avons également téléchargé des IRM avec pathologies. Ces dernières n'appartiennent à aucune base spécifique (*Figure IV.2*).

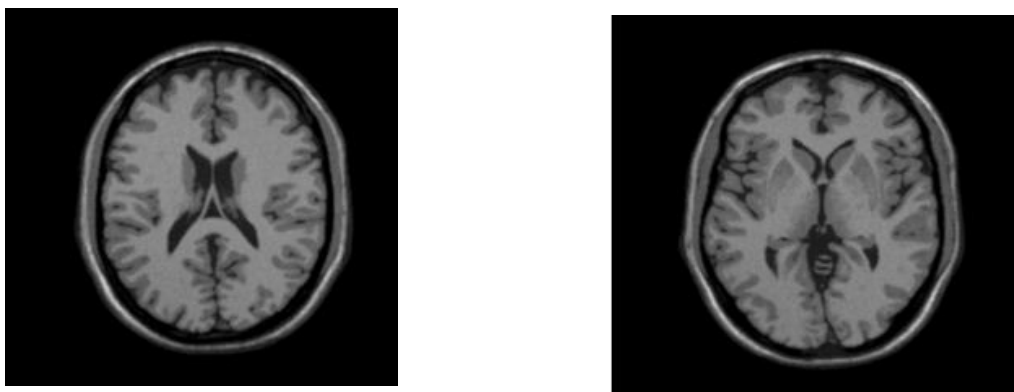


Figure IV.1 : IRM cérébrales sans pathologie de la base brainweb.

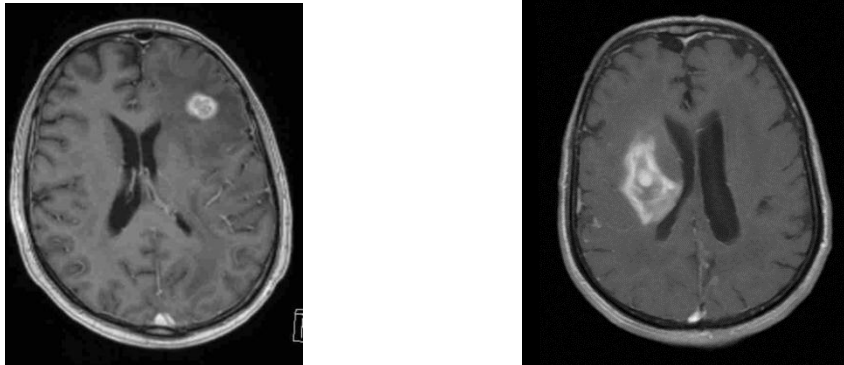


Figure IV.2 : IRM cérébrales avec tumeur

IV.3. Méthodologie

Le diagramme suivant (*Figure IV.3*) donne un aperçu général sur la méthodologie adoptée pour caractériser les divers tissus du cerveau c'est-à-dire la matière blanche, la matière grise et le ventricule. Nous commençons par appliquer un seuillage de manière à séparer le cerveau du ventricule. Nous obtenons alors deux images binaires (image du cerveau et image du ventricule). A présent pour analyser le ventricule nous pouvons calculer la dimension fractale « box -counting » sur l'image binaire, en ce qui concerne la texture il faut récupérer dans la région du ventricule les niveaux de gris de l'image source.

En ce qui concerne le cerveau nous faisons de même que le ventricule pour une analyse globale c'est-à-dire sans tenir compte des deux matières. Les images cerveau et ventricule peuvent alors faire l'objet d'une classification binaire avec l'ensemble des attributs

(Texture et DF).

Reprenons l'image cerveau (sans ventricule), nous appliquons la segmentation adéquate pour séparer la matière blanche de la matière grise. Nous obtenons deux images en niveaux de gris. Nous pouvons les caractériser avec d'une part les paramètres de texture et d'autre part la DF, mais cette fois-ci on applique l'algorithme « prismes triangulaires » qui convient aux images en niveaux de gris. Nous allons dans la suite, détailler les diverses opérations.

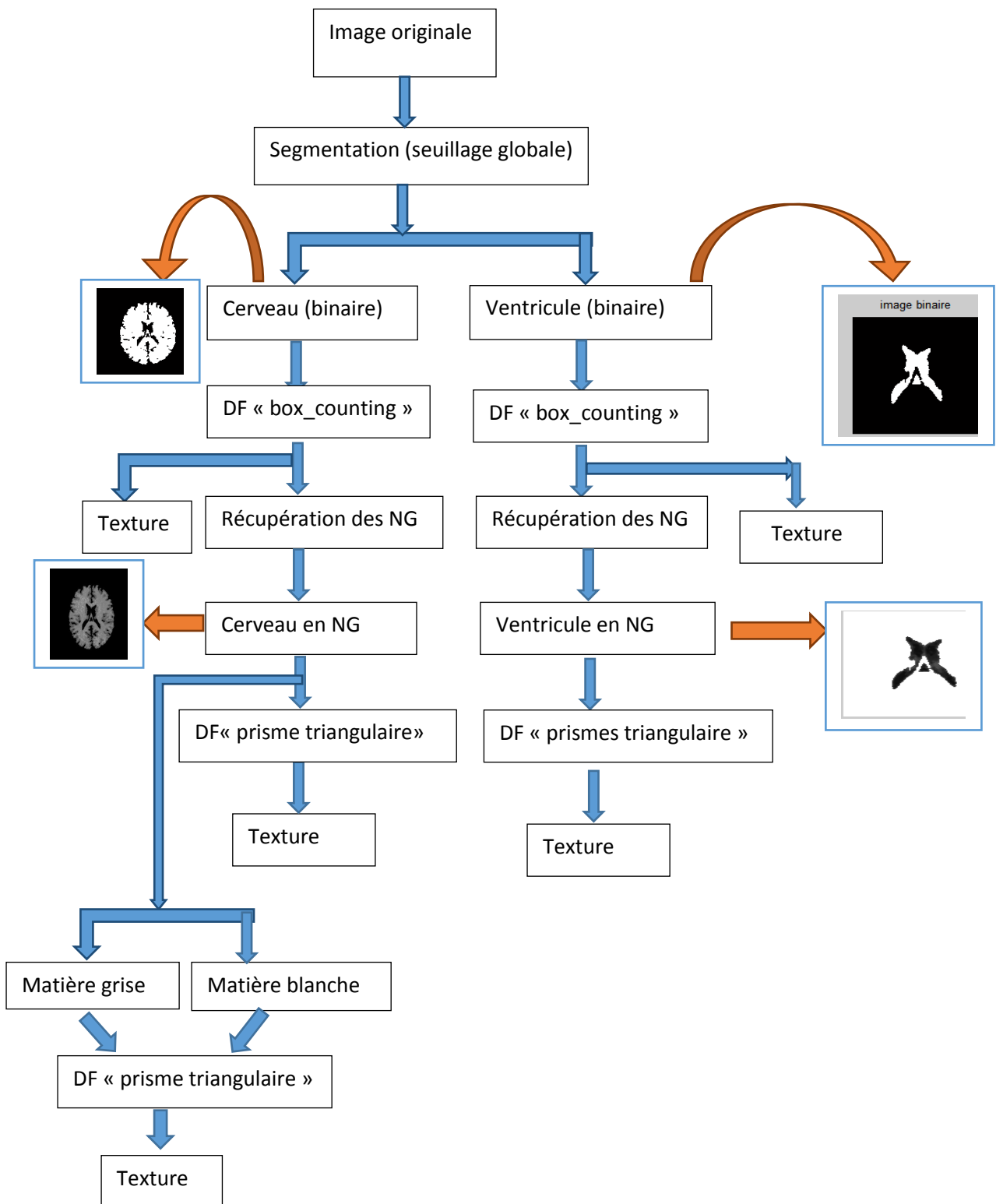


Figure IV.3. Description schématique de la méthodologie.

IV.4. Segmentation des image IRM

La segmentation est un processus qui consiste à découper l'image en régions connexes présentant une homogénéité selon un critère par exemple : la texture, la couleur...

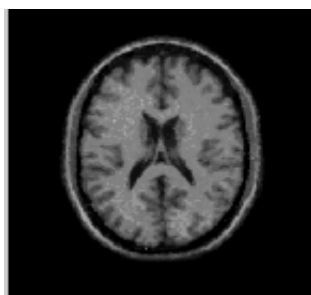
Le seuillage est l'une des méthodes les plus simples et qu'il est donc préférable d'utiliser si les résultats conviennent. Dans le cas contraire diverses méthodes et sont issues de diverses approches : méthodes de croissance de région, morphologie mathématique, logique floue, classification,...

IV.4.1. Cerveau et ventricule

Nous avons appliqué la segmentation pour extraire le cerveau de l'IRM originale

(*Figure IV.5.b*).

Pour isoler le ventricule nous avons réduit l'image précédente de manière à avoir la boîte crânienne sur les bords de l'image, ensuite nous appliquons quelques opérations morphologiques « clean border », « ouverture surfacique » (*Figure IV.6*).



a) Image originale



b) Image du cerveau

Figure IV.5 : Extraction du cerveau.



Figure IV.6 : Extraction du ventricule.

Nous pouvons ensuite récupérer les niveaux de gris d'origine de la région cerveau et de la région ventricule (*Figure IV.7*).

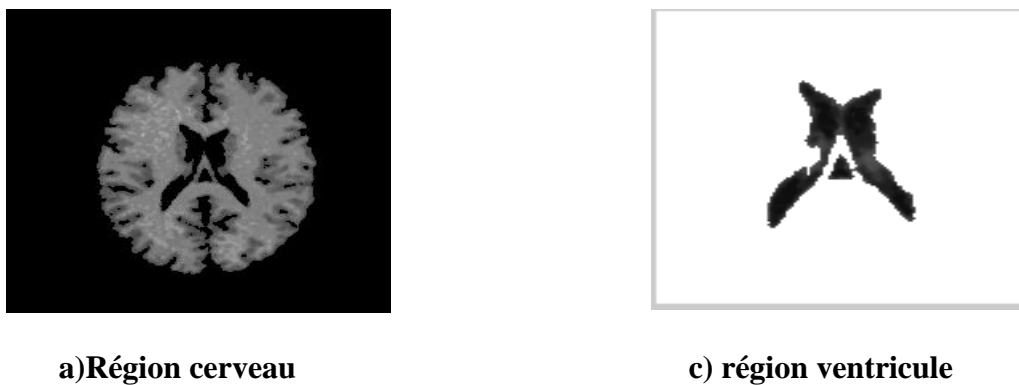


Figure IV.7 : Régions cerveau et ventricule avec niveaux de gris de l'image originale.

IV.4.2. Matière blanche et matière grise

Après avoir testé un certain nombre des méthodes de segmentation nous avons choisi le *k-means* pour séparer les tissus : matière blanche et matière grise (*Figure IV.8*).

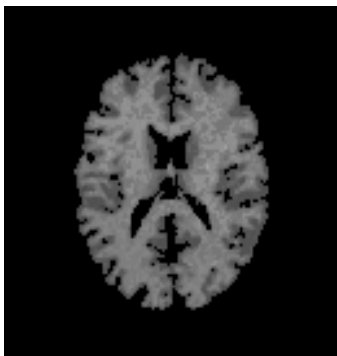
L'algorithme *k-means* ou *k-moyennes* est l'algorithme de « clustering » le plus connu et le plus utilisé, du fait de sa simplicité de mise en œuvre.

C'est une méthode de partitionnement des données et un problème d'optimisation combinatoire.

Étant donné un ensemble des points (x_1, x_2, \dots, x_n) , on cherche à partitionner les n points en k ensembles $S = \{S_1, S_2, \dots, S_k\}$ ($k \leq n$), souvent appelés clusters, en minimisant la distance entre les points à l'intérieur de chaque partition :

$$\arg \min_{\mathbf{S}} \sum_{i=1}^k \sum_{\mathbf{x}_j \in S_i} \|\mathbf{x}_j - \boldsymbol{\mu}_i\|^2$$

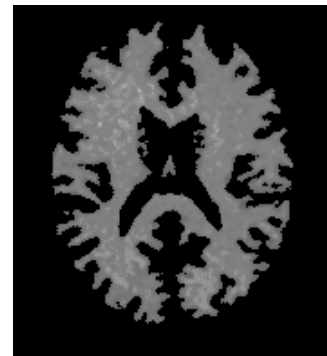
Où $\boldsymbol{\mu}_i$ est la moyenne des points dans S_i .



a) Région cerveau



b) Matière grise



c) Matière blanche

Figure IV.8. Extraction de la matière grise et la matière blanche avec k-means.

IV.5. Analyse fractale

Le cerveau a un aspect fractal évident et se prête bien à une caractérisation avec la dimension fractale. Rappelons que la dimension fractale est un nombre qui quantifie de degré d'irrégularité et de fragmentation d'un ensemble géométrique.

Il existe plusieurs méthodes pour le calcul de la dimension fractale.

Dans notre travail nous avons choisi deux méthodes : « comptage des boîtes » pour les images binaire et prismes triangulaires pour les images en niveaux de gris.

Le tableau(IV.1) présente les dimensions fractales obtenues sur l'ensemble des images de la base de données après segmentation.

On constate que toutes les images du ventricule ont la même DF (0.7 avec box_counting et 1.6973 avec les prismes triangulaires), toutes les images de la région cerveau ont la même DF (1.98 avec box_counting et 1.69 avec les prismes triangulaires). Il en est de même pour la matière blanche et la matière grise.

De plus la DF de chaque classe se distingue des autres. Il suffit alors de mesurer la DF pour savoir s'il s'agit de la matière blanche ou de la matière grise ou du ventricule. Donc la DF est une très bonne caractéristique des divers tissus mous du cerveau.

	Box counting	Prismes triangulaire
Cerveau	1.9871	1.6973
Ventricule	0.7139	1.8459
Matière grise		1.6921
Matière blanche		1.7931

Tableau IV.1 : Dimension fractale des tissus en niveaux de gris.

IV.6. Analyse de texture

Nous avons calculé la matrice de cooccurrence sur les images segmentées et nous avons extrait les paramètres de texture les plus couramment utilisés à savoir le contraste, l'homogénéité et l'énergie. *Le tableau (IV.2)* présente les résultats obtenus.

Comme pour la dimension fractale la même valeur du contraste est obtenue pour toutes les régions matière blanche, il en est de même pour les autres régions. Chacune avec sa propre valeur. C'est également le cas des autres attributs. Nous en concluons que chaque région est parfaitement identifiée par un paramètre (contraste ou homogénéité ou énergie).

	Contraste	Homogénéité	Energie
Cerveau binaire	0.5427	0.9729	0.6013
Ventricule binaire	0.4051	0.9797	0.8449
Cerveau en NG	0.1859	0.5977	0.5708
Ventricule en NG	0.2964	0.9728	0.8427
La matière grise	0.8976	0.9398	0.8047
La matière blanche	0.3036	0.9591	0.6670

Tableau IV.2 : Attributs de texture des divers tissus des IRM cérébrales de la base brainweb.

IV.7. Classification

Nous avons choisi SVM pour la classification et la validation de nos résultats. En fait compte tenu des résultats cités ci-dessus, nous n'avons pas besoin d'un classifieur puisqu'il n'y a aucun chevauchement des données entre les classes à identifier c'est-à-dire la matière blanche, la matière grise et le ventricule. Bien que les résultats soit prévisible nous avons séparé nos données en plusieurs classes binaires pour la phase d'apprentissage du logiciel. Ces classes sont comme suit : Cerveau/ventricule, Matière blanche/Matière grise. Normalement on devrait rajouter Matière blanche/ventricule, matière grise/ventricule.

Chaque classe est caractérisée par 4 paramètres : la DF et les 3 attributs de texture.

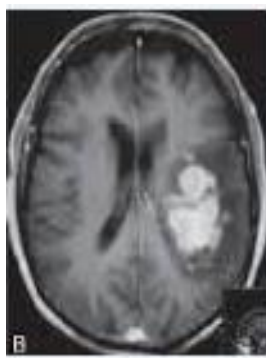
Nous obtenons :

Taux de classification =100%

IV.8. Analyse des images cérébrales IRM avec tumeur.

En guise de perspective à notre travail nous avons voulu tester les attributs cités plus haut sur des IRM avec pathologie (le choix s'est porté sur les tumeurs du cerveau) et voir si la classification SVM détecte la pathologie. Nous avons travaillé sur un petit échantillon (pas de base disponible) de 8 images. On a choisi une région d'intérêt sans pathologie et une région d'intérêt avec tumeur, on obtient alors 16 images (8 sans pathologies et 8 avec tumeur) (*Figure IV.9*). Aucune segmentation n'a été réalisée puisque nous ne cherchons pas à caractériser les divers tissus du cerveau mais juste différencier le cas sain du cas pathologique. La DF est calculée par la méthode des prismes triangulaire.

Les tableaux (*IV.3*) et (*IV.4*) représentent les attributs DF et textures pour les images avec et sans pathologies respectivement. (*Figure IV.10*) représente la variation de la DF pour les images avec et sans pathologies, on constate que les deux classes sont séparables.



a) Image originale



b) Région avec pathologie



c) Région sans pathologie

Figure IV.9 : Choix des régions d'intérêts avec et sans pathologie.

IRM pathologiques	Prismes triangulaire	contraste	Homogénéité	Energie
Img1	2.2603	0.0922	0.9604	0.8228
Img2	2.2212	0.4607	0.7987	0.2208
Img3	2.2702	0.2512	0.8877	0.4034
Img4	2.2852	0.0893	0.9626	0.8319
Img5	2.1803	0.3984	0.8140	0.1748
Img6	2.3583	0.5865	0.7713	0.1251
Img7	2.0102	0.2936	0.8534	0.3406
Img8	2.0273	0.4582	0.8331	0.2746

Tableau IV.3 : Dimension fractale et texture pour les IRM pathologiques.

IRM saines	Prismes triangulaire	Contraste	Homogénéité	Energie
Img1	2.1885	0.4524	0.7897	0.2626
Img2	2.0690	0.6793	0.8173	0.3160
Img3	2.1231	0.6075	0.7955	0.2709
Img4	2.2012	0.4624	0.7899	0.2600
Img5	2.1393	1.3944	0.7686	0.2668
Img6	2.1807	0.4250	0.7960	0.2206
Img7	1.9742	0.4706	0.8472	0.4267
Img8	2.0151	1.3737	0.7711	0.3863

Tableau IV.4 : Dimension fractale et texture pour les images saines.

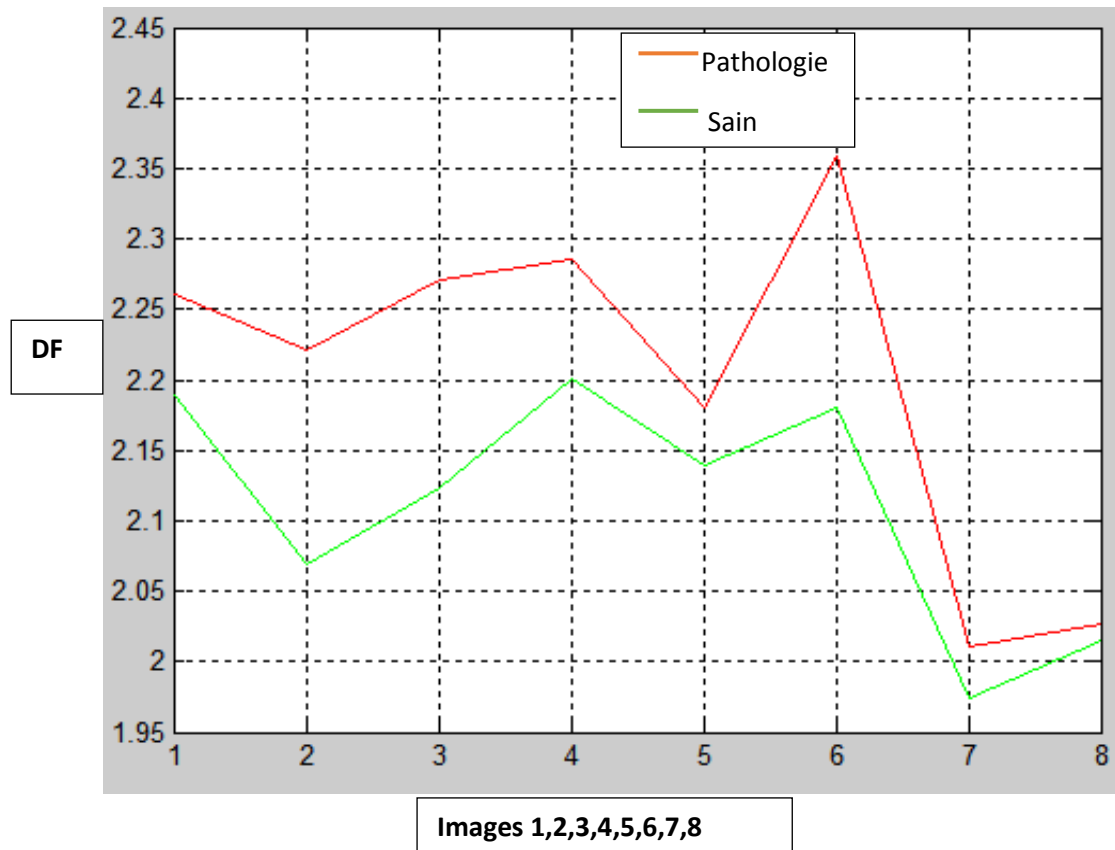


Figure IV.10 : Variation de la dimension fractale pour les IRM avec et sans pathologie.

De plus :

- La dimension fractale des images normales est comprise entre 1.9742 et 2.2012.
- La texture des images normale est comprise entre :
 - Contraste : entre 0.4250 et 1.3944.
 - Homogénéité : entre 0.7686 et 0.8472.
 - Energie : entre 0.2206 et 0.4267.
- La dimension fractale des images pathologiques est comprise entre 2.0102 et 2.3583.
- La texture des images pathologique est comprise entre :
 - Contraste : entre 0.0893 et 0.5865.
 - Homogénéité : entre 0.7713 et 0.9626.
 - Energie : entre 0.1251 et 0.8319.

Nous appliquons ensuite la classification SVM, nous obtenons :

Le taux de classification=75%

IV. 9. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté une méthode de caractérisation des tissus mous dans les IRM cérébrales. Nous avons utilisé pour cela l'analyse de texture et l'analyse fractale.

Nous avons d'abord extrais la région cerveau et ventricule en utilisant un seuillage et l'opération morphologique clean -border et ouverture surfacique. Nous avons ensuite extrais avec l'algorithme k-means la matière grise et la matière blanche.

Enfin nous avons calculé la dimension fractale et les attributs de texture contraste, homogénéité et énergie. Les attributs ainsi calculés sur 25 images de la base *brainweb* ont une valeur constante, conduisant à une classification parfaite (100%). Ce qui signifie qu'il est suffisant d'utiliser un seul attribut pour identifier parfaitement la matière blanche, la matière grise et le ventricule.

En complément à ce travail, nous avons fait les mêmes calculs (mais sans segmentation préalable), sur 8 IRM cérébrales avec tumeur. Nous obtenons cette fois ci une légère variation des attributs fractals et texturaux au sein de chaque classe. On constate clairement la séparabilité des deux classes. Pour quantifier ces résultats nous avons utilisé le classifieur SVM qui fournit un taux de classification de 75%.

Il serait intéressant de poursuivre ce travail sur une bonne base de données avec suffisamment d'images pathologiques, et un certain nombre de pathologies (tumeurs, AVC, hémorragie,...) de manière à effectuer une classification automatique des pathologies après caractérisation avec texture et dimension fractale.

Conclusion générale

La géométrie fractale est un outil en émergence dans de nombreux domaines d'applications et notamment en imagerie médicale.

La résonance magnétique (IRM) génère des images qui révèlent certains détails structuraux du cerveau vivant, sans qu'il soit nécessaire d'exposer celui-ci à des rayons X. L'IRM est une technique de choix pour les explorations diagnostiques ou les recherches sur le cerveau intact qui exigent une résolution élevée.

Dans ce mémoire nous nous sommes intéressés aux images cérébrales IRM pour caractériser les divers tissus : matière blanche, matière grise et ventricule. L'intérêt de cette caractérisation est l'aide au diagnostic. En effet en définissant les attributs des tissus sains il est aisé de les discriminer des diverses pathologies qui peuvent les atteindre, tel que les tumeurs, les hémorragies...

Nous avons alors introduit l'anatomie cérébrale et le principe de l'IRM pour mieux exploiter les images à traiter. Ces dernières sont choisies à partir de la base de données brainweb (25 images).

Avant de caractériser ces tissus il fallait les séparer, nous avons alors segmenté l'image IRM en utilisant le seuillage, la morphologie mathématique et le *k-means*. Nous obtenons trois régions en niveaux de gris : matière blanche, matière grise et ventricule. Sachant que ces tissus ont un aspect texturé et avec beaucoup d'irrégularités, les outils adéquats pour les caractériser sont l'analyse de texture et l'analyse fractale. Rappelons que cette dernière donne une bonne mesure de l'irrégularité d'un objet. L'analyse de texture est un domaine très vaste nous avons choisi la méthode la plus couramment utilisée, il s'agit de la matrice de cooccurrence (méthode statistique d'ordre 2). A partir de cette matrice Haralick à extrait 14 attributs de texture, nous en avons pris trois : le contraste, l'homogénéité et l'énergie.

Pour l'analyse fractale nous avons programmé l'algorithme de base qui est le comptage de boîtes (box-counting). Ce dernier est appliqué aux images binaires. En effet, suite au seuillage, lors de la phase d'extraction des tissus mous, nous obtenons les images binaires du cerveau (matière blanche + matière grise) et du ventricule. Ces régions sont donc caractérisées par une DF par box-counting. Ensuite après extraction des trois tissus avec leurs niveaux de gris de départ, nous avons appliqué l'algorithme des prismes triangulaires qui est justement adapté aux images en niveaux de gris.

Nous avons obtenus pour attribut donné la même valeur pour toutes les images comme si elles étaient identiques ! Evidement ceci conduit à une classification parfaite de 100%. Ce qui signifie que chaque tissu est parfaitement et suffisamment caractérisé par un seul attribut. La suite logique du travail est de pouvoir différencier les pathologies des tissus sains. Malheureusement la base ne fournit pas d'images pathologiques facilement exploitables.

Nous avons alors « téléchargé » des IRM cérébrales avec et sans pathologies. Ces images sont quelconques n'appartenant à aucune base donc ne répondant à aucune norme. Nous avons de même calculé les attributs de texture et la dimension fractale, mais cette fois-ci sans segmentation (car les essais menés n'ont pas donné les résultats espérés). Ces données sont injectées en entrée du classifieur supervisé SVM, ce qui a conduit à un taux de classification de 75%. C'est un résultat encourageant compte tenu de l'absence de prétraitement et de la quantité insuffisante d'images.

Bibliographie

[1] Marnier L, Nyengaard JR, Tang Y , « *Marked loss of myelinated nerve fibers in the human brain with age* », J Comp Pakkenberg B, (2003).

[2] Foudil belhadj, « *reconstruction tridimensionnelle à partir de coupes sériées application aux images médicales* », *Magister en informatique*, Université Mohamed Boudiaf de m'Sila (Algérie), 25p.

[3] E. de Kerviler, A. Leroy-Willig, « *Interprétation du signal et du contraste en IRM* ».

[4] Jean-Louis Coatrieux, Jérôme Velut, Jean-Louis Dillenseger, Christine Toumoulin , « *l'imagerie médicale à la thérapie guidée par l'image* », Représentation en sciences du vivant (3), MEDECINE/SCIENCES 2010.

[5] S. Dubois , R. Péteri , M. Ménaed, « *Indexation de textures Dynamiques à l'aide de Décompositions Multi-échelle* », publié dans "RFIA 2012 (Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle)" , Lyon , France (2012).

[6] C. Germain, M. KUNT , « *contribution à la caractérisation multi-échelle de l'anisotropie des images texturées* ». Université Bordeaux, 1997 IEEE. Trans. On image processing, vol 18 N°4, pp. 4 906 503 , 1999.

[7] Amroun Fazia, « *extraction de la composition texture d'une image* », mémoire de magister à l'université de Tizi-Ouzou. 21 mars 2013.

[8] Saïdi Fatima Zahra. « *Réalisation d'algorithmes de segmentation : Application sur des images du cancer du sein* », mémoire de master en Électronique Biomédicale, le 27 Juin 2012.

[9] G. Nguyen, « *extraction de zones d'intérêts dans une image de texture rapport de stage* », laboratoire informatique, image interaction, université de la rocher 2009.

[10] S.W. Zucker and D. Terzopoulos. « *Finding structure cooccurrence matrices for texture analysis* ». *Computer Vision Graphics and Image Processing* , 12:286–308, 1980.

[11] D. Jeulin. « *Random texture models for material structures* ». *Statistics and computing* ,10:121-132,2000.

[12] A. Bekkoucha, « *traitement d'images et analyse de textures par les longueurs de plages* », these de doctorat, Université Mohammed premier Oujda, septembre 2001.

[13] L. Journaux, J. Miteran, F. Cointault, « *marie –France des tainclassification de textures par descripteurs généralisés de fourier dans différents contextes de réduction de dimension* ». Université de Belgique.

[14] A. Taleb- Ahmad, P. Dubois, E. Duquenoy, « *Analysis methods of CT-scan images for the characterization of bone texture: first results* », *pattern Recognition Letters* 24 (2003) .

- [15] Shelhamer, « *Nonlinear dynamics in physiology* », A State-Space Approach, World Scientific Publishing Co. Pte. Ltd, 74-84.2007.
- [16] Christiane Hoffmann, « *Une brève explication de la géométrie fractale* », primary Care, 2009 .
- [17] Lhamel, « *Segmentation d'images texturées à partir des attributs fractals* », mémoire de magister à l'université de Tizi-Ouzou. 2011.
- [18] S. Ben Moussa , A. M. Alimi , « *l'utilisation de la géométrie fractale pour la discrimination des mots* », Université de Sfax, Tunisia, 18–21 mars 2004.
- [19] Medjdoub Faiza, « *caractérisation du tissu mammaire par approche fractale* », mémoire de master en génie biomédicale 2014.
- [20] Zehani, S. « *Analyse fractale de texture : application à l'image IRM et CT-SCAN et L'OS TRABECULAIRE* », Courrier du Savoir – N°12, 57-61.2011.
- [21] Ethel Nilsson, « *Multifractal-based Image Analysis with applications in Medical Imaging* », Université UMEA , département of computing ,Sweden, may 31,2007.
- [22] M. K.Rathore , K .Mayank , Syadav , A Mishra,« *Estimation of Fractal Dimension of Digital Images*»,International Journal of Engineering and Technical Research (IJETR)ISSN: 2321-0869, Volume-2, Issue-9, September 2014.

[23] Antoine Guimard , « *Analyse de la dimension fractale d'un jet liquide* » ,
DESS DLMO, 2002-2003.

[24] Sarkar, N. Chaudhuri, «*An Efficient Differential Box-Counting Approach
To Compute Fractal Dimension of Image*» , IEEE, VOL. 24, N°1.1992.

[25] SI ABDELKADER , BENSFIA. « *La géométrie fractale dans l'analyse et
le traitement des images médicales : Application à l'ostéoporose et à
la mammographie* » , mémoire de master en GENIE BIOMEDICAL, 24 juin 2013.

Résumé

L'objectif de ce mémoire est la caractérisation des tissus cérébraux à partir des images IRM. Les attribues choisis sont la texture et la dimension fractale. Nous avons d'abord entrepris la segmentation de l'image IRM avec divers outils (seuillage, morphologie mathématique et k-means) pour extraire les tissus mous du cerveau : la matière blanche (MB), la matière grise (MG) et le ventricule. Ensuite, et pour chaque région (MG, MB, ventricule), nous avons calculé la matrice de cooccurrence pour en extraire les attributs de texture : contraste, homogénéité et énergie. De même nous avons appliqué les algorithmes *comptage de boites* et *prismes triangulaires* pour calculer la dimension fractale sur les images binaires et les images en niveaux de gris respectivement. Les résultats obtenus pour l'ensemble des images choisies de la base de données *brainweb* (25 images) sont identiques pour un attribut donné. Ce qui a abouti à un taux de classification de 100%. Des essais similaires ont été entrepris (sans segmentation) avec un nombre réduit d'images sans et avec pathologie dans le but d'identifier automatiquement par le classifieur SVM les IRM pathologiques. Nous obtenons une classification de 75%. Ces résultats sont prévisibles puisqu'il n'y avait pas de segmentation au préalable.

Mots clés : IRM cérébrale, dimension fractale, texture, matrice de cooccurrence, segmentation, SVM.

Abstract

The objective of this study is the characterization of brain tissue from MRI images. The chosen attributes are texture and fractal dimension. We first undertook the segmentation of MRI image with various tools (thresholding, mathematical morphology and k-means) to extract the soft tissues of the brain white matter (WM), gray matter (GM) and ventricle. Then, and for each region (WM, GM, ventricle), we calculated the co-occurrence matrix to extract textural features: contrast, homogeneity and energy. Also we applied the algorithms box counting and triangular prisms to calculate the fractal dimension on binary images and gray scaled images, respectively. The results obtained for all the images of the selected BrainWeb database (25 frames) are identical for a given attribute. This has resulted in a 100% classification rate. Similar tests were undertaken (without segmentation) with a reduced number of images with and without pathology in order to automatically identify pathological images with SVM classifier. We get a classification rate of 75%. This is an expected result since no preprocessing was performed.

Keywords: MRI, fractal dimension, texture, Co-occurrence matrix, segmentation, SVM.

ملخص

الهدف من هذه الرسالة هو توصيف أنسجة الدماغ المأخوذة من صور الرنين المغناطيسي. اخترنا الملمس والبعد الكسري كصفات. بدأنا بتجزئة الصورة مع أدوات مختلفة (العتبة، مورفولوجيا الرياضي و k-means) لاستخراج الأنسجة الرخوة الأتية المادة البيضاء (م ب)، المادة الرمادية (م ر) والبطين. ثم، ولكل منطقة (م ب، م ر، البطين) حسبنا مصفوفة التعاون لاستخراج ميزات الملمس: النقيض، التجانس والطاقة. وبالمثل حسبنا البعد الكسري على الصور المجزأة باستخدام الخوارزميات المناسبة. النتائج التي تم الحصول عليها لجميع الصور من قاعدة البيانات BrainWeb (25 صورة) متطابقة لسمة معينة. وقد أدى ذلك إلى معدل تصنيف 100%. ثم أجرينا اختبارات مماثلة (بدون تجزئة) مع عدد أقل من الصور مع وبدون ورم من أجل التعرف تلقائياً على المرض استخدمنا SVM للتصنيف وحصلنا على تصنيف 75%. هذه النتيجة متوقعة لأن الصور لم تكن مجزأة مسبقاً.

كلمات البحث: التصوير بالرنين المغناطيسي، البعد الكسري، الملمس، التجزئة، SVM.