



جامعة أبو بكر بلقايد - تلمسان

Université Abou Bakr Belkaïd de Tlemcen

Faculté de Technologie

Département de Génie Biomédical

Laboratoire de Recherche de Génie Biomédical

MEMOIRE DE PROJET DE FIN D'ETUDES

Pour l'obtention du Diplôme de

MASTER en GENIE BIOMEDICAL

Spécialité : Imagerie Médicale

Présenté par : SAYAH Nor El Houda et DJELTI Sarah

**ETUDE DES METHODES D'ANALYSE DE LA
TEXTURE DES IMAGES MEDICALES ARM**

Soutenu le 18 septembre 2017 devant le Jury

M.	BESSAID Abdelhafid	<i>Prof</i>	Université de Tlemcen	Président
M	DJEBBARI Abdelghani	<i>Docteur</i>	Université de Tlemcen	Examineur
M	HADJ SLIMANE Zine-eddine	<i>Prof</i>	Université de Tlemcen	Encadreur

Année universitaire 2016-2017

Dédicace

Merci mon dieu de m'avoir donné la capacité d'écrire et de réfléchir, la force d'y croire, la patience d'aller jusqu'au bout du rêve et le bonheur de lever mes mains vers le ciel.

Je dédie ce modeste travail à celle qui m'a donné l'amour, qui s'est sacrifiée pour mon bonheur et ma réussite, à l'espoir de ma vie « ma mère »...

A mon père, école de mon enfance, qui a veillé tout au long de ma vie à m'encourager, à me donner l'aide et à me protéger.

Vous avez comblés ma vie de tendresse d'affection et de compréhension, rien au monde ne pourrait compenser les efforts et les sacrifices que vous avez consentis pour mon bien être, et la poursuite de mes études dans de bonnes conditions.

Que dieu les gardes les protège, et leurs redonne leur bonne santé.

A mes adorable sœurs marwa et salsabil, en témoignage de l'amour et de

L'affection que je porte pour vous. Je vous remercie pour votre encouragement avec tous mes vœux de bonheur, de santé et de réussite.

A mon frère Mustapha « pitchou », présent dans tous mes moments de bons et de mauvais par leur soutiens moral. Je te souhaite un avenir plein de joie, de bonheur, de réussite et de sérénité.

A mes tentes et mes oncles

A toutes ma famille petite et grande.

J'adresse aussi ici une mention spécial pour ma chère amie Houda qui était mon binôme de ce travail je tenais de lui remercie pour son encouragement et son aide pour terminer ce travail aussi un grande merci pour sa famille

A mes amies, Hanane, Sara, Khadija, nassima.

A tous ceux qui me sont chères.

Je dédie ce travail.

DJELTI SARAH

Dédicace

Avant toute chose je tiens à remercier Dieu pour l'accomplissement de ce projet.

Je dédie ce travail

A mes chers parents, pour tous leurs sacrifices, leur amour, leur tendresse, leur soutien et leurs prières tout au long de mes études,

A mes chères sœurs Rachida, Chaima et Aya pour leurs encouragements permanents, et leur soutien moral,

A mes chères amies, Hanane, Khadidja, Nassima et Sarah.Z pour leurs appuis et leurs encouragements.

A mon binôme Sarah Djelti

A toute ma famille pour leur soutien tout au long de mon parcours universitaire,

Merci d'être toujours là pour moi.

SAYAH NOR EL HOUDA

REMERCIEMENT

*Pour commencer, nous voulons adresser notre remerciements à **Mr Hadj Slimane Zine-eddine** notre professeur et notre encadreur, pour leurs aide, conseils et pour l'orientation, la guidance, l'encouragement, ainsi que pour ses précieux conseils lors de la réalisation de notre mémoire dans les meilleures conditions.*

*Nous remercions également les membres du jury **Mr Bessaid Abdelhafid** et **Mr Djebbari Abdelghani** pour leurs efforts et leur soin apporté à notre travail*

Sans oublier de remercier toute l'équipe du laboratoire génie biomédical de L'université Abou bekr belkaid de Tlemcen et tous nos professeurs de GBM qui ont contribué à notre formation. Enfin, nous adressons notre plus sincère remerciement à nos familles : nos parents pour leur amour et leur soutien. Nos sœurs et nos frères et aussi nos amies pour leurs encouragements à poursuivre notre route et réaliser tous nos vœux.

Merci

RESUME

L'analyse de la texture caractérise les variations spatiales des motifs d'image dans le but d'extraire des informations de l'image en fonction de certaines procédures et méthodes. La texture est une propriété importante utilisée pour classer les régions d'intérêts dans une image. De nombreuses méthodes ont été développées pour caractériser les textures. Du fait de leur richesse en information de texture, nous avons choisi d'utiliser la matrice de cooccurrence de niveau de gris introduite par Haralick. Par cette méthode, il est possible d'extraire quatre paramètres: contraste, corrélation, homogénéité et énergie pour les images ARM cardiopulmonaire.

Mots clés : angiographie par résonance magnétique, ARM, la texture, analyse de la texture, la matrice cooccurrence des niveaux gris, GLCM

ABSTRACT

Texture analysis characterizes the spatial variations of image patterns in order to extract information from the image according to certain procedures and methods. Texture is an important property used to classify regions of interest in an image. Many methods have been developed to characterize textures. Because of their wealth of texture information, we chose to use the gray level co-occurrence matrix introduced by Haralick. By this method, it is possible to extract four parameters: contrast, correlation, homogeneity and energy for cardiopulmonary ARM images.

Key words: magnetic resonance angiography, MRA, texture, texture analysis, matrix co-occurrence gray levels, GLCM .

المخلص

تحليل النسيج يميز الاختلافات المكانية لأنماط الصورة من أجل استخراج المعلومات من الصورة وفقا لبعض الإجراءات والأساليب. النسيج هو خاصية هامة تستخدم لتصنيف المناطق المهمة في الصورة. وقد تم تطوير العديد من الأساليب لتمييز النسيج. بسبب وفرتها على معلومات اللمس، اخترنا استخدام المصفوفة المشتركة للمستويات الرمادية التي قدمها هاراليك. من خلال هذه الطريقة، من الممكن استخراج أربعة معلومات: التباين، الارتباط، التجانس والطاقة للصور ARM القلبية الرئوية.

Table des matières

Introduction générale.....	01
<i>Chapitre I : Généralités sur l'angiographie par résonance magnétique</i>	
I.1. Introduction	02
I.2. L'angiographie par résonance magnétique (ARM).....	02
I.2.1. Définition	02
I.2.2. Le but d'utiliser un examen ARM	02
I.2.3. Principes des différentes techniques D'ARM	03
I.2.3.1. Le temps de vol (TOF)	03
I.2.3.1.1. Principe	03
a) L'acquisition de la séquence	04
b) Le post-traitement de la séquence	04
I.2.3.1.2. Avantages du « temps de vol »	05
I.2.3.1.3. Inconvénients du « temps de vol »	05
a) Les artefacts spécifiques de l'ARM TOF.....	06
✓ Artefacts de saturation.....	06
✓ Artefact des substances à T1 court.....	07
I.2.3.2. Le contraste de phase (PC)	08
I.2.3.2.1. Principe	08
I.2.3.2.2. Avantages.....	09
I.2.3.2.3. Inconvénients	10
a) Artefacts spécifiques de l'ARM et communs au TOF et au PC.....	10
✓ Artefacts de flux	10
I.2.3.3. ARM avec injection de produit de contraste.....	10
I.2.3.3.1. Principe.....	10
I.3. L'équipement AMR	11
I.3.1. Le fonctionnement de la procédure.....	12
I.3.2. La réalisation de l'examen.....	13
I.3.3. Les avantages et les risques	13
a) Les avantages	13
b) Les risques.....	14
I.3.4. Les limite de l'ARM.....	14
I.4. Conclusion.....	15

Chapitre II : Généralités sur la texture

II.1. Introduction	16
II.2. L'analyse de la texture	16
II.2.1. objectif.....	17
II.2.2. Définition.....	17
II.2.3. Type de texture	18
II.2.3.1 macrotexture	18
II.2.3.2 microtexture	18
II.2.4 Les quatre problèmes majeurs de l'analyse de la texture	18
II.2.4.1 Extraction de caractéristiques.....	18
II.2.4.2 Texture discrimination.....	18
II.2.4.3 Classification de la texture	18
II.2.4.4 Forme de la texture.....	19
II.2.5 Méthodes d'analyse de texture	19
II.2.5.1 Les méthodes structurales	19
II.2.5.2 Les méthodes statistiques.....	19
II.2.5.2.1 les méthodes d'ordre 1.....	20
II.2.5.2.2 Matrices de cooccurrences	20
II.2.5.2.3 Fonction d'autocorrélation	21
II.2.5.3 Les méthodes basées sur l'étude des formes	22
II.2.5.4 les méthodes fréquentielles	22
II.2.5.4.1 La transformée de Fourier.....	22
II.2.5.4.2 Le filtre de Gabor.....	23
II.2.5.4.3 Les ondelette	23
II.2.5.5 les méthodes fractales	24
II.2.6 Application médicale de l'analyse de la texture	24
II.3 Conclusion.....	24

Chapitre III : Les méthodes et les approches appliqués

III.1. Introduction	25
III.2 La matrice de cooccurrence de niveau de gris (GLCM).....	25
III.2.1 Définition.....	25
III.2.2 Principe.....	25
III.2.3 Les attributs d'Haralick.....	27
III.3. Les méthodes de la segmentation	30
III.3.1. objectif de segmentation	30
III.3.2. Définition de la segmentation	31
III.3.2.1 À quoi sert la segmentation	31
III.3.3. Segmentation par seuillage	32
III.3.3.1 Principe.....	32
III.3.3.2 Seuillage d'histogramme.....	33
III.3.4 Segmentation par la méthode des k-means.....	33
III.3.4.1 Définition.....	33
III.2.4.2 principe.....	33
III.2.4.3 algorithme de segmentation par K means.....	34
III .2.4.4 Convergence et initialisation des k-means.....	35
III .2.4.5 Inconvénients de k means.....	36
III .2.5 Segmentation par la méthode d'Otsu	36
III .2.5.1 Définition.....	36
III .2.5.2 principe.....	37
III .2.5.3 algorithme.....	37
IV.4 Conclusion	38

Chapitre IV : La mise en œuvre de l'application

IV.1. Introduction.....	39
IV.2. La base de données.....	39
IV.3. Filtrage et Segmentation.....	39
IV.3.1. Filtrage.....	39
IV.3.2. Segmentation	40
IV.3.2.1. Segmentation par seuillage manuel.....	40
IV.3.2.2. Segmentation par méthode d'Otsu.....	42
IV.3.2.3. La segmentation à l'aide des filtres de texture.....	43
IV.3.2.4. Segmentation par la méthode K-means.....	45
IV.4. Matrice cooccurrence des NG et l'étude statistique des caractéristiques de la texture.....	47
IV.5. Interface graphique.....	52
IV.5.1 Exemple d'exécution de l'interface graphique.....	53
IV.6 Conclusion	55
Conclusion générale et perspective.....	56
Références bibliographiques.....	57

Table des figures

Figure I.1 : ARM des vaisseaux abdominaux et pelviens d'un enfant.....	02
Figure I.2 : Acquisition 3D TOF (Artères cérébrales).....	05
Figure I.3 : Artefact de saturation. ARM 3D TOF.....	06
Figure I.4 : Artefact de saturation.....	07
Figure I.5 : Artefact dû aux substances à T1 court.....	08
Figure I.6 : Gradient bipolaire.....	08
Figure I.7 : ARM 2D « Contraste de Phase ».....	09
Figure I.8 : Appareil AMR.....	12
Figure II.1 : texture d'une lésion métastatique du cerveau et d'une lésion par radionécrose.....	16
Figure II.2 : Carte de caractéristiques de texture d'une image MR cardiaque.....	16
Figure II.3 : texture d'un os.....	17
Figure II.4 : exemple de détection.....	20
Figure II.5 : Matrice de cooccurrence par différentes distances	21
Figure II.6 utilisation de la TF.....	22
Figure II.7 : transformée en ondelettes.....	23
Figure III.1 : (a). image originale, (b).le fois qui est extraire par la segmentation...27	
Figure III.2 : (a). image originale, (b).image segmentée par un seuillage.....	32
Figure III.3 binarisation avec différents seuils 135, 145, 155, 165.....	33
Figure III.4 .démonstration de l'algorithme standard de k means	34
Figure III.5 . Algorithme de k means.....	35
Figure III.6 .segmentation par k means	36
Figure III.7 .segmentation par Otsu.....	36
Figure III.8 .segmentation par Otsu.....	38
Figure IV.1 Résultats de filtrage par les filtres « Moyenneur et Gaussian ».....	40
Figure IV.2 Résultats de la segmentation par seuillage manuel.....	41
Figure IV.3 Résultats de la segmentation par la méthode d'Otsu.....	42
Figure IV.4 : Résultats de la segmentation par des filtres de texture.....	44
Figure IV.5 Résultats de la segmentation par la méthode de k means.....	45
Figure IV.6 les statistiques de caractéristiques de texture pour l'image 1.....	48
Figure IV.7 les statistiques de caractéristiques de texture pour l'image 2.....	49
Figure IV.8 les statistiques de caractéristiques de texture pour l'image 3.....	50

Figure IV.9 les statistiques de caractéristiques de texture pour l'image 4.....	50
Figure IV.10 les statistiques de caractéristiques de texture pour l'image 5.....	51
Figure IV.11 les statistiques de caractéristiques de texture pour l'image 6.....	52
Figure IV.12 Fenêtre principale de l'interface graphique.....	53
Figure IV.13 L'exécution de l'icône « charger l'image ».....	54
Figure IV.14 Exemple de l'application.....	54
Figure IV.15 Statistiques des caractéristiques des 2 textures.....	55

Liste des tableaux

Tableau IV.1	Paramètres de la segmentation à l'aide des filtres de texture.....	47
Tableau IV.2	Paramètres de la segmentation par seuillage manuelle.....	47
Tableau IV.3	Paramètres de la segmentation par Otsu.....	47
Tableau IV.4	Paramètres de la segmentation par k means	47
Tableau IV.5	les statistiques de caractéristiques de texture pour l'image 1.....	48
Tableau IV.6	les statistiques de caractéristiques de texture pour l'image 2.....	49
Tableau IV.7	les statistiques de caractéristiques de texture pour l'image 3.....	49
Tableau IV.8	les statistiques de caractéristiques de texture pour l'image 4.....	50
Tableau IV.9	les statistiques de caractéristiques de texture pour l'image 5.....	51
Tableau IV.10	les statistiques de caractéristiques de texture pour l'image 6.....	51

Introduction générale

Au cours des dernières années, il existe plusieurs développements dans les images numériques, en particulier dans les images médicales dans différents modes, tels que les rayons X, l'imagerie par résonance magnétique (IRM), la tomодensitométrie (CT), l'échographie (US), l'angiographie par résonance magnétique (ARM), etc.

L'étude des propriétés de l'image se fait alors par le traitement numérique de celle-ci via l'information textuelle.

La texture est l'une des plus importantes caractéristiques utilisées pour identifier les différentes régions d'une image, elle est étudiée depuis une vingtaine d'années et plusieurs techniques ont été développées pour l'analyser. Son étude est difficile, car il n'existe pas de définition universelle permettant de comprendre la notion de texture.

Il existe plusieurs méthodes permettant de caractériser la texture et qui sont proposés dans la littérature parmi d'elles : structurelles, statistiques, fréquentielles, etc.

Donc l'analyse de la texture des images médicales a pour but d'extraire des informations qui seront utiles dans le diagnostic médical.

Notre plan de travail comporte quatre chapitres. Le premier chapitre représente une description de l'angiographie par résonance magnétique ainsi que ses différentes techniques.

Le deuxième chapitre, présente un aperçu sur les méthodes les plus utilisées lors de l'analyse de la texture avec quelques applications médicales de l'analyse textural.

Le troisième chapitre, détaille les approches que nous proposons basant sur l'une des premières méthodes utilisées pour l'extraction de caractéristiques de texture proposées par Haralick et al « la matrice cooccurrence des niveaux des gris » en extrayant un certain nombre de paramètres statistiques calculés sur ces matrices (les paramètres définis par Haralick), dont les plus utilisés sont l'énergie, corrélation, le contraste et l'homogénéité.

Le dernier chapitre regroupe les expérimentations effectuées ainsi les résultats obtenus suivi par une interprétation de ces résultats.

Et on termine par une conclusion générale.

Chapitre :

I

Chapitre I : Généralités sur l'angiographie par résonance magnétique

I.1. Introduction

L'angiographie par résonance magnétique (ARM), continue de subir des progrès qui se traduisent rapidement dans la pratique clinique. Il présente également des avantages par rapport aux autres modalités d'imagerie, y compris une meilleure sécurité du patient par rapport à l'angiographie CT et une précision supérieure et une résolution de contraste par rapport à l'échographie.

I.2. L'angiographie par résonance magnétique (ARM)

I.2.1. Définition

L'ARM est une technique d'imagerie par résonance magnétique adaptée à l'imagerie vasculaire qui peut être réalisée avec ou sans injection. Les deux principales techniques d'ARM sans injection sont l'imagerie par temps de vol (TOF) et l'imagerie par contraste de phase (PC).

L'obtention du signal pour ces deux types d'imagerie est basée sur le flux sanguin, c'est le passage du sang dans les vaisseaux qui est à la base du signal en ARM sans injection, ou bien avec l'injection d'un agent de contraste gadolinium.

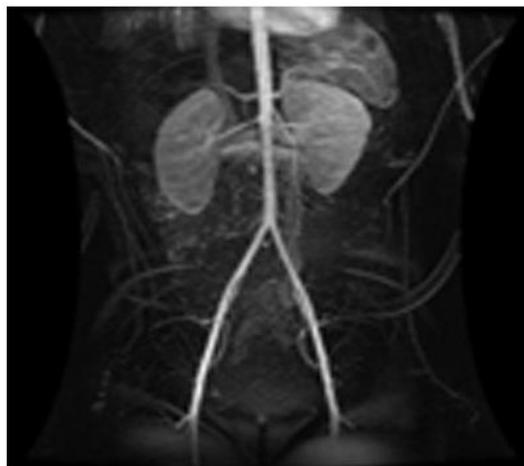


Figure I.1 : ARM des vaisseaux abdominaux et pelviens d'un enfant

I.2.2. Le but d'utiliser un examen ARM

L'ARM est utilisé pour examiner les vaisseaux sanguins du corps, y compris le:

- Cerveau
- Cou
- Cœur

- Poitrine
- Abdomen (comme les reins et le foie)
- Bassin
- Jambes et pieds
- Bras et mains

Les médecins utilisent cet examen pour :

- Identifier les anomalies, telles que les anévrismes, dans l'aorte, à la fois dans la poitrine et l'abdomen, ou dans d'autres artères.
- Détecter une maladie athérosclérose (plaque) dans l'artère carotide du cou, ce qui peut limiter le flux sanguin vers le cerveau et provoquer un AVC.
- Identifier un petit anévrisme ou une malformation artérioveineuse (communication anormale entre les vaisseaux sanguins) à l'intérieur du cerveau ou d'autres parties du corps.
- Détecter les anomalies dans les artères des reins ou visualiser le flux sanguin pour aider à préparer une transplantation rénale.
- Détecter une lésion d'une ou plusieurs artères dans le cou, la poitrine, l'abdomen, le bassin ou les extrémités chez les patients après un traumatisme.
- Montrer l'étendue et la gravité des effets de la coronaropathie et planifient une intervention chirurgicale.
- Examiner les artères pulmonaires dans les poumons pour détecter l'embolie pulmonaire (caillots sanguins).
- Examiner les anomalies congénitales dans les vaisseaux sanguins, en particulier les artères chez les enfants (par exemple, les malformations dans le cœur ou d'autres vaisseaux sanguins dus à une cardiopathie congénitale).

I.2.3. Principes des différentes techniques D'ARM

I.2.3.1. Le temps de vol (TOF)

I.2.3.1.1. Principe

Les images vasculaires sont obtenues après réalisation de deux étapes successives :

- L'acquisition de la séquence.
- le post-traitement de la séquence.

a) L'acquisition de la séquence

Le but de l'ARM est de créer un contraste spontané entre les vaisseaux circulants et les tissus environnants sans recourir à une injection de Gadolinium. La technique de « temps de vol » fait appel à des impulsions répétées émises par l'antenne de radiofréquence de la machine qui vont basculer l'aimantation de tous les protons situés dans la région d'intérêt (appelée aussi volume d'acquisition). En s'éloignant de leur position d'équilibre orientée selon l'axe du champ magnétique ambiant, les protons perdent leur signal. Ce phénomène est appelé « saturation ». Les protons tissulaires du fait de leur immobilité, sont totalement saturés et ne donnent aucun signal. A contrario, les protons intravasculaires du fait de leur mobilité, subissent moins le phénomène de saturation et restent orientés selon l'axe du champ magnétique de l'appareil. Ils donnent donc un signal intense contrastant avec les tissus environnants. C'est l'effet « temps de vol ». Il correspond à un phénomène « d'entrée de coupe ». Bien entendu, plus la vitesse du flux est élevée, plus le segment vasculaire au sein du volume d'acquisition est court, plus le signal du sang reste intense.

Les séquences peuvent être indifféremment acquises dans le plan axial, le plan frontal ou le plan sagittal. Le plan axial est particulièrement intéressant, car le flux est alors perpendiculaire au volume d'acquisition. L'acquisition peut se faire selon une technique 2D ou 3D. Dans la technique 2D, le volume est étudié grâce à une somme de coupes de 3 mm d'épaisseur, acquises de façon successive. Dans la technique 3D, tout le volume est étudié en même temps et ce n'est qu'à la fin de la séquence, que l'appareil reconstruit des partitions de 0,8 à 1 mm d'épaisseur. En raison du mode d'acquisition de la séquence, la technique 2D sature moins le flux sanguin que la 3D et doit être préférée dans l'étude des flux lents (flux en aval d'une sténose très serrée, veines). Par contre, la précision anatomique du 3D est supérieure au 2D grâce à la différence d'épaisseur des coupes.

Dans ces deux types d'acquisition, il est toujours préférable d'étudier sélectivement les artères ou les veines grâce à l'utilisation de bandes de présaturation afin d'éviter toute superposition gênante pour la lecture des reconstructions vasculaires. Par exemple, pour étudier les artères intracrâniennes, deux bandes de présaturation sont placées sur le sinus longitudinal supérieur et le torcular.

b) Le post-traitement de la séquence

Les reconstructions vasculaires sont obtenues grâce à un logiciel appelé MIP (Maximum Intensity Pixel). Ce logiciel sélectionne dans chaque coupe issue d'une séquence 2D ou 3D, tous les éléments de signal intense et en fait la sommation spatiale. Cette opération est facile à réaliser et ne prend que quelques minutes. Tous les vaisseaux inclus dans le volume d'acquisition

peuvent être visualisés globalement ou sélectivement avec autant d'angle de vue que désiré. Cette possibilité de multiplier à volonté les vues d'un vaisseau est un avantage par rapport à l'artériographie qui fournit en général une étude vasculaire dans deux plans orthogonaux. En pratique, il est toujours choisi un ou deux modes de projection MIP (droit ! gauche, haut ! bas) avec des angulations ou rotations constantes de 10-15°, de manière à standardiser les bilans vasculaires, à les rendre reproductibles et comparables, aussi bien pour le radiologue que pour le clinicien. [Bou, 1998]

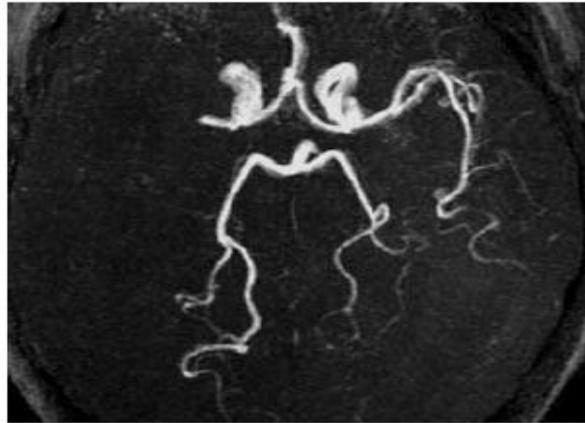


Figure I.2 : Acquisition 3D TOF (Artères cérébrales)

I.2.3.1.2. Avantages du « temps de vol »

C'est une technique d'utilisation simple, disponible sur la plupart des appareils de dernière génération. Les temps d'acquisition des séquences sont tout à fait raisonnables (6 à 12 minutes).

Les séquences 3D sont surtout sensibles aux flux rapides et ont une bonne résolution anatomique. En revanche, les séquences 2D sont sensibles aux flux rapides et aux flux lents mais ont une faible résolution anatomique.

I.2.3.1.3. Inconvénients du « temps de vol »

C'est une technique exposée à de nombreux artefacts pouvant conduire à des erreurs d'interprétation. La première source d'artefacts est le flux sanguin qui, en fonction de son régime laminaire ou complexe, donne un signal plus ou moins intense. Les autres artefacts sont dépendants de la technique de « temps de vol ». [Bru, 1995]

a) Les artefacts spécifiques de l'ARM TOF

- **Artefacts de saturation**

Les protons vasculaires entrent dans le volume d'étude avec un signal maximal. En parcourant ce volume, ils subissent néanmoins les impulsions de radiofréquence. En raison d'un T1 long (~ 950 ms), la repousse longitudinale des protons vasculaires s'effectue peu entre deux impulsions et le signal du sang s'amortit progressivement tout au long de son transit au sein du volume. C'est ce que l'on appelle la saturation. Si le volume est de petite taille, le sang n'a pas le temps d'être saturé. C'est le cas dans les séquences 2D qui sont une sommation de petits volumes de 2 à 3 mm d'épaisseur. Par contre, si le volume est de grande taille, le sang se sature d'autant plus que la vitesse sanguine est lente. C'est ce qui se passe dans les séquences 3D dont les volumes d'étude dépassent habituellement 50 mm d'épaisseur.

Ce phénomène de saturation peut provoquer l'extinction du signal d'un vaisseau réellement perméable et donne un aspect de fausse occlusion (figure I.3). Il peut aussi faire disparaître un anévrisme de grande taille dans lequel le flux sanguin est tourbillonnant et presque stagnant (figure I.4).

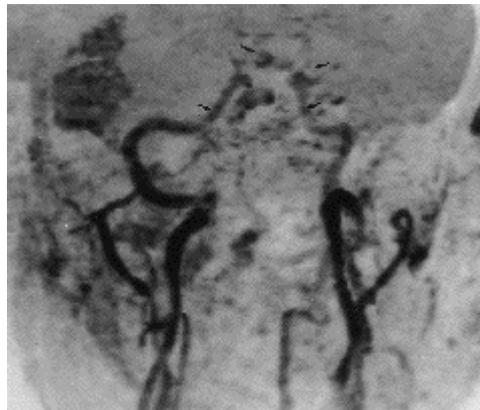


Figure I.3 Artefact de saturation. ARM 3D TOF. Reconstruction MIP. Perte de signal progressive des artères intracrâniennes due au phénomène de saturation (flèches).

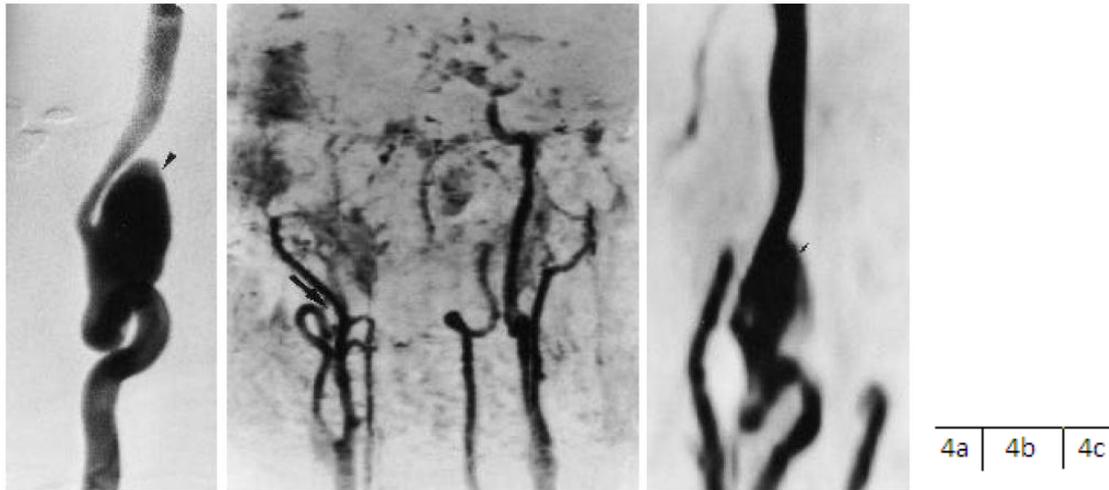


Figure I.4 : Artefact de saturation.

- a : Angiographie sélective de l'artère carotide interne droite. Anévrisme géant post-dissection de l'artère carotide interne droite (tête de flèche).
- b: ARM 3D TOF, reconstruction MIP. Non-visibilité de l'anévrisme due à la saturation sur une séquence 3D (grosse flèche).
- c: ARM 2D TOF, reconstruction MIP. Bonne analyse de l'anévrisme avec une séquence 2D (petite flèche).

- **Artefact des substances à T1 court**

Les substances possédant un T1 court ne sont pas saturables et apparaissent hyper intenses même en présence d'un « TR petit ». Par conséquent, elles sont sélectionnées par le logiciel MIP et sont intégrées dans les reconstructions angiographiques comme un vaisseau circulant. Elles constituent une image d'addition qui gêne l'interprétation ou parfois donnent une fausse image d'anévrisme. Ces substances sont : la graisse, la méthémoglobine dans les hématomes, les substances riches en protéines et le Gadolinium dilué. [Bru, 1998]



Figure I.5 : Artéfact dû aux substances à T1 court.

A: ARM 3D TOF. Reconstruction MIP. Image d'anévrisme de la carotide pétreuse gauche (flèche).

I.2.3.2. Le contraste de phase (PC)

I.2.3.2.1. Principe

Cette méthode analyse la différence de phase entre les protons non mobiles intra tissulaires et les protons mobiles intravasculaires. Pour obtenir cette différence de phase, il est nécessaire d'appliquer un gradient de champ magnétique. Ce gradient dit « bipolaire », possède deux parties d'intensité identique mais de polarité inversée.

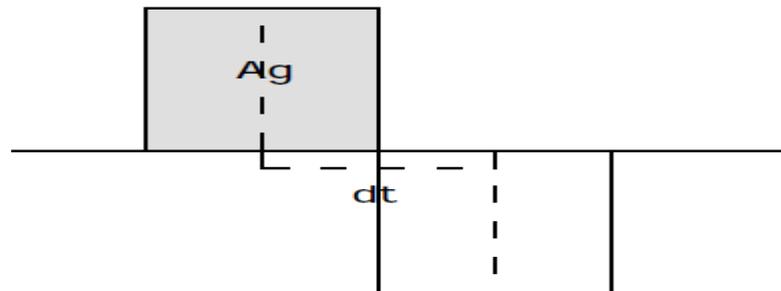


Figure I.6 : Gradient bipolaire

À la fin de son application, il permet de discriminer la phase des protons vasculaires de la phase des protons stationnaires. Les paramètres de ce gradient sont connus. Nous en retiendrons deux :

- Ag correspondant à la surface d'un des deux lobes de gradient,
- Δt correspondant à l'intervalle de temps écoulé entre ces deux lobes de gradient.

Grâce à la connaissance de ces deux paramètres, il est possible de résoudre une équation entre la différence de phase $\Delta\phi$ induite par le gradient bipolaire sur les protons vasculaires et la vitesse circulaire v des protons dont la solution est :

$$\Delta\phi = \gamma Ag V\Delta t \quad (I.1)$$

Avec γ est la constante gyromagnétique

Le post-traitement des séquences de contraste de phase permet d'obtenir deux types d'images :

- des images de « différence complexe » qui ne tiennent pas compte du signe positif ou négatif du déphasage et donc de la direction du flux. Le signal est maximum quand la vitesse circulaire atteint la valeur de la vitesse d'encodage ($\Delta\phi = \pi$ radian),
- des images de « différence de phase » qui tiennent compte du signe positif ou négatif de déphasage. L'aspect des pixels reflète la vitesse et la direction du flux : quand le flux sanguin provoque un déphasage de $+\pi$ radian, les pixels sont blancs, quand le flux sanguin provoque un déphasage de $-\pi$ radian, les pixels sont noirs. [Bru, 1998]

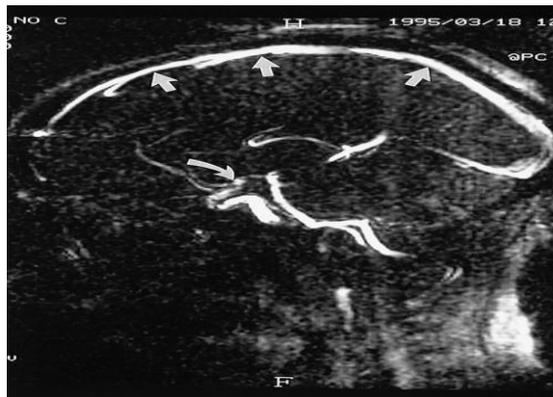


Figure I.7 : ARM 2D « Contraste de Phase ». Bonne visibilité du sinus longitudinal supérieur (flèches droites). À noter la visibilité des terminaisons carotidiennes (flèche courbe).

I.2.3.2.2. Avantages

C'est une technique qui ne fait apparaître que les structures vasculaires. En aucun cas le contenu des tissus environnants n'apparaît sur les reconstructions vasculaires comme c'est le cas en « temps de vol » avec les substances à T1 court.

Elle n'engendre pas de phénomènes de saturation du sang circulant puisqu'elle ne fait pas appel à cette technique. Elle permet de déterminer le sens et la vitesse du flux sanguin.

I.2.3.2.3. Inconvénients

C'est une technique complexe, de mise au point et d'interprétation difficiles. Elle n'est pas disponible sur tous les appareils, même de dernière génération. Pour obtenir des informations identiques à celles fournies par le « temps de vol », les temps d'acquisition des séquences sont beaucoup plus longs. [Bru, 1995]

a) Artefacts spécifiques de l'ARM et communs au TOF et au PC

• Artefacts de flux :

Quelle que soit la technique d'ARM utilisée, les conditions de recueil du signal au temps TE (temps d'écho) sont idéales quand les protons au sein du voxel possèdent tous une phase identique dite « cohérente ». En présence d'un gradient bipolaire, cette condition est obtenue avec un flux sanguin laminaire circulant à vitesse constante (flux d'ordre 1). En présence de phénomènes d'accélération, la cohérence de phase est moins bonne. Un moyen simple de minimiser les effets de ce déphasage, est d'employer un TE court. Un autre moyen est d'ajouter des gradients de compensation d'ordre supérieur à 1 (compensation d'accélération) ce qui par contre, entraîne une augmentation néfaste du TE. D'autre part, la taille du voxel a une influence sur la cohérence de phase. Plus le voxel est petit, moins le déphasage est important ce qui explique en partie la supériorité des techniques utilisant des petits voxels (technique 3D). Lorsque le flux sanguin est complexe, il est animé de turbulences, de tourbillons et de phénomènes d'accélération responsables d'une perte de cohérence intravoxélieuse et d'une diminution du signal. Cette perte de signal est d'autant plus marquée que le gradient de sélection appliqué en même temps que l'impulsion de radiofréquence est intense. [Bru, 1998]

I.2.3.3. ARM avec injection de produit de contraste

I.2.3.3.1. Principe

Avec l'apparition du gadolinium, les techniques d'acquisition se sont trouvées modifiées. En effet l'origine du signal n'est plus liée au sang circulant mais provient de la seule présence du gadolinium dans les vaisseaux.

Le gadolinium permet de réduire considérablement le temps T1 du sang permettant ainsi un accès à un signal intravasculaire beaucoup plus intense. La séquence d'acquisition la plus répandue en ARM est une séquence volumique tridimensionnelle pondérée en T1 laquelle synchronisée à l'injection du produit de contraste permet de recueillir un hyper signal vasculaire. L'utilisation d'une telle séquence réduit considérablement les temps d'acquisition, et l'obtention d'un volume 3D d'une région donnée est compatible avec la tenue d'une apnée. Cette rapidité

d'acquisition est surtout très intéressante lors des explorations thoraciques et abdominales où l'on peut s'affranchir des artefacts cinétiques liés à la respiration.

Le gadolinium accélère les vitesses de déphasages des protons diminuant ainsi les temps T1 et T2. Le T1 du sang est compris généralement entre 800 et 1 200 ms. Après injection de gadolinium et selon la concentration administrée le T1 peut descendre jusqu'à 50 ms. Le T1 de la graisse à 1,5T est de 270 ms, le T1 vasculaire doit au moins être inférieur à cette valeur pour favoriser le contraste avec les tissus graisseux environnants.

La distribution extracellulaire ainsi que sa pharmacocinétique sont comparables aux produits de contraste iodés hydrosolubles. De plus, aux doses et aux concentrations où il est utilisé en ARM, il possède une néphrotoxicité moindre. Les flacons de chélates de gadolinium sont dosés à 0.5 mmol/ml. D'une manière générale, la dose standard est de 0.1 mmol/kg soit 0,2 mmol/kg.

L'injection de gadolinium est directement suivie d'une injection de liquide physiologique à débit identique. Cette dernière injection a pour but de rincer la tubulure, la veine périphérique ainsi que de pousser le bolus de gadolinium dans la circulation sanguine.

L'objectif des séquences d'ARM avec injection de gadolinium est d'obtenir une image possédant un contraste vasculaire important dans des temps d'acquisition les plus courts possibles. Pour atteindre cet objectif, les séquences d'acquisition utilisent des angles de bascule faibles (25°) et des TR (temps de répétition) courts. Ces deux caractéristiques ont pour effets de réduire le signal des tissus environnants et de favoriser le signal des régions possédant un T1 court (vaisseaux contenant du gadolinium). De plus la présence d'un « spoiling » au niveau de la séquence d'acquisition minimise la contribution de l'aimantation transversale au signal recueilli, accentuant ainsi le contraste T1. Un “spoiling” est une onde radiofréquence émise lors de l'acquisition pour éliminer un signal (aimantation) afin d'améliorer le contraste entre les tissus. [Aug, 2009]

I.3. L'équipement AMR

L'unité d'IRM traditionnelle est un grand tube en forme de cylindre entouré d'un aimant circulaire. Le patient est allongé sur une table d'examen mobile qui glisse dans le centre de l'aimant.



Figure I.8 : Appareil AMR

Certaines unités IRM, appelées systèmes à alésage court, sont conçues de telle sorte que l'aimant ne vous entoure pas complètement. Certaines machines d'IRM plus récentes ont un trou de diamètre plus grand qui peut être plus confortable pour les patients de plus grande taille ou les patients avec claustrophobie. D'autres appareils d'IRM sont ouverts sur les côtés (IRM ouverte). Les unités ouvertes sont particulièrement utiles pour l'examen des patients plus grands ou ceux qui souffrent de claustrophobie. Les unités d'IRM plus récentes offrent des images de très haute qualité pour de nombreux types d'examens; Cependant, les anciennes unités d'IRM ouvertes peuvent ne pas fournir cette même qualité d'image.

Le poste de travail informatique qui traite les informations d'imagerie se trouve dans une pièce distincte du scanner.

I.3.1. Le fonctionnement de la procédure

Contrairement aux radiographies conventionnelles et aux tomodensitométries (TDM), l'IRM n'utilise pas de rayonnement ionisant. Au lieu de cela, les ondes radio réorientent l'alignement des atomes d'hydrogène qui existent naturellement dans le corps sans provoquer de changements chimiques dans les tissus. Comme les atomes d'hydrogène retournent à leur alignement habituel, ils émettent de l'énergie qui varie selon le type de tissu du corps dont ils viennent. Le scanner MR capture cette énergie et crée une image des tissus numérisés sur la base de cette information.

Le champ magnétique est produit en faisant passer un courant électrique à travers des bobines de fil dans la plupart des unités d'IRM. D'autres bobines, situées dans la machine et dans certains cas placées autour de la partie du corps à imager, émettent et reçoivent des ondes radio,

produisant des signaux qui sont détectés par les bobines. Le courant électrique n'est pas en contact avec le patient.

Un ordinateur traite ensuite les signaux et génère une série d'images, dont chacune représente une mince tranche du corps. Les images peuvent ensuite être étudiées sous différents angles par le radiologue.

Souvent, la différenciation du tissu anormal (malade) des tissus normaux est meilleure avec l'IRM qu'avec d'autres modalités d'imagerie telles que la radiographie, le CT et l'échographie.

Lorsqu'un produit de contraste est introduit dans la circulation sanguine au cours de la procédure, il définit clairement les vaisseaux sanguins examinés en les faisant apparaître blanc brillant.

I.3.2. La réalisation de l'examen

Cet examen se fait habituellement sur une base ambulatoire. Le patient sera positionné sur la table d'examen mobile. Les dispositifs qui contiennent des bobines capables d'envoyer et de recevoir des ondes radio peuvent être placés autour ou à côté de la zone du corps étudié. Si un produit de contraste est utilisé lors de l'examen IRM, un médecin, une infirmière ou un technologue insère un cathéter intraveineux (IV) dans une veine de la main ou du bras. Une solution saline peut être utilisée pour injecter le produit de contraste. La solution goutte à goutte à travers la IV pour empêcher le blocage du cathéter IV jusqu'à ce que le matériau de contraste soit injecté.

Le patient sera placé dans l'aimant de l'unité d'IRM et le radiologue et le technologue effectueront l'examen tout en travaillant à un ordinateur à l'extérieur de la salle. Lorsque l'examen est terminé, la ligne intraveineuse sera retirée. Les examens IRM comprennent généralement plusieurs séquences, dont certaines peuvent durer plusieurs minutes.

I.3.2. Les avantages et les risques

a) Les avantages

L'IRM est une technique d'imagerie non invasive qui n'implique pas d'exposition aux rayonnements ionisants. Des images détaillées de nombreux vaisseaux sanguins et de la circulation sanguine peuvent être obtenues sans avoir à insérer un cathéter IV dans les vaisseaux sanguins. Lorsque cela est nécessaire, un petit cathéter IV est inséré dans une petite veine dans le bras de sorte qu'il n'y a aucun risque d'endommager un vaisseau sanguin majeur car il est une procédure moins invasive.

La durée de la procédure d'ARM peut être plus courte qu'une angiographie de cathéter traditionnelle et le patient peut revenir à ses activités quotidiennes normales immédiatement après examen. L'angiographie RM est moins coûteuse que l'angiographie par cathéter.

Même sans utiliser de matériau de contraste, ARM peut fournir des images utiles de haute qualité de nombreux vaisseaux sanguins, ce qui en fait très précieux pour les patients qui ont des réactions allergiques ou avec une fonction rénale ou hépatique réduite.

b) Les risques

L'examen IRM ne pose pratiquement aucun risque pour le patient lorsque des consignes de sécurité appropriées sont suivies. Si l'anesthésie est utilisée, le technologue ou l'infirmière surveille les signes vitaux pour minimiser le risque d'anesthésie. Bien que le champ magnétique fort ne soit pas nuisible, les dispositifs médicaux implantés qui contiennent du métal peuvent dysfonctionner ou causer des problèmes lors d'un examen IRM. La fibrose systémique néphrogénique est actuellement une complication reconnue, mais rare, de l'IRM que l'on croit due à l'injection de fortes doses de contraste à base de gadolinium chez les patients ayant une fonction rénale très médiocre. Une évaluation attentive de la fonction rénale avant d'envisager une injection de contraste minimise le risque de cette complication très rare. Il existe un très faible risque de réaction allergique si le produit de contraste est injecté. Ces réactions sont généralement facilement contrôlées par des médicaments, un radiologue ou un autre médecin sera disponible pour une assistance immédiate. Les fabricants de contraste intraveineux indiquent que les mères ne devraient pas allaiter leurs bébés pendant 24 à 48 heures après l'injection du produit de contraste.

I.3.3. Les limites de l'ARM

Contrairement à l'angiographie CT, ARM n'est pas capable de voir et de capturer des images de dépôts de calcium dans les vaisseaux sanguins. La clarté des images ARM de certaines artères ne correspond pas à celles obtenues avec une angiographie conventionnelle à base de cathéter. L'évaluation par ARM des petits vaisseaux, en particulier, peut être difficile. Parfois, il peut être difficile de créer des images séparées des artères et des veines avec ARM. Les personnes qui ont de la difficulté à rester immobile ou couché sur le dos peuvent avoir des images ARM qui sont de mauvaise qualité. Certains tests impliquent de surveiller le rythme cardiaque ou d'exiger des patients de retenir leur souffle pendant 15 à 25 secondes à la fois afin d'obtenir des images MRA de haute qualité. Tout type de mouvement, comme le mouvement du patient, le mouvement de la respiration ou d'autres mouvements involontaires peut diminuer de façon significative la qualité de l'image et potentiellement limiter le diagnostic. Une personne qui est très grand peut ne pas

tenir dans l'ouverture de certains types d'appareils d'IRM. La présence d'un implant ou d'un autre objet métallique rend parfois difficile l'obtention d'images claires. Le mouvement du patient peut avoir le même effet. Bien qu'il n'y ait aucune raison de croire que l'imagerie par résonance magnétique nuit au fœtus, il est généralement conseillé aux femmes enceintes de ne pas passer d'examen IRM pendant le premier trimestre, à moins que cela soit médicalement nécessaire. Les injections de contraste pendant la grossesse sont habituellement évitées, sauf lorsque cela est absolument nécessaire pour un traitement médical. [Sit1, 2015]

I.4. Conclusion

L'essor actuel des techniques d'ARM nous oblige à connaître leurs limites et leurs intérêts afin de les adapter au mieux à chaque indication. La principale limite commune à toutes les techniques d'ARM, est l'existence d'artefacts qui peuvent dégrader les reconstructions angiographiques et conduire à des erreurs d'interprétation. L'apprentissage de l'ARM passe donc par une connaissance de tous ces artefacts et des moyens de les éviter ou tout au moins de les atténuer.

Chapitre :

II

Chapitre II : Généralités sur la texture

II.1. Introduction

L'analyse de la texture est un moyen utile pour augmenter l'information obtenue à partir des images médicales. Il s'agit d'un domaine qui est en cours de recherche, avec des applications allant de la segmentation de structures anatomiques spécifiques et la détection des lésions, à la différenciation entre les tissus pathologiques et sains dans les différents organes. L'analyse de la texture utilise des images médicales obtenues de différentes modalités d'imagerie, mais implique un ensemble de calculs mathématiques effectués avec les données contenues dans les images. Aussi l'analyse des textures démontre de plus en plus sa capacité à améliorer la caractérisation de l'hétérogénéité intra tumorale et la prédiction des résultats cliniques.

Dans ce chapitre, les principes de l'analyse de texture ainsi que des exemples de ses applications seront présentés.

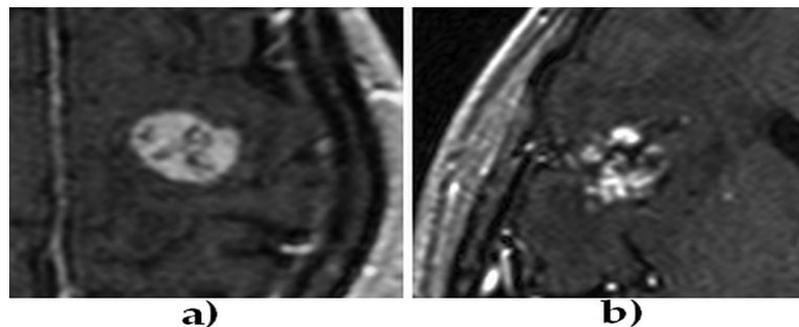


Figure II.1 : (a). texture d'une lésion métastatique du cerveau
(b).texture d'une lésion par radionécrose

II.2. L'analyse de la texture

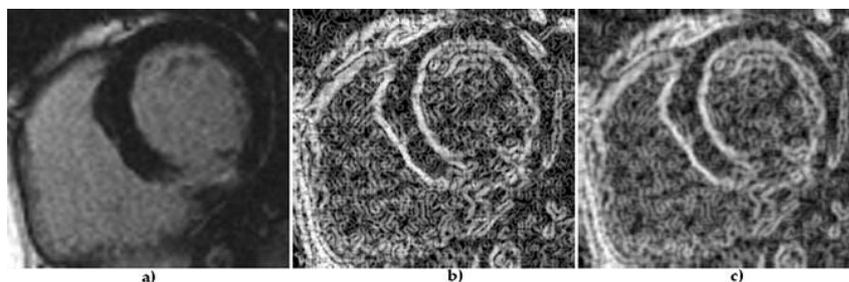


Figure II.2 Carte de caractéristiques de texture d'une image MR cardiaque
(a) image originale, (b) carte d'entité d'entropie calculée avec un bloc de 5×5 et
(c) carte d'entité d'entropie calculée avec un bloc de 9×9 pixels.

II.2.1. Objectif

Est de formaliser les descriptifs de la texture par des paramètres mathématiques qui serviraient à l'identifier. Ce qui aide dans la segmentation et la classification des images médicale.

II.2.2. Définition

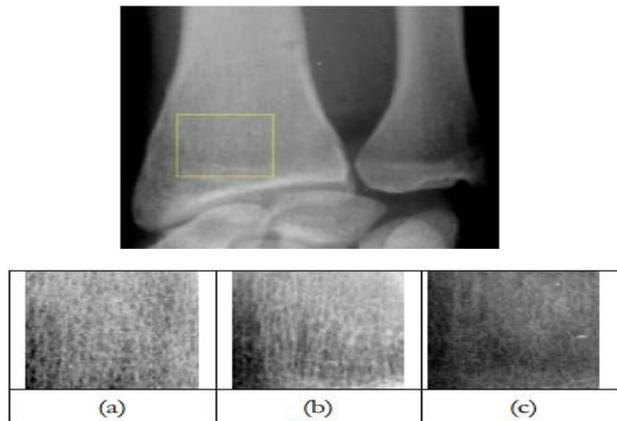


Figure II.3 : texture d'un os

Bien qu'il n'y ait pas une définition stricte de la texture de l'image, il est facilement perçu par les humains et il est censé être une source riche d'informations visuelles sur la nature et la forme des objets physiques. D'une manière générale, les textures sont des complexes visuelles des motifs composés d'entités ou de sous-pupitres présentant une luminosité caractéristique, une couleur, une pente, une taille, etc. Ainsi, la texture peut être considérée comme un groupement de similarité dans une image [Ros, 1982]. Les propriétés locales du sous-bois donnent naissance à la légèreté perçue, uniformité, densité, rugosité, régularité, linéarité, fréquence, phase, direction, la grossièreté, le caractère aléatoire, la finesse, la douceur, la granulation, etc., de la texture dans son ensemble [Lev, 1985][Mat, 1998].

La texture des images se réfère à l'apparence des structures et des dispositions des parties d'un objet à l'intérieur de l'image. Les images utilisées pour le diagnostic dans la pratique clinique sont :

- Les images numériques à deux dimensions : L'image numérique est composée de Blocs rectangulaires ou pixels (éléments d'image).
- Ou images numérique tridimensionnelle qui sont composées de Petits blocs de volume appelés voxels (volume éléments).

Chacune de ses images est représentée par un ensemble de coordonnées dans l'espace, et chacun a une valeur, représentant l'intensité de niveau de gris de cette image ou du volume de l'élément dans l'espace.

On peut attribuer le concept de texture dans la distribution des valeurs de niveaux de gris parmi les pixels d'une région donnée d'intérêt dans l'image. [Cast, 2004]

II.2.3. Type de texture

II.2.3.1. Macrotecture

Qui présentent un aspect régulier, sous formes de motifs répétitifs spatialement placés selon une règle précise (ex : peau de lézard, mur de brique) donc une approche structurelle déterministe. [Michèle Gouiffès]

II.2.3.2. Microtexture

Présentant des primitives "microscopiques" distribuées de manière aléatoire (ex : sable, laine tissée, herbe) d'où une approche probabiliste cherchant à caractériser l'aspect anarchique et homogène. [Michèle Gouiffès].

II.2.4. Les quatre problèmes majeurs de l'analyse de la texture

II.2.4.1 Extraction de caractéristiques

Pour calculer une caractéristique d'une image numérique capable de décrire numériquement ses propriétés de texture. [Mat, 1998]

II.2.4.2. Discrimination de texture

Pour partitionner une image texturée en régions, chacune correspondant à une texture perceptuellement homogène (conduit à la segmentation d'image). [Mat, 1998]

II.2.4.3. Classification de la texture

Pour déterminer à un nombre fini des classes définies pour que la texture appartienne à une région homogène. [Mat, 1998]

II.2.4.4 Forme de la texture

Pour reconstruire la géométrie de surface 3D à partir des informations de la texture. [Mat, 1998]

II.2.5 Méthodes d'analyse de texture

II.2.5.1 Les méthodes structurelles

Tiennent compte de l'information structurelle et contextuelle d'une forme et sont particulièrement bien adaptées aux textures macroscopiques. Les étapes d'analyse sont d'abord l'identification des éléments constitutifs, puis la définition des règles de placement. Les deux structures les plus importantes sont les structures de graphe et les structures syntaxiques. Les approches structurelles [Har, 1979 ; Lev, 1985] représentent la texture par un bordé Primitives (microtexture) et une hiérarchie des arrangements spatiaux (macrotexture) de ces primitives. Pour décrire la texture, il faut définir les primitives et les règles de placement. Le choix d'un primitif (à partir d'un ensemble de primitives) et la probabilité de la primitive choisie à placer dans un lieu particulier peut être en fonction de l'emplacement ou les primitives proches de l'emplacement. L'avantage de l'approche structurelle est qu'il fournit une bonne description symbolique de l'image. Cependant, cette fonctionnalité est plus utile pour la synthèse que les tâches d'analyse. Les descriptions abstraites peuvent être mal définies pour des raisons naturelles de textures en raison de la variabilité de la micro et de la macrostructure et la distinction qui n'est pas claire entre eux. Un outil puissant pour l'analyse de la texture structurale est fourni par morphologie mathématique [Ser, 1983]. Il peut s'avérer utile pour l'analyse d'image de l'os et pour la détection des changements dans la microstructure osseuse. [Mat, 1998]

II.2.5.2 Les méthodes statistiques

Contrairement aux méthodes structurelles, les approches statistiques ne tentent pas de comprendre explicitement la structure hiérarchique de la texture. Au lieu de cela, ils représentent la texture indirectement par des propriétés non déterministes qui régissent les distributions et les statistiques (c'est-à-dire les statistiques données par paires de pixels) ont montré qu'elles atteignaient le taux de discrimination que le spectre de puissance (basé sur la transformation) et les méthodes structurelles [Wes, 1976]. La discrimination de texture humaine en termes de propriétés statistiques de texture est enquêtée dans [Jul, 1975]. En conséquence, les textures dans les images au niveau du gris sont discriminées spontanément seulement s'ils diffèrent dans des

moments de deuxième ordre. Deuxième rang égal Moments, mais différents moments de troisième ordre nécessitent un effort cognitif délibéré. Cela peut être une indication que pour le traitement automatique. Les statistiques jusqu'à seconds ordres peut être le plus important et la statistique de seconde ordre est la plus populaire [Mat, 1998].

II.2.5.2.1 Les méthodes d'ordre 1

Dans l'analyse de texture statistique de premier ordre, les informations sur la texture sont extraites de l'histogramme de l'intensité de l'image. Cette approche mesure la fréquence d'un niveau de gris particulier à une position d'image aléatoire et ne prend pas en compte les corrélations, ou cooccurrences, entre les pixels. [Wil, 2010]

Cette méthode s'effectue directement à partir des niveaux de gris des pixels de l'image tel que (la moyenne, la variance, l'énergie, l'entropie, le contraste etc.)

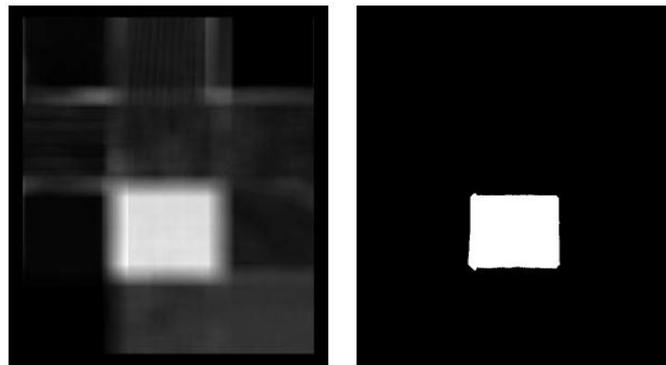


Figure II.4 exemple de détection

II.2.5.2.2 Matrices de cooccurrences

La matrice de cooccurrence est une technique qui permet l'extraction d'informations statistiques de l'image concernant la répartition des paires de pixels. Il est calculé en définissant une direction et une distance qui sépare les paires de pixels. [Cast, 2004]

Dans la mesure où l'on considère qu'une texture peut être décrite par ses statistiques d'ordre 2. Les matrices de cooccurrences, proposées par Jules en 1975 [Jul, 1975], sont des représentations statistiques les plus complètes. Par la suite, Haralick a défini des indicateurs texturaux ou descripteurs décrivant ces matrices [Har, 1979]. Cette approche a été très appréciée en raison de sa facilité de la mise en œuvre et de ses performances. Elle est devenue une approche de référence.

Certaines approches proposent d'utiliser directement les matrices de cooccurrences pour la classification de textures, au prix d'une complexité calculatoire élevée. Toutefois, les matrices ne servent pas la plupart du temps que d'intermédiaires au calcul de descripteurs ou indicateurs texturaux. Haralick a proposé quatorze attributs de description ; citons notamment quatre d'entre eux, fréquemment utilisés [Har, 1979]:

(a) le second moment angulaire : $ASM = \sum_i \sum_j \phi_{ij}^2$;

(b) le contraste : $CON = \sum_i \sum_j (i - j)^2 \phi_{ij}$;

(c) la corrélation : $COR = \frac{1}{\sigma_x \sigma_y} \sum_i \sum_j (ij \phi_{ij} - \mu_x \mu_y)$

(d) l'entropie : $ENT = - \sum_i \sum_j \phi_{ij} \log \phi_{ij}$;

ϕ_{ij} désigne l'élément (i, j) de la matrice de cooccurrences normalisée, calculée pour (d_1, d_2) fixés. μ_x et σ_x sont la moyenne et l'écart type des vecteurs de probabilités marginales, obtenus en sommant selon les lignes de ϕ . Les termes μ_x et σ_x sont relatifs aux colonnes.

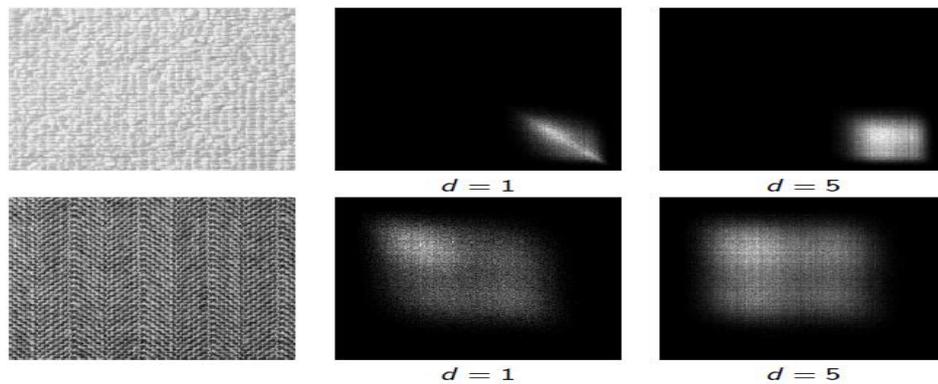


Figure II.5 Matrice de cooccurrence par différentes distances

II.2.5.2.3 Fonction d'autocorrélation

La fonction d'autocorrélation des niveaux de gris est une approche pertinente pour la caractérisation de la taille des primitives et le cas échéant, pour la mesure de la périodicité de la texture. Cependant, dans le cas d'un champ d'orientations, la fonction d'autocorrélation n'est pas directement exploitable. En effet, l'orientation est une donnée circulaire dont on doit prendre en compte la congruence modulo π . Dès lors, le produit de deux orientations et a fortiori, l'intégrale de ce produit (i.e. la fonction d'autocorrélation) n'ont pas nécessairement un sens. Par contre, si l'on considère l'orientation, donnée circulaire, comme une fonction complexe, il est possible de

définir sa fonction d'autocorrélation. La fonction d'autocorrélation est un processus aléatoire complexe bidimensionnel. [Jean-Pierre, 2001]

II.2.5.3 Les méthodes basées sur l'étude des formes

Se trouvent au croisement de la reconnaissance des formes, de la caractérisation de défauts et de l'analyse macro textural. Les régions texturales de l'image épousent des formes particulières et peuvent être caractérisées par des paramètres dits de formes.

II.2.5.4 les méthodes fréquentielles

Ces méthodes permettant d'analyser une texture en identifiant les différentes fréquences qui la composent parmi d'elles :

II.2.5.4.1 La transformée de Fourier

Elle représente le passage de la représentation spatiale (espace géométrique 2D de l'image) à la représentation fréquentielle.

Spectre : montre les composantes énergétiques fréquentielles de l'image.

Les textures sont souvent quasi périodiques : présentent une certaine régularité ou périodicité.

Les textures fines ont une plus grande énergie vers les hautes fréquences à l'inverse des textures grossières.

La TF nous informe sur :

- ✓ Le contenu fréquentiel global ;
- ✓ Extraction de caractéristiques texturales ;
- ✓ Analyse multi-résolution. [Michèle Gouiffès]

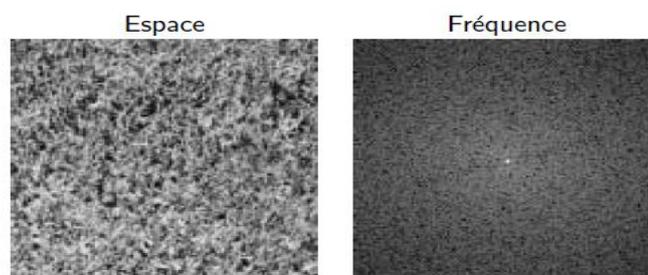


Figure II.6 utilisation de la TF

II.2.5.4.2 Le filtre de Gabor

Les textures sont représentées par leurs réponses à des filtres linéaires extrayant une information fréquentielle localisée et orientée.

En ce qui concerne la modélisation fréquentielle proprement dite, une approche courante consiste à réaliser une décomposition du spectre selon une banque de filtres de Gabor.

Un filtre de Gabor possède une orientation et une fréquence privilégiée pour lesquelles sa réponse est maximale. La présence dans la texture de structures périodiques orientées se manifeste dans la décomposition de Gabor par une réponse importante à l'un des éléments de la banque de filtres. Comme pour toute approche mettant en œuvre une banque de filtres, la précision de l'estimation dépend directement du nombre de filtres utilisés. [Jean-Pierre, 2001]

II.2.5.4.3 Les ondelettes

L'utilisation des ondelettes est une technique qui analyse le contenu en fréquence d'une image au sein de différents échelles de cette image. Cette analyse donne un ensemble de coefficients d'ondelettes correspondants à différents échelles et à différentes directions de fréquence. Lorsqu'on calcule la transformée en ondelettes d'une image, on associe à chaque pixel un ensemble de nombres (le coefficient d'ondelettes) qui caractérisent la fréquence de contenu de l'image à ce moment-là sur un ensemble des échelles. A partir de ces coefficients, on peut calculer les paramètres de texture. La figure II.7 montre un exemple d'une transformée en ondelettes pour une image.

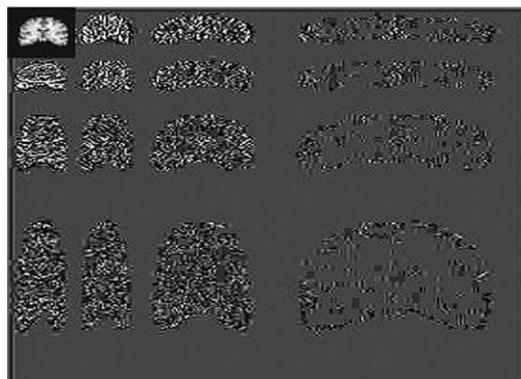


Figure II.7 : transformée en ondelettes. Le coin supérieur gauche de l'image montre une faible fréquence version à petite échelle de l'image originale, alors que toutes les autres parties de l'image montrent une fréquence élevée version de l'image originale sur différentes balances.

II.2.5.5. les méthodes fractales

Elles permettent de synthétiser des images très proches de la réalité. En analyse de texture, la dimension fractale, qui est une mesure du degré d'irrégularité d'un objet, décrit une certaine propriété de la texture. Le modèle fractal est basé essentiellement sur l'estimation par des méthodes spatiales de la dimension fractale de la surface représentant les niveaux de gris de l'image. [Cast, 2004]

II.2.6. Application médicale de l'analyse de la texture

L'analyse de la texture peut être appliquée dans une série d'études des images médicales à savoir :

- Contribution à l'analyse de textures de radiographies osseuses ;
- Analyse de texture d'images IRM ;
- Application à la classification (exemple : Classification des lésions cervicales);
- La caractérisation ;
- La segmentation des images (exemple : Segmentation des structures anatomiques);
- La reconnaissance des formes ;
- Différenciation entre les tissus sains et celles pathologiques dans le cerveau humain
- Etc.

II.3. Conclusion

L'étude de textures rencontrées dans les images médicales reste une méthode conçue qui permet d'extraire des informations supplémentaires des images médicales qui ne sont pas facilement représentées par inspection visuelle. Elle suscite beaucoup d'intérêt dans la communauté du traitement d'images. Cette technique c'est donc une méthode prometteuse liée à l'amélioration dans le futur de la qualité des images médicales.

Chapitre :

III

Chapitre III : Les méthodes et les approches appliqués

III.1 Introduction

La texture contient des informations importantes sur la structure de la surface de l'image, qui est le facteur clé de la perception visuelle. L'analyse de la texture largement utilisée dans la classification des images, la reconstruction d'image en trois dimensions et la segmentation d'image. De nombreuses approches d'analyse de texture ont été développées. La matrice de cooccurrence de niveau de gris (GLCM) s'est avérée être l'une des approches d'analyse de texture les plus efficaces parmi les méthodes statistiques.

III.2 La matrice de cooccurrence de niveau de gris (GLCM)

III.2.1 Définition

La matrice de cooccurrence mesure la probabilité d'apparition des paires de valeurs de pixels situés à une certaine distance dans l'image. Cette probabilité représente le nombre de fois où un pixel de niveau de gris i apparaît à une distance relative d d'un pixel de niveau de gris j et selon une orientation θ donnée. [Ben, 2014]

Haralick a défini 14 indices à partir de cette matrice pour résumer les diverses propriétés de la texture, dans le but d'intégrer cette information dans une classification.

III.2.2 Principe

Le calcul d'une matrice de cooccurrence de niveaux de gris ou GLCM (*Grey Level Cooccurrence Matrix*) consiste à repérer dans une image le nombre d'occurrences de paires de niveaux de gris séparés par une distance d dans une direction définie par un vecteur de déplacement (dx, dy) . Le calcul de la GLCM pour une image I de dimension $N \times M$ se formalise comme suit :

$$GLCM_{dx,dy}(i, j) = \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M \begin{cases} 1, & \text{si } I(n, m) = i \text{ et } I(n + dx, m + dy) = j \\ 0, & \text{sinon} \end{cases} \quad (III.1)$$

Où i et j sont les niveaux de gris du pixel de référence et du pixel voisin respectivement, n et m correspondent aux coordonnées des pixels dans l'image I .

On peut déduire de l'équation (III.1) que les entrées situées à proximité de la diagonale de la matrice de cooccurrence seront d'autant plus élevées que les valeurs de niveaux de gris de l'image sont proches ou similaires pour le déplacement considéré. A l'inverse, les entrées hors diagonale seront plus élevées pour des images dans lesquelles les niveaux de gris varient localement pour le déplacement considéré.

De même, le contenu textural s'exprimera différemment en fonction de la distance et de l'orientation du déplacement considéré entre les paires de sites.

En pratique, les entrées de la GLCM sont souvent normalisées en les divisant par le nombre de pixels (somme des entrées égale à 1) afin d'éliminer l'influence de la taille de l'image. En outre, la matrice de cooccurrence est généralement construite de manière symétrique en considérant la somme des entrées calculées pour deux déplacements de directions opposées. Ainsi, pour un déplacement horizontal sur une distance de 1, on intégrera simultanément les occurrences obtenues pour deux vecteurs de déplacement (dx, dy) égal à $(1,0)$ et à $(0,1)$. Notons également l'existence d'une forme généralisée des matrices de cooccurrence dans laquelle les paires d'occurrences sont déterminées à partir des maxima locaux et de l'orientation des gradients autour de ces maxima. Cette version généralisée est particulièrement adaptée à la caractérisation de macro textures. [Oli, 2014]

La formation des matrices de cooccurrence est une étape initiale qui compile des informations spatiales et statistiques pour calculer les paramètres de texture. L'information spatiale considérée est la position relative des paires de pixels, définies avec la distance d et l'orientation θ qui décrivent l'emplacement du second pixel par rapport à la première.

Une matrice de cooccurrence est formée pour chaque position. Typiquement, quatre valeurs de θ , à savoir 0° , 45° , 90° et 135° , et le choix de distance le plus courant est $d = 1$ lorsque θ est 0° ou 90° , $d = \sqrt{2}$ quand θ est 45° ou 135° .

Un seul GLCM pourrait ne pas être suffisant pour décrire les caractéristiques de texture de l'image.

Pour cette raison, il faut créer plusieurs GLCM pour une seule image. Pour cela, on spécifie un tableau d'offsets. Ces offsets définissent des relations de pixels de direction et de distance différentes. Par exemple, un tableau d'offsets qui spécifient quatre directions (horizontale, verticale et deux diagonales) et quatre distances.

Dans ce cas, l'image est représentée par 16 GLCM. Pour calculer les statistiques à partir de ces GLCM, on prend la moyenne de chaque caractéristique dans quatre directions pour la même distance.

Offsets = [0 1; 0 2; 0 3; 0 4;
 -1 1; -2 2; -3 3; -4 4;
 -1 0; -2 0; -3 0; -4 0;
 -1 -1; -2 -2; -3 -3; -4 -4;]. [Fal, 2016]

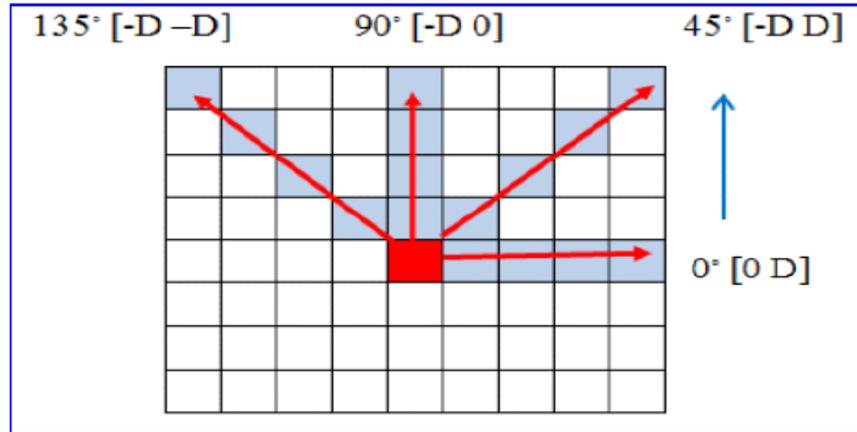


Figure III.1 la matrice de cooccurrence pour l'extraction des caractéristiques de texture dans 4 directions et 4 distances

III.2.3 Les attributs d'Haralick

Haralick et al. ont introduit 14 caractéristiques statistiques qui sont générées en calculant la matrice de cooccurrence pour différentes directions. Ces matrices sont habituellement utilisées pour caractériser les textures dans une image car elles contiennent des informations sur l'image telles que l'homogénéité, le contraste, l'énergie, l'entropie, etc.

III.2.3.1 Energie

L'énergie exprime le caractère régulier de la texture. De manière générale, une énergie élevée est observée lorsque l'image est très régulière, c'est-à-dire lorsque les valeurs élevées de la GLCM sont concentrées à quelques endroits de la matrice. C'est le cas par exemple pour des images dont la distribution des niveaux de gris a soit un aspect constant, soit un aspect périodique. Une image aléatoire ou fortement bruitée produit une GLCM distribuée de manière plus uniforme et présente une énergie faible. [Oli, 2014]

$$f_1 = \sum_i \sum_j P_{i,j}^2 \quad (III.2)$$

(i,j) désignent les coordonnées d'un élément de la matrice

$P_{i,j}$ désigne la valeur normalisée (divisée par le nb de pixels)

III.2.3.2 Contraste

Le contraste est plus élevé pour des GLCMs présentant des valeurs plus larges en dehors de la diagonale, autrement dit pour des images affichant des changements locaux d'intensité. [Oli, 2014]

$$f_2 = \sum_i \sum_j P_{i,j} (i - j)^2 \quad (III.3)$$

III.2.3.3 Entropie

L'entropie est d'autant plus élevée que la diagonale de la GLCM est étalée, le cas extrême étant une GLCM uniforme. En ce sens, l'entropie est l'inverse de l'énergie et caractérise l'aspect irrégulier de l'image, d'où une corrélation forte entre ces deux attributs. [Oli, 2014]

$$f_3 = \sum_i \sum_j P_{i,j} (-\ln P_{i,j}) \quad (III.4)$$

III.2.3.4 Homogénéité

L'homogénéité évolue à l'inverse du contraste et prend des valeurs élevées si les différences entre les paires de pixels analysées sont faibles. Celle-ci est donc plus sensible aux éléments diagonaux de la GLCM, contrairement au contraste qui dépend plus des éléments éloignés la diagonale. [Oli, 2014]

$$f_4 = \sum_i \sum_j \frac{P_{i,j}}{1 + (i - j)^2} \quad (III.5)$$

III.2.3.5 Corrélacion

Elle peut s'apparenter à une mesure de la dépendance linéaire des niveaux de gris dans l'image. [Oli, 2014]

$$f_5 = \sum_i \sum_j \left[\frac{(i - \mu_i)(j - \mu_j)}{\sqrt{\sigma_i^2 \sigma_j^2}} \right] \quad (III.6)$$

Où : μ_i et μ_j la moyenne des entrées normalisées pour le pixel de référence de valeur i et j

σ_i et σ_j : l'écart-type des entrées normalisées pour le pixel de référence de valeur i et j

III.2.3.6 Variance

Cette statistique est une mesure de l'hétérogénéité et est fortement corrélée à la variable statistique de premier ordre telle que l'écart-type. La Variance augmente lorsque les valeurs de niveau de gris diffèrent de leur moyenne. [Dha, 2000]

$$f_6 = \sum_i \sum_j P_{i,j} (i - \mu_i)^2 \quad (III.7)$$

μ : la moyenne

III.2.3.7 Moyenne des sommes

$$f_7 = \sum_i i P_{i,j} \quad (III.8)$$

III.2.3.8 Variance des sommes

$$f_8 = \sum_i (i - f_7)^2 P_{x+y}(i) \quad (III.9)$$

III.2.3.9 Entropie des sommes

$$f_9 = - \sum_i P_{x+y}(i) \log P_{x+y}(i) \quad (III.10)$$

III.2.3.10 Variance des différences

$$f_{10} = \sum_i (i - f_7)^2 P_{x-y}(i) \quad (III.11)$$

III.2.3.11 Entropie des différences

$$f_{11} = - \sum_i P_{x-y}(i) \log P_{x-y}(i) \quad (III.12)$$

III.2.3.12 Information sur la corrélation 1

$$IMC_1 = \frac{HXY - HXY1}{\max\{HX, HY\}} \quad (III.13)$$

Où HX et HY sont respectivement les entropies de P_x et P_y

$$HXY1 = - \sum_i \sum_j p(i,j) \log(P_x(i)P_y(i)) \quad (III.14)$$

III.2.3.13 Information sur la corrélation 2

$$IMC2 = \sqrt{1 - \exp[-2.0(HXY2 - HXY)]} \quad (III.15)$$

$$HXY1 = - \sum_i \sum_j P_x(i)P_y(j) \log(P_x(i)P_y(i)) \quad (III.16)$$

III.2.3.14 Coefficient de corrélation maximal (MCC)

$$MCC = \sqrt{\text{la deuxième valeur propre de } Q} \quad (III.17)$$

Où:

$$Q_{i,j} = \sum_k \frac{g(i,k)g(j,k)}{g_x(i)g_y(k)} \quad (III.18)$$

III. 3. Les méthodes de la segmentation

III. 3.1. Objectif de segmentation

La Segmentation consiste à diviser et partitionner l'image en régions, ou chaque région est homogène, au sens d'un critère : forme, couleur, texture, ...

III.3.2. Définition de la segmentation

La segmentation d'image est une opération de traitement d'images qui a pour but de rassembler des pixels entre eux suivant des critères prédéfinis. Les pixels sont ainsi regroupés en régions qui constituent une partition de l'image. Il peut s'agir par exemple de séparer les objets du fond.

C'est une partition de l'ensemble des pixels de l'image en différents groupes. Chaque groupe est supposé correspondre à un "objet" de l'image. Quand il s'agit de séparer les pixels en 2 groupes, on parle alors de binarisation. Il n'existe pas une seule méthode de segmentation d'images, mais il y a plusieurs méthodes.

La méthode utilisée dépend très fortement du type d'images et de l'application visée. Quelques notations :

On note Ω le domaine de l'image. Par exemple $\Omega = [0, 1]^2$ dans un cadre continu.

Où $\Omega = \{0, \dots, N - 1\}^2$ dans un cadre discret. L'image, notée I , est une fonction définie sur Ω et à valeurs dans \mathbb{R} ou dans $\{0, \dots, 255\}$.

On note h l'histogramme des niveaux de gris de l'image. Dans le cadre d'une image digitale de taille $N \times N$, il est défini par: [Agn, 2006]

$$\forall k \in \{0, \dots, 255\}, h(k) = \frac{1}{N^2} \# \left\{ \frac{x}{I(x)} = k \right\} \quad (III.19)$$

III. 3.2.1 À quoi sert la segmentation ?

Elle est importante pour les étapes de traitement d'images comme :

- La reconnaissance des objets
- L'indexation : rechercher dans une base d'images, les images "ressemblantes" à une image initiale
- La compression
- Le recalage d'images, mises en correspondance
- Les mesures d'objets
- La détection de zones d'intérêt
- La quantification des volumes, des tissus, des organes
- La localisation d'une pathologie
- L'étude d'une structure anatomique
- La planification d'un traitement

- La chirurgie assistée par ordinateur [Thomas]

III. 3.3. Segmentation par seuillage

Cette approche s'appuie uniquement sur l'information donnée par l'histogramme de l'image. On se propose de découper l'image en n régions R_i correspondant à un intervalle de niveau de gris. Les $n-1$ seuils S_i peuvent être définis comme le niveau de gris du minimum de l'histogramme H sur chaque intervalle comme suit :

$$H(S_j) = \min H(j), \text{ pour } j \in r_i \quad (\text{III.20})$$

Les tests effectués montrent bien les limites de cette méthode. L'image doit avoir un histogramme qui contient des pics bien distincts. De plus, le choix de nombre de classes de niveau de gris nécessaire est important et difficile à déterminer. Cette méthode reste principalement efficace dans le cas particulier de la segmentation en deux régions, c'est-à-dire le passage à une image binaire. [Ech, 2010]

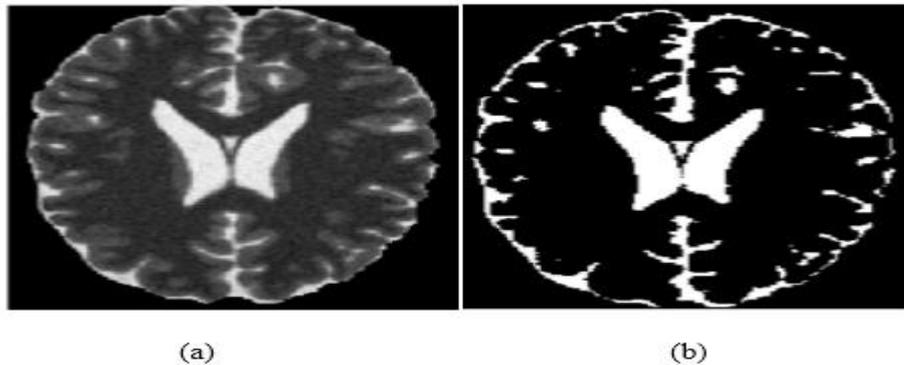


Figure III.2: (a). image originale, (b).image segmentée par un seuillage

III. 3.3.1 Principe

C'est faire une segmentation de l'histogramme des niveaux de gris de l'image, ce qui donne une segmentation de l'image. Pour la binarisation: le problème se ramène à trouver le seuil de niveau de gris T optimal. L'image segmentée est alors une image binaire: $J(x) = 1 \text{ (} I(x) \geq T \text{)}$. Mais ces méthodes n'utilisent pas l'information spatiale sur les pixels. D'autres méthodes font un seuillage local: pour tout $x \in \Omega$, on calcule un seuil optimal $T(x)$, à partir des caractéristiques locales de l'image. L'image segmentée est alors $J(x) = 1 \text{ I (} I(x) \geq T(x) \text{)}$. [Agn, 2006]

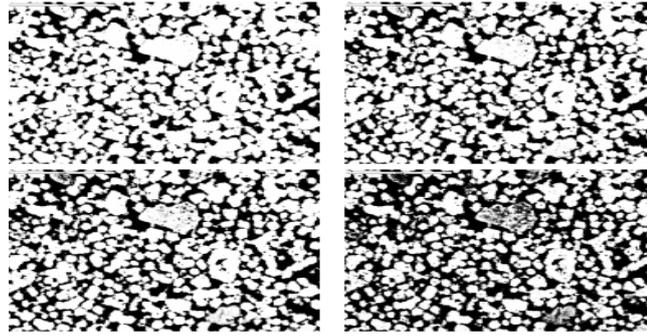


Figure III.3 Binarisation avec différents seuils 135, 145, 155, 165

III. 3.3.2 Seuillage d'histogramme

- Détermination du (ou des) seuil(s) avec un :
 - ✓ Valeur obtenue par test
 - ✓ Valeur moyenne
 - ✓ Valeur médiane
 - ✓ Choix automatique
- Un algorithme simple est implémenté
 - ✓ Choisir un seuil S initial (moyenne, médiane, ...)
 - ✓ On seuille \rightarrow 2 groupes de pixels de moyenne μ_1 et μ_2
 - ✓ On calcule $S = (\mu_1 + \mu_2) / 2$
 - ✓ On itère jusqu'à ce que S soit constant [Thomas]

III. 3.4 Segmentation par la méthode des k-means

III. 3.4.1 Définition

La méthode des k-means est un outil de classification classique qui permet de répartir un ensemble de données en classes homogènes. La plupart des images vérifient localement des propriétés d'homogénéité, notamment en termes d'intensité lumineuse. L'algorithme des k-means permet donc d'apporter une solution à la segmentation d'images. Elle a été introduite par J. McQueen en 1971 et mise en œuvre sous sa forme actuelle par E. Forgy. [Oma, 2004]

III.3.4.2.Principe

Dans le cadre de la classification non supervisée, on cherche généralement à partitionner l'espace en classes concentrées et isolées les unes des autres. Dans cette optique, l'algorithme des k-

means vise à minimiser la variance intra-classe, qui se traduit par la minimisation de l'énergie suivante :

$$\begin{aligned}
 E &= \frac{1}{2} \sum_{c \in \mathcal{C}} \sum_{x \in c} \|x - m_c\|^2 \\
 &= \frac{1}{2} \sum_{c \in \mathcal{C}} \#c \times V(c) \\
 E &= \frac{1}{2} \sum_{x \in \mathcal{D}} \min_{c \in \mathcal{C}} \|x - m_c\|^2
 \end{aligned}
 \tag{III.21}$$

Avec \mathcal{C} l'ensemble des clusters et pour chaque cluster C , m_c son centre (appelé noyau), $V(c)$ sa variance, La minimisation de l'énergie peut se réaliser par une descente de gradient sur les noyaux dont les propriétés de convergence ont été étudiées.

III. 3.4.3 Algorithme de segmentation par K-means

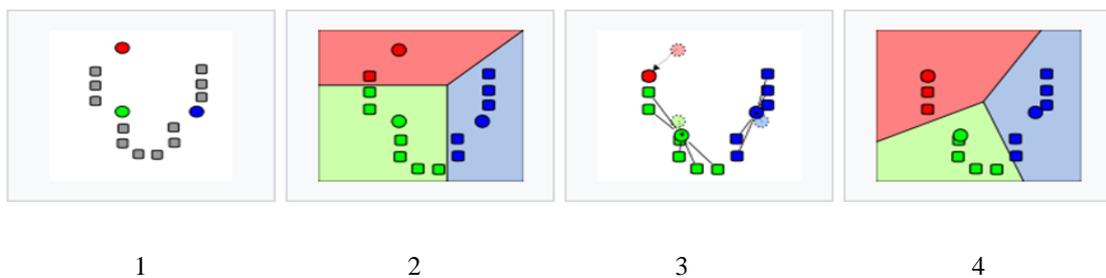


Figure III.4. Démonstration de l'algorithme standard de k-means

Elle peut se traduire par les étapes suivantes :

1. initialisation des noyaux.
2. mise à jour des clusters.
3. réévaluation des noyaux.
4. itérer les étapes 2. Et 3. Jusqu'à stabilisation des noyaux. [Oma, 2004]

```

Algorithme 1 - k-means
On note  $\mathbb{E}(c)$  la fonction qui associe à un cluster  $c$  son centre de gravité
défini par  $\frac{1}{\#c} \sum_{x \in c} x$ .

Début
// Initialisation
 $\forall c \in \mathcal{C}$ 
 $m_c \leftarrow x \mid x \in \mathcal{D}$  // Tirage uniforme dans la base de données
 $c \leftarrow \{x \in \mathcal{D} \mid \min_{q \in \mathcal{C}} \|x - m_q\|^2 = \|x - m_c\|^2\}$ 
Fin  $\forall$ 
Tant que  $\exists c \in \mathcal{C} \mid m_c \neq \mathbb{E}(c)$ 
 $\forall c \in \mathcal{C}$ 
 $m_c \leftarrow \mathbb{E}(c)$ 
 $c \leftarrow \emptyset$ 
Fin  $\forall$ 
 $\forall x \in \mathcal{D}$ 
 $\hat{c} \leftarrow \arg \min_{c \in \mathcal{C}} \|x - m_c\|^2$ 
 $\hat{c} \leftarrow \hat{c} \cup x$ 
Fin  $\forall$ 
Fin tant que
Fin

```

Figure III.5. Algorithme de k means

III. 3.4.3 Convergence et initialisation des k-means

L'algorithme ainsi défini converge vers un minimum local de l'énergie, qui se traduit par une partition de l'espace des données en des classes séparées par des hyperplans. La qualité de la solution ainsi trouvée dépend fortement des noyaux initiaux. De plus la sensibilité de l'algorithme à l'initialisation est d'autant plus grande que la dimensionnalité des données est grande.

De nombreuses stratégies ont été élaborées afin d'établir une bonne initialisation aux k-means :

- Estimation de la matrice de variance des clusters.
- Réduction de la base de données.
- Tirage aléatoire dans une boule autour du centre de gravité des données.
- Tirage aléatoire des noyaux dans les données avec plusieurs lancés des k-means : la solution d'énergie minimale est conservée. [Oma, 2004]

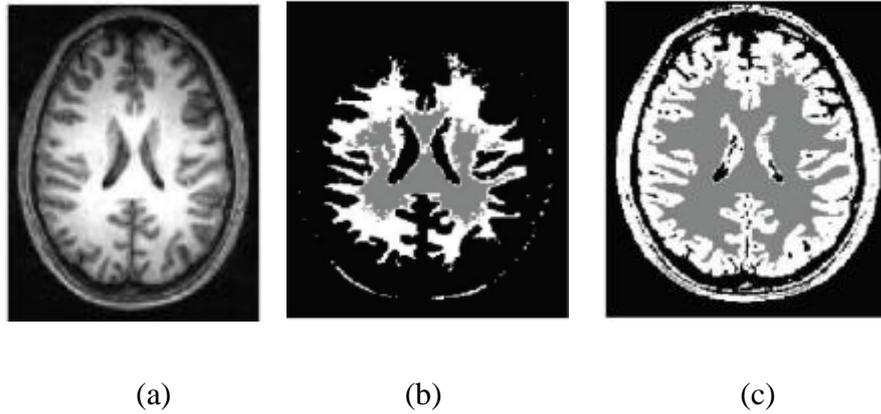


Figure III.6. Segmentation par k means : (a) Convergence de critère, (b) Initialisation (103, 239, 234), (c) Segmentation final (19, 219, 114)

III. 3.4.4 Inconvénients de k means

L'inconvénient majeur de l'algorithme k means est :

- La sensibilité à l'initialisation.
- Le choix du nombre de classe k.

III. 3.5 Segmentation par la méthode d'Otsu

III .3.5.1 Définition

La méthode d'OTSU assimile le problème de détermination d'un seuil pertinent T pour la binarisation de l'image à un problème de meilleure classification des pixels en deux sous-groupes C1T et C2T. Une des classes contient le fond et l'autre les objets dans l'image.

Le but est alors d'obtenir une valeur de niveaux de gris moyenne dans l'image tel qu' avec cette valeur obtenue, il ne reste plus qu'à répartir les pixels inférieurs à ce seuil ensembles et ceux supérieurs ensembles, puis donner une valeur binaire à chaque classe. [Julien]

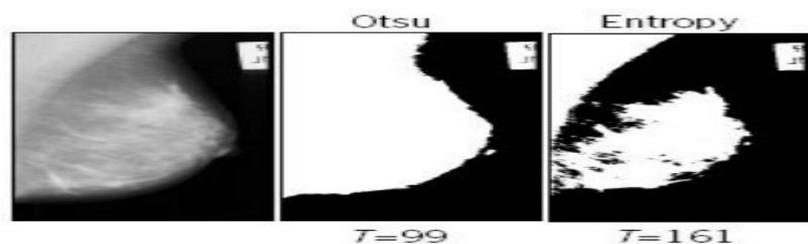


Figure III.7. Segmentation par Otsu

III. 3.5.2 Principe

La méthode d'Otsu repose sur la sélection d'un minimum entre deux pics (Fréquence et Valeur Moyenne) :

$$1) \text{ Fréquence: } w = \sum_{i=0}^T p(i) \quad p(i)=n_i/N \quad (\text{III.22})$$

$$2) \text{ Moyenne : } u = \sum_{i=0}^T ip(i) / w \quad (\text{III.23})$$

Avec :

N: Nombre total de pixels.

n_i : Nombre de pixels dans le niveau i.

T: nombre de niveaux de gris total (peut correspondre au seuil courant).

$$\text{Variance totale : } \sigma_t^2 = \sum_{i=0}^T (i - u)^2 P(i) \quad (\text{III.24})$$

La méthode d'Otsu maximise la variance interclasses: sachant que la variance totale se conserve, cela revient à minimiser les variances intra-classes (ce qui correspond à chercher un seuil pour lequel les pics sont resserrés (variance intra-classe) mais bien éloignés (variance interclasse))

$$\delta_b^2 = \omega_0(\mu_0 - \mu_t)^2 + \omega_1(\mu_1 - \mu_t)^2,$$

En utilisant $\mu_t = \omega_0\mu_0 + \omega_1\mu_1$, on obtient :

$$\delta_b^2 = \omega_0\omega_1(\mu_1 - \mu_0)^2$$

$\mu_0, \mu_1, \omega_0, \omega_1$ Avec respectivement fréquence et moyenne pour chaque classe [Sit2, 2017]

III. 3.5.3 Algorithme

- Un seuil t définit deux groupes de pixel : C1 et C2
- On cherche alors le seuil qui minimise la variance intra-classe :

$$\sigma_w^2(t) = \omega_1(t) \sigma_1^2(t) + \omega_2(t) \sigma_2^2(t) \quad (\text{III.25})$$

- Les poids $\omega_i(t)$ représentent la probabilité d'être dans la ième classe
- Les σ_i^2 sont les variances de ces classes [Thomas]



Figure III.8. Segmentation par Otsu

III.4 Conclusion :

Parmi les méthodes statistiques les plus utilisées, nous retrouvons les matrices de cooccurrence des niveaux de gris d'Haralick (GLCM). Certaines des caractéristiques d'Haralick extraites à partir de ces matrices sont compréhensibles et quantifiables par un être humain (contraste). Pour d'autres, il est plus difficile de produire une interprétation visuelle (somme des entropies).

Dans la suite du travail on va appliquer cette approche (GLCM) sur quelques images pour extraire des informations caractérisant la texture.

Chapitre :

IV

Chapitre IV : La mise en œuvre de l'application

IV.1. Introduction

Dans ce chapitre, la méthode de matrice cooccurrence des niveaux de gris sera appliquée sur une base d'images afin de discuter et interpréter les résultats obtenus.

IV.2. La base de données

Pour évaluer et tester notre approche, nous avons utilisé une base constituée d'images médicales angiographiques par résonances magnétique du système cardiopulmonaire prise à partir de la référence « PhysioNet » (<https://www.physionet.org/physiobank/database/images/>) qui contient 76 exemplaires de différents formats.

On a utilisé 6 images de format PNG et de taille 512*512 pixels pour chaque image. Les tests ont été implémentés sous Matlab.

IV.3. Filtrage et Segmentation

Avant d'appliquer la méthode GLCM (matrice cooccurrence des niveaux des gris), on a fait un prétraitement plus précisément le filtrage et l'application de la segmentation pour obtenir des images plus adaptées que les images originales pour tester notre approche.

IV.3.1. Filtrage

Les filtres de lissage sont des opérateurs qui permettent de réduire le bruit dans une image, il existe plusieurs types de filtre, on a utilisé les filtres linéaires par convolution (filtre Moyenneur et filtre Gaussien).

- Filtre Moyenneur
 - ✓ C'est un filtre passe-bas
 - ✓ Lisse l'image
 - ✓ Réduit le bruit
 - ✓ Réduit les détails

C'est un filtre dont tous les coefficients sont égaux et chaque pixel est remplacé par la moyenne de ses voisins.

- Filtre Gaussien
 - ✓ C'est un filtre passe-bas

- ✓ Un filtre Gaussien avec $\sigma < 1$ est utilisé pour réduire le bruit, et si $\sigma > 1$ c'est pour fabriquer une image qu'on va utiliser pour faire un masque flou donc plus σ est grand plus le flou appliqué est marqué.



Figure IV.1 Résultats de filtrage par les filtres « Moyenneur et Gaussien »

Interprétation

On a appliqué les deux filtres décrit précédemment, avec une fenêtre de 3×3 et $\sigma = 0.5$. On remarque que le filtre Gaussien donne un meilleur lissage et une meilleure réduction de bruit par rapport au filtre Moyenneur.

IV.3.2. Segmentation

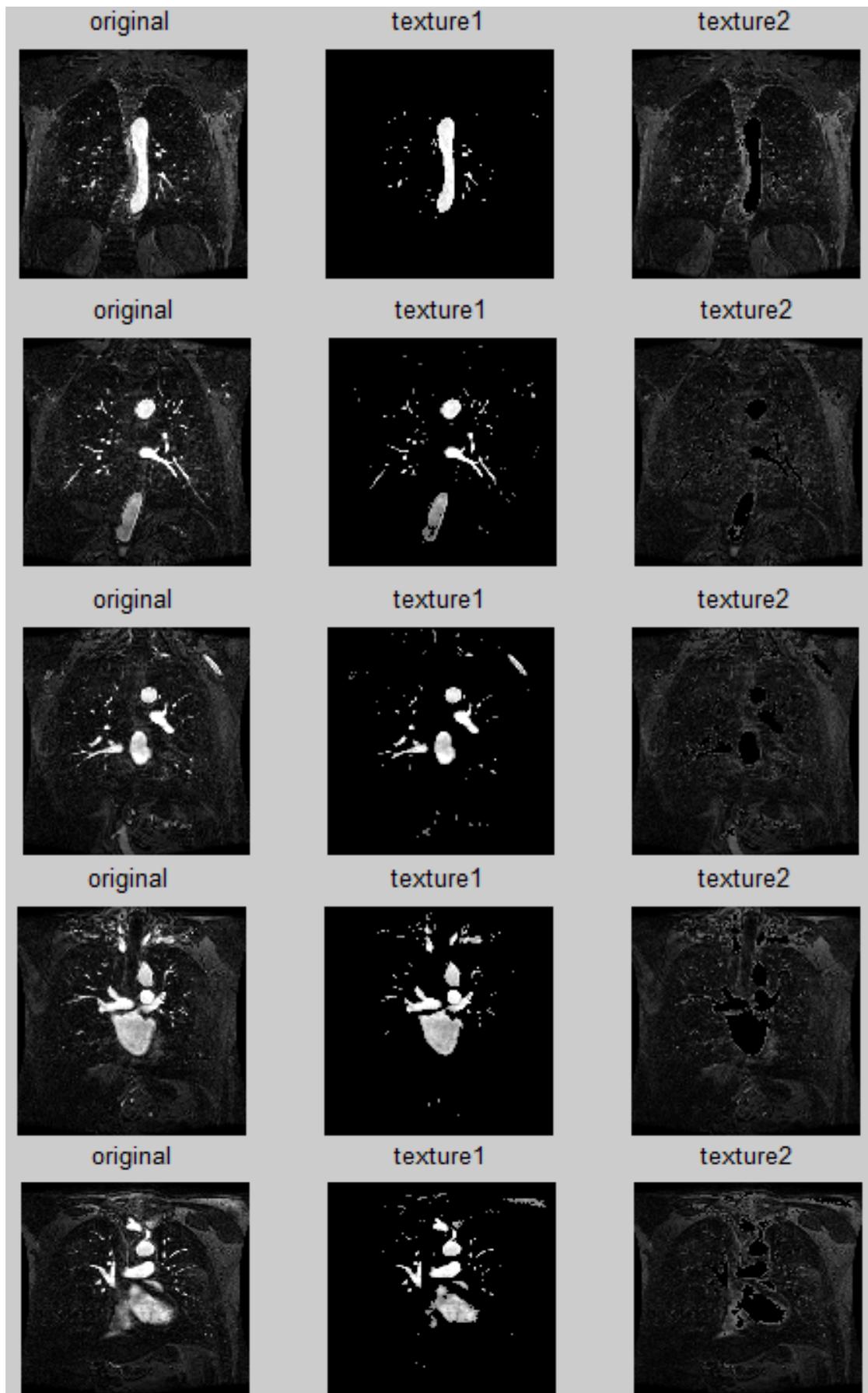
La segmentation est une étape importante dans le traitement d'image qui consiste à partitionner l'image en sous-ensembles appelés régions.

Afin de comparer les méthodes de segmentation utilisées, nous avons présenté dans les figures (2, 3, 4,5) la segmentation par les 4 approches.

Notre objectif est de segmenter l'image pour obtenir les 2 textures (texture1 : les vaisseaux et texture2 : les organes) pour appliquer la GLCM et calculer quelques attributs d'Haralick.

IV.3.2.1. Segmentation par seuillage manuel

Cette méthode consiste à choisir pour chaque image un seuil à partir de son histogramme.



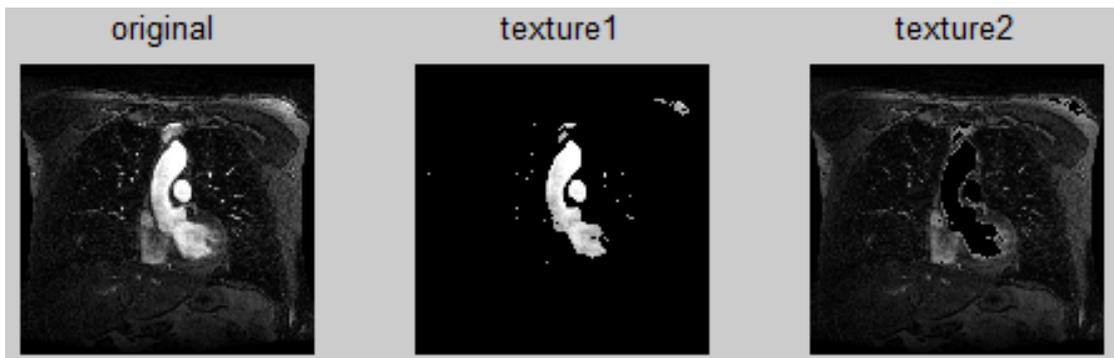
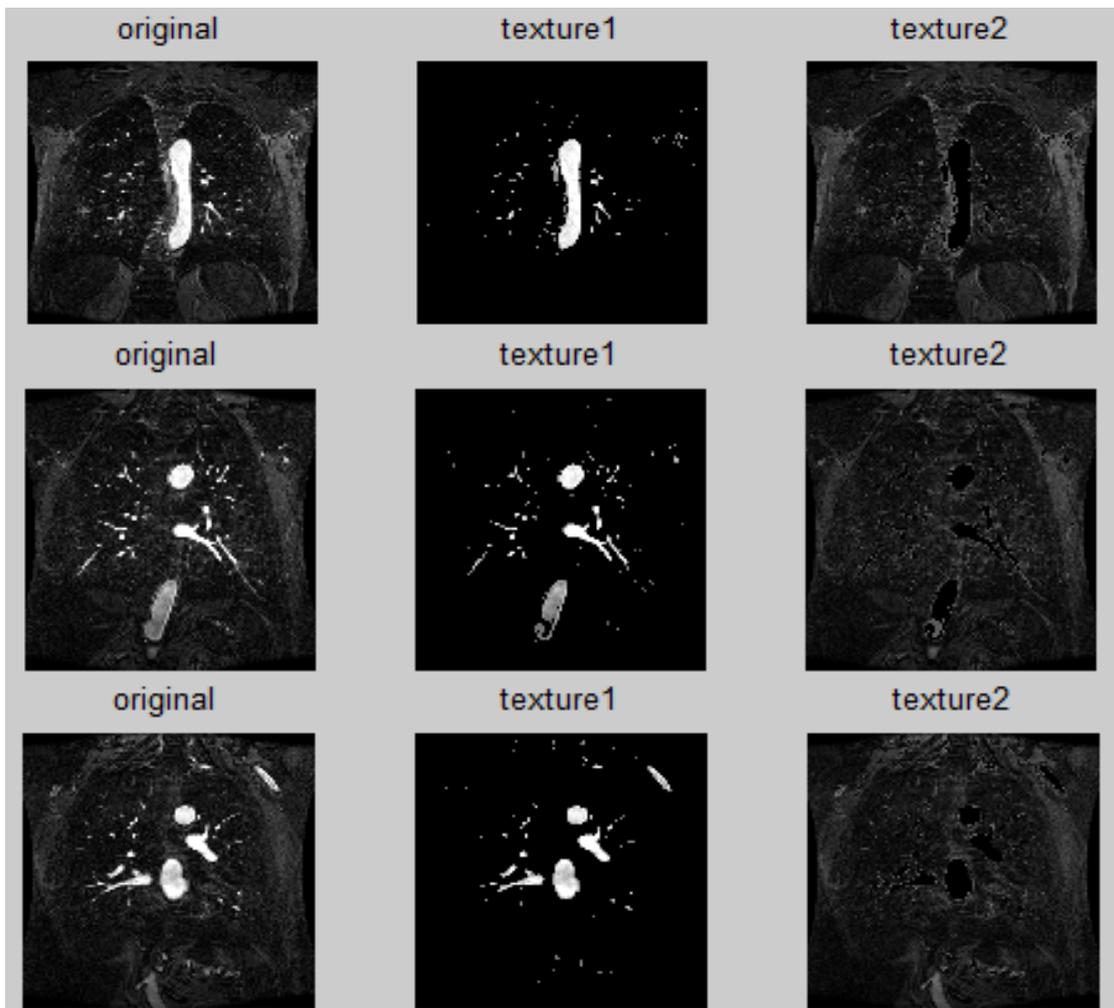


Figure IV.2 Résultats de la segmentation par seuillage manuel

On remarque que les zones d'intérêt sont bien limitées et les objets sont bien extraits. Mais le choix manuel de seuil influence sur les résultats et il faut toujours chercher le nouveau seuil à chaque fois qu'on change l'image.

IV.3.2.2. Segmentation par méthode d'Otsu

L'intérêt de cette méthode est que le choix du seuil est calculé automatiquement à partir de l'histogramme.



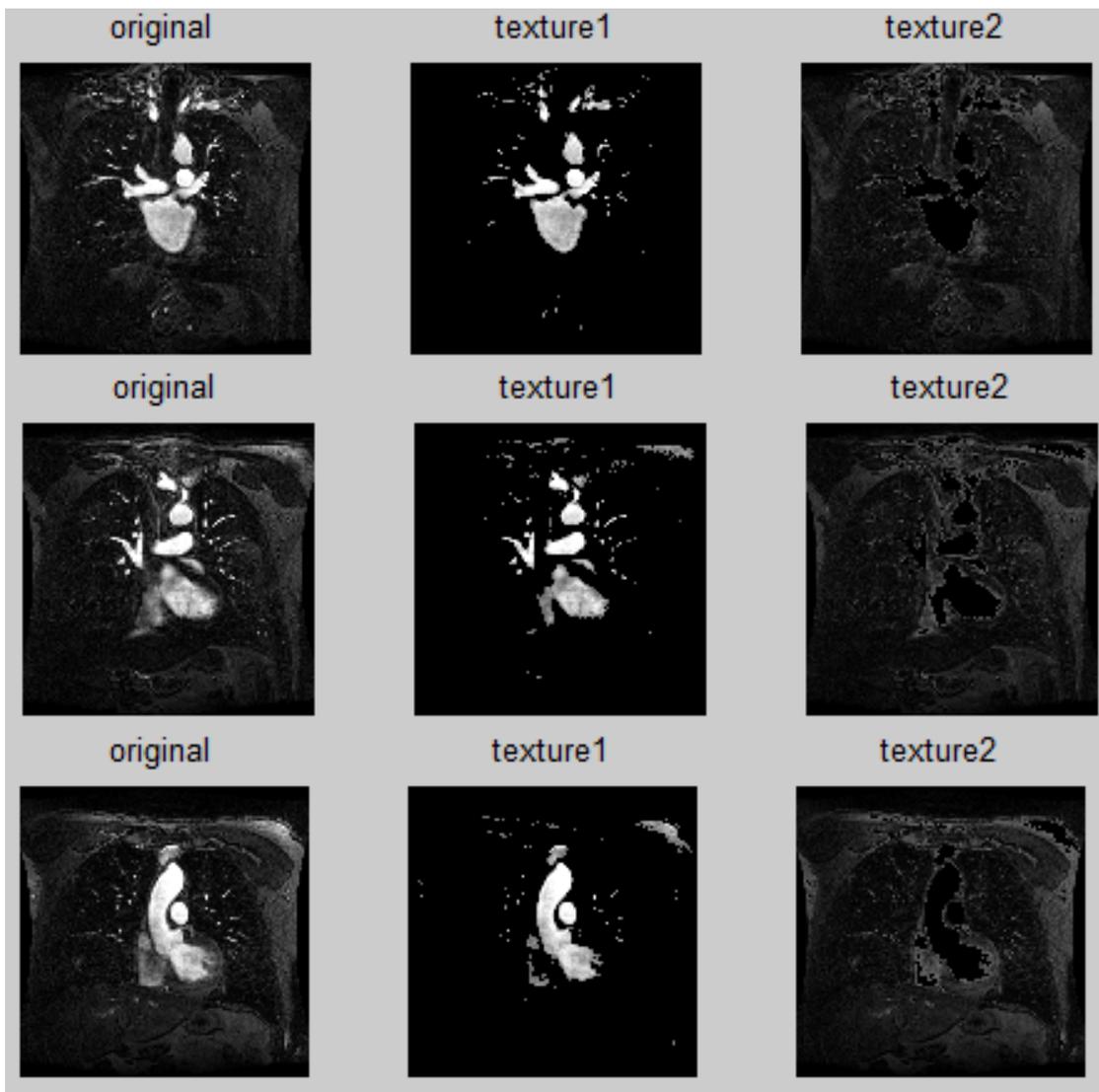


Figure IV.3 Résultats de la segmentation par la méthode d'Otsu

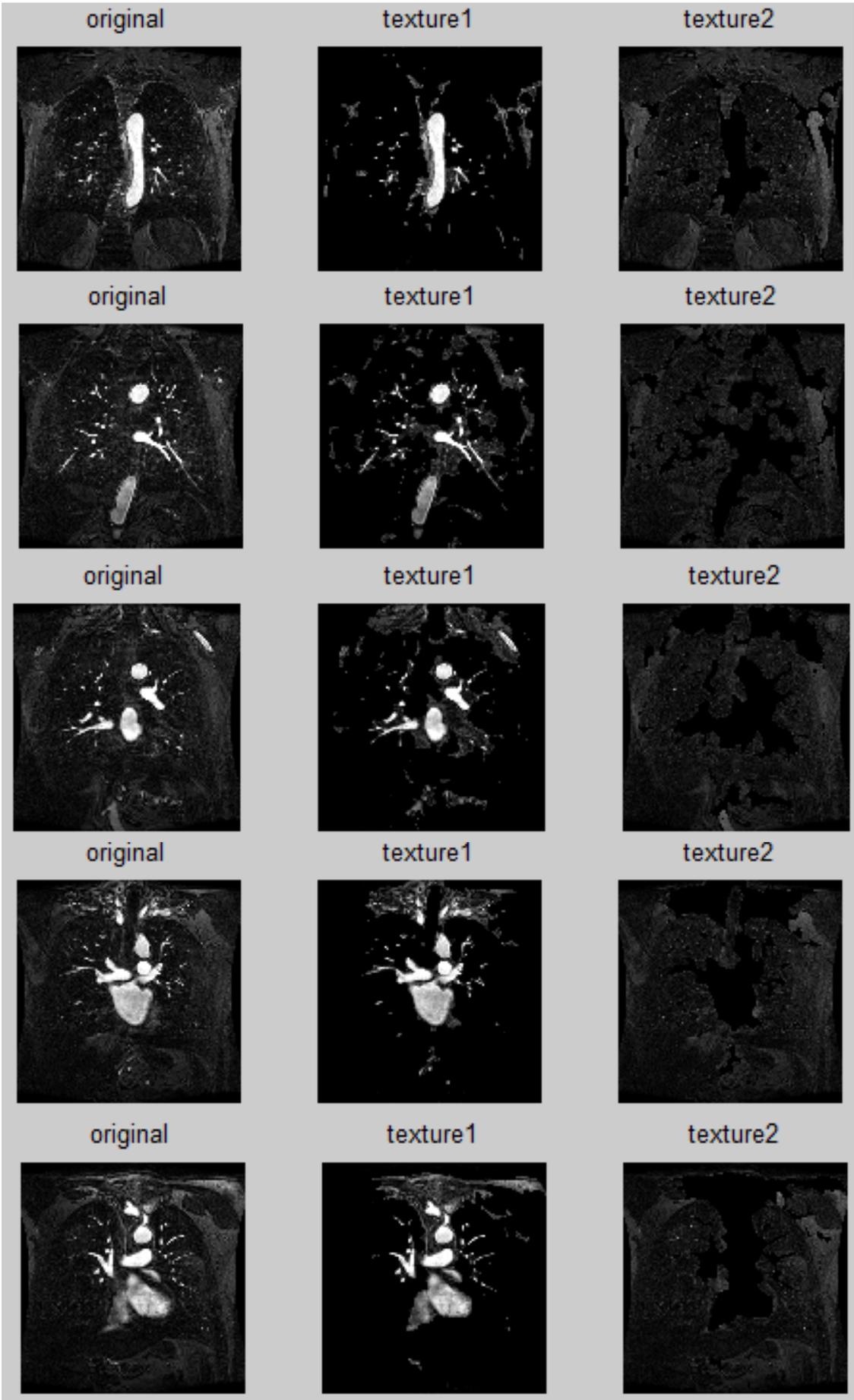
On observe que les résultats de texture 1 sont extraits parfaitement et les objets sont bien limités.

Donc on constate que cette méthode donne une bonne segmentation sans problème de choix de seuil.

Les deux méthodes (seuillage manuel et Otsu) se caractérisent par la facilité de la mise en œuvre et l'efficacité en temps réel.

IV.3.2.3. La segmentation à l'aide des filtres de texture

Cette méthode est composée de plusieurs étapes dans le programme, elle est basée sur « entropyfilters » qui permet de filtrer l'image en remplaçant chaque valeur par l'entropie des valeurs de voisinage.



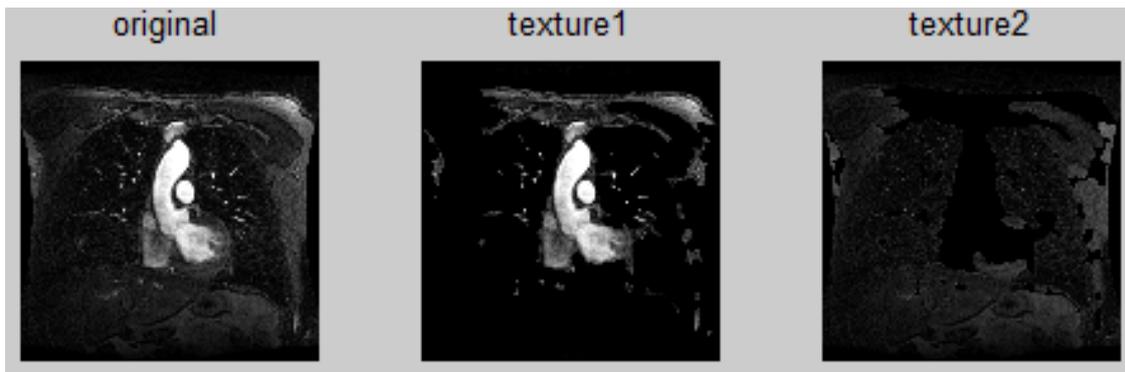
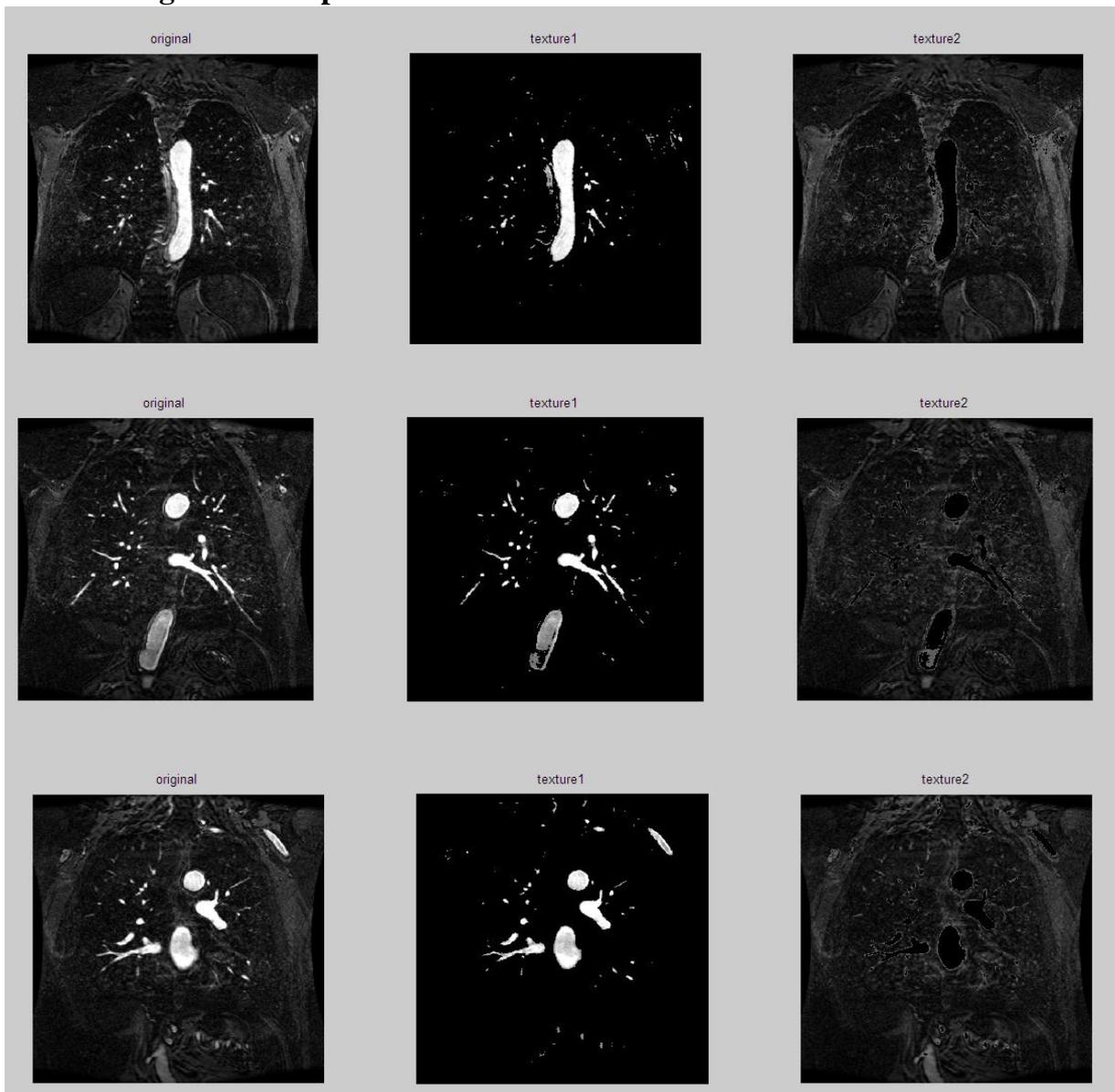


Figure IV.4 : Résultats de la segmentation par des filtres de texture
On remarque que cette méthode permet d'extraire les zones d'intérêt par rapport au fond mais avec des pertes de données à cause de la difficulté de choix de seuil.

IV.3.2.4. Segmentation par la méthode K-means



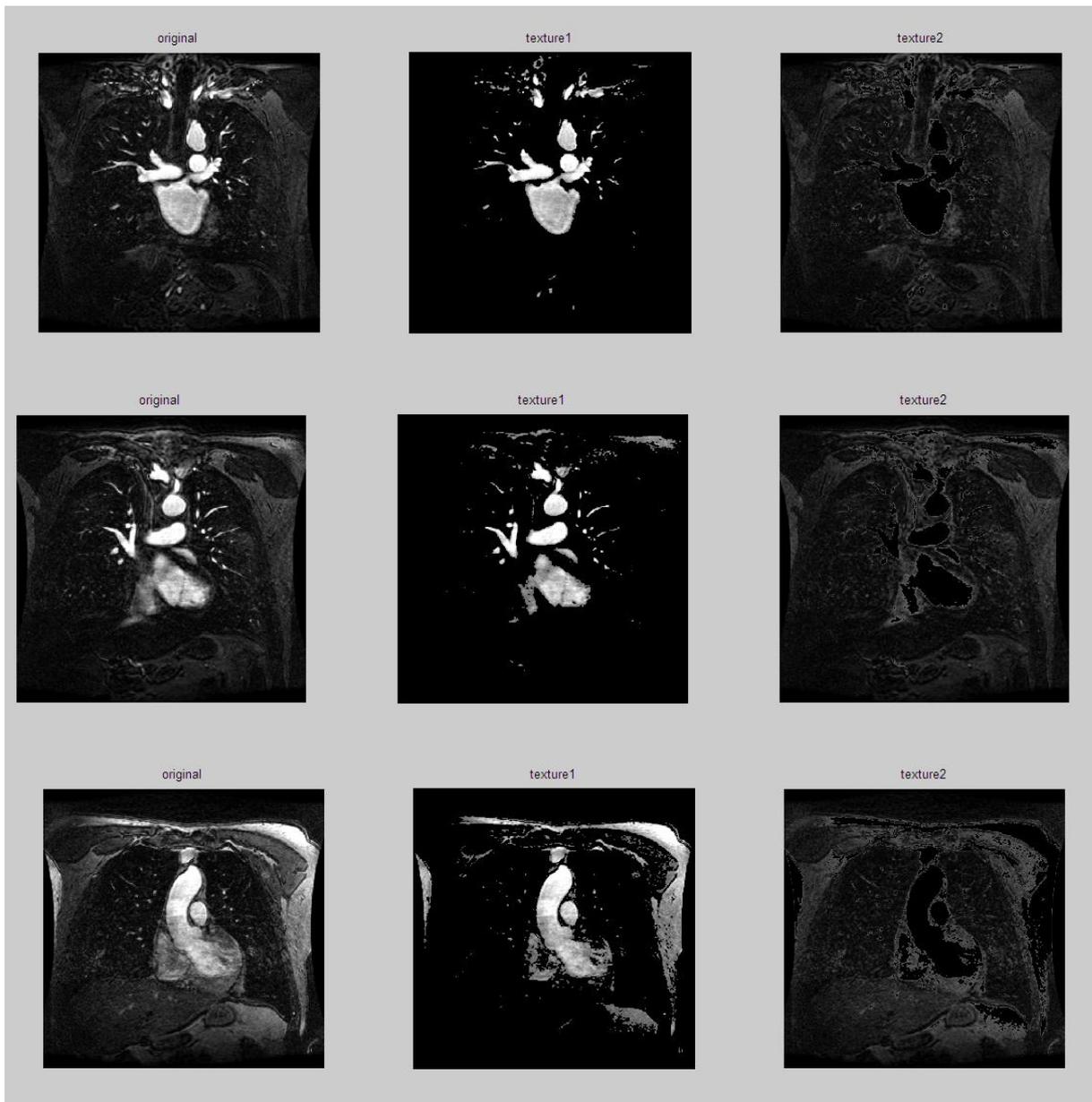


Figure IV.5 Résultats de la segmentation par la méthode de k means

Ces résultats montrent que la segmentation par cette méthode n'est pas parfaite parce qu'il y a des pertes d'informations.

Les résultats peuvent beaucoup varier à cause du choix initial des centres de classe.

Aussi le temps d'exécution de programme qu'on a implémenté est long par rapport au d'autres méthodes qu'on a appliqué.

- Il existe toujours plusieurs méthodes de segmentation possible, une bonne méthode de segmentation sera celle qui permettra d'arriver à une bonne interprétation.

IV.4. Matrice cooccurrence des NG et l'étude statistique des caractéristiques de la texture

Après les étapes de filtrage et segmentation, maintenant on va analyser les deux textures par la méthode « matrice cooccurrence de niveaux de gris (GLCM) » qui consiste à calculer les répétitions des niveaux de gris dans l'image.

Pour cela, il faut préciser l'orientation et la distance pour trouver le nombre de fois qu'un pair de pixel se trouve dans l'image.

Dans notre programme on a calculé GLCM pour 5 distances différentes (d=1, d=2, d=3, d=4, d=5) juste pour faire une comparaison et sur les 4 orientations (0°, 45°, 90°, 135°).

Pour l'interprétation de GLCM cela nécessite d'extraire des paramètres qui sont calculés directe à partir de cette matrice.

Ces attributs statistiques permettant de résumer l'information texturale contenant dans les GLCMs.

On a calculé juste le contraste à partir de la GLCM en changeant les méthodes de segmentation pour choisir celle qui donne de bons résultats. Ces résultats sont affiche dans les tableaux suivantes.

DISTANCE	1	2	3	4	5
CONTRASTE	0.1010	0.2429	0.3864	0.5148	0.6200

Tableau.IV.1 Paramètres de la segmentation à l'aide des filtres de texture

DISTANCE	1	2	3	4	5
CONTRASTE	0.1221	0.2607	0.3780	0.4743	0.5570

Tableau.IV.2 Paramètres de la segmentation par seuillage manuelle

DISTANCE	1	2	3	4	5
CONTRASTE	0.1355	0.2955	0.4303	0.5359	0.6243

Tableau.IV.3 Paramètres de la segmentation par Otsu

DISTANCE	1	2	3	4	5
CONTRASTE	0.1256	0.2756	0.4012	0.5161	0.5743

Tableau.IV.4 Paramètres de la segmentation par k means

D'après tous les résultats obtenus pour la même image et avec différents méthodes de segmentation on remarque que les valeurs de contraste de la même méthode augmentent lorsque la distance augmente.

Et quand on compare les valeurs de constate entre les 4 méthodes utilisées, on observe que la méthode d'Otsu a des valeurs de contraste élevé par rapport à celles des autres méthodes ce qui confirme que la méthode d'Otsu donne une bonne segmentation.

Donc la méthode d'Otsu est la méthode qui nous a donné des meilleurs résultats à cause de choix de seuil automatique c'est pour cela elle est fiable pour l'analyse des textures des images.

Les résultats des attributs sont affichés dans les tableaux suivants et les graphes pour différents images.

offset	Image1 (texture1)				offset	Image1 (texture2)			
	contraste	corrélacion	énergie	homogénéité		contraste	corrélacion	énergie	homogénéité
1	0.1355	0.9453	0.9241	0.9891	1	0.2607	0.7443	0.2777	0.8949
2	0.2956	0.8810	0.9181	0.9833	2	0.4220	0.5862	0.2262	0.8349
3	0.4303	0.8274	0.9138	0.9796	3	0.5057	0.5042	0.2089	0.8089
4	0.5359	0.7856	0.9108	0.9773	4	0.5512	0.4599	0.2017	0.7965
5	0.6243	0.7510	0.9085	0.9754	5	0.5824	0.4295	0.1976	0.7887

Tableau. IV.5 les statistiques de caractéristiques de texture pour l'image 1

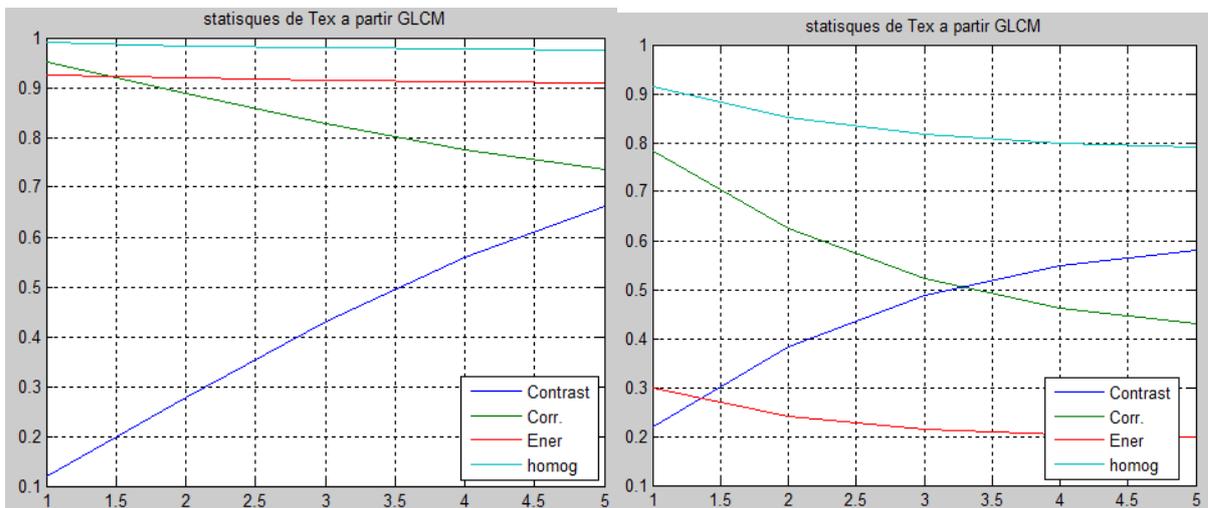


Figure. IV.6 les statistiques de caractéristiques de texture pour l'image 1

offset	Image2 (texture1)				offset	Image2 (texture2)			
	contraste	corrélation	énergie	homogénéité		contraste	corrélation	énergie	homogénéité
1	0.1591	0.9198	0.9202	0.9867	1	0.2641	0.6612	0.2937	0.8886
2	0.3771	0.8105	0.9124	0.9795	2	0.4125	0.4709	0.2392	0.8268
3	0.5721	0.7133	0.9062	0.9746	3	0.4812	0.3827	0.2235	0.8022
4	0.7299	0.6353	0.9014	0.9710	4	0.5166	0.3374	0.2178	0.7912
5	0.8547	0.5742	0.8975	0.9681	5	0.5403	0.3070	0.2144	0.7837

Tableau.IV.6. les statistiques de caractéristiques de texture pour l'image 2

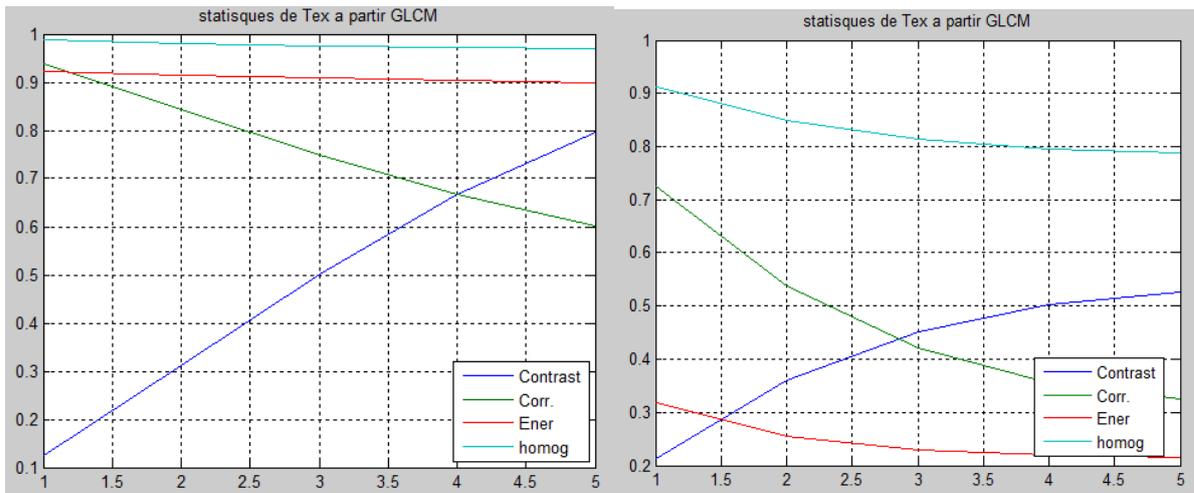


Figure. IV.7 les statistiques de caractéristiques de texture pour l'image 2

offset	Image3 (texture1)				offset	Image3 (texture2)			
	contraste	corrélation	énergie	homogénéité		contraste	corrélation	énergie	homogénéité
1	0.1203	0.9472	0.9275	0.9897	1	0.2333	0.7009	0.3100	0.9015
2	0.2865	0.8745	0.9219	0.9838	2	0.3766	0.5173	0.2536	0.8427
3	0.4481	0.8043	0.9172	0.9796	3	0.4493	0.4241	0.2346	0.8165
4	0.5919	0.7423	0.9131	0.9763	4	0.4869	0.3758	0.2271	0.8043
5	0.7179	0.6884	0.9096	0.9736	5	0.5106	0.3453	0.2231	0.7969

Tableau.IV.7 les statistiques de caractéristiques de texture pour l'image 3

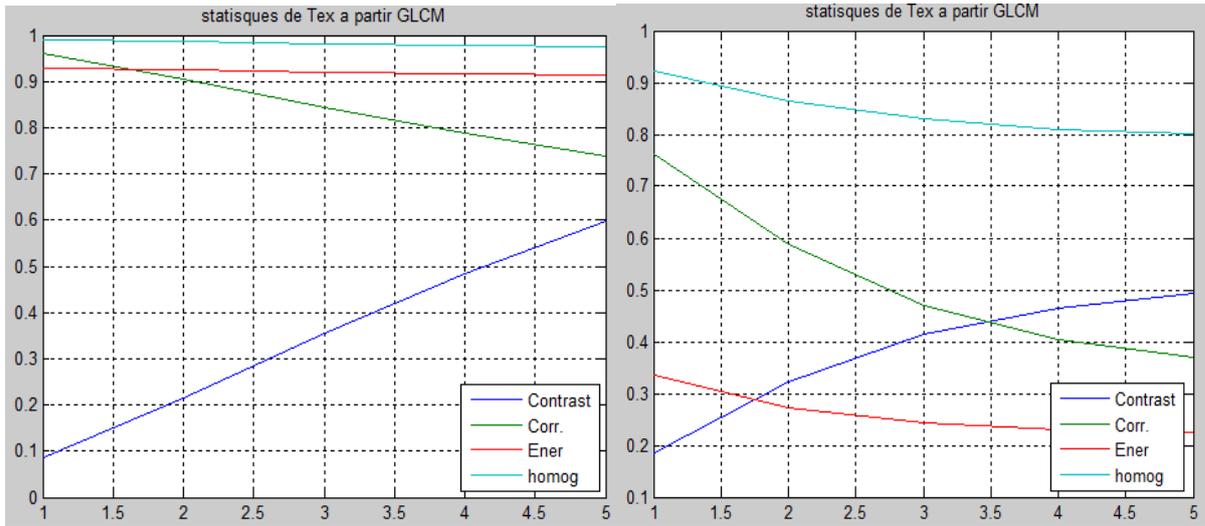


Figure. IV.8 les statistiques de caractéristiques de texture pour l'image 3

offset	Image4 (texture1)				offset	Image4 (texture2)			
	contraste	corrélation	énergie	homogénéité		contraste	corrélation	énergie	homogénéité
1	0.1618	0.9549	0.8623	0.9820	1	0.2380	0.7018	0.3211	0.9069
2	0.3771	0.8953	0.8535	0.9714	2	0.3772	0.5276	0.2663	0.8527
3	0.5782	0.8399	0.8464	0.9643	3	0.4478	0.4393	0.2464	0.8283
4	0.7520	0.7923	0.8408	0.9593	4	0.4848	0.3934	0.2381	0.8168
5	0.9086	0.7503	0.8360	0.9553	5	0.5092	0.3630	0.2329	0.8092

Tableau.IV.8 les statistiques de caractéristiques de texture pour l'image 4

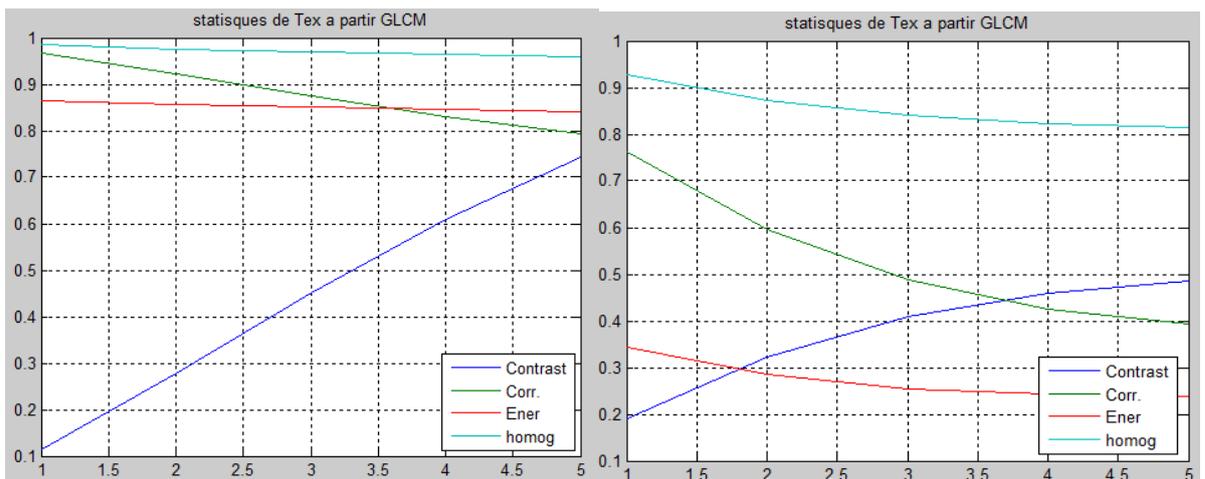


Figure.IV.9 les statistiques de caractéristiques de texture pour l'image 4

offset	Image5 (texture1)				offset	Image5 (texture2)			
	contraste	corrélation	énergie	homogénéité		contraste	corrélation	énergie	homogénéité
1	0.1671	0.9484	0.8575	0.9810	1	0.2410	0.7251	0.3237	0.9071
2	0.3730	0.8851	0.8474	0.9694	2	0.3826	0.5639	0.2702	0.8522
3	0.5636	0.8269	0.8397	0.9619	3	0.4585	0.4778	0.2496	0.8265
4	0.7294	0.7767	0.8335	0.9564	4	0.5014	0.4294	0.2400	0.8134
5	0.8795	0.7315	0.8282	0.9519	5	0.5306	0.3967	0.2340	0.8049

Tableau.IV.9 les statistiques de caractéristiques de texture pour l'image 5

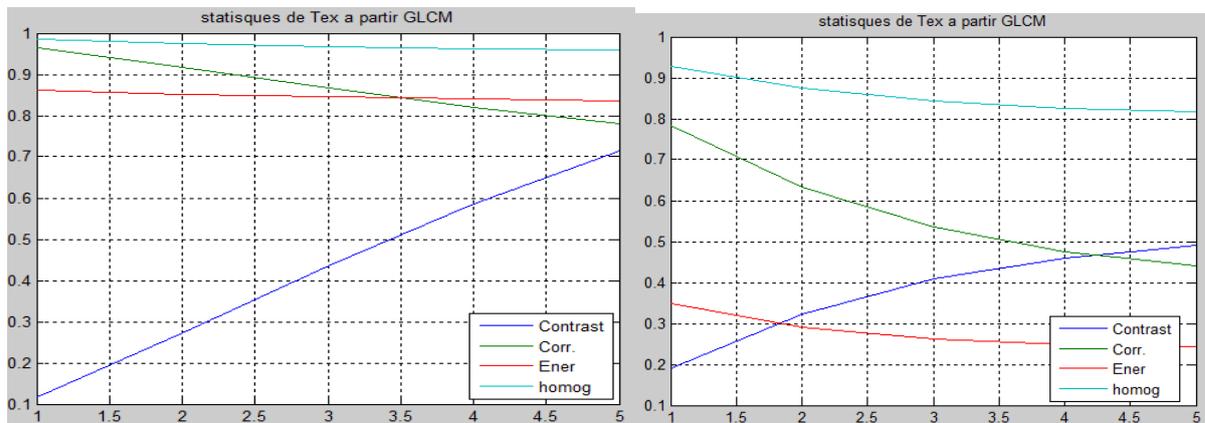


Figure. IV.10 les statistiques de caractéristiques de texture pour l'image 5

offset	Image6 (texture1)				offset	Image6 (texture2)			
	contraste	corrélation	énergie	homogénéité		contraste	corrélation	énergie	homogénéité
1	0.1234	0.9625	0.8729	0.9858	1	0.2191	0.7714	0.3280	0.9171
2	0.2638	0.9200	0.8656	0.9773	2	0.3491	0.6361	0.2749	0.8692
3	0.3882	0.8826	0.8603	0.9718	3	0.4180	0.5647	0.2599	0.8469
4	0.4976	0.8500	0.8560	0.9678	4	0.4587	0.5229	0.2503	0.8349
5	0.5972	0.8205	0.8524	0.9646	5	0.4868	0.4942	0.2439	0.8267

Tableau.IV.10 les statistiques de caractéristiques de texture pour l'image 6

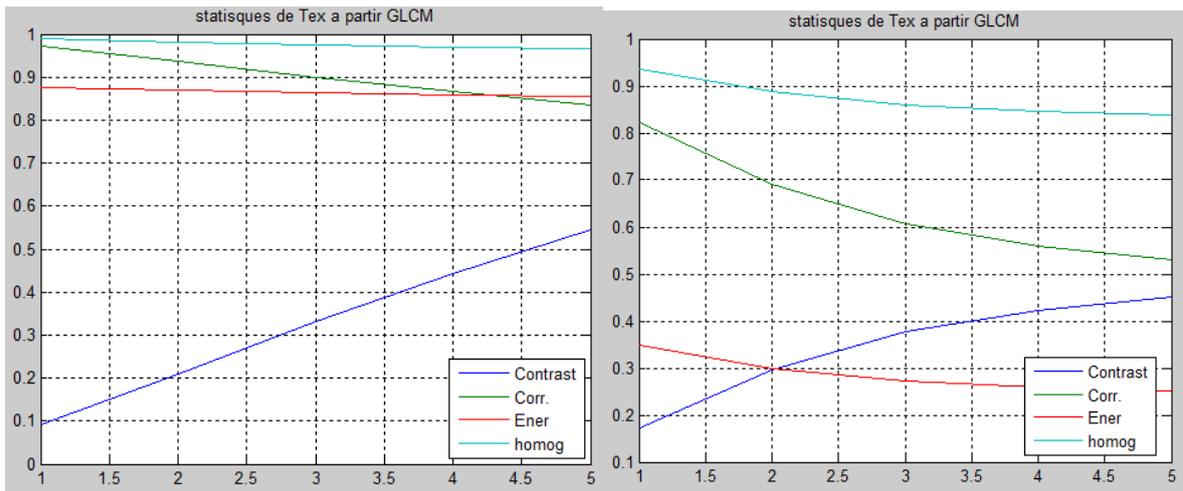


Figure.IV.11 les statistiques de caractéristiques de texture pour l'image 6

Tous les tableaux montrent qu'il existe une différence dans chaque caractéristique pour les deux textures avec la même distance et pour différents images.

Lorsqu'on augmente la distance, on remarque que le contraste augmente. Cela est justifié, parce qu'un pixel est susceptible d'être corrélé avec d'autres pixels voisins que ceux situés loin.

La corrélation élevée apparaît à faible distance entre les paires de pixels, puis diminue à mesure que la distance augmente pour les 2 textures pour tous les images.

Énergie et homogénéités sont avec le même comportement, où la valeur de ces caractéristiques de la texture 1 est supérieure à la texture 2.

Ces remarques sont fréquentes dans toutes les 6 images testées.

IV.5. Interface graphique

Afin d'organiser les résultats obtenus, une interface graphique a été créée. Elle se présente comme suit :

Fenêtre principale du programme :

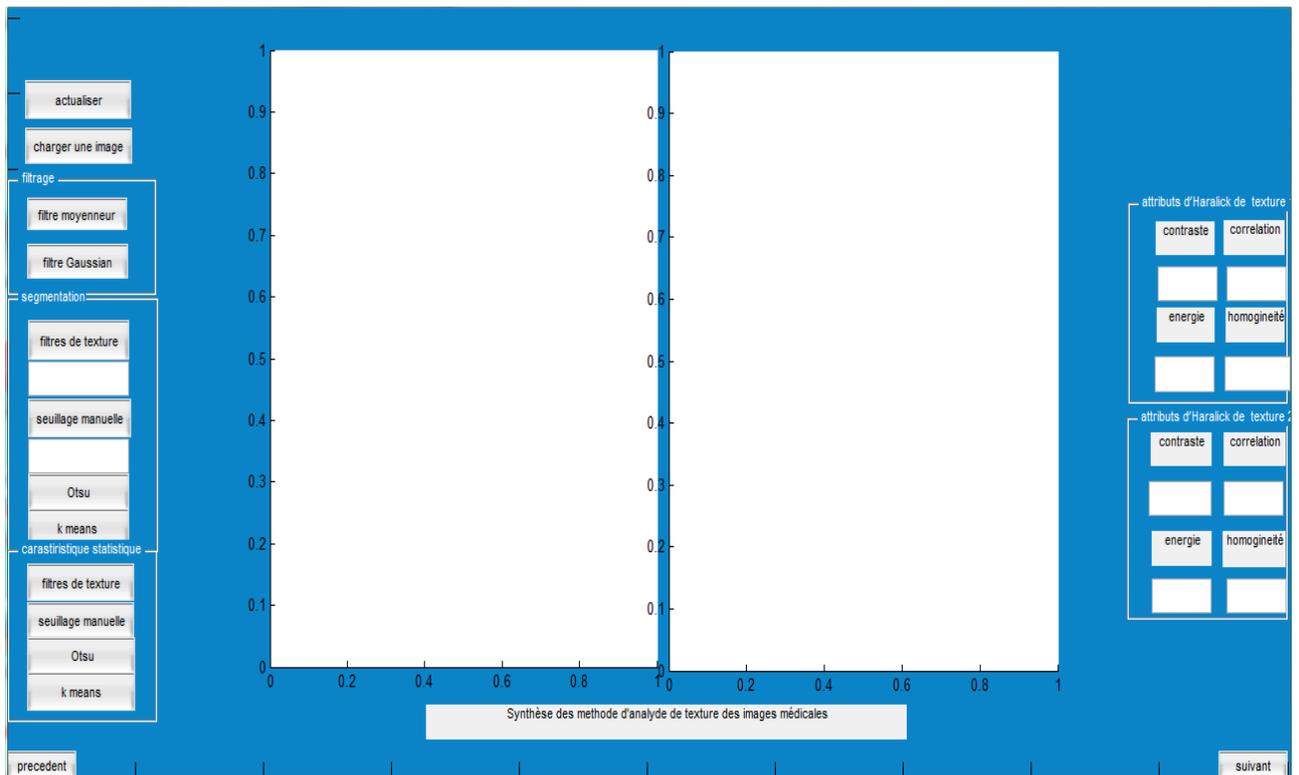


Figure IV.12 Fenêtre principale de l'interface graphique

- L'icône « charger l'image » permet d'ouvrir une image au choix de l'utilisateur.
- L'icône « actualiser » permet de rafraichir l'application et l'exécuter à nouveau sans la fermer
- 2 boutons pour le filtrage (Moyenneur et Gaussien)
- Choix de la méthode de segmentation en faire entrant la valeur du seuil si nécessite.
- L'application de la GLCM.
- 2 plans pour l'affichage des images résultantes.
- Et les boutons à droite pour afficher les caractéristiques d'Haralick en valeur.

IV.5.1 Exemple d'exécution de l'interface graphique

- Premièrement on a chargé une image, une fenêtre s'ouvre pour choisir l'image.

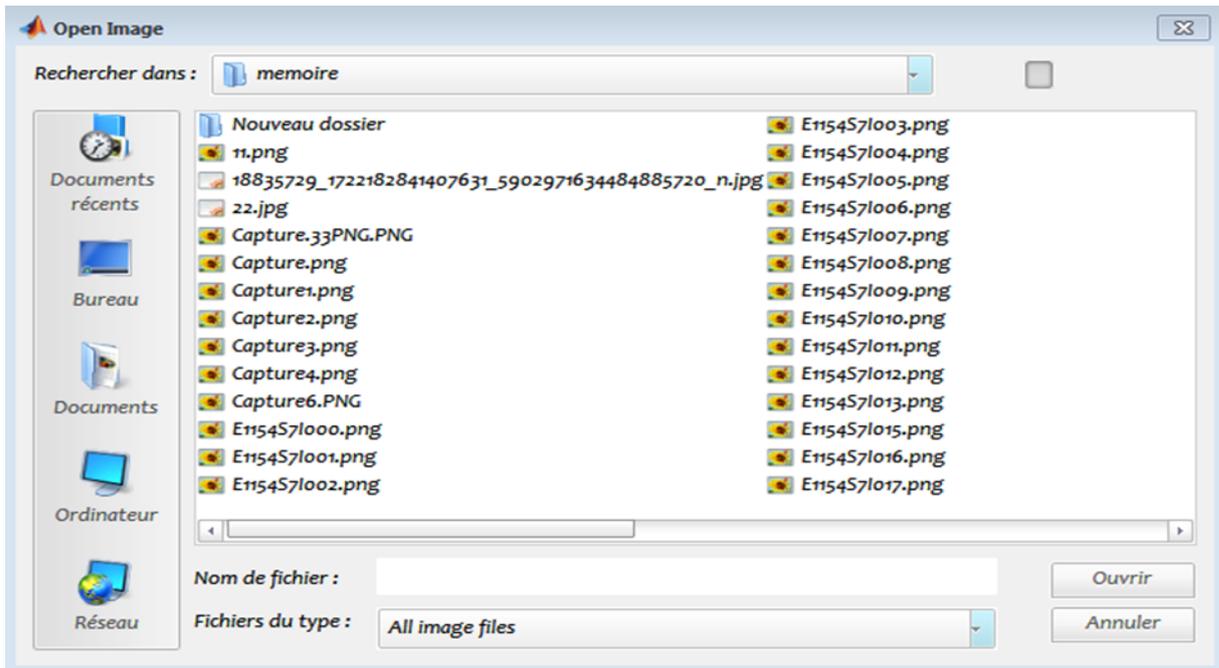


Figure.IV.13 L'exécution de l'icône « charger l'image »

- Deuxièmement, on a appliqué un filtre Gaussien et segmenter l'image par la méthode d'Otsu. C'est ce qui est affiché en dessous.

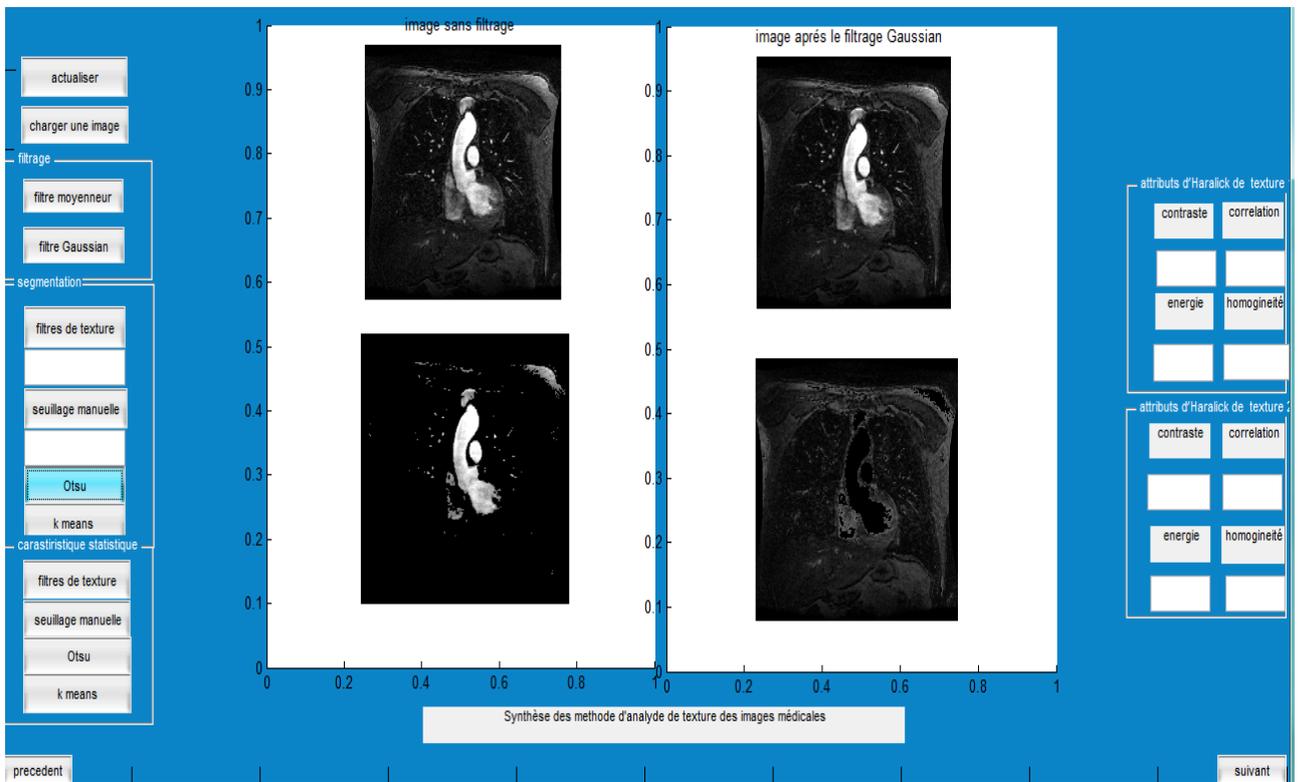


Figure IV.14 Exemple de l'application

- Finalement, on a appliqué la GLCM. Les résultats statistiques sont affichés en valeur et en graphe en fonction des offsets.

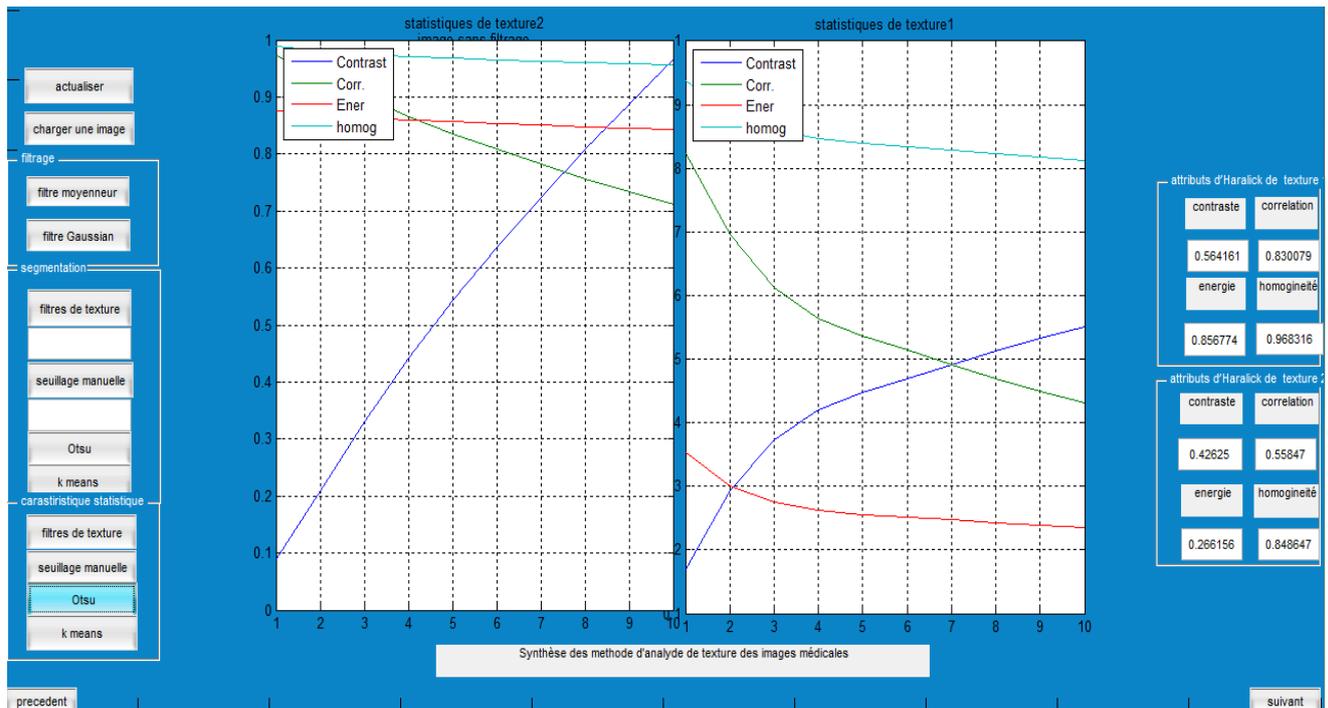


Figure IV.15 Statistiques des caractéristiques des 2 textures

IV.6 Conclusion

Il existe de nombreuses caractéristiques de texture qui peuvent être extraites de la matrice de cooccurrence de niveau de gris.

Dans notre travail, nous avons présenté quelques méthodes de la segmentation et une évaluation des caractéristiques de la texture d' Haralick est effectuée afin d'identifier les caractéristiques les plus importantes qui peuvent être utilisées pour différencier entre les textures.

La matrice cooccurrence de niveau de gris donne de bons résultats mais elle nécessite beaucoup de calculs.

Conclusion générale

Dans ce mémoire, nous avons développé le thème de synthèse des méthodes d'analyse de la texture des images médicales en se basant sur les méthodes de segmentation et la méthode de matrice de cooccurrence des niveau de gris.

Dans un premier temps, nous avons commencé par l'explication du principe d'angiographie par résonance magnétique qui est la technique d'imagerie d'où on a pris les images médicales de notre base de données.

Puis on a donné une généralité sur les textures en montrant l'importance de l'analyse de texture.

Ensuite nous avons exploré et exploité des différentes méthodes d'analyse et de traitement d'images par la segmentation et la méthode de matrice de cooccurrence des niveaux de gris.

Dans le but de mieux faire comprendre la notion des textures, il nous a semblé intéressant de bien expliquer les différentes méthodes et notions de celle-ci.

Nous avons procéder par la suite à une explication bien détaillé sur les différentes méthodes de segmentation en basant sur l'extraction des attributs d'Haralick.

Les résultats obtenus ont été très convaincants et encourageants, ce qui nous permettra den poursuivre l'étude et essayer d'améliorer d'autre méthodes.

Perspectives

- Nous pouvons envisager, comme perspectives :
- utiliser d'autre approche qui tient compte de la texture.

Références

[Agn, 2006] Agnès Desolneux '*Quelques méthodes de segmentation d'images*', MAP5 Université Paris 5, ANR Mipomodim, 10 novembre 2006.

[Aug, 2009] Auger F, Beregi JP, Lions C, Negaiwi Z, Gaxotte V, Akkari K, Willoteaux S. '*Angiographie par résonance magnétique avec injection de produit de contraste : évolution vers le corps entier et le temps réel*' J. Radiol., 2009;90:179-89.

[Ben, 2014] Benomar Mohammed Lamine, Mourtada Benazzouz '*Segmentation d'images microscopiques basée sur les attributs textures*', ICAIIT 2014, Ouargla, Mars 2014.

[Bou, 1998] V Bousson, C Levy, L Brunereau, K Marsot-Dupuch, C Pradel et JM Tubiana, '*Angiographie par résonance magnétique de l'artère carotide : artefacts, anatomie, pathologies*', J. Radiol. 1998 ; 79 : 723-741.

[Bru, 1995] Laurent Brunereau, Claude Lévy, Manuela Vasile, Kathlyn Marsot-Dupuch, Jean-Michel Tubiana, '*Angiographie par résonance magnétique des thromboses veineuses cérébrales*', Sang Thrombose Vaisseau, Vol. 7, No. 6, Juin - Juillet 1995, pp.385-394.

[Bru, 1998] L Brunereau, V Bousson, L Arrivé, C Lévy, K Marsot-Dupuchet JM Tubiana, '*Artefacts en angiographie par résonances magnétique*' J. Radiol. 1998 ; 79 : 849-859.

[Cast, 2004] Castellano G, Bonilha L, Li LM, Cendes F '*Texture analysis of medical images*' Clin Radiol, 2004, 59 (12):1061-1069.

[Dha, 2000] Dhanashree Gadkari '*Image quality analysis using GLCM*' B.S.E.E. University of Pune, 2000.

[Ech, 2010] Echegut Romain '*Projet image : méthode de segmentation*' 2010

[Fal, 2016] Faleh H. Mahmoodi , Wafaa A. Abbass '*Texture Features Analysis using Gray Level Co-occurrence Matrix for Abnormality Detection in Chest CT Images*' University of Baghdad, Iraqi Journal of Science, 2016, Vol. 57, No.1A, pp: 279-288

[Har, 1979] Robert M. Haralick, '*Statistical and Structural Approaches to Texture*', Proceedings of the IEEE, Vol.67, No.5, May 1979.

- [Jean-Pierre, 2001] Jean-Pierre Da Costa. *‘Analyse statistique de textures directionnelles. Application à la caractérisation de matériaux composites. Traitement du signal et de l’image’*. Université Sciences et Technologies-Bordeaux I, 2001. Français. <tel-00169937>
- [Julien] Julien Dubois *‘Segmentation par approche contours’*
- [Jul, 1975] B. Julesz, *‘Experiments in the Visual Perception of Texture’*, Scientific American, 232, 4, 1975, 34-43.
- [Lev, 1985] M. Levine, *‘Vision in Man and Machine’*, McGraw-Hill, 1985.
- [Mat, 1998] A. Materka, M. Strzelecki, *‘Texture Analysis Methods’ – A Review*, Technical University of Lodz, Institute of Electronics, COST B11 report, Brussels 1998
- [Michèle Gouiffés] Michèle Gouiffés, *‘Analyse de texture’*, cours.
- [Oli, 2014] Olivier Régnier *‘Méthodes d’analyse de texture pour la cartographie d’occupations du sol par télédétection très haute résolution : application au forêt, la vigne et les parcs ostréicoles’* (université de Bordeaux 2014)
- [Oma, 2004] Omar El Ganaoui , Matthieu Perrot *‘Segmentation par régions :une méthode qui utilise la classification par nuées dynamiques et le principe d’hystéresis’* 31 decembre 2004
- [Ros, 1982]. A. Rosenfeld and A. Kak, Digital Picture Processing, vol. 1, Academic Press, 1982. J. Serra, *‘Image Analysis and Mathematical Morphology’*, Academic Press, 1982.
- [Ser, 1983] Jean Serra, *‘Image Analysis and Mathematical Morphology’*, Academic Press, Inc. Orlando, FL, USA ©1983, ISBN: 0126372403
- [Sit1, 2015] Page consultée le 28 Mars 2017 [online]
<https://www.radiologyinfo.org/en/info.cfm?pg=angiomr>
- [Sit2, 2017] page consulté le 8 Mai 2017 <http://www.math-info.univ-paris5.fr/~lomn/Cours/BC/Publis/CompBio4.pdf> (dernière mise à jour 16 Janvier 2017)
- [Thomas] Thomas Oberlin Professeur assistant *‘Traitement d’image’*
- [Wes, 1976] J. Weszka, C. Deya and A. Rosenfeld, *‘A Comparative Study of Texture Measures for Terrain Classification’*, IEEE Trans. System, Man and Cybernetics, 6, 269-285, 1976.

[Wil, 2010] William Henry Nailon (2010). '*Texture Analysis Methods for Medical Image Characterisation*', Biomedical Imaging, Youxin Mao (Ed.), ISBN: 978-953-307-071-1, InTech, Available from: <http://www.intechopen.com/books/biomedical-imaging/texture-analysis-methods-for-medical-image-characterisation>