



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 : Signaux et Images en Médecine

présenté par : AOUN Maroua et MADANI Habiba

Segmentation et caractérisation des lésions dermatologique par l'approche multifractale

Soutenu le 24 mai 2016 devant le Jury

M.	MESSADI Mohamed	<i>MCA</i>	Université de Tlemcen	Président
Mme	BENSGHIR Sihem	<i>MCB</i>	Université de Tlemcen	Encadreur
Mme	LOUDJDI Kamila	<i>MCB</i>	Université de Tlemcen	Examineur

Année universitaire 2015-2016

Remerciement

Nous remercions ALLAH le tout-puissant de nous avoir donné le courage, la volonté, la force et la patience afin de parvenir à élaborer ce modeste travail.

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

Nous tiens à remercier sincèrement notre encadreur Mme BENSGHIR Sihem pour avoir accepté de diriger ce travail et de nous avoir accompagné tout au long de sa réalisation avec beaucoup d'intérêt et de disponibilité ainsi que pour tout le soutien, l'aide, l'orientation, la guidance et ses encouragements qu'il nous a apportés et d'avoir mis son expérience à notre profits dans son encadrement.

Nos remerciements les plus vifs s'adressent aussi à Mr MESSADI Mohamed d'avoir accepté de juger ce travail en présidant le jury, ainsi que Mme LOUDJEDI Kamila d'avoir bien voulu faire parties de ce jury et examiner ce travail.

Finalement, nous adressons aussi nos remerciements sincères à nos familles, nos parents, nos sœurs et frères et à nos amis.

Sommaire

Remerciement	i
Liste des figures.....	ii
Liste des tableaux	iv
Introduction générale	1

Chapitre I : Contexte médical

I.1 Introduction	3
I.2 Anatomie du la peau	3
I.2.1 La peau	3
I.2.2 Epiderme	4
I.2.3 Derme	4
I.2.4 L'hypoderme	5
I.3 Fonctions de la peau	6
I.3.1 Fonction protectrice	6
I.3.2 Fonction de régulation thermique	6
I.3.3 Fonction de sensation	7
I.4 La couleur de la peau	7
I.5 Pathologie de la peau	7
I.5.1 L'acné	7
I.5.2 L'herpès	8
I.5.3 Le psoriasis	8
I.5.4 La rosacée	8
I.5.5 Le vitiligo	9
I.5.6 Le zona	9
I.6 Tumeurs de la peau	9
1.6. 1 Tumeurs bénignes de la peau	10
I.6.1.1 Dermatofibrome.....	10
I.6.1.2 Kyste épidermique.....	10
I.6.1.3 Hémangiome.....	10
I.6.1.4 Kérato-acanthome.....	11
I.6.1.5 Lipome.....	11
I.6.1.6 Grain de beauté.....	12
I.6.1.7 Kératose séborrhéique	12

Sommaire

I.6.1.8 Acrochordon	13
I.6.1.9 Nævus de Spitz	13
I.6.2 Tumeurs malignes de la peau	14
I.6.2.1 Les cancers de type non mélanomes (kératinocytaires)	14
I.6.2.1.1 Le carcinome basocellulaire	14
I.6.2.1.2 Le carcinome spinocellulaire (squamous cell carcinoma, en anglais).....	15
I.6.2.2 Le mélanome	16
I.6.2.2.1 Le développement d'un mélanome	16
I.7 Les principaux facteurs de risque du cancer de la peau	17
I.7.1 Le type de peau	17
I.7.2 Les nævi	17
I.7.3 L'exposition au soleil	17
I.7.4 L'utilisation de bancs solaires	17
I.7.5 Les antécédents de mélanome	17
I.8 Le dépistage des cancers de la peau	18
I.8.1 Surveiller sa peau	18
I.8.2 Consulter un dermatologue	18
I.9 Diagnostic	19
I.9.1 Un examen clinique.....	19
I.9.2 Une dermoscopie.....	19
I.9.3 Biopsie.....	19
I.9.4 Autres tests	20
I.10 Les traitements médicaux du cancer de la peau	20
I.10.1 Chirurgie.....	20
I.10.2 Cryochirurgie	20
I.10.3 Radiothérapie	20
I.10.4 Chimiothérapie topique	20
I.10.5 Chimiothérapie systémique	20
I.10.6 Immunothérapie	21
I.11 Conclusion :	21

Chapitre II : Analyse fractale et multifractale

II.1 Introduction :	22
II.2 Analyse Fractale	22
II.2.1 Historique des fractales	22
II.2.2 Objet fractale	23
II.2.2.1 Formulation du concept de fractal	23
II.2.2.2 Objet fractal ou non fractal ?	23
II.2.2.3 Définition d'un objet fractal	23
II.2.3 Caractéristiques d'un objet fractal	24
II.2.4 Classification des fractales	24
II.2.4.1 Fractales déterministes	24
a) Les systèmes de fonctions itérés (IFS : Iterated Function System)	25
b) Fractales réalisées grâce à une suite de points	25
c) Ensembles fractals non uniformes	26
II.2.4.2 Fractals non déterministes	26
a) objets fractals naturels	27
b) ensembles fractals aléatoires	27
II.2.5 La dimension fractale	27
II.2.5.1 La dimension euclidienne	28
II.2.5.2 Dimension topologique	28
II.2.5.3 La dimension de Hausdorff ou dimension fractale	28
II.2.5.4 Dimension de boîtes	29
II.2.6 Méthodes de calcul de la dimension fractale	30
II.2.6.1 Méthodes de comptage de boîtes	30
II.2.6.1.1 Comptage de boîtes « Box Counting »	30
II.2.6.1.2 Comptage différentiel de boîtes	31
II.2.7 Les fractals dans le corps humain	31
II.3 Formalisme Multifractal	32
II.3.1 Historique	32
II.3.2 Définition	32
II.3.3 Principe de base de l'analyse multifractale	32
II.3.3.1 Exposant de Hölder	33
II.3.3.2 Spectre multifractale	35

Sommaire

II.3.4 Les différentes approches d'analyse multifractale.....	36
II.3.4.1 approche géométrique	36
II.3.4.1.1 Mesures multifractals	36
II.3.4.2 Approche statistique	39
II.3.4.3 Détermination direct du spectre de singularité de $f(\alpha)$	40
II.3.5 Application de l'analyse multifractale au traitement d'image	41
II.3.5.1 Segmentation (détection de contour)	41
II.3.5.2 Le débruitage	41
II.3.5.3 Caractérisation.....	42
II.4 Conclusion	43

Chapitre III : Mise en œuvre de l'application

III.1 Introduction	44
III.2 Segmentation des images dermatologiques par la méthode d'histogramme (méthode géométrique).....	44
III.2.1 Méthodologie.....	44
III.2.2 Résultat et interprétation.....	46
III.2.2.1 Segmentation des tumeurs bénignes	46
III.2.2.1.a) Le canal rouge (R)	46
III.2.2.1 b) Le canal vert (V).....	49
III.2.2.1 c) Le canal bleu (B).....	51
III.2.2.1 d) Segmentation des lésions bénignes.....	53
III.2.2.2 Les lésions malignes	58
III.2.2.2 a) Canal rouge (R).....	58
III.2.2.2 b) Canal vert (V)	60
III.2.2.2 c) Canal bleu (B).....	62
III.2.2.2 d) Segmentation des lésions malignes	64
III.3 Caractérisation des images par la méthode des moments (méthode statistique).....	67
III.3.1 Résultat et interprétation.....	68
III.3.1.1 Extraction des paramètres	69
III.4 Conclusion.....	71
Conclusion générale	72
Bibliographie	74

Liste des figures

Figure I.1 : Structure de la peau	3
Figure I.2 : Structure de l'épiderme	4
Figure I.3 : Structure du derme	5
Figure I.4 : Structure de l'hypoderme	5
Figure I.5 : L'herpès.....	8
Figure I.6 : Le psoriasis.....	8
Figure I.7 : La rosacée.....	9
Figure I.8 : Le vitiligo	9
Figure I.9 : Dermatofibrome	10
Figure I.10 : Hémangiome	11
Figure I.11 : Kérato-acanthome	11
Figure I.12 : Lipome.....	12
Figure I.13: Grain de beauté.....	12
Figure I.14: Kératose séborrhéique	13
Figure I.15: Acrochordon.....	13
Figure I.16: Nævus de Spitz.....	14
Figure I.17 : Carcinome basocellulaire	15
Figure I.18 : Carcinome spinocellulaire	15
Figure I.19 : Graine de beauté normal (à gauche) et mélanome malin (à droite)	16
Figure I.20 : Règle ABCDE	18
Figure I.21 : Dermatoscope.....	19
Figure II.1 : Résumé chronologique de l'histoire des fractales.....	22
Figure II.2 : Objet non fractal.....	23
Figure II.3 : Objet fractal.....	23
Figure II.4 : Ensemble de Sierpinsky, et ensemble de cantor	25
Figure II.5 : Courbe de Von Koch, et courbe de peano	25
Figure II.6 : Ensemble de Mandelbort, et ensemble de Julia	26
Figure II.7 : Exemple de fractal non uniforme.....	26
Figure II.8 : Fractals naturels	27
Figure II.9 : Fractal aléatoire.....	27
Figure II.10 : Dimension fractal selon Hausdorff	29
Figure II.11 : Grille de pavés réguliers pour le calcul de la dimension des boites	30

Liste des figures

Figure II.12 : Fractale dans le corps humain	31
Figure II.13 : Enveloppe Hölderienne d'un signal au point x_0	34
Figure II.14 : Image originale et contours détectés par analyse multifractale.	41
Figure II.15 : Image SAR originale (à gauche) et débruitage multifractal (à droite).....	42
Figure II.16 : Résultat de la détection de micro-calcification sur des images de mammographies contenant deux foyers d'anas malins. (a) la mammographie originale : le rectangle blanc indique la région d'intérêt, (b) et (c) montrent les résultats des chaînes de maxima résultant après le suivi des maxima à travers les échelles 1 et 4	43
Figure III.1 : (a) image originale, (b) image du canal rouge, (c) image dans le canal rouge en niveau de gris	46
Figure III.2 : (a) image original, (b) image dans le canal vert, (c) image dans le canal vert en niveau de gris	49
Figure III.3 : (a) image originale, (b) image dans le canal bleu, (c) image dans le canal bleu en niveau de gris	51
Figure III.4 : (a) image originale, (b) image dans le canal rouge, (c) image dans le canal rouge en niveau de gris.....	58
Figure III.5 : (a) image original, (b) image dans le canal vert, (c) image dans le canal vert en niveau de gris	60
Figure III.6 : (a) image original, (b) image dans le canal bleu, (c) image dans le canal bleu en niveau de gris	62
Figure III.7 : Spectre de Legendre caractérise deux lésions maligne et bénigne	68
Figure III.8 : Spectre de Legendre caractérise deux lésions maligne et bénigne	68
Figure III.9 : Variation de largeur de spectre w pour les images bénignes et malignes.....	70
Figure III.10 : Variation d'asymétrie B pour les images bénignes et malignes	70

Liste des tableaux

Tableau II.1 : dimension euclidien.....	28
Tableau III.1 : Résultats de segmentation de l'image par α pour différentes mesures multifractales (canal R)	47
Tableau III.2 : Spectres multifractals pour différentes mesures multifractales (canal R).....	47
Tableau III.3 : Résultat de segmentation de l'image par $f(\alpha)$ pour différentes mesures multifractales (canal R)	48
Tableau III.4 : Résultat de segmentation de l'image par α pour différentes mesures multifractales (canal V).....	49
Tableau III.5 : Spectre multifractals pour différentes mesures multifractales (canal V)	50
Tableau III.6 : Résultat de segmentation de l'image par $f(\alpha)$ pour différentes mesures multifractales (canal V).....	50
Tableau III.7 : Résultat de segmentation de l'image par α pour différentes mesures multifractale (canal B).....	51
Tableau III.8 :Spectres multifractals pour différentes mesures multifractales (canal B)	52
Tableau III.9 : Résultat de segmentation de l'image par $f(\alpha)$ pour différentes mesures multifractales (canal B)	52
Tableau III.10 : Résultat d'application d'algorithme d'histogramme sur l'image bénigne 1 ..	53
Tableau III.11 : Résultat d'application d'algorithme d'histogramme sur l'image bénigne 2 ..	54
Tableau III.12 : Résultat d'application d'algorithme d'histogramme sur l'image bénigne 3 ..	55
Tableau III.13 : Résultat d'application d'algorithme d'histogramme sur l'image bénigne 4 ..	56
Tableau III.14 : Résultat de segmentation de l'image par α pour différentes mesures (canal R)	58
Tableau III.15 : Spectres multifractals de différentes mesures multifractales (canal R)	59
Tableau III.16 : Résultat de segmentation de l'image par $f(\alpha)$ pour différentes mesures (canal R).....	59
Tableau III.17 : Résultat de segmentation de l'image par α pour différentes mesures (canal V)	60
Tableau III.18 : Spectres multifractals pour différentes mesures multifractales (canal V).....	61
Tableau III.19 : Résultat de segmentation de l'image par $f(\alpha)$ pour différentes mesures (canal V).....	61
Tableau III.20 : Résultat de segmentation de l'image par α pour différentes mesures (canal B)	62
Tableau III.21 : Spectres multifractals pour différentes mesures multifractales.....	63
Tableau III.22 : Résultat de segmentation de l'image par $f(\alpha)$ pour différentes mesures (canal B).....	63

Liste des tableaux

Tableau III.23 : Résultat d'application d'algorithme d'histogramme sur l'image maligne 1..	64
Tableau III.24 : Résultat d'application d'algorithme d'histogramme sur l'image maligne 2..	65
Tableau III.25 : Résultat d'application d'algorithme d'histogramme sur l'image maligne 3..	66
Tableau III.26:Résultats de largeur de spectre pour 7 images bénignes et malignes	69
Tableau III.27: Résultats d'asymetrie B pour 7 images bénignes et malignes.....	70

Le traitement des images médicales est une discipline nouvelle, riche et variée. Elle prend une grande place dans la recherche scientifique vu son importance quotidienne dans le milieu médical, toute spécialité confondue : ophtalmologie, radiologie, dermatologie...

En fonction de l'objectif visé par l'imagerie, de nombreuses méthodes de traitement existent. On peut citer le recalage, la segmentation la caractérisation, et la signature des images. Dans le cadre de ce projet, nous nous sommes intéressées à traiter des images dermatologiques.

La dermatologie est la spécialité médicale qui prend en charge les maladies de la peau, de la bouche, des ongles, des cheveux et des poils... Parmi ces maladies, on a choisi les tumeurs de la peau avec les deux types : bénigne ou maligne.

Les tumeurs bénignes sont rarement dangereuses, et elles ne se propagent pas dans d'autres parties du corps. Les tumeurs malignes peuvent représenter un danger, et toucher les tissus voisins et se propager dans d'autres parties du corps.

L'objectif de notre travail est de concevoir une méthode de segmentation et de caractérisation des images médicales, plus particulièrement les images dermatologiques. Notre méthode permet de détecter des lésions dans le but de distinguer entre le type bénin et malin. Il existe plusieurs algorithmes de segmentation des images selon le cas à résoudre. Dans notre travail, nous avons proposé une nouvelle approche qui est l'analyse multifractale afin de tester son efficacité.

L'analyse multifractale, est très utilisée ces dernières années dans le traitement des images. Cette technique est née dans les années 80 pour expliquer les observations effectuées sur des signaux de turbulence. Elle a fourni de nouveaux outils pour l'analyse et la modélisation de signaux issus de multiples domaines scientifiques.

Cette approche de traitement d'image consiste à étudier sa régularité, plus précisément quand cette dernière varie largement d'un point à un autre. Ceci est recommandé dans le cas d'images médicales en présence de tumeurs et de lésions présentant des irrégularités.

Il y a plusieurs développements importants en analyse multifractal, utilisés dans le domaine de traitement des images (i.e. images médicales). Dans cette étude, on a appliquée l'analyse multifractale qui est basée sur le calcul du spectre multifractal selon différentes méthodes : une méthode qui permet de réaliser la segmentation des images par l'algorithme d'histogramme (méthode géométrique), et une méthode pour la caractérisation des tumeurs par l'algorithme des moments à l'aide du spectre de Legendre (méthode statistique).

L'ensemble des algorithmes manipulés sont implémentés sous l'environnement Matlab 2012, et testés sur un échantillon d'images dermatologiques de taille carrée (256×256).

Ce mémoire s'articule autour de trois chapitres qui nous permettront de présenter les différents aspects de notre travail.

Le premier chapitre représente le contexte médical de la peau où nous avons donné une description de l'anatomie de la peau et son fonctionnement, et les différentes pathologies qui l'affecte. On met l'accent aussi sur les différentes tumeurs malignes et bénignes, et nous décrivons ensuite les méthodes de diagnostic et de traitement.

Le deuxième chapitre intitulé « Analyse fractale et multifractale », est scindé en deux parties, la première présente un rappel sur les notions de base de l'analyse fractale et la dimension fractale, et dans la deuxième partie, nous avons expliqué le principe de l'analyse multifractale, où on a défini la notion de régularité, l'exposant de Hölder et les différentes méthodes pour calculer le spectre multifractal, et on a terminé le chapitre par quelques applications de l'analyse multifractale dans le traitement d'images.

Le troisième chapitre est consacré à la présentation des résultats obtenus après l'implémentation des algorithmes que nous avons utilisés. On a appliqué un algorithme pour calculer l'histogramme (méthode géométrique), et un autre algorithme pour calculer les moments (méthode statistique), suivi par une interprétation des résultats obtenus.

I.1 Introduction :

La peau est l'enveloppe du corps qui le protège du milieu externe. Cet organe est très touché par des affections spécifiques, des infections, des maladies génétiques, ou des manifestations qui sont les témoins de maladies générales. C'est la raison pour laquelle nous avons choisi d'étudier et d'analyser les anomalies que peut subir cet organe vital.

I.2 Anatomie de la peau

I.2.1 La peau

La peau est le plus grand organe du corps [1], elle se définit comme l'ensemble des cellules regroupées sous forme d'un tissu résistant et souple, constitué de plusieurs couches et recouvrant l'ensemble du corps. La peau est constituée de trois compartiments distincts d'origine embryologique différente : l'épiderme (d'origine ectodermique), le derme et l'hypoderme (d'origine mésodermique) [3].

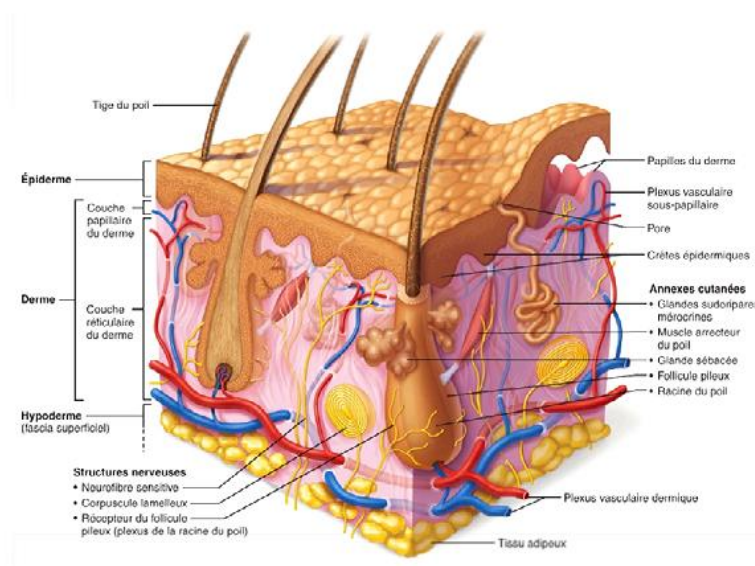


Figure I.1 : Structure de la peau

I.2.2 Epiderme

L'épiderme est la couche externe de la peau, son épaisseur est d'environ 75 à 150 μm .

l'épiderme est composé de quatre différents types cellulaires [1] :

- Kératinocytes : Produisent la kératine (protéine fibreuse) formant la masse principale de l'épiderme.
- Mélanocytes : Produisent la mélanine qui colore les Kératinocytes (couleur de la peau) et les protègent des rayons ultra-violet du soleil.
- Cellules de Langerhans : Produites par la moëlle osseuse elles migrent vers l'épiderme où elles phagocytent les antigènes puis les présentent aux lymphocytes (réaction immunitaire).
- Cellules de Merkel : En petit nombre, elles jouent un rôle de récepteur sensoriel du toucher [8].

Le rôle principal de l'épiderme peut se résumer à un rôle de protection du corps [3].

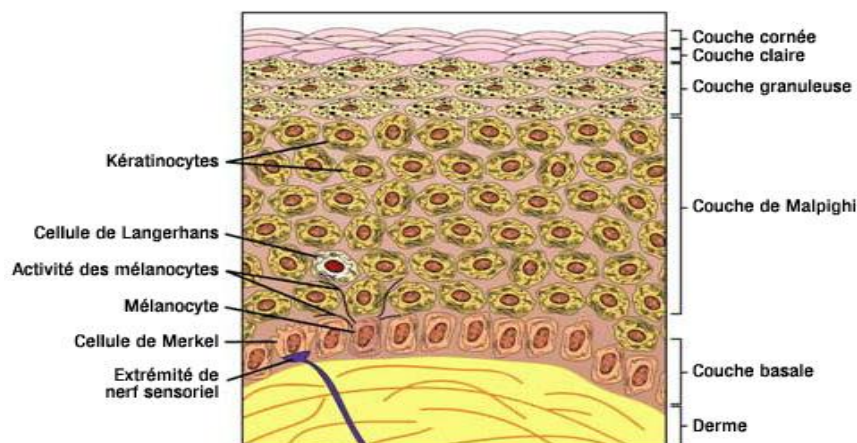


Figure I.2 : Structure de l'épiderme

I.2.3 Derme

Le derme, épais, situé plus en profondeur, est composé de tissu conjonctif richement vascularisé, de cellules vivantes et de nombreuses fibres élastiques, de réticuline et de collagène.

Le derme comprend également de nombreuses glandes sudoripares, sébacées, et de follicules pileux, ainsi que des récepteurs sensoriels à la chaleur, au froid et au toucher, à la pression et à la douleur.

Le derme est composé de deux couches, la zone papillaire au contact de l'épiderme et plus en profondeur, au contact de l'hypoderme, une couche épaisse, la zone réticulaire [6].

Le derme quant à lui a un rôle « nourricier » au travers de nombreux vaisseaux sanguins qui le constituent et qui permettent la diffusion des nutriments vers l'épiderme [3].

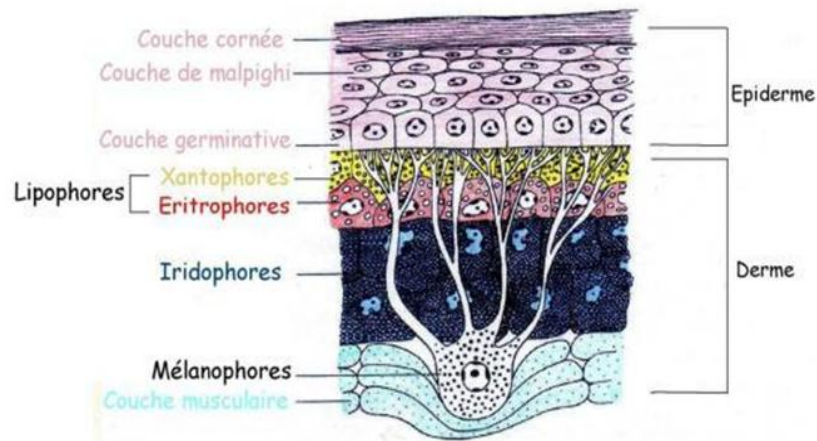


Figure I.3 : Structure du derme

I.2.4 L'hypoderme

L'hypoderme (tissu sous cutané) qui n'est pas considéré comme une couche séparée, est constituée de tissu lâche (aréolaire), de tissu adipeux, et de vaisseaux sanguins et lymphatiques. L'hypoderme est renforcé par des fibres de collagène et d'élastine. Il relie le derme aux organes sous-jacents, stocke des lipides, a un rôle d'isolation et constitue une sorte de rembourrage pour le corps. Il régule également la température du corps par des mécanismes autonomes de vasoconstriction et de vasodilatation (fig I.4) [6].

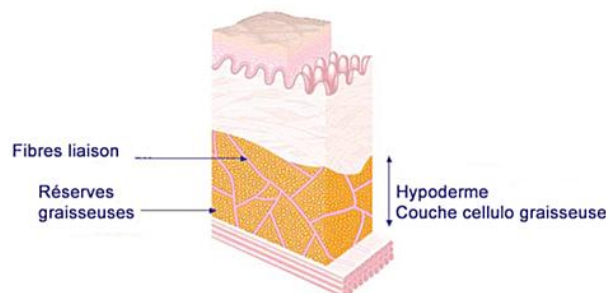


Figure I.4 : Structure de l'hypoderme

I.3 Fonctions de la peau

Avec une surface d'environ 2m², la peau et ses appendices forment l'organe le plus important du corps humain (16% du poids corporel). Son épaisseur varie entre quelques dizaines de microns (au niveau des paupières) et 3 mm environ (au niveau de la plante des pieds) [4].

I.3.1 Fonction protectrice

La peau exerce d'abord une fonction protectrice, vis-à-vis de toutes les agressions venues de l'extérieur.

- Contre les agressions mécaniques : les mouvements du corps, les chocs. La peau assure une protection souple et efficace
- Contre les agressions chimiques. La couche cornée, le film formé par la sueur et le sébum font barrière, mais cette barrière n'est pas infranchissable. Certains produits peuvent pénétrer lentement à travers la peau pour gagner la circulation générale. Cette pénétration peut être utilisée pour l'application de certains médicaments. A l'inverse, elle représente un danger vis-à-vis de produits toxiques comme le mercure. Ce danger est fortement majoré chez l'enfant et surtout le nourrisson, dont la peau est plus fine et plus perméable, notamment au niveau des zones irritées (fesses).
- Contre les microbes, la défense de la peau est assurée par la couche cornée, les cellules immunitaires du derme, et aussi par la flore microbienne normale qui existe à la surface de la peau
- Contre les rayons du soleil, la peau bénéficie de la double protection de la couche cornée qui s'épaissit, et de la mélanine, dont la sécrétion augmente.

I.3.2 Fonction de régulation thermique

La peau est un organe essentiel de la régulation thermique. Elle contribue efficacement au maintien de la température constante de notre corps. Contre le chaud, l'évacuation de l'excès de chaleur est assurée par la dilatation active des petits vaisseaux du derme, et par la sudation. Contre le froid, le resserrement des petits vaisseaux de la peau, le coussin graisseux de l'hypoderme, la contraction des petits muscles des poils (chair de poule) s'opposent au refroidissement de l'organisme.

I.3.3 Fonction de sensation

La peau, par sa richesse en fibres sensibles, informe l'organisme sur 4 grands groupes de sensations: le toucher, la douleur, la température et la pression [2].

I.4 La couleur de la peau

Trois pigments sont responsables de la couleur de la peau : la mélanine, le carotène et l'hémoglobine.

La mélanine a une teinte variant du jaune au noir en passant par le roux. Elle est synthétisée dans la peau grâce à une enzyme, la tyrosinase. L'exposition au soleil stimule les mélanocytes et la production de mélanine. Ainsi, l'ADN des cellules de la peau est protégé des rayons ultra-violet par la mélanine qui absorbe la lumière.

Le carotène a une couleur qui varie du jaune à l'orange. Il s'accumule dans la couche cornée et le tissu adipeux de l'hypoderme. Il apparaît donc surtout au niveau des paumes des mains et des plantes de pieds où la couche cornée est plus épaisse.

Le teint rosé des peaux claires est, quant à lui, dû à la couleur rouge de l'hémoglobine [7].

I.5 Pathologies de la peau

La peau peut être sujette à une quantité impressionnante d'infections qui peuvent être bactériennes, virales, parasitaires ou dues à des champignons. De toute façon l'agent infectieux sera un micro-organisme [22].

Les maladies de peau sont courantes et peuvent rapidement gâcher la vie et s'expriment par des transformations de la peau que le médecin appelle des lésions [23].

I.5.1 L'acné

Concerne essentiellement les adolescents et se manifeste par des comédons (points noirs ou blancs), situés sur le visage et sur le haut du corps.

I.5.2 L'herpès

Couramment appelé « bouton de fièvre », est extrêmement contagieux et se distingue par un bouquet de vésicules situé le plus souvent autour des lèvres (fig I.5).



Figure I.5 : L'herpès

I.5.3 Le psoriasis

Est une dermatose inflammatoire qui se caractérise par d'épaisses plaques et des squames blanches (lamelles de peau qui se détachent de l'épiderme) (fig I.6).



Figure I.6 : Le psoriasis

I.5.4 La rosacée

Se manifeste par des rougeurs permanentes et des vaisseaux dilatés, qui sont aussi des symptômes de la couperose. Des boutons peuvent également apparaître (fig I.7).



Figure I.7 : La rosacée

I.5.5 Le vitiligo :

Est une dermatose qui se distingue par l'apparition de taches blanches localisées sur les pieds, les mains, le visage, les lèvres ou toute autre partie du corps (fig I.8).



Figure I.8 : Le vitiligo

I.5.6 Le zona

Déclenché par le même virus que la varicelle, entraîne une éruption douloureuse de boutons sur tout le corps [21].

Il existe d'autres dermatoses comme l'urticaire, les candidoses, la lucite, l'érysipèle, les verrues, les mycoses, les aphtes, et les tumeurs (bénignes et malignes) qui feront l'objet de notre étude.

I.6 Tumeurs de la peau

Les tumeurs de la peau sont des lésions bénignes ou malignes sur le revêtement cutané. Il en existe de très nombreuses.

1.6. 1 Tumeurs bénignes de la peau

Une tumeur bénigne de la peau est une masse non cancéreuse qui ne se propage pas vers d'autres parties du corps (pas de métastases) et qui ne met habituellement pas la vie en danger. Les tumeurs bénignes de la peau sont courantes.

I.6.1.1 Dermatofibrome

Le dermatofibrome est une petite masse bénigne brun rouge qui se forme à cause d'une accumulation de collagène. Il se développe le plus souvent sur les jambes et affecte davantage la femme que l'homme (fig I.9).



Figure I.9 : Dermatofibrome

I.6.1.2 Kyste épidermique

Le kyste épidermique est une masse bénigne de couleur chair qui se forme à cause d'une accumulation de sécrétions cutanées. Il se développe lentement et présente fréquemment une large cavité à sa surface. Il apparaît le plus souvent au dos, à la tête et au cou.

I.6.1.3 Hémangiome

L'hémangiome est une masse bénigne rouge ou mauve causée par le développement d'un vaisseau sanguin (fig I.10).



Figure I.10 : Hémangiome

I.6.1.4 Kérato-acanthome

Le kérato-acanthome est une masse ronde, ferme, habituellement de couleur chair ou un peu rougeâtre dont le centre est écailleux ou encroûté. On l'observe le plus souvent sur la peau exposée au soleil, comme le visage, les avant-bras et le dessus des mains. En général, quand il apparaît, il se développe rapidement mais sa croissance finit par ralentir avant qu'il ne commence à rapetisser et à disparaître. Puisque sa croissance est souvent difficile à prévoir, on peut le traiter comme un type de carcinome spinocellulaire (fig I.11).



Figure I.11 : kérato-acanthome

I.6.1.5 Lipome

Le lipome est une tumeur bénigne faite de tissu graisseux qui se développe lentement. Le lipome peut apparaître dans presque n'importe quel organe, mais on l'observe surtout dans le tissu sous-cutané juste sous la peau du cou, des épaules, du dos ou des bras (I.12).



Figure I.12 : Lipome

I.6.1.6 Grain de beauté

Le grain de beauté, ou *nævus*, est une masse ou une tache sur la peau qui est bénigne et habituellement de couleur ocre, brun ou chair. Il est formé d'un amas de mélanocytes, c'est-à-dire les cellules qui fabriquent la mélanine, qui donne la couleur à la peau, aux poils aux cheveux et aux yeux. Il peut être soulevé ou plat et apparaître n'importe où sur le corps (fig I.13).



Figure I.13: Grain de beauté

I.6.1.7 Kératose séborrhéique

La kératose séborrhéique est une masse verruqueuse bénigne qui peut apparaître n'importe où sur la peau. Elle se présente sous la forme d'une tache surélevée de couleur ocre, brun ou noir dont la texture est cireuse ou la surface rugueuse. Elle est de taille variable et se développe lentement. Elle affecte souvent les personnes d'âge moyen ou plus âgées. On confond fréquemment cette masse avec une verrue, un grain de beauté, la kératose sénile ou un mélanome (fig I.14).



Figure I.14: Kératose séborrhéique

I.6.1.8 Acrochordon

L'acrochordon est une petite masse bénigne de peau qui est molle et de couleur chair. Il apparaît souvent à l'âge moyen. On l'observe le plus fréquemment au cou, et aux aisselles (fig I.15).



Figure I.15: Acrochordon

I.6.1.9 Nævus de Spitz

Le nævus de Spitz est un type rare de grain de beauté qui ressemble au mélanome mais qui est non cancéreux (bénin). Il apparaît surtout chez l'enfant. Le nævus de Spitz, habituellement de diamètre inférieur à 1 cm, peut ressembler à une petite tache de naissance rouge violet. Il peut être très difficile de faire la différence entre le nævus de Spitz et le mélanome, c'est pourquoi lorsqu'on enlève un nævus de Spitz, on retire également une marge de tissu sain tout autour. Il est possible qu'un pathologiste examine le tissu enlevé afin de déterminer s'il s'agit d'un nævus de Spitz ou d'un mélanome (fig I.16) [16].



Figure I.16: Nævus de Spitz

I.6.2 Tumeurs malignes de la peau

Ce sont les cancers les plus fréquents, mais aussi les plus guérissables s'ils sont détectés et traités assez tôt [10]. Les cancers de la peau se divisent en deux catégories principales : les mélanomes malins et les "non mélanomes" [9].

I.6.2.1 Les cancers de type non mélanomes (kératinocytaires)

Les cancers kératinocytaires incluent principalement les carcinomes basocellulaires et les carcinomes épidermoïdes (CE) aussi appelés « spinocellulaires ». Ces deux formes de cancers sont souvent regroupées sous l'appellation « tumeurs cutanées non mélanocytaires » [5].

Les carcinomes basocellulaire et spinocellulaire sont beaucoup plus fréquents que les mélanomes, mais ils sont moins dangereux. En effet les carcinomes baso-cellulaires ne forment presque jamais de métastases, et les carcinomes spinocellulaires ne le font que très rarement [11].

I.6.2.1.1 Le carcinome basocellulaire

Qui affecte surtout les gens de 50 ans et plus, correspond à 90 % des cancers de la peau. Son nom tient au fait qu'il se développe au niveau le plus profond de l'épiderme. Son développement est purement local. Il se manifeste généralement par un épaissement de la peau qui peut prendre l'apparence d'un grain de beauté qui s'élargit et finit par former un ulcère. Il survient surtout sur les parties découvertes de la peau (visage et dos des mains). Il touche souvent des personnes travaillant au grand air, comme les marins ou les agriculteurs (fig I.17).



Figure I.17 : Carcinome basocellulaire

I.6.2.1.2 Le carcinome spinocellulaire

Ceux-ci sont plus rares, mais peuvent se disséminer (métastases) dans les ganglions lymphatiques. Ils se développent à partir de cellules différentes, situées plus haut dans l'épiderme. On les appelle cellules du corps muqueuses de Malpighi, ou cellules en épines. Ces cancers se forment très souvent sur des lésions préexistantes de la peau : cicatrices, en particulier celles des brûlures; lésions chroniques comme les ulcères de jambe, ou petites lésions saillantes (kératoses) que l'on voit souvent sur le dos des mains et le visage des personnes âgées.

Les carcinomes spinocellulaires peuvent également toucher les muqueuses : on les rencontre alors autour des lèvres, en particulier chez les grands fumeurs (figI.18).



Figure I.18 : Carcinome spinocellulaire

I.6.2.2 Le mélanome

Il s'agit d'une forme de cancer qui apparaît dans les mélanocytes. Les mélanocytes sont les cellules qui fabriquent le pigment appelé « mélanine » [12]. Il se présente sous forme disséminée dans toute la peau. Il peut également être réuni en petits amas et forme alors des taches pigmentées, comme les grains de beauté (naevus), [14] mais peut également apparaître dans d'autres tissus pigmentés comme l'œil ou les intestins [12]. Le mélanome est un cancer malin, qui peut former des métastases, à l'inverse des autres types de cancer de la peau [13].

I.6.2.2.1 Le développement d'un mélanome

Lorsque des cellules cancéreuses apparaissent, elles sont d'abord peu nombreuses et limitées à la surface de la peau. La plupart des mélanomes se développent d'abord horizontalement dans l'épiderme. Tant que la tumeur se situe au sein de l'épiderme, on parle de mélanome in situ.

Avec le temps et si aucun traitement n'est effectué, la tumeur progresse en profondeur à travers le derme et l'hypoderme. Dès lors que la tumeur franchit la couche basale et atteint le derme, on dit que le cancer est invasif.

Des cellules cancéreuses peuvent ensuite se détacher de la tumeur et emprunter les vaisseaux sanguins ou les vaisseaux lymphatiques pour aller envahir d'autres parties du corps.

Les nouvelles tumeurs qui se forment alors s'appellent des métastases [15].

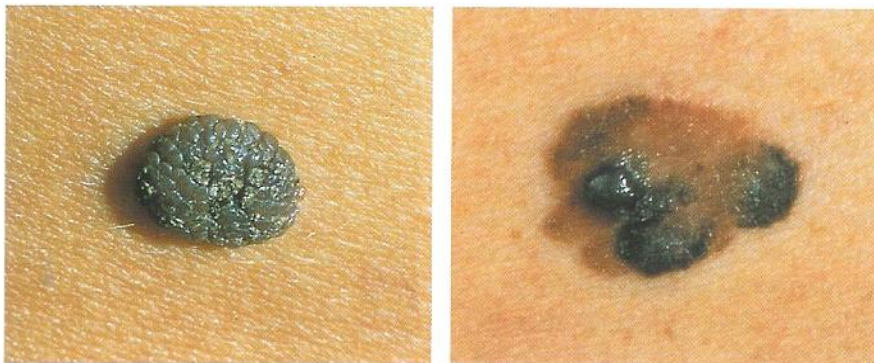


Figure I.19 : Graine de beauté normal (à gauche) et mélanome malin (à droite)

I.7 Les principaux facteurs de risque du cancer de la peau

I.7.1 Le type de peau

Les personnes à peau claire ont un risque plus élevé de développer un mélanome que les personnes ayant la peau plus foncée. Le risque le plus élevé concerne les personnes avec des cheveux roux et des taches de rousseur. Le mélanome est en fait très rare chez les personnes à la peau noire et chez les asiatiques.

I.7.2 Les nævi

Le nævus est le terme médical désignant le grain de beauté. La majorité des grains de beauté ne se transformeront jamais en cancer, mais la présence de nombreux grains de beauté (plus de 100) ou de grains de beauté inhabituels indique une augmentation du risque de développer un mélanome.

I.7.3 L'exposition au soleil

L'exposition naturelle aux rayons ultraviolets (UV) émis par le soleil est un facteur de risque important pour le mélanome. Les facteurs suivants augmentent le risque à chaque période de la vie, mais sont plus importants lorsque l'exposition se produit dans la petite enfance.

I.7.4 L'utilisation de bancs solaires

L'exposition aux UV artificiels pour obtenir un bronzage accroît le risque de développer un mélanome, en particulier lorsque l'on utilise ces équipements avant l'âge de 30 ans.

I.7.5 Les antécédents de mélanome

Un antécédent de mélanome augmente le risque d'avoir un autre mélanome à un endroit différent.

Avoir un parent au premier degré (parents, frères, sœurs et enfants) atteint d'un mélanome augmente le risque d'en développer un soi-même.

- **L'âge** : le risque de mélanome augmente avec l'âge, bien que le mélanome soit moins lié au vieillissement que les autres types de cancer et qu'il peut survenir chez les personnes ayant moins de 30 ans.
- **Le déficit immunitaire** : les personnes avec une immunité réduite ont un risque plus élevé de développer un mélanome. Le déficit immunitaire peut être provoqué par une maladie comme le sida ou par des médicaments donnés après une transplantation d'organe [13].

I.8 Le dépistage des cancers de la peau

I.8.1 Surveiller sa peau

Il est recommandé à tous de surveiller régulièrement ses grains de beauté. Pour cela, la règle ABCDE doit être suivie :

Règle ABCDE

- **Asymétrie** : une lésion susceptible d'être un mélanome est de forme asymétrique.
- **Bordure** : une lésion susceptible d'être un mélanome a des bords irréguliers, encochés, polycycliques.
- **Couleur** : une lésion susceptible d'être un mélanome est de couleur hétérogène, du brun clair au noir foncé.
- **Diamètre** : une lésion susceptible d'être un mélanome a généralement une taille supérieure à 5 mm.
- **Évolution** : une lésion susceptible d'être un mélanome change d'aspect, de taille, de couleur, d'épaisseur [17].

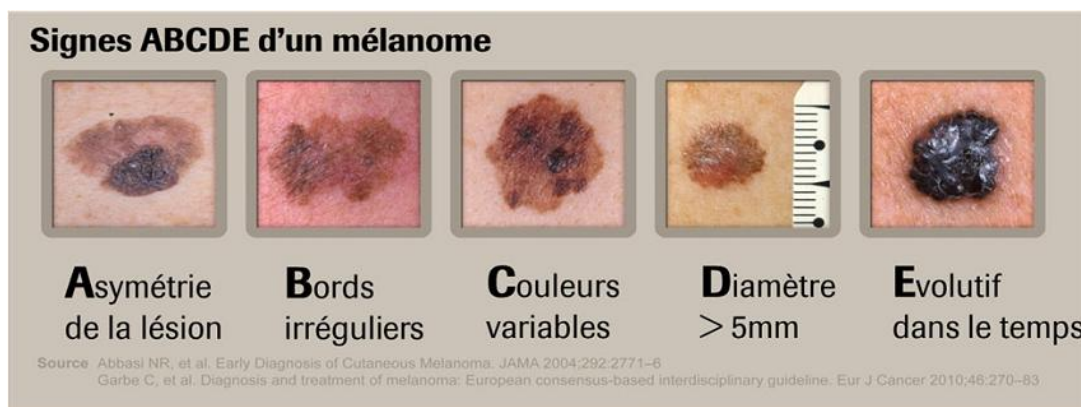


Figure I.20 : Règle ABCDE

I.8.2 Consulter un dermatologue

Qu'elle soit motivée ou non par la présence de lésions suspectes, la consultation de dépistage permet au dermatologue d'évaluer l'aspect des grains de beauté et la présence de lésions anormales de la peau sur l'ensemble du corps et de la tête.

Dans le cas de suspicion de cancer, le dermatologue s'aide en repérant les nævi qui ont un aspect différent du profil général des autres nævi du patient [20].

I.9 Diagnostic

I.9.1 Un examen clinique

L'examen clinique permet au médecin de savoir si la lésion est susceptible d'être cancéreuse ou non [18]. Le médecin interroge le patient, en particulier sur d'éventuels facteurs de risque et sur l'évolution du ou des grains de beauté (ou la lésion) suspects. Il effectue aussi un examen des grains de beauté suspects et du reste de la peau [12]. Un grain de beauté est (ou la lésion) suspect s'il présente une des caractéristiques « ABCDE »

I.9.2 Une dermoscopie

Cet examen utilise un petit appareil appelé dermatoscope ou dermoscope qui éclaire et grossit les taches de la peau pour effectuer un examen plus précis. Même si l'examen avec un dermatoscope n'est pas toujours nécessaire, il améliore la précision du diagnostic lorsqu'il est pratiqué par un médecin expérimenté et formé pour utiliser cet appareil [12].



Figure I.21 : Dermatoscope

I.9.3 Biopsie

Si le médecin soupçonne un cancer, il prélève un échantillon de peau à l'endroit de la manifestation suspecte, dans le but de la soumettre à une analyse de laboratoire. Cela lui permettra de savoir si les tissus sont bel et bien cancéreux et cela lui donnera une idée de l'état de progression de la maladie [18].

I.9.4 Autres tests

Si la biopsie révèle que le sujet est atteint de cancer, le médecin demandera d'autres tests pour évaluer de façon plus approfondie le stade de progression de la maladie. Les tests permettent de savoir si le cancer est encore circonscrit localement ou s'il a commencé à se répandre à l'extérieur des tissus cutanés [18].

I.10 Les traitements médicaux du cancer de la peau [19]

I.10.1 Chirurgie

Plusieurs cancers de la peau peuvent être complètement éliminés grâce à une chirurgie. Après avoir anesthésié la peau localement, le médecin extrait la tumeur cancéreuse à l'aide d'un bistouri. Selon la taille, le type et le site du cancer, il peut soit cautériser la plaie, soit la refermer à l'aide de points de suture.

I.10.2 Cryochirurgie

Dans le cas de certains cancers de très petite taille ou de lésions précancéreuses, on détruit par un froid extrême (en utilisant de l'azote liquide) les tissus malades.

I.10.3 Radiothérapie

Elle est parfois utilisée dans certaines circonstances, par exemple lorsque l'on peut difficilement procéder à une chirurgie, ou encore après une chirurgie, pour tuer les cellules cancéreuses qui subsistent peut-être. Elle consiste à détruire les cellules cancéreuses à l'aide de radiations électromagnétiques, en essayant d'épargner les tissus sains périphériques.

I.10.4 Chimiothérapie topique

Parfois, des médicaments anticancéreux peuvent être appliqués directement sur la zone atteinte. Le traitement dure plusieurs semaines.

I.10.5 Chimiothérapie systémique

Elle consiste à utiliser, par injection ou sous forme de comprimés, des substances chimiques dans le but de cibler et d'endommager des cellules qui se divisent trop rapidement. Elle est utilisée, notamment, quand le cancer est à un stade de dissémination métastatique.

I.10.6 Immunothérapie

L'immunothérapie peut être utilisée pour renforcer le système immunitaire à l'aide de certaines substances, comme l'interféron ou l'interleukine, dans le but de l'aider à lutter contre le cancer.

I.11 Conclusion

Le cancer de la peau est parmi les cancers les plus fréquents, il se caractérise par sa forme irrégulière qui pose un problème lors du diagnostic et du traitement. C'est pour cette raison que les techniques de traitement d'images (segmentation, caractérisation) sont utiles afin d'aider le médecin à diagnostiquer efficacement ce type de cancer. Dans le chapitre suivant nous proposons une technique récemment utilisée dans le traitement des images médicales adaptée aux formes irrégulière : c'est l'analyse multifractale.

II.1 Introduction

Dans ce chapitre nous donnerons donc quelques définitions et notions sur ces deux techniques de traitement d'images fractale et multifractale. La géométrie fractale et la théorie multifractale sont des outils précieux pour analyser, comprendre et même prévoir divers phénomènes naturels ou industriels [24].

II.2 Analyse Fractale

II.2.1 Historique des fractales

La théorie des fractales est un domaine des mathématiques très récent, né sous l'impulsion du mathématicien franco-américain Benoît Mandelbrot dans les années 1960. Néanmoins, bien avant Mandelbrot et son appellation « fractales », des objets de ce type avaient déjà été décrits par les mathématiciens du XIXe siècle, à l'instar de Von Koch et de son célèbre flocon.

En 1872, La poussière -ou ensemble- de Cantor est un sous-ensemble de la droite réelle construit par le mathématicien allemand Georg Cantor. Sa construction s'effectue en ôtant, à chaque itération, le tiers central de chaque nouveau segment.

En 1890, La courbe de Peano est une fonction continue décrite pour la première fois par le mathématicien italien Giuseppe Peano.

En 1904, Le flocon de Koch

En 1915, Le tamis de Sierpinsky est un objet fractal étudié par le mathématicien polonais Waclaw Sierpinsky. Sur la base d'un triangle équilatéral plein [39].

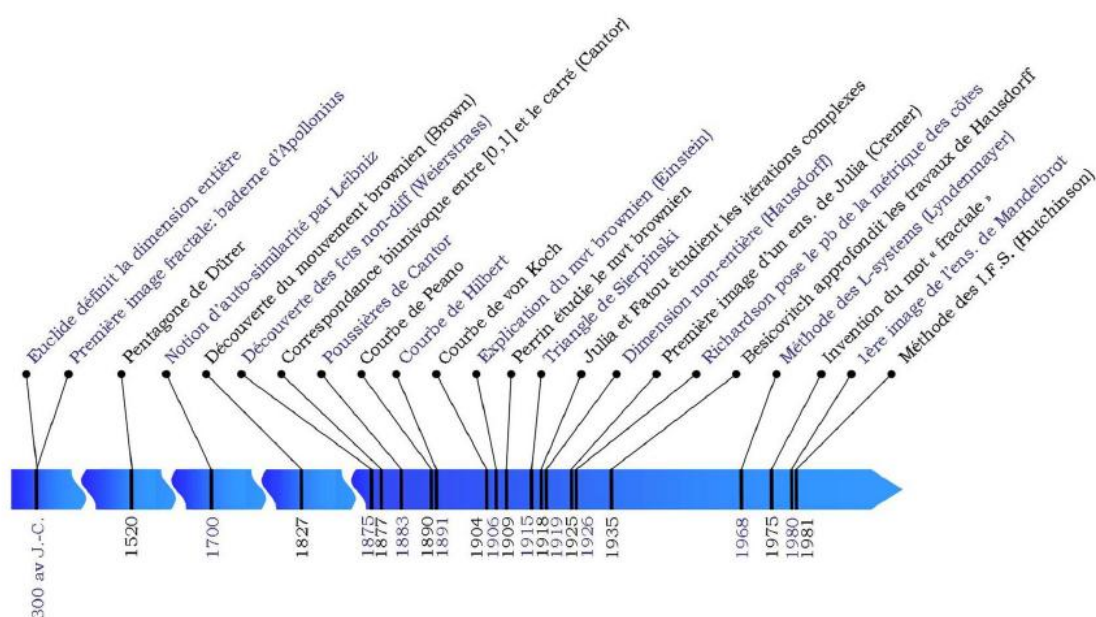


Figure II.1 : Résumé chronologique de l'historique des fractales

II.2.2 Objet fractal

II.2.2.1 Formulation du concept de fractal

L'adjectif « fractal » a été proposé par Mandelbrot en 1975 (Mandelbrot en 1975). Il provient du mot latin « fractus », du verbe « frangere » qui signifie briser. Présenter des irrégularités. Fragmenter à toutes les échelles ou encore fractionner à l'infini.

II.2.2.2 Objet fractal ou non fractal ?

Un objet est dit non fractal s'il n'y a pas d'apparition de nouvelles formes chaque fois qu'on zoome une de ses parties (Figure II.2). On dans le cas d'un objet fractal (Figure II.3). Une nouvelle forme est apparue à chaque fois qu'une partie de l'objet est zoomé. Cette forme est plus au moins similaire à la totalité de l'objet lui-même [24].

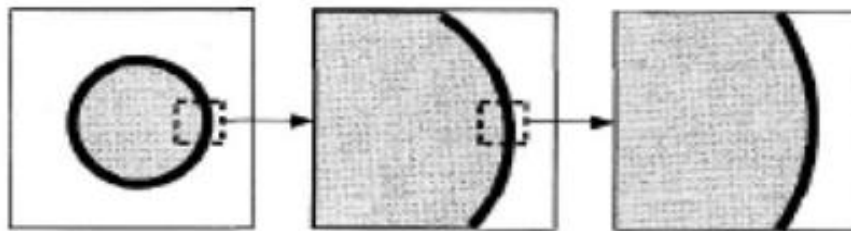


Figure II.2 : Objet non fractal

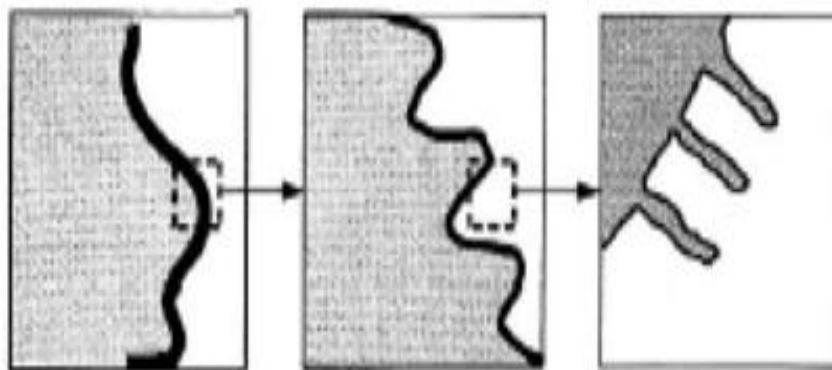


Figure II.3 : Objet fractal

II.2.2.3 Définition d'un objet fractal

Plus généralement, un fractal désigne un type d'objets dont l'irrégularité à toutes ses échelles d'observation, ne peut pas être caractérisée par une dimension entière, contrairement aux

figures géométriques euclidiennes qui possèdent quant à elles des dimensions entières tels que : 0 pour un point, 1 pour une courbe ,2 pour une surface et 3 pour un volume .les fractalistes considèrent que la question de définition ne devra se poser que lorsque la théorie fractale devienne plus enracinée. Benoit Mandelbrot lui même s'est longtemps refusé à en fournir une définition et ce n'est qu'en 1982qu'il a pu donner la définition suivante :

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

$$D_{HB}(F) > D_t(F) \quad (2.1)$$

Si l'objet (F) est régulier alors la dimension fractale et la dimension fractale et la dimension topologique coïncident.

Ainsi, pour caractériser des objets et des ensembles fractals, la géométrie fractale se sert de la notion de dimension fractale qui sera abordée en détail dans les sections suivantes [24].

II.2.3 Caractéristiques d'un objet fractal

Un objet fractal possède au moins l'une des caractéristiques suivantes :

- il a des détails similaires à des échelles arbitrairement petites ou grandes ;
- il est trop irrégulier pour être décrit efficacement en termes géométriques traditionnels
- il est exactement ou statistiquement auto-similaire, c'est-à-dire que le tout est semblable à une de ses parties;
- sa dimension de Hausdorff est plus grande que sa dimension topologique [25].

II.2.4 Classification des fractales

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

II.2.4.1 Fractales déterministes

Ce sont les fractals dont la construction ne dépend pas du hasard. Elles sont souvent construites géométriquement ou avec des méthodes numériques. Elles sont de trois types :

a) Les systèmes de fonctions itérés (IFS : Iterated Function System)

Ce type de fractals peut être décrit par des règles de remplacement géométrique fixes.

L'ensemble de Cantor, le tapis de Sierpinsky, la courbe de Peano, le flacon de Von Koch constituent des exemples, bien connus dans le domaine, appartenant à ce type de fractal [24].

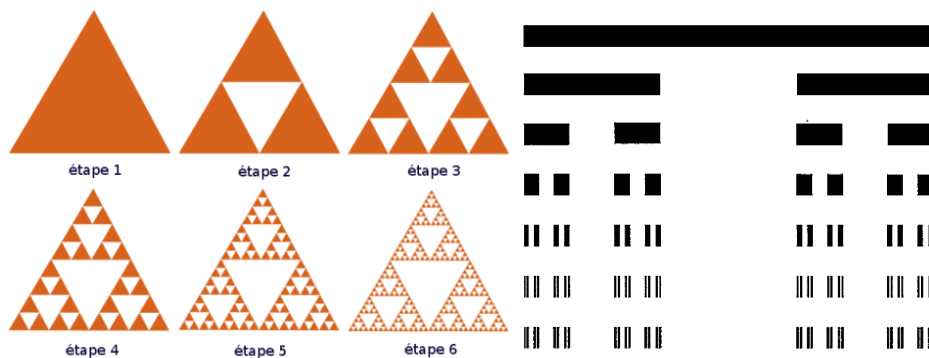


Figure II.4 : Ensemble de Sierpinsky, et ensemble de cantor

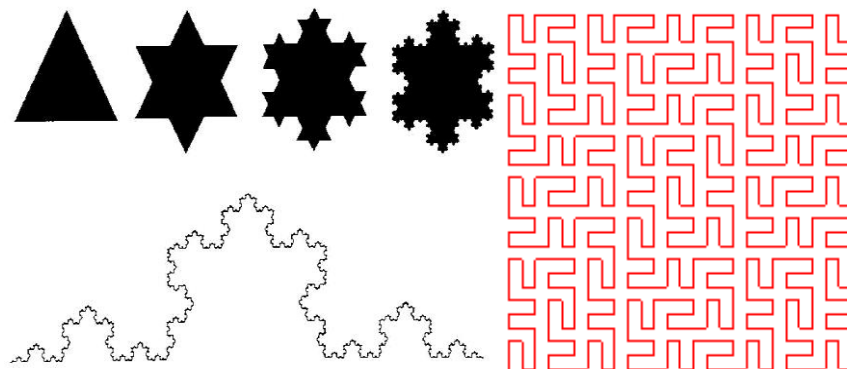


Figure II.5 : Courbe de Von Koch, et courbe de peano

b) Fractales réalisées grâce a une suite de points

Sont des fractales définies par une relation de récurrence pour tout les points de l'espace (tel que le plan complexe). Nous retrouvons dans cette catégorie les ensembles de Mandelbrot et celles de Julia [24] (fig II.6).

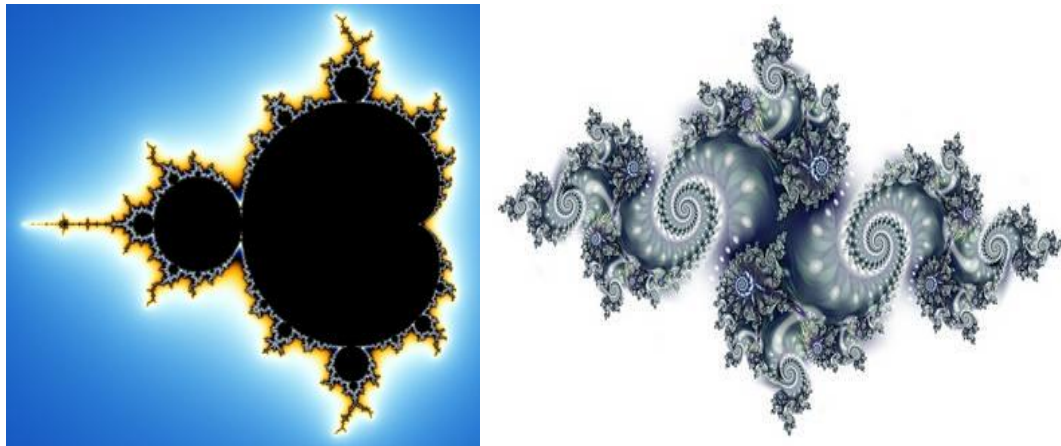


Figure II.6 : Ensemble de Mandelbort, et ensemble de Julia

c) Ensembles fractals non uniformes

Une première extension, qui reste dans le cadre déterministe et parfaitement auto-similaire, permet de construire des ensembles fractales non uniforme, en divisant un motif de base en n sous-motifs similaires, mais en utilisant des similitudes de rapports variables r_i ($1 \leq i \leq n$) pour chacun des sous-motifs. ces ensembles sont également qualifiés de multifractals [24].

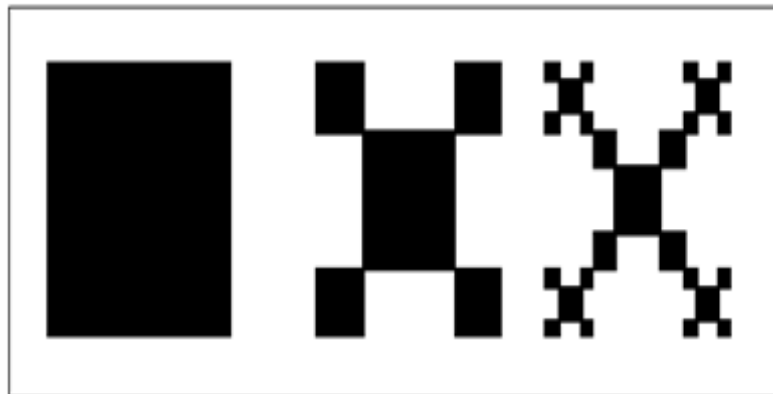


Figure II.7 : Exemple de fractal non uniforme

II.2.4.2 Fractals non déterministes

Par opposition aux fractales déterministes, il existe des fractales liées au hasard ou à des phénomènes aléatoires (le mode de réplication fait intervenir une composante aléatoire).elles se présentent sous deux formes :

a) objet fractals naturels

Objets aléatoires ou non déterministes, car le processus dynamique qui permet leurs création varie lui même avec le temps de façon aléatoire.

Citant, les vaisseaux sanguins, le paysages fractals (les nuages, les montagnes, les flacons de neige, le chou-fleur...) (la figure montre quelques exemples de fractals naturels) [24].



Figure II.8 : Fractals naturels

b) ensembles fractals aléatoires

Des fractales irrégulières peuvent être construites par simulation en introduisant des composantes aléatoires dans une procédure de construction élaborée au départ pour générer une fractale.

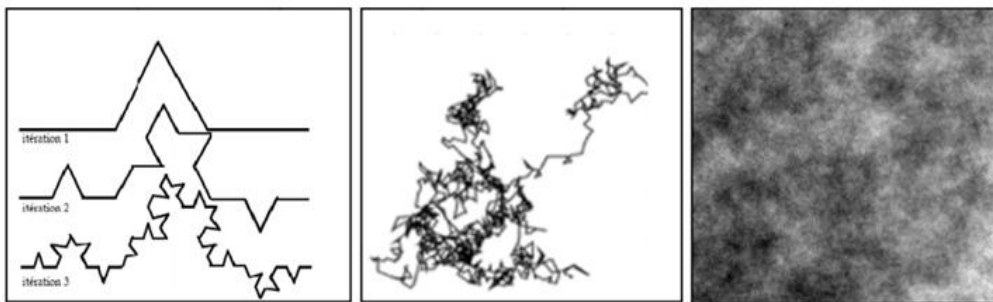


Figure II.9 : Fractal aléatoire

II.2.5 La dimension fractale

On l'a vu précédemment, les fractales peuvent être caractérisées par leur dimension fractale. Néanmoins, cette dernière est une notion mathématique complexe qui nécessite d'être expliquée en détail.

II.2.5.1 La dimension euclidienne

La dimension euclidienne classifie de la manière la plus simple possible des objets géométriques [26] :





Objets	Représentations	Dimensions
Un point		0
Une ligne (droite, courbe...)		1
Une figure plane (quadrilatère, cercle)		2
Une figure dans l'espace (parallélépipède, sphère ...)		3

Tableau II.1 : Dimension euclidien

II.2.5.2 Dimension topologique

La dimension topologique utilisée en géométrie Euclidienne est associée au nombre de degré de liberté d'un point se déplaçant à l'intérieur d'un objet. Autrement dit, la dimension topologique fait référence à un nombre entier de vecteurs indépendants qui forment la base de cet objet (Godin .2003). Ainsi, un point est considéré comme un objet de dimension 0, une courbe comme un objet 1D et une surface comme un objet 2D, D'une manière générale, un objet de dimension n est représenté dans espace euclidien R^n [24].

II.2.5.3 La dimension de Hausdorff ou dimension fractale

La dimension de Hausdorff, est la plus ancienne des dimensions fractales. Elle a été proposée en 1919 par Félix Hausdorff et développée en 1935 par Besicovitch. Elle est d'ailleurs souvent appelée dimension de Hausdorff- Besicovitch.

Elle a basée sur la considération de l'ensemble de tous les pavages possible.

Etant donné un ensemble F de points de \mathbb{R}^n , un δ recouvrement de F est un recouvrement de F par une famille d'ouverts $\{U_i\}$, possiblement infinie, où chaque U_i a un diamètre $|U_i|$ inférieur ou égale à δ [24].

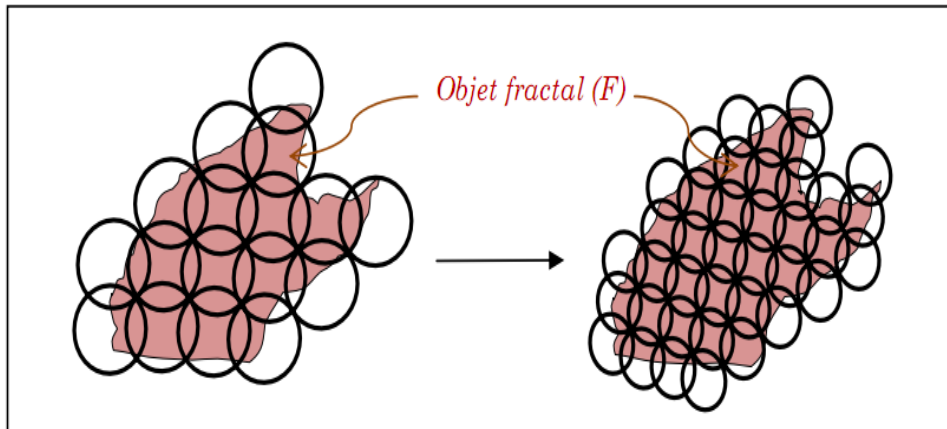


Figure II.10 : Dimension fractale selon Hausdorff

Pour tout réel d , on définit la quantité par :

$$h_\delta^d(F) = \inf \left\{ \sum_{i=1}^{\infty} |U_i|^d \mid \{U_i\}_i - \text{recouvrement de } F \right\} \quad (2.2)$$

$h_\delta^d(F)$ tend vers une limite (éventuellement infinie) lorsque δ tend vers 0, on définit la dimension de Hausdorff, comme étant :

$$h^d(F) = \lim_{\delta \rightarrow 0} h_\delta^d(F) \quad (2.3)$$

II.2.5.4 Dimension de boîtes

La dimension des boîtes est apparue dans les années 1930 mais ses débuts semblent difficiles à retracer.

Cette dimension, notée D_b , a la particularité d'être définie à partir du comptage du nombre N_δ de pavés d'une grille régulière interceptant un objet, et non pas de la mesure de ces pavés. Elle coïncide dans de nombreux cas, avec la dimension de Hausdorff (fig II.11) [24]:

$$D_b(F) = \lim_{\delta \rightarrow 0} \frac{\log N_\delta(F)}{\log(\frac{1}{\delta})} = - \lim_{\delta \rightarrow 0} \frac{\log N_\delta(F)}{\log(\delta)} \quad (2.4)$$

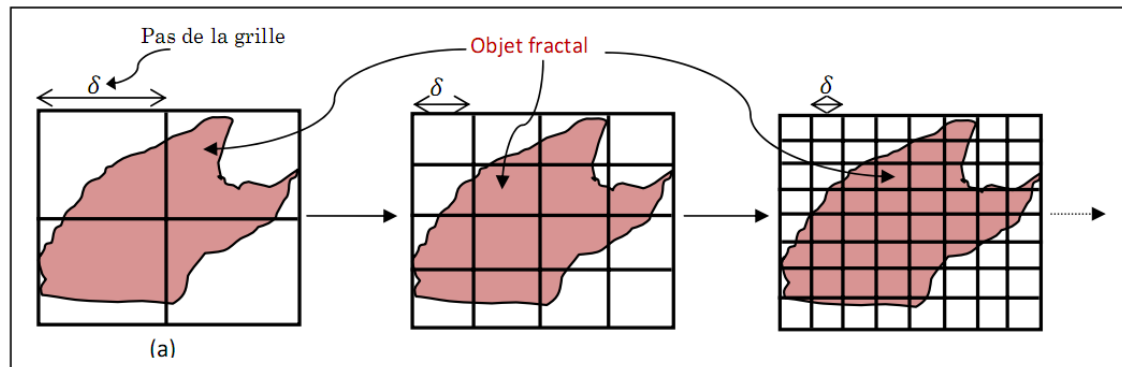


Figure II.11 : Grille de pavés réguliers pour le calcul de la dimension des boîtes

II.2.6 Méthodes de calcul de la dimension fractale

Il existe plusieurs méthodes pour calculer la dimension fractale, chacune ayant ses propres bases théoriques. Ceci peut conduire à des dimensions différentes pour un même objet [27].

II.2.6.1 Méthodes de comptage de boîtes

Cette algorithmne nécessite un maillage du signal par des « boîtes », puis la formulation d'une probabilité dans chacune d'elles et enfin l'estimation de la DF par le calcul d'une régression linéaire.

II.2.6.1.1 Comptage de boîtes « Box Counting »

Cette méthode a été proposée par Russel et all en 1980 c'est la plus utilisé et la plus simple elle est performante pour des images auto-similaires et n'est valable que pour des images noir et blanc.

Son principe est de recouvrir le signal par des boites de taille r et calculer la dimension fractales qui est donnée par :

$$DF = - \lim_{r \rightarrow 0} \frac{\log N(r)}{\log r} \quad (2.5)$$

Ou $N(r)$ représente le nombre de boites recouvrant complètement le signal.

Cette méthode présente cependant plusieurs limitations, du fait qu'elle nécessite l'utilisation d'une image binaire. Elle est sensible à la taille des boites et elle n'est valide que pour des images auto-similaires [40].

II.2.6.1.2 Comptage différentiel de boîtes

Cette méthode a été proposée par *sarkar* et *chaudhuri* en 1992 dans le but de surmonter la contrainte par la méthode de comptage des boîtes classique [38]. Elle convient aux images en niveaux de gris et prend en considération les valeurs maximales et minimales des niveaux de gris de chaque boîte.

II.2.7 Les fractals dans le corps humain

Dans le corps humain, les structures fractales abondent : les réseaux de vaisseaux sanguins, de nerfs, les bronches... Cette structure de type fractal accroît considérablement la surface utilisable pour l'absorption, la distribution, la collecte et le transport d'information par les différents réseaux du corps, c'est pourquoi elle y est si présente. C'est dans le corps une structure très efficace [26].

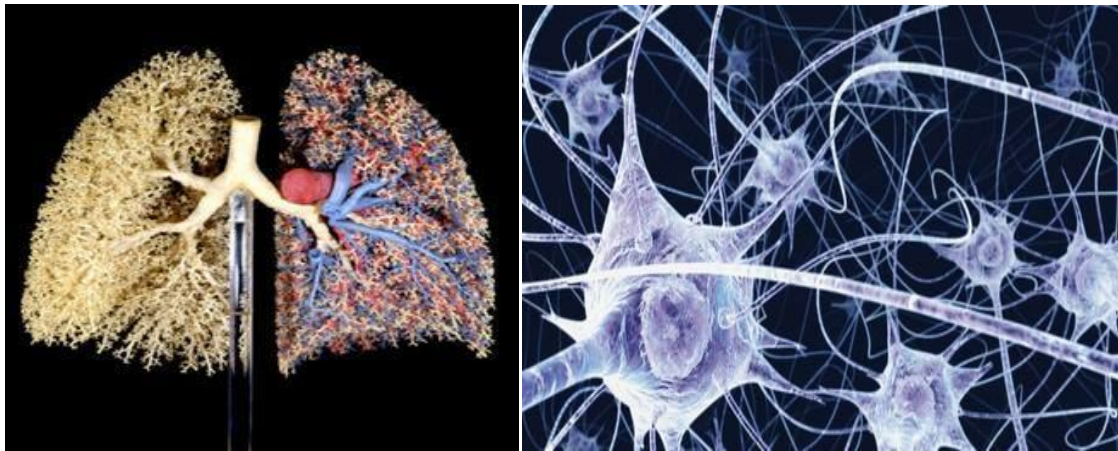


Figure II.12 : Fractale dans le corps humain

II.3 Formalisme Multifractal

II.3.1 Historique

L'analyse multifractale, née dans les années 80 pour expliquer les observations effectuées sur des signaux de turbulence, a fourni de nouveaux outils pour l'analyse et la modélisation de signaux issus de multiples domaines scientifiques.

En mathématiques, elle a servi de cadre unificateur pour reconsidérer de nombreuses fonctions introduites au cours des 19e et 20e siècles. De nouvelles synergies sont ainsi apparues entre mathématiciens, physiciens et analystes du signal [36].

II.3.2 Définition

On constate très souvent que les phénomènes naturels présentent un caractère de fractalité sur une très petite plage de variations de la variable analysée et ne sont pas simplement fractals mais plutôt multifractals [29].

Un objet multifractal est plus complexe dans le sens où il est toujours invariant par dilatation et où le facteur nécessaire pour pouvoir distinguer le détail de l'objet entier, dépend du détail observé [30].

L'analyse multifractale est un cadre approprié pour traiter et modéliser des champs présentant une forte variabilité spatio-temporelle, surtout en ce qui concerne les caractéristiques de non uniformité des phénomènes et leurs comportements extrêmes. Elle offre une modélisation de synthèse de la variabilité du processus analysé. Elle introduit notamment la notion d'invariance d'échelle, c'est-à-dire le lien qui existe entre une mesure et l'échelle de cette mesure [28].

L'approche multifractale peut être considérée comme une extension de la théorie fractale. Elle a pour but l'étude de fonctions dont la régularité ponctuelle peut varier d'un point à un autre. Ces fonctions possèdent un ensemble de singularités que l'on appelle spectre. Réaliser l'analyse multifractale d'une fonction, c'est déterminer son spectre de singularités [31].

II.3.3 Principe de base de l'analyse multifractale

La géométrie fractale a été introduite pour d'écrire les relations d'échelle entre des structures géométriques et l'échelle d'analyse de ces structures.

L'analyse multifractale des images consiste à définir des mesures à partir des niveaux de gris, à en calculer les spectres, et à traiter les points sur la base des informations à la fois locales et globales qui en résultent [32].

- la description locale est obtenue via l'exposant de Hölder. Cela consiste essentiellement à le décomposer en sous ensembles ayant même régularité. Plus précisément, on commence par se donner une définition adéquate de la régularité du signal X en un point quelconque t : le plus couramment, on a recours à l'exposant de Hölder ponctuel, α
- la description globale consiste à mesurer la «taille» des sous-ensembles ainsi obtenus, c'est-à-dire étudier les ensembles E_α . Donc pour obtenir le spectre multifractal de la répartition des singularités de X , il est utile de «mesurer» les dimensions fractale $f(\alpha)$ de E_α ($f(\alpha)$ en fonction de α) [35].

II.3.3.1 Exposant de Hölder

Il ya plusieurs façons de mesurer la régularité locale d'un signal. Les premiers outils pour mesurer cette régularité sont la continuité et la dérivabilité en un point. Un autre outil, qui possède à la fois des bases théoriques solide set un contenu intuitif, est l'utilisation des exposants de Hölder.

L'exposant de Hölder introduit un continuum entre les notions de continuité et de dérivabilité en un point et permet de repérer précisément la régularité grâce à un paramètre réel positif. Une fonction f est $C^s(x_0)$ s'il existe un polynôme P de degré au plus s et une constante C tels que [34] :

$$|f(x) - P(x - x_0)| \leq C|x - x_0|^s \quad (2.6)$$

L'exposant de Hölder de f en x_0 est alors:

$$\alpha_f(x_0) = \sup\{s: f \text{ est } C^s(x_0)\} \quad (2.7)$$

L'intérêt de considérer P est qu'il permet de rendre compte de singularités d'ordre supérieur, c'est-à-dire dans les dérivées de f : on enlève à f sa "partie régulière", pour voir apparaître le comportement singulier.

Nous pouvons donner une définition équivalente à la précédente sans faire apparaître directement l'espace C^s .

$$\alpha_f(x_0) = \liminf_{h \rightarrow 0} \frac{\log|(x_0+h)-f(x_0)|}{\log|x_0|} \quad (2.8)$$

Cette définition est valable si f est non dérivable en x_0 . Dans le cas contraire, il faut lui enlever sa partie régulière.

Géométriquement, l'équation (2.8) signifie que le graphe de la fonction f autour de x_0 s'inscrit dans une enveloppe que l'on peut appeler l'enveloppe Hölderienne (voir Figure II.13). Pour tout $\varepsilon > 0$, il existe un voisinage de x_0 tel que le graphe de f dans ce voisinage soit entièrement inclus dans l'espace défini par les deux courbes qui associent à x respectivement

$f(x_0) + C|x - x_0|^{\alpha_f(x_0)-\varepsilon}$ et $f(x_0) - C|x - x_0|^{\alpha_f(x_0)-\varepsilon}$ et tel que cette propriété ne soit plus vraie pour l'espace défini par les courbes qui associent à x respectivement $f(x_0) + C|x - x_0|^{\alpha_f(x_0)+\varepsilon}$ et $f(x_0) - C|x - x_0|^{\alpha_f(x_0)+\varepsilon}$

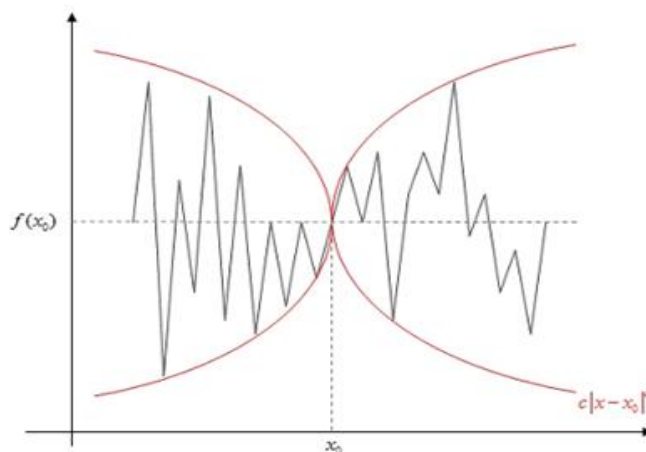


Figure II.13 : Enveloppe Hölderienne d'un signal au point x_0

Nous observons que plus $f(x_0)$ est grand, plus le signal est lisse. Inversement plus $f(x_0)$ est petit, plus le signal est irrégulier en x_0 . De plus, $\alpha_f > 1$ implique que f est dérivable en x_0 , et une fonction discontinue en x_0 est telle que $f=0$. Il s'agit d'une généralisation de la notion de dérivée. Nous disposons alors d'un coefficient donnant une mesure de l'irrégularité, toujours défini et calculable [34].

L'analyse multifractale décrit les propriétés fractales d'une image en utilisant une mesure basée sur l'intensité dans le voisinage de chaque pixel. Le coefficient de singularité locale, également connu sous le nom de Hölder exposant, ou la valeur α , reflète le comportement local d'une fonction $\mu_p(\varepsilon)$, décrite dans l'équation (2.6), autour du pixel. La fenêtre de taille ε , est centré

sur le pixel p . la variation de la mesure de l'intensité par rapport à ε peut être caractérisée comme suit [33] :

$$\mu_p(\varepsilon) = C\varepsilon^{\alpha_p} \quad (2.9)$$

$$\varepsilon = 2^i + 1, \quad i = 0, 1, 2, \dots, d \quad (2.10)$$

$$\log(\mu_p) = \alpha_p \log(\varepsilon) + \log(C) \quad (2.11)$$

Où C est une constante arbitraire. Dans l'équation (2.4), α_p est une quantité inconnue que doit être estimée en utilisant les valeurs mesurées de μ_p . Dans l'équation (2.5), d est le nombre total de fenêtres utilisées dans le calcul de α_p . La valeur de α_p peut être estimée à partir de la pente de la ligne de régression linéaire où $\log(\mu_p)$ est tracée en fonction de $\log(\varepsilon)$ [33].

En général, mesurer l'exposant de Hölder présente un intérêt dès qu'il s'agit de traiter un signal fortement irrégulier et pour lequel il ya des raisons de penser que cette irrégularité contient des informations pertinentes : ce la inclut de nombreux signaux biomédicaux.

Les exposants de Hölder fournissent une information précise sur la régularité en chaque point d'un signal. Une telle information est souvent utile sous cette forme, mais il existe aussi un grand nombre de cas où il est nécessaire d'aller plus loin. Par exemple, en segmentation d'images, on s'attend à ce que les contours correspondent des points de faible régularité, donc d'exposant petit .Cependant, la valeur exacte des exposants des points de contour n'est pas universelle. En effet, il est possible de procéder à des transformations non linéaires qui conservent les contours mais modifient la valeur des exposants de Hölder. Ainsi, la régularité ponctuelle ne fournit pas toute l'information pertinente [34].

II.3.3.2 Spectre multifractal

L'étape suivante de l'analyse multifractale est le calcul de la dimension fractale où des ensembles de points ont le même coefficient de singularité α [33].

Le formalisme multifractal utilisant la méthode des boîtes permet d'estimer deux indices. Le premier, α , détermine la robustesse des singularités d'un signal. Le second, $f(\alpha)$, décrit la densité de distribution du premier. Ces deux indices correspondent respectivement à l'exposant de Hölder et au spectre multifractal [34].

Le calcul du spectre multifractal peut se faire de diverses manières, par exemple : l'approche géométrique, l'approche statistique, par ondelettes.

Le résultat est dans tous les cas un spectre multifractal, i.e. une fonction $\alpha \rightarrow f(\alpha)$, qui décrit «combien» des points du signal ont une régularité égale à α [35].

III.3.4 Les différentes approches d'analyse multifractale

III.3.4.1 Approche géométrique [33]

Cette approche utilise la méthode d'histogramme pour calculer le spectre multifractale.

- La première adaptation consiste à une mesure multifractale de quatre types (max, inv-min, sum, iso)

III.3.4.1.1 Mesures multifractales

Il existe quatre types communs de mesures d'intensité dans l'analyse multifractale : mesure maximale, mesure inverse - minimum, mesure de sommation, et mesurer Iso.

La fonction d'une mesure multifractale est notée $\mu_\varepsilon(m, n)$. Soit $g(k, l)$ représente la valeur d'intensité du pixel (m, n) , et Ω l'ensemble de tous les pixels dans le voisinage mesurée d'une taille de fenêtre carrée de taille ε .

Étant donné que la valeur α est toujours supérieure ou égale à zéro, un pixel qui ne sont pas impliqués dans le calcul est dénoté comme arrière-plan et est affecté avec une valeur α négative.

- **Mesure maximale (mesure max)**

Dans la mesure maximum, comme représenté dans l'équation, $\mu_\varepsilon(m, n)$ représente la valeur d'intensité maximale au sein de la région. Un problème peut se produire si tous les pixels sont complètement noirs avec une valeur d'intensité exactement 0. Cela peut provoquer une erreur mathématique pour le calcul de $\log(0)$. Pour éviter cette erreur, les pixels complètement noirs sont traités comme arrière-plan et sont négligés dans les calculs de mesure max.

Maximum :

$$\mu_\varepsilon(m, n) = \max_{(k,l) \in \Omega} g(k, l) \quad (2.12)$$

- **La mesure Inverse - minimum**

La mesure minimum trouve la valeur d'intensité minimale et l'attribue à $\mu_\varepsilon(m, n)$.

Nilsson a révélé que la mesure minimale n'était pas fiable, par conséquent, Hemsley a suggéré la mesure inverse minimum qui prend la différence positive entre $\mu_\varepsilon(m, n)$ et 1.

Toutefois, cela peut provoquer une autre erreur mathématique où chaque pixel est complètement blanc, avec une valeur d'intensité exactement 1.

Pour empêcher le calcul de $\log(0)$, les pixels complètement blancs sont traités comme arrière-plan et sont ignorés dans les calculs de mesure d'inv - min.

$$\mu_\varepsilon(m, n) = 1 - \min_{(k,l) \in \Omega} g(k, l) \quad (2.13)$$

- **La mesure de somme**

La mesure de somme résume toutes les intensités de pixels dans le voisinage. De la même façon, si tous les pixels sont complètement noirs, alors l'équation rencontrer une erreur de calcul de $\log(0)$. Donc les pixels complètement noirs sont traités comme arrière-plan et ne seront pas pris en compte dans les calculs de mesure de la somme.

$$\mu_\varepsilon(m, n) = \sum_{(k,l) \in \Omega} g(k, l) \quad (2.14)$$

- **La mesure d'Iso**

Iso mesure, comme illustré dans l'équation, compte le nombre de pixels dans le voisinage qui ont une valeur d'intensité semblables au pixel centré. Si le pixel centré est le seul pixel avec une intensité unique dans la région, donc $\mu_\varepsilon(m, n)$ est égal à 1.

Puisque la probabilité que les pixels dans un voisinage d'ont une valeur d'intensité identique est très faible, la mesure Iso peut être modifié pour accepter un degré de 5% de précision. Ce recalage permet plus de pixels qui ont les mêmes valeurs d'intensité de pixel centré à être considéré dans la mesure multifractale.

$$\mu_\varepsilon(m, n) = \#\{(k, l) | g(m, n) \cong g(k, l), (k, l) \in \Omega\} \quad (2.15)$$

Où # le nombre de pixels.

- La deuxième adaptation consiste à étudier les ensembles

$$E_\alpha = \{t : \alpha_X(t) = \alpha\} \quad (2.16)$$

Les ensembles E_α sont tout simplement les lignes de niveaux de la fonction de Hölder. Intuitivement, décomposer le support de X suivant les ensembles E_α revient à grouper les points de même régularité. Pour obtenir une description globale de la répartition des singularités de X , il est utile de «mesurer» les E_α .

Plus précisément dans l'approche géométrique, pour chaque valeur de α , le spectre de Hausdorff $f_h(\alpha)$ représente la dimension de Hausdorff de l'ensemble des points ayant cet exposant :

$$f_h(\alpha) = \dim (E_\alpha) \quad (2.17)$$

Puisque chaque E_α est un sous-ensemble de l'image, f_h prend ses valeurs dans $[0, 2] \cup \{-\infty\}$. La valeur $-\infty$ correspond au cas où E_α est vide. Quand $0 < f_h(\alpha) < 1$, on a affaire à un ensemble de points «rares», du type ensemble de Cantor. Si E_α est une ligne de l'image, alors $f_h(\alpha)=1$. Enfin, si tous les pixels d'une zone de l'image ont pour exposant α_0 , alors $f(\alpha_0)=2$ [35].

Alors on peut dire que le spectre multifractal est calculé à partir de 3 étapes :

- 1^{er} étape : les mesures multifractales sont calculées (max, inv-min, sum, max)
- 2^{ème} étape : pour chaque pixel, nous considérons un ensemble de fenêtres de taille ε et centré autour de pixel. Pour chaque fenêtre l'exposant d'Hölder est calculé en utilisant l'équation (eq.2.18), par une régression linéaire entre $\log(\mu(B(x, \varepsilon)))$ et $\log(\varepsilon)$, on obtient la régulation local α . Cette étape conduit à un résultat intéressant, c'est l'image α .

$$\alpha = \frac{\log(\mu(B(x, \varepsilon)))}{\log(\varepsilon)} \quad (2.18)$$

- Les valeurs de α sont quantifiées et la méthode de comptage de boîte est appliquée pour calculer $f(\alpha)$ (eq.2.19). c'est-à-dire une fois que les exposants de Hölder ont été calculés nous plaçons une grille de résolution ε sur l'ensemble analysé. Après, pour chaque valeur de α , nous comptons le nombre de boîtes de taille ε ayant l'exposant de Hölder égale à ce α , en obtenant $N_\varepsilon(\alpha)$. le spectre multifractale est définit comme [37] :

$$f(\alpha) = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \frac{\ln(N_\varepsilon(\alpha))}{\ln(\varepsilon)} \quad (2.19)$$

II.3.4.2 Approche statistique

La méthode des moments, est basée sur le concept de la dimension fractale généralisée. [34]

D_q définies par :

$$D(q) = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0^+} \frac{1}{q-1} \frac{\ln(Z(q,\varepsilon))}{\ln(\varepsilon)} \quad (q \neq 1) \quad (2.20)$$

Où Z appelée la fonction de partition

$$Z(q, \varepsilon) = \sum_{i=1}^{N_{\text{boite}}(\varepsilon)} \mu_i(\varepsilon)^q \quad (2.21)$$

Où ε est la taille ou l'échelle des boîtes utilisées pour recouvrir le signal. L'exposant q est un paramètre réel continu, qui joue le rôle d'ordre du moment de la mesure $\mu_i(\varepsilon)$.

$N_{\text{boites}}(\varepsilon)$ indique le nombre de boîtes de taille nécessaires pour couvrir le signal .La mesure $\mu_i(\varepsilon)$ peut être vue comme une probabilité, nous avons donc [34]:

$$\sum_i \mu_i(\varepsilon) = 1 \quad (2.22)$$

Il est cependant en pratique difficile de calculer la limite de l'équation précédente. Néanmoins, il est possible de contourner cette difficulté par une régression linéaire. En effet, sur les échelles ou $Z(q, \varepsilon)$ en fonction de ε (en représentation logarithmique) a un comportement en loi de puissance (caractéristique des objets fractales), la courbe peut être approchée par une droite de pente τ appelé exposant de masse [34] :

$$\tau(q) = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0^+} \frac{\ln(Z(q,\varepsilon))}{\ln(\varepsilon)} \quad (2.23)$$

Pour chaque q , $\tau(q)$ peut ainsi être considéré comme la pente obtenue sur la représentation logarithmique de $Z(q, \varepsilon)$ par rapport à la représentation logarithmique de ε . Pour les q positifs, $Z(q, \varepsilon)$ reflète l'échelle des grandes fluctuations et des fortes singularités, tandis que pour les valeurs de q négatives, la fonction de partition reflète l'échelle des petites fluctuations et des

faibles singularités Ainsi , l'exposant de masse $\tau(q)$ peut révéler différents aspects de la dynamique d'un signal. [34]

Alors à partir des dimensions fractales généralisées $D(q)$, il est possible d'estimer l'exposant de Hölder pour un q donné à partir de la relation suivante :

$$\alpha(q) = \frac{d}{dq} [(q - 1)D(q)] \quad (2.24)$$

Le spectre multifractal, noté $f(\alpha)$, peut également être estimé à l'aide d'une transformée de Legendre par la relation [34] :

$$f(\alpha(q)) = q\alpha(q) - (q - 1)D(q) \quad (2.25)$$

II.3.4.3 Détermination directe du spectre de singularité de $f(\alpha)$

Chaabra et Jensen décrit une méthode pour calculer le spectre multifractal sans nécessitant l'utilisation de transformée de Legendre. La procédure suivante est appliquée :

- a) Nous couvrons l'ensemble de donnée expérimentales avec des boîtes de taille l , et on calcule la probabilité de chacune des boîtes $p_i(l)$. Ensuite, des mesures normalisées pour de instants multiples $\mu_i(q, l)$ sont obtenues en utilisant:

$$\mu_i(q, l) = \frac{[p_i(l)]^q}{\sum_j [p_j(l)]^q} \quad (2.26)$$

q agit une lentille d'amplificateur qui permet d'explorer les différentes régions de la mesure. Pour $q > 1$, les mesures singulières sont amplifiées, pour $q < 1$, les mesures les plus fréquentes sont analysées. $q = 1$ répétitions les mesures initiales.

- b) En conclusion, $f(q)$ et $\alpha(q)$ sont obtenus à partir de:

$$\alpha(q) = - \lim_{l \rightarrow 0} \frac{\sum_i \mu_i(q, l) \cdot \ln(p_i(l))}{\ln(l)} \quad (2.27)$$

$$f(q) = - \lim_{l \rightarrow 0} \frac{\sum_i \mu_i(q, l) \cdot \ln(\mu_i(q, l))}{\ln(l)} \quad (2.28)$$

Dans les deux cas, on l'exige pour exécuter une régression linéaire pour chaque q et pour mesurer la combinaison, afin d'obtenir l'approximation des limites. [37]

II.3.5 Application de l'analyse multifractale au traitement d'image

Dans ces dernières années, l'analyse multifractale a été très utilisée dans l'étude des images médicales, alors on doit citer quelques exemples d'application

II.3.5.1 Segmentation (détection de contour)

Les contours correspondent à des points peu réguliers dans les images, c'est-à-dire à des valeurs relativement faibles de α . Même s'il n'existe pas de valeur universelle de l'exposant de Hölder qui caractériserait les points de contours, on peut s'attendre en général à ce que, sur une image donnée, ceux-ci aient une régularité à peu près homogène : en d'autres termes, l'ensemble des points de contour d'une image est caractérisé par un petit nombre de valeurs de α . Or, par définition, la réunion des contours forme un ensemble de courbes, qui est de dimension 1. Ainsi, on pourra extraire les contours d'une image en sélectionnant les points t dont l'exposant α est tel que $f(\alpha)=1$ [35].

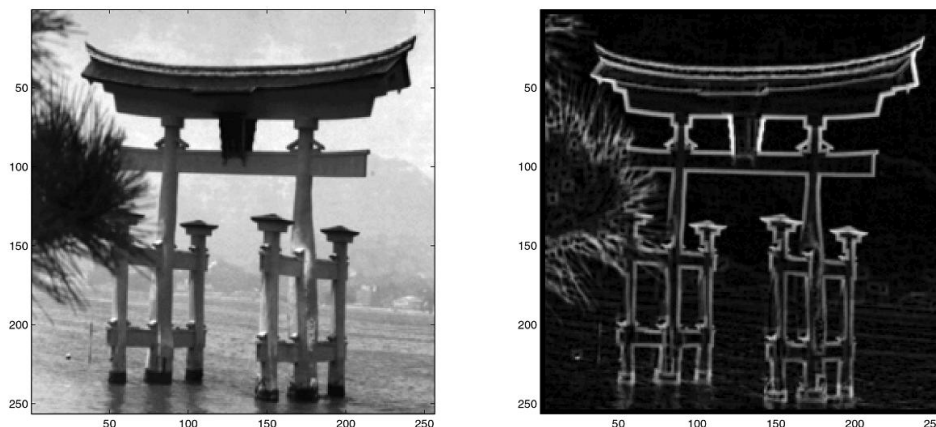


Figure II.14 : Image originale et contours détectés par analyse multifractale.

II.3.5.2 Le débruitage

Il est clair que, dans une scène qui apparaît très bruitée, la plupart des points auront une régularité faible, alors qu'une image «lisse» contiendra surtout des valeurs élevées de α . En termes de spectre, $f(\alpha)$ sera «grand» pour α «petit» dans le premier cas, et sera «grand» pour α «grand» dans le deuxième cas. Pour débruiter une image, une possibilité est donc de la

modifier de telle sorte que son spectre soit translaté vers les grandes valeurs de α : on augmente ainsi la régularité de chaque point en conservant la forme du spectre.

Ceci permet de rendre l'image plus lisible tout en respectant les forces respectives des singularités (c'est-à-dire qu'un point bruité sur un contour restera, après traitement, plus irrégulier qu'un point bruité sur une zone uniforme) [35].

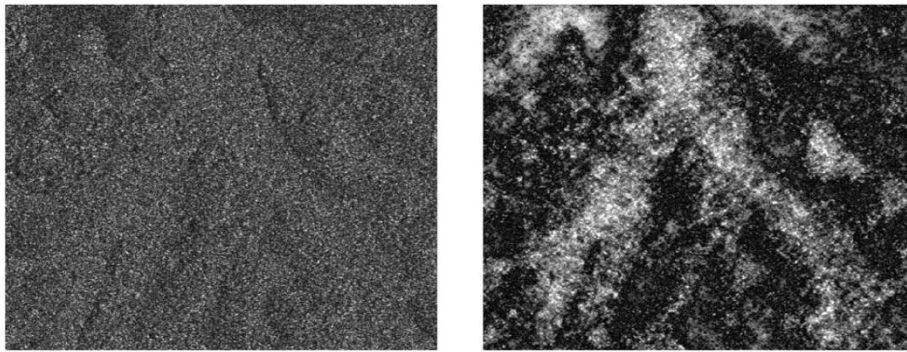


Figure II.15 : Image SAR originale (à gauche) et débruitage multifractal (à droite)

II.3.5.3 Caractérisation

L'analyse multifractale a été utilisée pour étudier et caractériser une large gamme des images médicale, parmi ces images elle a été appliquée sur les images mammographiques.

Mammographie

La mammographie est l'outil principal utilisé pour le dépistage et le diagnostic du cancer du sein

L'analyse multifractale utilise pour le diagnostic du cancer du sein, la classification de micro-calcifications bénignes/malignes et pour leur détection. Alors dans notre exemple les travaux du (Kestener et al, 2004) les chercheurs ont montré que le spectre multifractal, calculé par la méthode des maxima du module de la transformée en ondelettes (MMTO), permet de discriminer des tissus gras et denses [30].

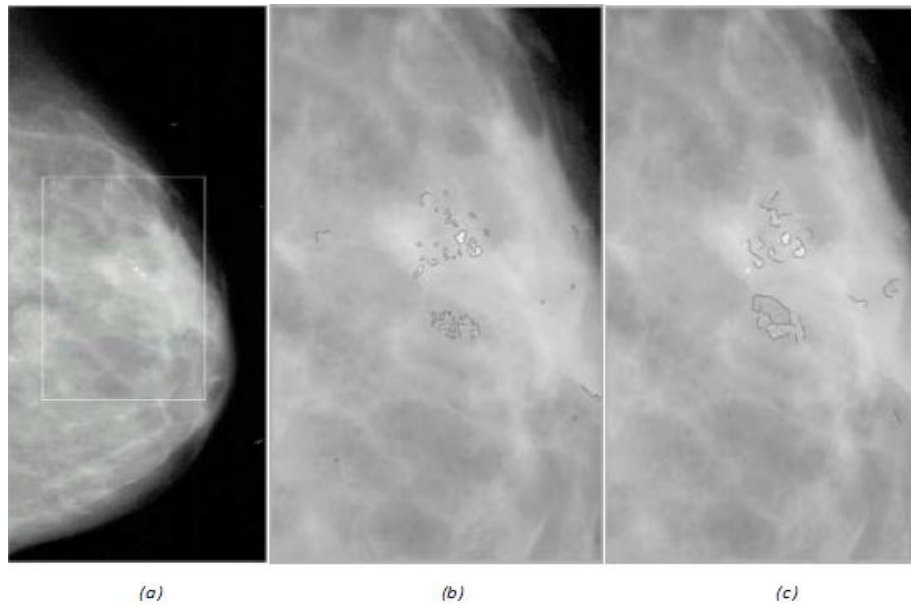


Figure II.16 : Résultat de la détection de micro-calcification sur des images de mammographies contenant deux foyers d'anas malins. (a) la mammographie originale : le rectangle blanc indique la région d'intérêt, (b) et (c) montrent les résultats des chaînes de maxima résultant après le suivi des maxima à travers les échelles 1 et 4

II.3.6 Conclusion :

L'analyse multifractale est devenue ces dernières années un outil puissant et original pour l'analyse des signaux et des images en particulier. Cette technique utilise des méthodes pour extraire les informations locales (α) et globales $f(\alpha)$ des images.

La richesse de texture des lésions dermatologiques nous a conduits à choisir cette approche pour extraire toutes les informations locales et globales contenues dans ces lésions. Les résultats obtenus sont présentés dans le chapitre suivant

III.1 Introduction

Traitement de l'image biomédicale implique la segmentation, la reconnaissance automatique, et la classification des caractéristiques de l'image.

L'analyse multifractale est une nouvelle approche appliquée ces dernières années dans le domaine du traitement d'image. De nombreux chercheurs concluent que cette technique est un outil efficace et robuste pour la segmentation et caractérisation des images médicales et l'interprétation.

Dans ce travail, on a choisi les images dermatologiques et plus particulièrement les tumeurs (bénigne est maligne) car ces images présentent des caractéristiques fractales et puisque ces images peuvent être difficiles à étudier parce qu'elles présentent des zones irrégulières et d'autres plus régulières à différentes échelles, nous avons utilisé l'analyse multifractale à travers l'utilisation du spectre de singularité. Cette analyse a été réalisée sur les 3 canaux (rouge, vert et bleu) car les images considérées sont en couleur.

III.2 Segmentation des images dermatologiques par la méthode d'histogramme (méthode géométrique)

La segmentation d'images consiste à trouver les caractéristiques d'une image, que ce soit par ses contours, soit par région.

Le calcul du spectre multifractal permet de donner une description locale et globale. Celles-ci donnent les caractéristiques géométriques de la répartition des singularités.

- La description locale correspond à l'image alpha qui est calculée par l'exposant de Hölder
- La description globale selon les différentes mesures (inverse-minimum, maximum et sommation) qui est déterminée par le spectre multifractal.

III.2.1 Méthodologie

La segmentation doit être appliquée sur des images carrées de taille (256 × 256) et pour la réaliser en a besoin de :

- **Une mesure**

Tout d'abord, nous devons décider quelle mesure doit-on utiliser pour nous donner la meilleure description de notre image. Donc on propose pour cela, de tester les différentes mesures multifractales comme l'inverse minimum, maximum, et sommation.

- **Image Alpha (α)**

Nous créons une « alpha- image » de la même taille que l'image originale où chaque point dans l'image représente la dimension locale du pixel correspondant dans l'image d'origine

- **Le spectre f (alpha)**

Nous obtenons également le spectre $f(\alpha)$ qui correspond à la dimension fractale des ensembles iso-höldériens dans l'image originale en remplaçant tous les pixels qui ont la valeur α avec la valeur $f(\alpha)$ respective. Les valeurs de $f(\alpha)$ donne l'information globale de l'image.

Algorithme

Une fenêtre carrée est utilisée pour calculer le coefficient de singularité locale de l'image, et le résultat du calcul est appelée α - image. Trois mesures multifractales sont appliquées ; chaque mesure a ses caractéristiques uniques.

Le spectre multifractal est une fonction qui décrit les propriétés géométriques de l' α - image; il peut être estimé par la méthode de comptage boîte. L'algorithme pour décrire le processus de calcul de l'exposant de Hölder et la dimension multifractale est présenté comme suit :

- 1) Pour chaque pixel, calculer l'exposant de Hölder pour différentes tailles de fenêtres ε ($\varepsilon = 1, \varepsilon = 3, \varepsilon = 5$) en utilisant l'expression (eq 2.18)
- 2) discrétiser la gamme α dans des sous-intervalles de taille $\Delta\alpha$ donnant un ensemble $\{\alpha_1, \dots, \alpha_i\}$ de valeurs discrètes,
- 3) Subdiviser ensuite l'image α en boîtes de différentes tailles et calculer $N_\varepsilon(\alpha, \Delta\alpha)$ à l'aide d'une régression linéaire : pente du $\log(N_\varepsilon(\alpha_i, \Delta\alpha))$, contre $\log(\varepsilon_i)$, (voir l'équation 2.19)

III.2.2 Résultat et interprétation

Les images dermatologiques se sont des images couleurs alors pour faire notre analyse on doit diviser l'image en trois canaux (rouge, vert, bleu) et on applique notre algorithme pour chaque canal avec les différentes mesures (inverse-minimum, maximum, sommation) afin de segmenter les tumeurs dermatologiques à l'aide des paramètres α et $f(\alpha)$, et puisque il existe plusieurs canaux et différents types de mesures on obtient différents spectres $f(\alpha)$ donc il faut comparer les résultats obtenus pour choisir le canal et la mesure qui donne les meilleurs résultats.

L'idée dans la segmentation multifractale est d'extraire des régions d'image en se basant sur le choix des paires $(\alpha, f(\alpha))$.

Cette procédure doit être appliquée sur les deux types des images (image avec tumeur bénigne et image avec tumeur maligne).

Les tableaux suivants représentent les résultats de segmentation pour les trois canaux et les trois types de mesures en sélectionnant différents intervalles de α et $f(\alpha)$ avec leurs spectres respectifs.

III.2.2.1 Segmentation des tumeurs bénignes

III.2.2.1.a) Le canal rouge (R)

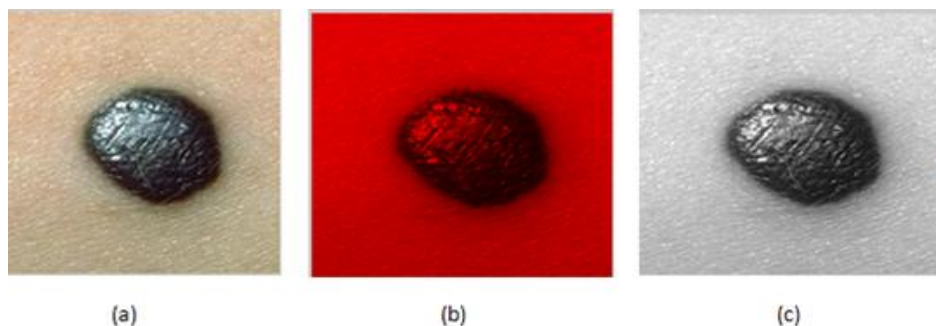


Figure III.1 : (a) image originale, (b) image du canal rouge, (c) image dans le canal rouge en niveau de gris

- Image alpha

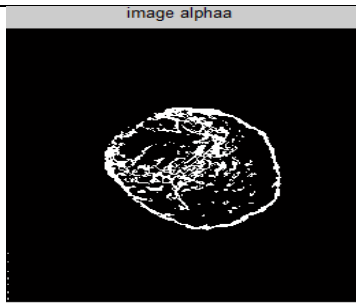
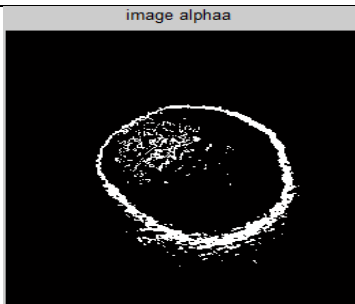
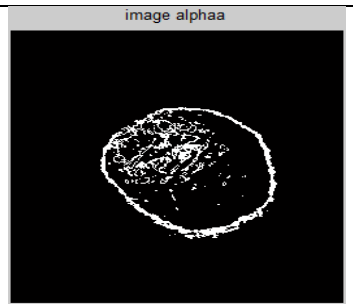
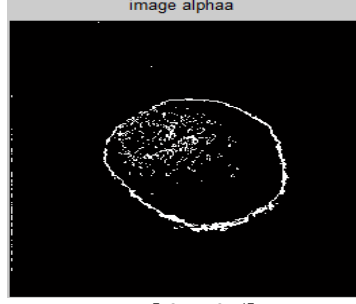





Mesure inverse minium	Mesure maximum	Mesure sommation
 <p>$\alpha \in [0.2 \ 0.35]$</p>	 <p>$\alpha \in [0.35 \ 0.5]$</p>	 <p>$\alpha \in [0.5 \ 0.75]$</p>
 <p>$\alpha \in [0.4 \ 0.5]$</p>	 <p>$\alpha \in [0.65 \ 0.8]$</p>	 <p>$\alpha \in [0.8 \ 0.95]$</p>
 <p>$\alpha \in [0.5 \ 0.75]$</p>	 <p>$\alpha \in [0.8 \ 1]$</p>	 <p>$\alpha \in [0.95 \ 1.1]$</p>

Tableau III.1 : Résultats de segmentation de l'image par α pour différentes mesures multifractales (canal R)

- Spectre multifractal

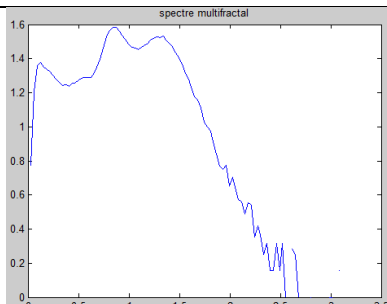
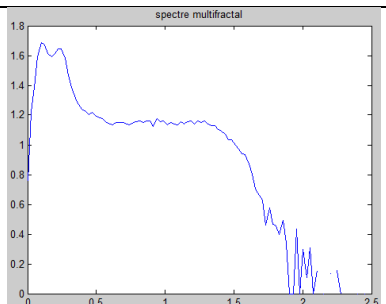
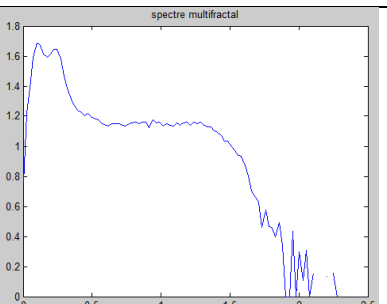
Mesure inverse minium	Mesure maximum	Mesure sommation
 <p>$a_{min} = 0, a_{max} = 3.1156$</p>	 <p>$a_{min} = 0, a_{max} = 2.4746$</p>	 <p>$a_{min} = 0, a_{max} = 2.4746$</p>

Tableau III.2 : Spectres multifractals pour différentes mesures multifractales (canal R)

- Image $f(\alpha)$

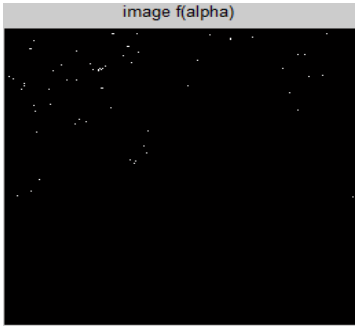

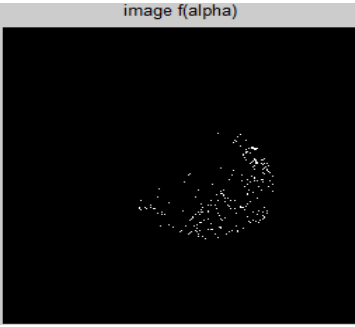

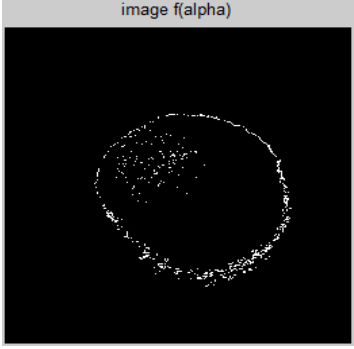
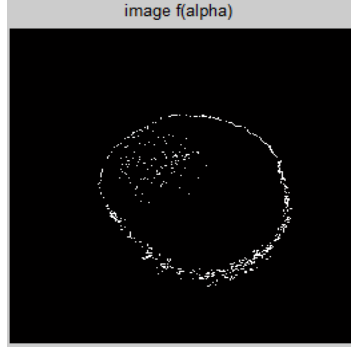
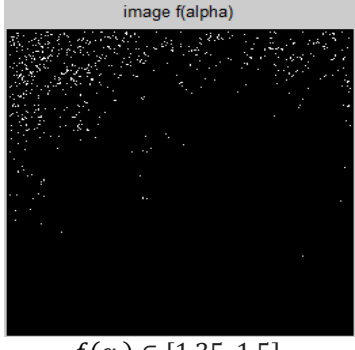
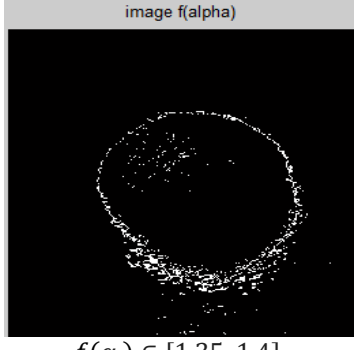
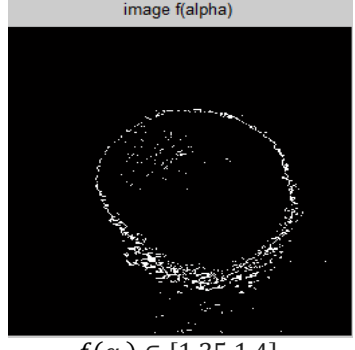
Mesure inverse minium	Mesure maximum	Mesure sommation
 <p>$f(\alpha) \in [0.9 \ 1.1]$</p>	 <p>$f(\alpha) \in [0.9 \ 1.1]$</p>	 <p>$f(\alpha) \in [0.9 \ 1.1]$</p>
 <p>$f(\alpha) \in [1.1 \ 1.2]$</p>	 <p>$f(\alpha) \in [1.25 \ 1.35]$</p>	 <p>$f(\alpha) \in [1.25 \ 1.35]$</p>
 <p>$f(\alpha) \in [1.35 \ 1.5]$</p>	 <p>$f(\alpha) \in [1.35 \ 1.4]$</p>	 <p>$f(\alpha) \in [1.35 \ 1.4]$</p>

Tableau III.3 : Résultat de segmentation de l'image par $f(\alpha)$ pour différentes mesures multifractales (canal R)

III.2.2.1 b) Le canal vert (V)

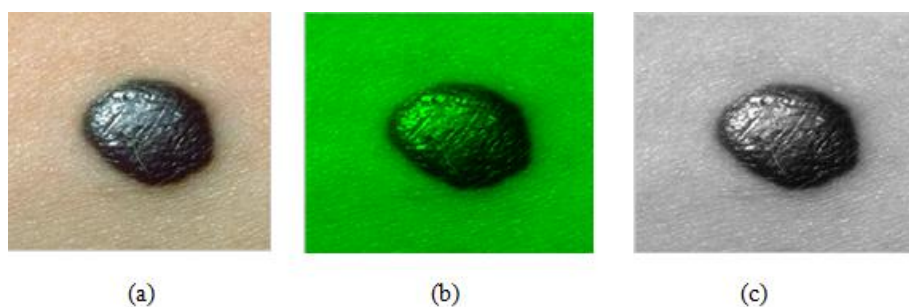


Figure III.2 : (a) image original, (b) image dans le canal vert, (c) image dans le canal vert en niveau de gris

• Image alpha

Mesure inverse minium	Mesure maximum	Mesure sommation
image alphaa $\alpha \in [0.1 \ 0.25]$	image alphaa $\alpha \in [0.4 \ 0.65]$	image alphaa $\alpha \in [0.5 \ 0.67]$
image alphaa $\alpha \in [0.2 \ 0.4]$	image alphaa $\alpha \in [0.65 \ 0.8]$	image alphaa $\alpha \in [0.6 \ 0.9]$
image alphaa $\alpha \in [0.4 \ 0.65]$	image alphaa $\alpha \in [0.8 \ 1]$	image alphaa $\alpha \in [1.2 \ 1.5]$

Tableau III.4 : Résultat de segmentation de l'image par α pour différentes mesures multifractales (canal V)

- Spectre multifractal

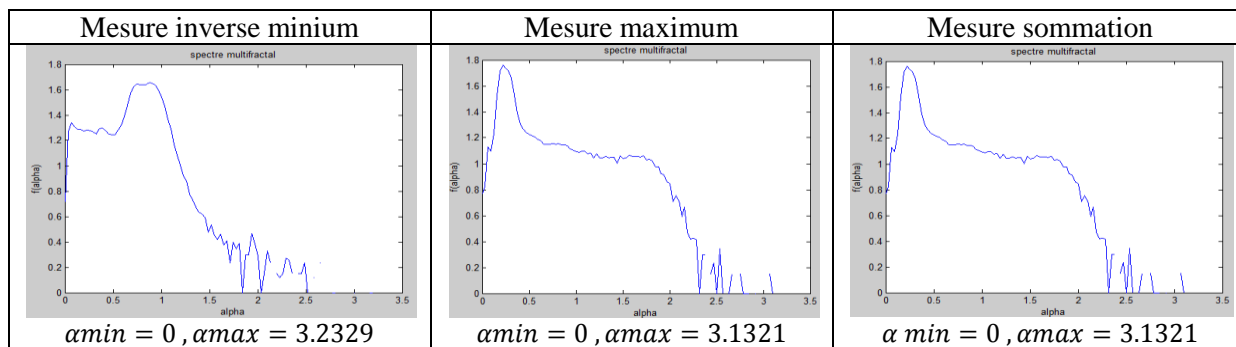


Tableau III.5 : Spectre multifractals pour différentes mesures multifractales (canal V)

- Image $f(\alpha)$

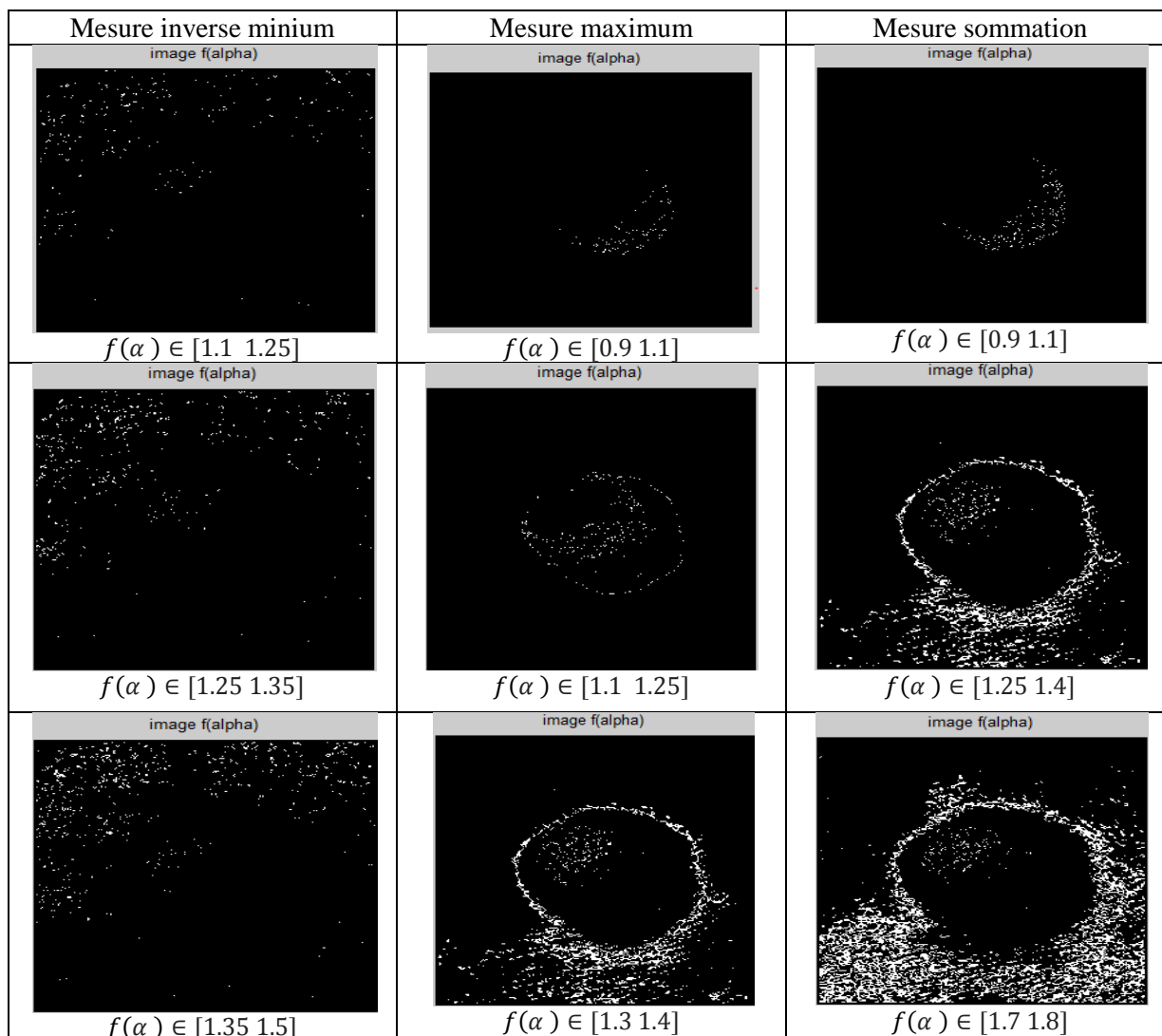


Tableau III.6 : Résultat de segmentation de l'image par $f(\alpha)$ pour différentes mesures multifractales (canal V)

III.2.2.1 c) Le canal bleu (B)

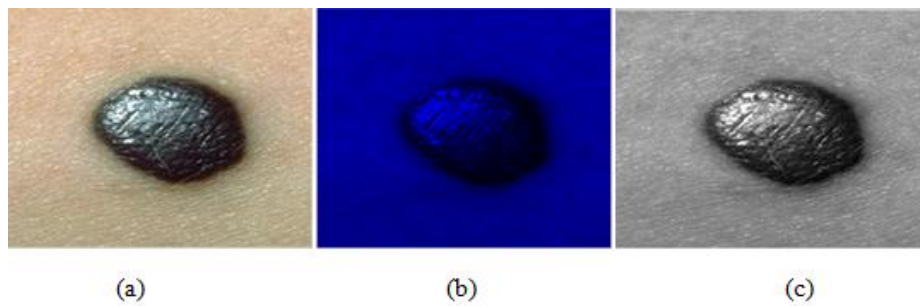


Figure III.3 : (a) image originale, (b) image dans le canal bleu, (c) image dans le canal bleu en niveau de gris

• Image alpha :

Mesure inverse minium image alphaa	Mesure maximum image alphaa	Mesure sommation image alphaa
 $\alpha \in [0.1 \ 0.25]$	 $\alpha \in [0.5 \ 0.65]$	 $\alpha \in [0.5 \ 0.6]$
 $\alpha \in [0.2 \ 0.4]$	 $\alpha \in [0.65 \ 0.8]$	 $\alpha \in [0.6 \ 0.75]$
 $\alpha \in [0 \ 0.35]$	 $\alpha \in [1 \ 1.5]$	 $\alpha \in [0.8 \ 0.95]$

Tableau III.7 : Résultat de segmentation de l'image par α pour différentes mesures multifractale (canal B)

• Spectre multifractal

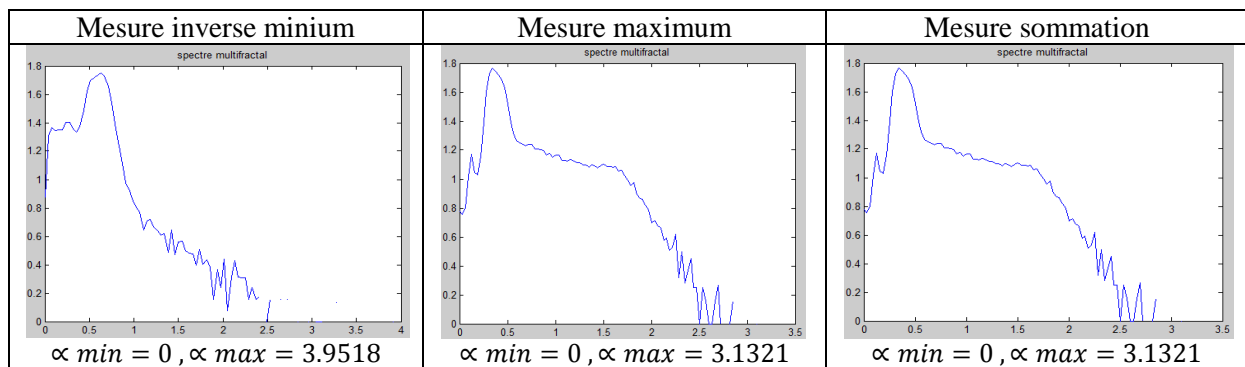


Tableau III.8 : Spectres multifractals pour différentes mesures multifractales (canal B)

• Image $f(\alpha)$

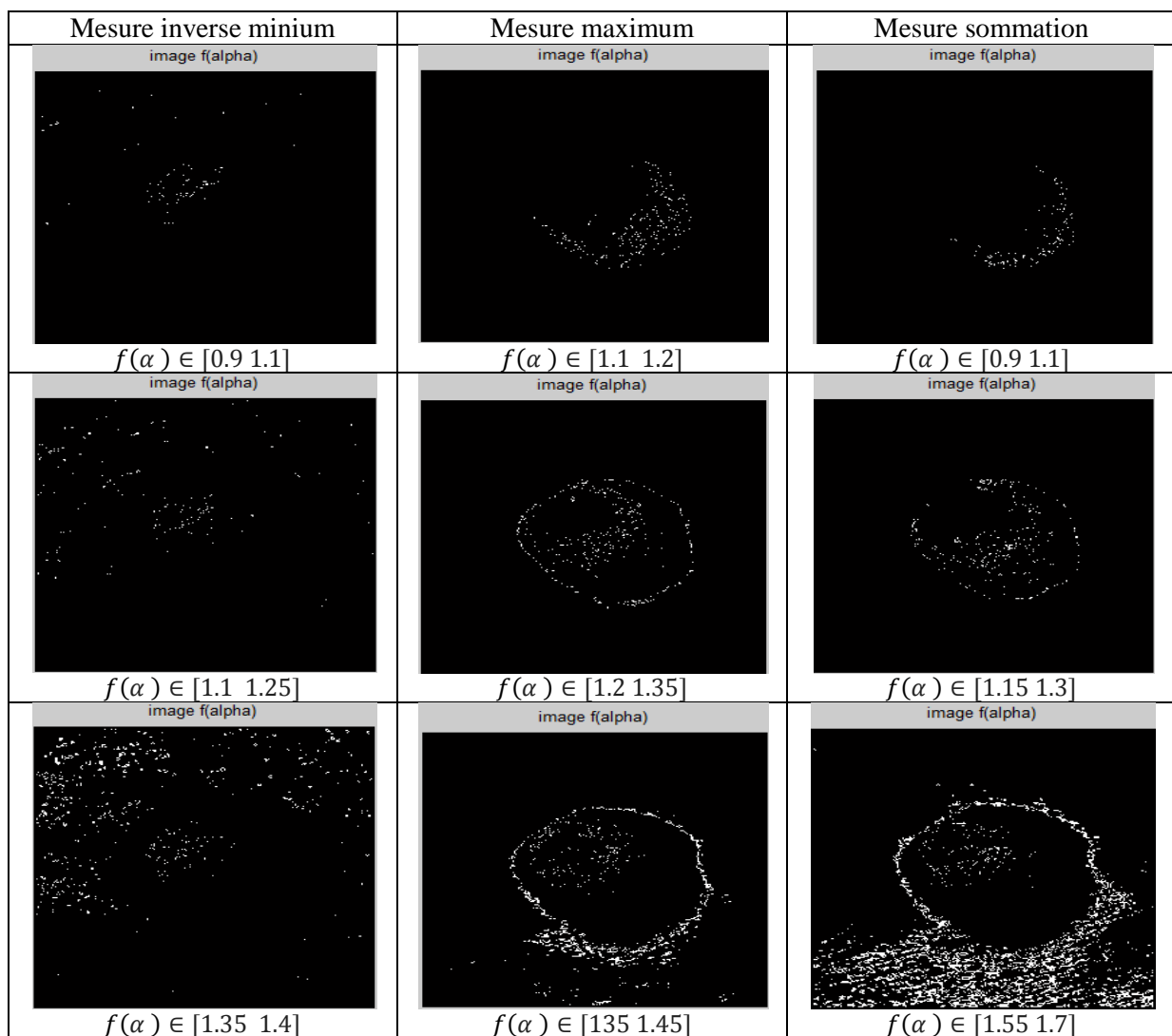


Tableau III.9 : Résultat de segmentation de l'image par $f(\alpha)$ pour différentes mesures multifractales (canal B)

- **Interprétation**

D'après les résultats obtenus, on a constaté que le canal rouge avec les mesures de maximum et sommation donne les meilleurs résultats, donc dans la partie suivante nous avons appliqué ces mêmes paramètres (canal rouge avec la mesure maximum) sur le reste des lésions bénignes.

III.2.2.1 d) Segmentation des lésions bénignes

- **bénigne 1**


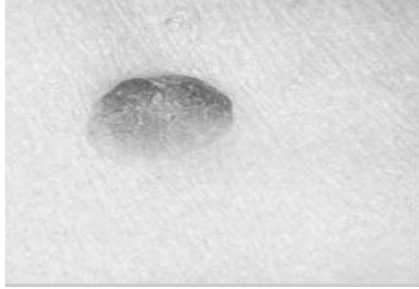
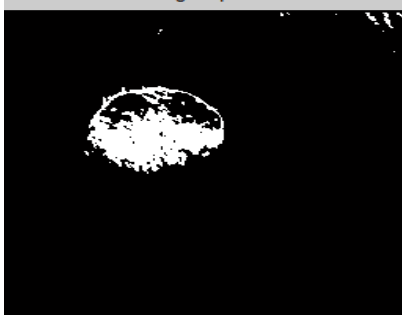
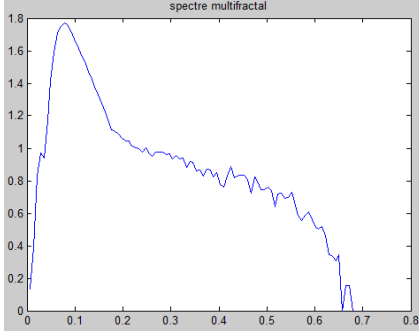
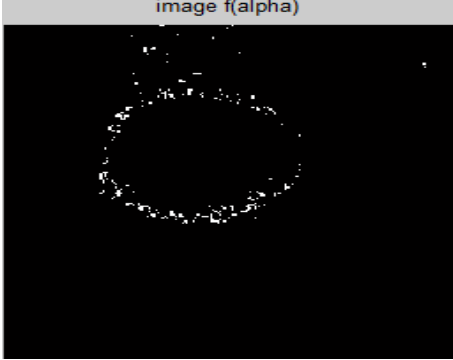

<p style="text-align: center;">Image original image original</p> 	<p style="text-align: center;">Image canal R en NG image canal rouge</p> 
<p style="text-align: center;">Image alpha image alpha</p>  <p style="text-align: center;">$\alpha \in [0.2 \ 0.4]$</p>	<p style="text-align: center;">Spectre multifractale spectre multifractal</p>  <p style="text-align: center;">$\alpha_{min} = 0, \alpha_{max} = 0.7072$</p>
<p style="text-align: center;">Image f (alpha) image f(alpha)</p>  <p style="text-align: center;">$f(\alpha) \in [1.25 \ 1.35]$</p>	<p style="text-align: center;">Superposition</p> 

Tableau III.10 : Résultat d'application d'algorithme d'histogramme sur l'image bénigne 1

- Bénigne 2


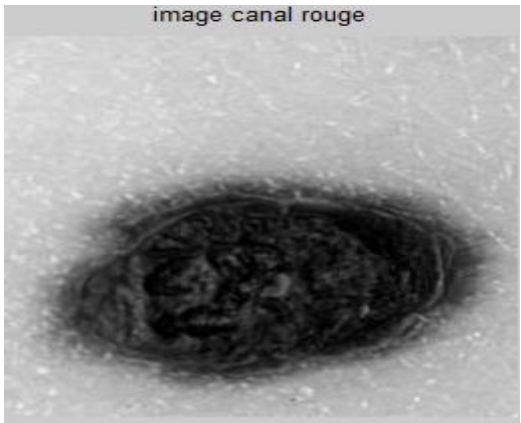

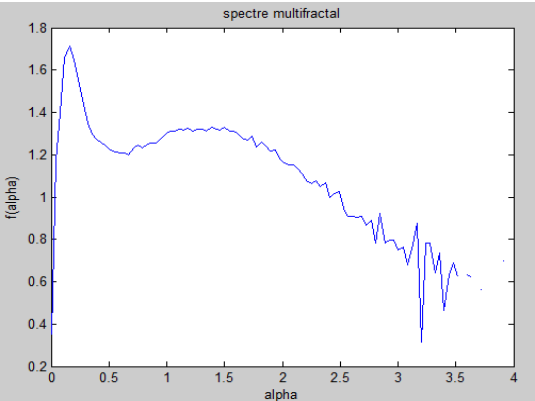
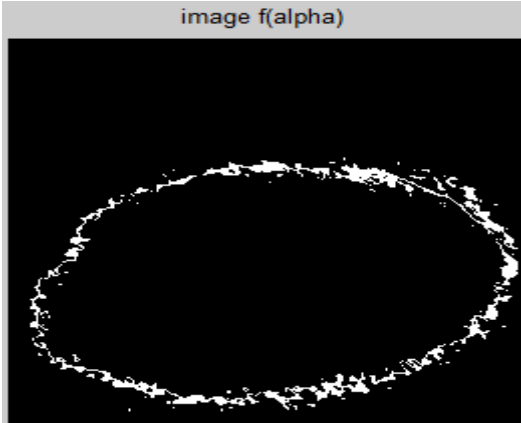

<p style="text-align: center;">Image original</p>  <p style="text-align: center;">image original</p>	<p style="text-align: center;">Image canal R en NG</p>  <p style="text-align: center;">image canal rouge</p>
<p style="text-align: center;">Image alpha</p>  <p style="text-align: center;">image alphaa</p> <p style="text-align: center;">$\alpha \in [0.5 \ 0.65]$</p>	<p style="text-align: center;">Spectre multifractale</p>  <p style="text-align: center;">$\alpha \min = 0, \alpha \max = 3.9518$</p>
<p style="text-align: center;">Image f(alpha)</p>  <p style="text-align: center;">image f(alpha)</p> <p style="text-align: center;">$f(\alpha) \in [1.25 \ 1.35]$</p>	<p style="text-align: center;">Superposition</p> 

Tableau III.11 : Résultat d'application d'algorithme d'histogramme sur l'image bénigne 2

- Bénigne 3


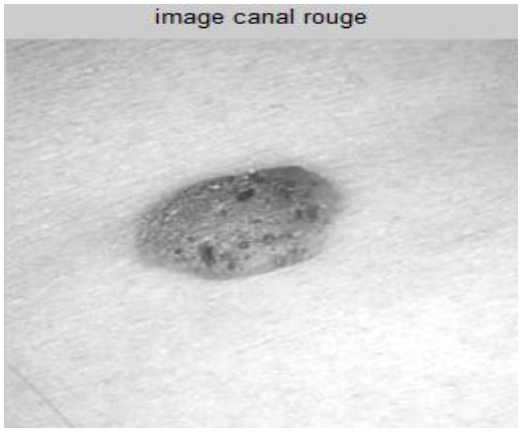
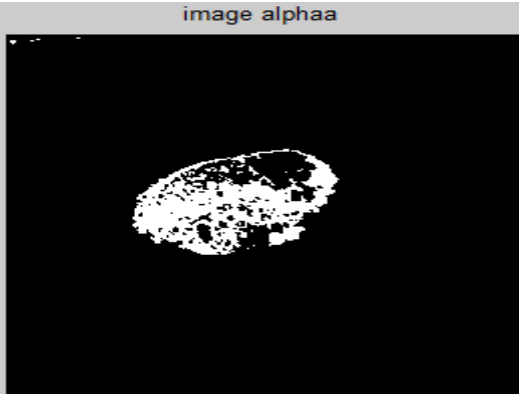
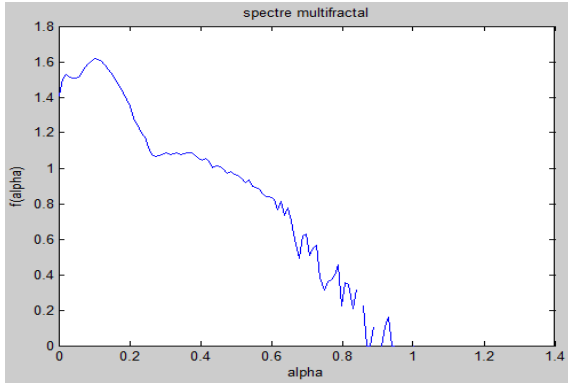
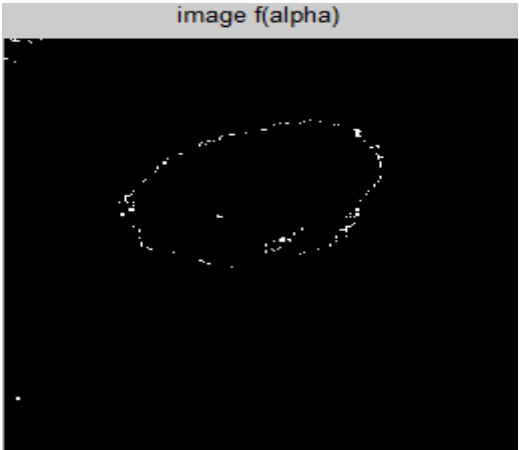

<p style="text-align: center;">Image original</p>  <p style="text-align: center;">image original</p>	<p style="text-align: center;">Image canal R en NG</p>  <p style="text-align: center;">image canal rouge</p>
<p style="text-align: center;">Image alpha</p>  <p style="text-align: center;">image alphaa</p> <p style="text-align: center;">$\alpha \in [0.3 \ 0.5]$</p>	<p style="text-align: center;">Spectre multifractale</p>  <p style="text-align: center;">$\alpha \min = 0, \alpha \max = 3.9518$</p>
<p style="text-align: center;">Image f(alpha)</p>  <p style="text-align: center;">image f(alpha)</p> <p style="text-align: center;">$f(\alpha) \in [1.25 \ 1.4]$</p>	<p style="text-align: center;">Superposition</p> 

Tableau III.12 : Résultat d'application d'algorithme d'histogramme sur l'image bénigne 3

- **Bénigne 4 : tumeur avec des poils**


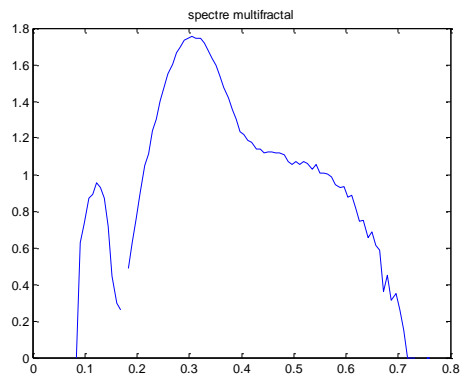




<p style="text-align: center;">Image original</p> 	<p style="text-align: center;">Spectre multifractal</p> 
<p style="text-align: center;">Image alpha</p> <p style="text-align: center;">image alpha</p>  <p style="text-align: center;">$\alpha \in [0.4 \ 0.5]$</p>	<p style="text-align: center;">Superposition</p> 
<p style="text-align: center;">Image f (alpha)</p> <p style="text-align: center;">image f(alpha)</p>  <p style="text-align: center;">$f(\alpha) \in [1.3 \ 1.4]$</p>	<p style="text-align: center;">Superposition</p> 

Tableau III.13 : Résultat d'application d'algorithme d'histogramme sur l'image bénigne 4

- **Discussion**

Nous avons choisi différentes paires $(\alpha, f(\alpha))$, les valeurs de α ne sont pas des valeurs universelles ce qui peut nous poser un problème concernant le choix de la valeur de cet exposant pour la segmentation. Cependant les faibles valeurs de α représentent généralement les zones fortement irrégulières de l'image, contrairement aux valeurs de $f(\alpha)$ qui sont fixes :

- Si $f(\alpha)=2$, on classe le point comme appartenant à une région homogène
- Si $f(\alpha)=1$, on classe le point comme appartenant à un contour régulier
- Si $1 < f(\alpha) < 2$, on classe le point comme appartenant à un contour irrégulier

Donc on cherche les valeurs de $1 < f(\alpha) < 2$ afin de détecter les zones irrégulières.

Pour l'image bénigne 1 on a choisi les valeurs de α qui appartient à l'intervalle $[0.2 \ 0.4]$ pour détecter la lésion et pour l'image bénigne 2 on a choisi l'intervalle $[0.5 \ 0.65]$, et pour bénigne 3, $\alpha \in [0.3 \ 0.5]$. On peut aussi détecter les contours irréguliers des lésions on choisissant $f(\alpha) \in [1.25 \ 1.35]$ pour l'image bénigne 1 et $f(\alpha) \in [1.25 \ 1.35]$ pour l'image bénigne 2 et pour l'image bénigne 3 $f(\alpha) \in [1.25 \ 1.4]$. Les résultats sont illustrés dans les tableaux (III.10, III.11 et III.12) respectivement.

Pour l'image bénigne 4, on a appliqué l'algorithme d'histogramme pour détecter les poils à partir du bon choix de la paire $(\alpha, f(\alpha))$, alors on choisit l'intervalle $[0.4 \ 0.5]$ pour la valeur α et pour la valeur f on a choisie l'intervalle $[1.3 \ 1.4]$ qui nous donne le meilleur résultat.

III.2.2.2 Les lésions malignes

III.2.2.2 a) Canal rouge (R)

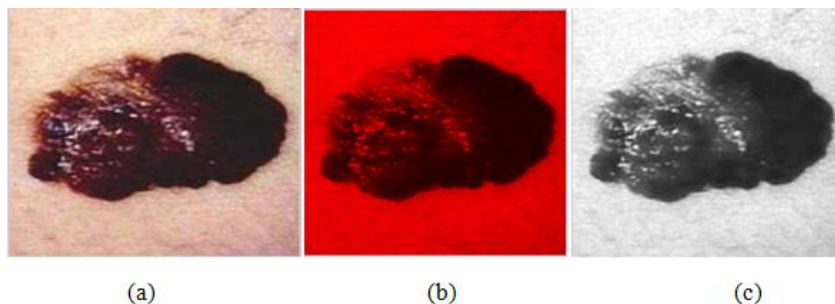


Figure III.4 : (a) image originale, (b) image dans le canal rouge, (c) image dans le canal rouge en niveau de gris

- Image alpha

Mesure inverse minium	Mesure maximum	Mesure sommation
image alpha $\alpha \in [0.1 \ 0.2]$	image alpha $\alpha \in [0.25 \ 0.4]$	image alpha $\alpha \in [0.3 \ 0.45]$
image alpha $\alpha \in [0.3 \ 0.45]$	image alpha $\alpha \in [0.4 \ 0.6]$	image alpha $\alpha \in [0.6 \ 0.8]$
image alpha $\alpha \in [0.6 \ 0.8]$	image alpha $\alpha \in [0.6 \ 0.8]$	image alpha $\alpha \in [0.8 \ 1]$

Tableau III.14 : Résultat de segmentation de l'image par α pour différentes mesures (canal R)

• Spectre multifractal

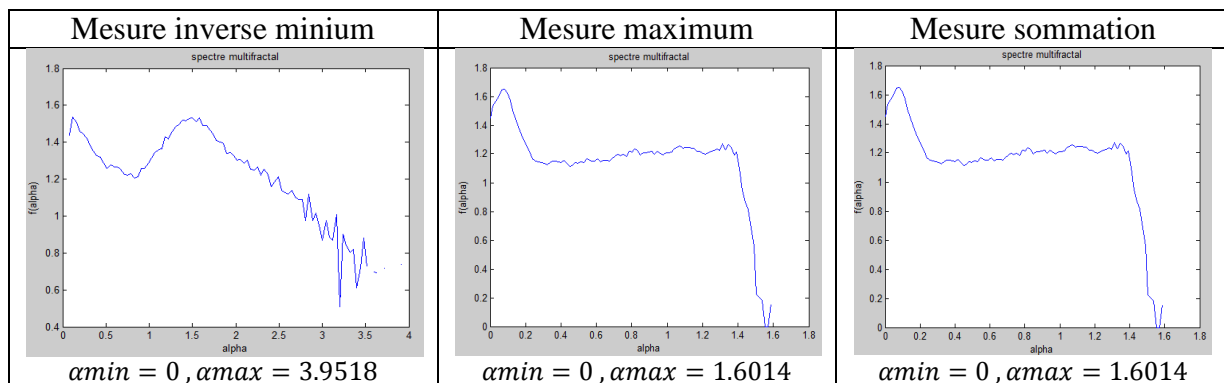


Tableau III.15 : Spectres multifractals de différentes mesures multifractales (canal R)

• Image f(alpha)

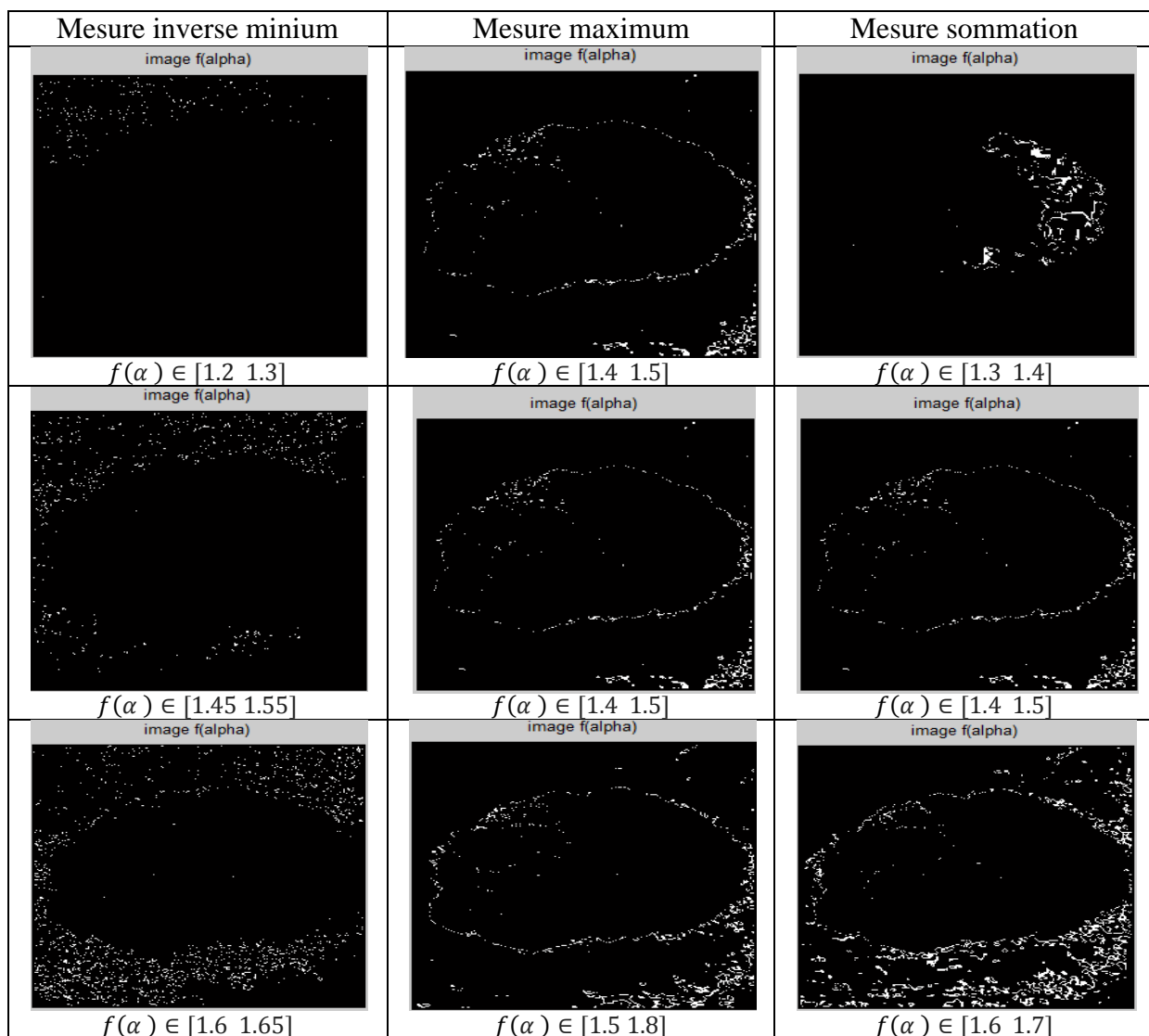


Tableau III.16 : Résultat de segmentation de l'image par $f(\alpha)$ pour différentes mesures (canal R)

III.2.2.2 b) Canal vert (V)

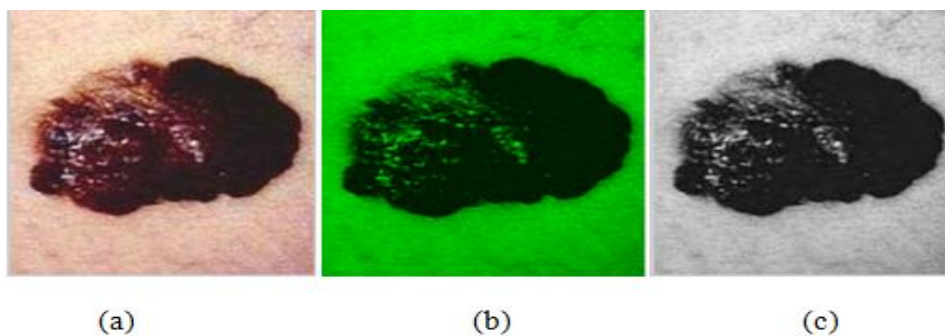


Figure III.5 : (a) image original, (b) image dans le canal vert, (c) image dans le canal vert en niveau de gris

• Image alpha

Mesure inverse minium	Mesure maximum	Mesure sommation
image alpha $\alpha \in [0.1 \ 0.3]$	image alpha $\alpha \in [0.45 \ 0.6]$	image alpha $\alpha \in [0.8 \ 0.95]$
image alpha $\alpha \in [0.3 \ 0.5]$	image alpha $\alpha \in [0.75 \ 0.9]$	image alpha $\alpha \in [1.1 \ 1.3]$
image alpha $\alpha \in [0.5 \ 0.65]$	image alpha $\alpha \in [0.9 \ 1.1]$	image alpha $\alpha \in [1.3 \ 1.5]$

Tableau III.17 : Résultat de segmentation de l'image par α pour différentes mesures (canal V)

- Spectre multifractal

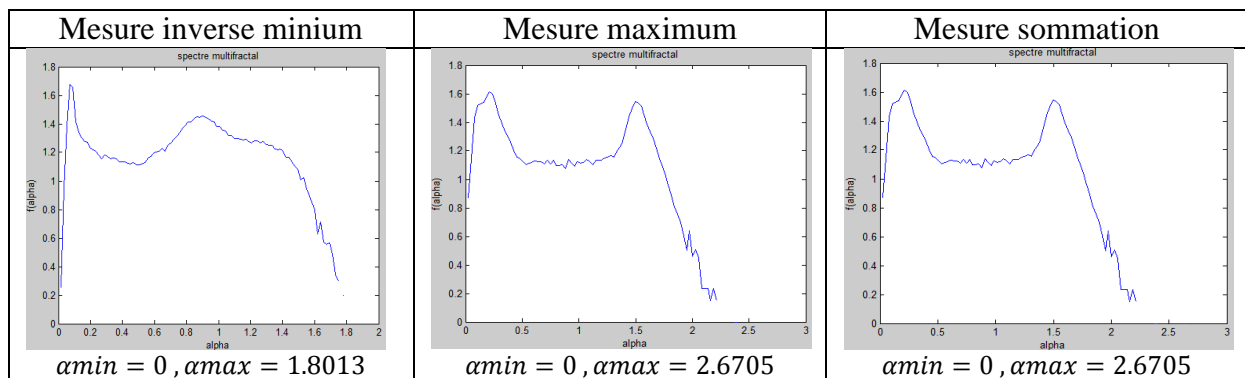


Tableau III.18 : Spectres multifractals pour différentes mesures multifractales (canal V)

- Image $f(\alpha)$:

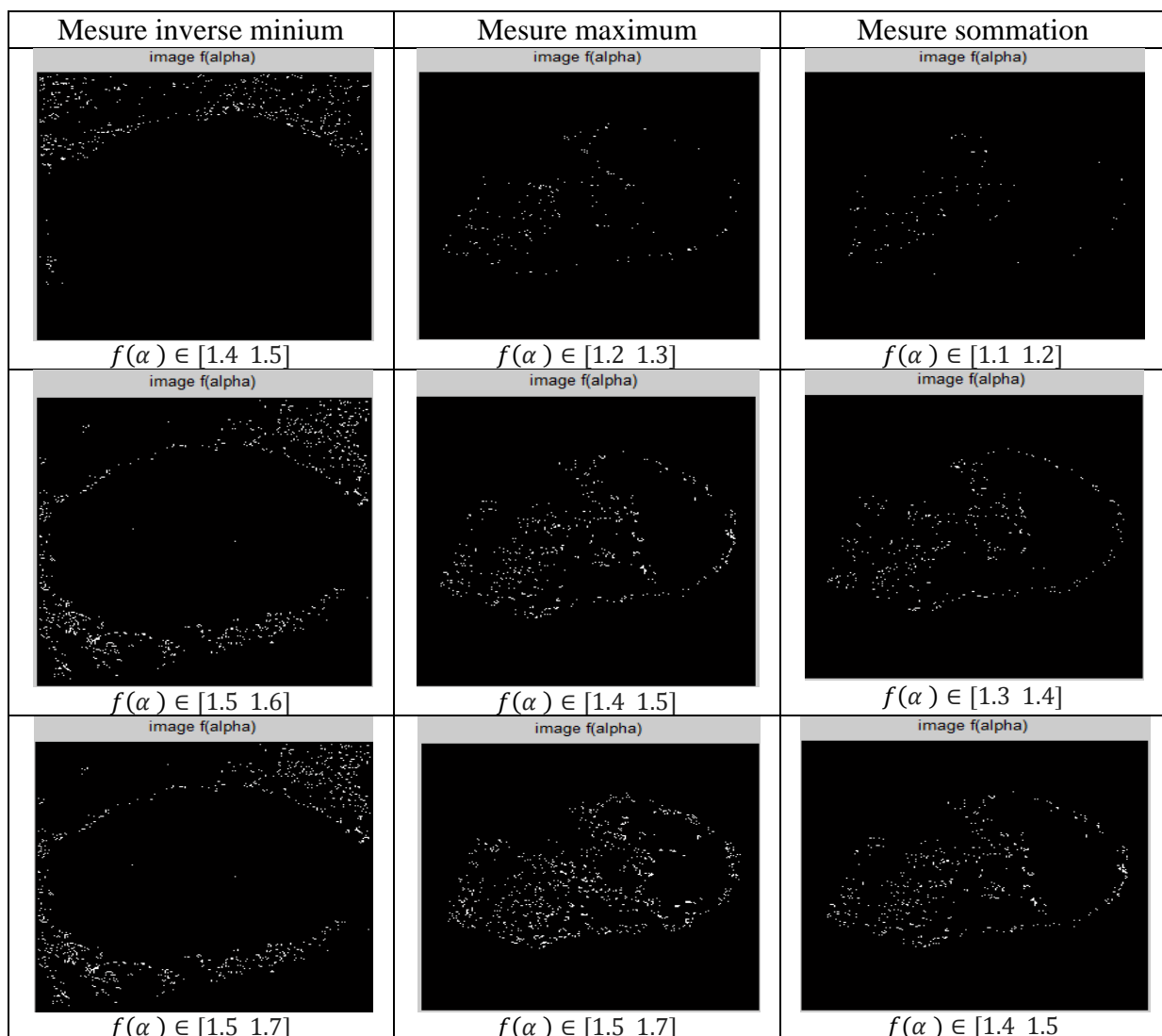


Tableau III.19 : Résultat de segmentation de l'image par $f(\alpha)$ pour différentes mesures (canal V)

III.2.2.2 c) Canal bleu (B)

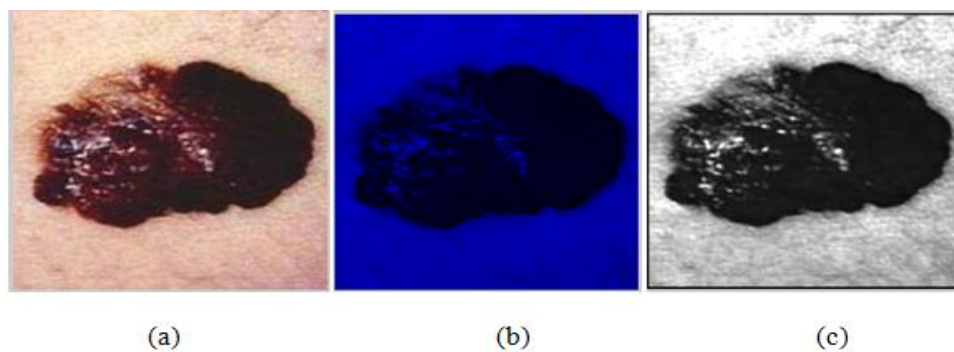


Figure III.6 : (a) image original, (b) image dans le canal bleu, (c) image dans le canal bleu en niveau de gris

- Image alpha

Mesure inverse minium image alphaa	Mesure maximum image alpha	Mesure sommation image alpha
 $\alpha \in [0.1 \ 0.25]$	 $\alpha \in [1 \ 1.6]$	 $\alpha \in [0.5 \ 0.75]$
 $\alpha \in [0.25 \ 0.4]$	 $\alpha \in [0.45 \ 0.6]$	 $\alpha \in [0.9 \ 1.1]$
 $\alpha \in [0.05 \ 0.15]$	 $\alpha \in [1 \ 1.2]$	 $\alpha \in [1.1 \ 1.2]$

Tableau III.20 : Résultat de segmentation de l'image par α pour différentes mesures (canal B)

- Spectre multifractal

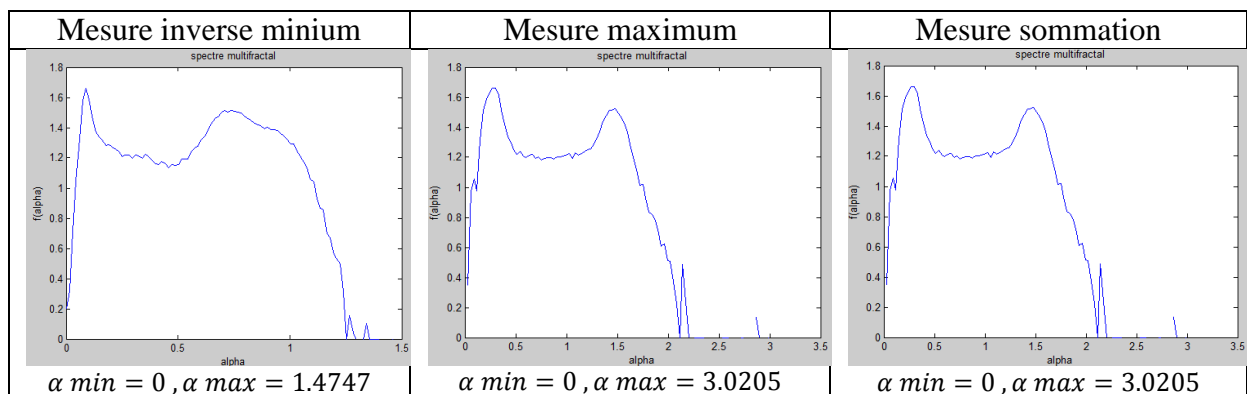


Tableau III.21 : Spectres multifractals pour différentes mesures multifractales

- Image $f(\alpha)$

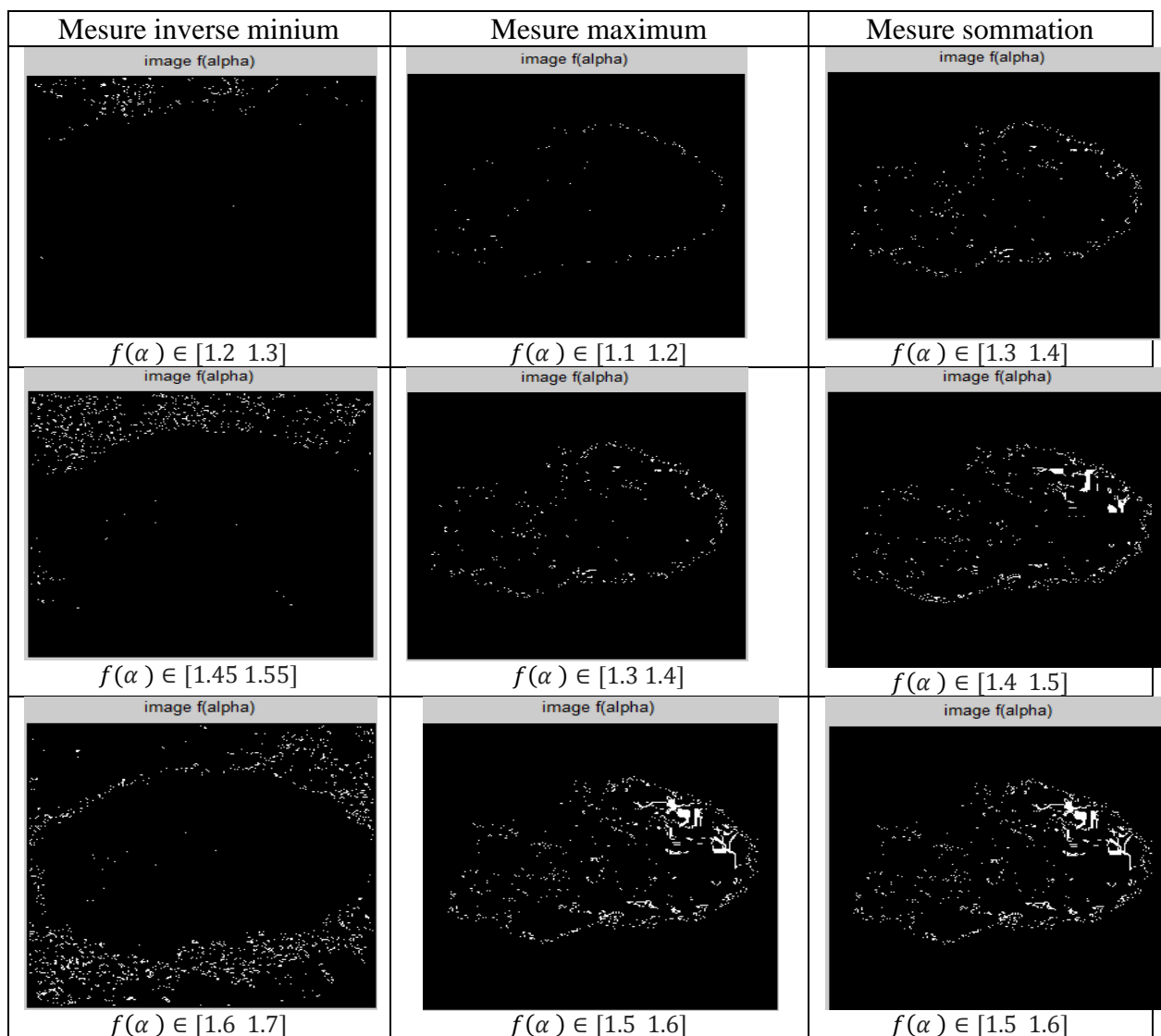


Tableau III.22 : Résultat de segmentation de l'image par $f(\alpha)$ pour différentes mesures (canal B)

Interprétation

D'après les résultats obtenus, on a constaté que le canal rouge avec les mesures de maximum et sommation donne les meilleurs résultats, d'où le choix de ces paramètres (le canal rouge avec la mesure maximum) pour la segmentation de quelques échantillons d'images contenant des lésions malignes.

III.2.2.2 d) Segmentation des lésions malignes

- Maligne 1


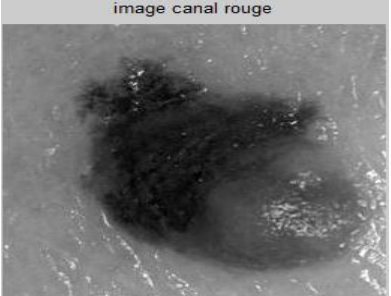
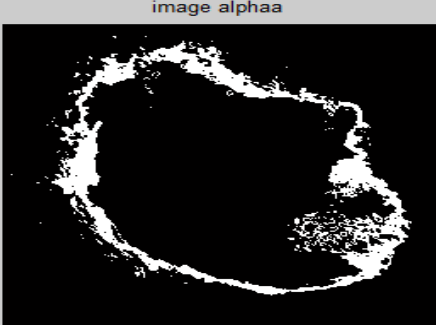
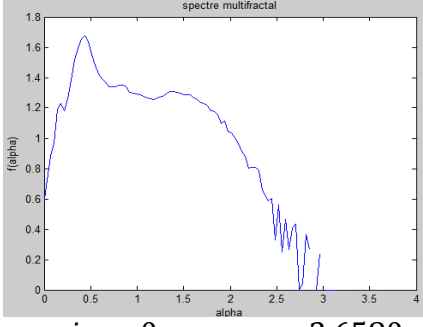
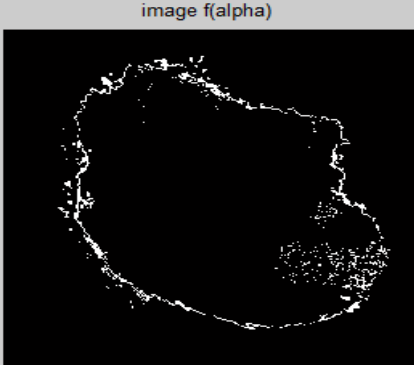

<p>Image original</p> <p>image original</p> 	<p>Image canal R en NG</p> <p>image canal rouge</p> 
<p>Image alpha</p> <p>image alphaa</p>  <p>$\alpha \in [0.2 \ 0.4]$</p>	<p>Spectre multifractale</p> <p>spectre multifractal</p>  <p>$\alpha \min = 0 , \alpha \max = 3.6580$</p>
<p>Image f(alpha)</p> <p>image f(alpha)</p>  <p>$f(\alpha) \in [1.4 \ 1.5]$</p>	<p>Superposition</p> 

Tableau III.23 : Résultat d'application d'algorithme d'histogramme sur l'image maligne 1

- Maligne 2


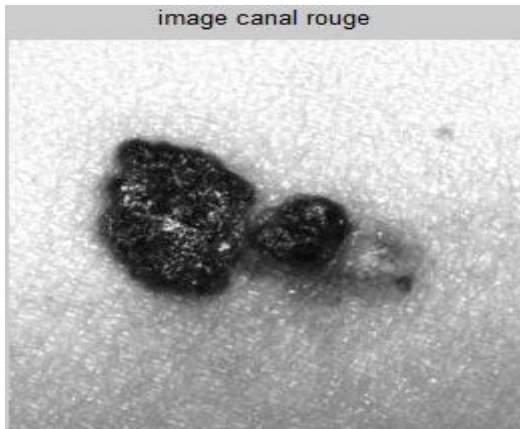
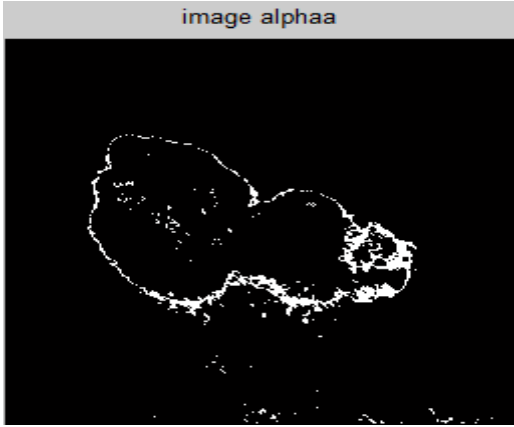
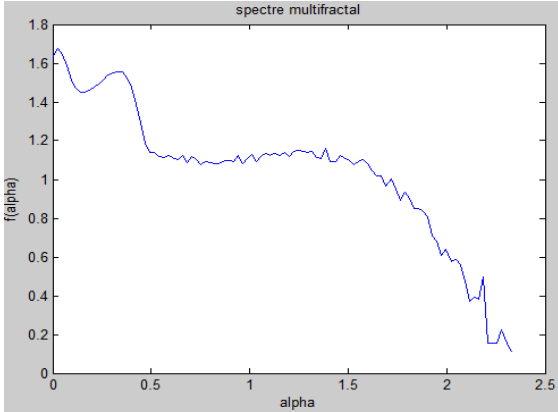


<p style="text-align: center;">Image original</p> 	<p style="text-align: center;">Image canal R en NG</p> 
<p style="text-align: center;">Image alpha</p>  <p style="text-align: center;">$\alpha \in [0.46 \ 0.6]$</p>	<p style="text-align: center;">Spectre multifractale</p>  <p style="text-align: center;">$\alpha \min = 0, \alpha \max = 2.3515$</p>
<p style="text-align: center;">Image f (alpha)</p>  <p style="text-align: center;">$f(\alpha) \in [1.25 \ 1.35]$</p>	<p style="text-align: center;">Superposition</p> 

Tableau III.24 : Résultat d'application d'algorithme d'histogramme sur l'image maligne 2

- Maligne 3


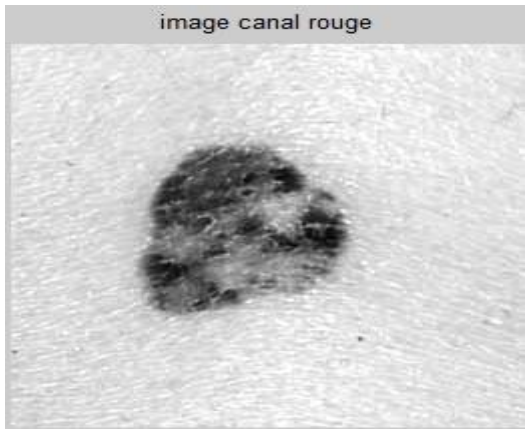
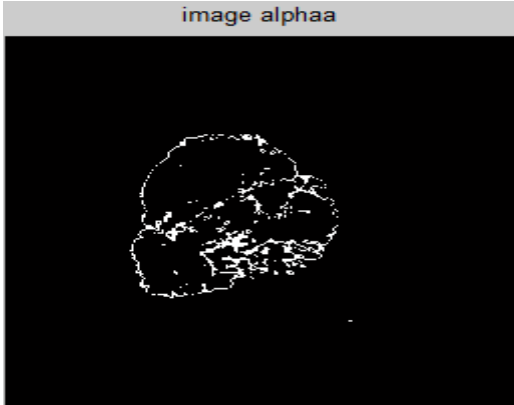
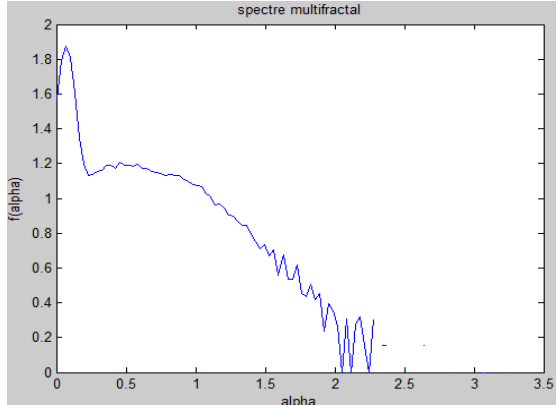
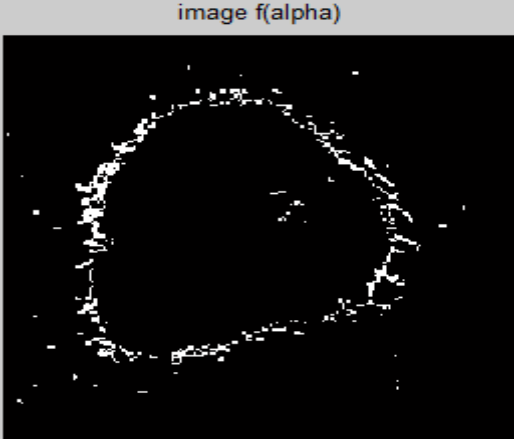

<p style="text-align: center;">Image original</p> 	<p style="text-align: center;">Image canal R en NG</p> 
<p style="text-align: center;">Image alpha</p>  <p style="text-align: center;">$\alpha \in [0.4 \ 0.5]$</p>	<p style="text-align: center;">Spectre multifractale</p>  <p style="text-align: center;">$\alpha \text{ min} = 0, \alpha \text{ max} = 3.2581$</p>
<p style="text-align: center;">Image f (alpha)</p>  <p style="text-align: center;">$f(\alpha) \in [1.3 \ 1.5]$</p>	<p style="text-align: center;">Superposition</p> 

Tableau III.25 : Résultat d'application d'algorithme d'histogramme sur l'image maligne 3

- **Discussion**

Nous avons appliqué le même algorithme précédent sur les tumeurs malignes :

Pour l'image maligne 1, on a choisi les valeurs de α qui appartiennent à l'intervalle $[0.2 \ 0.4]$ pour détecter la lésion et pour l'image maligne 2 on a choisi l'intervalle $[0.46 \ 0.6]$, et pour maligne 3 $\alpha \in [0.4 \ 0.5]$. On peut aussi détecter les contours irréguliers des lésions en choisissant $f(\alpha) \in [1.4 \ 1.5]$ pour l'image maligne 1 et $f(\alpha) \in [1.25 \ 1.35]$ pour l'image maligne 2 et pour l'image maligne 3, $f(\alpha) \in [1.3 \ 1.5]$. Les résultats sont illustrés dans les tableaux (III.23, III.24 et III.25) respectivement.

A partir de ces résultats (pour les images malignes et les images bénignes) on peut déduire que la méthode d'histogramme (approche géométrique) est puissante et efficace pour la détection des contours à l'aide des paramètres du spectre multifractale (valeurs de α et $f(\alpha)$).

Mais cette méthode ne permet pas de distinguer entre les tumeurs malignes et bénignes à partir du choix de cette paire.

III.3 Caractérisation des images par la méthode des moments (méthode statistique)

La deuxième méthode pour le calcul de spectre multifractal est le spectre de Legendre qui est lié à une représentation statistique, ce spectre permet de donner les informations pour bien comparer entre différents tissus (tissus sains ou pathologique).

La mise en œuvre de l'analyse multifractale est basée sur le système mis en place par Chhabra et Jensen, qui est définie par les équations (2.26) (2.27) (2.28). La méthode exige de calculer le moment q des mesures à plusieurs échelles. Le calcul utilise une mesure normalisée qui aide à éviter les débordements numériques, tel que défini dans (2.26). L'algorithme nécessite les étapes suivantes :

- 1) Une représentation multi-échelle est calculée à partir de l'ensemble d'origine de pixel. L'échelle est indiquée comme l
- 2) Choisir un ensemble de valeurs de q dont le spectre multifractal va être calculé. Dans ce cas la gamme sélectionnée est $q \in \{-15, \dots, +15\}$ en utilisant un pas de taille 0,08.
- 3) Pour chaque image mesurée et valeur q , calculer la matrice des moments totaux

$$M(q, l) = \sum_i [p_j(l)]^q$$

- 4) Pour chaque image mesurée et valeur q , calculer la matrice $\hat{\alpha}(q, l)$ et $\hat{f}(q, l)$
- 5) appliquer une régression linéaire à chacune des rangées de $\hat{\alpha}(q, l)$ et $\hat{f}(q, l)$ en fonction de $\log(1/l)$. Cela fournira $\alpha(q)$ et $f(q)$.

III.3.1 Résultat et interprétation

Nous avons appliquée sur les deux types de lésions (bénignes et malignes) l'algorithme des moments pour estimer le spectre de Legendre.

Le but de cette approche est de différencier entre le cas malin et cas bénin.

- Pour l'image maligne 1 et l'image bénigne 1 :

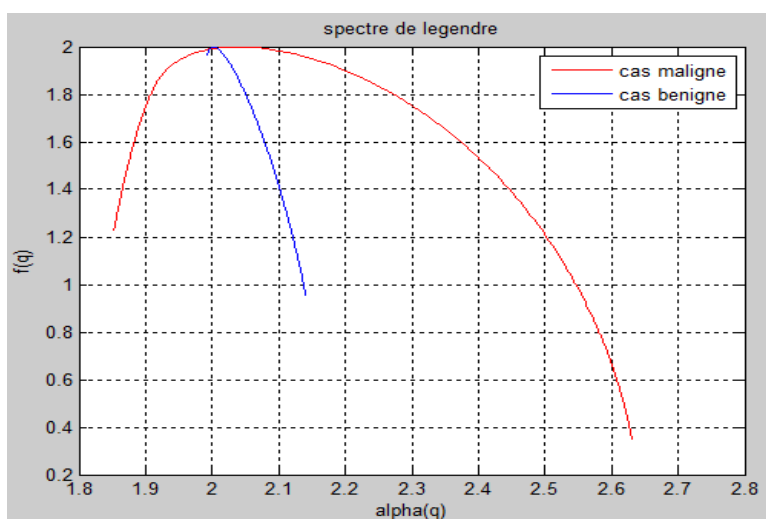


Figure III.7 : Spectre de Legendre caractérisant deux lésions maligne et bénigne

- Pour l'image maligne 3 et l'image bénigne 3 :

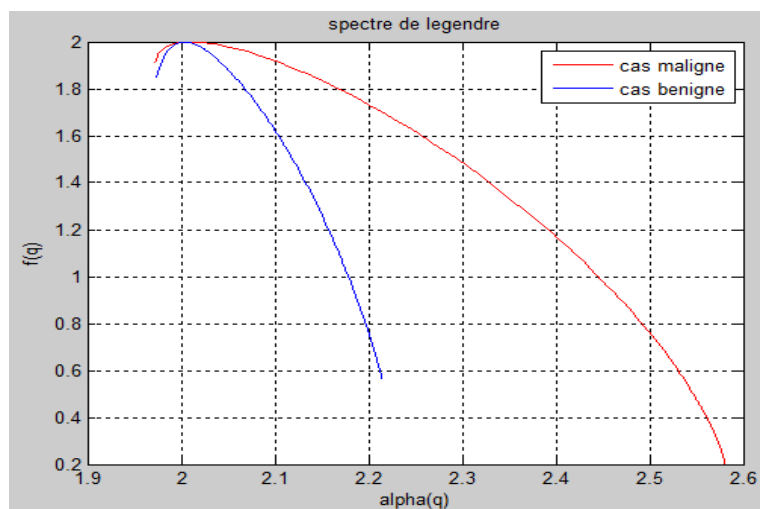


Figure III.8 : Spectre de Legendre caractérisant deux lésions maligne et bénigne

A partir du spectre de Legendre, on peut voir qu'il y a une différence entre le spectre du cas bénin et celui de cas malin en ce qui concerne leurs largeurs :

- Pour l'image bénigne 1, l'intervalle varie entre [1.9919 2.1403] alors que l'intervalle de l'image maligne 1, varie entre [1.8521 2.6303].
- Pour l'image bénigne 3 l'intervalle varie entre [1.9731 2.2144] alors que l'intervalle de l'image maligne3 varie entre [1.9722 2.5805].

Donc on constate que plus la gamme de alpha (q) est large, il y a plus d'irrégularités (cas malin) et plus la gamme d'alpha (q) est étroite, plus le cas est régulier donc il s'agit du cas bénin.

il y a une relation entre l'irrégularité du contour de tumeur avec la malignité : plus ce dernier est irrégulier plus la probabilité d'avoir une masse maligne est grande.

III.3.1.1 Extraction des paramètres

Après l'application de la méthode des moments, on a estimé le spectre de Legendre, l'étape suivante est l'extraction des caractéristiques qui décrivent ce spectre comme la largeur du spectre W et l'asymétrie B (la pente).

Largeur de spectre

Le tableau suivant correspond à la variation de la largeur du spectre W du spectre de Legendre pour plusieurs images (7 images) bénignes et malignes.

Les images		img1	img2	img3	img4	img5	img6	img7
Cas bénin	W	0.0545	0.1485	0.2132	0.2413	0.4668	0.4869	0.6309
Cas malin	W	0.2138	0.2985	0.4587	0.4602	0.6084	0.7048	0.8606

Tableau III.26: Résultats de largeur de spectre pour 7 images bénignes et malignes

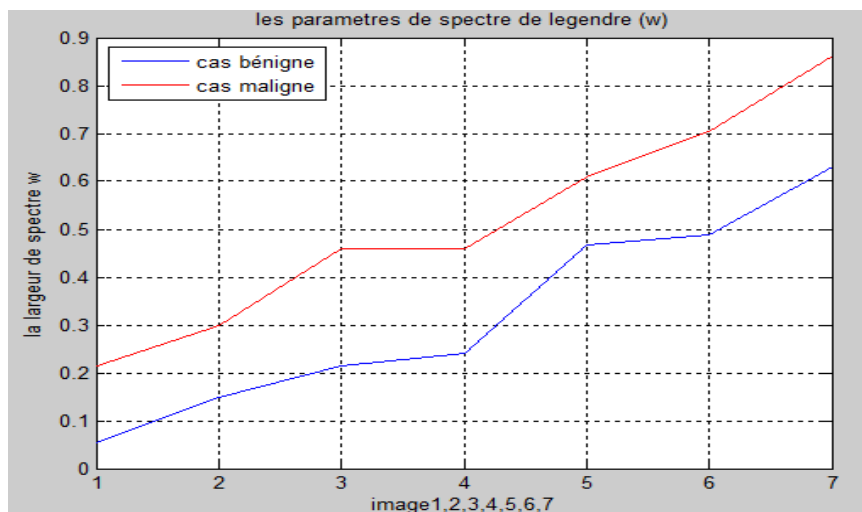


Figure III.9 : Variation de largeur de spectre w pour les images bénignes et malignes.

D'après les résultats obtenus on remarque que la largeur de spectre des images malignes est plus grande que celle des images bénignes.

Asymétrie B :

Le tableau suivant correspond à la variation d'asymétrie B de spectre de Legendre pour plusieurs images (7 images) bénignes et malignes.

Les images		img1	img2	img3	img4	img5	img6	img7
Cas bénigne	B	-1.2065	0.1917	0.5951	0.6056	0.8059	0.8687	0.9042
Cas maligne	B	0.1543	0.6951	0.7087	0.7989	0.9569	1.1824	1.2050

Tableau III.27: Résultats d'asymétrie B pour 7 images bénignes et malignes.

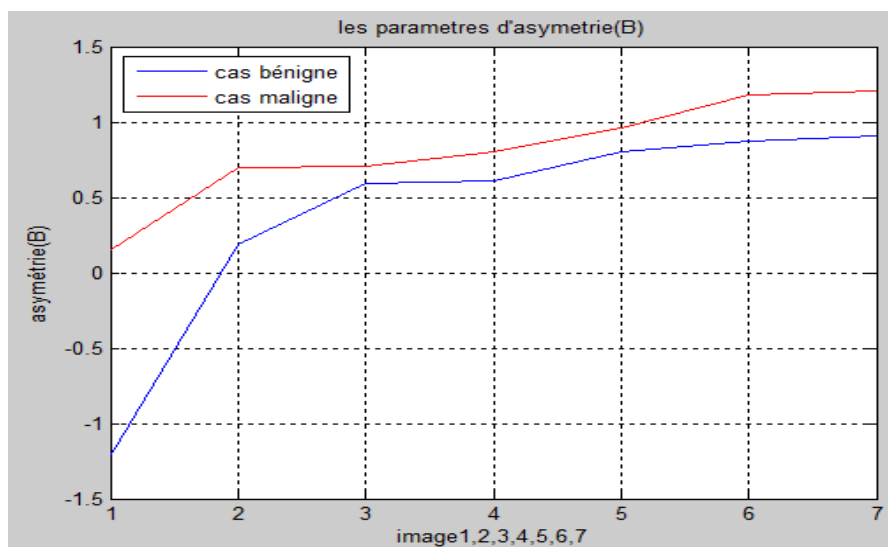


Figure III.10 : Variation d'asymétrie B pour les images bénignes et malignes.

III.4 Conclusion

Dans ce chapitre on a utilisée deux approches pour calculer le spectre multifractal, la première méthode est la méthode d'histogramme qu'est basée sur le bon choix de la paire $(\alpha, f(\alpha))$ pour segmenter des lésions. Mais cette approche ne permet pas la discrimination entre les différentes lésions.

La deuxième méthode c'est l'approche statistique qui permet la caractérisation des irrégularités des images pour avoir une meilleur classification (entre malin et bénin) grâce au spectre de Legendre. Cette caractérisation est effectuée à l'aide de deux paramètres qui sont : la largeur du spectre W , et la pente du spectre B . La largeur W est le meilleur indice pour savoir si une lésion est hétérogène ou non, alors que la pente B nous l'intervalle de α qui contient le plus d'information ; si le spectre est penché vers la gauche (B grand), cela signifie qu'il y a plus de pixels avec un exposant de Hölder faible (plus d'irrégularité), alors que s'il se penche vers la droite (B petit), cela signifie qu'il y a plus de pixels avec de grandes valeurs de α (moins d'irrégularités).

Donc les deux méthodes sont très intéressantes dans le traitement des images dermatologiques car chacune possède une importance majeure dans l'aide au diagnostic.

Conclusion générale

Nous avons présenté dans ce mémoire l'analyse des images dermatologiques à base de l'approche multifractale. On utilise cette méthode pour la segmentation et la caractérisation des images, elle offre plusieurs outils importants pour le traitement des images.

Le formalisme multifractal fait appel à la notion du calcul du spectre multifractal qui est estimé à partir de l'exposant d'Hölder, ce dernier fournit les propriétés locales des singularités contenues dans les images ; il s'agit de la valeur de α , et une autre valeur $f(\alpha)$ qui présente la description globale ; cette valeur est obtenue à partir du spectre multifractal. Donc l'idée générale de la segmentation des images par l'approche multifractale est de bien choisir la paire de $(\alpha, f(\alpha))$ qui nous donne la meilleure segmentation. Cette technique est appelée « méthode géométrique ».

Cette technique nous a permis également d'extraire les poils qui peuvent être éliminés dans le cas où ils sont gênants dans le traitement de l'image considérée. Ces poils peuvent être difficiles à éliminer en utilisant d'autres approches.

Cependant, l'approche géométrique ne permet pas de différencier entre les types de tumeurs, dans le cas où on veut faire de la classification. On a utilisé pour cela une autre technique appelée « l'approche statistique ». Cette caractérisation est appliquée à l'aide du spectre du Legendre pour extraire différents paramètres (la largeur du spectre W et l'asymétrie B). Plus la largeur du spectre est grande, plus il y a d'irrégularités dans l'image. Ceci est le cas des lésions malignes où les formes sont irrégulières, les couleurs hétérogènes, ... etc, et plus le spectre est petit, plus on s'approche de la monofractalité et donc de régularité, c'est le cas des lésions bénignes.

Dans les procédés classiques de segmentation, pour détecter les contours, on doit appliquer plusieurs techniques comme l'approche du gradient, Laplacien, LPE, Ces procédés impliquent d'abord un lissage des données d'image. Mais au contraire l'approche multifractale, utilise directement les données initiales de l'image alors les informations pertinentes peuvent être extraites directement à partir des singularités. Donc l'avantage de l'analyse multifractale est qu'aucune information n'est perdue par l'introduction d'un prétraitement, surtout dans le cas des bordures irrégulières dans le cas malin. Ceci peut être bénéfique pour l'application de la règle ABCD.

D'autre part, on a rencontré deux grandes difficultés dans notre travail. Le premier c'est que l'algorithme d'analyse multifractale prend un grand temps pour le calcul et le deuxième c'est

Conclusion générale

la taille des images dermatologiques, car notre algorithme est appliquée sur les images carrées alors on doit choisir une matrice de taille (256×256) , mais parfois les images sont très grandes ou bien très petites, ce qui peut rendre difficile la sélection de la région qui contient la lésion (l'information).

Références bibliographiques

- [1] Djamel REMACH, « *Contribution à l'étude expérimentale et numérique du comportement hyperélastique et anisotrope de la peau humain* ». Thèse pour obtenir le titre de docteur de l'université de Franche-Comté, 13 décembre 2013
- [2] H.V.Tran, « *Caractérisation des propriétés mécaniques de la peau humaine in vivo via l'IRM. Mécanique [physics.medph]* ». Université de Technologie de Compiègne, 2007.
- [3] Marina SIMON, « *Analyse par microfaisceau d'ions. Application à l'étude de la fonction barrière cutanée et à la nanotoxicologie in vitro* », Thèse pour obtenir le titre de docteur de l'université de Bordeaux 1, 7 décembre 2009
- [4] Hélène Le Roy, « *Caractérisation des cellules souches cancéreuses de la peau humaine: Implication de la voie de signalisation de l'Epidermal Growth Factor Receptor dans le contrôle de la différenciation des cellules souches de l'épiderme. Cellular Biology* », Université du Droit et de la Santé-Lille II, 2009.French.
- [5] Marine Amouroux, « *Caractérisation de la transformation néoplasique de la peau par spectroscopies optiques sur fantôme de mélanome et carcinome épidermoïde murin photo induit* », Sciences du Vivant. Université Henri Poincaré - NancyI, 2008.
- [6] http://blog.univ-angers.fr/sante/files/2013/05/medecine_anatomie_et_physiologie.pdf
(date de consultation février)
- [7] Delphine Séhédic, « *Importance de la classification moléculaire dans la prise en charge de patients atteints de mélanome métastatique* », Thèse pour obtenir le titre de docteur en pharmacie de l'université de Nantes, faculté de pharmacie, 7 mars 2012
- [8] Groupe d'unification des techniques de soins Hôpitaux de stages, SMI de l'I.C.H.V. HES-SO Valais, Filière soins infirmiers, septembre 2011, Mis en ligne le 23.09.2011 (date de consultation février)
- [9] http://www.cpoq.org/pathologies/fichiers/pathologies_12.pdf (date de consultation avril)
- [10] www.ligue-http://www.doccancer.net (date de consultation avril)
- [11] Ligue suisse contre le cancer, Berne. 2010 (date de consultation mars)
- [12] Mélanome: un guide pour les patients – Basé sur les recommandations de l'ESMO - v.2013.1 (date de consultation avril)

Références bibliographiques

- [13] Ligue suisse contre le cancer, Le mélanome Berne. 06.2010 (date de consultation avril)
- [14] http://www.cancer.be/sites/default/files/publication/LR%20FR_3.1.1Melanome%20Brohur20-%2007-06-2013.pdf (date de consultation mars)
- [15] <http://www.e-cancer.fr/content/download/98707/1075982/file/GUIMELANO10.pdf> (date de consultation février)
- [16] [http://www.docteurcllic.com/maladie/tumeurs-de-la-peau.aspx#Tumeurs bénignes](http://www.docteurcllic.com/maladie/tumeurs-de-la-peau.aspx#Tumeurs_bénignes) (date de consultation avril)
- [17] <http://www.e-cancer.fr/cancerinfo/les-cancers/melanomes-de-la-peau/les-differents-types-de-tumeur-de-la-peau/les-melanomes-de-la-peau> (date de consultation février)
- [18] http://www.passeportsante.net/fr/Maux/Problemes/Fiche.aspx?doc=cancer_peau_pm (date de consultation mars)
- [19] <http://www.passeportsante.net/fr/Maux/Problemes/Fiche.aspx?doc=cancer-peau-pm-traitements-medicaux-du-cancer-de-la-peau> (date de consultation avril)
- [20] <http://www.fondation-arc.org/Les-cancers-de-la-peau/le-depistage-des-cancers-de-la-peau.html> (date de consultation avril)
- [21] http://www.passeportsante.net/fr/Actualites/Dossiers/DossierComplexe.aspx?doc=maladies_de_peau_page1_2_do (date de consultation avril)
- [22] <http://www.docteurcllic.com/maladie/liste-des-infections-de-la-peau.aspx> (date de consultation mai)
- [23] <http://www.docteurcllic.com/maladie/maladies-de-la-peau.aspx> (date de consultation mai)
- [24] M^{elle} LEHAMEL Malha, « *Segmentation d'images texturées à partir des attributs fractals* » mémoire de magister à l'université de Tizi-Ouzou. 2011.
- [25] Melle SEDJELMACI Ibticeme, « *analyse des signaux électrocardiogrammes : une approche fractale* », 2009.

Références bibliographiques

- [26] Mme Le Mailloux et Mme Duchesne, « *TPE LES FRACTALES* », 2003 article téléchargé depuis le site : <http://fractales.sectionpc.info/tpe%20fractales.pdf>
- [27] Mahjdoub faiza, « *Caractérisation des tissus mammaires par l'approche fractale* » mémoire de master en génie biomédical, 23juillie 2014
- [28] Keltoum CHAOUCHE, « *Approche multifractale de la modélisation stochastique en hydrologie* ». Mathematics. ENGREF (AgroParisTech), 2001
- [29] Jacopo Grazzini, « *Analyses multiéchelle et multifractale d'images météorologiques : Application a la détection de zones précipitantes. Interface homme-machine* », Université de Marne la Vallée, 2003.
- [30] Renaud Lopes, « *Analyse fractale et multifractale en imagerie médicale : outils, validation et application* », Thèse pour obtenir le titre de docteur de l'université de Lille 1, 2009.
- [31] I.P.Gazzano, N.Lygeros, « *Analyse multifractale I* », article téléchargé depuis le site : <http://www.lygeros.org/5137.pdf> (date de consultation avril).
- [32] Tahiri Alaoui M, Niang. M, Farssi S. M, Ecole « *Classification des images de textures en utilisant une approche multifractale* », Supérieure Polytechnique- Dakar – Sénégal, (2006).
- [33] ChiangHau TAY, « *Algorithms for Tissue Image Analysis using Multifractal Techniques* » A thesis submitted in partial fulfilment of the requirements for the Degree of Master of Science in University of Canterbury.2012
- [34] Benjamin BUARD. « *Contribution à la compréhension des signaux fluxmétrie laser doppler : traitement des signaux et interprétation physiologique* », l'université de Angers, 10 septembre 2010
- [35] Jacques LÉVY VÉHEL, « *Traitement fractal et multifractal des images* ». Traitement du Signal 2003 – Volume 20 n°3 – Spécial 2003, article téléchargé depuis le site : <http://www-rocq.inria.fr/fractalesr%C3%83%C2%A9sum%C3%83%C2%A9> (date de consultation mai)
- [36] <file:///C:/Users/ALI/Desktop/Nouveau%20dossier/L-analyse-multifractale-des-signaux.html> (date de consultation avril)

Références bibliographiques

[37] Bernat Orellana Bech, « *Automatic Computation of Potential Tumor Regions in Cancer Detection using Fractal analysis techniques* », mémoire de master à l'université polytechnique de Cataluniya, 8 septembre 2009

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

[39] Nicolas Leguillarme , « *Réalisation d'un documentaire illustré sur les fractales dans la nature : recensement, analyse mathématique et illustrations* », Date de remise: 22/06/2009, projet télécharger depuis le site : [https://moodle.insa_rouen.fr /pluginfile.php /15831/.../Rapport_P6-3_2009_05.pdf](https://moodle.insa_rouen.fr/pluginfile.php/15831/.../Rapport_P6-3_2009_05.pdf)

[40] Ethel Nilsson, « *Multifractal-based Image Analysis with applications in Medical Imaging* », mémoire de master a l'université d'Umeå, 31 mai 2007.

Résumé

L'objectif de ce mémoire est de traiter des images médicales plus précisément les images dermatologique pour bien segmenter et caractériser les lésions bénignes et malignes.

Pour cela on a utilisé une nouvelle approche en traitement d'image appelée analyse multifractale .L'utilisation de cette technique est appropriée à l'analyse des formes irrégulières. Cette théorie est basé sur le calcul de l'exposant de Hölder, qui décrit la variation de la densité locale de l'image. Quant à la description globale, elle nécessite le calcul du spectre multifractal. Nous avons utilisé deux approches, la première est la méthode géométrique pour la segmentation et la deuxième méthode est la méthode statistique dans le but de faire une caractérisation des tumeurs malignes et bénignes.

Mots clés : fractale, analyse multifractale, segmentation, caractérisation, la peau, images dermatologiques, spectre de Legendre.

Abstract

The objective of this memoire is to process medical images more accurately dermatological ones to well segment and characterize between benign and malignant lesions.

For this we used a new image processing approach called multifractal analysis .This technique is appropriate to analyze irregular shapes. This theory includes the process to calculate the Hölder exponent, which describes the variation of the local density in the image. As for the overall picture, it requires the calculation of multifractal spectrum. Our study based on two programmed algorithms, the first is the geometric method for segmentation and the second method is the statistical method to characterization between malignant or benign tumors.

Keywords: fractal, multifractale analysis, segmentation, characterization, skin, dermatological images, Legendre spectrum.

ملخص

الهدف من هذا البحث هو معالجة الصور الطبية تحديدا الصور الجلدية من اجل التشريح الجيد وتمييز الآفات الحميدة والخبيثة.

لهذا استعملنا نهج جديد لمعالجة الصور يسمى تحليل متعدد التكسير. استخدام هذه التقنية مناسب لتحليل الأشكال غير النظامية وتشمل هذه النظرية العملية حساب الأس حامل(Hölder)، الذي يصف تغير الكثافة المحلية في الصورة، و في ما يخص الوصف العام فنتحصل عليه من خلال حساب الطيف متعدد التكسير. دراستنا مبنية على خوارزميتين مبرمجتين، الأولى هي الأسلوب الهندسي للتجزئة والأسلوب الثاني هو الأسلوب الإحصائي لوضع حد للتمييز بين الأورام الخبيثة أو الحميدة.

كلمات البحث: كسورية، تحليل متعدد التكسير، وتجزئة، وتوصيف، والجلد، والصور الجلدية، الطيف Legendre