



جامعة أبو بكر بلقايد - تلمسان

Université Abou Bakr Belkaïd de Tlemcen

Faculté de Technologie

Département de Génie Biomédical

MEMOIRE DE PROJET DE FIN D'ETUDES

pour l'obtention du Diplôme de

MASTER en GENIE BIOMEDICAL

Spécialité : Imagerie Médicale

présenté par : **BOUZINA Souheyr**

Caractérisation des lésions dermatologiques par l'approche multifractale

Soutenu le 23 septembre 2017 devant le Jury

| | | | | |
|-------|--------------------------------|-----|-----------------------|-----------|
| M. | MESSADI Mohammed | MCA | Université de Tlemcen | Président |
| Mme | BENSEGHIR Sihem | MCB | Université de Tlemcen | Encadreur |
| Melle | BAAKEK Yettou Nour EL Houda | MCB | Université de Tlemcen | Examineur |

Année universitaire 2016-2017

Sommaire

| | |
|-----------------------------|-----|
| Remerciement | i |
| Dédicace..... | ii |
| Liste des figures..... | iii |
| Liste des tableaux | v |
| 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 | 7 |
| I.3.1 Fonction protectrice : | 7 |
| I.3.2 Fonction de régulation : | 7 |
| I.3.3 Fonction sécrétoire : | 8 |
| I.3.4 Fonction sensorielle : | 8 |
| I.3.5 Fonction de transmissions : | 8 |
| I.3.6 Fonction psychologique : | 8 |
| I.3.7 La peau fabrique la vitamine D : | 8 |
| I.4 La couleur de la peau : | 8 |
| I.5 Pathologies de la peau : | 9 |
| I.5.1 L'acné : | 9 |
| I.5.2 L'herpès : | 9 |
| I.5.3 Taches de vieillesse : | 10 |
| I.5.4 La rosacée : | 10 |
| I.5.5 Le vitiligo : | 10 |
| I.5.6 Papillome | 11 |
| I.6 Tumeurs de la peau | 11 |
| I.6. 1 Tumeurs bénignes de la peau : | 11 |
| I.6.1.1 Lipome : | 12 |
| I.6.1.2 Grain de beauté : | 12 |
| I.6.1.3 Acrochordon | 13 |
| I.6.1.4 Hémangiome : | 13 |

Sommaire

| | |
|--|----|
| I.6.1.5 Kérato-acanthode : | 13 |
| I.6.1.6 Dermatofibrome | 14 |
| I.6.2 Tumeurs malignes de la peau : | 14 |
| I.6.2.1 Les cancers de type non mélanomes (kératinocytaires) : | 15 |
| I.6.2.1.1 Les carcinomes basocellulaires | 15 |
| I.6.2.1.2 les carcinomes épidermoïdes | 16 |
| I.6.2.2 Le mélanome | 16 |
| I.7 Les principaux facteurs de risque du cancer de la peau | 16 |
| I.7.1 Les rayons ultraviolets | 17 |
| I.7.2 Le type d'exposition | 17 |
| I.7.3 Les nævi : | 17 |
| I.7.4 Le phototype : | 17 |
| I.7.5 Les antécédents de mélanome | 17 |
| I.8 Le dépistage des cancers de la peau : | 18 |
| I.8.1 Les aspects cliniques | 18 |
| I.8.2 Consulter un dermatologue : | 19 |
| 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 : | 20 |
| I.11 Conclusion : | 20 |

Chapitre II : Analyse fractale et multifractale

| | |
|--|----|
| II.1 Introduction : | 21 |
| II.2 Analyse fractale | 21 |
| II.2.1 Historique des fractales : | 21 |
| II.2.2 Objet fractal | 22 |
| II.2.2.1 Formulation du concept de fractal : | 22 |
| II.2.2.2 Objets fractals ou non fractal : | 22 |
| II.2.2.3 Définition d'un objet fractal : | 23 |

Sommaire

| | | |
|------------|---|----|
| II.2.3 | Caractéristiques d'un objet fractal | 23 |
| II.2.4 | Classification des objets fractals | 24 |
| II.2.4.1 | Fractales déterministes | 24 |
| a) | Systèmes de fonctions itérées (IFS) : | 24 |
| b) | Fractales réalisées grâce a une suite de points | 25 |
| c) | Ensembles fractales non uniformes : | 25 |
| II.2.4.2 | Fractales non déterministes | 25 |
| a) | Objets fractals naturels | 25 |
| b) | Ensembles fractals aléatoires | 26 |
| II.2.5 | Méthodes fractales : | 26 |
| II.2.6 | La dimension fractale | 27 |
| II.2.6.1 | La dimension euclidienne | 27 |
| II.2.6.2 | Dimension topologique | 27 |
| II.2.6.3 | La dimension de Hausdorff ou dimension fractale | 28 |
| II.2.6.4 | Dimension des boites | 28 |
| II.2.7 | Méthodes de calcul de la dimension fractale : | 29 |
| II.2.7.1 | Méthodes de comptage de boîtes | 29 |
| II.2.7.1.1 | Méthode de « comptage de boites » (« Box-Counting »ou « BC ») | 29 |
| II.2.7.1.2 | Méthode de « comptage différentiel des boites » («différentiel Box Counting »ou « DBC ») | 29 |
| II.2.8 | Les fractals dans le corps humain : | 30 |
| II.3 | Formalisme Multifractal : | 30 |
| II.3.1 | Origine du formalisme multifractal : | 31 |
| II.3.2 | Principe de base de l'analyse multifractale : | 32 |
| II.3.2.1 | Exposant de Hölder : | 32 |
| II.3.2.2 | Spectre multifractal : | 32 |
| II.3.3 | Les différentes approches d'analyse multifractale : | 33 |
| II.3.3.1 | Approche géométrique | 33 |
| II.3.3.1.1 | Mesures multifractales..... | 33 |
| II.3.3.2 | Approche statistique | 34 |
| II.3.4 | Application de l'analyse multifractale au traitement d'image : | 36 |
| II.3.4.1 | Segmentation (détection de contour) : | 36 |
| II.3.4.2 | Caractérisation : | 36 |

Sommaire

| | |
|--|----|
| II.3.5 Conclusion : | 37 |
| Chapitre III : Mise en oeuvre de l'application | |
| III.1 Introduction : | 38 |
| III.2 Segmentation des images dermatologiques par la méthode d'histogramme (méthode géométrique) : | 38 |
| III.2.1 Méthodologie | 38 |
| III.2.2. Segmentation des tumeurs bénignes | 39 |
| III.2.2.1 Les lésions bénignes : | 40 |
| III.2.2.2 Les lésions malignes : | 44 |
| III.2.2.3 Discussion : | 49 |
| III.3 Extraction des paramètres | 49 |
| III.3.1 L'intervalle α | 49 |
| III.3.2 Les valeurs de $f(\alpha)$: | 50 |
| III.4. Classification : | 51 |
| III.4.1. Définitions | 51 |
| III.4.2 Les séparateurs à vaste marge ou Support Vector Machine ou (SVM) | 52 |
| III.4 SVM principe de fonctionnement general : | 52 |
| III.4.1 Notions de base : Hyperplan, marge et support vecteur | 52 |
| III.5.2 Linearite et non-linearite : | 54 |
| III.5.3 Cas non linéaire : | 55 |
| III.6. Algorithme : | 56 |
| a) Phase d'apprentissage | 56 |
| b) Phase de test | 56 |
| III.7 Application : | 57 |
| III.8 Résultats : | 57 |
| III.9. Conclusion : | 57 |
| Conclusion générale | 60 |
| Bibliographie | 61 |

*R*emerciements

Tout d'abord je remercie le bon dieu le tout puissant pour son aide et pour nous avoir donné la patience et la volonté pour réussir ce modeste travail.

Je tiens à remercier particulièrement mon encadreur : Mme. BENSEGHIR SIHEM pour son encadrement et ses conseils qu'elle j'ai prodigué le long de mon projet.

Je remercie les membres du jury qui ont bien voulu examiner et porter un jugement sur mon projet.

Merci aux :

❖ Mes amis et collègues qui nous ont aidés et soutenus moralement, et avec qui on a passé les meilleurs moments de notre vie universitaire.

❖ A tous les gens qui nous ont aidés de près ou de loin à l'élaboration de mon projet et de sa présentation.

Merci à tous.

*D*édicace

*Les gens les plus chers à mon cœur, mon papa et ma maman, que dieu les blessent et les
gardent en bonne santé,*

A mes petits frères, HAITHEM et NASRO,

A ma tante, et ma meilleure NADIA pour être toujours à mes côtés,

A tous mes amis et mes proches,

Je dédie ce modeste travail...

✍ Souhir

Liste des figures

| | |
|--|-----|
| Figure I.1 : Structure de la peau..... | 3 |
| Figure I.2 : Structure de l'épiderme..... | 4 |
| Figure I.3 : Organisation schématique de la structure de l'épiderme..... | 5 |
| Figure I.4 : Structure du derme..... | 6 |
| Figure I.5 : Structure de l'hypoderme..... | 7 |
| Figure I.6 : L'acné | 9 |
| Figure I.7 : L'herpès..... | 9 |
| Figure I.8 : Taches de vieillesse | 10 |
| Figure I.9 : la rosacée | 10 |
| Figure I.10 : Le vitiligo..... | 11 |
| Figure I.11 : papillome | 11 |
| Figure I.12 : Lipome..... | 12 |
| Figure I.13: Grain de beauté..... | 12 |
| Figure I.14: Acrochordon..... | 13 |
| Figure I.15 : Hémangiome..... | 13 |
| Figure I.16 : kérato-acanthome..... | 14 |
| Figure I.17 : Dermatofibrome..... | 14 |
| Figure I.18 : Carcinome basocellulaire..... | 15 |
| Figure I.19 : Carcinome spinocellulaire..... | 16 |
| Figure I.20 : Règle ABCDE..... | 19 |
| Figure II.1 : Résumé chronologique de l'historique des fractales..... | 22 |
| Figure .II.2 : Objet non fractale..... | 23 |
| Figure .II.3: Objet fractale..... | 23 |
| Figure.II.4 : Illustration des cinq première étapes de la construction du pentagone de Durer.. | 23 |
| Figure II.5 : Ensemble de Sierpinsky, et ensemble de cantor..... | 24. |
| Figure II.6 : Courbe de Von Koch, et courbe de peano..... | 24 |
| Figure II.7 : Ensembles de Mandelbrot et de Gaston Julia..... | 25 |
| Figure .II.8 : Fractale non uniforme..... | 25 |
| Figure.II.9 : fractals naturels..... | 26 |
| Figure II.10 : Exemples fractals aléatoires..... | 26 |
| Figure II.11 : Grille de pavés réguliers pour le calcul de la dimension des boites..... | 28 |
| Figure II.12 : Fractale dans le corps humain..... | 30 |

Liste des figures

| | |
|--|----|
| Figure II.13 : (a) une image IRM cérébrale pondérée T1 avec l'utilisation d'un agent de contraste. Différents résultats de la DF calculée localement sur des petites régions sont montrés en (b) et (c) utilisant la MCB sur des voisinages de 32×32 et 64×64 , respectivement, (d) la méthode des « triangles » et (e) la méthode de « recouvrement des blancs »..... | 37 |
| Figure III.1 : (a) image originale, (b) image du canal rouge, (c) image alfa..... | 40 |
| Figure III.2 : (a) image originale, (b) image du canal rouge, (c) image alfa..... | 44 |

Liste des tableaux

| | |
|--|-----|
| Tableau II.1 : Dimension euclidien..... | 27 |
| Tableau III.1 : Résultat d'application d'algorithme d'histogramme sur l'image bénigne 1..... | 40 |
| Tableau III.2 : Résultat d'application d'algorithme d'histogramme sur l'image bénigne 2..... | 41 |
| Tableau III.3 : Résultat d'application d'algorithme d'histogramme sur l'image bénigne 3..... | 42 |
| Tableau III.4 : Résultat d'application d'algorithme d'histogramme sur l'image bénigne 4..... | 43 |
| Tableau III.5 : Résultat d'application d'algorithme d'histogramme sur l'image maligne 1..... | 44 |
| Tableau III.6 : Résultat d'application d'algorithme d'histogramme sur l'image maligne 2..... | 45 |
| Tableau III.7 : Résultat d'application d'algorithme d'histogramme sur l'image maligne 3..... | 46 |
| Tableau III.8 : Résultat d'application d'algorithme d'histogramme sur l'image maligne 4..... | 47 |
| Tableau III.9 : les valeurs alfa de quelques images des masses (B : bénigne M : maligne) | 50 |
| Tableau III.10 : résultat de $f(\alpha)$ pour les images bénignes et malignes..... | 50. |
| Tableau III.11: Résultats de la classification par SVM | 57 |

Introduction générale

L'imagerie médicale est l'un des principaux piliers de la détection de pathologies, en raison de ses nombreux avantages, tel le monitoring temps-réel, l'information acquise sans avoir recours à une destruction des tissus, ou sa capacité à fonctionner sur une large gamme de temps. De nombreuses méthodes de traitement d'image existent telles que le recalage, la segmentation, la classification, et la signature des images. Dans le cadre de ce projet, nous sommes intéressées à traiter des images dermatologiques.

La dermatologie est la spécialité médicale qui prend en charge toutes 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», ne sont pas cancéreuses, elles peuvent comprimer des tissus ou des organes mais elles demeurent localisées dans une partie du corps. Il peut arriver qu'une tumeur bénigne s'aggrave et se transforme en cancer. Si ce processus a lieu, il est généralement lent. Par contre, Les tumeurs malignes, peuvent détruire des tissus par leur croissance rapide et leur caractère envahissant. Elles peuvent représenter un danger.

L'objectif de notre travail est de concevoir une méthode de segmentation et de caractérisation des images médicales, plus particulièrement les images dermatologiques et d'extraire les différents paramètres qui nous permettent de classer les tumeurs bénignes et malignes par une méthode de classification car le contour des lésions malignes présente beaucoup d'irrégularités par rapport à celui des lésions bénignes, L'analyse multifractale est bien indiquée pour quantifier cette irrégularité.

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 la méthode géométrique

qui permet de réaliser la segmentation des images par l'algorithme d'histogramme pour la caractérisation des tumeurs.

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

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

- Le premier chapitre de ce mémoire décrit le contexte médical de la peau, l'anatomie et son fonctionnement, et les différentes pathologies qui l'affectent. On met l'accent aussi sur les différentes tumeurs bénignes et malignes, et représente ensuite les méthodes de diagnostic et de traitement
- Le deuxième chapitre intitulé « Analyse fractale et multifractale », se divise 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 l'exposant de Hölder et les différentes méthodes pour calculer le spectre multifractal, et terminons ensuite par quelques applications de l'analyse multifractale dans le traitement d'images.
- Le dernier chapitre est consacré à la présentation des résultats obtenus après l'implémentation des algorithmes avec quelques notions sur la classification par SVM.

I. Introduction :

La peau est l'organe le plus étendu et le plus lourd du corps humain [1]. Ce tissu souple et extensible qui couvre le corps sur une surface de près de 2 m² est l'organe le plus répandu du corps humain. La peau renouvelle sans cesse ses cellules mortes ce qui lui permet de nous protéger des agressions extérieures. Elle est constituée d'un ensemble de cellules et de différentes couches qui contiennent les molécules nécessaires à la protection, à la pigmentation et à la nutrition.[2] 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 on a 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 constitue l'organe le plus grand du corps humain [3]. Elle représente 16% de son poids total. Composée de plusieurs couches de tissus, elle forme une barrière de protection de l'organisme contre le milieu extérieur, mais assure également d'autres fonctions vitales [4]. Elle est constituée de trois compartiments distincts d'origine embryologique différente : l'épiderme (la couche superficielle), le derme (couche intermédiaire) et l'hypoderme (couche profonde) [5]

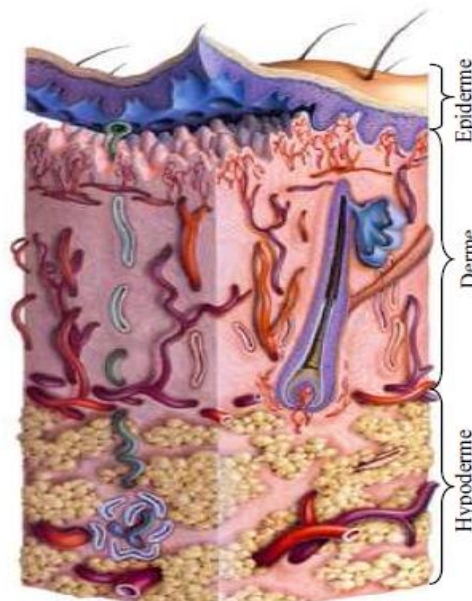


Figure I.1 : Structure de la peau.

I.2.2 Epiderme :

L'épiderme est la couche superficielle de la peau qui est en contact avec le monde extérieur. Elle fait environ 0.1 mm de profondeur et se renouvelle toutes les quatre semaines.

L'épiderme est composé de quatre différents types cellulaires : [3]

- Kératinocytes : remplis de kératine et de lipides, formant la masse principale de l'épiderme.
- Mélanocytes : qui produisent la mélanine responsable de la pigmentation de la peau. [4] et les protègent des rayons ultra-violet du soleil.
- Cellules de Langerhans : qui participent du système immunitaire de la peau. [4]
- Cellules de Merkel : En petit nombre, elles jouent un rôle de récepteur sensoriel du toucher [6]. Elles sont toujours au contact d'une terminaison nerveuse. Elles permettent de percevoir des sensations vibratoires pour détecter et localiser le contact d'un objet avec la peau et d'en apprécier sa forme et sa texture.

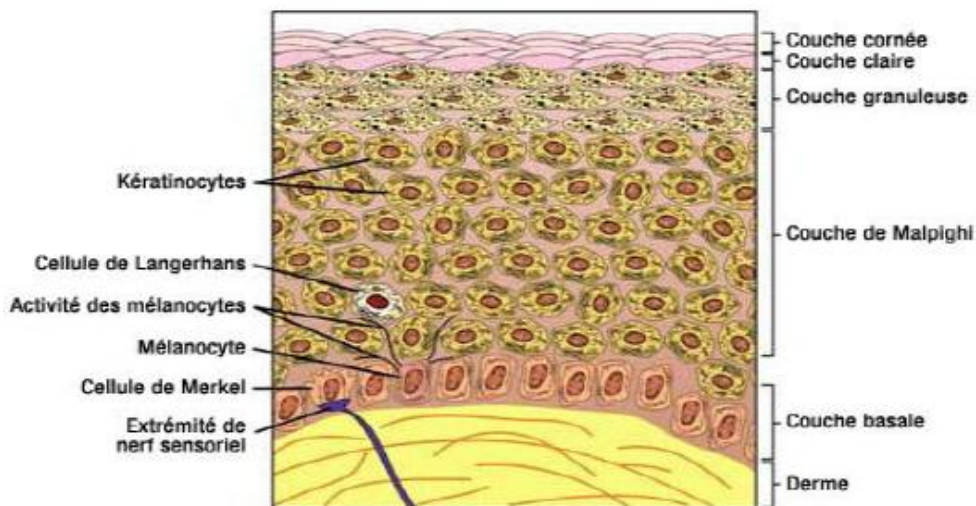


Figure I.2 : Structure de l'épiderme.

L'épiderme se divise lui-même en quatre couches : [2]

- **La couche basale :**

Couche la plus profonde de l'épiderme à la jonction du derme. C'est dans cette couche que sont localisés les mélanocytes. Elle représente également le lieu de départ des Kératinocytes. Ceux-ci assurent le renouvellement cellulaire de la peau grâce à des mitoses successives.

- **La couche muqueuse :**

Cette couche présente également des cellules de Langerhans, cellules immunitaires qui jouent le rôle de protectrices de l'organisme, ce sont des cellules immunitaires très importantes.

- **La couche granuleuse:**

Couche mince de l'épiderme dans laquelle les kératinocytes sont aplatis et sous forme de losanges. Les cytoplasmes des kératinocytes contiennent des grains de kératohyaline, qui participent au métabolisme des kératinocytes, ils aident à la création de la kératine. Les noyaux des kératinocytes sont de taille très réduite commencent à disparaître c'est le début de la formation des futures cellules de la couche cornée. Cette couche permet l'hydratation de la peau.

- **La couche cornée :**

Couche la plus superficielle de la peau qui a la fonction de barrière contre les microorganismes et de protectrice des agressions extérieures car elle est composée de cellules mortes sans noyau appelées cornéocytes. Ces cellules emprisonnent une quantité importante de kératine d'où la rigidité de la peau. Ces kératinocytes finissent par être éliminés grâce à un processus appelé la desquamation.

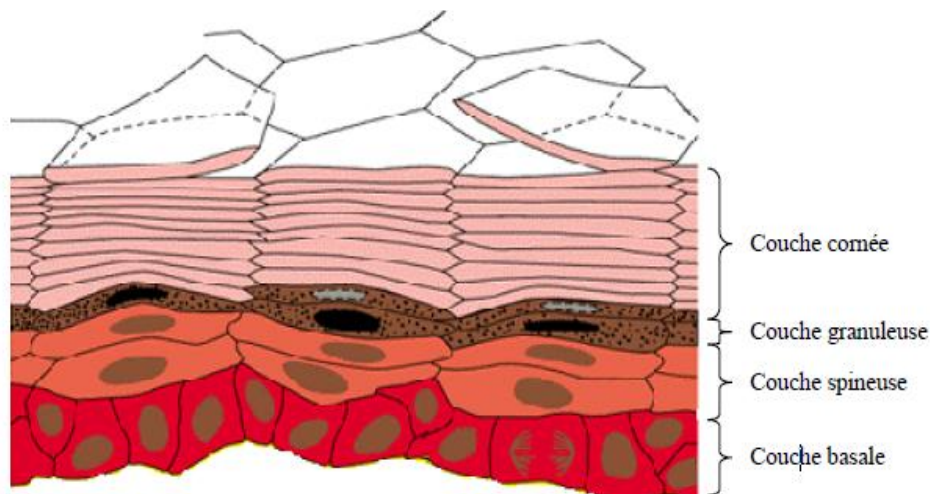


Figure I.3 : Organisation schématique de la structure de l'épiderme

Le rôle principal de l'épiderme peut se résumer à un rôle de protection du corps [5].

I.2.3 Derme :

Est la couche située au-dessous de l'épiderme. Elle est 4 fois plus épaisse. Elle cache toutes les structures vivantes telles que les vaisseaux sanguins et lymphatiques, le réseau entrecroisé de fibres de collagène et d'élastine puis les glandes sébacées responsables de la sécrétion du sébum qui permet la lubrification de la peau et sa protection contre les bactéries. Les vaisseaux sanguins permettent d'acheminer le nutriment à l'épiderme [2].

Derme se divise en 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 [7]

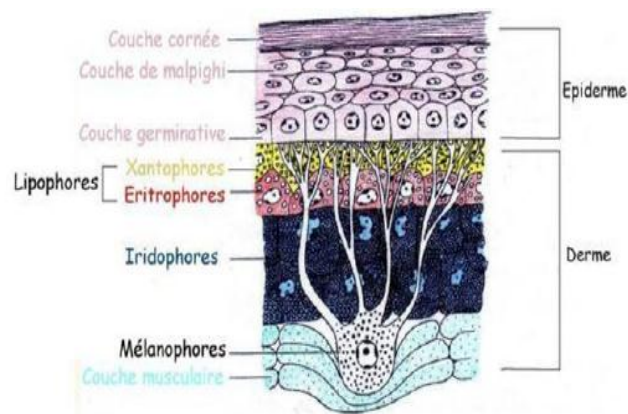


Figure I.4 : Structure du derme.

I.2.4 L'hypoderme :

Enfin, nous arrivés aux confins de la peau dans l'hypoderme ce n'est pas là que beaucoup de cellules responsables de l'aspect de la peau en surface se trouvent, mais cette couche est tout de même indispensable au bon fonctionnement de l'organisme. Il est majoritairement constitué d'adipocytes, qui sont des cellules graisseuses. L'hypoderme permet le glissement de notre peau sur nos viscères et nos muscles, le stockage de l'eau et de graisse et aussi d'isoler le reste du corps du chaud ou froid.

Des coussinets de graisse se trouvent entre les fibres et servent non seulement de réserves graisseuses mais aussi de coussins pour amortir les chocs. L'hypoderme est parcouru des nerfs et des vaisseaux qui alimentent la peau. Au travers de l'hypoderme, des artères s'élèvent jusqu'à la base du derme et se ramifient pour donner les nombreuses petits capillaires présents dans le derme.

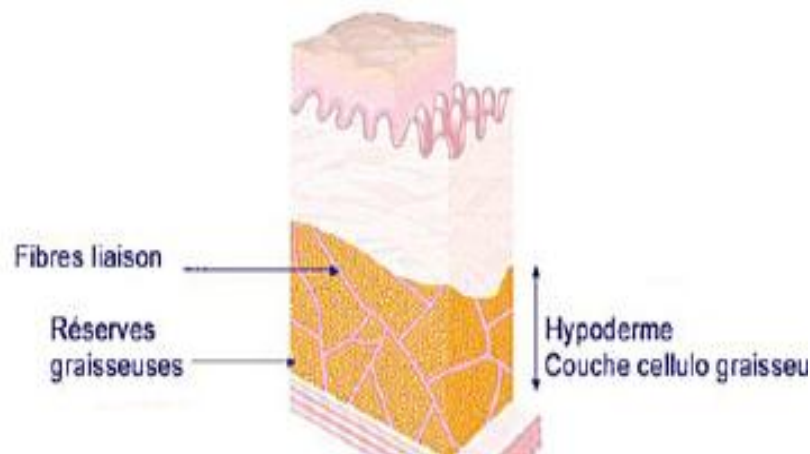


Figure I.5 : Structure de l'hypoderme.

I.3 Fonctions de la peau :

La peau est un organe essentiel qui remplit de nombreuses fonctions.

I.3.1 Fonction protectrice :

L'une des principales fonctions de la peau est de protéger l'organisme des agressions extérieures. Avec ses annexes (poils, ongles...), elle forme une cuirasse contre les traumatismes directs (chocs, frottements) et contre l'action des agents chimiques. De plus, la peau empêche les tissus profonds d'être en contact avec une atmosphère ambiante qui les dessècherait très rapidement. La peau exerce également un rôle dans l'immunité car elle est capable de rendre compétents certains globules blancs, les lymphocytes T, spécialisés dans les défenses immunitaires. [8]

I.3.2 Fonction de régulation :

Grace à un réseau complexe de petits vaisseaux, la peau est fortement impliquée dans la régulation de la température du corps. Ces vaisseaux se dilatent pour permettre d'augmenter les déperditions de chaleur ou se contractent, lorsqu'il fait froid, pour limiter les pertes de chaleur. Grace à l'évaporation, la sueur contribue aussi à éliminer la chaleur excédentaire de l'organisme. [8]

I.3.3 Fonction sécrétoire :

La peau possède également une fonction sécrétoire. Les glandes sudoripares produisent la sueur, libèrent de l'eau et sels minéraux ce qui participe à la constance du milieu intérieur. De plus, ces glandes éliminent un certain nombre de déchets tels que des produits de dégradation de certains médicaments. [8]

I.3.4 Fonction sensorielle :

La grande variété des récepteurs nerveux qu'elle contient confère à la peau, une fonction sensorielle fondamentale. Ces récepteurs sensoriels répondent à différents stimuli comme le toucher, le froid, le chaud, la douleur... [8]

I.3.5 Fonction de transmissions :

Sur le plan circulatoire, la peau a le pouvoir, grâce à son importante vascularisation, de jouer le rôle de réservoir sanguin, en stockant ou en libérant des quantités appréciables de sang. [8]

I.3.6 Fonction psychologique :

La peau joue un rôle psychologique car elle révèle nos émotions et notre santé (dermatoses dues au stress notamment). Ainsi, comme enveloppe vivante de notre corps, la peau participe à la communication entre les individus. [8]

I.3.7 La peau fabrique la vitamine D :

Le corps humain est incapable de fabriquer des vitamines, à l'exception de la vitamine D. Sous l'action des rayons ultraviolets, un des constituants de l'épiderme, la provitamine D, est transformée en vitamine, se répand ensuite dans l'organisme à travers la peau et participe à la formation osseuse. [9]

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-violets 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 [10].

I.5 Pathologies de la peau :

I.5.1 L'acné :

L'acné est une infection des glandes sébacées (et non de la peau) due à une bactérie appelée « *Propionobacterium Acnés* ». Elle se caractérise par des points noirs ou blancs et des lésions (appelés comédons) ou des kystes. Sur une peau foncée, l'acné se présente sous forme de taches noires.

Elle n'est pas contagieuse et ne peut donc pas se propager d'une surface à une autre [11]



Figure I.6 : L'acné.

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



Figure I.7 : L'herpès.

I.5.3 Taches de vieillesse :

Elles apparaissent après 40 ans et on les voit particulièrement sur les zones les plus exposées du corps. Elles, ce sont les taches de vieillesse, aussi connues sous le nom de lentigo. Il s'agit de taches brunes, lisses pouvant être plus ou moins grandes. Sont causées par une surproduction de mélanine dans la peau.

Les taches de vieillesse ne soient pas dangereuses pour la santé et ne nécessitent pas de traitement [12]



Figure I.8 : Taches de vieillesse.

I.5.4 La rosacée :

Est une affection inflammatoire de la peau du visage. Elle est caractérisée par une dilatation des vaisseaux sanguins, des bouffées de rougeur et de chaleur intense et brèves, des petits boutons rouges et des pointes de pus. La rosacée est une affection chronique et persistante pour laquelle il n'existe pas de traitement définitif.



Figure I.9 : 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



Figure I.10 : Le vitiligo.

I.5.6 Papillome :

Tumeur bénigne de la peau. Elle est caractérisée par développement anormal (hypertrophie) des papilles du derme. Les causes de cette hypertrophie ne sont pas toujours connues. [13]



Figure I.11 : papillome.

I.6 Tumeurs de la peau :

Une tumeur est une masse qui se développe aux dépens d'un organe et à partir des cellules qui le constituent. Il existe deux types de tumeurs : les tumeurs bénignes et les tumeurs malignes. [14]

I.6. 1 Tumeurs bénignes de la peau :

Les tumeurs bénignes ne sont pas cancéreuses, c'est-à-dire qu'elles n'envahissent pas les organes voisins et ne font que les repousser ; elles ont un développement généralement limité. Elles n'essaient pas leurs cellules ailleurs, ce qui signifie qu'elles ne font pas de métastases. Les tumeurs bénignes ne mettent pas la vie en danger.

I.6.1.1 Lipome :

Le lipome est une tumeur bénigne fait de tissus graisseux. Il prend la forme d'une boule lisse et ronde située sous la peau, plutôt molle et qui roule sous les doigts. Il n'est généralement pas douloureux. Un lipome peut se développer à différents endroits du corps comme le cuir chevelu, le dos, les seins, la face interne des bras, le cou, le front...

Un lipome n'est pas cancéreux et Il est possible de retrouver plusieurs lipomes dans une même zone. [15]



Figure I.12 : Lipome.

I.6.1.2 Grain de beauté :

Le grain de beauté, ou naevus, est une lésion bénigne qui forme une tache ou une excroissance de chair brune ou couleur chair. Il est parfois présent à la naissance, mais se développe le plus souvent au cours de la vie, surtout avant cinquante ans. Le grain de beauté est formé par la prolifération de cellules qui forment le pigment de la peau (mélanocytes). Il peut être soulevé ou plat et apparaître n'importe où sur le corps.



Figure I.13: Grain de beauté.

I.6.1.3 Acrochordon : [16]

Un acrochordon (aussi appelé molluscum pendulum, ou tétine) est une tumeur bénigne, sans danger c'est une petite excroissance de la peau, de couleur chair ou parfois pigmentée. Il peut apparaître partout sur le corps, mais on les trouve surtout aux endroits où la peau forme des plis : paupières, cou, aisselles, aine et sous les seins.



Figure I.14: Acrochordon.

I.6.1.4 Hémangiome :

L'hémangiome est une masse bénigne rouge ou mauve causée par le développement d'un vaisseau sanguin



Figure I.15 : Hémangiome.

I.6.1.5 Kérato-acanthode :

Est une tumeur non cancéreuse bénigne survenant aux alentours de la soixantaine, et se caractérisant par une évolution pouvant aller jusqu'à la régression totale et spontanée. Cette tumeur de taille d'une noisette, et de couleur violacée, porte également le nom de molluscum

sebaceum. Forme hémisphérique ou légèrement aplatie, le kératoacanthome possède en son centre une petite zone déprimée remplie généralement de squames. [17]



Figure I.16 : kérato-acanthome.

I.6.1.6 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. [18]



Figure I.17 : Dermatofibrome.

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 [19]. Les tumeurs malignes sont susceptibles de se développer dans n'importe quelle partie de l'organisme ; elles compriment les organes car elles peuvent être de très gros volume et elles détruisent les tissus proches, elles sont également mal délimitées. De plus, les tumeurs malignes sont capables de passer à travers les vaisseaux sanguins et les ganglions lymphatiques pour aller s'implanter dans un autre organe ou elles vont créer une

nouvelle tumeur. [20] Les cancers de la peau se divisent en deux catégories principales : les mélanomes malins et les "non mélanomes" [21].

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 » [22].

Les carcinomes se développent sur les parties du corps qui sont souvent exposées au soleil comme le visage, cou et avant-bras, ils font leur apparition au-delà de 50 ans. Ils sont fréquents, mais d'évolution lente et souvent faciles à guérir.

En effet les carcinomes baso-cellulaires ne forment presque jamais de métastases, et les carcinomes spinocellulaires ne le font que très rarement [23].

I.6.2.1.1 Les carcinomes basocellulaires :

Le cancer basocellulaire est un carcinome (cancer des kératinocytes), ainsi nommé car il est issu de la cancérisation des kératinocytes de la base de l'épiderme. Sont les cancers les plus fréquents de l'adulte et représentent la majorité des cancers cutanés. La lésion caractéristique du carcinome basocellulaire est la perle c'est-à-dire une petite papule de quelques millimètres très ferme, indolore, translucide et non pigmentée le plus souvent qui est parcourue de petits vaisseaux. Il s'agit d'un cancer de la peau de malignité locale (il ne donne presque jamais de métastases ou de ganglions à distance)



Figure I.18 : Carcinome basocellulaire.

I.6.2.1.2 les carcinomes épidermoïdes :

Le terme «carcinome épidermoïde » définit un ensemble de tumeurs épithéliales malignes exprimant une différenciation malpighienne dominante. Ces tumeurs peuvent toucher l'ensemble des revêtements épithéliaux. Les carcinomes épidermoïdes cutanés (également appelés carcinomes spinocellulaire, carcinomes a cellules squameuses ou carcinomes malpighiens), regroupent un ensemble de tumeurs malignes a différenciation malpighienne, a la différence des autres tumeurs épithéliales cutanées primitives telles que le carcinome basocellulaire [24]



Figure I.19 : Carcinome spinocellulaire.

I.6.2.2 Le mélanome :

Le mélanome est un cancer de la peau ou des muqueuses, se développant à partir des mélanocytes (les cellules responsables de la pigmentation de la peau). Dans plus de 90% des cas, le mélanome est cutané, il peut aussi se développer plus rarement sur les muqueuses, sous les ongles, ou dans les yeux. Sur le plan cutané, le mélanome peut prendre des formes très différentes (tache marron, bouton...). Seul un médecin peut diagnostiquer un mélanome.

Le mélanome représente 3 % de l'ensemble des cancers humains, mais surtout, c'est le cancer humain dont la fréquence augmente le plus : son incidence (nombre de nouveaux cas par an) augmente de 10 % par an depuis 50 ans ! [25]

Le mélanome peut être dépisté lors de surveillances régulières de la peau et des grains de beauté. Mais il peut en effet passer pour un simple grain de beauté ou une tache brune

I.7 Les principaux facteurs de risque du cancer de la peau : [26]

Certains comportements et/ou certaines caractéristiques individuelles augmentent le risque de survenue de cancers cutanés. Toutefois, la plupart d'entre eux sont évitables.

I.7.1 Les rayons ultraviolets : [26]

Les ultraviolets sont des rayons qui provoquent des mutations potentiellement cancérogènes sur le matériel génétique des cellules cutanées. Parmi les rayons UV, on distingue les UVA, les UVB et les UVC. S'y exposer en restant au soleil ou en utilisant des cabines de bronzage augmente fortement le risque de développer un cancer de la peau.

I.7.2 Le type d'exposition : [26]

Une exposition prolongée au soleil favorise l'apparition des carcinomes ; une exposition intermittente mais forte provoque des coups de soleil qui, à terme favorisent le développement des mélanomes. Ce risque est donc particulièrement fort pour les vacanciers lors de leurs loisirs estivaux.

I.7.3 Les naevi : [26]

Le naevus est le terme médical désignant le grain de beauté, sont des tumeurs bénignes développées à partir des mélanocytes. Le risque de transformation d'un naevi banal en mélanome est relativement faible. Cependant, le nombre de naevi communs ou atypiques (naevi d'aspect hétérogène, à bords irréguliers, de plus de 5 mm) ou la présence de naevus de naissance (congénital) notamment géant (> 20 cm), augmente le risque de mélanome.

I.7.4 Le phototype :

Soumis à une exposition solaire identique, tous les individus n'ont pas le même risque de développer un cancer cutané. En effet, celui-ci dépend de la façon dont la peau réagit aux rayons UV, ce qu'on appelle son phototype : plus la peau, les yeux et les cheveux d'une personne sont naturellement clairs, plus le risque de cancer cutané est important. À l'inverse, plus les cheveux sont foncés et la peau mate, moins le risque est élevé. [26]

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 [27].

-

I.8 Le dépistage des cancers de la peau :

I.8.1 Les aspects cliniques :[28]

Le mélanome est une tumeur cutanée accessible à la vue dans la grande majorité des cas. Les patients consultent pour une lésion pigmentée de la peau d'apparition récente ou pour une modification d'un nævus ancien.

Le diagnostic de mélanome est évoqué par l'aspect clinique et confirmé par un examen pathologique. Toute lésion pigmentée, asymétrique, irrégulière, de couleur variable et de diamètre supérieur à 6mm a de forte chance d'être un mélanome, même si les signes ne sont pas complets par une biopsie. Ces critères peuvent être énumérés à l'aide de la règle alphabétique graduée **A, B, C, D, E**.

- **A = Asymétrie** : forme non circulaire, avec deux moitiés qui ne se ressemblent pas.
- **B = Bords irréguliers**, encochés, polycycliques, mal délimités.
- **C = Couleur non homogène** : présence de plusieurs couleurs (noir, marron, rouge, blanc ou bleu).
- **D = Diamètre** : diamètre en augmentation, en général supérieur à 6 mm.
- **E = Évolution** : toute tache pigmentée qui change d'aspect rapidement (forme, taille, épaisseur, couleur) est un signe d'alerte. [1]

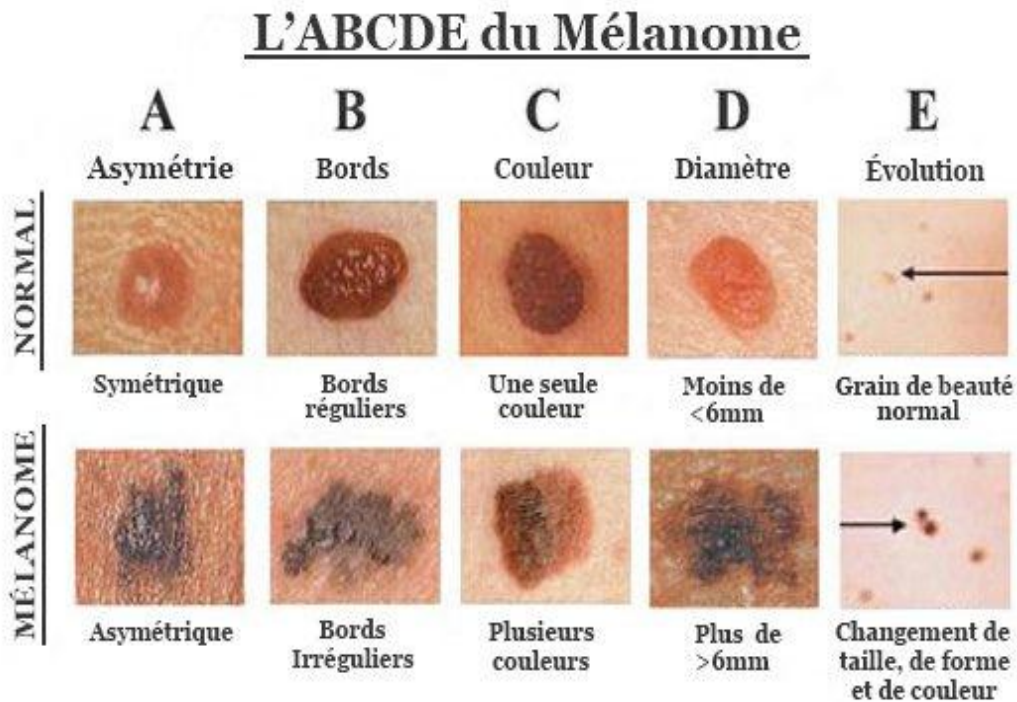


Figure I.20 : Règle ABCDE

La présence d'un ou plusieurs de ces signes ne signifie pas forcément que vous avez un cancer de la peau mais justifie de demander un avis médicale sans attendre.

Soyez également attentif à l'apparition de signes comme :

- Une plaie qui ne guérit pas.
- Un bouton ou une croute qui persiste ou s'étend.
-

I.8.2 Consulter un dermatologue :

Si vous avez des facteurs de risque de cancer de la peau ou que vous repérez une tache suspecte, consultez votre médecin traitant. Il vous orientera vers un dermatologue si nécessaire.

Le dermatologue est l'expert pour réaliser l'examen clinique de la peau, confirmé ou non une suspicion de cancer et retirer une lésion suspecte s'il l'estime nécessaire. Il évalue également la fréquence à laquelle vous devez surveiller ou faire surveiller votre peau.

I.10 Les traitements médicaux du cancer de la peau : [29]

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 irrégulières : c'est l'analyse multifractale.

II.1 Introduction :

Il existe derrière la géométrie fractale une curiosité depuis longtemps et une théorie mathématique depuis peu. Qui sont des outils précieux pour analyser, comprendre et même prévoir divers phénomènes naturels ou industriels [30].

Diverses définitions des objets fractales ont été proposées, ces définitions mathématiques sont parfois un peu formelles et pas toujours très parlantes au premier abord pour physicien. [30]

Ce chapitre donne quelques notions et définitions sur les deux techniques de traitement d'images fractale et multifractale et introduit en particulier le concept de fractale ou objet fractale tout en spécifiant les différentes catégories existantes l'autosimilarité, la notion de dimension fractale, l'invariance d'échelle et la lacunarité et le formalisme multifractale.

II.2 Analyse fractale :

II.2.1 Historique des fractales :

Depuis récemment, le concept des fractales gagne en popularité. Or, bien que ce mot n'ait été inventé par Benoit Mandelbrot que dans les années 70, les éléments soutenant cette nouvelle branche des mathématiques se sont mis en place depuis bien plus longtemps. [31]

- 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.
- 1883 Poussière de Cantor : En partant d'un segment, retire le tiers central et l'on recommence ainsi avec chacun des segments restants.
- en 1890 Giuseppe Peano (1858-1930) exhibe une courbe connue sous le nom de courbe de Peano, qui remplit véritablement tout un carré (Peano, 1890)
- En 1904, Von Koch proposa une construction extrêmement simple aboutissant à une courbe continue qui n'a pas de tangente
- 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 [32].
- l'ensemble de Julia décrit par Gaston Julia en 1918.

- en 1919, Hausdorff proposa une généralisation de la définition de dimension qui admet les dimensions non-entières.

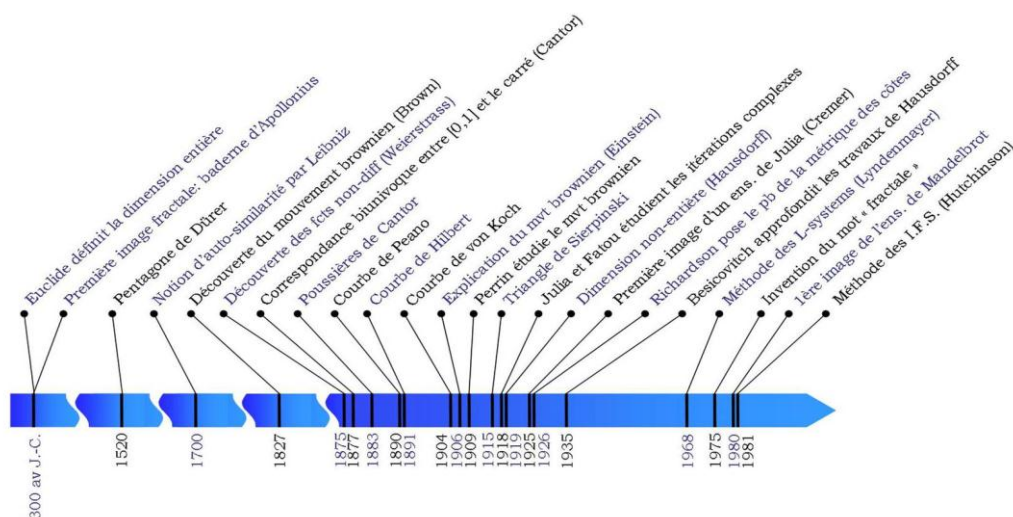


Figure II.1 : Résumé chronologique de l'histoire des fractales

II.2.2 Objet fractal

II.2.2.1 Formulation du concept de fractal :

Le fondateur Mandelbrot invente l'adjectif « fractal » (du latin « fractus », du verbe « frangere » qui signifie brisé, irrégulier, fragmenté) pour décrire des figures géométriques d'une structure complexe. Mais, il est assez difficile de donner une définition exacte de ce mot car il regroupe plusieurs concepts différents : l'auto-similarité à toutes les échelles, la non dérivabilité, la dimension non entière, le hasard ou le chaos (parfois). Un objet fractal peut présenter une ou plusieurs de ses caractéristiques.

II.2.2.2 Objets fractals 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 [33]. (Figure. II.2)

Dans le cas d'un objet fractal une nouvelle forme est apparait chaque fois qu'une partie de l'objet est zoomée (figure. II.3) [34].

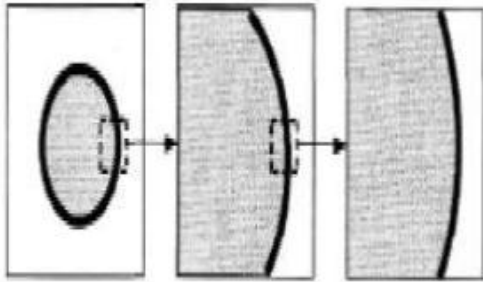


Figure .II.2 : Objet non fractale.

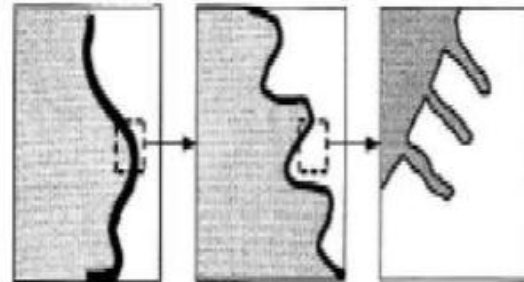


Figure .II.3: Objet fractale.

Une fractal désigne un type d'objet dont l'irrégularité à toutes les échelles d'observation, ne peut pas être caractérisée par une dimension entière [35].

II.2.2.3 Définition d'un objet fractal : [30]

Les objets fractals peuvent se définir comme des structures obtenues par l'itération d'un algorithme géométrique sur une figure géométrique particulière appelée initiateur qui constitue le rang 0. L'initiateur est donc la figure sur laquelle on effectue la toute première modification permettant de commencer le tracé. Cette modification géométrique que l'on effectue sur la figure de rang n pour obtenir la figure suivante de rang $n+1$ nommée générateur. Nous appliquons à l'infini les transformations choisies à l'objet de départ.



Figure.II.4 : Illustration des cinq première étapes de la construction du pentagone de Durer.

Les couleurs ne servent qu'à faciliter la compréhension du processus.

II.2.3 Caractéristiques d'un objet fractal :

- il est trop irrégulier pour être décrit efficacement en termes géométriques traditionnels [18]
- Ses parties ont la même forme où structure que le tout, que ce soit à une échelle différente ou légèrement déformées. [36]
- quelle que soit l'échelle d'examen Sa forme est, soit extrêmement irrégulière, soit extrêmement interrompue ou fragmentée,
- sa dimension de Hausdorff est plus grande que sa dimension topologique [37].

II.2.4 Classification des objets fractals :

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 [35]

II.2.4.1 Fractales déterministes :

Ce sont des fractals dont la construction ne dépend pas du hasard. Elles regroupent certainement les plus complexes et les spectaculaires fractales. Ces fractales sont obtenues par l'itération infinie de polynômes complexes. Elles sont de trois types :

a) Systèmes de fonctions itérées (IFS) :

Ce type de fractales 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 en sont des exemples, bien connus. [38]

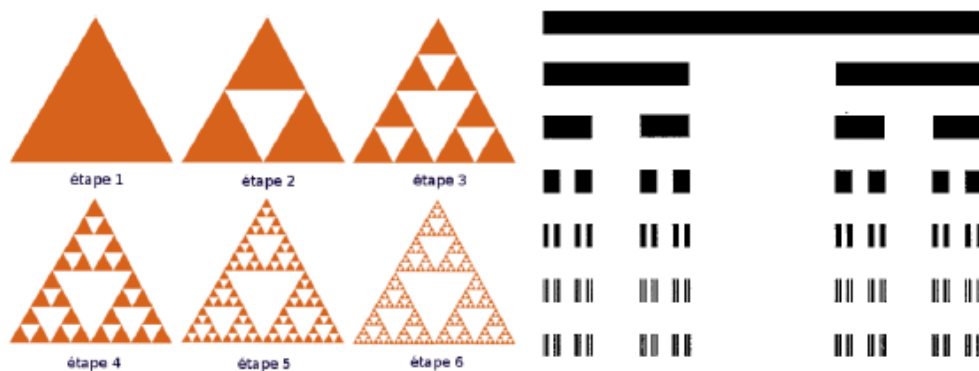


Figure II.5 : Ensemble de Sierpinsky, et ensemble de cantor

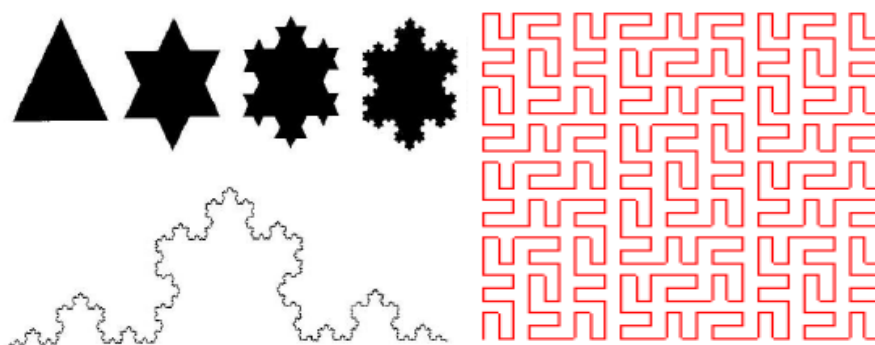


Figure II.6 : Courbe de Von Koch, et courbe de peano

b) Fractales réalisées grâce a une suite de points :

Sont des fractales définies par une relation de récurrence pour tous les points de l'espace (tel que le plan complexe). Nous retrouvons dans cette catégorie les ensembles de Mandelbrot et celles de Julia. [39]

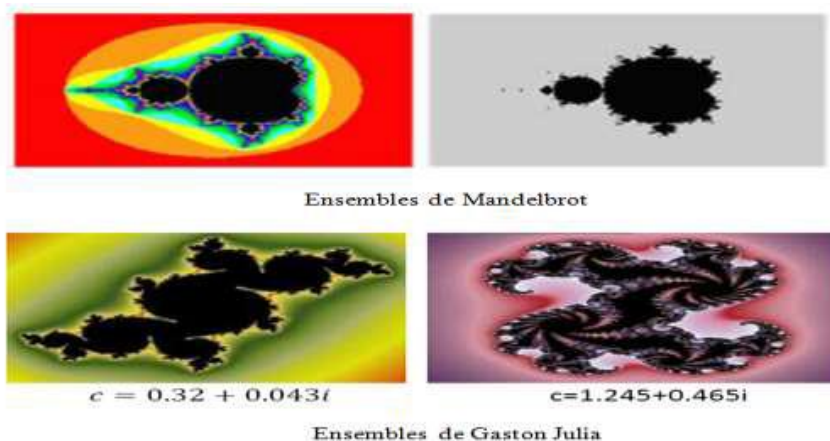


Figure II.7 : Ensembles de Mandelbrot et de Gaston Julia.

c) Ensembles fractales non uniformes :

Une première extension, qui reste dans le cadre déterministe et parfaitement auto-similaire, permet de construire des ensembles fractals non uniformes. Ces ensembles sont également qualifiés de multi fractals (Figure .II.8).



Figure .II.8 : Fractale non uniforme.

II.2.4.2 Fractales non déterministes :

Par opposition aux fractales déterministes et statistiques, il existe des fractales liées au hasard ou a des phénomènes aléatoires. Elles se présentent sous deux formes :

a) Objets fractals naturels :

Objets aléatoires ou non déterministes, car le processus dynamique qui permet leur création varie lui-même avec le temps de façon aléatoire. Citons les vaisseaux sanguins, les paysages

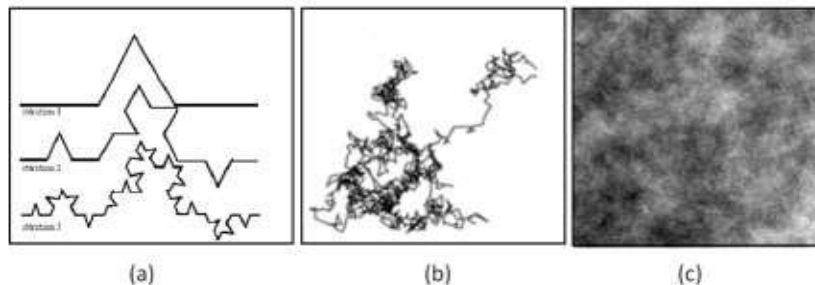
fractals (les nuages, les montagnes, les flacons de neige, le chou-fleur, les grains de sol ...) [40]



Figure.II.9 : 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 fractal.[Falconer.K].



a) Courbe de Von Koch.

b) Mouvement Brownien.

c) Image en niveau de gris générée à partir d'un Mouvement Brownien Fractionnaire.

Figure II.10 : Exemples fractals aléatoires

II.2.5 Méthodes fractales : [30]

Nous pouvons diviser les méthodes fractales en imagerie en deux classes :

- 1- Les méthodes basées sur le Système de Fonctions Itérées (IFS). Les IFS interviennent dans la génération d'objets fractals à forte caractéristique auto similaire. Ils ont servi à développer des méthodes de compression des images.

- 2- Les méthodes basées sur le calcul de la dimension fractale. La dimension fractale (notée D) d'une image peut être calculée en utilisant plusieurs méthodes inventées et les niveaux de gris qui lui correspondent. C'est une bonne mesure de la structure géométrique d'une image, et elle a été utilisée comme modèle approprié pour la caractérisation de sa texture

II.2.6 La dimension fractale :

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

II.2.6.1 La dimension euclidienne :

La dimension euclidienne classifie de la manière la plus simple possible des objets géométriques [41] :







| objet | dimension euclidienne | objet | dimension fractale |
|---|-----------------------|--|--------------------|
|  | 1 |  | $1 < D < 2$ |
|  | 2 |  | $1 < D < 2$ |
|  | 3 |  | $2 < D < 3$ |

Tableau II.1 : Dimension euclidienne

II.2.6.2 Dimension topologique :

La dimension Topologique DT d'un objet est associée au nombre de degré de liberté d'un point qui se déplace à l'intérieure de cet objet .Autrement dit DT fait la référence à un nombre entier de vecteurs indépendants qui forment la base de cette objet [35]. Ainsi, un point est considéré comme un objet de dimension 0, une courbe comme un objet 1D, une surface

comme un objet 2D et en général, un objet de dimension n est représenté dans un espace euclidienne \mathbf{R}^n [42].

II.2.6.3 La dimension de Hausdorff ou dimension fractale :

La dimension de Hausdorff, a été proposée en 1919 par Félix Hausdorff et développée en 1935 par Besicovitch et est la plus ancienne des dimensions fractales. Elle est d'ailleurs souvent appelée dimension de Hausdorff- Besicovitch. Elle est basée sur la considération de l'ensemble de tous les pavages possibles.

La dimension de Hausdorff-Besicovitch D_h est le rapport des logarithmes entre le nombre N d'homothéties internes de l'objet et l'inverse de la raison r de ces dernières

$$D_h = \left(\frac{\ln(N)}{\ln\left(\frac{1}{r}\right)} \right) \quad (\text{eq.II.1})$$

Où N est le nombre d'homothéties internes de l'objet fractal et r est le taux de dilatation ou de réduction.

II.2.6.4. Dimension des boîtes :

Elle est également appelée dimension de MinKowski-Bouligand. 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 (figure II.11) [35]

$$D_b(F) = \lim_{\delta \rightarrow 0} \left(\frac{\log N_\delta(F)}{\log\left(\frac{1}{\delta}\right)} \right) = - \lim_{\delta \rightarrow 0} \left(\frac{\log N_\delta(F)}{\log(\delta)} \right) \quad (\text{eq.II.2})$$

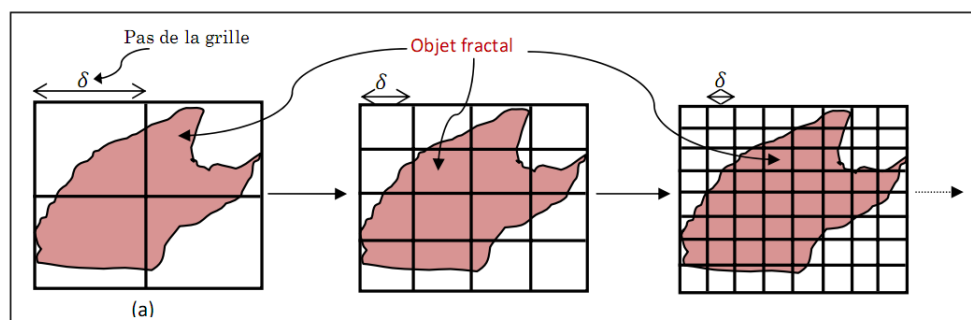


Figure II.11 : Grille de pavés réguliers pour le calcul de la dimension des boîtes

II.2.7 Méthodes de calcul de la dimension fractale :

De nombreuses méthodes existent pour calculer la dimension fractale, chacune ayant ses propres bases théoriques. Ceci peut conduire à des dimensions différentes pour un même objet [43].

II.2.7.1 Méthodes de comptage de boîtes :

Les méthodes de cette classe partagent les étapes suivantes ; chaque algorithme nécessite un maillage du signal par des « boîtes », puis la formulation d'une probabilité dans chacune d'elle et enfin l'estimation de la FD par le calcul de régression linéaire comme expliquée ci-dessus. Elles ont été les premières définies pour estimer la FD d'un signal. Leur principe est relativement simple et facile à développer, cependant elles présentent certains inconvénients. [42]

II.2.7.1.1. Méthode de « comptage de boîtes » (« Box-Counting » ou « BC ») :

Cette méthode a été proposée par Russel et al en 1980, c'est la plus fréquemment utilisée et la plus populaire. Son principe est de recouvrir un signal par des boîtes de taille r . la DF est ainsi donnée par :

$$DF = - \lim_{r \rightarrow 0} \left(\frac{\log(N(r))}{\log(r)} \right) \quad (\text{eq.II.3})$$

Où $N(r)$ est le nombre de boîtes nécessaire pour recouvrir 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 boîtes et elle n'est valide que pour des images auto-similaires [44].

II.2.7.1.2. Méthode de « comptage différentiel des boîtes »

(« différentiel Box Counting » ou « DBC ») :

Cette méthode a été formulée par Sarkar et Chaudhuri en 1995 pour résoudre les limites de la méthode de comptage des boîtes classique.

Elle a comme principe d'avantage de travailler sur des images codées en niveau de gris. Ainsi l'étape de binarisation et ses inconvénients ont été supprimés. Le principe de cette méthode

est le suivant. Le signal est partitionné en boîtes de différentes tailles r et la probabilité $N(r)$ est calculée comme la différence entre le maximum et le minimum des niveaux de gris dans la (i,j) éme boîte. Cette étape est ensuite répétée pour toutes les boîtes et la DF est estimée grâce à l'équation II.3 [42]

II.2.8 Les fractals dans le corps humain :

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

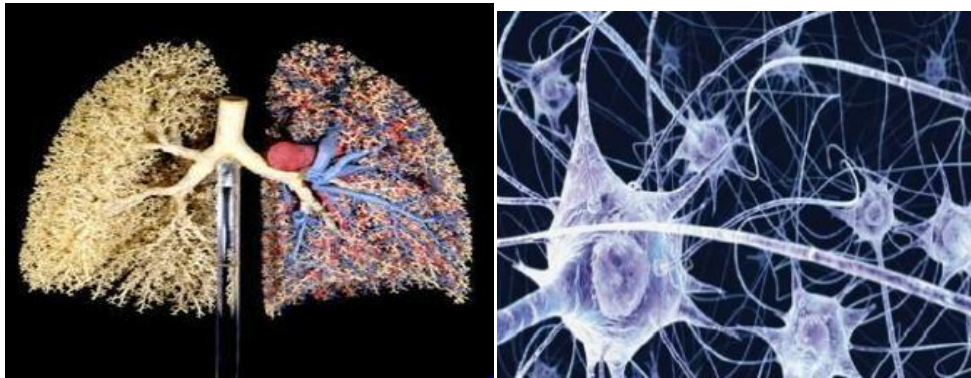


Figure II.12 : Fractale dans le corps humain

II.3 Formalisme Multifractal :

L'analyse multifractale peut être vue comme une extension de l'analyse fractale. Un objet monofractal est un objet invariant par des transformations géométriques de dilatation, sans plus d'information sur l'objet, il est possible de distinguer l'objet lui-même de l'un de ses détails, convenablement dilaté. 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. [42]

L'analyse multifractale 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.

Nous allons exposer dans cette note les bases de l'analyse multifractale, en définissant les exposants de singularités pour les fonctions et les dimensions fractionnaires pour les ensembles. [45]

II.3.1 Origine du formalisme multifractal :

Depuis l'introduction du terme multifractal par Parisi et Frisch [parisi et al. 1985], les idées et concepts de la théorie multifractale se sont largement répandus dans de nombreux domaines des sciences aussi bien fondamentales qu'appliquées : mathématiques, physique, sciences de l'ingénieur, sciences de la terre, finances, biologie et médecine. Dès les années 20, quelques mathématiciens comme Hausdorff [Hausdorff, 1919] et Besicovitch [Besicovitch, 1935] s'intéressent dans le cadre de la théorie de mesure à l'étude d'objets géométriques irréguliers que l'on appelle aujourd'hui fractals. Ce domaine connaît un renouveau dans les années 70 sous l'impulsion des travaux de Mandelbrot [Mandelbrot, 1974, Mandelbrot, 1982] dans lesquels apparaissent les premiers modèles de cascades multiplicatives pour l'étude de la turbulence développée. A la fin des années 70, en établissant un rapprochement entre l'espace des phases de la mécanique statistique et celui des systèmes dynamiques, les travaux de Ruelle, Sinai et Bowen sur les systèmes dynamiques ergodiques et la théorie des grandes déviations donnent naissance au formalisme thermodynamique [Ruelle, 1978] qui permet en particulier d'aboutir à des résultats en théorie des systèmes dynamiques holomorphes [Zinsmeister, 1996] dont fait partie l'étude de l'ensemble de Mandelbrot et des ensembles de Julia associés. Les concepts habituels de la thermodynamique (pression, température, énergie libre, entropie,...) sont transposés dans le langage des systèmes dynamiques. Le concept de spectre des singularités apparaît, en 1986, dans les travaux de Halsey et coll. [Halsey et al, 1986] qui ont porté sur les mesures invariantes d'attracteurs étranges de certains systèmes dynamiques. Il s'avère que le spectre des singularités d'une mesure singulière [Halsey et al, 1986, Collet et al. 1987, Bohr et al, 1988] est intimement lié à celui des dimensions généralisées de Renyi introduites quelques années auparavant [Grassberger et al, 1988]. A la suite de ces travaux, on appelle, désormais, formalisme multifractal les concepts liés à l'estimation du spectre des singularités d'une mesure mathématique dont les variations sont soumises à des lois de puissance. Ainsi, le formalisme multifractal est issu de la rencontre de la théorie de mesure, de la théorie des systèmes dynamiques et de la physique statistique. [46]

II.3.2 Principe de base de l'analyse multifractale :

II.3.2.1 Exposant de Hölder :

Il existe plusieurs méthodes pour mesurer la régularité locale d'un signal. On cite la continuité et la dérivabilité en un point. Un autre outil, qui possède à la fois des bases théoriques solides et un contenu intuitif, est l'utilisation des exposants de Hölder.

L'analyse multifractale d'une fonction bornée $f(x)$ consiste à décrire les fluctuations de régularité locale en fonction de x . Cette régularité est mesurée en comparant localement les variations de f à un comportement en loi de puissance: soit $\alpha \in \mathbb{R}$; $f(x_0)$ appartient à $C^s(x_0)$ s'il existe une constante $C > 0$ et un polynôme P , $\deg(P) < s$, tels que :

$$|f(x) - P(x-x_0)| \leq C|x - x_0|^s \quad (\text{eq.II.4})$$

L'exposant de Hölder est défini comme le supremum de ces s :

$$\alpha_f(x_0) = \sup\{s : f \text{ est } C^s(x_0)\} \quad (\text{eq.II.5})$$

Elle donne donc la régularité ponctuelle maximale de la fonction f autour de x_0 . On remarque que, puisque f est bornée, on a toujours $f \in C^0(x_0)$, et donc $\alpha_f(x_0) \geq 0$. Cet exposant rend compte localement, en x_0 , de la régularité de la texture de l'image. [47]

II.3.2.2 Spectre multifractal :

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

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 [48].

Il existe diverses manières pour le calcul du spectre multifractal, par exemple : l'approche géométrique, l'approche statistique, par ondelettes. Le résultat est dans tous les cas un spectre multifractal.

III.3.3 Les différentes approches d'analyse multifractale :

III.3.3.1 Approche géométrique : [49]

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.3.3.1.1 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.

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.

a. 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 :

$$\mu_\varepsilon(m, n) = \max_{(k,l) \in \Omega} g(k, l) \quad (\text{eq.II.6})$$

b. La mesure Inverse - minimum

La mesure minimum trouve la valeur d'intensité minimale et l'attribue à (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 (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.

$$\mu_{\varepsilon}(m, n) = 1 - \max_{(k,l) \in \Omega} g(k, l) \quad (\text{eq.II.7})$$

c. 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 rencontre 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.

$$\mu_{\varepsilon}(m, n) = \sum_{(k,l)} g(k, l) \quad (\text{eq.II.8})$$

d. 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 même valeurs d'intensité de pixel centré à être considéré dans la mesure multifractale.

$$\mu_{\varepsilon}(m, n) = \# \{(k,l) | g(m,n) \cong g(k,l), (k,l) \in \Omega\} \quad (\text{eq.II.9})$$

Ou # le nombre de pixels.

II.3.3.2 Approche statistique :

Elle est basée sur le concept de la dimension fractale généralisée D_q définies par :

$$D(q) = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0^+} \left(\frac{1}{q-1} \frac{\ln(Z(q, \varepsilon))}{\ln(\varepsilon)} \right) \quad q \neq 1 \quad (\text{eq.II.10})$$

Où Z appelée la fonction de partition :

$$Z(q,\varepsilon) = \sum_{i=0}^{N_{boite}(\varepsilon)} \mu_i(\varepsilon)^q \quad (\text{eq.II.11})$$

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 $\mu_i(\varepsilon)$.

$N_{boite}(\varepsilon)$ 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 :

$$\sum_i \mu_i(\varepsilon) = 1 \quad (\text{eq.II.12})$$

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 appelé exposant de masse [48] :

$$\tau(q) = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0^+} \left(\frac{\ln(Z(q,\varepsilon))}{\ln(\varepsilon)} \right) \quad (\text{eq.II.13})$$

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 (q) peut révéler différents aspects de la dynamique d'un signal. [48] 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 :

$$\alpha(q) = \frac{d}{dq} [(q-1) D(q)] \quad (\text{eq.II.14})$$

Le spectre multifractal, noté $f(\alpha)$, peut également être estimé à l'aide d'une transformée de Legendre par la relation [48] :

$$f(\alpha(q)) = q\alpha(q) - (q-1) D(q) \quad (\text{eq.II.15})$$

II.3.4 Application de l'analyse multifractale au traitement d'image :

Durant ces dernières années, l'analyse multifractale a été très souvent utilisée dans l'étude des images médicales. Dans cette partie, nous avons regroupé et résumé quelques exemples d'applications.

II.3.4.1 Segmentation (détection de contour) :

La segmentation vise à la décomposition spatiale de l'image en zones d'intérêt homogènes et à l'extraction d'entités significatives. Elle joue un rôle prépondérant dans le traitement et l'analyse d'image et la vision par ordinateur. La segmentation constitue une étape fondamentale, qui se situe entre, d'une part, l'acquisition de l'image et son amélioration et, d'autre part, sa description et la prise de décision finale.

Donne cette étude 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.

II.3.4.2 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 cérébrales.

- **L'imagerie cérébrale :**

L'analyse multifractale utiliser pour diagnostique des tumeurs cérébrales, détecter et localiser les pathologies par utilisation de la méthode de comptage de boîte.

La DF est l'attribut fractal le plus utilisée donne se domaine d'application. Elle été utilisée avec succès pour quantifier les morphologies des cellules cérébrales et ainsi que différentes formes ou lésions présentent dans le cerveau.

Il y a très peu de travaux référencés Concernant l'analyse multifractale. On peut citer celui de (takahashi et al, 2006) qui utilisait le spectre de Chhabra pour évaluer quantitativement l'hyper intensité de la matière blanche.

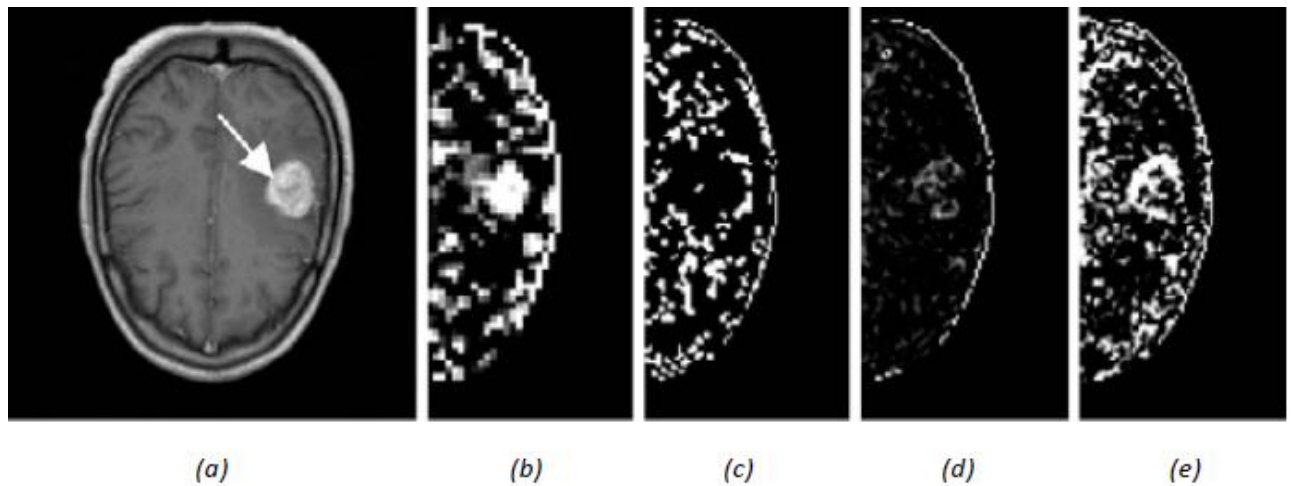


Figure II.13 : (a) une image IRM cérébrale pondérée T1 avec l'utilisation d'un agent de contraste. Différents résultats de la DF calculée localement sur des petites régions sont montrés en (b) et (c) utilisant la MCB sur des voisinages de 32×32 et 64×64 , respectivement, (d) la méthode des « triangles » et (e) la méthode de « recouvrement des blancs ».

II.3.5 Conclusion :

Dans ce chapitre nous avons présenté le principe de l'analyse multifractale et l'importance de la dimension fractale pour mesurer ou caractériser les objets complexes.

Ces dernières années l'analyse multifractale est devenue un outil puissant et original pour l'analyse des signaux et des images en particulier.

La richesse de texture des lésions dermatologiques nous a permis à choisir cette approche pour extraire toutes les informations locales et globales contenues dans ces lésions. Le chapitre suivant présente les résultats obtenus

III.1 Introduction :

Le traitement de l'image médicale implique la reconnaissance automatique, la segmentation, et la classification des caractéristiques de l'image.

Dans ce chapitre, on va détailler la méthodologie adoptée pour caractériser les images dermatologiques et plus particulièrement les tumeurs (bénigne est maligne) car ces images présentent des caractéristiques fractales parce qu'elles présentent des zones irrégulières.

Dans la chaîne d'analyse des images avec masses, nous commençons par l'extraction des lésions avec le bon choix de la valeur alpha (α), ensuite le calcul de $f(\alpha)$ à partir du spectre multifractal pour détecter le contour de la lésion. On répète ces opérations sur l'ensemble des images de la base et une classification par SVM sera menée pour identifier les masses malignes des masses bénignes.

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, ou par région. Le calcul du spectre multifractal permet de donner une description locale et globale de l'image

- La description locale est obtenue via l'exposant de Hölder qui correspond à l'image alpha
- La description globale selon la mesure est déterminée par le spectre multifractal

III.2.1 Méthodologie :

Nous avons commencé par choisir une fenêtre carrées de taille (256 *256) autour de la tumeur et pour la réaliser on a besoin de :

- Tout d'abord, les images dermatologiques se sont des images couleurs alors pour faire notre analyse, nous avons appliquée notre algorithme sur le canal rouge avec la mesure de la sommation qui donne des meilleurs résultats selon le travail qui été déjà réalisé par [18], pour la segmentation d'images contenant des lésions malignes et bénignes.

- Cela va créer 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
- Nous obtenons ensuite 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 même 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 avec la mesures multifractale sommation

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 ($\epsilon=1, \epsilon=3, \epsilon=5$) en utilisant l'expression : $\alpha = \frac{\log(\mu(B(X,\epsilon)))}{\log(\epsilon)}$ (eq.II.19)

2) discrétiser la gamme α dans des sous-intervalles de taille $\Delta\alpha$ donnant un ensemble $\{\alpha_1, \dots, \alpha\}$ de valeurs discrètes,

3) Subdiviser ensuite l'image α en boîtes de différentes tailles et calculer $N_\epsilon(\alpha, \Delta\alpha)$ à l'aide d'une régression linéaire : pente du $\log(N_\epsilon(\alpha_i, \Delta\alpha))$, contre $\log(\epsilon_i)$,

$$f(\alpha) = \lim_{\epsilon \rightarrow \infty} \left(\frac{\ln(N_\epsilon(\alpha))}{\ln(\epsilon)} \right) \quad (\text{eq.II.20})$$

III.2.2. Segmentation des tumeurs bénignes :

- **Le canal rouge (R)**

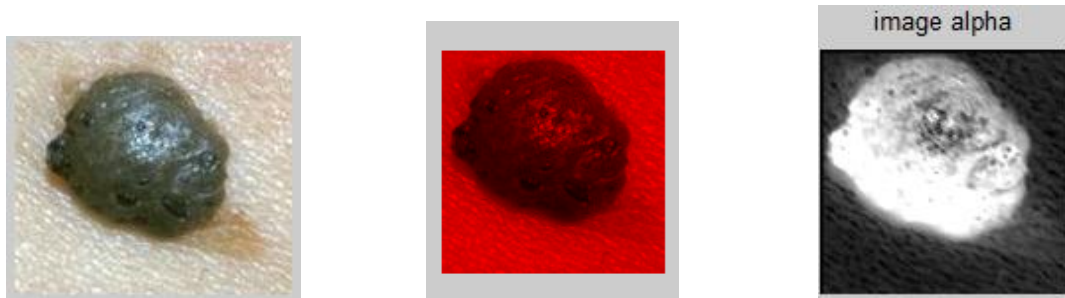


Figure III.1 : (a) image originale, (b) image du canal rouge, (c) image alfa

III.2.2.1 Les lésions bénignes

- bénigne 1


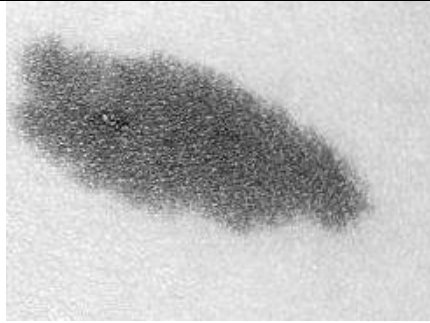

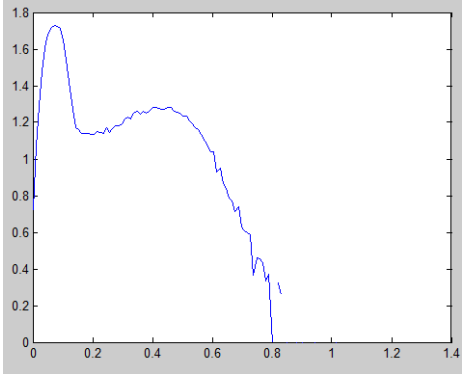
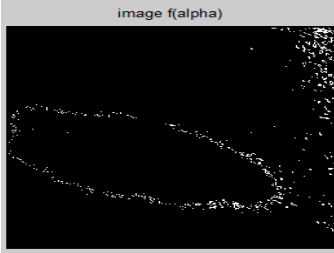
| | |
|--|--|
| Image originale | Image canal R en NG |
|  |  |
| Image alfa | Spectre multifractal |
|  <p style="text-align: center;">$\alpha \in [0.2 ; 0.8]$</p> |  |
| Image $f(\alpha)$ | |
|  <p style="text-align: center;">$f(\alpha) \in [1.3 ; 1.39]$</p> | |

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

• **bénigne 2**




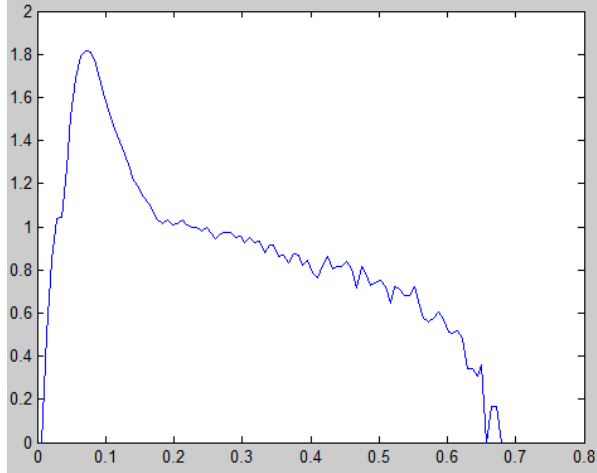
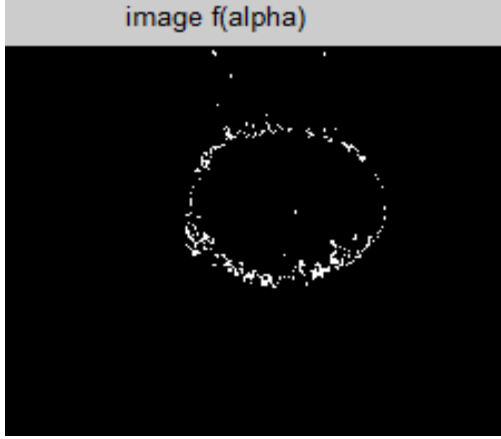
| | |
|--|---|
| <p>Image original</p>  <p>© 1995 Jeffrey L. Melton, M.D.</p> | <p>Image canal R en NG</p>  |
| <p>Image alfa</p>  <p>$\alpha \in [0.16; 0.7]$</p> | <p>Spectre multifractal</p>  |
| <p>Image f(alfa)</p>  <p>$f(\alpha) \in [1.22 ; 1.3]$</p> | |

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

• **bénigne 3**


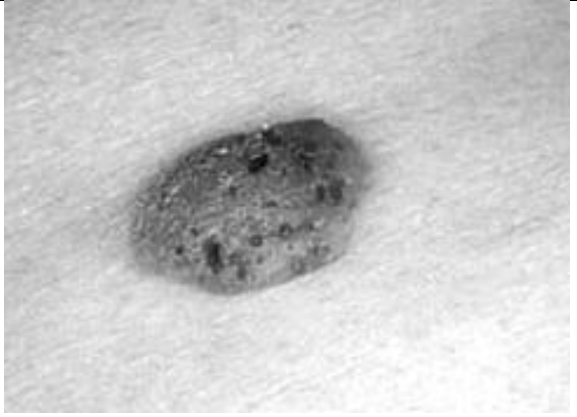

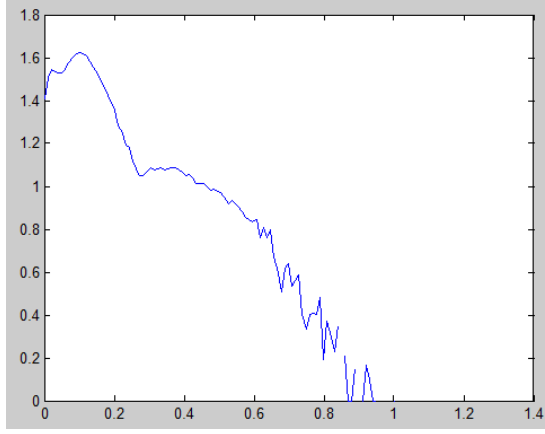
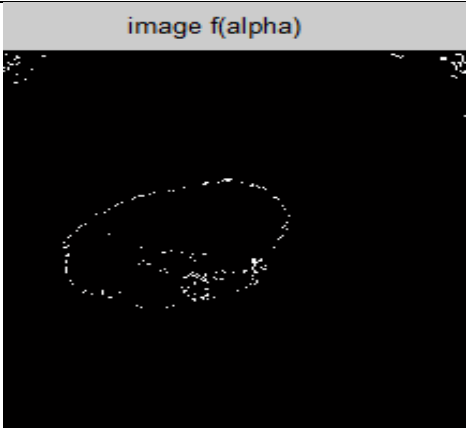
| | |
|--|---|
| <p>Image original</p>  <p>© 1995 Jeffrey L. Melton, M.D.</p> | <p>Image canal R en NG</p>  |
| <p>Image alfa</p> <p>image alphaa</p>  <p>$\alpha \in [0.22;1]$</p> | <p>Spectre multifractal</p>  |
| <p>Image f(alfa)</p> <p>image f(alpha)</p>  <p>$f(\alpha) \in [1.1 ; 1.2]$</p> | |

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

- **bénigne 4** : □ tumeur avec des poils


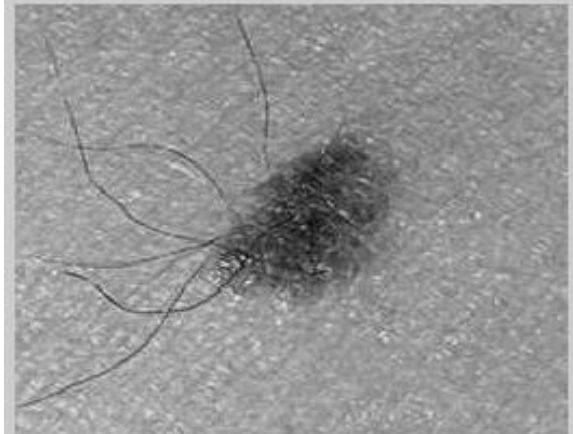
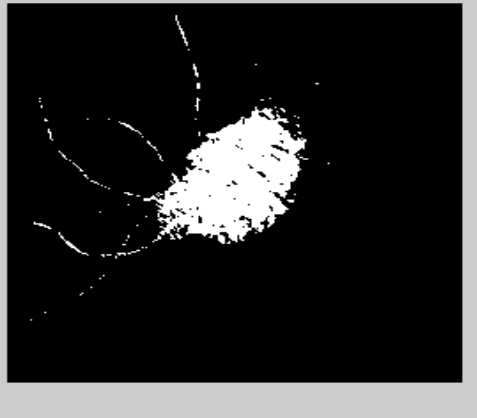
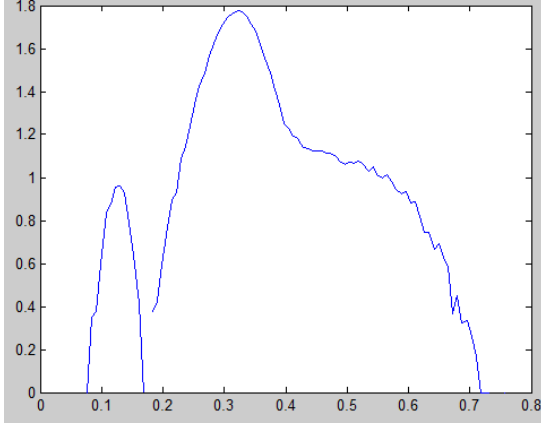

| | |
|---|---|
| Image original | Image canal R en NG |
|  |  |
| Image alfa | Spectre multifractal |
| <p data-bbox="405 837 549 864">image alphaa</p>  <p data-bbox="389 1308 564 1348">$\alpha \in [0.42; 0.7]$</p> |  |
| Image f(alfa) | |
| <p data-bbox="715 1420 874 1447">image f(alpha)</p>  <p data-bbox="667 1845 922 1886">$f(\alpha) \in [1.2 ; 1.3]$</p> | |

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

- **Discussion**

On constate les 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.

Pour l'image bénigne 1 on a constaté les valeurs de α qui appartient à l'intervalle $[0.2 ; 0.8]$ pour détecter la lésion et pour l'image bénigne 2, choisi l'intervalle $[0.16 ; 0.7]$, et pour bénigne 3 $\alpha \in [0.22 ; 1]$ et pour bénigne 4 on a constaté l'intervalle $[0.42 ; 0.7]$.

On peut aussi détecter les contours irréguliers des lésions avec $f(\alpha) \in [1.3 ; 1.39]$ pour l'image bénigne 1 et $f(\alpha) \in [1.22; 1.3]$ pour l'image bénigne 2 et pour l'image bénigne 3 $f(\alpha) \in [1.1 ; 1.2]$ et pour bénigne 4 on a constaté l'intervalle $f(\alpha) \in [1.2; 1.3]$ qui donne le meilleur résultat. Les résultats sont illustrés dans les tableaux (III.1, III.2, III.3 et III.4) respectivement.

III.2.2. Les lésions malignes :

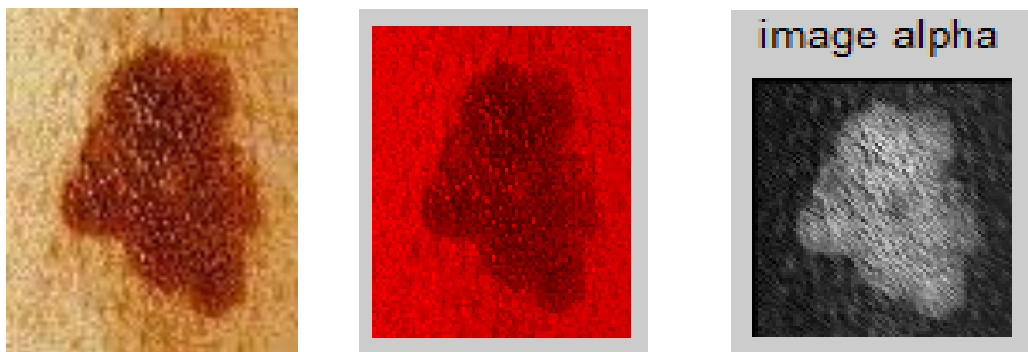


Figure III.2 : (a) image originale, (b) image du canal rouge, (c) image alfa

- Maligne 1



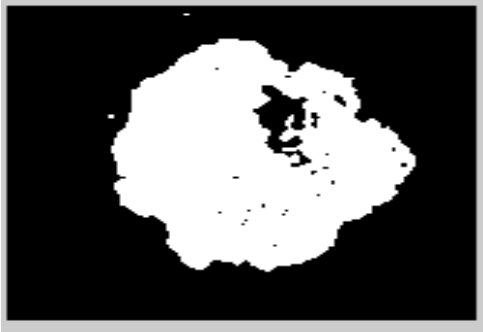
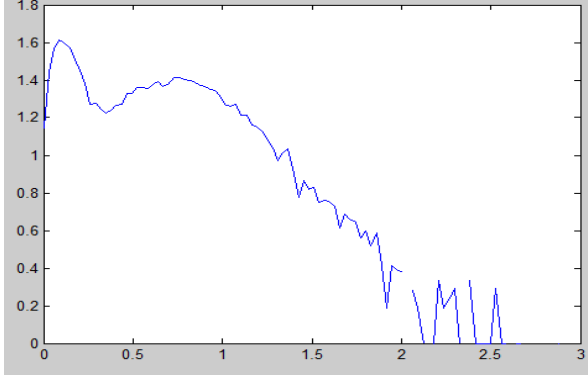

| | |
|--|---|
| Image originale | Image canal R en NG |
|  |  |
| Image alfa | Spectre multifractal |
| <p>image alphaa</p>  <p>$\alpha \in [0.36 ; 2.5]$</p> |  |
| Image f(alfa) | |
|  <p>$f(\alpha)=[1.28 ; 1.42]$</p> | |

Tableau III.5: Résultat d'application d'algorithme d'histogramme sur l'image maligne 1

• Maligne 2


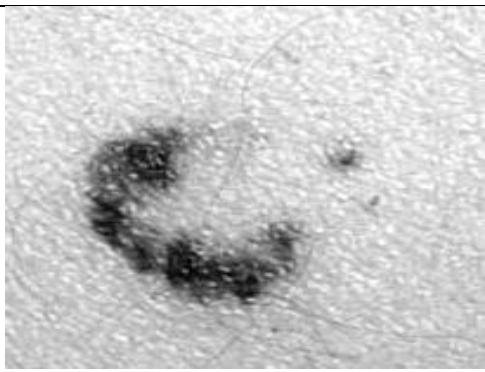
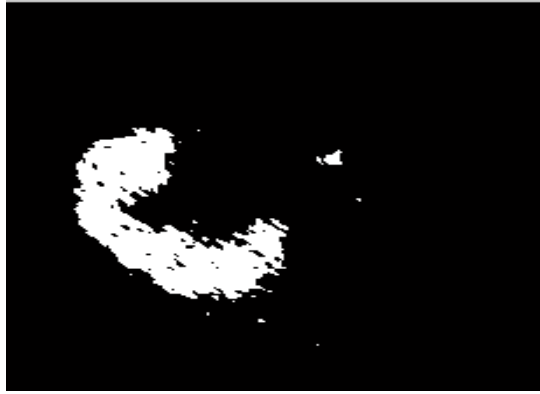
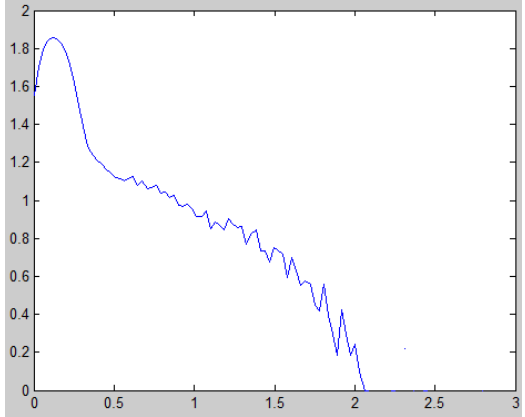

| | |
|--|---|
| Image originale | Image canal R en NG |
|  |  |
| Image alfa | Spectre multifractal |
| <p>image alphaa</p>  <p>$\alpha \in [0.4 ; 2]$</p> |  |
| Image f(alfa) | |
| <p>image f(alpha)</p>  <p>$f(\alpha) \in [1.2 ; 1.4]$</p> | |

Tableau III.6: Résultat d'application d'algorithme d'histogramme sur l'image maligne 2

• Maligne 3

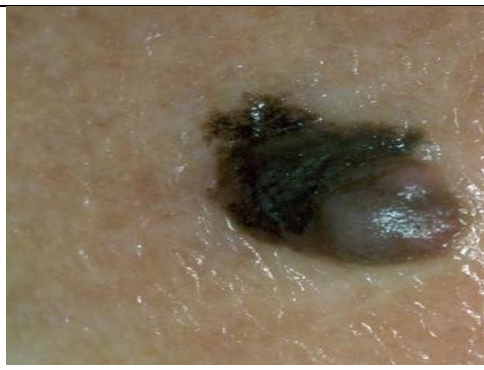
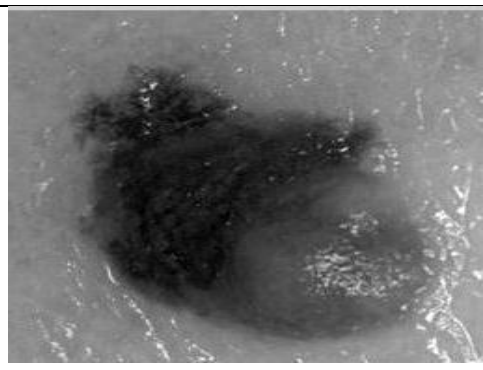
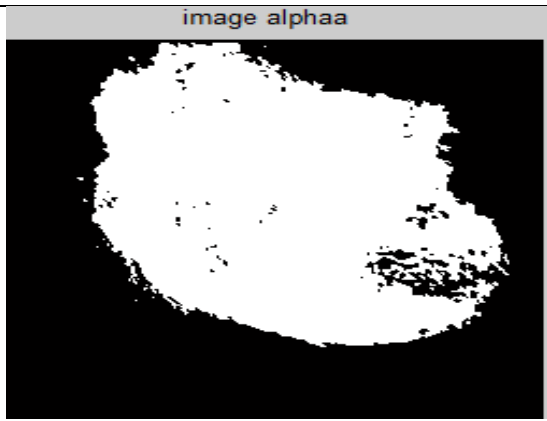
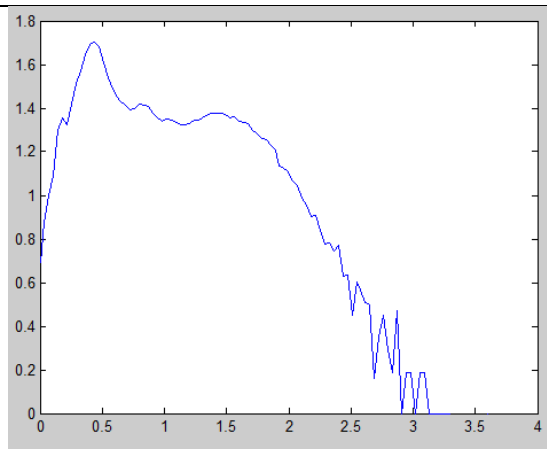
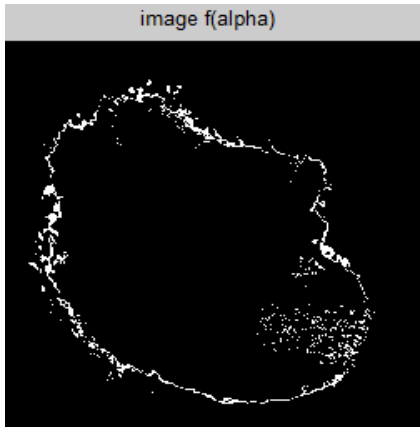
| | |
|--|---|
| Image original | Image canal R en NG |
|  |  |
| Image alfa | Spectre multifractal |
| <p>image alphaa</p>  <p>$\alpha \in [0.6 ; 2.6]$</p> |  |
| Image f(alfa) | |
| <p>image f(alpha)</p>  <p>$f(\alpha)=[1.48 ; 1.61]$</p> | |

Tableau III.7: Résultat d'application d'algorithme d'histogramme sur l'image maligne 3

• Maligne 4



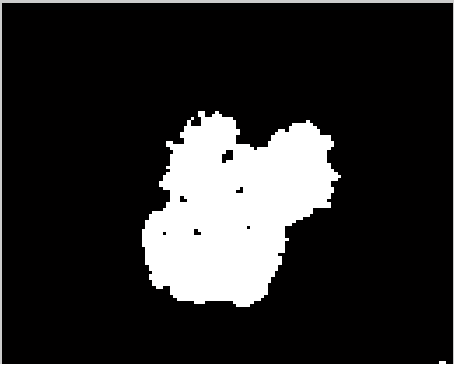
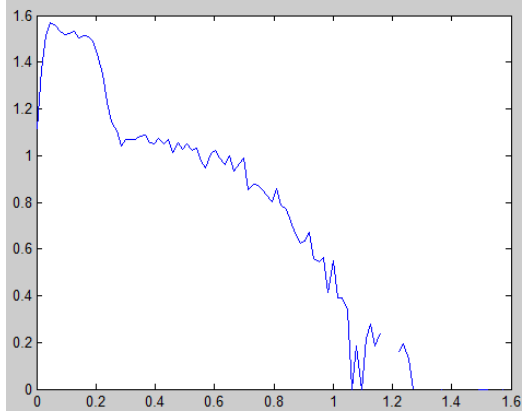

| | |
|--|---|
| Image original | Image canal R en NG |
|  |  |
| Image alfa | Spectre multifractal |
| <p>image alfaa</p>  <p>$\alpha \in [0.29 ; 1.5]$</p> |  |
| Image f(alfa) | |
| <p>image f(alpha)</p>  <p>$f(\alpha) \in [1.2; 1.4]$</p> | |

Tableau III.8: Résultat d'application d'algorithme d'histogramme sur l'image maligne 4

III.2.3 Discussion :

On a appliquée le même algorithme précédent sur les tumeurs malignes :
Pour l'image maligne1, on a constaté les valeurs de α qui appartiennent à l'intervalle $[0.36 ; 2.5]$ pour détecter la lésion et pour l'image maligne 2 on a constaté l'intervalle $[0.4 ; 0.2]$, la maligne 3 $\alpha \in [0.6 ; 2.6]$ et concernant l'image maligne 4 on a l'intervalle $\alpha \in [0.29 ; 1.5]$. Comme on peut aussi détecter les contours irréguliers des lésions pour l'intervalle $f(\alpha) \in [1.28 ; 1.42]$ pour l'image maligne 1 et $f(\alpha) \in [1.2 ; 1.4]$ pour l'image maligne 2 et pour l'image maligne 3 $f(\alpha) \in [1.48 ; 1.61]$ et l'intervalle $f(\alpha) \in [1.2 ; 1.4]$ pour l'image maligne 4. Les résultats sont illustrés dans les tableaux (III.5, III.6, III.7 et III.8) respectivement.

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

III.3 Extraction des paramètres :

Après la segmentation, l'étape suivante est l'extraction des caractéristiques qui décrivent la région et le contour des tumeurs.

Les attributs à extraire peuvent être de différentes nature : attributs géométriques (compacité, régularité, diamètre,...) ; attributs de couleur et texture (contraste, homogénéité,...) ; attributs fractals... Compte tenu de la nature fractale dermatologique, nous choisissons dans un premier temps l'intervalle de α qui nous permet d'extraire la lésion et pour plus de précision on ajoute $f(\alpha)$.

III.3.1 L'intervalle α :

Le Tableau suivant est un extrait de quelques valeurs de α pour des images dermatologiques avec masses bénignes et malignes.

| | | | | | | |
|--|-----------------|-------------------|--------------------|-----------------|-------------------|--------------------|
| Image | Benign_1 | Benign_2 | Benign_3 | maligne 1 | Maligne_2 | maligne 3 |
| Type | B | B | B | M | M | M |
| α | [0.4, 1] | [0.2, 0.8] | [0.42, 0.7] | [0.4; 2] | [0.25;1.5] | [0.2 ; 2.5] |
| $\delta\alpha = \alpha_{\max} - \alpha_{\min}$ | 0.6 | 0.6 | 0.28 | 1.6 | 1.25 | 2.3 |

Tableau III.9 : les valeurs alpha de quelques images de masses (B :bénigne M : maligne)

On constate d'après cet échantillon qu'il y a une différence entre les valeurs de alpha (α) du cas bénin et celui de cas malin en ce qui concerne leurs largeurs :

- Pour l'image bénigne 1, l'intervalle varie entre [0.4 ; 1] alors que l'intervalle de l'image maligne 1, varie entre [0.4 ;2].
- Pour l'image bénigne 3 l'intervalle varie entre [0.42 ; 0.7] alors que l'intervalle de l'image maligne3 varie entre [0.2 ; 2.5].

Donc on constate que plus la gamme de alpha ($\delta\alpha$) est large, il y a plus d'hétérogénéité (cas malin) et plus la gamme d'alpha ($\delta\alpha$) est étroite, plus le cas est homogène donc il s'agit du cas bénin.

III.3.2 Les valeurs de $f(\alpha)$:

Le Tableau suivant présente quelques exemples de $f(\alpha)$ des masses malignes et bénignes.

| | | | | | | |
|-------------|--------------------|-------------------|-------------------|-------------------|------------------|------------------|
| Image | Benign_01 | Benign_02 | Benign_03 | Maligne_1 | Maligne_2 | Maligne_3 |
| Type | B | B | B | M | M | M |
| $F(\alpha)$ | [1.15,1.18] | [1.25;1.3] | [1.2, 1.3] | [1.4, 1.5] | [1.3,1.4] | [1.5 1.6] |

Tableau III.10 : résultat de $f(\alpha)$ pour les images bénignes et malignes.

D'après les résultats obtenus on remarque que les valeurs de l'intervalle de $f(\alpha)$ du cas maligne est plus grande de celle de cas bénigne

- Pour l'image maligne 1, l'intervalle varie entre [1.4 ;1.5] alors que l'intervalle de l'image bénigne 1, varie entre [1.15 ;1.18].

- Pour l'image maligne 3 l'intervalle varie entre [1.5,1.6] alors que l'intervalle de l'image bénigne 3 varie entre [1.2 ;1.3].

Alors on constate d'après ces résultats que plus la valeur de $f(\alpha)$ est grande et s'approche de 2 cela signifie que le contour de la lésion est très irrégulier et donc on peut suspecter un cas malin, alors que s'il s'approche de 1 cela signifie qu'il y a plus de régularité dans le contour ce qui laisse penser qu'il s'agit d'un cas bénin.

Donc 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.4 Classification :

La classification rassemble une famille de méthodes permettant l'automatisation du processus de reconnaissance, son but est de regrouper différentes observations en sous ensembles (classes) selon des caractéristiques prédéfinies.

Nous distinguons deux types de classification :

- Classification supervisée : apprendre une méthode pour prédire la classe d'un élément a partir d'élément déjà classé.
- Classification non-supervisée : c'est une classification automatique non étiquetée permet de faire émerger des classes latentes son but est d'isoler les classes les unes de l'autre.

III.4.1. Définitions :

Une classe est un ensemble d'éléments qui sont semblables entre eux et qui sont dissemblables à ceux d'autres classes.

Classifier consiste à maximiser les similarités des éléments qui sont dans la même classe et à minimiser les similarités de ces éléments avec ceux des autres classes.

Le Classifieur fournit une classification évaluée avec des paramètres statistiques tel que la sensibilité la spécificité et le taux de classification.

- Sensibilité (Se) : Représente la probabilité que le test soit positif si la tumeur est maligne.

$$\text{Sensibilité}(\%) = \frac{VP}{VP + FN} * 100$$

- Spécificité (Sp) : Représente la probabilité que le test soit négatif si la tumeur est bénigne.

$$\text{Spécificité}(\%) = \frac{VN}{VN + FP} * 100$$

- Taux de classification : Représente la probabilité que la tumeur soit bien classée.

$$\text{Taux de classification} = \frac{VP + VN}{VP + VN + FP + FN} * 100$$

Avec VP, VN, FP et FN représente respectivement :

- Vrai positif : une tumeur maligne classée maligne.
- Vrai négatif : une tumeur bénigne classée bénigne.
- Faux positif : une tumeur bénigne classée maligne.
- Faux négatif : une tumeur maligne classée bénigne.
-

III.4 .2 Les séparateurs à vaste marge ou Support Vector Machine ou (SVM) :

Les machines à vecteur support se situent sur l'axe de développement de la recherche humaine des techniques d'apprentissage. Les SVMs sont une classe de techniques d'apprentissage introduite par Vladimir Vapnik au début des années 90, elles reposent sur une théorie mathématique solide à l'inverse des méthodes de réseaux de neurones. Elles ont été développées au sens inverse du développement des réseaux de neurones : ces derniers ont suivi un chemin heuristique de l'application et l'expérimentation vers la théorie ; alors que les SVMs sont venues de la théorie du son vers l'application.

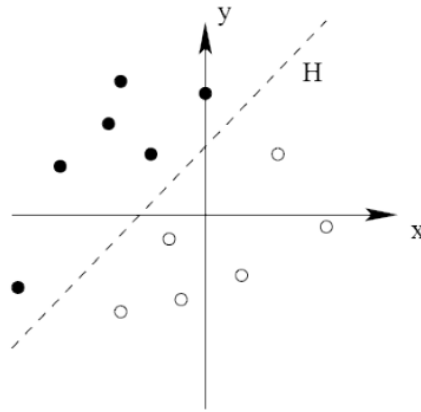
Les SVMs sont dans leur origine utilisées pour la classification binaire et la régression. Aujourd'hui, elles sont utilisées dans différents domaines de recherche et d'ingénierie tel que le marketing, la biologie, et le diagnostic médical.

III.5 SVM principe de fonctionnement general :

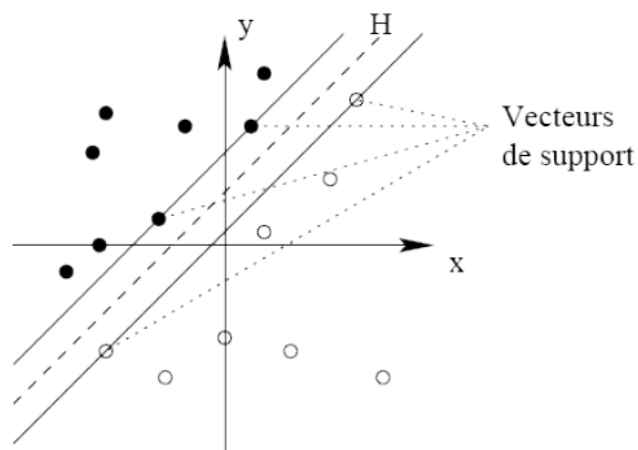
III.5.1 Notions de base : Hyperplan, marge et support vecteur :

Pour deux classes d'exemples données, le but de SVM est de trouver un classificateur qui va séparer les données et maximiser la distance entre ces deux classes. Avec SVM, ce classificateur est un classificateur linéaire appelé hyperplan.

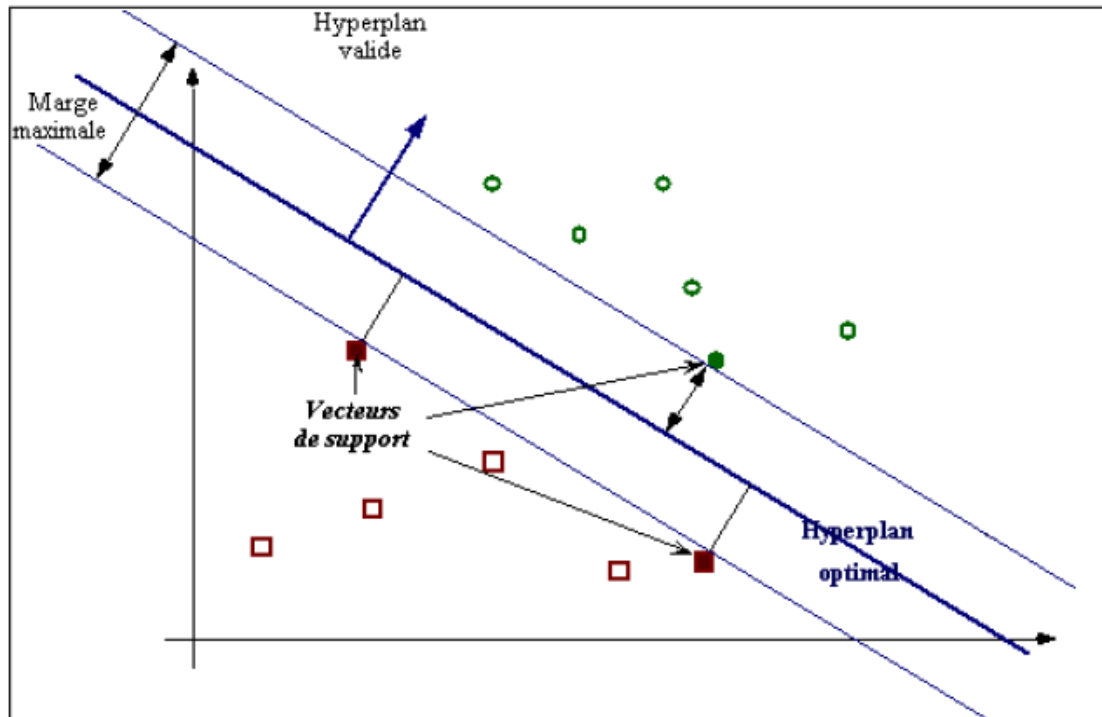
Dans le schéma qui suit, on détermine un hyperplan qui sépare les deux ensembles de points.



Les points les plus proches, qui seuls sont utilisés pour la détermination de l'hyperplan, sont appelés vecteurs de support.



Il est évident qu'il existe une multitude d'hyperplan valide mais la propriété remarquable des SVM est que cet hyperplan doit être optimal. Donc on doit chercher parmi les hyperplans valides, celui qui passe « au milieu » des points des deux classes d'exemples, Cela revient à chercher l'hyperplan le « plus sûr ». En effet, supposons qu'un exemple n'ait pas été décrit parfaitement, une petite variation ne modifiera pas sa classification si sa distance à l'hyperplan est grande. Formellement, cela revient à chercher un hyperplan dont la distance minimale aux exemples d'apprentissage est maximale. On appelle cette distance « marge » entre l'hyperplan et les exemples. L'hyperplan séparateur optimal est celui qui maximise la marge. Comme on cherche à maximiser cette marge, on parlera de *séparateurs à vaste marge*.

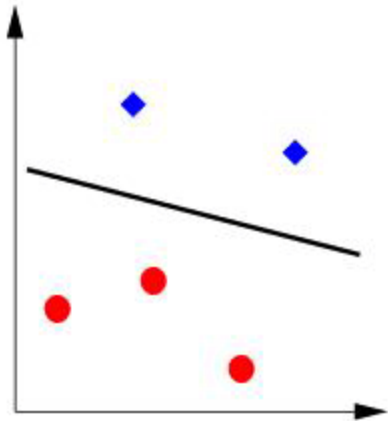


Une marge plus large procure plus de sécurité lorsque l'on classe un nouvel exemple.

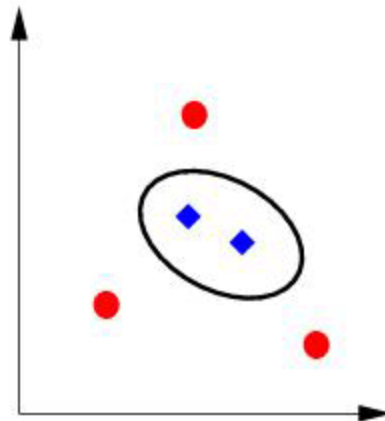
III.5.2 Linearite et non-linearite :

Parmi les modèles des SVM, on constate les cas linéairement séparable et les cas non linéairement séparable. Les premiers sont les plus simples de SVM car ils permettent de trouver facilement le classificateur linéaire. Dans la plupart des problèmes réels il n'y a pas de séparation linéaire possible entre les données, le classificateur de marge maximale ne peut pas être utilisé car il fonctionne seulement si les classes de données d'apprentissage sont linéairement séparables.

Cas linéairement séparable



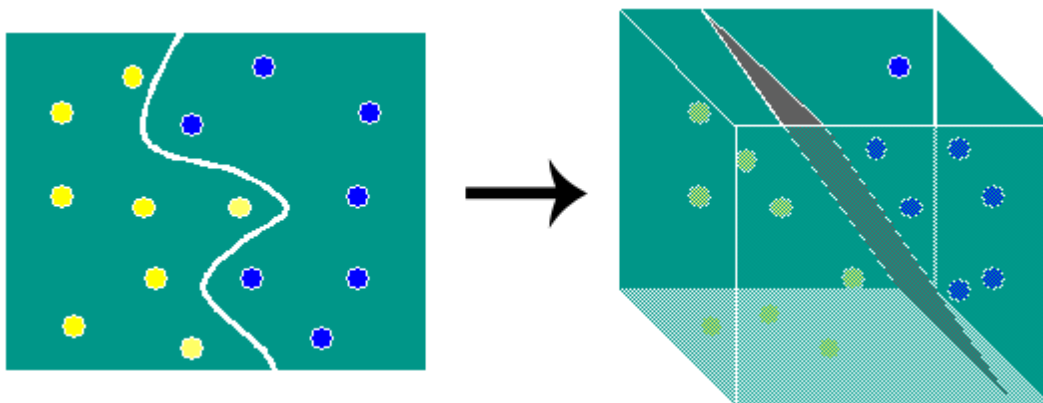
Cas non linéairement séparable

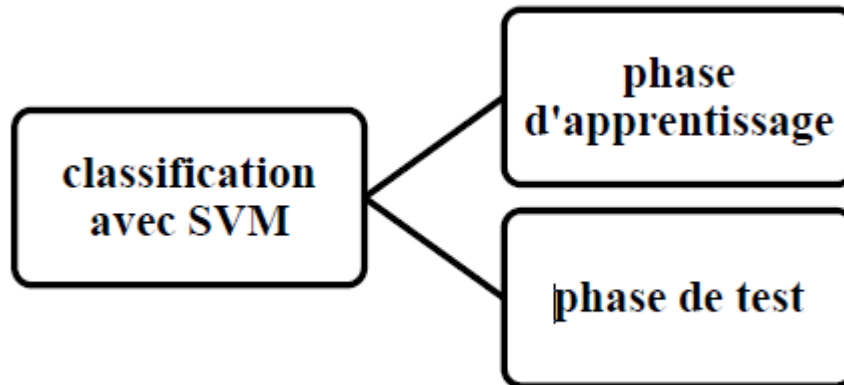


III.5.3 Cas non linéaire :

Pour surmonter les inconvénients des cas non linéairement séparable, l'idée des SVM est de changer l'espace des données.

La transformation non linéaire des données peut permettre une séparation linéaire des exemples dans un nouvel espace. On va donc avoir un changement de dimension appelé « espace de re-description ». En effet, plus la dimension de l'espace de re-description est grande, plus la probabilité de pouvoir trouver un hyperplan séparateur entre les exemples est élevée. Ceci est illustré par le schéma suivant :



III.6 Algorithme :

Avec la classification SVM, la base est divisée en deux parties, une partie est utilisée pour l'apprentissage et la deuxième pour le test. La partie consacrée à l'apprentissage est plus grande que celle réservée au test.

a) Phase d'apprentissage :

On utilise un procédé d'optimisation pour identifier les vecteurs supports « c », les poids α_i , et le biais « b » qui sont utilisés pour classer les vecteurs x conformément à l'équation suivante :

$$c = \sum_i \alpha_i k(\mathbf{s}_i, \mathbf{x}) + b \quad (\text{eq.III. 21})$$

Où k est une fonction noyau.

Dans le cas d'un noyau linéaire, k est le produit scalaire. Si $c \geq 0$, alors x est classé en tant que membre du premier groupe, sinon il est classé comme un membre du deuxième groupe.

b) Phase de test

Cette phase utilise les résultats de la phase d'apprentissage pour classer les vecteurs x . Si $c \geq 0$, alors x est classé en tant que membre du premier groupe, sinon il est classé comme un membre du deuxième groupe.

Nous avons varié le nombre d'images consacré à l'apprentissage et au test afin d'obtenir un bon taux de classification.

III.7. Application :

Dans ce mémoire nous avons choisi la méthode SVM en mode linéaire et nous avons traité :

- 60 images comme des individus.
- deux classe (0 : bénigne, 1 : maligne).
- 2 caractéristiques ($\delta\alpha$, $f(\alpha)$).

III.8 Résultats :

Les résultats obtenus de la classification des images dermatologiques contenant des masses bénignes et malignes par SVM sont représenté dans les tableaux suivants :

| Méthode | Taux de classification SVM | Sensitivité | Spécificité |
|---------|----------------------------|-------------|-------------|
| SVM | 94.7368 | 75 | 1 |

Tableau III.11: Résultats de la classification par SVM

On constate que le taux de classification (94.74 %) est bon par l'utilisation des deux paramètres α et $f(\alpha)$.

III.9. Conclusion :

Dans ce chapitre on a utilisé une approche pour calculer le spectre multifractal, cette méthode est la méthode d'histogramme qu'est basée sur le bon choix de la paire (α et $f(\alpha)$) pour segmenter des lésions. Puis on a effectué une classification à l'aide de deux paramètres qui sont : l'exposant de Hölder ponctuel, α , et l'intervalle de la dimension fractale $f(\alpha)$. Les deux valeurs $\delta\alpha$ et $f(\alpha)$ sont des meilleurs indices pour savoir si une lésion est hétérogène ou non.

Enfin, nous avons appliqué un classifieur supervisé (SVM) pour classer automatiquement, après apprentissage les masses et obtenu un résultat satisfaisant avec un taux de classification de 94.74 %.

Donc les deux paramètres sont très intéressants pour connaître le type des lésions dermatologue.

Conclusion générale

Conclusion générale

L'approche multifractale est un outil mathématique de plus en plus utilisé en imagerie médicale. Son utilisation a été pendant longtemps limitée à la caractérisation entre deux états (sains/ pathologique). Ce n'est que récemment, que des applications dans la détection ou la segmentation d'anomalies ont été réalisées.

Nous avons présenté dans ce mémoire l'analyse des images dermatologiques à base de l'approche multifractale pour différencier entre le cas de tumeur maligne et le cas bénin.

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 est de différencier entre les types de tumeurs, dans le cas où on veut faire de la classification. Nous avons utilisé pour cela une technique appelée « l'approche géométrique ». Cette caractérisation est appliquée à l'aide du spectre multifractal pour extraire différents paramètres (α , $f(\alpha)$). Plus la largeur de l'intervalle α et $f(\alpha)$ 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 la gamme est petite, plus on s'approche de la monofractalité et donc de régularité, c'est le cas des lésions bénignes.

L'avantage de l'analyse multifractale est qu'elle ne nécessite pas un prétraitement donc aucune information n'est perdue, surtout dans le cas des bordures irrégulières dans le cas malin. Ceci peut être bénéfique pour l'application de la règle ABCD.

Cependant, nous avons 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 la taille des images dermatologiques, car mon algorithme est appliquée sur les images carrées alors on doit choisir une matrice de taille ($2^n \times 2^n$), 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] M.D.K. COULIBALY, « Aspects épidémiocliniques et histopathologiques du mélanome malin dans le service de dermatologie, » 2008.
- [2] <http://stopvieillesse.e-monsite.com/pages/la-peau/quels-sont-les-differents-composants-de-la-peau.html> (consulté le 26/01/2017)
- [3] Djamel REMACH, « Contribution à l'étude expérimentale et numérique du comportement hyperélastique et anisotrope de la peau humaine ». Thèse pour obtenir le titre de docteur de l'université de Franche-Comté, 13 décembre 2013
- [4] : <https://www.sante.lefigaro.fr/mieux-etre/beaute-> (consulté le 26/01/2017)
- [5] 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
- [6] 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)
- [7] http://blog.univ-angers.fr/sante/files/2013/05/medecine_anatomie_et_physiologie.pdf (date de consultation février)
- [8] <https://www.ponroy.com/beaute-minceur> (date de consultation février)
- [9] <https://www.teteamodeler.com/>...>peau> (date de consultation février)
- [10] 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
- [11] http://www.objectifsante.mu/article /2272/7_idées_reçues_sur_l'acné_démystifiées_par_le_Dr_Petkar_23_novembre_2016
- [12] http://www.objectifsante.mu/sante/les-principales-maladies/maladies-de-la-peau/taches-de-vieillesse-prevention-et-solutions_18_novembre_2016 (date de consultation mars)
- [13] http://www. article_créé,_modifié_ou_vérifié_par_docteur_jean_robert_médecin_généraliste,_dernière_mise_a_jour,_le_13/05/2010. (date de consultation mars)
- [14] www.docteurclic.com/encyclopedie/tumeur-tumeur-maligne-tumeur-bénigne/ article créé, modifié ou vérifié par professeur Dominique Huas médecin généraliste-dernière mise à jour, le 11/06/2010

Références bibliographiques

- [15] <https://www.m.topsante.com >...>lipome > soigner- le 17 février 2014 a 08h00- mis a jour le 09 février 2016 a 12h47- par Quitterie Pasquesoone>
- [16] <https://www.Les.acrochordons> Mercredi 22 février 2012 à 19 h 15 | Johanne Blais | Pour me joindre Courriel: johanne.blais@radio-canada.ca (date de consultation avril)
- [17] www.vulgaris-medical.com>keratoacanthome (date de consultation avril)
- [18] AOUN Maroua et MADANI Habiba « Segmentation et caractérisation des lésions dermatologique par l'approche multifractale » mémoire, l'université de Tlemcen 24 mai 2016
- [19] <https://www.ligue-http://www.doccancer.net> (date de consultation avril)
- [20] <https://cancer.ooreka.fr>comprendre >tumeur-maligne-définition-et-types> (consulté le 26/01/2017)
- [21] http://www.cpoq.org/pathologies/fichiers/pathologies_12.pdf(date de consultation mars)
- [22] 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.
- [23] Ligue suisse contre le cancer, Berne. 2010
- [24] Nicolasmeyer thèse en vue de l'obtention du doctorat de l'université de toulouse « etude du role de RhoBGTPase dans la carcinogenèse cutanée UVB-induit » le 16/10/2012
- [25] 04 Aout2013.[Enligne]. Available: <http://www.dermatonet.com/fiche/dermatonet-melanome.htm>.
- [26] - www.fondation-arc.org>les-facteurs-de-risque-a-l'origine-des-cancer-de-la-peau été réalisé avec le concours du Dr philippesaiag, chef de service de dermatologie générale et oncologique et directeur de l'équipe d'acceil 4339 « peau, cancer, environnement » au CHU A. paré, boulogne-billancourt. Il est également professeur de dermatologie a l'université de versaillessaint-Quentin-en-Yvelines. Dernière mis a jour : 22-05-2014 ;
- [27] www.Ligue.suisse.contre.le.cancer,Le.melanome.Berne.06.2010
- 28/ LAIDI Amel et BENABDELLAH Fahima « Système d'aide à la décision médicale du mélanome en dermatologie » mémoire de mastere, l'université de tlemcen 15 juin 2015
- [29] <http://www.passeportsante.net/fr/Maux/Problemes/Fiche.aspx?doc=cancer-peau-pm-traitements-medicaux-du-cancer-de-la-peau> (date de consultation avril).
- [30] BOUZEBODJA Aldjia thèse de doctorat « 'influence de la dimension fractale en 3D sur les caractéristiques mécaniques des matériaux granulaires' » le 23-05-2016
- [31]Mémoire PAR JOSIANE LAJOIE « LA G'EOM'ETRIE FRACTALE » JUIN 2006

Références bibliographiques

- [32] 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://www.moodle.insa-rouen.fr/pluginfile.php/15831/.../Rapport_P6-3_2009_05.pdf
- [33] Hafedh Ben Ibrahim Gaha : « Analyse et Conception des Antennes Fractales Applications aux Télécommunications Large Bande », France Juillet 2007
- [34] TRICOT C. : « Courbes et Dimension Fractale ». Springer-Verlag, Paris, France, Edition Science et Culture, 1993.
- [35] Melle Lehamel Malha : « Segmentation d'image texturée à partir des attributs fractals ».
- [36] AMEZIANE Djamel « Etude et Optimisation d'Antennes Fractales Plaquées » Mémoire de Magister de Télécommunications mai 2009
- [37] Melle SEDJELMACI Ibticeme, « *analyse des signaux électrocardiogrammes : une approche fractale* », 2009.
- [38] D. Avnir Ed., "The Fractal approach to Heterogeneous Chemistry", Wiley, New York, 1989.
- [39] MANDELBROT, B. : Les Objets Fractals. 4e éd , Flammarion, Paris 1975.
- [40] BOUZENAG Nora « Caractérisation des lésions mammaires par l'approche fractale », juin 2015
- [41] Mme Le Mailloux et Mme Duchesne, « *TPE LES FRACTALES* », 2003 article téléchargé depuis le site : <https://www.fractales.sectionpc.info/tpe%20fractales.pdf>
- [42] Renaud Lopes : « Analyse fractal et multi fractal en imagerie médicale : outils, validations et applications », Lille 1, 2009.
- [43] Mahjdoub faiza, « *Caractérisation des tissus mammaires par l'approche fractale* » mémoire de master en génie biomédical, 23juillie 2014
- [44] Ethel Nilsson, « *Multifractal-based Image Analysis with applications in Medical Imaging* », mémoire de master a l'université d'Umeå, 31 mai 2007.
- [45] I P. Gazzano, N. Lygeros, « *Analyse multifractale I* », article téléchargé depuis le site : <https://www.lygeros.org/5137.pdf> (date de consultation février).

Références bibliographiques

[46] Melle OUDJEMIA Souad thèse doctorat « analyse des signaux biomédicaux par des approches multifractales et entropiques»

[47]Herwig Wendt et al.« Analyse multifractale d'images : l'apport des coefficients dominants »

[48] Benjamin BUARD. « *Contribution à la compréhension des signaux fluxmétrie laser doppler : traitement des signaux et interprétation physiologique* », l'université de Angers, 10 septembre 2010

[49] 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

[50] 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

Résumé

L'objectif de ce mémoire est d'adapter une analyse à la règle ABCDE pour la détection et la caractérisation des lésions dermatologique comportant des masses tumorales malignes et bénignes.

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 (α), qui décrit la variation de la densité locale de l'image. Quant à la description globale, elle nécessite le calcul du spectre multifractal $f(\alpha)$. Nous avons utilisé une approche la méthode géométrique pour la segmentation de ces lésions

Enfin la méthode SVM a donné un bon taux de classification permettant la distinction entre les lésions malignes et bénignes.

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

Abstract

The objective of this memoire is to adapt an analysis to the ABCDE rule for the detection and characterization of dermatological lesions with malignant and benign tumor masses.

For this purpose, a new approach was used in image processing called multifractal analysis; The use of this technique is appropriate for the analysis of irregular shapes. This theory is based on the Hölder exponent (α) calculation, which describes the variation of the local density in the image. As for overall picture, it requires the calculation of the multifractal spectrum $f(\alpha)$. We used a geometric approach for the segmentation of these lesions.

Finally, the SVM method gave a good classification rate allowing the distinction between malignant and benign lesions.

Keywords: fractal, multifractale analysis, segmentation, characterization, skin, dermatological images, classification

ملخص

والهدف من هذه الأطروحة هو التكيف مع تحليل لقاعدة ABCD للكشف وتوصيف الآفات الجلدية مع الأورام الخبيثة وحميدة الورم.

ولهذا الغرض، استخدم نهج جديد في معالجة الصور يسمى التحليل المتعدد التكسير؛ استخدام هذه التقنية هو مناسبة لتحليل الأشكال غير النظامية. وتستند هذه النظرية على حساب الأس (Hölder)، الذي يصف الاختلاف في الكثافة المحلية للصورة. أما بالنسبة للوصف العالمي، فإنه يتطلب حساب الطيف متعدد التكسير $f(\alpha)$. استخدمنا الأسلوب الهندسي للتجزئة هذه الآفات. وأخيرا، أعطى أسلوب SVM معدل تصنيف جيد يسمح للتمييز بين الآفات الخبيثة والحميدة.