



République Algérienne Démocratique et Populaire
Faculté des Nouvelles Technologies de
l'Information et Communication
Département d'Electronique et Communication



Faculté de Technologie
Mémoire de fin d'étude
En vue de l'obtention du diplôme de
MASTER ACADEMIQUE

Domaine : Science et Technologie
Filière : Automatique
Spécialité : Automatique et systèmes

Thème
Analyse d'images médicales texturées

Réalisé par :
TEDJANI MOHAMMED ELKEBIR
BOUGUETTA FARID

Soutenu le 25 June 2024

Devant le jury :

Examinatrice	Me CHARIF Fella	M.C.B	Université de - Ouargla
Président	Mr BENCHABANE Abderrazak	M.C.B	Université de - Ouargla
Encadreur	Mr MANSEUR Abdelghani	M.C.B	Université de - Ouargla

Année universitaire 2023/2024

شكر

نتقدم بالشكر أولا وقبل كل شيء، إلى الله سبحانه وتعالى على ما قدمه لنا من صحة وصبر طوال هذه السنوات الطويلة ،

ومحمد وحمدا طيبا مباركا فيه ، أن هدانا لهذا ولولا ما كنا لنهتدي.

ونعوجه بخالص الشكر إلى أعضاء هيئة المناقشة الذين تفضلوا بفحص عملنا الذي وضعنا فيه كل قلبنا وطاقاتنا على أمل

الارتقاء إلى مستوى التوقعات.

وسنشكر أيضا جميع أساتذة ومعلمي قسم الإلكترونك والاتصالات الذين كرسوا حياتهم على طريق التدريس النبيل.

ونود أيضا أن نشكر الأساتذة الذين ساعدونا على إنجاز هذا العمل ، وبخاصة بلذكر الأستاذ الفاضل المؤطر منصور عبد

الغني ، والأستاذ الفاضل الكريم شلاوة رشيد.

كما نخص بالذكر أيضا الأستاذة التي مهما وصفنا محاسنها ما أوفيناها حقها ، الأستاذة الكريمة فلة شريف ، التي

قدمت مشورتها وتشجيعها وتحفيزها لنا على إكمال هذا المجهود.

وأخيرا، نود أن نشكر كل من شارك معنا في تطوير هذا العمل.

إهداء

بسم الله الرحمن الرحيم ، الحمد لله العالم الذي أحاط بمبادئ الأمور ونهاياتها، السميع الذي لا فضل في سماعه بين
جزر الأصوات وإخفاتها، الراتق وهو النعم على الخليقة بإصمات أوتارها، وهو القيوم المتكفل بها في جميع حالاتها،
الواهب وهو الذي من على النفوس بوجود حياتها، القدير وهو العيد لها بعد وجود وفاتها، المسيب وهو المجازي لها يوم
قدومها عليه بمسئلتها وسئلتها، يارب صل صلاة دائمة أبدية في أبنائها، على سيدنا محمد ط ب القلوب
ودوائها، وعافية الأبدان وشفائها، وبهجة النفوس وصفائها، ونور الأبصار وضيائها، وروح الأرواح وسر بقائها، وعلى آل
الطيبين الطاهرين، وصحبه الفراء الميامين.

أما بعد، فأهدي عملي هذا إلى من وارت روحه الثرى، إلى والدي وسيدي وهبيي، قرّة عيني، إلى من أراه ملا
جات

الأرض منعكسا كأنما هذه الدنيا مرياة، اللهم أكرم مثواها، وطيب ثراها، وارحمها واغفر له وأسكنه الفردوس الأعلى، مع
النبين والصديقين والشهداء، وعسن أولئك رفيقا.

كما أهديه أيضا، إلى سيدة النساء، إلى أمي الحبيبة، الرقيقة الرفيعة، اللطيفة الشريفة، الخليفة الكريمة، فإنك أمي،
تجيين قبل البدء ... وقبل الكل.. وقبل القلب.. وقبل القبل ، سقى الله مبسمك من كوثر الجنة.
إلى من عاكت سعادتي بمحيط منسوجة من قلبها، الرحمة المباركة، إلى جدتي الغالية أطال الله في عمرها.
إلى من هبهم بحري في عروقي ويلهج بذكرهم فؤادي، إلى إخوتي .

إلى من سنا سوا ونحن نشقت الطريف معا نحو النجاح والابحار، إلى من تكاتفنا يدا بيد في كل حلوة ومررة، إلى
الأصدقاء والرفاق.

إلى الذين يتركون بنا أشياء سعيدة تجعلنا نبتمس حين تبدو الحياة كثيرة، إلى كل من آوانا واعتوانا ... أعماما وأغوالا،
وجميع أهلنا.

TEDJANI MOHAMMED ELKEBIR



Dédicace

Dédie ce modeste travail à :

Mon père,

Pour votre gentillesse et votre soutien de tous les instants, pour m'avoir épaulée tout au long de mes études, et m'avoir donné un très bel exemple de réussite professionnelle et familiale, les mots me manquent pour vous dire à quel point je vous suis reconnaissante d'avoir contribué à faire de moi celle que je suis.

Je vous aime et je suis fière de vous.

Ma mère,

Vous représentez pour moi le symbole de la bonté par excellence, la source de tendresse et l'exemple du dévouement qui n'a pas cessé de m'encourager et de prier pour moi. Votre prière et votre bénédiction m'ont été d'un grand secours pour mener à bien mes études. Il m'est difficile d'exprimer toute la reconnaissance et l'admiration que j'ai pour vous. Je vous aime très fort.

Mes sœurs : Laïla, Wiam, Acil

Les mots ne suffisent guère pour exprimer l'attachement, l'amour et l'affection que je porte pour vous mes fidèles accompagnants dans les moments les plus délicats de cette vie, je vous remercie du fond du cœur. Pour notre complicité et les bons moments que nous avons passés ensemble, pour avoir toujours été à mes côtés par votre soutien moral et tes belles surprises sucrées pour ceux qui sont partis au ciel, je te ne vois pas mais tu es sûrement là, vous ne serez pas avec moi, mais vous serez dans mon cœur.

Mon chère ami : Sabah

Je tiens à vous remercier pour votre soutien pendant les moments les plus difficiles, ainsi que pour votre confiance en moi.

FARID BOUGUETTA





ABSTRACT

Scene analysis, video, medical imaging and many other fields use texture image analysis, which is a well-established concept. In order to investigate the success of the statistical method in analyzing texture images, this memory devotes a number of distinct methods to the subject.

We used MATLAB to calculate the different statistical features of mammography images, we will compare the results presented based on these statistical features.

Then, using statistical advantages, we will apply fragmentation by k-means algorithm to extract or to identify and distinguish infected breast parts from healthy parts, as our memory is about breast cancer.

Keywords : image analysais, texture, statistique factures, fragmentation, ultrasoudé Imaging.



Résumé

L'analyse de scène, la vidéo, l'imagerie médicale et de nombreux autres domaines utilisent l'analyse d'image de texture, qui est un concept bien établi. Afin d'étudier le succès de la méthode statistique dans l'analyse des images de texture, cette mémoire consacre un certain nombre de méthodes distinctes au sujet.

Caractéristiques se MATLAB pour calculer les différentes caractéristiques statistiques des images de mammographie, nous comparerons les résultats présentés en fonction de ces caractéristiques statistiques.

Ensuite, en utilisant des avantages statistiques, nous appliquerons l'algorithme de fragmentation par k-means pour extraire ou pour identifier et distinguer les parties infectées du sein des parties saines, car notre mémoire porte sur le cancer du sein.

Mots clés : analyse d'image, texture, caractéristiques statistiques, fragmentation, imagerie échographique

ملخص

يستخدم تحليل المشهد والفيديو والتصوير الطبي والعديد من المجالات الأخرى تحليل صور الملمس، وهو مفهوم راسخ. من أجل التحقيق في مدى نجاح الطريقة الإحصائية في تحليل صور الملمس، تركز هذه الأطروحة عددًا من الأساليب المتميزة للموضوع.

استخدمنا برنامج MATLAB لحساب السمات الإحصائية المختلفة لصور التصوير بالموجات فوق الصوتية للثدي، سنقوم بمقارنة النتائج المقدمة اعتمادًا على هذه السمات الإحصائية.

بعدها وبالإستعانة بالميزات الإحصائية سنطبق التجزئة بواسطة خوارزمية k-means لاستخراج أو لتحديد أجزاء الثدي المصابة وتمييزها من الأجزاء السليمة، إذ أن أطروحتنا هذه تتمحور حول مرض سرطان الثدي .

الكلمات المفتاحية : تحليل الصورة , الملمس , السمات الإحصائية , التجزئة، التصوير بالموجات فوق الصوتية.

Liste de figures

Figure1 : Image binaire.jpg.....	4
Figure 2 :Image binaire.jpg.....	5
Figure 3: Image binaire.jpg.....	5
Figure 4: Matricielle.jpg [6]	6
Figure 5: Image défini le pixel. [8].....	7
Figure 6: Résolution D'image [11]	8
Figure 7: Image 128 niveaux de gris [m = 7] [16].....	10
Figure 8 :Histogrammes de quelque image [18].....	10
Figure 9: Image radiographie de colonne vertébrale. [23].....	12
Figure 10: Image résonance magnétique fonctionnelle [25].....	13
Figure 11: Image résonance magnétique nucléaire [IRMf]. [27].....	13
Figure 12: Échographie d'un fœtus de neuf semaines. [29].....	14
Figure 13: Image de Scanner . [31].....	14
Figure 15: l'échographie	19
Figure 14 :Tranducteur de l'échographie	19
Figure 16: Une image échographique du fœtus.	19
Figure 17: Échographie abdominale [Masse abdominale crâniale droite].	19
Figure 18: Échographie abdominale [Masse abdominale crâniale droite].	20
Figure 19: Échographie abdominale [Masse abdominale crâniale droite].	20
Figure 20: Échographie abdominale [Masse abdominale crâniale droite].	21
Figure 21 : Image échographique des tissus mous.	21
Figure 22: images avec des textures.....	25
Figure 23: texture avec plusieurs régionalité.....	25
Figure 24 : Image avec différent résolution	26
Figure 25: l'échographie	26
Figure 26: Tranducteur de l'échographie	29
Figure 27: textures structurelles.	28
Figure 28 : Textures Aléatoires	28
Figure 29 : Illustrations de textures orientées	29
Figure 30: Exemples de textures structurelles.....	30
Figure 31: Matrice de cooccurrence.	34
Figure 32 : Base des données des images échographiques.....	39
Figure33 : Valeurs moyennes pour les images ne contenant pas de tumeur	40

Figure 34 : Valeurs moyennes pour les images ne contenant pas de tumeur	40
Figure35 : Valeurs de variance pour les images contenant la tumeur	41
Figure36 : Valeurs de variance pour les images ne contenant pas de tumeur	41
Figure 37 : Valeurs de SNR pour les images contenant le tumeur	42
Figure 38 : Valeurs de SNR pour les images ne contenant pas de tumeur	42
Figure39 : Valeurs de Skewness pour les images contenant la tumeur	43
Figure40 : Valeurs de Skewness pour les images ne contenant pas de tumeur	43
Figure 41: Valeurs de Kurtosis pour les images contenant la tumeur	44
Figure42 : Valeurs de Kurtosis pour les images ne contenant pas de tumeur	44
Figure43 : Valeurs de Energie pour les images contenant la tumeur	45
Figure44 : Valeurs de Kurtosis pour les images ne contenant pas de tumeur	45
Figure 45: images originales et leurs résultats, collage des images a l'aide de k-means.	51
Figure 46 : "Distribution de l'intensité des pixels pour l'image contenant une tumeur à l'aide de k-means"	52
Figure 47:Le résultat utilise des couleurs en niveaux de gris, avec réglage de l'angle de vision.	52
Figure 48: Les iimages originales et leurs résultats, collage des images a l'aide de k-means	53
Figure 49 : "Distribution de l'intensité des pixels pour l'image contenant une tumeur à l'aide de k-means"	54
Figure 50 :Le résultat utilise des couleurs en niveaux de gris, avec réglage de l'angle de vision	54

Tables de matière

I.	شكر
II.	إهداء
III.	Dédicace
IV.	Abstract
V.	Résumé
VI.	ملخص
VII.	Introduction Général
CHAPITRE I : Généralités sur l'image	4
Introduction	4
I.1 Définition d'une	4
I.1.1 image	4
I.1.2 Image numérique	4
I.2 Type d'image	5
I.2.1 Vectorielle	5
I.2.2 Image binaire	5
I.2.3 Matricielle	6
I.2.4 Image RGB	6
I.3 Caractéristiques d'une image	6
I.3.1 Pixel	6
I.3.2 Dimension	7
I.3.3 Résolution	7
I.3.4 Bruit	8
I.3.5 Texture	8
I.3.6 Luminance	9
I.3.7 Contraste	9
I.3.8 Image a niveau de gris	9
I.3.9 Histogramme	10
I.4. Caractéristiques d'une image numérique	10
I.4.1 Dynamique de l'image	11
I.4.2 Le contour	11
I.4.3 La région	11
I.5 Principaux types de l'imagerie médicale	11
I.5.1. Radiographie [RX]	11

I.5.2 Imagerie par résonance magnétique nucléaire [IRMN].....	12
I.5.3 Imagerie par résonance magnétique fonctionnelle [IRMf].....	13
I.5.4 Échographie	13
I.5.5 Scanner	14
I.6 Analyse d'image.....	15
I.6.1 Restauration d'image	15
I.6.2 Binarisation.....	15
I.6.3 Filtrage d'image	15
I.6.4 Segmentation.....	15
I.6.4.1 Segmentation par contour	16
I.6.4.2 Segmentation basées sur les régions.....	16
I.6.4.3 Segmentation par classification.....	16
I.7 Conclusion.....	16
CHAPITRE II : Notions de base sur la Texture.....	18
Introduction.....	18
II.1.1 Principe de fonctionnement.....	18
II.1.2 Applications.....	19
II.1.3 Limitations.....	22
II.1.4 Techniques avancées.....	22
II.2 Problèmes rencontrés par l'échographie.....	22
II.2.1 Qualité de l'image	23
II.2.3 Interprétation des images	23
II.2.4 Contraste	23
II.2.5 Mouvement du patient :	23
II.2.6 Préparation à l'examen :	24
II.2.7 Limites dans certaines applications :	24
II.3 Définition de la texture.....	24
II.4 Propriétés de perception des textures.....	25
II.5 Classification de texture.....	26
II.5.1 La macro-texture	26
II.5.2 Le micro texture	27
II.6 Types de Texture.....	27
II.6.1 Textures structurales	27
II.6.2 Textures Aléatoires.....	28
II.6.3 Textures directionnelles	28
II.7.1 Méthodes structurales	29

II.7.2 Méthodes statistiques.....	29
II.8 Attributs de Textures.....	30
II.8.1 Objectifs géométriques.....	30
II.8.2 Caractéristiques fondées sur la modélisation spatiale.....	31
II.8.3 Attributs spatio-fréquentiels.....	32
II.8.4 Données statistiques.....	32
II.8.5 attributs première ordre.....	32
II.8.6 Attributs deuxième ordre.....	34
II.9 Domaine d'application de l'analyse de la texture.....	35
II.10 Conclusion :.....	36
CHAPITRE III : Analyse des images texturées par la méthode statistique	38
Introduction.....	38
III .1 Base des données des images échographiques.....	39
III .2 Méthode premier Ordre	40
III .2.1 La moyenne.....	40
III .2.2 La variance	41
III .2.3 Rapport signal sur Bruit.....	42
III .2.4 Skewness.....	43
III .2.5 Kurtosis.....	44
III .2.6 Energie	45
III .2.7 Conclusion.....	46
III .3 Méthode Deuxième Ordre	47
III .3.1 Matrice de cooccurrence.....	47
III .3.1.1 Les images ne portent pas de tumeur	47
III .3.1.2 Images portant une tumeur	48
III .3.2 Discussion.....	49
III .3.2.1 Contrast.....	49
III .3.2.2 Corrélation.....	49
III .3.2.3 Energie.....	49
III .3.2.4 Homogénéité	49
III .3.2.5 L'histogramme.....	49
III .4 Conclusion.....	50
III .5 Segmentation d'images échographiques par l'algorithme k-means	50
III .5.1 algorithme k-means	50
III .5.2 Principe de fonctionnement de l'algorithme k-means	50
III .6 Résultats de l'application de l'algorithme de la moyenne k aux images.....	51

III .6.1 Images du sein contenant des tumeurs	51
III .6.2 Images ne contenant pas des tumeurs	53
III .7 Discussion et comparaison des résultats	55
III .7.1 Images du sein contenant des tumeurs	55
III .7.1.1 Images combinées	55
III .7.1.2 Détection de la zone tumorale.....	55
III .7.1.3 Disparité entre les images.....	55
III .7.1.4 Cohérence des groupess	55
III .7.1.5 Courbes 3D	55
III .7.2 Images du sein ne contenant pas des tumeurs	56
III.7.2.1 Images combinées	56
III .7.2.2 Fragmentation naturelle du tissu	56
III .7.2.3 Distinction entre différentes régions.....	56
III .7.2.4 Disparité entre les images.....	56
III .7.2.5 Courbes 3D	56
III .8 Conclusion.....	57
Conclusion Général.....	59
Bibliographie	
Annexes.....	

Introduction

Introduction Générale

Dans de nombreux domaines, notamment les communications, l'imagerie médicale, les satellites et l'optique, le traitement d'images est de plus en plus utilisé. Les progrès dans ce domaine ont permis d'automatiser et d'interpréter les processus d'analyse d'images, ce qui réduit la quantité de données énormes et facilite l'extraction rapide et précise des informations nécessaires.

L'une des qualités fondamentales des images est la texture, qui offre une information abondante sur la variété et la distribution des éléments de l'image. Le motif ou la composition de surface d'un objet, qu'il soit naturel [bois, nuages, sable] ou artificiel [tissu, cuir], est appelé sa texture. Afin d'extraire les propriétés des objets des images, de distinguer les zones distinctes de l'image et d'évaluer quantitativement la distribution et l'intensité des niveaux de gradient de gris dans l'image, l'analyse de la texture est essentielle dans un certain nombre de domaines. Il existe plusieurs méthodes et algorithmes utilisés pour analyser et classer la texture, notamment : méthodes statistiques, méthodes structurelles, méthodes fractionnaires,

L'analyse de texture distingue non seulement les motifs visuels, mais elle peut également améliorer la qualité de l'image, restaurer les données perdues et identifier différents objets dans les images numériques. Ces méthodes jouent un rôle crucial dans l'amélioration de la précision des systèmes basés sur la vision par ordinateur, contribuant au progrès de diverses applications telles que l'examen médical et l'imagerie spatiale.

Cette mémoire vise à étudier en profondeur l'analyse statistique de la texture, qui est utilisée pour décrire avec précision et irrégulièrement la structure des images. C'est l'une des techniques les plus importantes dans le traitement d'images, aidant à extraire des informations à partir d'images basées sur la distribution spatiale et les valeurs de pixels individuelles.

L'objectif de ce travail est de fournir une compréhension complète de l'analyse statistique de la texture en examinant différentes techniques d'analyse de texture et leurs applications dans différents domaines. Ces connaissances seront utiles pour créer de nouvelles méthodes sophistiquées de traitement des images et obtenir des données importantes à partir de celles-ci.

Nous avons abordé les principes fondamentaux du traitement d'images numériques dans le premier chapitre d'introduction, ainsi que les nombreux types d'images comme les couleurs et les niveaux de gris et leurs attributs. Nous avons parlé de la qualité de l'image et des variables qui l'affectent, comme le rapport signal-bruit et la précision, ainsi que des moyens de l'améliorer. Nous avons également passé en revue les techniques d'analyse d'images, y compris l'analyse de la texture, de la forme et des couleurs, ainsi que les procédures d'imagerie médicale comme l'IRM, les rayons X et les ultrasons. Les informations contenues dans ce chapitre jettent les bases de la compréhension de l'analyse statistique de la texture, qui est abordée dans les chapitres suivants de la thèse.

Ce chapitre a couvert les bases du traitement d'image, ses applications dans des domaines tels que les communications, les satellites et l'imagerie médicale, ainsi que la façon d'améliorer la qualité d'image, de récupérer les données perdues et d'extraire des informations précieuses à partir d'images. Nous avons également examiné comment l'analyse des tissus peut être utilisée pour identifier des types de tissus distincts en révélant des informations sur la densité et la distribution des éléments dans les images. Nous avons également parlé de l'échographie, ou imagerie échographique, y compris son fonctionnement et ses avantages pour le diagnostic médical, comme son innocuité et son indolore et la façon dont il peut produire des images précises instantanément. Nous avons également parlé des problèmes de qualité d'image et de la façon dont ils peuvent être affectés par des choses comme les propriétés des tissus et l'angle de capture.

Le dernier chapitre portait sur nos méthodes de réflexion. Nous avons détaillé les méthodes que nous avons utilisées pour choisir et gérer la mammographie échographique médicale, ainsi que la façon dont nous avons déterminé les caractéristiques statistiques de première classe [milieu, contraste, SNR, énergie, déviation et division] des valeurs de pixels avec des caractéristiques de deuxième classe. Ensuite, nous avons construit une matrice de données afin que ces attributs puissent être utilisés avec des méthodes de classification. Au départ, nous avons utilisé la technique de la moyenne k pour partitionner l'image.

Généralités sur l'image

CHAPITRE I : Généralités sur l'image

Introduction

Dans la société actuelle, l'image joue un rôle primordial. Elle est omniprésente dans notre quotidien [téléphones, télévisions, magazines] et dans le milieu professionnel [vision industrielle, imagerie médicale, robotique]. Il est donc crucial de saisir son importance et de comprendre son impact sur nos vies.

I.1 Définition d'une

I.1.1 image

Une image est une représentation fidèle ou analogue d'une scène réelle, souvent considérée comme une scène tridimensionnelle mais projetée sur un support en deux dimensions. Chaque point de l'image correspond à une intensité lumineuse, représentée par une fonction f de deux variables, x et y , qui désignent les coordonnées linéaires d'un point de l'image. Cette fonction f décrit l'intensité lumineuse sur un domaine spécifique [1].

I.1.2 Image numérique

Une image numérique est une image (dessin, icône, image graphie...) créée, traitée, stockée sous forme binaire (suite de 0 et de 1). Lorsqu'on agrandit une image numérique, on voit que celle-ci est composée d'un ensemble de "points", appelés pixels [2].

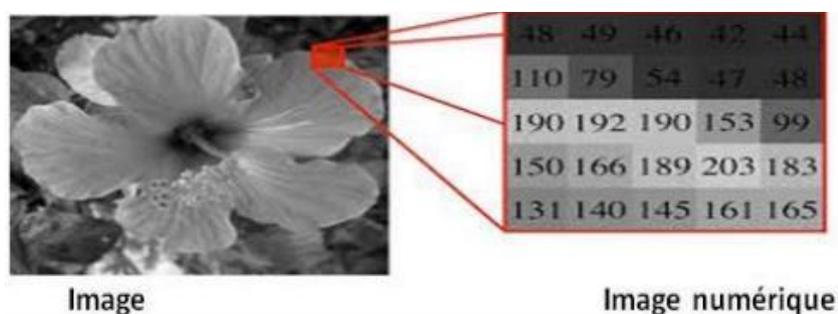


Figure1 : Image binaire.jpg

I.2 Type d'image

I.2.1 Vectorielle

Le principe des images vectorielles est de représenter les données de l'image à l'aide de formules mathématiques.

Ainsi, il est possible de redimensionner l'image à volonté sans altérer sa qualité et tout en conservant une taille de fichier réduite [3].



Figure 2 :Image binaire.jpg

I.2.2 Image binaire

Une image binaire est un type d'image qui ne contient que des pixels noirs ou blancs, sans aucune autre couleur. Chaque pixel de l'image est soit noir (valeur 0) soit blanc (valeur 1) [4].

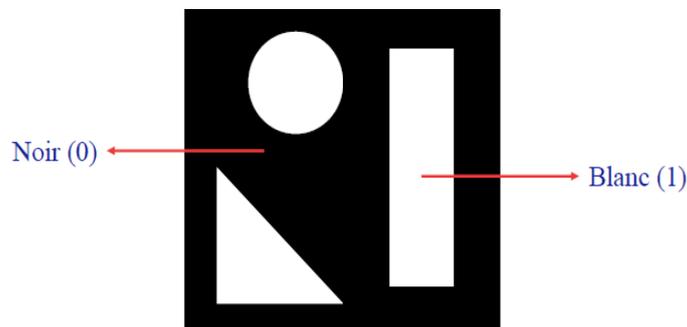


Figure 3: Image binaire.jpg

I.2.3 Matricielle

Une image matricielle est une grille de pixels, chaque pixel contenant une couleur codée par un nombre. Lorsqu'on agrandit une image matricielle, on perd en qualité et l'image devient "pixélisée". Ce format d'image est couramment utilisé en image graphie et se distingue de l'image vectorielle [5].



Figure 4: Matricielle.jpg [6]

I.2.4 Image RGB

Est obtenue en mélangeant trois teintes appelées primaires : rouge, vert et bleu [RVB]. Toutes les couleurs sont représentées par une représentation en couleurs grises, avec des valeurs. 0 à 255. Lorsque $R=V=B=0$ on trouve un noir pur, tandis que lorsque $R=V=B=255$ on trouve un blanc pur. Nous aurons un noir pur si $R = V = B = 0$, et un blanc pur si $R = V = B = 255$. Il est donc possible de représenter les images en couleur Il est possible de réaliser soit une image unique où la valeur de chaque pixel est une combinaison linéaire des valeurs des trois composantes couleur, soit trois images distinctes représentant chacune une composante couleur différente. [7].

I.3 Caractéristiques d'une image

Les principales caractéristiques d'une image comprennent :

I.3.1 Pixel

Le pixel (littéralement "élément d'image" en anglais) constitue le composant essentiel représentant une image ou un écran, c'est-à-dire un point. On regroupe toutes ces images dans une représentation en deux dimensions [largeur et hauteur] qui forme l'image (1).



Image de 30 x 20 pixels : faible définition
(C'est peu dire)

Image de 30 x 20 pixels : faible définition
(C'est peu dire)

Figure 5: Image défini le pixel. [8]

I.3.2 Dimension

La taille de l'image dépend du nombre de pixels qu'elle contient.

On présente une image sous la forme d'une matrice où Les éléments sont des chiffres qui reflètent les niveaux de lumière.

En multipliant Parmi les lignes de cette matrice, on divise le nombre de colonnes., on obtient L'ensemble des pixels d'une [9].

I.3.3 Résolution

La résolution d'une image est le nombre de pixels par unité de longueur d'une image., La mesure est exprimée dans des mesures en dpi [dots par inch] ou ppp [points par pouce]. La définition d'un écran est mentionnée, tandis qu'une image est définie.

, on parle de résolution. L'information décrivant l'image est plus précise à mesure que la quantité de pixels par unité de taille augmente, ce qui entraîne une résolution plus élevée. La qualité d'une image désigne l'exactitude indiquée dans cette image. Lors de la numérisation, il est nécessaire de prendre deux équations en compte :

$$[X \times \text{résolution}] = x \text{ pixels}$$

$$[Y \times \text{résolution}] = y \text{ pixels}$$

1 Équation

Généralités sur l'image

Dans cette représentation, X et Y sont les dimensions [exprimées en pouces ou en centimètres, étant donné qu'un pouce équivaut à 2,54 cm] La résolution correspond à la résolution de numérisation de la structure à numériser, tandis que les dimensions de l'image (exprimées en pixels) sont x et y [10].

Analysez la même image en utilisant trois résolutions différentes..



Figure 6: Résolution D'image [11]

I3.4 Bruit

Le phénomène de bruit dans une image, également connu sous le nom de parasite, Il se traduit par des changements brusques de l'intensité des pixels par rapport à leurs voisines.

La principale cause de ce phénomène est l'éclairage des éléments optiques et électroniques du capteur. [12].

I3.5 Texture

La texture revêt une importance cruciale. L'étape clé de l'extraction des caractéristiques implique de décrire l'ensemble de l'image en remplaçant chaque Le pixel de l'image est défini par un ensemble d'éléments.

Utilisé pour exprimer l'homogénéité des objets dans une image. En ce sens, On peut la voir comme une information visuelle qui peut être qualifiée d'adjectif comme « lisse », « rugueuse », « fine » ou « grossière » [13].

I.3.6 Luminance

En imagerie numérique, Dans les images en niveaux de gris, chaque pixel est attribué une valeur de luminosité.

Variant de 0 à 255, représentant respectivement le noir absolu et le blanc pur. Cette valeur de luminosité est communément appelée luminance [14].

I.3.7 Contraste

L'opposition nette entre deux zones d'une image, c'est-à-dire entre les zones sombres et les zones claires de cette image, est le contraste. Le contraste est déterminé en se basant sur les niveaux de lumière de deux zones d'images. Si deux zones adjacentes A1 et A2 d'une image ont respectivement des degrés de luminosité L1 et L2, le rapport définit le contraste C (2):

$$C = \frac{L1-L2}{L1+L2} \quad \text{Équation 2}$$

I.3.8 Image a niveau de gris

Dans une image en niveaux de gris, La couleur d'un pixel peut varier à différentes échelles. Au choix entre le noir et le blanc, avec un nombre limité de niveaux intermédiaires. Cela implique que chaque élément peut avoir une valeur de luminosité allant de 0 [pour le noir absolu] à 255 [pour le blanc pur]. Les niveaux de gris entre 0 et 255 sont les valeurs intermédiaires qui déterminent l'aspect de l'image, avec 0 comme niveau de gris le plus foncé et 255 comme niveau de gris le plus clair [15].



Figure 7: Image 128 niveaux de gris [$m = 7$] [16]

I.3.9 Histogramme

Les pixels sont répartis en fonction de leur niveau de gris dans l'histogramme, ce qui offre une multitude d'informations sur la répartition des niveaux de gris. Il offre la possibilité de voir les limites entre lesquelles se trouve la plupart des niveaux de gris lorsque l'image est trop claire ou trop sombre. [17].

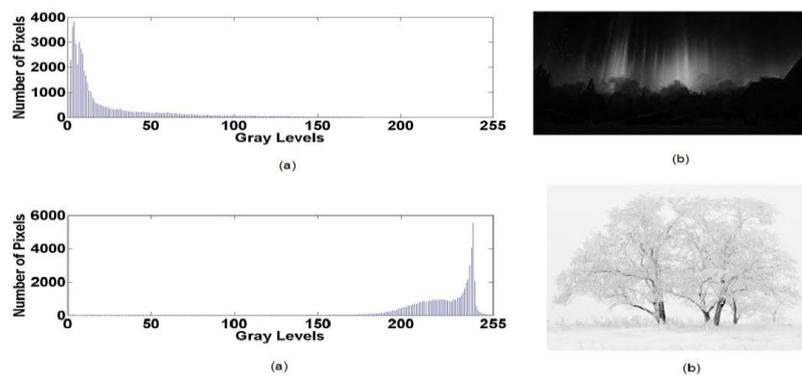


Figure 8 :Histogrammes de quelque image (18)

I.4. Caractéristiques d'une image numérique.

Les principales Caractéristiques d'une image numérique sont les suivantes.

I.4.1 Dynamique de l'image

Les couleurs grises d'une image sont le nombre de valeurs différentes de luminance ou d'intensité lumineuse disponibles pour tous les pixels de l'image.

Cela représente également le nombre de niveaux de quantification utilisés pour représenter les variations de luminosité dans l'image [19].

I.4.2 Le contour

Le contour d'une image désigne la frontière ou la démarcation entre les objets ou les éléments de l'image et leur environnement. Il représente la transition entre les zones d'intérêt et le fond de l'image. L'extraction des contours joue un rôle crucial dans le processus de traitement des images, car elle permet de repérer et de mettre en lumière les limites des objets présents dans l'image. [20].

I.4.3 La région

Une zone homogène dans une image désigne un ensemble de pixels connectés qui partagent une ou plusieurs propriétés similaires. Cette zone est caractérisée par une uniformité ou une cohérence dans ses attributs visuels [21].

I.5 Principaux types de l'imagerie médicale

Le rôle de l'imagerie médicale est important dans la recherche clinique, L'analyse des maladies et la recherche de nouvelles thérapies. Elle comprend une multitude de méthodes supplémentaires qui permettent de visualiser l'intérieur du corps humain avec une précision et une clarté grandissante. Ces méthodes ont pu être réalisées grâce aux progrès considérables de la physique au cours du XXe siècle.

Voici quelques-uns des principaux types d'imagerie médicale [22] :

I.5.1. Radiographie [RX]

La méthode d'imagerie la plus accessible est la RX. La résonance magnétique (rx) est généralement la première méthode d'imagerie recommandée pour l'examen des extrémités, du thorax et parfois du rachis et abdominaux. Ces zones renferment des structures significatives

dont les densités diffèrent de celles des tissus environnants. Par exemple, la radiographie est l'examen initial pour repérer les dommages suivants :

(Fractures, Pneumonie, Occlusion intestinale) [22].



Figure 9: Image radiographique de la main. [23]

I.5.2 Imagerie par résonance magnétique nucléaire (IRMN)

Résonance magnétique nucléaire (IRMN), également connue sous le nom de spectroscopie (IRMN), C'est une technique d'imagerie moléculaire employée en chimie et en biologie afin d'analyser la structure et la composition moléculaire. Dans le contexte de la médecine, L'IRMN est principalement employée en médecine pour des applications de recherche et de développement de médicaments, ainsi que dans des études précliniques et cliniques. La composition chimique des tissus biologiques, y compris la quantité et la répartition de différents métabolites, ainsi que la dynamique moléculaire, peuvent être données par elle.

Voici quelques-unes des applications de l'IRMN en médecine :

(Étude des maladies neurologiques, Évaluation des maladies cardiovasculaires,

Recherche biomédicale, Surveillance du métabolisme) [24].



Figure 10: Image résonance magnétique fonctionnelle [25]

I.5.3 Imagerie par résonance magnétique fonctionnelle (IRMf)

Le principe de l'IRMf est que lorsque les neurones dans une zone donnée du cerveau sont activés, ils nécessitent une quantité accrue d'oxygène pour leur bon fonctionnement. Cette demande croissante en oxygène entraîne une augmentation du flux sanguin vers cette région afin de fournir les nutriments requis. On peut repérer cet afflux de sang oxygéné grâce à l'IRMf. [26].

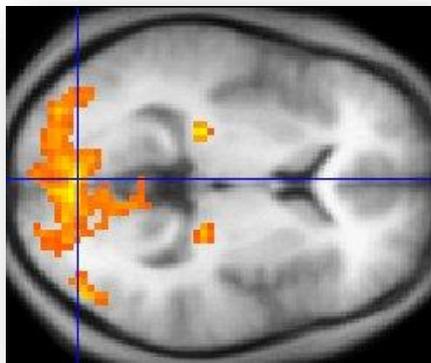


Figure 11: Image résonance magnétique nucléaire [IRMf]. [27]

I.5.4 Échographie

L'échographie est une méthode d'imagerie médicale qui se base sur l'utilisation d'ultrasons afin de représenter l'intérieur du corps. Son utilisation est sans douleur, sans intervention chirurgicale et permet d'étudier pratiquement toutes les parties du corps, y compris le cœur, les reins, le pelvis, les vaisseaux sanguins et le cerveau chez les nourrissons¹. Le suivi de la

grossesse nécessite également l'échographie, qui permet de surveiller le développement du fœtus et de détecter des anomalies. [28]



Figure 12: Échographie d'un fœtus de neuf semaines. [29]

I.5.5 Scanner

Le scanner, également appelé scanner à rayon X, est une méthode d'imagerie cérébrale qui permet de visualiser la structure du système nerveux [ou d'autres parties du corps]. La méthode s'appuie sur un dispositif (le scanner) qui fait passer des rayons X à travers le corps (ici la boîte crânienne). Les rayons X traversent les tissus, mais sont plus ou moins interrompus lorsqu'ils rencontrent de l'os, de l'eau ou du tissu nerveux. Différentes caméras sont installées autour de la boîte crânienne afin de prendre des mesures sous divers angles, ce qui permet à un ordinateur de reconstruire des images, d'abord en 2D, puis en 3D, du cerveau. [30].

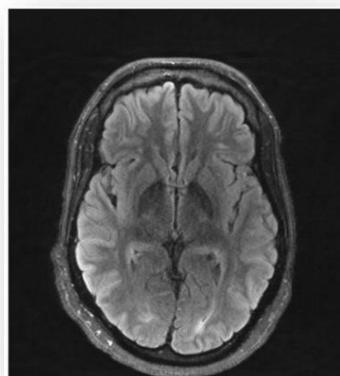


Figure 13: Image de Scanner . [31]

I.6 Analyse d'image

La vision par ordinateur ou l'analyse d'images est un domaine d'étude qui cherche à donner aux ordinateurs la capacité d'interpréter et de comprendre le monde visuel (3).

Cela implique le traitement, l'analyse et l'interprétation d'informations visuelles provenant d'une ou de plusieurs images [33].

Il existe différents types d'analyse d'images, notamment :

I.6.1 Restauration d'image

Il s'agit du processus de suppression du bruit et d'autres artefacts d'une image pour la restaurer à son état d'origine [34].

I.6.2 Binarisation

La binarisation d'image consiste à convertir une image en niveaux de gris ou en couleur en une image binaire en assignant des valeurs de pixel en noir ou blanc en fonction d'un seuil prédéfini [35].

I.6.3 Filtrage d'image

Le filtrage d'image consiste à améliorer la qualité des images numériques en ajustant leurs données, sans faire d'hypothèses sur leur contenu. Il peut être une première étape dans un processus de traitement plus complexe lorsque les images sont fortement détériorées ou que des informations sémantiques sont nécessaires pour une amélioration supplémentaire [34].

I.6.4 Segmentation

Il s'agit du processus de division d'une image en plusieurs régions ou segments, chacun contenant des pixels aux caractéristiques similaires. Il s'agit d'une étape cruciale dans l'analyse d'images, car elle permet l'extraction d'objets spécifiques ou de zones d'intérêt à partir d'une image.

Il existe plusieurs méthodes pour la segmentation d'images [36]

I.6.4.1 Segmentation par contour

Les méthodes de segmentation basées sur les contours cherchent à repérer les contours et à repérer les transitions entre les régions. La discontinuité dans une image est utilisée par elles afin de repérer les bords et les contours des régions. On peut observer les contours dans une image grâce à des transitions claires des valeurs d'intensité. [37].

I.6.4.2 Segmentation basées sur les régions

Les méthodes régionales ont pour objectif de regrouper les pixels d'une image en zones homogènes, en évaluant l'homogénéité de ces zones. Le principe de cette méthode est d'évaluer la ressemblance des pixels ou d'un pixel particulier avec ceux de la même région.

Autrement dit, son objectif est de repérer des parties de l'image où les pixels ont des caractéristiques similaires, comme la couleur, la texture ou l'intensité, afin de créer des zones cohérentes et distinctes. [38].

I.6.4.3 Segmentation par classification

La classification d'image consiste à attribuer des étiquettes ou des catégories à des régions ou à des objets dans une image en employant des algorithmes d'apprentissage automatique ou des techniques de classification qui se basent sur des propriétés extraites de l'image. [37].

I.7 Conclusion

L'utilisation d'ondes sonores à haute fonctionne, certaines de ses utilisations permet d'obtenir des images précises de l'intérieur des tissus et des organes du corps, ce qui facilite grandement le diagnostic, la surveillance et le traitement — le tout sans chirurgie invasive — en médecine contemporaine. Nous allons passer en revue les bases de l'échographie, comment elle fonctionne, certains de ses utilisations, où elle excelle et où elle est insuffisante, et quelques méthodes de pointe pour la rendre plus précise. Le terme "texture" décrit un motif récurrent qui intègre des caractéristiques telles que la rugosité, la direction et la répétition ; c'est une composante visuelle cruciale dans le traitement d'image. La classification des images, la détection des bords et l'analyse des images médicales pour détecter les maladies sont toutes possibles avec ses attributs récupérés à l'aide d'approches statistiques et spectrales. Il peut être classé en types réguliers, aléatoires et dirigés.

Notions de base sur la Texture

CHAPITRE II : Notions de base sur la Texture

Introduction

La médecine moderne s'appuie sur l'échographie, qui utilise des ondes sonores à haute fréquence pour fournir des images précises des organes et des tissus intérieurs ; cela facilite le diagnostic, la surveillance et le traitement sans chirurgie. Le concept de travail, les applications, les avantages, les restrictions et les stratégies avancées pour améliorer la précision sont tous couverts dans ce travail. Texture, dans le contexte du traitement d'image, se réfère à un motif d'éléments répétés qui contient des informations comme la rugosité et l'orientation ; il peut être régulier, aléatoire ou dirigé. L'analyse d'images médicales, la détection des bords et la classification des images bénéficient toutes de caractéristiques de texture récupérées à l'aide de méthodes statistiques et spectrales.

II.1 L'échographie

L'échographie, souvent appelée échographie, est une procédure d'imagerie médicale qui crée des images des composants internes du corps au moyen d'ondes sonores à haute fréquence. [34] L'échographie est un instrument indispensable en médecine moderne à cause de ses multiples utilisations et de ses nombreux avantages [35]. Elle permet aux médecins de mieux diagnostiquer, suivre et traiter une gamme de problèmes médicaux. Voici un aperçu de l'éthographie :

II .1.1 Principe de fonctionnement

- ❖ **Un appareil nommé transducteur émet des ondes sonores très fréquemment dans le corps lors d'une échographie. Ces ondes rebondissent sur les tissus et les organes avant de retourner au transducteur, où elles sont converties en signaux électriques.**
- ❖ **Après cela, un ordinateur traite ces signaux pour générer des éléments visuels qui sont affichés sur un écran [36].**



Figure 15 :Tranducteur de l'échographie



Figure 14: l'échographie

II .1.2 Applications

L'utilisation de l'imagerie obstétrique permet de surveiller le développement fœtal dans l'utérus, de mesurer la fréquence cardiaque et de détecter les anomalies congénitales [37].



Figure 16: Une image échographique du fœtus.

- **Imagerie abdominale**

Pour examiner les organes internes tels que le foie, la vésicule biliaire, les reins, le pancréas et la rate [38].

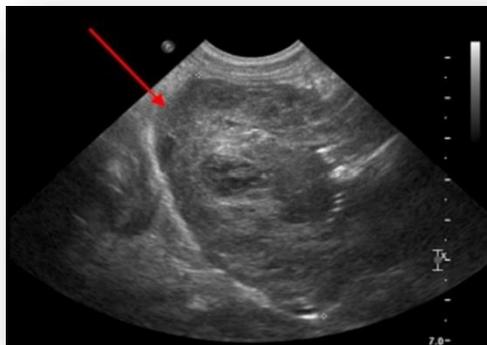


Figure 17: Échographie abdominale (Masse abdominale crâniale droite).

- **Échocardiographie**

L'anatomie et la fonction du cœur peuvent être évaluées avec cet outil [39].

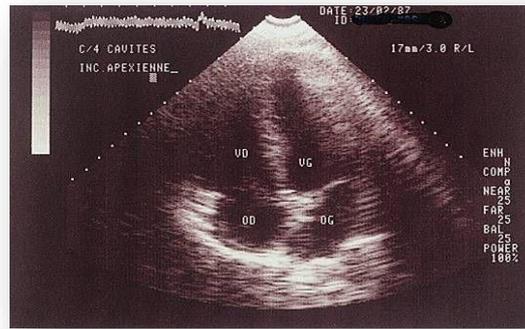


Figure 18: Échographie abdominale (Masse abdominale crâniale droite).

- **Doppler ultrasonique**

Pour mesurer le débit sanguin dans les artères et les veines, ainsi que pour détecter les caillots sanguins et les reflux [40].

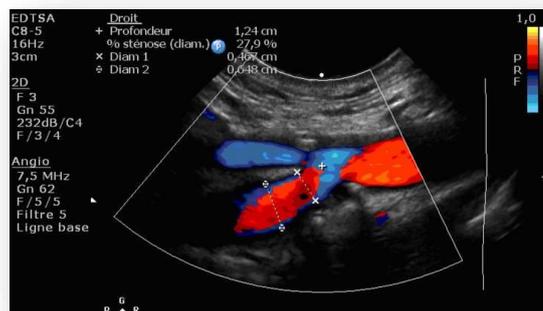


Figure 19: Échographie abdominale (Masse abdominale crâniale droite).

- **Imagerie mammaire**

Utilisé comme examen supplémentaire pour évaluer les masses ou les changements observés dans une mammographie [41].

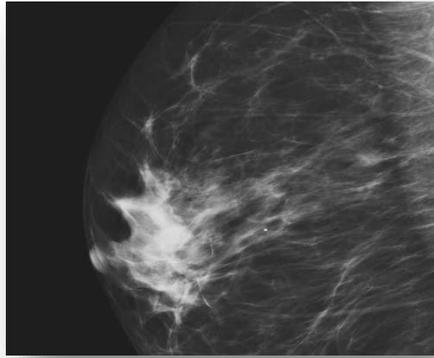


Figure 20: Échographie abdominale (Masse abdominale crâniale droite).

- **Imagerie des tissus mous**

Ceci est dans le but d'évaluer les ligaments, les muscles et les tendons.

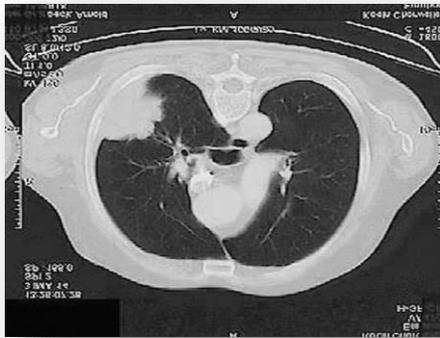


Figure 21 : Image échographique des tissus mous.

- ❖ **Avantages**

- **Sécurité :**

N'utilise pas de rayonnement ionisant, contrairement aux rayons X [42].

- **Non-invasif :**

Inutile en ce qui concerne les instruments chirurgicaux [43].

- **En temps réel :**

Permet à l'examineur de surveiller le mouvement des organes et des structures internes [44].

- **Portabilité :**

Il est facile de déplacer l'équipement d'électrocardiographie vers d'autres endroits, y compris les chambres des patients.

II .1.3 Limitations

- **Pénétration limitée :**

Il est difficile de visualiser les organes situés derrière ces structures car les ondes sonores ne pénètrent pas les tissus ou les os remplis d'air.

- **Qualité de l'image :**

Il peut ne pas être aussi détaillé que d'autres techniques d'imagerie comme l'IRM ou l'acquisition.

- **Dépendance à l'opérateur :**

Les compétences et l'expérience de l'opérateur affectent grandement la qualité de l'image. [45]

II .1.4 Techniques avancées

- **Doppler ultrasonique :**

Utilisé pour mesurer et visualiser le flux sanguin dans les vaisseaux.

- **Échographie 3D et 4D :**

Principalement utilisés en imagerie fœtale, ils fournissent des images tridimensionnelles et des vidéos en temps réel [46].

II .2 Problèmes rencontrés par l'échographie

La chromographie [ultrason] a son lot de problèmes et de difficultés qui peuvent affecter la qualité et la précision de l'image [47].

Voici quelques-uns de ces problèmes :

II .2.1 Qualité de l'image

- **Interférences et bruit :**

En raison de mouvements indésirables, de tissus interférents ou de bruit de fond, les images peuvent devenir floues.

- **Résolution limitée :**

Par rapport à d'autres procédures d'imagerie comme IRM [Imagerie par Résonance Magnétique] ou CT, la résolution d'image peut être inférieure. [48]

II .2.3 Interprétation des images

- **Complexité de l'interprétation :**

Expertise et connaissances approfondies sont nécessaires pour l'interprétation des images. Lorsque l'on s'appuie uniquement sur des images échographiques, la différenciation des tissus peut être difficile.

- **Dépendance à la technique :**

Le niveau de compétence de l'opérateur est crucial pour la qualité de l'image. Les images floues ou pas tout à fait correctes peuvent être le résultat d'un fonctionnement négligent de l'appareil image ou de mauvais réglages. [49]

II .2.4 Contraste

- **Manque de contraste suffisant :**

Il peut être difficile de distinguer les frontières entre les organes ou de détecter de petites tumeurs lorsque différents tissus apparaissent de manière similaire sur les images [50].

II .2.5 Mouvement du patient :

- **Mouvement excessif :**

L'image floue ou floue peut résulter des mouvements du patient ou de l'organe examiné (comme celui du cœur).

- **Respiration:**

En particulier pour l'imagerie abdominale et thoracique, une respiration normale peut provoquer des mouvements des organes internes, affectant la qualité de l'image [51].

II .2.6 Préparation à l'examen :

- **Préparation insuffisante :**

Le non-respect par le patient de la préparation prescrite pour certains examens (comme le jeûne avant une échographie abdominale) peut compromettre la [52]

II .2.7 Limites dans certaines applications :

- **Obésité :**

Il peut y avoir une diminution de la clarté de la vision en raison de l'augmentation des couches de graisse chez les patients obèses.

- **Dispositifs implantés :**

Les interférences avec les signaux et les images inexacts peuvent résulter de dispositifs métalliques implantés dans le corps.

II .3 Définition de la texture

La figure illustre le deuxième type de textures. À la différence des deux premières, elles ont un caractère anarchique tout en étant dans l'ensemble homogènes. Il est impossible d'extraire des motifs fondamentaux qui se répètent dans l'espace. On désigne ces textures sous le nom de textures aléatoires. D'autres études ont été menées sur cette catégorie, principalement à partir de méthodes d'analyse statistique.

Dans ces situations, on considère que l'image texturée $I[.]$ est un processus aléatoire en deux dimensions [53].



Figure 22: images avec des textures

II .4 Propriétés de perception des textures

Deux propriétés sont essentielles pour percevoir une texture : la résolution et la régionalité. Plusieurs instances de la même texture avec une régionalité de 1 (correspondant au voisinage autour d'un seul pixel) sont visibles dans l'image 2(a). Nous ne pouvons même pas mentionner les textures dans cet exemple car la zone est décrite par un pixel [54]. L'idée de textures se pose au moment où une zone est constituée d'un pixel ou d'un voxel et que son voisin n'est pas nul. La figure 2,2(b) montre un exemple de 32-régionalité ; cependant, par rapport à la figure 2,2(c) [9²régionalité], nous pouvons observer que cette dernière ne contient qu'une partie des motifs de texture [55]. Par conséquent, la quantité d'information qui peut être extraite d'une texture est fortement influencée par la taille du voisinage considéré. Par conséquent, décrire avec précision une texture devient difficile si la régionalité n'est pas choisie correctement [56].

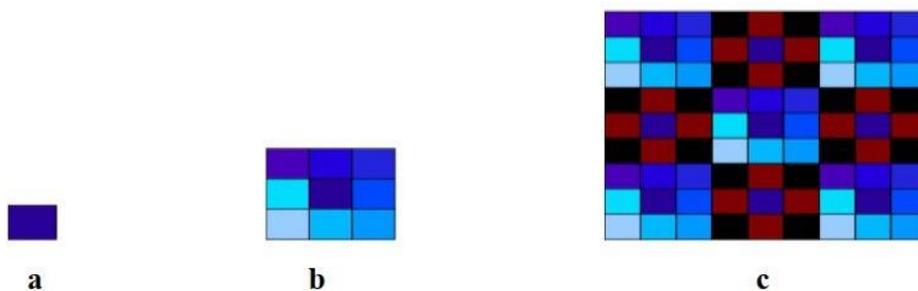


Figure 23: texture avec plusieurs régionalité

Une partie essentielle de l'analyse de texture est la résolution, dans le sens où une texture peut être différente selon le niveau de détail. Lorsque nous zoomons, nous pouvons distinguer les éléments fondamentaux de la texture [sable, pierres, etc.], mais lorsque nous zoomons, la

Notions de base sur la texture

texture ressemble à un voile sur des motifs d'arrière-plan plus grossiers. La figure suivante montre le phénomène de réduction des informations de texture d'image haute résolution en faveur des images de texture basse résolution [57].

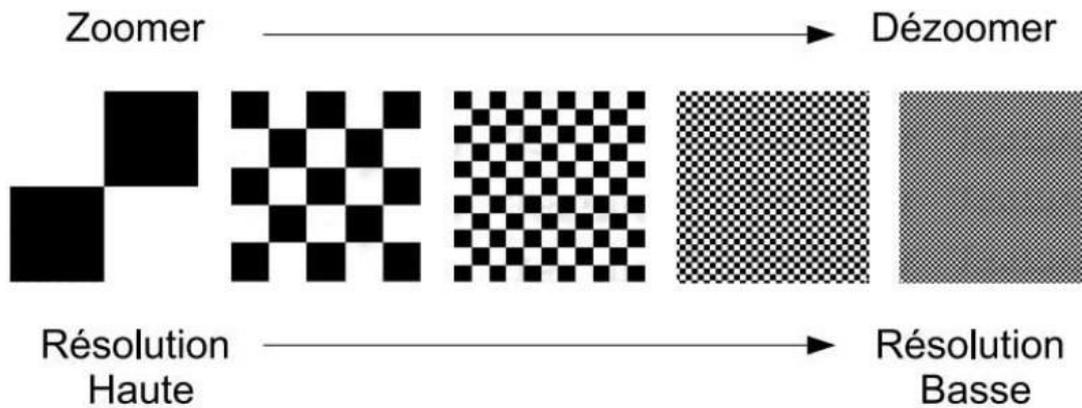


Figure 24 : Image avec différent résolution

II .5 Classification de texture

La macro texture et la micro-texture correspondent à des niveaux de perception distincts, mais en termes de praticité, il existe deux catégories principales de textures.

II .5.1 La macro-texture

Qui présente une apparence régulière, comme sous la forme de motifs répétés placés spatialement selon une règle donnée (par exemple, petites boules, melons frais), où il y a une approche structurale déterminée.

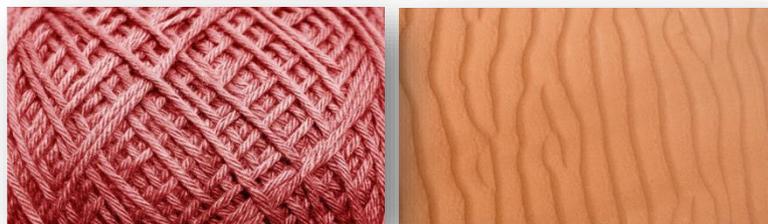


Figure 25: La micro texture

II .5.2 Le micro texture

Probability attempts to characterize homogeneous and anarchic features from offices, which are primitives "microscopiques" distributed asymptotically (e.g., sable, laine, tissée, herbe).

II .6 Types de Texture

Les textures jouent un rôle essentiel dans diverses disciplines.

Voici quelques catégories de textures fréquemment utilisées dans divers domaines disciplinaires.

II .6.1 Textures structurales

Avant de tenter de définir la texture, nous allons voir les illustrations ci-dessous. L'ensemble des textures peut être divisé en deux catégories principales, correspondant à deux définitions : l'une déterministe et l'autre probabiliste [58]. La figure 27 illustre un premier type de textures appelées textures structurales. Ils sont nommés ainsi parce qu'on peut les voir comme la distribution spatiale de motifs élémentaires de base dans différentes directions de l'espace selon une certaine règle de placement. Effectivement, on constate que la première est Un mur de briques, qui consiste en une série d'éléments de base [briques] placés selon un schéma horizontal assez régulier.

Les motifs de base alvéolés de la deuxième texture sont également disposés de manière particulière les uns à côté des autres.

Les textures de cette catégorie ont donné naissance à des méthodes d'analyse appelées structurales. [59] [60] Selon ces méthodes, les textures sont constituées d'éléments structurants fondamentaux.

L'objectif principal de ces méthodes consiste à étudier et décrire les éléments structurants, puis à étudier leur répartition spatiale. Ainsi, cette description offre une certaine description de la texture analysée. Bien que les travaux de ce genre soient importants, il est parfois difficile de les mettre en œuvre, car il n'y a pas toujours de motifs isolables ou de fréquence de répétition spatiale la plus importante.

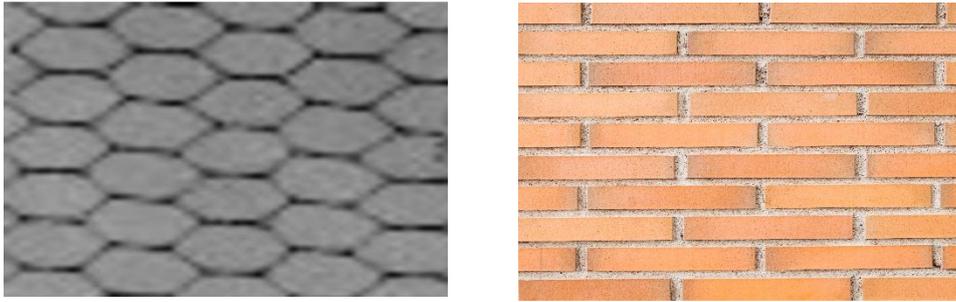


Figure 26: textures structurelles.

II .6.2 Textures Aléatoires

La figure 28 illustre le deuxième type de textures. À la différence des deux premières, elles ont un caractère anarchique tout en étant dans l'ensemble homogènes. On ne peut pas extraire de motifs de base qui se répètent dans l'espace. Ces textures sont connues sous le nom de textures randomisées. D'autres études ont été menées sur cette catégorie, principalement à partir de méthodes d'analyse statistique [61] [62] [63]. Dans ces situations, on considère que l'image texturée $I[.]$ est un processus aléatoire en deux dimensions.

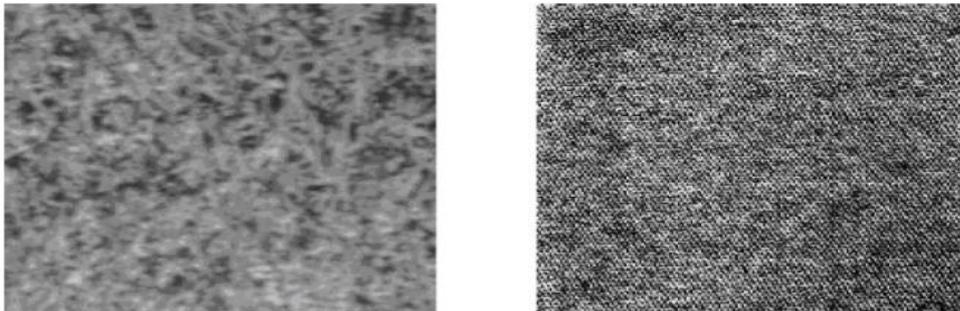


Figure 27 : Textures Aléatoires

II .6.3 Textures directionnelles

Les textures directionnelles ne présentent pas une imprévisibilité totale et ne renferment pas d'éléments structurants essentiels. Elles se distinguent principalement par des directions privilégiées, formant des motifs organisés dans des directions spécifiques. La Figure 29 présente deux exemples de textures directionnelles [64].



Figure 28 : Illustrations de textures orientées

II .7 Analyse de texture

L'analyse de la texture vise principalement à repérer des signatures texturales qui permettent une meilleure caractérisation des images. Autrement dit, il s'agit de rendre les descriptions de texture plus formalisées en utilisant des paramètres mathématiques pour les reconnaître [65].

L'étude de la texture est employée dans divers secteurs. Ses principaux usages incluent la description, la division des images et la détection des formes. La sélection d'une approche pour caractériser les textures est fortement influencée par l'application visée et la nature de la texture à différencier. Les méthodes structurelles et statistiques sont des approches fréquemment employées dans l'analyse de texture [66].

II .7.1 Méthodes structurelles

Les textures sont constituées de motifs fondamentaux qui se répètent de façon quasi-régulière dans différentes directions de l'espace. Une description structurelle d'une texture consiste à repérer ces motifs fondamentaux, à les décrire, puis à établir les règles qui régissent leur position. L'utilisation de cette méthode convient particulièrement aux textures structurelles où des motifs ordonnés se répètent dans les images de manière régulière. Effectivement, ces textures contiennent des éléments anciens qui réapparaissent à des endroits précis, conformément à une loi établie [67].

II .7.2 Méthodes statistiques

Ces méthodes permettent de caractériser en analysant les variations locales d'intensité à l'intérieur de l'image et en décrivant statistiquement la disposition des pixels. Elles étudient les liens entre un pixel et ses voisins afin d'obtenir des informations sur la teinte. Régulières

conviennent particulièrement à l'étude de structures fines qui ne sont pas apparentements réguliers. Elles sont utilisées pour analyser des structures entièrement aléatoires et souvent non uniformes, ce qui les rend idéales pour l'analyse des textures aléatoires [68].



Figure 29: Exemples de textures structurelles.

II .8 Attributs de Textures

Un attribut désigne une représentation surfacique, c'est-à-dire la forme, qui exprime les caractéristiques d'une texture. En règle générale, ces attributs peuvent être exprimés par une valeur numérique ou un vecteur. La littérature recense une variété d'attributs parmi lesquels on trouve :

- **Les attributs fractals.**
- **Les attributs surfaciques.**
- **Les attributs géométriques.**
- **Les attributs INTER-REGION [69].**

II .8.1 Objectifs géométriques

Deanalyse géométrique d'une texture tient compte de l'information structurelle et contextuelle de l'image. C'est une méthode particulièrement efficace pour décrire les textures lorsqu'elles sont vues à l'œil nu. En effet, l'explication de la texture consiste en :

- **L'extraction explicite des primitives telles que les régions, les contours, et les motifs élémentaires, généralement effectuée lors d'une étape de prétraitement.**
- **La définition des règles régissant la disposition de ces primitives [70]**

II .8.2 Caractéristiques fondées sur la modélisation spatiale

Ces caractéristiques sont le fruit de diverses représentations de la répartition spatiale des niveaux de gris dans l'image. Les principaux modèles employés reposent sur des méthodes différentes pour analyser et interpréter les données spatiales des niveaux de gris. Ces modèles jouent un rôle essentiel dans l'identification des caractéristiques de l'image, ce qui facilite sa compréhension, sa description et son traitement.

♣ **Modèles autorégressifs multispectraux**

Le modèle autorégressif repose sur l'hypothèse de l'existence d'interactions locales entre les pixels de l'image.

Pour un pixel particulier, cette interaction se traduit par une combinaison linéaire des pixels adjacents. Les coefficients de pondération peuvent être calculés de différentes manières, telles que les moindres carrés et le maximum de vraisemblance.

On a largement employé ce modèle dans le domaine du traitement d'images.

♣ **Modèles de Markov multispectraux**

Les interactions locales entre les pixels de l'image sont l'hypothèse fondamentale du modèle autorégressif.

Cette interaction se manifeste pour un pixel spécifique par une combinaison linéaire des pixels adjacents.

On peut calculer les coefficients de pondération de diverses façons, comme les carrés les plus petits et le maximum de vraisemblance.

Ce modèle a été largement utilisé dans le domaine du traitement d'images.

♣ **Motifs locaux binaires couleur**

Harwood a introduit le concept de descripteur de motif binaire local (LBP) en 1993 pour évaluer le contraste local dans les images mon spectrales. Cependant, ce n'est qu'en 1996, grâce aux travaux de Timo Ojala, que le LBP a gagné en popularité dans l'analyse des textures. Le LBP

s'est avéré extrêmement performant dans divers domaines, offrant à la fois une vitesse d'analyse rapide et une discrimination précise des textures.

Le motif binaire local (LBP) est une caractéristique puissante en vision par ordinateur, permettant d'analyser et de décrire la structure spatiale locale d'une image. Il est particulièrement utile pour la détection de textures et d'objets dans les images numériques, fournissant un résumé informatif de la disposition des pixels dans une région donnée [71].

II .8.3 Attributs spatio-fréquentiels

Fréquentiels spatio-fréquentiels sont classés en trois catégories : les attributs calculés dans le domaine spatial, ceux calculés dans le domaine fréquentiel ou ceux extraits du domaine spatio-fréquentiel lui-même.

Le calcul des attributs de texture dans le domaine spatial consiste à déterminer la texture en fonction du nombre de transitions par unité de surface.

Il est nécessaire de passer du domaine spatial au domaine fréquentiel pour évaluer les caractéristiques de texture dans le domaine fréquentiel.

La troisième caractéristique de texture associe les deux domaines spatial et fréquentiel [72].

II .8.4 Données statistiques

Les propriétés statistiques permettent d'évaluer tous les types de textures, y compris les textures fines et non régulières.

On retrouve de nombreux attributs dans la littérature, parmi lesquels on retrouve ce qui suit [73]:

II .8.5 attributs première ordre

Les attributs de premier ordre sont utilisés pour analyser les pixels individuels d'une région de l'image et les paramètres sont calculés à l'aide de l'histogramme des intensités.

La moyenne représente le niveau de gris moyen dans une fenêtre de l'image.

Elle est calculée par l'équation suivante :

$$MOY = \frac{1}{N} \sum_{i,j} I[i,j] \Rightarrow \text{Équation 3}$$

Tel que :

$I[i,j]$ Le niveau de gris du pixel (i, j) est défini.

N représente le total des pixels présents dans la fenêtre.

La variable de variance fournit des données sur la dispersion et la variation des valeurs de niveau de gris de l'image.

$$VAR = \frac{1}{N} \sum_{i,j} [I[i,j] - MOY]^2 \Rightarrow \text{Équation 4}$$

Kurtosis désigne le point culminant de l'histogramme : plus le kurtosis est faible, plus le point culminant de l'histogramme est arrondi.

$$KURT = \frac{1}{N} \sum_{i,j} [I[i,j] - MOY]^4 \Rightarrow \text{Équation 5}$$

Skewness : évalue la différence entre la distribution des niveaux de gris et une distribution symétrique. Donc, lorsque les valeurs élevées sont déviées, le skewness est positif.

$$SKEW = \frac{1}{N} \sum_{i,j} [I[i,j] - MOY]^3 \Rightarrow \text{Équation 6}$$

Les valeurs de l'énergie déterminent l'homogénéité de l'image, et elles sont d'autant plus faibles qu'il y a davantage de zones homogènes.

$$ENE = \frac{1}{N} \sum_{i,j} I[i,j]^2 \Rightarrow \text{Équation 7}$$

Contraste évalue la transparence des zones d'interférences sur des miroirs dont la luminance fluctue de manière sinusoïdale de L_{min} à L_{max} [74] [75] [76].

$$C = \frac{L_{\max} - L_{\min}}{L_{\max} + L_{\min}} \Rightarrow \text{Équation 8}$$

II .8.6 Attributs deuxième ordre

La localisation des pixels dans le premier ordre n'est pas connue, donc il faut utiliser les attributs du deuxième ordre.

Les cooccurrences de matrices sont l'un des outils les plus fréquemment utilisés pour effectuer une analyse statistique d'une image texturée.

Le principe fondamental est d'évaluer le nombre de transitions entre divers niveaux de gris.

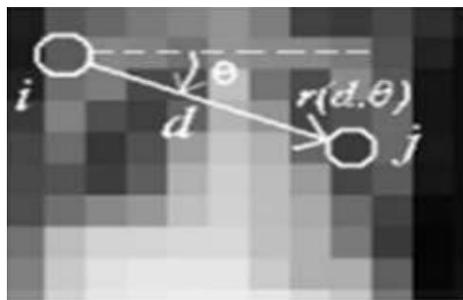


Figure 30: Matrice de cooccurrence.

La mise en œuvre de la méthode de cooccurrence matricielle est très simple. Les matrices de cooccurrence sont efficaces pour la plupart des types d'images et fournissent de bons résultats. Elles sont de dimension $N \times N$, où N représente le nombre de niveaux de gris d'une image. Pour un déplacement donné d , un élément $[i, j]$ de la matrice indique le nombre de pixels de l'image ayant un niveau de gris j , situés à une distance d d'un pixel de niveau de gris i .

Cependant, il peut être difficile de manipuler les matrices de cooccurrence lorsqu'elles contiennent une grande quantité d'informations. Dans ce cas, il peut être nécessaire d'utiliser des techniques de compression ou de réduction de dimension pour faciliter leur traitement et leur analyse. Ainsi, à partir de ces matrices, il est envisageable de déterminer plusieurs indices correspondant à des caractéristiques descriptives des textures. Quatre d'entre eux sont présentés ici :

Homogénéité :

$$\sum_i \sum_j \frac{g[i; j]}{1 + [i - j]^2} \Rightarrow \text{Équation 9}$$

Energie :

$$\sum_i \sum_j [g[i, j]]^2 \Rightarrow \text{Équation 10}$$

Contraste :

$$\sum_i \sum_j [i - j]^2 g [i, j] \Rightarrow \text{Équation 11}$$

Maximum de probabilité :

$$\max_{ij} g [i, j]$$

La définition de tous ces indices est basée sur une valeur de déplacement d , ce qui rend le choix de ce paramètre crucial pour obtenir un résultat de qualité [77].

II .9 Domaine d'application de l'analyse de la texture

Le domaine de l'analyse de la texture est de plus en plus diversifié. Il est principalement utilisé pour caractériser, segmenter les images ou reconnaître les formes.

L'analyse de la texture est couramment employée pour achever la segmentation d'une image. En effet, pour les images naturelles, l'analyse de la répartition des niveaux de gris ne suffit pas à définir les zones uniformes. C'est exact.

Les images multi spectrales ou les estimateurs de textures sont utilisés en télédétection pour identifier un champ, une forêt ou une ville... On retrouve également Cette situation est également présente en imagerie médicale, où ces mêmes indicateurs permettent de différencier les tissus sains des tissus pathologiques (détection de lésions, dépistage de maladies, segmentation en IRM...).

Les caractéristiques texturales permettent de compresser des images en utilisant un nombre limité de paramètres, ce qui permet de reconstituer l'information avec un minimum d'erreurs. La texture peut également être caractérisée en utilisant des paramètres adéquats.

Une partie dégradée ou manquante de l'image peut être remplacée par une version synthétique créée à partir du modèle textural rendu. La synthèse de texture est une résultante naturelle de l'analyse en infographie ou en audiovisuel, et elle peut être employée dans le domaine du réalisme, de l'art, du design...

L'analyse de texture est une méthode fréquemment utilisée dans le domaine de la vérification non destructive afin d'évaluer la qualité des surfaces (produits industriels, matériaux, produits alimentaires, détection de manques...) [78].

II .10 Conclusion :

Pour le diagnostic et la gestion d'un large éventail de problèmes médicaux, l'échographie, qui produit des images rapides et non ionisantes, est un outil médical indispensable. L'analyse de texture permet des applications telles que l'identification de motifs et la classification d'images en s'appuyant sur des approches statistiques pour extraire des caractéristiques et des motifs visuels. Le choix des procédures appropriées et la formation des opérateurs pour améliorer la qualité de l'image et la précision de l'interprétation sont essentiels au succès de ces analyses.

*Analyse des images
texturées par la
méthode statistique*

CHAPITRE III : Analyse des images texturées par la méthode statistique

Introduction

À l'aide d'images médicales contenant des textures naturelles, ce chapitre explore l'analyse statistique de la texture et son application à l'imagerie médicale, Surtout les images échographiques.

La méthode statistique examine les relations entre les pixels voisins ; elle est divisée en deux ordres : les attributs du premier ordre, tels que la moyenne, la variance, l'énergie, le rapport signal-bruit (RSB), etc. et la matrice de cooccurrence du deuxième ordre (**GLCM**).

Nous allons d'abord identifier un certain type de données, qui sont des mammographies avec échographie, puis nous allons utiliser la méthode statistique pour extraire les caractéristiques du premier et du deuxième degré.

Ensuite, nous appliquerons aux données l'algorithme k-means à l'aide de caractéristiques statistiques pré-extraites, pour collecter des pixels dans différents groupes, et à travers ce dernier, nous étudierons les résultats afin de nous assurer que nous pouvons identifier les tumeurs.

Tout d'abord, nous allons choisir le type de base de données, analyser l'image grise. La base de données est une collection de mammographies, où notre travail est axé sur le cancer du sein.

Nous appliquerons l'analyse de manière statistique, pour calculer les avantages statistiques de premier et deuxième niveau.

Dans la deuxième partie de ce chapitre, nous allons diviser les images selon l'approche de segmentation, nous utilisons la fragmentation par l'algorithme k-means, nous allons donc tester la possibilité d'identifier des tumeurs pour cet algorithme.

III .1 Base des données des images échographiques

L'échographie, souvent connue sous le nom d'imagerie échographique, est une méthode d'imagerie médicale qui prend des images d'organes et de tissus internes à l'aide d'ondes sonores à haute fréquence. De nombreuses applications médicales utilisent cette technologie.

Contrairement aux radiographies invasives ou aux tomodensitogrammes, qui exposent le corps aux rayonnements ionisants, l'imagerie échographique ne le fait pas.

Nous avons utilisé le site [<https://www.kaggle.com/datasets/awsaf49/cbis-ddsm-breast-cancer-image-dataset>]. Téléchargez des mammographies, des images contenant des tumeurs et d'autres intactes, ce site donne des images proches de la réalité.

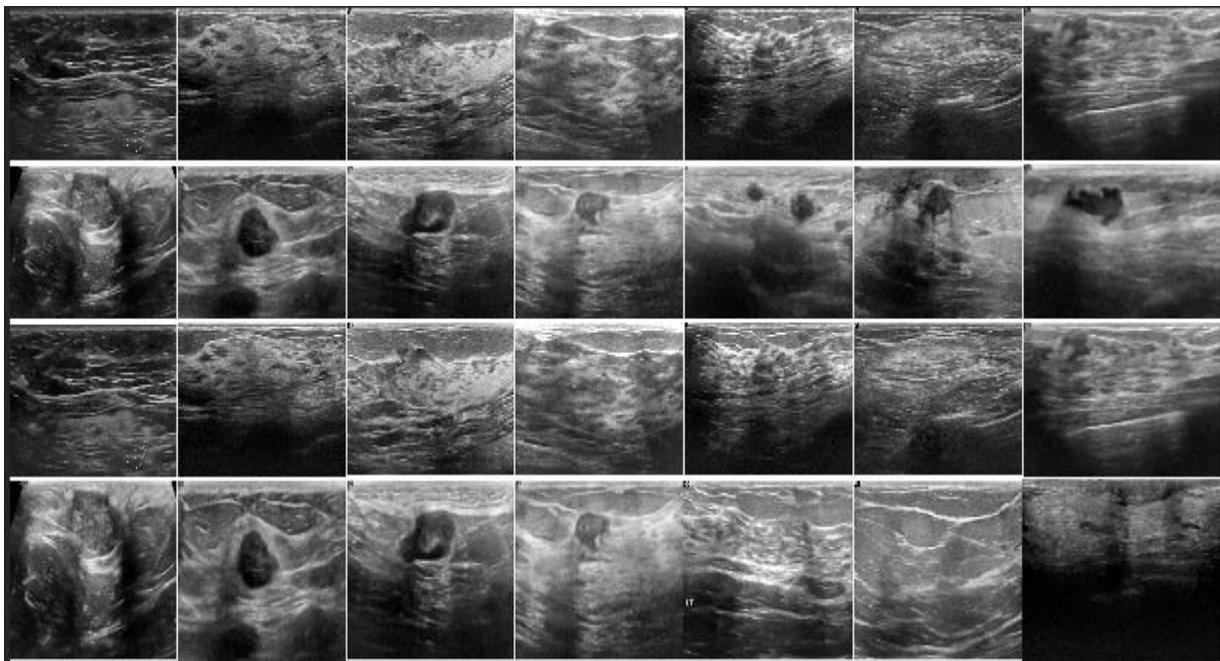


Figure 31 : Base des données des images échographiques

L'extraction rapide des propriétés de texture a été rendue possible par l'ordre 1 en utilisant des approches statistiques. D'autre part, vous ne pouvez pas les utiliser pour étudier les corrélations entre les pixels individuels. Pour cette raison, des approches de haut rang basées sur des matrices de coexistence sont nécessaires pour une analyse plus précise de ces stratégies.

Les caractéristiques statistiques suivantes seront extraites des écoimages précédentes : énergie, variance, moyenne, écart-type, kurtosis et matrice de cuisson.

(On utilise le logiciel Matlab dans les calculs suivants).

III .2 Méthode premier Ordre

III .2.1 La moyenne

$$\text{MOY} = \frac{1}{N} \sum_j^i I [i,j] \Rightarrow \text{Équation 12}$$

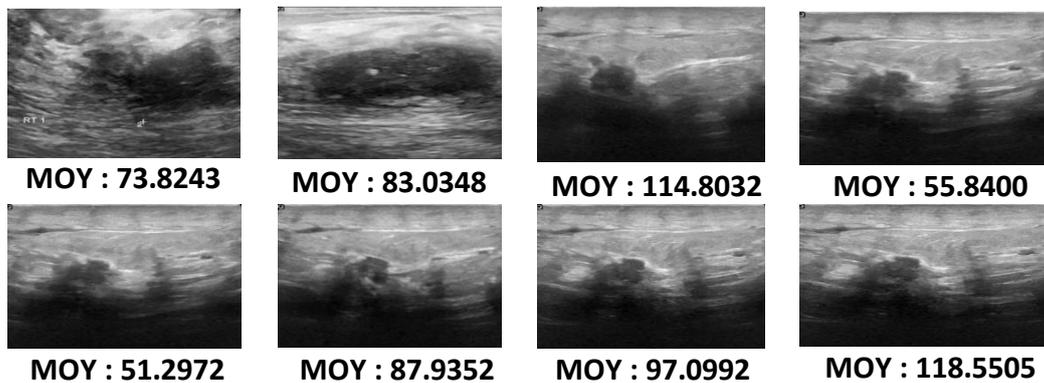


Figure 32 : Valeurs moyennes pour les images ne contenant pas de tumeur

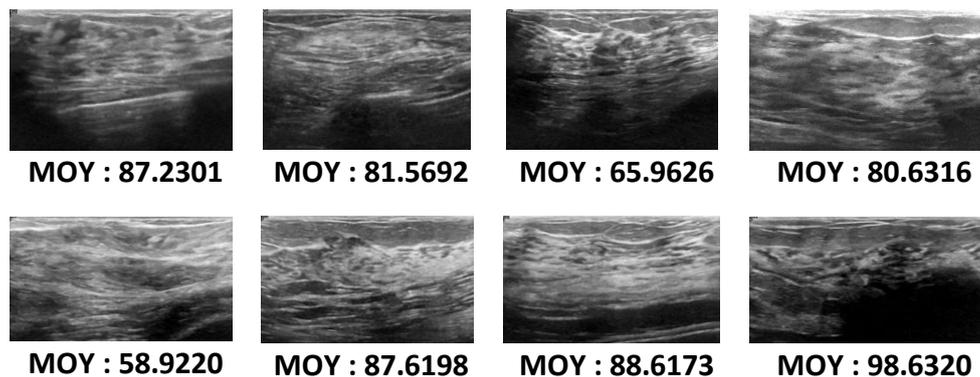


Figure33 : Valeurs moyennes pour les images ne contenant pas de tumeur

- **Interprétation**

Les moyennes obtenues à partir des images de tumeur et des images qui ne contiennent pas de tumeur sont les mêmes selon les valeurs fournies. Cela fournit plus de preuves que la valeur moyenne des pixels ne peut pas à elle seule différencier les images normales des images contenant des tumeurs.

III .2.2 La variance

$$\text{VAR} = \frac{1}{N} \sum_j^i [I [i,j] - \text{MOY}]^2 \Rightarrow \text{Équation 13}$$

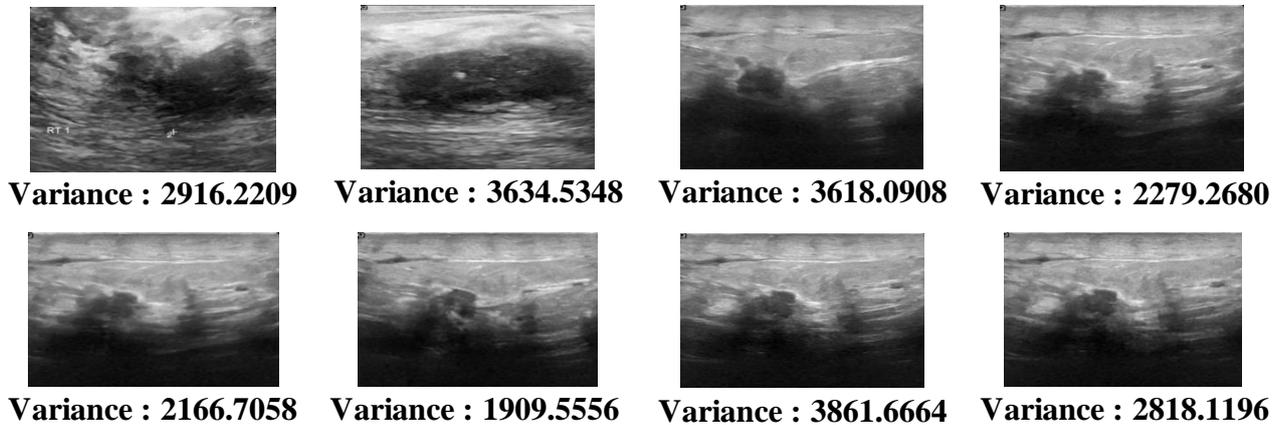


Figure34 : Valeurs de variance pour les images contenant la tumeur

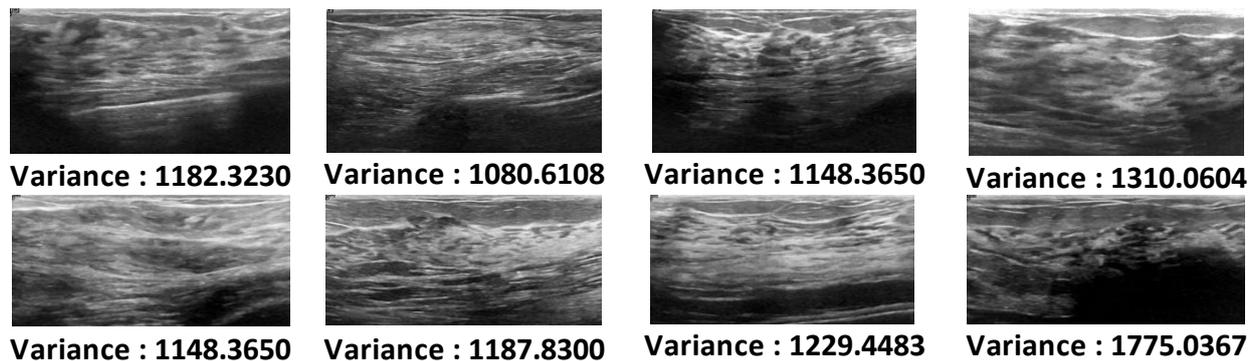


Figure35 : Valeurs de variance pour les images ne contenant pas de tumeur

Explication

Par rapport aux images sonores, celles avec une tumeur ont une variance considérablement plus élevée. Il peut être inféré que les images avec des tumeurs montrent plus de variance de valeur de pixel, suggérant que le tissu entourant la tumeur est hétérogène.

A Il y a plus de fluctuation des valeurs de pixels parce que la tumeur modifie le tissu environnant, ce qui rend l'hétérogénéité plus perceptible.

III .2.3 Rapport signal sur Bruit

$$RSB = \frac{MOY}{\sqrt{VAR}} \Rightarrow \text{Équation 14}$$

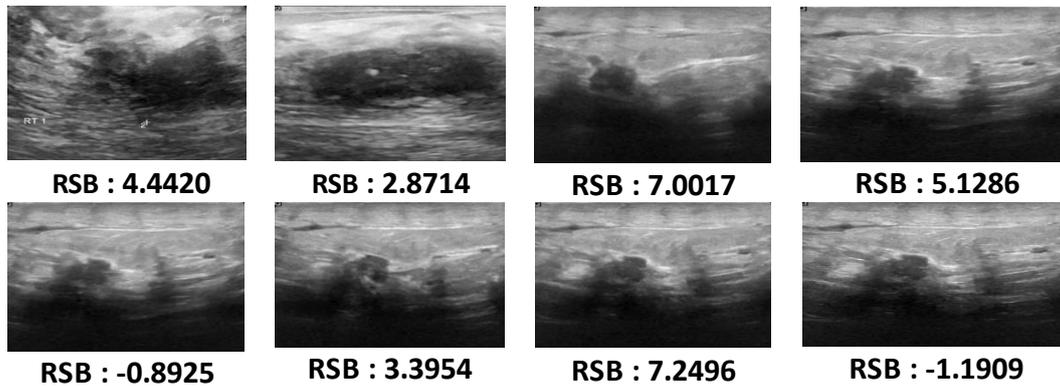


Figure 36 : Valeurs de SNR pour les images contenant le tumeur

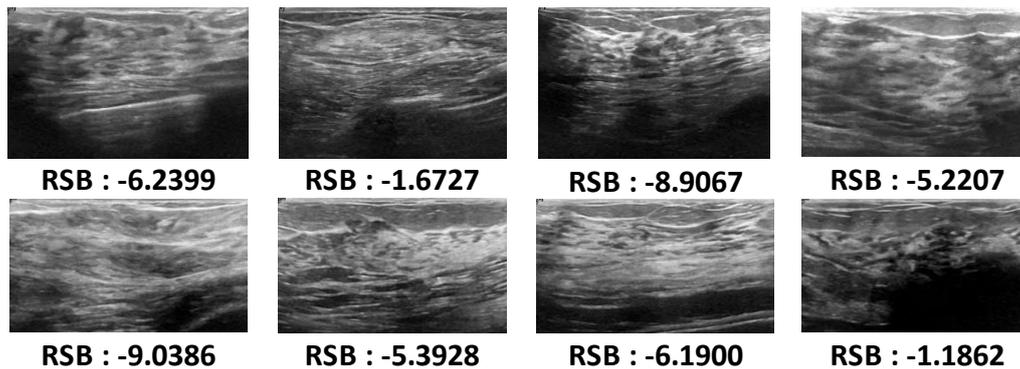


Figure 37 : Valeurs de RSB pour les images ne contenant pas de tumeur

❖ Explication

Les images avec tumeurs ont des valeurs de rapport signal-bruit (RSB) positives et négatives, la première atteignant 8,2402. Cela indique que les images de tumeur peuvent contenir des régions avec un rapport signal-bruit légèrement supérieur à la moyenne. Les valeurs négatives du rapport signal

III .2.4 Skewness

$$\text{SKEW} = \frac{1}{N} \sum_j [I(I,J) - \text{MOY}]^3 \Rightarrow \text{Équation 15}$$

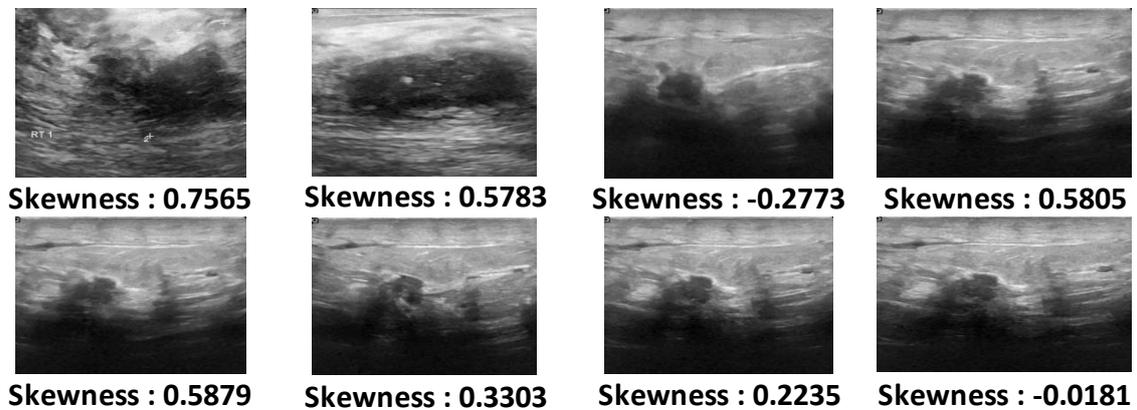


Figure38 : Valeurs de Skewness pour les images contenant la tumeur

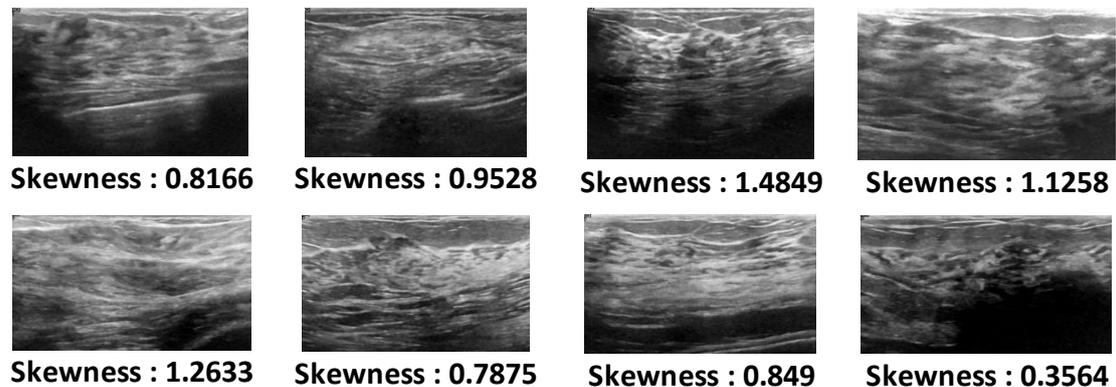


Figure39 : Valeurs de Skewness pour les images ne contenant pas de tumeur

❖ Explication

Les images avec des tumeurs montrent des valeurs de déviation réduites, certaines montrant des valeurs négatives et d'autres des valeurs modérément élevées. Si la déviation est négative, alors la distribution penche vers la gauche, et si elle est positive, alors la distribution penche vers la droite.

La distribution de droite à gauche est plus prononcée dans les images de tissus sains, qui affichent des valeurs de déviation positives et souvent des valeurs plus élevées.

III .2.5 Kurtosis

$$KURT = \frac{1}{N} \sum_j^I [I [i,j] - MOY]^4 \Rightarrow \text{Équation 16}$$

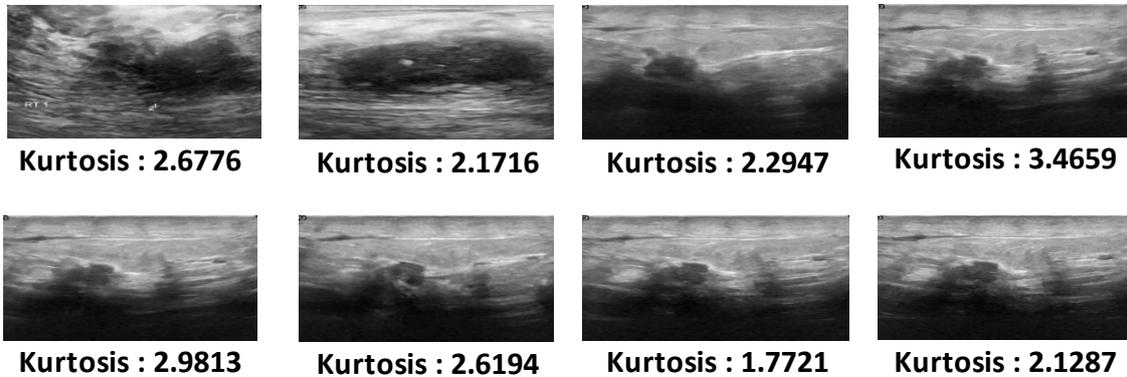


Figure 40: Valeurs de Kurtosis pour les images contenant la tumeur

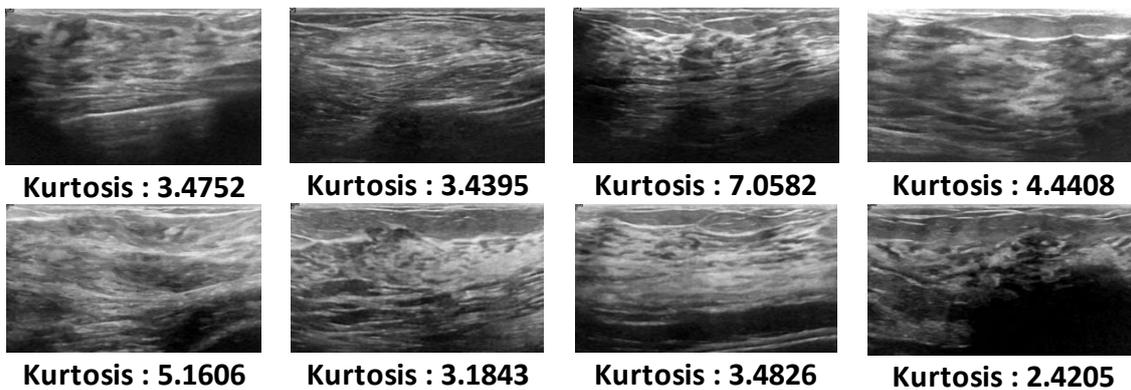


Figure41 : Valeurs de Kurtosis pour les images ne contenant pas de tumeur

❖ Explication

Une distribution plus plate des valeurs de pixels, avec moins de pics abrupts et des queues plus courtes, est indiquée par un score de planéité faible. Cela pourrait être dû au fait que les tissus sains possèdent des caractéristiques complexes, tandis que les tumeurs malignes ou les tissus environnants sont plus uniformes.

III .2.6 Energie

$$ENE = \frac{1}{N} \sum_j I [i, j]^2 \Rightarrow \text{Équation 17}$$

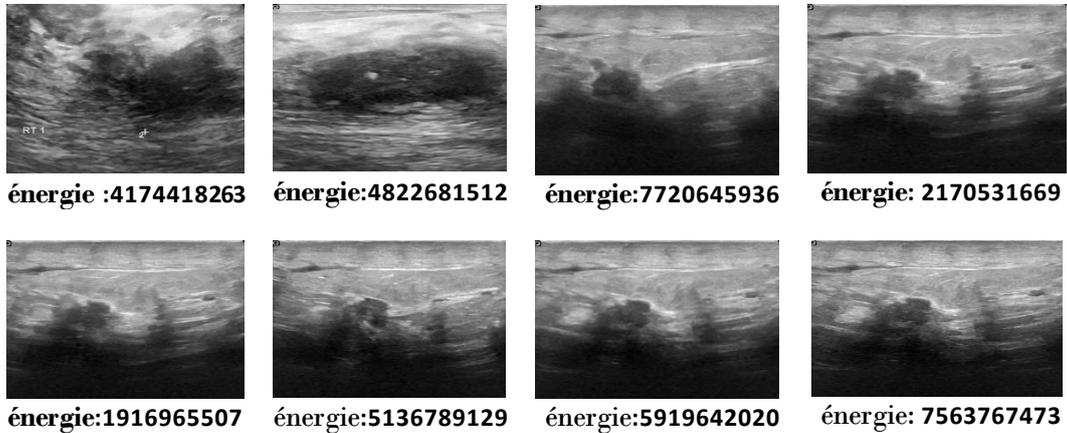


Figure42 : Valeurs de Energie pour les images contenant la tumeur

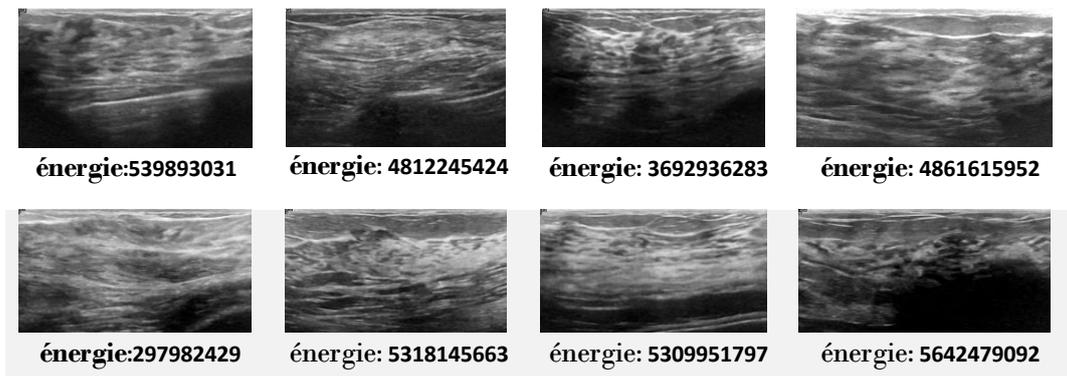


Figure43 : Valeurs de Kurtosis pour les images ne contenant pas de tumeur

❖ Explication

Étant donné que les valeurs d'énergie dans les image contenant une tumeur s'étendent sur une plus grande plage que dans les images normales — et dans certains cas sont significativement plus élevées, cela indique que la distribution des pixels dans les images contenant une tumeur varie de manière significative, ce qui entraîne des niveaux d'énergie plus élevés.

Il y a moins de variation dans les niveaux d'énergie vus dans les images de tissus seins, et le fait qu'ils ne couvrent qu'une petite plage de valeurs implique que les valeurs de pixels dans ces images sont plus uniformément réparties.

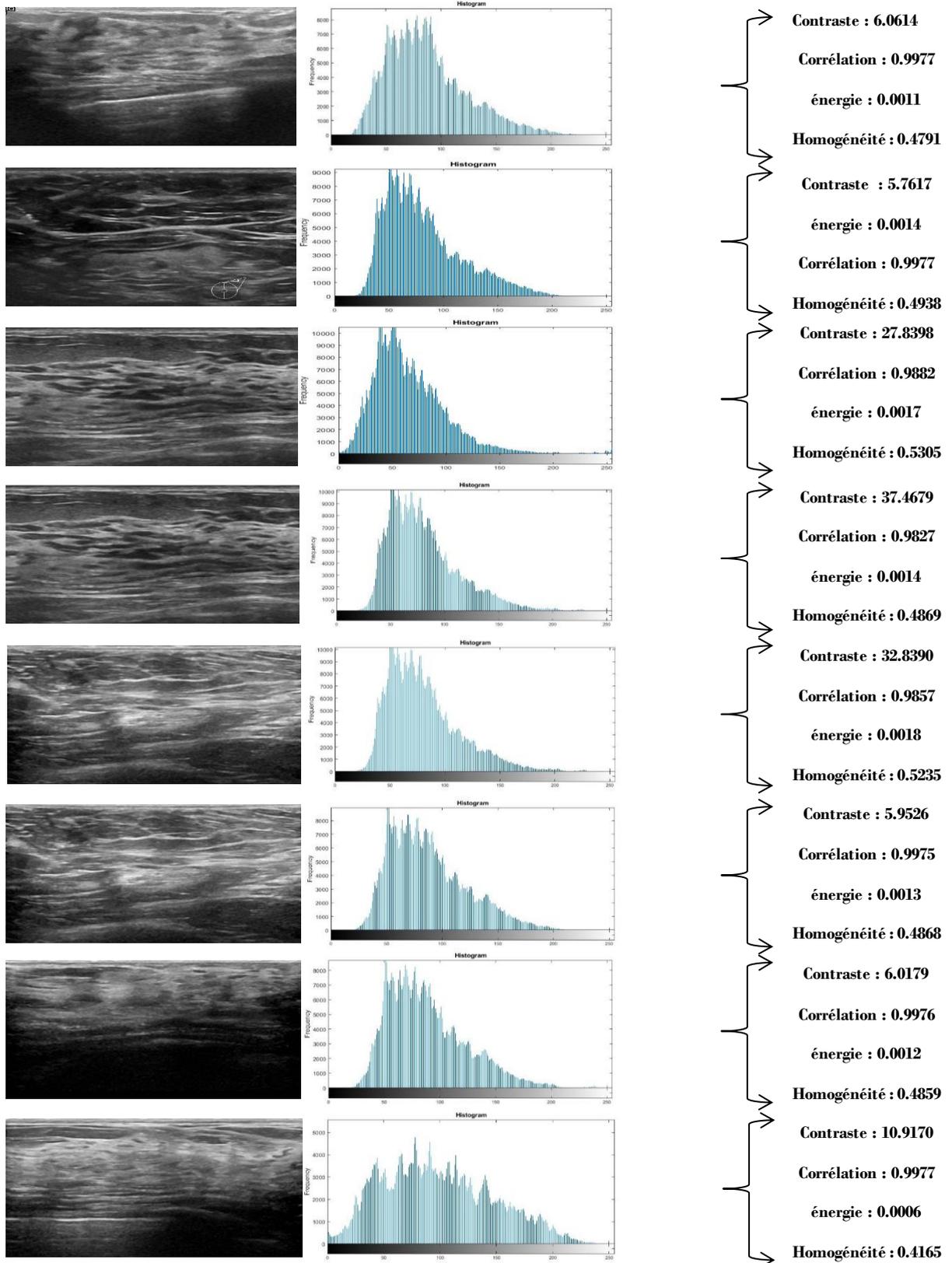
III .2.7 Conclusion

Sur la base des résultats, il n'est pas possible de différencier les images de tissus seins des tumeurs en utilisant uniquement la valeur moyenne des pixels. Les images contenant des tumeurs présentent une variance accrue en raison de l'influence de la tumeur sur les tissus voisins ; cette variation peut être utilisée comme référence pour la différenciation. D'autres marqueurs incluent les niveaux d'énergie et le rapport signal-bruit (RSB). Les images contenant des tumeurs présentent des niveaux d'énergie plus élevés et des distributions de valeurs plus diverses, indiquant l'hétérogénéité des tissus, ainsi que le bruit. Par conséquent, un moyen fiable de différencier les images normales et celles avec des tumeurs est de rechercher des variations et des valeurs aberrantes dans la distribution des valeurs et des niveaux d'énergie.

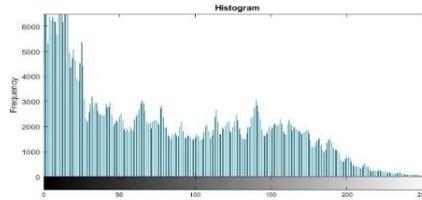
III .3 Méthode Deuxième Ordre

III .3.1 Matrice de cooccurrence

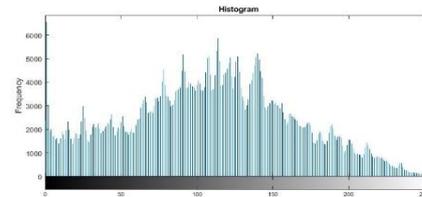
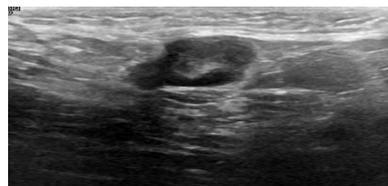
III .3.1.1 Les images ne portent pas de tumeur



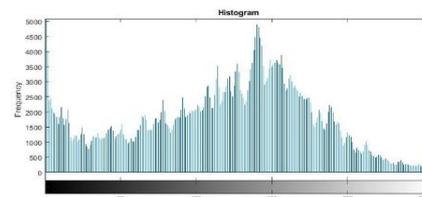
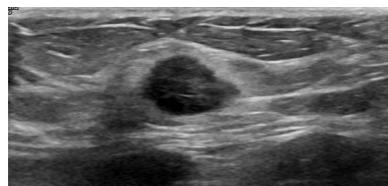
III.3.1.2 Images portant une tumeur



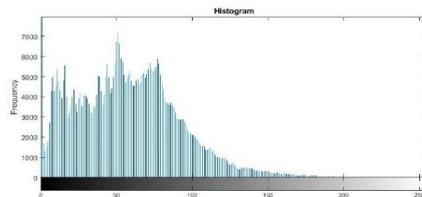
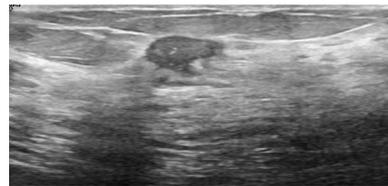
Contraste : 23.6644
Correlation: 0.9959
énergie : 0.0010



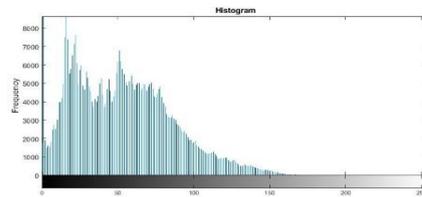
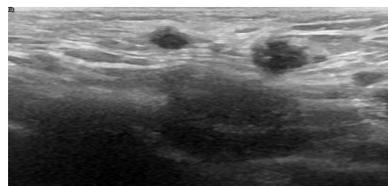
Homogénéité : 0.4710
Contraste : 16.0615
Correlation: 0.9978
énergie : 0.0010



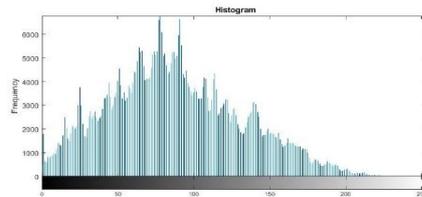
Homogénéité : 0.4826
Contraste : 17.6983
Correlation: 0.9976
énergie : 0.0009



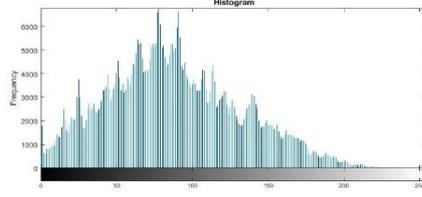
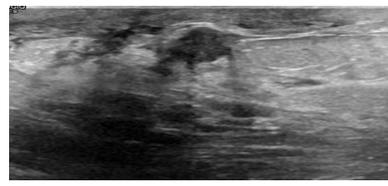
Homogénéité : 0.4668
Contraste : 8.1177
Correlation: 0.9968
énergie : 0.0036



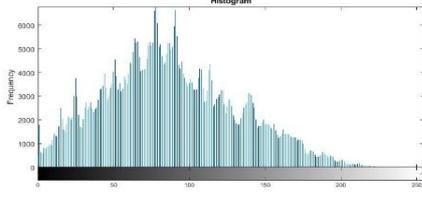
Homogénéité : 0.5263
Contraste : 9.1135
Correlation: 0.9961
énergie : 0.0046



Homogénéité : 0.5296
Contraste : 11.3782
Correlation: 0.9970
énergie : 0.0009



Homogénéité : 0.4944
Contraste : 15.4895
Correlation: 0.9980
énergie : 0.0007



Homogénéité : 0.4660
Contraste : 13.1361
Correlation: 0.9977
énergie : 0.0006

III .3.2 Discussion

III .3.2.1 Contrast

Il y a une variété modérée à élever dans les images infectées, par opposition à une variation peut-être plus élevée dans certaines image de tissus seins. Bien que l'influence d'une tumeur sur la structure des tissus puisse expliquer une variation modérée des images infectées, une grande variation des images saines peut refléter des caractéristiques compliquées dans les tissus réels.

III .3.2.2 Corrélation

Les tissus sains et infectés présentent une liaison élevée, ce qui indique un motif distinct et une association robuste entre les valeurs de pixels voisines.

III .3.2.3 Energie

Bien que certaines images impactées affichent des énergies plus faibles qui peuvent représenter des tissus tumoraux, les énergies faibles dans les deux types d'images montrent que l'énergie de l'image est distribuée uniformément.

III .3.2.4 Homogénéité

Les tissus présentant un degré d'homogénéité modéré à élever dans tout type d'image suggèrent que les valeurs de pixels sont réparties uniformément, que le tissu soit sain ou malade. Une analyse plus approfondie peut être nécessaire pour différencier les image de tissus seins et malades en raison de leur homogénéisation similaire.

III .3.2.5 L'histogramme

❖ Images sans tumeur

Il y a moins de concentration dans les valeurs inférieures, et l'histogramme révèle une distribution plus uniforme sur toute la plage de luminosité. C'est parce que le tissu mammaire sain est assez uniforme et qu'il n'y a pas de gros morceaux sombres [comme les cancers] présents.

❖ Images avec tumeur

Il y a beaucoup de taches sombres [tumeur] parce que le schéma tissulaire est plus concentré dans de faibles valeurs. Ceci est en ligne avec l'image montrant une tumeur ou une masse foncée pour le reste du tissu.

III .4 Conclusion

Les données indiquent que l'homogénéité, l'énergie, l'association et la variation peuvent révéler la structure des tissus, mais sont insuffisantes pour distinguer les tissus sains des tissus malades seuls. La combinaison de ces variables et d'autres techniques d'analyse peut améliorer la précision. La distribution des niveaux de luminosité montre une plus grande cohérence dans les images médicales par rapport aux images de la tumeur montrant des taches sombres, ce qui aide à classer les images et à détecter les tumeurs dans les images du sein.

III .5 Segmentation d'images échographiques par l'algorithme k-means

III .5.1 algorithme k-means

Le k-means est un algorithme commun utilisé dans l'apprentissage automatique pour l'analyse de groupe [Clustering]. Il vise à diviser un ensemble de données en clusters où chaque élément de données appartient à son groupe le plus proche.

III .5.2 Principe de fonctionnement de l'algorithme k-means

1. Sélection des centres primaires (Centroids), en déterminant le nombre de groupes [k], et en sélectionnant au hasard [k] points comme centres initiaux de groupes.
2. Définir les données pour les groupes :
 - a. La distance entre chaque point de données et chaque centre est calculée.
 - b. Le point est fixé au groupe dont le centre est le plus proche [souvent en utilisant la distance traditionnelle].
3. Mise à jour des centres : Après avoir assigné tous les points, on met à jour les centres des clusters en calculant la nouvelle moyenne de chaque groupe. La moyenne est le centre des points assignés au groupe.
4. Répétition des étapes : L'algorithme répète les deux étapes précédentes (assignation des points et mise à jour des centres) jusqu'à ce que les centres ne changent plus ou jusqu'à atteindre un nombre maximal d'itérations.

-Nous appliquerons à notre tour et en utilisant les caractéristiques de la méthode statistique que nous avons étudiée, nous appliquerons cet algorithme à notre base de données, dans le but d'identifier les tumeurs.

III .6 Résultats de l'application de l'algorithme de la moyenne k aux images

III .6.1 Images du sein contenant des tumeurs

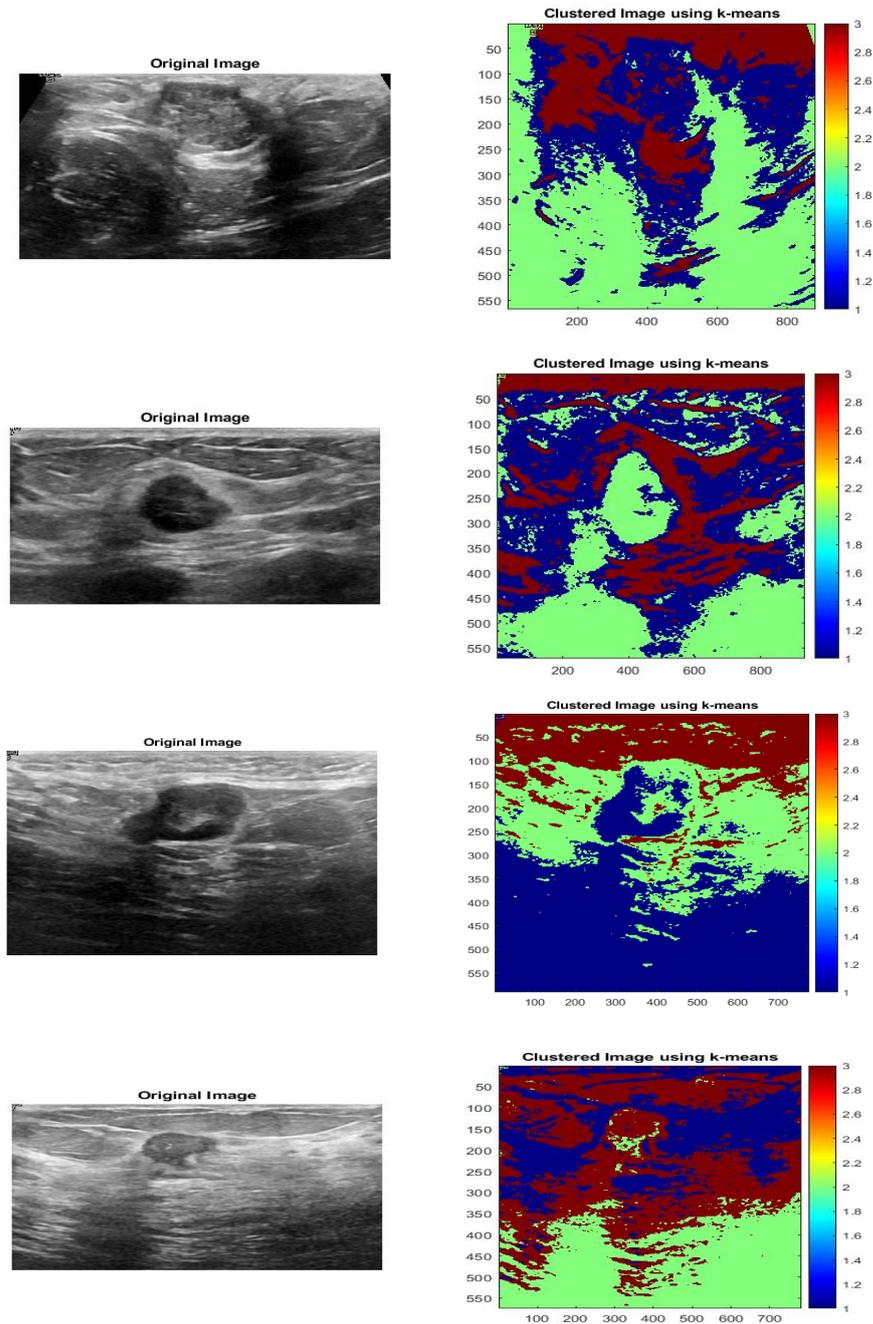


Figure 44: images originales et leurs résultats, collage des images a l'aide de k-means

Analyse des images texturées par la méthode statistique

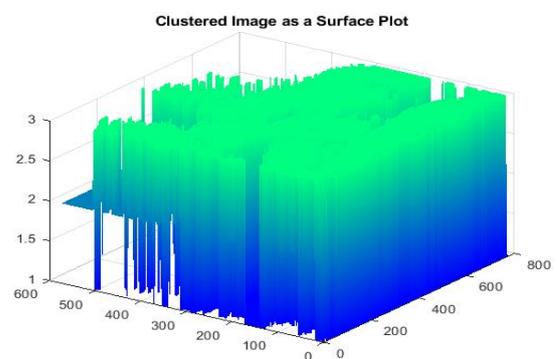
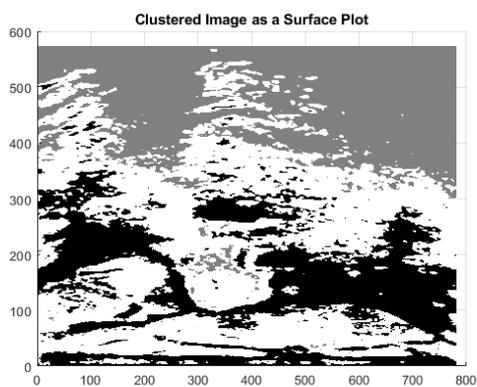
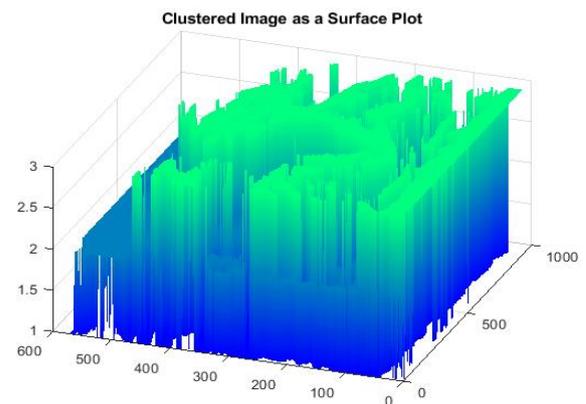
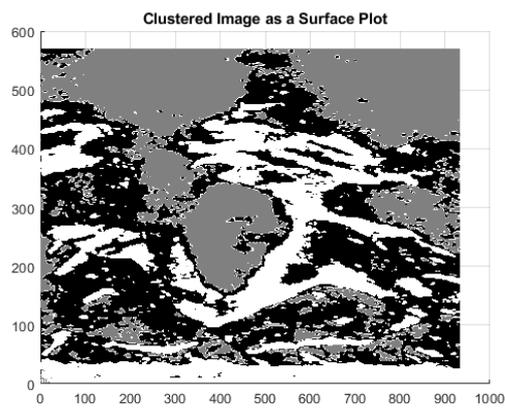
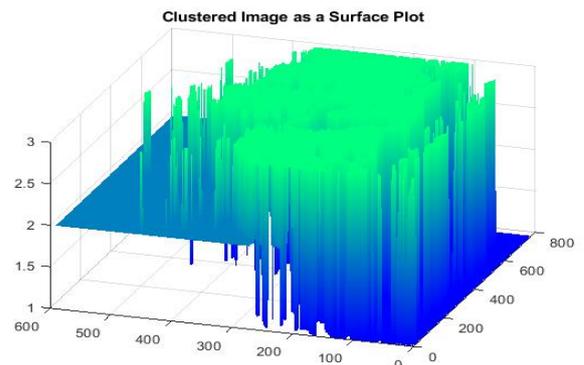
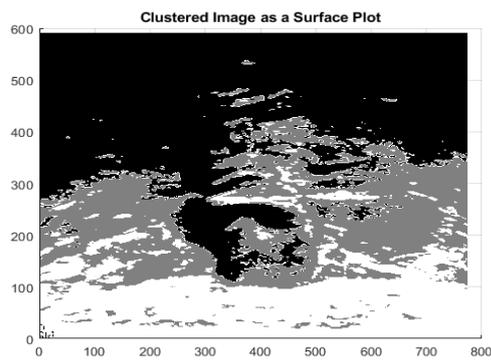
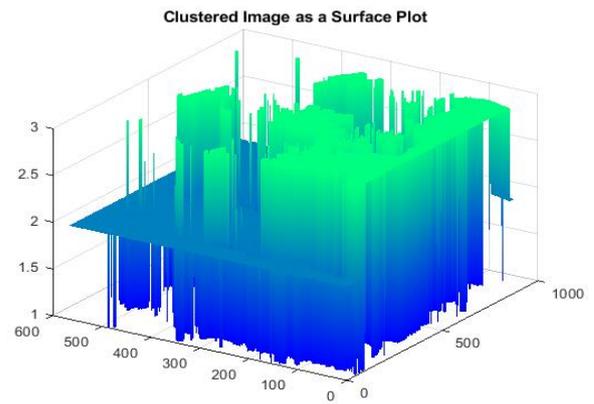
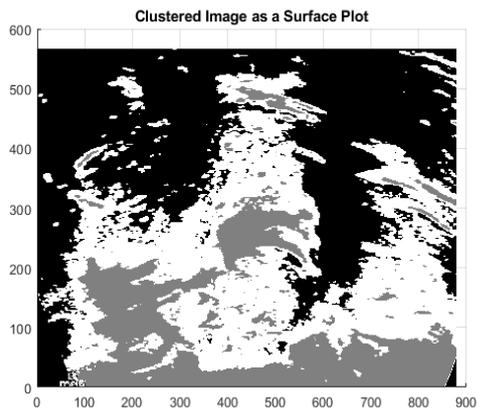


Figure 46:Le résultat utilise des couleurs en niveaux de gris, avec réglage de l'angle de vision.

Figure 45 : "Distribution de l'intensité des pixels pour l'image contenant une tumeur à l'aide de k-means".

III .6.2 Images ne contenant pas des tumeurs

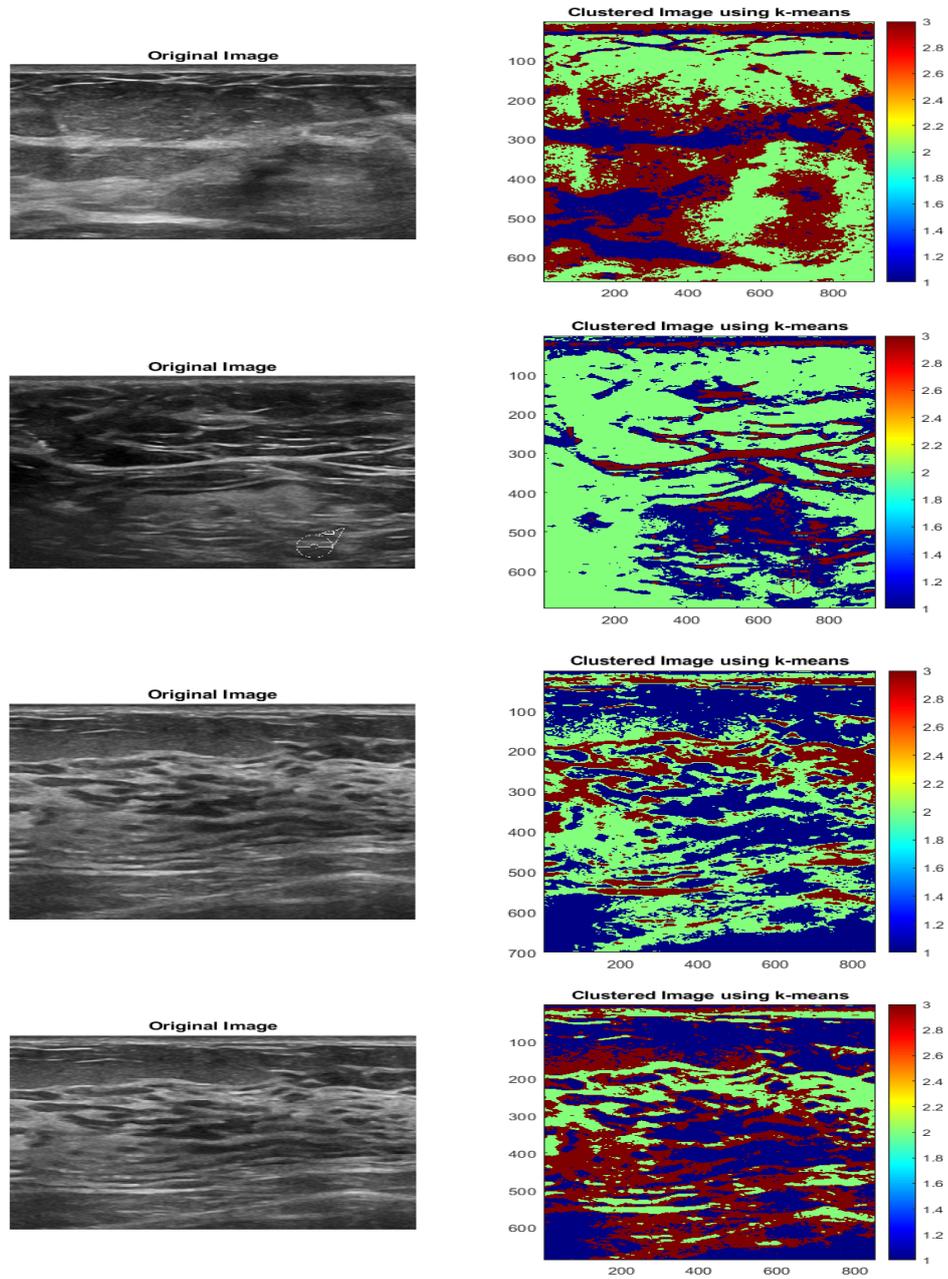


Figure 47: Les images originales et leurs résultats, collage des images a l'aide de k-means

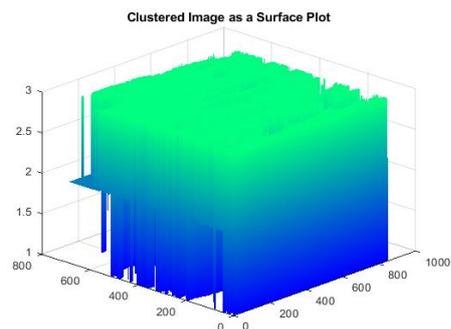
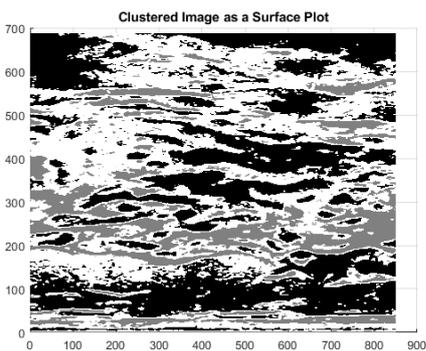
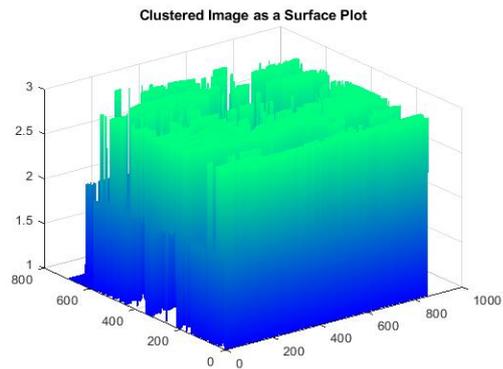
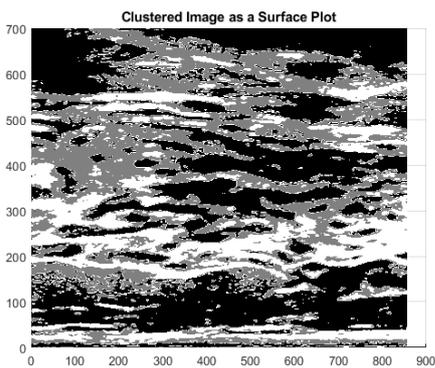
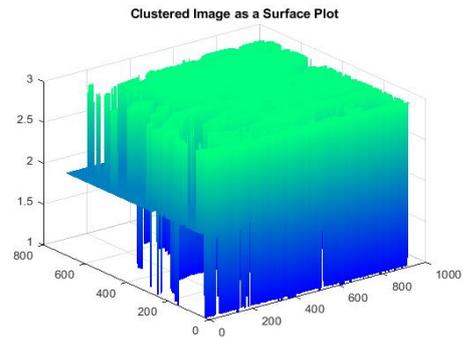
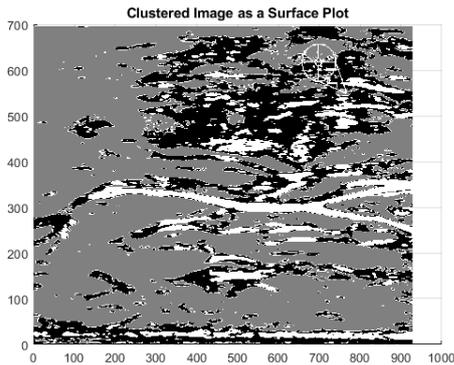
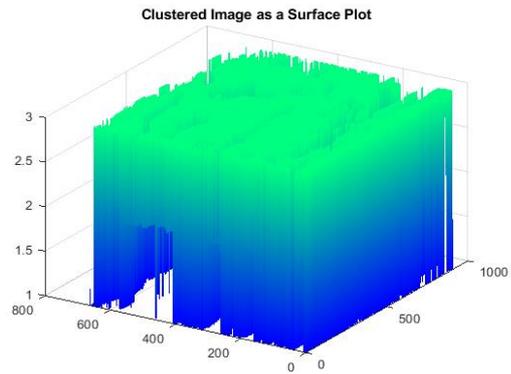
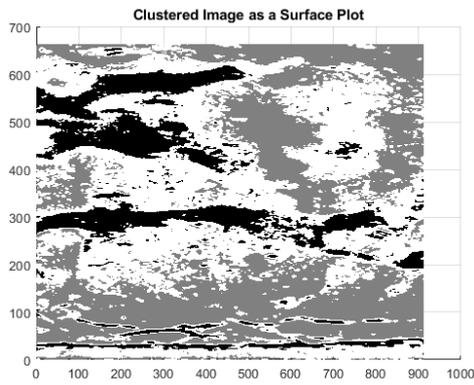


Figure 49 :Le résultat utilise des couleurs en niveaux de gris, avec réglage de l'angle de vision

Figure 48 : "Distribution de l'intensité des pixels pour l'image contenant une tumeur à l'aide de k-means".

III .7 Discussion et comparaison des résultats

III .7.1 Images du sein contenant des tumeurs

III .7.1.1 Images combinées

Différentes zones affichées sont divisées en groupes dans des images combinées réalisées à l'aide de l'algorithme k-means. L'algorithme k-means utilise des caractéristiques statistiques prises à partir des image pour identifier ces groupes, et ils sont affichés par différentes couleurs

III .7.1.2 Détection de la zone tumorale

Dans la plupart des cas, nous avons observé que les groupes sont capables d'identifier avec succès les zones tumorales. Il y a des zones séparées dans les images originales avec des blocs sombres, et ces zones sont souvent représentées dans des couleurs différentes du tissu environnant. Des preuves comme celle-ci montrent que l'algorithme k-moyenne peut différencier la tumeur et le tissu naturel en appliquant certaines caractéristiques.

III .7.1.3 Disparité entre les images

Nous notons que l'efficacité d'assemblage est quelque peu différente sur les images. Il y a des cas où la zone tumorale est précisément divisée en différents groupes, et il y a d'autres exemples où les groupes dans la zone tumorale se chevauchent ou sont confus. La variation peut s'expliquer par des différences dans la qualité de l'image, l'apparence de la tumeur et les caractéristiques statistiques utilisées pendant l'assemblage.

III .7.1.4 Cohérence des groupess

L'algorithme k-means peut assembler des zones aux caractéristiques similaires, comme le montrent les images combinées, indiquant un certain degré d'uniformité au sein de chaque groupe. D'autre part, une variété de types de tissus peut exister dans certains groupes.

III .7.1.5 Courbes 3D

L'axe z, qui traverse verticalement l'image, affiche les valeurs de pixels, tandis que les axes x et y indiquent les emplacements des pixels. La différence des valeurs de pixellisation se reflète dans la différence considérable des hauteurs de courbe. Parce que leur composition tissulaire diffère de celle des tissus normaux, les zones contenant des tumeurs apparaissent sous la forme de bosses surélevées dans les courbes.

La différence entre les régions contenant une tumeur et les régions saines est illustrée par des courbes tridimensionnelles.

Par rapport au tissu normal, le tissu tumoral est extrêmement dense, comme le montrent les grandes élévations dans certaines régions.

III .7.2 Images du sein ne contenant pas des tumeurs

III.7.2.1 Images combinées

Les images agrégées obtenues à l'aide de l'algorithme k-means montrent différentes régions fragmentées en groupes de couleurs différentes, similaires aux résultats obtenus avec les images contenant des tumeurs.

III .7.2.2 Fragmentation naturelle du tissu

Dans le cas des images sonores, les collections présentées par l'algorithme k-means, basées sur les propriétés statistiques sélectionnées des images, montrent différents niveaux de densité tissulaire, reflétant la structure naturelle du tissu mammaire.

III .7.2.3 Distinction entre différentes régions

Nous notons que l'algorithme des k-means est capable de distinguer les différentes zones tissulaires du sein naturel. Ceci est illustré par des images divisées avec succès même en l'absence de tumeurs malignes.

D'autre part, l'imagerie sonore ne révèle pas de tumeurs ou de blocages clairs, seulement le tissu naturel du sein.

III .7.2.4 Disparité entre les images

Il y a un écart dans l'efficacité de combiner différentes images, comme avec des images contenant du cancer. Ce qui pourrait expliquer cela. La possibilité que les caractéristiques du tissu naturel diffèrent entre les différentes images.

III .7.2.5 Courbes 3D

Les courbes ont tendance à être plus lisses et plus régulières avec moins de variation, reflétant l'homogénéité des tissus et aucune variation nette d'intensité entre les pixels.

La distribution des points est plus homogène, reflétant le modèle naturel des tissus sains.

Les pics sont moins élevés et plus cohérents, indiquant une structure de tissus régulière et inchangée.

III .8 Conclusion

Les images avec des tumeurs et celles sans tumeurs sont facilement identifiables à l'aide de paramètres statistiques de première classe comme le contraste, le rapport signal-bruit (RSB), la déviation, la planéité et l'énergie. Afin d'augmenter la précision des diagnostics par imagerie médicale, cette étude peut servir de base à la création de modèles de classification plus précis et efficaces qui peuvent différencier les tissus normaux des tumeurs.

Alors que des qualités de second degré comme l'homogénéité, l'énergie, la liaison et la variation peuvent donner de bons indices sur la structure des tissus, elles pourraient ne pas être suffisantes pour distinguer les tissus sains des tumeurs. Il peut être nécessaire de combiner ces caractéristiques avec d'autres techniques d'analyse ou des caractéristiques supplémentaires pour améliorer la précision de la différenciation, car il y a un grand chevauchement des valeurs entre les deux types d'images.

En mettant en évidence efficacement les sites tumoraux, l'algorithme k-moyenne est capable de démanteler les images du sein et de détecter les tumeurs.

Il est nécessaire d'améliorer les caractéristiques utilisées et d'ajuster les paramètres de l'algorithme pour corriger l'écart dans l'efficacité de l'assemblage sur différentes images.

De plus, ils excellent à améliorer leur capacité à évaluer les tissus réels en fragmentant efficacement les images de seins sains. La capacité de distinguer les images saines des images malades fournit une base pour un diagnostic précoce des changements dans les tissus.

L'imagerie des tumeurs avec des courbes tridimensionnelles rend leur présence et leur taille beaucoup plus faciles à détecter. Les cliniques peuvent utiliser ces impressions comme outil de diagnostic et d'éducation.

Conclusion

Conclusion Général

Dans cette étude, nous avons examiné et évalué les méthodes de traitement d'images numériques en mettant l'accent sur leur utilisation dans l'imagerie médicale. Nous avons commencé par décrire les généralisations liées aux images, en passant en revue les nombreux types d'images et leurs traits ainsi que les méthodes pour améliorer la qualité de l'image en utilisant diverses approches comme la texture, la forme et l'analyse des couleurs. Nous avons également discuté de l'importance du traitement d'images en relation avec les satellites, les systèmes optiques et les communications.

Nous avons parlé des bases de l'échographie, notamment de son fonctionnement et de la nécessité de diagnostiquer les maladies. Nous avons discuté des avantages de l'échographie, y compris la douleur et la sécurité, sa précision en temps réel dans la fourniture d'images et ses difficultés à améliorer la qualité d'image.

Ensuite, nous avons calculé un ensemble de caractéristiques statistiques en analysant les textures dans les images à l'aide de statistiques clés et secondaires. Ces propriétés sont utiles pour distinguer les différents tissus, comme en témoignent les recherches préliminaires qui ont révélé des différences claires entre les images de tissus seins et celles contenant des tumeurs.

Dans la phase finale de l'étude, nous avons analysé et classé les images en utilisant l'algorithme k-means. La capacité de l'algorithme à identifier précisément les taches tumorales et les images de fragments a été démontrée par les résultats. De plus, nous avons utilisé des graphiques de surface 3D pour illustrer les résultats, ce qui a facilité l'analyse et la compréhension visuelle des données.

Cette étude représente une avancée significative dans le domaine des méthodes d'analyse d'images médicales et de leur utilisation dans la détection précoce des maladies. L'application de caractéristiques statistiques et d'algorithmes de classification offre des outils puissants pour l'analyse et l'interprétation précises des images médicales, améliorant la norme de soins et permettant la détection précoce des maladies. Notre objectif est d'accélérer le développement de technologies plus sophistiquées et d'accroître la précision des diagnostics médicaux basés sur l'imagerie numérique.

Conclusion

En général, on peut affirmer que cette recherche a considérablement avancé le domaine du traitement d'images médicales et a contribué à la création de méthodes et d'instruments qui améliorent la précision et l'efficacité du diagnostic médical.

Bibliographie

Bibliographie

1. - SERVICE NATIONAL DU RÉCIT DOMAINE DES ARTS. *CARACTÉRISTIQUES D'UNE IMAGE NUMÉRIQUE*.
2. Territoire, Polycopié de cours 1 : « Représentation d'une image numérique ». Guerfi Bouthaina - Université Ferhat Abbas — Sétif I- Département des sciences de la terre Géographie et Aménagement du.
3. Tout savoir sur l'analyse d'image, consulté le 05/04/2024, disponible sur : <https://www.ynov.com/articles/actualites/tout-savoir-sur-l-analyse-d-image>.
4. BENDAOU, M H. *Développement de méthodes d'extraction de contours sur des images à niveaux de gris*. 2017. Thèse En vue de Pobtention du Diplôme de Doctorat en physique.
5. - Khamadja, M et Benierbah, S. *Traitement d'images*. Université des frères Mentouri (Constantine 1) Faculté des sciences de la technologie Département d'électronique. Master de Systèmes des Télécommunications.
6. BOUDRY C. *Textes et images : Qu'est-ce qu'une image numérique*. Paris : Ecole des chartes. Publications URFIST, Cours, 2005, 30p (consulté le 10/03/2017).
7. D. Zheng, Y. Liu, J. Zhao, and A. Saddik. « A survey of RST Invariant Image Watermarking Algorithms. » *ACM Computing Surveys*, 39(2), 2007.
8. BOUALA, Mémoire de fin d'études-Université MOULOUD MAMMERI de Tizi-Ouzou Faculté de Génie Electrique et d'Informatique Département d'ELECTRONIQUE. theme Analyse d'images par filtre de Gabor : Application aux images médicales Présenté pa: M: AMOUR HAMID/ M:.
9. UNIVERSITE IBN ZOHR-Prof. O. El Kharki. Site Web:<http://perso.menara.ma/~elkharki/>.
10. - Ghania.K / ARAR. C -*Traitement d'une image médicale Application à la segmentation/Université Mouloud MAMMERI, Tizi-Ouzou -Faculté de Génie Electrique et d'Informatique Département d'Electronique - D'Ingénieur d'Etat en Electronique Option :Instrumentat*.
11. DERICHE, R. *Techniques d'extraction de contours*. Sophia-Antipolis. 2004.
12. Caron, Y, Makris, M et Vincent, N. *Caractérisation d'une région d'intérêt dans les images*. Université Paris 5.
13. Mustafa A. Mafraji, MD, Rush University Medical Center 2023LE MANUEL MSD- Version pour professionnels de la santé/Imagerie par résonance magnétique nucléaire (IRM).
14. - <http://www.cea.fr/comprendre/Pages/sante-sciences-du-vivant/essentiel-sur-imagerie-medicale.aspx>
15. -SULTAN, A et al. *Médecine et maladies métaboliques*. Formation médicale continue. Mars 2024, Vol. 18, 2.
16. Lichtenstein, D. *L'échographie générale en réanimation*. Springer Science & Business Media. 2002.

Bibliographie

17. Le scanner, Actualisation Mai 2012. Disponible sur : <https://centre-hypertension.org/soins/les-examens/le-scanner/>.
18. Comment bien analyser une image ?, superprof, consulté le 06/04/2024, disponible sur : <https://www.superprof.fr/ressources/arts-appliques/arts-appliques-1ere/commenter-une-photo.html>.
19. Conseils pour analyser une image. *Le Monde*. Publié le 25 mai 2016 à 14h46, modifié le 25 mai 2016 à 15h10 .
20. Aziz, U. Convertir des images RVB en niveaux de gris en Java. août 6, 2021.
21. OUJI, A. *Segmentation et classification dans les images de documents numérisés Spécialité : Informatique*. INSTITUT NATIONAL DES SCIENCES APPLIQUÉES DE LYON . 01 juin 2012.
22. Edge-Based Segmentation?, consulté le 05/04/2024. Disponible sur : <https://cloudinary.com/glossary/edge-based-segmentation#top>.
23. Haytham.E. *Analyse et identifications de bactéries dans les images microscopiques couleur de biofilms*. Université de Sfax Ecole Nationale d'Ingénieurs de Sfax Département d'Informatique et de Mathématiques Appliquées . 2003.
24. Julien Da Costa- laboratoire TECFA - Université de Genève . 6 mai 2012 à 20:27.
25. DÉFINITION ET RÉOLUTION D'UNE IMAGE NUMÉRIQUE. <https://www.nicolasroger.fr/2015/01/definition-et-resolution-dune-image-numerique/>. Consulté le 05/04/2024, disponible sur: [fr/2015/01/definition-et-resolution-dune-image-numerique/](https://www.nicolasroger.fr/2015/01/definition-et-resolution-dune-image-numerique/).
26. By yuchip LED / May 10. 2023. What Is pixel density ? An in-depth guide. Consulté le 05/04/2024, disponible sur: <https://www.yuchip-led.com/what-is-pixel-density-an-in-depth-guide/>.
27. *Résolution spatiale et quantification des intensités*. Département d'Informatique de l'UdS : Christian RONSE, (17/09/2010). 7005 .
28. Benlamoudi , A *Make images come alive with scikit-image* UNIVERSITE KASDI MERBAH OUARGLA *Histogrammes de quelque image*.
29. *Radiographie conventionnelle*. Rush University Medical Center : Mustafa A. Mafraji, 2023.
30. Vincent ROY et Virginie BEAUCOUSIN (Université Ouverte des Humanités (UOH) / Université de Rouen Normandie.
31. *Animated sequence of sagittal transections through the human brain*. s.l. : Christian R. Linder, Taken on 13 October 2000.
32. *Sonographie eines Neunwöchigen Fötus*. s.l. : fr Wikipedia / Aoineko , 08/09/02.
33. .A, Jameel. *MIT researchers combine deep learning and physics to fix motion-corrupted MRI scans*. Alex Ouyang : news.mit.edu, August 17, 2023.
34. *Binary image*, Consulté le 05/04/2024, disponible sur: https://en.wikipedia.org/wiki/Binary_image.
35. *Image matricielle*, Consulté le 05/04/2024, disponible sur: https://edutechwiki.unige.ch/fr/Image_matricielle.
36. *généralités sur le traitement d'images* Introduction. université de msila. cour.

Bibliographie

37. KHEROUBI , G et ARAR, C. *Traitement d'une image médicale Application à la segmentation*. Université Mouloud MAMMERI, Tizi-Ouzou. 2011. Mémoire de Fin d'Etudes En vue de l'obtention du diplômeD'Ingénieur d'Etat en Elictronique.
38. KHEROUBI , G et ARAR, C. *Traitement d'une image médicale Application à la segmentation*. Université Mouloud MAMMERI, Tizi-Ouzou. 2011. Mémoire de Fin d'Etudes En vue de l'obtention du diplômeD'Ingénieur d'Etat en Elictronique.
39. -T. K. Reddy and N. Kumaravel, "Segmentation and Classification of Jaw Bone CT images using Curvelet based Texture features," Bangladesh Journal of Medical Science, vol. 09, 2010.
40. Hartmann, Sophie. "L'échographie en médecine, de la théorie à la pratique." *Kinésithérapie, la Revue* 17.182 (2017): 12-19..
41. Assala, Djeghoubbi, Largot Imane, and Mechri Med Laid. Mesurer les doses de rayonnement appliquées aux patients dans les pratiques radiodiagnostiques. Diss. UNIVERSITE KASDI MERBAH - OUARGLA..
42. BENAMOR, Sara, and Ibtissam KARKOURI Ibtissam. LE ROLE DES PARAMETRES ACOUSTIQUE DANS LE DIAGNOSTIC MEDICAL (La fibrose du foie. Diss. Université Kasdi-Merbah Ouargla.
43. Bourgeot, P., and Y. Robert. "Échographie du premier trimestre." *EMC-Radiologie* 1.1 (2004): 68-97..
44. Tortora, Gerard J., and Bryan Derrickson. *Anatomie et physiologie*. De Boeck supérieur, 2018..
45. Raharison, F., et al. "Echocardiographie normale chez le lemurien Brun (*Eulemur fulvus*)."
Revue de Medecine Veterinaire 159.5 (2008): 312..
46. Bey Benlaharche, Hichem. Intérêt du doppler hépatique dans la prédiction du hells syndrome. Diss. 2023..
47. Lévy, L., et al. "Présentation de la traduction française du bi-rads®(breast imaging reporting system and data system)." *Gynécologie obstétrique & fertilité* 33.5 (2005): 338-347.
48. Kabbara, Yeiha. Caractérisation des images à Rayon-X de la main par des modèles mathématiques: application à la biométrie. Diss. Université Paris-Est and Université Libanaise, 2015.
49. Dahmani, Souhayl, and Sonia Benkhalifa. "Monitoring hémodynamique en chirurgie néonatale: à quoi se fier?." *Anesthésie & Réanimation* 8.6 (2022): 559-565..
50. Aubin, Sylviane. Évaluation clinique d'une nouvelle modalité de traitement avec guidage en temps réel par imagerie. National Library of Canada= Bibliothèque nationale du Canada, Ottawa, 2004..
51. Barbazanges, Pauline. Etudes anatomique et par imagerie de l'oreille du cheval sain et principales affections. Diss. 2018.
52. Descamps, Chloé, and Katarzyna Jurga. "Quel est l'impact de l'échographie prénatale de dépistage sur le vécu de la femme enceinte ainsi que sur l'attachement à l'enfant à naître?." (2012).
54. Bracquart, Céline. Réalisation d'atlas en ligne tomographique et IRM haut champ 3 tesla de la tête du cheval sain (hors encéphale). Diss. 2017..

Bibliographie

55. Mcheik, Ali. Modélisation statistique du Speckle en OCT: application à la segmentation d'images de la peau. Diss. 2010..
56. Capelle-Laizé, Anne-Sophie. Segmentation des images IRM multi-échos tridimensionnelles pour la détection des tumeurs cérébrales par la théorie de l'évidence. Diss. Université de Poitiers, 2003.
57. Munot, Philippe, and François-Xavier Nève. Une introduction à la phonétique: manuel à l'intention des linguistes, orthophonistes et logopèdes. Vol. 9. Editions du CEFAL, 2002..
58. au Maroc, Application des PGR. "o Risque tératogène de certains médicaments et PGR (exemples: thalidomide, valproate de sodium, isotrétinoïne, etc.) o PGR et nouveaux traitements de l'hépatite C o Médicaments biologiques et bio-similaires."
59. Olivier, Julien. Méthodes d'accélération et approches supervisées pour les contours actifs : applications à la segmentation d'images 2D, 3D et texturées. Diss. Tours, 2009.
60. GUEDE, One Enoc, et al. "DYNAMIQUE ET EXTERNALITE DES CONGES ANTICIPES DANS LE SECONDAIRE EN COTE D'IVOIRE." «KAFODAL» LA REVUE DES SCIENCES SOCIALES DE L'UNIVERSITE PELEFORO GON COULIBALY CONSEIL SCIENTIFIQUE INTERNATIONAL: 162.
61. Paulhac, Ludovic. Outils et méthodes d'analyse d'images 3D texturées: application à la segmentation des images échographiques. Diss. Université François Rabelais-Tours, 2009.
62. Samia, Si Ahmed, and Touil Ghania. Segmentation d'images texturées par analyse multi résolutions utilisant la décomposition en ondelettes. Diss. Université Mouloud Mammeri, 2009..
63.] R.M. Haralick. Statistical and structural approachs to texture. Proceedings of the IEEE In Proceedings of the IEEE, Vol. 67, No. 5, pages 786–804, may 1979.
64. F. Tomita, Y., and S. Tsuji. Description of textures by a structural analysis. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 4(2):183–191, march 1982. .
65. V.V. Starovoitov. Simplified technique of structure extraction from textural images. In 5th Int. Conf. Comput. Anal. of Images and Patterns, pages 259–266, september 1993. .
66. Gagalowicz, A. Vers un modèle de textures. PhD thesis, Université Pierre et Marie Curie Paris VI, mai 1983.
67. Ferryanto. A kolmogorov-smirnov type statistic for detecting structural changes of textures. Pattern Recognition Letters, 16:247–256, march 1995. 90.
68. W.K. Pratt, O.D. Faugeras, and A. Gagalowicz. Applications of stochastic texture field models to image processing. IEEE Proceedings, Vol. 69, pages 542–550, may 1981.
69. Ubois R. Péteri M. Ménard, Indexation de Textures Dynamiques à l'aide de Décompositions Multi-échelle, publié dans "RFIA 2012 (Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle), Lyon : France (2012).
70. Haralick.R. M, "Statistical and structural approaches to texture," Proceedings of the IEEE, vol. 67, 1979.
71. Amroun. F, Extraction de la composante texturée d'une image, Mémoire de magister, Université Mouloud Mammeri Tizi-Ouzou, 2013.
72. Haliche.Z. Segmentation d'images texturées en niveau de gris à base de la matrice Aura. Mémoire de Magister, Université Mouloud Mammeri, Tizi Ouzou, 2010.

Bibliographie

73. ROUSSELLE . J .J. Les contours actifs, une méthode de segmentation. Application à l'imagerie médicale. Juillet 2003. Université de TOURS.
74. kadi, K. Segmentation d'images texturées par LPE. Département d'Electronique et des télécommunications, OUARGLA. 2018. Mémoire MASTER ACADEMIQUE. Spécialité: Electronique des système embarquées.
75. Porski. A, "Sélection d'attributs de texture couleur pour la classification d'images. Application à l'identification de défauts sur les décors verriers imprimés par sérigraphie", Université de Lille 1 science et technologies, Département automatique et.
76. O.J. Hernandez et A. Khotanzad. Color image segmentation using multispectral random field texture model and color content features. Journal of ComputerScience &Technology, 4(3) :141–146, 2004.
77. Mihran. T and J. Anil K, "Texture Analysis," in Handbook of Pattern Recognition and Computer Vision Siyngapore: World Scientific Publishing, 1998, pp. 207-248.
78. A.Tedjani, "Analyse d'images textures. Application à l'imagerie médicale", Mémoire Master Académique, Université Kasdi Merbah Ouargla, Département d'électronique et des communications, 2014.

Annexes

Algorithme k-means :

En tant que méthodologie de clustering, la méthode k-means trie les données en (k) clusters, chaque point de données étant affecté au groupe avec le centre le plus proche.

La réduction du total des cases de distance entre les points de données et leurs centres de groupe respectifs est la base de l'algorithme k-means.

La fonction de réduction-cible est :

$$J = \sum_{i=1}^D \sum_{j=1}^k r_{ij} |x_i - c_j|^2$$

Où :

(D) est le nombre de points de données.

(k) est le nombre de clusters.

(x i) est le point de données (i).

(c j) est le centre du cluster (j)

(r {ij}) est un indicateur binaire qui vaut 1 si le point de données (x i) appartient au cluster (j), sinon il vaut 0.

Étapes de l'algorithme k-means :

1 - Initialisation :

Choisir aléatoirement (k) centres pour les clusters (c j).

2 - Affectation des points de données :

Pour chaque point de données (x i), assigner (x i) au cluster (j) dont le centre (c j) est le plus proche, c'est-à-dire minimiser (| x i - c j |).

3 - Mise à jour des centres des clusters :

Calculer les nouveaux centres des clusters comme la moyenne des points assignés au cluster (j) :

$$c_j = \frac{\sum_{i=1}^D r_{ij} x_i}{\sum_{i=1}^D r_{ij}}$$

4 - Calculer la fonction objective :

Calculer la somme des carrés des distances entre les points de données et les centres de clusters correspondants (J).

5 - Convergence : Répéter les étapes 2 à 4 jusqu'à ce que la position des centres (c j) converge (c'est-à-dire que les centres des clusters ne changent plus de manière significative entre les itérations) ou jusqu'à ce qu'un nombre maximum spécifié d'itérations soit atteint.