

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne démocratique et populaire

وزارة التعليم العالي و البحث العلمي
Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique

جامعة سعد دحلب البلدية
Université SAAD DAHLAB de BLIDA

كلية التكنولوجيا
Faculté de Technologie

قسم الإلكترونيك
Département d'Électronique



Mémoire de Master

Mention : Génie Biomédical

Spécialité : Instrumentation Biomédicale

Présenté par : Mahiouz Asma

&

Aichoun Lydia

Détection de Pneumonie à partir des Images Radiographiques Thoraciques : application covid-19

Proposé par : Dr A. Yahiaoui

Année Universitaire :2020/2021

Remerciements

En premier lieu nous tenons à remercier Dieu le tout puissant qui nous a donné la force et la patience pour accomplir notre travail.

En second lieu,

Nous remercions vivement notre promotrice, Madame A. Yahiaoui de l'aide et du soutien qu'elle nous a apporté pour la réalisation de ce travail, nous saluons sa disponibilité, ses conseils à la fois éveilleurs et formateurs.

Nos vifs remerciements vont également aux membres du jury pour l'intérêt qu'ils ont porté à notre mémoire en acceptant d'examiner notre travail.

Nous souhaitons adresser nos remerciements les plus sincères aux personnes qui nous apporté leur aide et qui ont contribué à l'élaboration de ce mémoire.

Nous tenons enfin à remercier du plus profond de notre cœur nos chers parents qui nous ont accompagnés et soutenus durant notre cursus.

Dédicaces

Je tiens à dédier ce travail au nom d'ALLAH qui m'a guidé mes pas et orienté mes pensées pour que je puisse réaliser cet œuvre.

A mes parents, les deux êtres les plus sincères dans leur amour, les plus généreux dans leur sacrifice, les plus forts dans leur soutien.

*À mes adorables sœurs, et à mon cher frère pour
Leur encouragement et je leurs souhaite tout le bonheur et
la réussite.*

À tous les membres de ma famille.

À mon cher binôme Lydia et à toute sa famille.

A tous mes amis et ceux qui m'ont guidé, conseillé, soutenu.

Aimablement...

MAHIOUZ Asma.

Dédicaces

Au nom de Dieu clément et miséricordieux

*Je dédie cet humble et modeste travail avec grand amour, sincérité
et fierté :*

*À mes chers parents, ma source de tendresse, de noblesse et
d'affection à qui je dois ce que je suis.*

*Votre amour, votre compréhension et votre patience sont toujours
pour moi sans limite. Vous n'avez jamais cessé de m'encourager,
soutenir et avoir cru en moi tout le long de mes études.*

*À mes chères sœurs et frère en témoignage de fraternité avec mes
souhais d'un meilleur avenir.*

*À mon cher binôme Asma, je te remercie pour ton soutien moral,
patience et ton dévouement pour la réussite de ce PFE.*

À mon fiancé pour son soutien moral et son amour.

Aimablement...

AICHOUN Lydia.

Résumés

المخلص: يعد الالتهاب الرئوي من الأمراض الرئيسية التي تسبب معظم الوفيات في العالم. يمكن للفيروسات والبكتيريا والفطريات أن تسبب الالتهاب الرئوي. ومع ذلك ، من الصعب الحكم على الالتهاب الرئوي بمجرد النظر إلى صور الصدر بالأشعة السينية. الهدف من هذه الدراسة هو تبسيط عملية الكشف عن الالتهاب الرئوي للخبراء والمبتدئين على حد سواء. الهدف من هذا العمل هو تطوير طريقة فعالة جديدة للكشف عن الالتهاب الرئوي من صور الأشعة السينية للصدر. يتم استخدام نهج BCET كخطوة لتحسين الصورة لزيادة دقة نتائج التجزئة التي يتم إجراؤها باستخدام Fuzzy C-Means.

الكلمات المفتاحية: الانقسام، الالتهاب الرئوي ، الصورة الشعاعية للصدر ، Fuzzy C- Means•BCET

Résumé : La pneumonie est l'une des principales maladies qui causent la plupart des décès dans le monde. Les virus, les bactéries et les champignons peuvent tous provoquer une pneumonie. Cependant, il est difficile de juger de la pneumonie juste en regardant les radiographies pulmonaires. Le but de cette étude est de simplifier le processus de détection de la pneumonie pour les experts comme pour les novices. Le but de ce travail est de développer une nouvelle méthode efficace pour la détection de la pneumonie à partir des images radiographies thoraciques. Une approche de BCET est utilisée comme une étape d'amélioration d'image pour augmenter la précision des résultats de la segmentation effectuée en utilisant Fuzzy C-Means.

Mot clés : Segmentation, pneumonie, image radiographie thoracique, BCET, FCM.

Abstract: Pneumonia is one of the main diseases that cause most of the deaths in the world. Viruses, bacteria and fungi can cause pneumonia. However, it is difficult to judge pneumonia just by looking at chest x-rays. The aim of this study is to simplify the process of detecting pneumonia for experts and novices alike. The aim of this work was to develop a new efficient method for the detection of pneumonia from chest x-ray images. A BCET approach is used as an image enhancement step to increase the accuracy of the segmentation results performed using Fuzzy C-Means.

Keywords : Segmentation, pneumonia, chest radiography image, BCET, FCM.

Table des matières

| | |
|---|-----|
| Remerciements | |
| Dédicaces | |
| Résumés | |
| Table des matières..... | i |
| Liste des acronymes..... | iv |
| Liste des figures..... | v |
| Liste des tableaux..... | vii |
| Introduction Générale..... | 1 |
| Chapitre 1 : Contexte médical et technologique..... | |
| 1.1 Rappels anatomiques | 3 |
| 1.1.1 Les voies aériennes supérieures | 4 |
| 1.1.2 Les voies aériennes inférieures | 5 |
| 1.2 La pneumonie | 7 |
| 1.2.1 Définition..... | 7 |
| 1.2.2 Type de pneumonie | 8 |
| 1.3 Causes de la pneumonie | 9 |
| 1.4 Les symptômes de la pneumonie..... | 11 |
| 1.5 Le lien entre le coronavirus et la pneumonie | 12 |
| 1.6 Diagnostic de la pneumonie | 13 |
| 1.6.1 Radiographie thoracique..... | 14 |
| 1.6.2 Principe de la radiographie thoracique | 15 |
| 1.6.3 Protocole de la lecture d'un cliché radiographie thoracique | 15 |
| 1.6.4 Artéfacts de la radiographie thoracique..... | 18 |
| 1.7 Tomodensitométrie | 19 |

| | | |
|---|---|----|
| 1.8 | Conclusion..... | 20 |
| Chapitre 2 :Etat de l'art..... | | |
| 2.1 | Conclusion..... | 32 |
| Chapitre 3 : L'analyse d'image | | |
| 3.1 | Définition d'une image | 33 |
| 3.1.1 | Image numérique..... | 33 |
| 3.1.2 | Imagerie médicale | 35 |
| 3.2 | Caractéristique d'une image numérique | 35 |
| 3.3 | Système d'analyse d'image numérique | 36 |
| 3.4 | Prétraitement des images | 36 |
| 3.4.1 | Modification d'histogramme | 36 |
| 3.4.2 | Filtrage..... | 37 |
| 3.4.3 | Rehaussement de contraste..... | 41 |
| 3.5 | Segmentation d'image | 43 |
| 3.5.1 | Approches de segmentation..... | 44 |
| 3.6 | Conclusion..... | 50 |
| Chapitre 4 : Résultats & Interprétation..... | | |
| 4.1 | Environnement de travail | 51 |
| 4.2 | Format DICOM | 52 |
| 4.3 | Base de Données..... | 53 |
| 4.4 | Méthodologie proposée..... | 53 |
| 4.5 | Prétraitement | 54 |
| 4.5.1 | Filtre médian | 55 |
| 4.5.2 | Rehaussement de contraste..... | 57 |
| 4.6 | Extraction des poumons | 59 |
| 4.7 | Segmentation FCM..... | 61 |
| 4.8 | Application au COVID-19 | 64 |

| | | |
|------|--|----|
| 4.9 | Validation des méthodes de prétraitement | 65 |
| 4.10 | Validation de la méthode de segmentation..... | 67 |
| 4.11 | Conclusion | 70 |
| | Conclusion Générale..... | 71 |
| | Bibliographie..... | 72 |

Liste des acronymes

BCET : Balance Contrast Enhancement Technique.

CLAHE: Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization.

CNN: Convolutional Neural Network.

COVID-19: Coronavirus Disease 2019.

DICOM: Digital Imaging and Communications Medicine.

DL: Deep-Learning.

FABEMD: Fast and Adaptive Bidimensional Empirical Mode.

FCM: Fuzzy C-Means.

FPCM: Fuzzy Possibilistic C-Means.

GLCM: Gray-Level Co-occurrence Matrix.

HSO: Harmony-Search-Optimization.

IRM: Imagerie par Résonance Magnétique.

LPE: Ligne de Partage des Eaux.

MADF : Filtrage par diffusion anisotrope modifié.

MGRF: Markov – Gibbs RandomField.

PACS: Picture Archiving and Communicating System.

PNN: Probabilistic Neural Networks.

Rx : La radiographie.

TDM : Tomodensitométrie

VRS : Virus Respiratoire Syncytial

Liste des figures

| | |
|---|----|
| Figure 1.1 : Les voies aériennes supérieures..... | 5 |
| Figure 1.2: Schéma de l'appareil respiratoire..... | 6 |
| Figure 1.3: Schéma d'un poumon..... | 6 |
| Figure 1.4: Schéma de la pneumonie..... | 7 |
| Figure 1.5 : Pneumonie infectieuse aiguë du segment postérieur S3 du lobe supérieur droit..... | 13 |
| Figure 1.6 : Coupe tomodynamométrique d'une pneumonie infectieuse lobaire moyenne aiguë à germe à Gram négatif avec déformation des scissures et bronchogramme aérien. Présence d'un épanchement pleural droit modéré..... | 14 |
| Figure1.7 : Radiographie pulmonaire..... | 15 |
| Figure1.8 : Thorax de face..... | 16 |
| Figure 1.9 : Critères de symétrie..... | 17 |
| Figure 1.10 : Les hiles..... | 17 |
| Figure 1.11 : RX de face..... | 18 |
| Figure 3.1 : Représentation d'image numérique..... | 34 |
| Figure 3.2 : Schéma d'un système de traitement d'image..... | 36 |
| Figure 3.3 : Application d'un filtre moyen sur l'image radiographie thoracique..... | 38 |
| Figure 3.4 : Application d'un filtre médian sur l'image radiographie thoracique..... | 39 |
| Figure 3.5 : Histogramme à plusieurs vallées..... | 44 |
| Figure 4.1 : Interface Matlab..... | 52 |
| Figure 4.2 : Logiciel RadiANT..... | 53 |
| Figure 4.3 : Schéma synoptique des différentes étapes de l'algorithme proposé..... | 54 |
| Figure 4.4 : Cliché de face d'une radiographie du thorax..... | 56 |
| Figure 4.5 : Application du filtre médian et du filtre gaussien..... | 57 |

| | |
|---|----|
| Figure 4.6 : Application de l'amélioration BCET | 58 |
| Figure 4.7 : (a) Image filtrée ; (b) Résultat de l'amélioration du BCET..... | 58 |
| Figure 4.8 : Résultat du seuillage | 59 |
| Figure 4.9 : Histogramme de l'image prétraitée..... | 59 |
| Figure 4.10 : Résultat de seuil à hystérésis | 59 |
| Figure 4.12 : Applications de morphologie mathématique..... | 60 |
| Figure 4.12 : le masque des poumons dilaté | 60 |
| Figure 4.13 : Extraction finale des poumons..... | 60 |
| Figure 4.14 : Schéma synoptique de l'algorithme FCM..... | 61 |
| Figure 4.15 : Segmentation de l'image par la méthode FCM en 4 classes | 62 |
| Figure 4.16 : Pneumonie ronde | 62 |
| Figure 4.17 : Pneumonie du lobe moyen droit..... | 63 |
| Figure 4.18 : Pneumonie du lobe inférieur droit..... | 63 |
| Figure 4.19 : Pneumonie du lobe supérieure droit..... | 63 |
| Figure 4.20 : Patient 1 COVID-19..... | 64 |
| Figure 4.21: Patient 2 COVID-19..... | 64 |
| Figure 4.22 : Patient 3 COVID-19..... | 65 |

Liste des tableaux

| | |
|---|----|
| Tableau 1.1 : Principaux germes responsables des pneumopathies communautaires et nosocomiales..... | 9 |
| Tableau 3.1 : Résultat de quelques opérateurs morphologiques..... | 48 |
| Tableau 4.1 : Résultat d'évaluation de la qualité des images filtrées..... | 67 |
| Tableau 4.2 : Evaluation des méthodes d'amélioration de contraste..... | 68 |
| Tableau. 4.3 : Calcul des quantificateurs..... | 70 |
| Tableau 4.4 : Visualisation de la qualité de la segmentation de pneumonie..... | 70 |
| Tableau 4.5 : Visualisation de la qualité de la segmentation de Covid-19..... | 71 |

La pneumonie est un problème de santé publique important, et une cause majeure de morbidité et de mortalité. Elle affecte les enfants et les adultes partout dans le monde. Elle est classée parmi les maladies respiratoires les plus dangereuses et est la première cause d'infection et de mortalité chez l'enfant. En 2017, 808 694 d'enfants de moins de 5 ans sont décédés des usités d'une pneumonie, soit 15% des décès dans ce groupe d'âge à l'échelle mondiale [1].

Un diagnostic précoce est un facteur important en termes de succès du processus de traitement. Généralement, la maladie peut être diagnostiquée à partir d'images radiographiques thoraciques.

La radiographie thoracique est une technique d'imagerie médicale et de diagnostic économique et simple d'utilisation. La technique est l'outil de diagnostic le plus couramment utilisé dans la pratique médicale et joue un rôle important dans le diagnostic de la maladie pulmonaire.

Des radiologues bien formés utilisent des radiographies pulmonaires pour détecter des maladies telles que la pneumonie, la tuberculose, la maladie pulmonaire interstitielle et le cancer du poumon précoce. Les grands avantages des radiographies pulmonaires sont leur faible coût et leur facilité d'utilisation, ainsi que leur disponibilité. La radiographie pulmonaire contient une grande quantité d'informations sur la santé d'un patient. Cependant, interpréter correctement les informations est toujours un défi majeur pour le médecin. Le chevauchement des structures tissulaires sur la radiographie pulmonaire augmente considérablement la complexité de l'interprétation. Par exemple, la détection est difficile lorsque le contraste entre la lésion et le tissu environnant est très faible ou lorsque la lésion chevauche les côtes ou les gros vaisseaux sanguins pulmonaires. Même pour un médecin expérimenté, il n'est parfois pas facile de distinguer des lésions similaires ou de trouver des nodules très obscurs. Par conséquent, l'examen de la maladie pulmonaire en radiographie pulmonaire entraînera un certain degré de détection manquée. C'est pour cela qu'il est nécessaire de développer une procédure de traitement d'image automatisée ou semi-automatisée pour aider le médecin à examiner les images pulmonaires des patients. Cette procédure réduira considérablement la charge diagnostique du médecin.

Dans le cadre de ce travail de projet de fin d'étude, notre problématique est la détection des pneumonies à partir des images radiographies thoraciques.

Introduction Générale

Ce manuscrit est divisé en quatre chapitres, à savoir :

Le premier chapitre qui a pour objectif d'introduire les notions de base nécessaire à la compréhension de notre travail, à savoir rappels anatomiques de système respiratoire, puis on va parler de tous ce qui concerne la pneumonie, de ces types, causes et symptômes. En introduisant la technique d'acquisition de base, qu'est la radiographie thoracique. et enfin nous allons détaillés de cette modalité la plus utilisé pour le diagnostic.

Le deuxième chapitre dans lequel nous présenterons les différentes techniques de ce qui concerne les prétraitements et ces opérations ainsi les méthodes de segmentation utilisée pour la détection.

Dans le troisième chapitre, nous présentons les principaux concepts de traitements d'images qui sont en relation avec notre sujet d'étude.

Enfin, le quatrième chapitre sera consacré à l'application des approches choisies sur des images radiologiques réelles comportant une pneumonie. Sa détection de manière précise et juste orientera efficacement le diagnostic. Nous avons choisi l'algorithme de segmentation, spécialisé en classification FCM.

Introduction

Le corps humain établit plusieurs fonctions et en même temps il est exposé à plusieurs maladies, et parmi ces fonctions la respiration qui est obligatoire et très importante pour que l'être humain survive.

En physiologie humaine, le poumon est l'un des principaux organes responsables de la circulation de l'air et l'infection/la maladie pulmonaire affectera gravement le système respiratoire et la maladie pulmonaire non traitée entraînera la mort. Les principales causes de malformations pulmonaires sont en raison des maladies telles que la tuberculose, le cancer du poumon et la pneumonie.

Ce chapitre a pour objectif d'introduire les notions de base nécessaires à la compréhension de notre travail, à savoir rappels anatomiques de système respiratoire, puis on va parler de tout ce qui concerne la pneumonie, de ses types, causes et symptômes. En introduisant la technique d'acquisition de base, qu'est la radiographie thoracique. Et enfin nous allons détailler de cette modalité la plus utilisée pour le diagnostic.

1.1 Rappels anatomiques

La respiration est un processus par lequel les structures assurant cette fonction permettent un échange gazeux nécessaire pour le maintien de la respiration à l'échelle cellulaire. Elle a pour rôle :

- De fournir de l'oxygène au sang et d'expulser du corps des déchets gazeux, constitués principalement par le dioxyde de carbone. Ces échanges gazeux ont lieu au niveau des poumons.
- Le conditionnement et la filtration de l'air inspiré.
- La défense antimicrobienne et l'immunité.
- L'activité métabolique et endocrine.
- La perception des odeurs, des goûts, et la phonation.

Le système respiratoire comprend :

- Les voies aériennes supérieures ;
- Les voies aériennes inférieures [2].

1.1.1 Les voies aériennes supérieures

Constituées des fosses nasales, du pharynx et du larynx, les voies aériennes supérieures correspondent à la zone de conduction. Elles sont responsables des actions suivantes : humidification, filtration, réglage de la température de l'air inspiré, transport de l'oxygène vers les poumons, olfaction et phonation [3].

Nous retrouvons dans ces voies :

- **Les fosses nasales :** Les fosses nasales sont deux cavités séparées l'une de l'autre constituant une partie des voies aériennes supérieures. Les sinus sont des cavités supplémentaires des fosses nasales comme il est illustré dans la (figure 1.1), on dit classiquement que ces cavités accomplissent une fonction de résonateurs pour amplifier le son émis dans la voix projetée et le chant [4].
- **La bouche (cavité buccale) :** qui est la cavité buccale, est la deuxième entrée possible de l'air, accrue en oxygène (pendant ou après un effort) ou en cas d'obstruction partielle des voies respiratoires. L'air ayant pénétré par le nez ou la bouche est dirigé vers le pharynx [5].
- **Le pharynx :** ou gorge, est un tube en forme d'entonnoir qui prend naissance au niveau des choanes et s'étend jusqu'au larynx, ainsi indiqué dans la (figure 1.1). Il se trouve juste derrière les cavités orale et nasales, immédiatement devant les vertèbres cervicales (du cou). Sa paroi se compose de muscles squelettiques qui recouvre une muqueuse.

Le pharynx sert de passage pour l'air et les aliments, constitue une caisse de résonance pour la phonation et abrite les tonsilles (ou amygdales), qui participent aux réactions immunitaires contre les envahisseurs introduits avec l'air et les aliments [6].

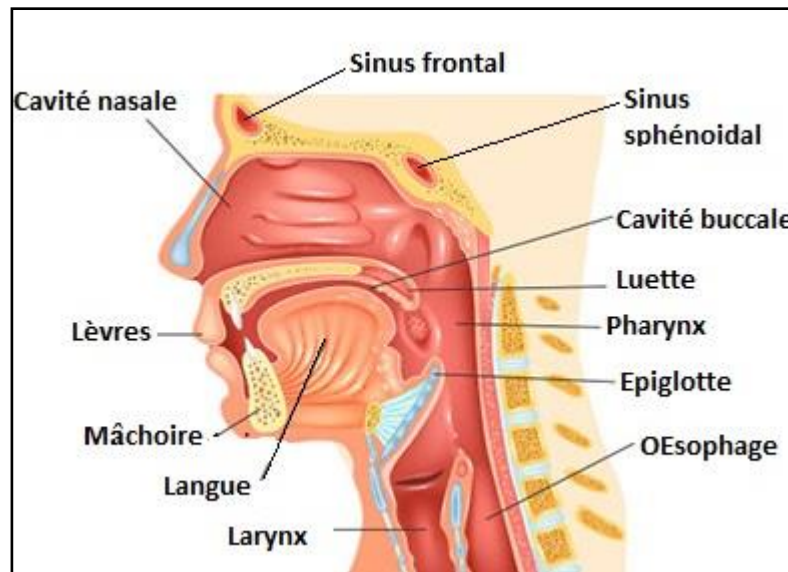


Figure 3.1 : Les voies aériennes supérieures [6].

1.1.2 Les voies aériennes inférieures

- **Le larynx** : est un organe musculo-cartilagineux expliquant sa grande mobilité. Il constitue l'extrémité supérieure de la trachée artère, située à la hauteur de la sixième vertèbre cervicale (chez l'adulte). C'est un assemblage de cartilages articulés, reliés entre eux par des ligaments et des muscles (dont les cordes vocales), l'ensemble étant tapissé d'une muqueuse [6].
- **La trachée** : est la portion la plus longue des voies aériennes inférieures, située entre le larynx et les bronches primitives. Son rôle est donc vital, permettant à la fois de résister au collapsus lors de l'inspiration et d'éliminer les sécrétions trachéobronchiques grâce à un épithélium mucociliaire [7].
- **Les bronches** : chaque bronche, qui présente à peu près la même structure que la trachée comme il est illustré dans la (figure 1.2), descend oblique en bas et en dehors pour gagner chacune la face interne du poumon correspondant qu'elle va pénétrer [8]. La bronche souche droite est courte (15mm), rectiligne, presque verticale ce qui explique la tendance des corps étrangers inhalés à migrer vers le poumon droit. La bronche souche gauche, plus longue (50mm), sinueuse, plus horizontale, se moule sur la crosse aortique et le ventricule gauche [5].

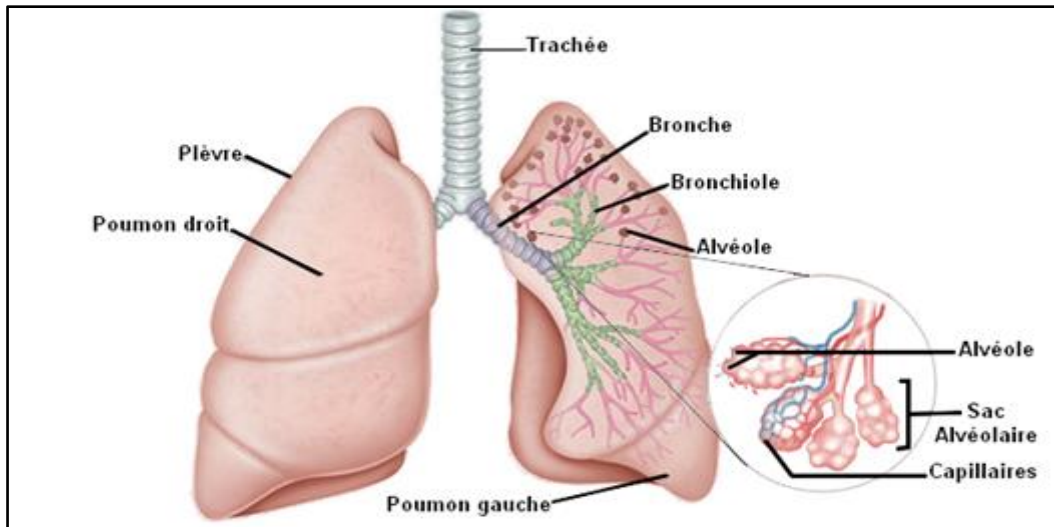


Figure 1.2: Schéma de l'appareil respiratoire [9].

- Les poumons :** Les deux poumons sont des organes spongieux de forme conique situés dans la cavité thoracique, la figure 1.3 montre les deux poumons droit et gauche. Ils sont séparés par le cœur et d'autres structures du médiastin. Deux feuillets de séreuse, qui forment la plèvre, enveloppent et protègent chaque poumon. Le feuillet externe, appelé plèvre pariétale, est fixé à la paroi de la cavité thoracique et au diaphragme. Le feuillet interne, la plèvre viscérale, est relié aux poumons. Entre la plèvre viscérale et la plèvre pariétale se trouve un espace étroit, la cavité pleurale, qui contient un lubrifiant liquide sécrété par la séreuse, le liquide pleural [10].

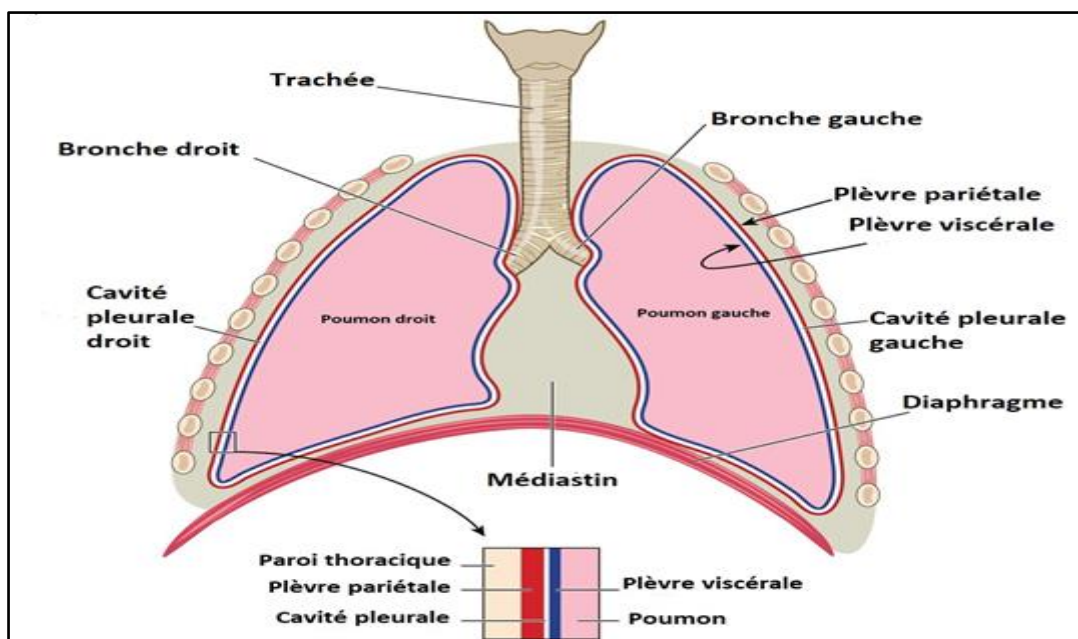


Figure 1.3: Schéma d'un poumon [10].

- **Les bronchioles :** (bronchioles terminales puis bronchioles respiratoires) se terminent en petits sacs en forme de grappe de raisin, appelés alvéoles, à travers les parois desquels s'effectuent les échanges gazeux avec le sang [11].
- **Les alvéoles pulmonaires :** tous petits sacs remplis d'air et présentant une paroi très fine au niveau de laquelle a lieu les échanges gazeux respiratoires, ainsi indiqué dans la figure 1.2. C'est donc une surface d'échange entre les deux compartiments. Les alvéoles se gonflent d'air à l'inspiration et se vident lors de l'expiration. La fine paroi est recouverte de très nombreux et très fins vaisseaux sanguins, les capillaires au travers de la paroi desquels se réalise le véritable échange gazeux [12].

1.2 La pneumonie

1.2.1 Définition

La pneumonie est une inflammation des poumons habituellement causée par une infection, mais également par des produits irritants ou des vomissements accidentellement inhalés. Lorsque les poumons sont infectés, les micro-organismes responsables se multiplient dans les alvéoles (les petits sacs microscopiques où le sang se charge en oxygène et élimine le dioxyde de carbone). Celles-ci se remplissent de liquide inflammatoire ou de pus (c'est la « consolidation pulmonaire ») et les échanges gazeux ont du mal à se faire. Heureusement, dans la plupart des cas, un seul lobe pulmonaire est atteint (les poumons se composent de cinq lobes) ce qui permet à la personne malade de ne pas mourir asphyxiée [13].

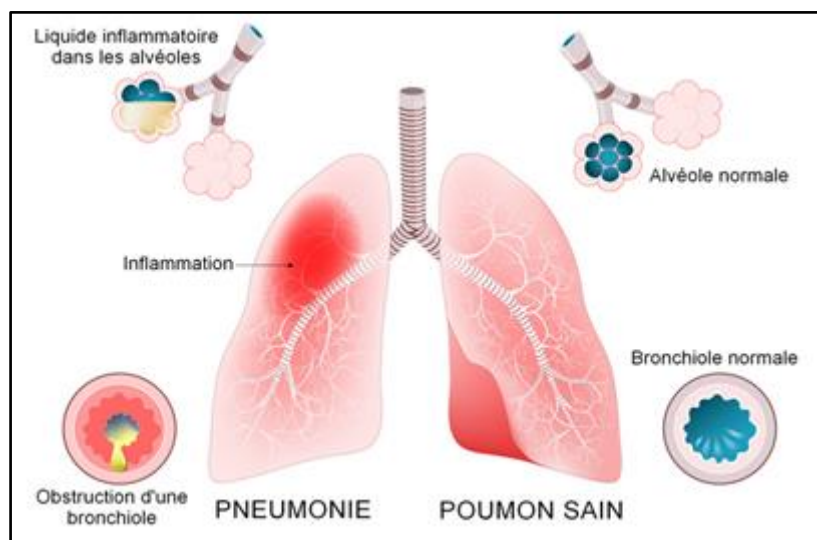


Figure 1.4: Schéma de la pneumonie [15].

1.2.2 Type de pneumonie

La pneumonie peut être décrite comme lobaire ou bronchique, en fonction de son étendue :

- **Pneumonie lobaire** : Elle est localisée dans une partie du poumon seulement (dans un lobe). Elle peut devenir multilobaire si elle touche plusieurs lobes.
- **Pneumonie bronchique ou bronchopneumonie** : Elle affecte tout le poumon c'est-à-dire les bronchioles et les alvéoles [14].

Elle peut, également, être classée selon où ou comment elle a été acquise.

- **Pneumonie communautaire** :

Les pneumonies communautaires représentent un problème de santé publique et économique du fait de leur grande morbidité et de leur taux de mortalité non négligeable [16]. Lorsque l'infection survient hors du milieu hospitalier (dans la « communauté »).

Cette forme de pneumonie est la plus courante : elle représente environ la moitié des cas. Dans 25 à 30 % des cas, elle nécessite une hospitalisation [17].

Les germes responsables de ces infections sont : *Streptococcus pneumoniae*, certains germes fréquents comme *Mycoplasma pneumoniae*, *Chlamydia pneumoniae*, *Legionella pneumophila* comme il est illustré dans le (tableau 1.1).

- **Pneumonie nosocomiale** :

La pneumonie nosocomiale peut se définir comme une infection pulmonaire survenant chez un patient hospitalisé, et qui n'était ni présente ni en période d'incubation au moment de son admission. Pour certains, il s'agit d'une infection qui se développe au-delà de 72 heures après l'admission à l'hôpital, et pour d'autres d'une infection survenant 1 semaine ou plus après l'hospitalisation. Ces infections nosocomiales surviennent chez 0,5 à 5 % des patients hospitalisés. Plus de 15 % des patients hospitalisés pour une pneumonie communautaire vont voir se développer une pneumonie nosocomiale dont certaines seront fatales. Durant ces dernières décades, les germes responsables de ces infections ont changé. Aujourd'hui, les germes les plus souvent rencontrés sont représentés par *Pseudomonas aeruginosa*, *Enterobacter species* et *Staphylococcus aureus*, le (tableau 1.1) indique ces germes responsables.

La pneumonie est classée aussi selon la cause d'apparition, on distingue alors deux types : virale et bactérienne, que nous expliquerons dans le titre suivant.

Tableau 1.1 : Principaux germes responsables des pneumopathies communautaires et nosocomiales [16].

| Type de pneumonie | Agent causal |
|-------------------------------------|--|
| Pneumopathies communautaires | <i>Streptococcus pneumoniae</i> <i>Mycoplasma pneumoniae</i> <i>Haemophilus influenzae</i> <i>Legionella pneumophila</i> <i>Chlamydia pneumoniae</i> <i>Germes anaérobies</i> |
| Pneumopathies nosocomiales | <i>Staphylococcus aureus</i> <i>Entreocoques à Gram négatif</i> <i>Pseudomonas aeruginosa</i> <i>Germes anaérobies</i> |

1.3 Causes de la pneumonie

Il existe plusieurs types d'agents infectieux qui peuvent provoquer une pneumonie [2]. Les causes de la pneumonie sont nombreuses : des germes différents, des bactéries, des virus et des champignons [18].

➤ Pneumonie bactérienne

La pneumonie bactérienne est la pneumonie la plus fréquente. Elle affecte davantage les gens dont le système immunitaire est affaibli (maladie, vieillesse, malnutrition ou faiblesse généralisée), les alcooliques, les fumeurs, les enfants et les gens souffrant de troubles respiratoires ou d'infections virales [14].

La pneumonie bactérienne peut n'impliquer qu'une petite partie de poumon, ou elle peut englober l'ensemble du poumon [19].

La cause la plus fréquente de pneumonie bactérienne est *Streptococcus pneumoniae* [20].

- ✓ *Streptococcus pneumoniae* : Il peut pénétrer dans vos poumons par inhalation ou par la circulation sanguine.

Les autres causes incluent :

- ✓ *Haemophilus influenzae* : Cette bactérie peut vivre dans vos voies respiratoires supérieures. Il ne cause généralement pas de mal ou de maladie, sauf si vous avez un système immunitaire affaibli [19].
- ✓ La pneumonie à *Mycoplasma (MP)* : est une infection respiratoire contagieuse qui se propage facilement par contact avec les fluides respiratoires. Elle est connue sous le nom de *pneumonie atypique* et est parfois appelée « pneumonie de la marche » [21]. Il provoque généralement une pneumonie légère et généralisée qui affecte tous les groupes d'âge.

Elle est causée par la bactérie *Mycoplasma pneumoniae*. Ce type à des symptômes et des signes physiques quelque peu différents [22].

D'autres bactéries qui peuvent causer une pneumonie comprennent :

- ✓ *Légionellose pneumophila* ;
- ✓ *Staphylococcus aureus* ;
- ✓ *Moraxella catarrhalis* ;
- ✓ *Streptocoque pyogène* ;
- ✓ *Neisseriameningitidis* ;
- ✓ *Klebsiella pneumoniae* [19].

➤ **Pneumonie virale**

Ce type est causé par divers virus, et est responsable d'environ un tiers de tous les cas de pneumonie, en particulier chez l'enfant [22]. Elle ne cause pas d'accumulation de liquide dans les poumons ; elle provoque plutôt une inflammation du tissu pulmonaire lui-même [23].

Les pneumonies d'origine virale sont souvent moins graves que les pneumonies d'origine bactérienne. Néanmoins, dans certains cas, elles peuvent s'accompagner de bronchite et de bronchiolite, voire se compliquer avec une surinfection par des bactéries. Pour cette raison, les pneumonies virales sévères justifient une hospitalisation [13].

Plusieurs virus peuvent entraîner une pneumonie virale, notamment [24] :

- ✓ Virus respiratoire syncytial (VRS) : est l'un des virus les plus courants pour provoquer des infections des poumons et des voies respiratoires. Est un virus courant qui peut affecter les personnes de tous âges. L'infection est plus fréquente chez les enfants et les nourrissons. Provoque des symptômes semblables à ceux du rhume [25];
- ✓ La varicelle (virus *varicelle-zona*) : se caractérise par des cloques rouges qui démangent et qui apparaissent sur tout le corps. Elle affecte souvent les enfants et était si courante qu'elle était considérée comme un rite de passage de l'enfance. Il est très rare d'avoir la varicelle plus d'une fois [26] ;
- ✓ Grippe (virus de la grippe) ;
- ✓ Les adénovirus, qui peuvent également causer le rhume et la bronchite [24] ;
- ✓ Les coronavirus peuvent mener à la pneumonie, comme par exemple le Covid-19 (Sars-CoV-2) [27].

➤ **Les champignons responsables de pneumonie**

Certains champignons microscopiques (*Aspergillus*, *Pneumocystis carinii*, par exemple) peuvent provoquer des pneumonies, en particulier chez les personnes dont le système immunitaire est déprimé (VIH/sida, chimiothérapie anticancéreuse, traitement immunomodulateur contre les maladies auto-immunes ou le rejet des greffes, par exemple) [13].

1.4 Les symptômes de la pneumonie

- Les symptômes de la pneumonie bactérienne comprennent :
- Couleur bleutée des lèvres et des ongles ;
 - État mental confus ou délire, en particulier chez les personnes âgées ;
 - Toux qui produit du mucus vert, jaune ou sanglant ;
 - Douleur thoracique aiguë ou lancinante qui s'aggrave en cas de respiration profonde ou de toux [22] ;
 - Fièvre de 102 à 105 °F ou plus (fièvre inférieure à 102 °F chez les personnes âgées) [19] ;
 - Transpiration abondante ou frissons ;
 - Essoufflement qui survient lors d'activités normales ou même au repos ;

- Nausées ou vomissements [20] ;
- Perte d'appétit ;
- Faible énergie et fatigue extrême ;
- Respiration rapide ;
- Pulsation rapide [22].

- Les pneumonies virales et bactériennes présentent des symptômes similaires, mais une personne atteinte de pneumonie virale peut développer des symptômes supplémentaires. Certains d'entre eux incluent :
- Maux de tête ;
 - Essoufflement croissant ;
 - Douleur musculaire ;
 - Aggravation de la toux [24].

1.5 Le lien entre le coronavirus et la pneumonie

La pneumonie peut être une complication du COVID-19, la maladie causée par le nouveau coronavirus connu sous le nom de SARS-CoV-2.

L'infection par le SRAS-CoV-2 commence lorsque des gouttelettes respiratoires contenant le virus pénètrent dans les voies respiratoires supérieures. Au fur et à mesure que le virus se multiplie, l'infection peut progresser jusqu'aux poumons. Lorsque cela se produit, il est possible de développer une pneumonie . En règle générale, l'oxygène respiré dans les poumons passe dans la circulation sanguine à l'intérieur des alvéoles , les petits sacs d'air dans les poumons. Cependant, l'infection par le SRAS-CoV-2 peut endommager les alvéoles et les tissus environnants. De plus, lorsque le système immunitaire combat le virus, l'inflammation peut provoquer une accumulation de liquide et de cellules mortes dans les poumons. Ces facteurs interfèrent avec le transfert d'oxygène, entraînant des symptômes comme la toux et l'essoufflement .

Les personnes atteintes de pneumonie COVID-19 peuvent également développer un syndrome de détresse respiratoire aiguë (SDRA), un type progressif d'insuffisance respiratoire qui survient lorsque les alvéoles pulmonaires se remplissent de liquide. Cela peut rendre la respiration difficile [28].

1.6 Diagnostic de la pneumonie

Lorsqu'un patient est admis à l'hôpital en raison d'une infection respiratoire, le pneumologue recommandera une série de procédures de diagnostic allant des tests non-laboratoires aux tests de laboratoire pour identifier la cause, l'emplacement et la gravité de l'infection. Les tests de laboratoire comprennent des procédures courantes, telles que la numération globulaire, l'analyse des gaz du sang et l'analyse du liquide pleural.

Les tests non-laboratoires sont principalement les techniques assistées par imagerie utilisées pour enregistrer ou inspecter les régions pulmonaires à l'aide de la radiographie pulmonaire (rayons X), de la tomodensitométrie (TDM) et de la bronchoscope.

En raison de sa nature non invasive, la radiographie pulmonaire et la tomodensitométrie sont couramment utilisées pour enregistrer les images numériques des poumons, qui peuvent être examinées plus avant par un médecin expérimenté ou un système assisté par ordinateur pour identifier la gravité de l'infection [17].

Les modalités d'imagerie les plus utiles disponibles pour l'évaluation du patient atteint ou suspecté d'infection pulmonaire sont : la radiographie pulmonaire et tomodensitométrie (TDM) comme il est illustré dans la figures 1.5 et la figure 1.6 [29].

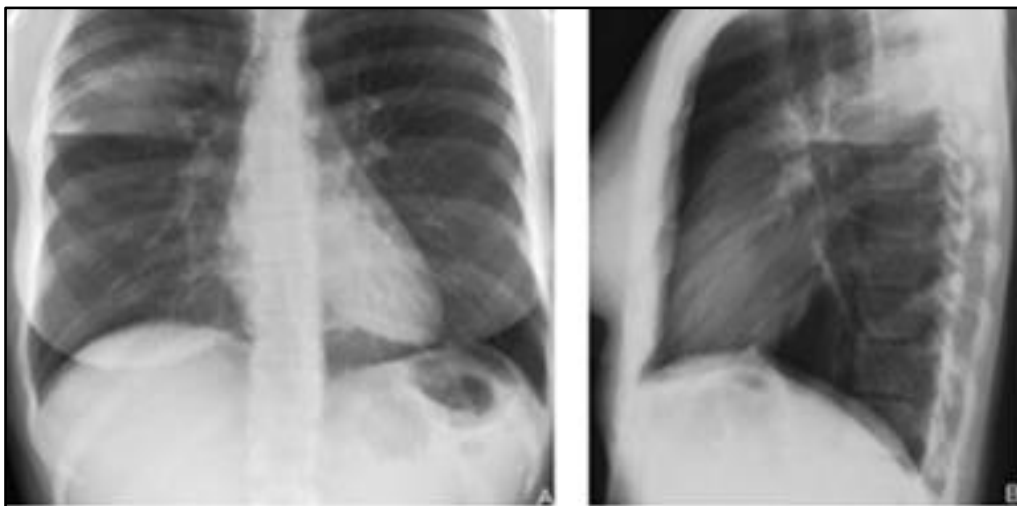


Figure 1.5 : Pneumonie infectieuse aiguë du segment postérieur S3 du lobe supérieur droit. A. RX de face avec opacité segmentaire systématisée limitée vers le bas par la grande scissure et associée à un bronchogramme aérien. B. RX de profil précisant le siège segmentaire postérieur de l'opacité et sa limite scissurale inférieure.

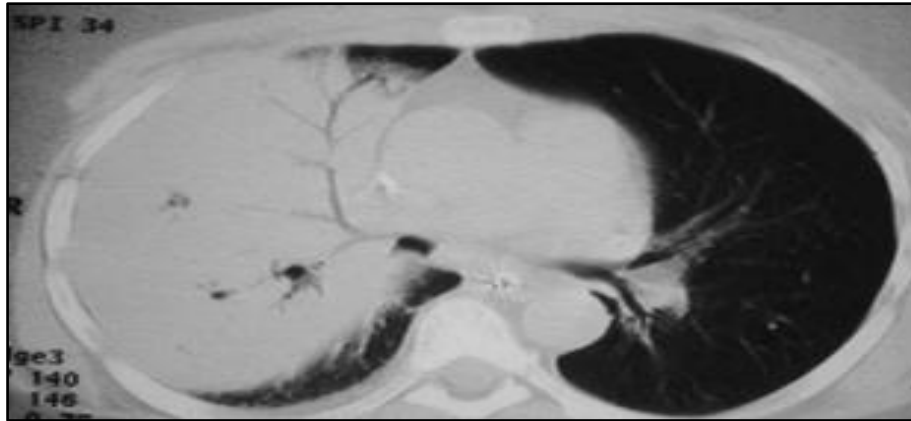


Figure 1.6 : Coupe tomodensitométrique d'une pneumonie infectieuse lobaire moyenne aiguë à germe à Gram négatif avec déformation des scissures et bronchogramme aérien. Présence d'un épanchement pleural droit modéré.

1.6.1 Radiographie thoracique

La radiographie prend une part importante dans le diagnostic de pneumonie, notamment dans le cas des insuffisances de la symptomatologie clinique [30]. Elle doit être obtenue chaque fois qu'une pneumonie est suspectée chez l'adulte.

Le rôle de la radiographie thoracique a été décrit soit comme un outil de dépistage pour la détection de nouveaux infiltrats ou pour surveiller la réponse au traitement. D'autres rôles pour la radiographie pulmonaire comprennent une capacité accrue à évaluer l'étendue de la maladie, détecter les complications (c.-à-d. cavitation, formation d'abcès, pneumothorax, épanchement pleural), et pour détecter des diagnostics natifs et parfois pour guider les invasifs procédures de diagnostic [29].

La radiographie pulmonaire simple est un test peu coûteux qui peut rapidement mettre en évidence la présence d'anomalies pulmonaires. Il représente un examen initial important chez tous les patients suspectés d'avoir une infection pulmonaire. Elle reste l'examen indispensable mais il faut garder en mémoire ses insuffisances : divergences inter observateurs dans la lecture des clichés, méconnaissance certaine de pneumonies mineures ou vues précocement et reconnaissance d'opacités non pneumoniques chez des patients atteints d'une infection respiratoire basse [30].



Figure 1.7 : Radiographie pulmonaire. A. Poumon sain. B. Pneumonie bactérienne et C. Pneumonie virale.

1.6.2 Principe de la radiographie thoracique

La Radiographie (Rx) est une technique d'imagerie non invasive utilisant les rayons X. Ces rayonnements sont obtenus par le bombardement d'une cible métallique par des électrons à grande vitesse. Ces rayons traversent ensuite le corps du patient et sont captés :

- Soit par un film argentique qui sera ensuite développé comme toute photographie ;
- Soit par des capteurs spéciaux ou des écrans au phosphore ou au sélénium.

Ce dernier cas permet ensuite une numérisation des données au format DICOM (Digital Imaging and Communications Medicine) et de fournir une radiographie numérique, permettant ainsi la transmission d'image (téléradiologie) et/ou l'archivage des données grâce aux PACS (Picture Archiving and Communicating System).

La Rx du thorax de face et de profil sont des examens irradiants de classe I (dose efficace inférieure à 1 mSv) [31].

1.6.3 Protocole de la lecture d'un cliché radiographie thoracique

Le contraste observé sur les clichés radiographique est dû à une absorption du rayonnement qui varie selon les tissus traversés. Il est donnée par 4 constituants du corps humain :

- Opacité hydrique : cœur, vaisseaux, muscle ;
- Opacité graisseuse : glande mammaire pectoraux ;
- Opacité calcique : côtes, sternum, rachis ;
- Opacité clartés (air) : bronches, alvéoles.

A. Incidences

Lors d'une RT, les incidences les plus fréquentes, généralement réalisées en inspiration maximale, sont :

- ✚ De face : c'est l'incidence la plus souvent effectuée. Le cliché est réalisé :
 - debout ;
 - faisceau de rayons X postéro-anérieur, la face antérieure du thorax contre la plaque ;
 - les omoplates sont dégagées ;
 - le cliché est réalisé en apnée et inspiration profonde [31,32].

- ✚ De profil gauche.

D'autres incidences sont également réalisées mais moins fréquemment comme l'incidence de Müller (cliché de face en décubitus latéral). Des clichés en expiration sont également réalisés.

B. Critères de qualité du cliché thoracique de face

- ✓ Tout le thorax est sur le film ;
- ✓ Cliché en inspiration profonde : 7 arcs costaux antérieurs et 10 arcs costaux postérieurs au-dessus des coupes diaphragmatiques ;
- ✓ Symétrie : les extrémités internes de clavicule sont à égales distances des épineuses ; comme il est illustré dans la figure 1.9.
- ✓ Pénétration correcte : le rachis est visible jusqu'en T4 ;
- ✓ Dégagement des omoplates [32].

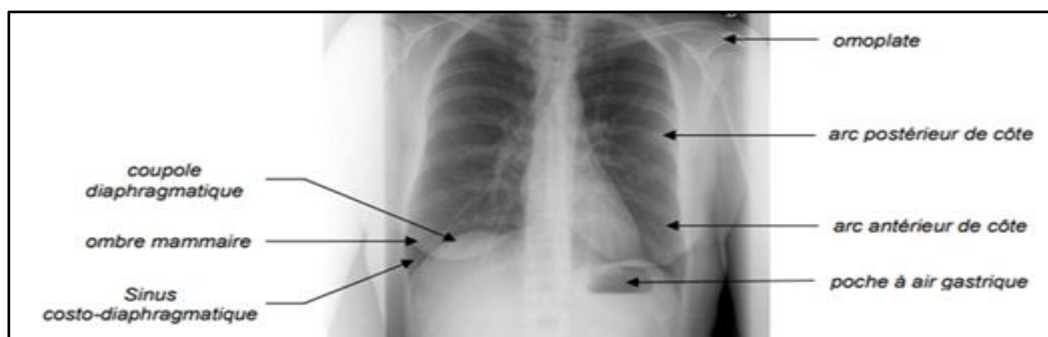


Figure1.8 : Thorax de face [32].

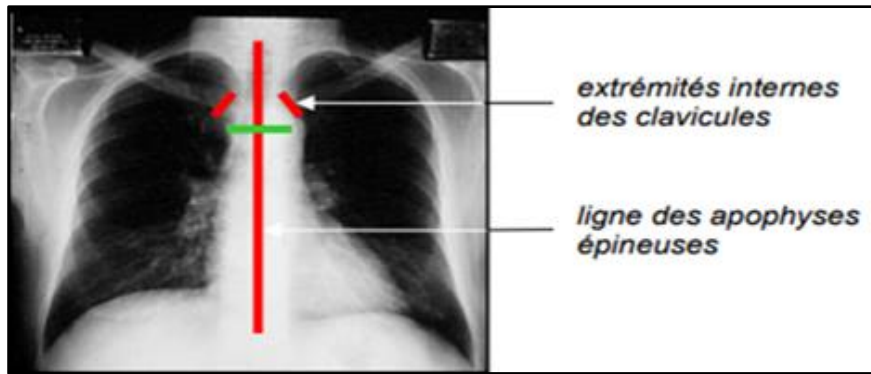


Figure 1.9 : Critères de symétrie [32].

C. Sémiologie radiographie thoracique normal

- **Les champs pulmonaires** : Ils doivent apparaître à égale transparence (un tissu transparent est noir car laisse passer les rayons X). Il faut apprécier leurs volumes respectifs et rechercher des ombres localisées ou généralisées, c'est à dire des hyperdensités [33].

- **Les hiles pulmonaires** : du fait de la présence de la masse cardiaque, le hile gauche doit être plus haut que le droit, mais la différence de hauteur doit être inférieure à 2,5 cm. Leur forme doit être concave vers l'extérieur, comme il est illustré dans la figure 1.10 [33].

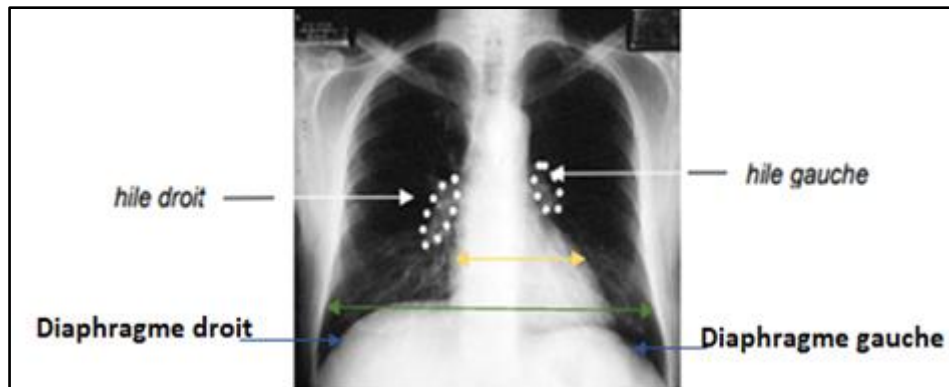


Figure 1.10 : Les hiles [32].

- **Le cœur** : son diamètre maximal doit être inférieur à la moitié du diamètre transthoracique. C'est ce que l'on appelle l'index cardio-thoracique qui doit être inférieur ou égal à 0,5 [33] comme il est illustré dans la figure 1.10.

- **Le médiastin** : les bords du médiastin doivent être nets. Il est possible qu'ils apparaissent flous à différents endroits, c'est le cas au niveau de l'angle cardio diaphragmatique, aux apex et au hile droit. Le bord droit [33].

- **Le diaphragme** : la coupole droite est plus haute que la gauche, anatomiquement, cela s'explique car il y a là le foie qui soulève la coupole. Mais la différence doit être inférieure à 3cm [33] comme il est illustré dans la figure 1.10.

- **Les culs de sac pleuraux** : ils doivent apparaître aigus et bien délimités. Dans le cas contraire, comme nous le verrons plus tard, il s'agit d'une pathologie pleurale [33].

- **La trachée** : elle doit se situer en position centrale dans la cage thoracique. Elle peut être légèrement déviée à droite au niveau du bouton aortique comme il est illustré dans la figure 1.11.

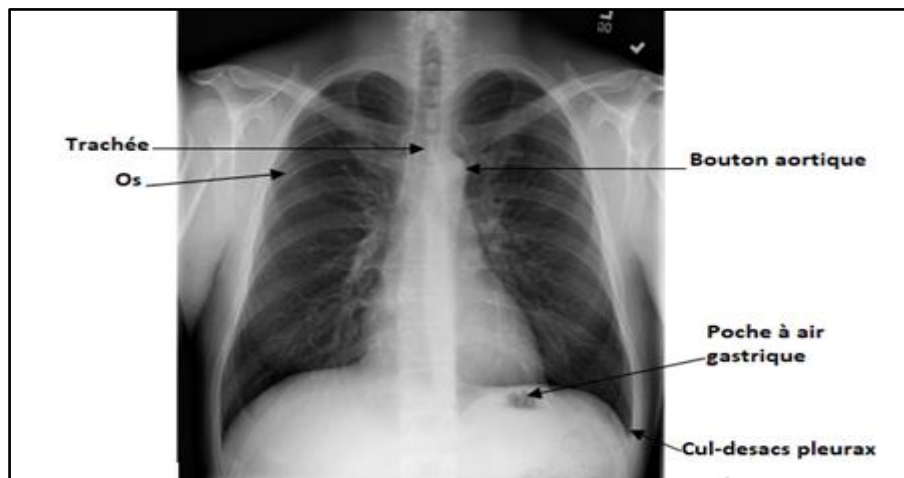


Figure 1.11 : RX de face.

- **Les os** : outre le fait qu'il faut voir les 6 premières côtes, les contours osseux doivent être délimités et analysés ainsi que leur transparence, à la recherche d'un hyper ou hypodensité.

- **Les tissus mous** : ils sont blancs entre la peau et la paroi thoracique. Il est important de rechercher une éventuelle hypertrophie ou un épanchement gazeux à ce niveau.

- **L'étage sous diaphragmatique** : il faut rechercher de l'air. Mais attention, sur la partie gauche, il y a une présence d'air physiologique. Il s'agit de la poche à air gastrique [33] comme il est illustré dans la figure 1.11.

1.6.4 Artéfacts de la radiographie thoracique

Un artéfact se définit comme un signal inapproprié qui apparaît avec une localisation spatiale précise au sein d'une image, Il est caractérisé par une augmentation de l'intensité du signal dans une zone qui n'est pas censé en produire, ou par une perte de signal alors que du

signal devrait être produit. Un des artefacts les plus connus en imagerie médicale est celui que l'on appelle le bouger aboutissant la perte de définition des contours et des contrastes. Ce type d'artefact est susceptible d'apparaître sur certaines radiographies.

Sur une radiographie thoracique, les artefacts peuvent avoir pour origine :

- Le cliché pris en expiration ou en inspiration très incomplète. Le cliché sera "sombre" et ininterprétable ;
- Le mauvais centrage du sujet face à la plaque, placé en léger OAD ou OAG, ce qui entraîne un décalage du faisceau de rayons X et occasionne une différence de transparence entre les deux champs pulmonaires ;
- La présence de taches de révélateur sur un cliché "mal lavé" ce qui peut simuler de fausses opacités pulmonaires ;
- Anomalie de la paroi ;
- Les corps étrangers intra thoraciques : Ils sont soit accidentels (balles, éclats d'obus, etc.), soit de plus en plus iatrogènes", de cause médicale. C'est le cas des cathéters divers, des clips chirurgicaux, des stimulateurs cardiaques, etc...

1.7 Tomodensitométrie

La TDM peut constituer un complément utile à la radiographie thoracique dans certains cas. La TDM permet une excellente étude du parenchyme pulmonaire du fait de sa très bonne résolution spatiale. De faibles différences d'atténuation et les modifications du parenchyme pulmonaire au cours de phénomènes inflammatoires aigus peuvent être facilement reconnues.

1.8 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons décrit brièvement quelques notions anatomiques de l'appareil respiratoire et les éléments principaux du poumon. La pneumonie est l'une des maladies les plus sévères et les plus répandues qui peuvent l'affecter, on a cité les différents types de pneumonie et ces agents causals.

Nous avons présenté également le rôle de la radiographie thoracique qui est un outil important pour le dépistage et la détection de la pneumonie. Nous avons détaillé ainsi sur cette modalité d'acquisition et son principe, le protocole de la lecture d'un cliché Rx et enfin citer les différentes artéfacts et pièges de la radiographie thoracique.

Vu qu'il y'a des problèmes qui se posent actuellement dans le dépistage et le suivi de cette maladie, des problèmes qui à notre avis peuvent être résolus ou au moins diminués en se servant de traitement d'images. Une étude bibliographique qui traite de cette thématique sera présentée dans le prochain chapitre.

Introduction

Le traitement d'images est un domaine très vaste qui a connu, et qui connaît encore, un développement important depuis quelques dizaines d'années.

On désigne par traitement d'images numériques l'ensemble des techniques permettant de modifier une image numérique afin d'améliorer ou d'en extraire des informations.

Dans ce chapitre nous allons présenter les différentes techniques de ce qui concerne les prétraitements et ces opérations ainsi les méthodes de segmentation utilisée pour la détection des pneumonies à partir des images radiologiques et quelques applications pour la COVID-19.

2.1 Approches de prétraitement

Les approches les plus utilisées dans le prétraitement de pneumonie, COVID-19, des nodules pulmonaires et cancer du poumon sont :

- Filtre Gabor ;
- Filtre Médain ;
- BCET : (Balance Contrast Enhancement Technique), technique d'amélioration du contraste d'équilibre ;
- Filtrage par diffusion anisotrope modifié (MADF) ((Modified anisotropic diffusion filtering)) ;
- Normalisation de l'intensité ;
- Egalisation adaptative de l'histogramme à contraste limité (CLAHE) ;
- Harmony-Search-Optimization (HSO) ;
- Seuillage Otsu ;
- Détection de bord Canny.

✚ [M. S. AL-TARAWNEH .2012] [34]

Pour l'amélioration de l'image, ils ont proposé trois méthodes : Gabor filtre (a donné les meilleurs résultats), algorithme d'amélioration automatique, et FFT (montre les pires résultats pour la segmentation d'image).

Pour la segmentation, les auteurs ont appliqué l'approche des bassins versants contrôlée par des marqueurs, qui a donné de meilleurs résultats par rapport au seuillage à fin d'extraire les caractéristiques générales de l'image segmentée et améliorée.

✚ [A. Bariqi et al .2017] [35]

Ont proposé le filtre Gabor pour l'amélioration des images tomodynamométriques et pour la segmentation des poumons ont comparé la méthode de croissance en région avec la méthode des bassins versants par marqueurs. Ils ont trouvé que cette méthode a fourni un meilleur résultat à 5s d'exécution alors que la croissance en région fournissait un temps d'exécution plus élevé à savoir 90s.

✚ [C.Anita et al. 2012] [36]

Utilisent dans l'étape d'amélioration de l'image trois techniques : le filtre de Gabor, l'amélioration automatique et les techniques de transformation de Fourier rapide. Le filtre Gabor est la technique la plus appropriée qui peut être utilisée pour avoir une image de bonne qualité. Ils ont appliqué ce filtre sur les images 2D (images CT).

La fonction Gabor a été reconnue comme un outil très utile dans la vision par ordinateur et le traitement d'images, en particulier pour l'analyse de texture, en raison de ses propriétés de localisation optimales dans le domaine spatial et fréquentiel.

Pour la segmentation des poumons ils ont utilisé le seuillage et la segmentation par bassins versants qui a donnée de meilleur résultat car elle est basée sur des marqueurs, et peut segmenter des limites uniques à partir d'une image.

Dans l'étape de l'extraction de caractéristiques, seules ces caractéristiques ont été considérées comme extraites ; intensité moyenne, surface, périmètre et excentricité. Pour déterminer la normalité ou l'anomalie d'une image.

✚ [Hwa et al .2020] [37]

Présentent une technique améliorée de détection de bord en utilisant l'opérateur Canny. Cette méthode intègre l'amélioration du contraste morphologique local et la détection des contours de Canny.

En outre, la technique de détection des contours proposée a également été appliquée pour la détection de la pneumonie et du COVID-19 dans les images radiographiques numériques en utilisant des réseaux de neurones convolutifs.

Les résultats montrent que cette technique améliorée de détection des contours de Canny est meilleure que la technique traditionnelle de Canny, pour une meilleure classification en classes COVID-19, normale ou pneumonie avec une précision élevée à l'ordre de 0.9369 pour le cas normal de 0.9369, pneumonie de 0.9369.

✚ [Y. A. Hamad et al .2020] [38]

Présentent une approche automatisée pour la détection des limites pulmonaires et la classification dans les radiographies thoraciques antérieures conventionnelles. Dans l'étape de prétraitement et pour l'amélioration d'image ils ont proposé d'utiliser la technique d'amélioration du contraste de l'équilibre (BCET) et le masquage flou, qui est une autre approche intéressante de l'amélioration de l'image.

Ils visent à améliorer les contours et les détails, mais l'utilisation d'un filtre passe-haut rend également la méthode extrêmement sensible au bruit. Pour la segmentation des régions pulmonaires la méthode de seuillage d'Otsu est appliquée.

Ensuite, ils ont calculé la fonction d'extraction, définie après optimisation en tant qu'entrée pour un classifieur PNN, qui classe l'image d'entrée sélectionnée comme normale ou anormale.

✚ [Nur-A-Alam et al. 2021] [39]

Proposent une approche de vision artificielle pour détecter le COVID-19 à partir des images radiographiques thoraciques. Les caractéristiques extraites par le gradient orienté histogramme (HOG) et le réseau de neurones convolutifs (CNN) à partir d'images radiographiques ont été fusionnées pour développer le modèle de classification grâce à la formation par CNN (VGGNet). Une technique de filtrage par diffusion anisotrope modifiée (MADF) a été utilisée pour une meilleure préservation des bords et une réduction du bruit des images. Un algorithme de segmentation des bassins versants a été utilisé afin de marquer la région de fracture significative dans les images radiographiques d'entrée. L'ensemble a donné des résultats pour HOG et CNN (VGG19) a montré une meilleure précision en utilisant le classificateur CNN.HOG était le pire des trois, avec une précision de 92,73 %. De même, seul SVM (97,16 %) a montré une précision supérieure à 95 % par rapport à les deux autres techniques de classification, telles que ANN (89,21%) et KNN (90,67%).

✚ [Giulio Siracusano et al .2020][40]

Ont proposé une méthode PACE (Pipeline pour l'amélioration avancée du contraste) pour l'amélioration de l'image. Cette méthode combinant correctement la décomposition en mode empirique bidimensionnel rapide et adaptative (FABEMD) et l'égalisation adaptative d'histogramme à contraste limité.

Les résultats montrent que cette méthode est une approche flexible et efficace pour l'amélioration des images médicales et peut être utilisée comme outil de post-traitement pour la compréhension et l'analyse des images médicales.

✚ [A. Zotina et al.2019] [41]

Ont proposé dans l'étape de prétraitement le filtre médian pour supprimer le bruit. Par la suite, les auteurs ont comparé les deux méthodes BCET et CLAHE pour l'amélioration du contraste. Ils ont trouvé que les résultats du BCET sont mieux adaptés à la recherche de la zone pulmonaire par seuillage par rapport aux résultats du CLAHE.

Pour la segmentation des limites pulmonaires et des anomalies, un seuillage par l'opérateur d'Otsu a été appliqué suivie d'une extraction des caractéristiques en utilisant la matrice GLCM qui a servie comme entrée d'un classifieur de type PNN.

✚ [Y. Benjamin et al.2011] [42]

Dans cet article, une approche pour améliorer la visualisation des nodules pulmonaires sur les radiographies thoraciques est présentée. L'approche utilise un filtre d'accentuation haute fréquence à phase linéaire pour le filtrage numérique et l'égalisation de l'histogramme pour l'amélioration du contraste afin de corriger l'aspect global de l'image. Les résultats obtenus indiquent qu'une image filtrée peut révéler des bords plus nets et fournir plus de détails. L'approche utilisée démontre une amélioration efficace de la visibilité de l'image entière, ce qui facilite la détection précoce des nodules pulmonaires.

✚ [V. Rajinikanth et al.2020] [17]

Ont proposé le filtre à seuil pour extraire la région pulmonaire. Par la suite, une combinaison de l'algorithme HSO et le seuillage Otsu, est utilisée pour l'amélioration de l'image. En fin, L'approche de la ligne de partage des eaux associée à des opérateurs morphologiques pour la segmentation de l'image.

✚ [K. Asnaoui et al .2003][43]

Afin d'améliorer le contraste des images radiologiques, Khalid et al. Proposent dans l'étape de prétraitement la normalisation d'intensité et l'égalisation adaptative d'histogramme à contraste limité (CLAHE). Ils ont comparé des architectures récentes de Deep Convolutional Neural Network (DCNN) pour la classification binaire automatique des images de pneumonie basées sur des versions affinées de (VGG16, VGG19, DenseNet201, Inception_ResNet_V2, Inception_V3, Resnet50, MobileNet_V2 et Xception). Le travail proposé a été testé à l'aide de radiographies pulmonaires et d'un ensemble de données CT qui contient 5856 images (4273 pneumonies et 1583 normales).

Les résultats ont montré que les versions affinées de Inception_Resnet_V2, MobileNet_V2 et Resnet50 affichent des performances très satisfaisantes avec un taux d'augmentation de la précision de la formation et de la validation (plus de 96% de précision). Contrairement à CNN, Xception, VGG16, DensNet201, Inception_V3, et VGG19 affichent de faibles performances (précision supérieure à 83%).

✚ [C. Vikash et al.,2020] [44]

Proposent une méthodologie qui comprend les étapes suivantes :

L'étape de prétraitement et augmentation des données : ils ont traité les images en quatre étapes. Tout d'abord, ils ont redimensionné les images à $224 \times 224 \times 3$, puis trois techniques d'augmentation ont été utilisées, Random Horizontal Flip (pour traiter les symptômes de pneumonie de chaque côté de la poitrine), Recadrage aléatoire redimensionné (pour obtenir une relation plus profonde entre les pixels), et enfin augmenté les images avec une intensité d'images variable.

L'étape de la détection de la pneumonie ils ont utilisé le concept d'apprentissage par transfert à l'aide des réseaux de neurones AlexNet, DenseNet121, InceptionV3, resNet18 et GoogLeNet et analysé leurs performances. Par la suite, ils ont proposé un modèle d'ensemble qui combine les résultats de tous les modèles pré-entraînés, qui ont surpassé modèles individuels. Le modèle d'ensemble a atteint une précision de 96,4 %.

Et pour combiner la prédiction de cinq réseaux de neurones pré-entraînés, ont utilisé l'approche de classification d'ensemble.

2.2 Approches de segmentation

Les approches les plus utilisées dans la segmentation pneumonie, pulmonaire robuste, des nodules pulmonaires et cancer du poumon sont :

- Approches C-moyen flou ;
- Approches des bassins versants contrôlée par des marqueurs ;
- Approches de seuil.

✚ [K. Jalal Deen et al. 2017] [45]

Ont utilisé dans l'étape de prétraitement le filtre Gaussian Scale-Space et ils ont comparé le processus proposé basé sur le FCM et le CNN aux résultats obtenus à partir de la méthode conventionnelle utilisant le modèle MGRF (Markov – Gibbs Random Field).

Ils ont trouvé que le processus proposé basé sur le FCM et le CNN a fourni de meilleur résultat, avec une précision qui atteint les 99% alors que le modèle MGRF fournissait 97%.

✚ [M.Gomathi et al. 2010] [46]

Proposent l'algorithme Modified Fuzzy C-Means (FCM) et l'algorithme Fuzzy Possibilistic c-means (FPCM). L'algorithme FCM modifié est formulé en modifiant la mesure de distance de l'algorithme FCM standard pour permettre à l'étiquetage d'un pixel d'être influencé par d'autres pixels et pour limiter l'effet de bruit pendant la segmentation.

Le FCM standard, le FCM modifié et l'algorithme FPCM sont comparés pour explorer la précision de cette approche. Ils ont trouvé que L'algorithme FPCM a fourni un meilleur résultat : 92.50% comme précision alors que l'algorithme FCM modifié et FCM standard fournissaient respectivement: 98.50% et 86.03%.

✚ [C. Rangaswamy et al .2017] [47]

Une autre application du FCM amélioré dans cette étude. Les algorithmes FCM standard et FCM amélioré sont comparés pour explorer la précision des approches proposées.

Les résultats expérimentaux montrent que la méthode proposée de FCM amélioré a fourni un meilleur résultat de précision avec un taux de 99% ce qui signifie qu'elle est capable de segmenter avec précision les différents types d'images médicales multimodales complexes. Alors que l'algorithme FCM standard fournissait : 97%.

✚ [M.Awais et al .2015] [48]

Présentent un aperçu général des méthodes de segmentation, que le logiciel utilise pour identifier une structure ou une lésion, dessinez des contours autour des limites de l'objet, puis extrayez cette structure pour une évaluation tridimensionnelle en dehors des structures environnantes. Les différentes méthodes sont : Méthodes basées sur des seuils, basées sur les régions, Méthodes basées sur les formes (méthodes basées sur l'atlas et sur les modèles), Méthodes voisines guidées par l'anatomie et sur l'apprentissage automatique.

✚ [S.S.Kanitkaret al. 2015] [49]

Proposent une méthode pour détecter efficacement les cellules cancéreuses à partir des images de tomodensitométrie pulmonaire. Ils ont utilisé dans l'étape de prétraitement le filtre gaussien et le filtre Gabor pour l'amélioration. Pour la segmentation ont comparé la méthode de seuillage avec la méthode des bassins versants contrôlés par marqueurs cette techniques séparent les objets en contact dans l'image. Il permet une meilleure identification du bord principal de l'image et évite également la sur-segmentation.

Le résultat obtenu avec une précision de 100% par rapport à l'algorithme de seuillage avec 92 %. Elle est donc efficace pour la segmentation.

✚ [Santhi.P et al. 2012] [50]

Proposent une méthodologie basée sur la FCM pour identifier la gravité de la pneumonie. La méthode d'apprentissage BigBang-BigCrunch est utilisée pour former le FCM. La méthode proposée est apprise avec des données historiques de patients atteints de pneumonie et testée avec des données réelles.

Les résultats comportent moins d'erreurs de prédiction par rapport aux algorithmes génétiques conventionnels.

✚ [D.A. Vital et al .2018] [51]

Ont proposé une méthode composée d'une combinaison de trame de paquets d'ondelettes discrète (DWPF), d'opérations morphologiques et de flux vectoriel à gradient (GVF).

Cette méthode est divisée en quatre étapes dont l'étape de prétraitement l'image originale est améliorée par des ondelettes discrètes. Et pour la segmentation est obtenue à partie d'une combinaison du seuil d'Otsu avec une série d'opérateurs morphologiques. En post-traitement, une forme innovante d'utilisation de la GVF améliore l'information binaire du tissu pulmonaire.

✚ [M.N. Saad et al.2014] [52]

Proposent une méthode de segmentation de la région pulmonaire dans les images CXR à l'aide d'un filtre de bord Canny et de la morphologie mathématique. Bien que le filtre puisse détecter le bord du poumon, malheureusement, les lignes de bord finales produites ne sont toujours pas satisfaites. Pour résoudre le problème, la méthode du nombre d'Euler est appliquée pour extraire la région pulmonaire avant d'exécuter la détection de bord à l'aide du filtre.

✚ [N. R.S.Parveen et al .2011] [53]

Utilisent une méthode de détection d'apprentissage de classification c-means floue non supervisée est utilisée. Cette approche donne un meilleur résultat que le reste des méthodes.

✚ [M.Tech.2017] [54]

A proposée dans la phase d'amélioration de l'image trois techniques qui sont : le filtre Gabor, l'amélioration automatique et les techniques de transformation de Fourier rapide. Le filtre Gabor a fourni un meilleur résultat, le calcul de pourcentage d'amélioration a donné 80.375% alors que l'algorithme d'amélioration automatique fournissait : 38.025% et FFT : 27.51%.

Et pour la segmentation, deux méthodes sont proposées la méthode de seuillage et la méthode des bassins versants contrôlées par marqueurs. Cette dernière à donner de meilleurs résultats.

2.3 Approches de détection de pneumonie par l'apprentissage approfondie

✚ [E. Ayan et al .2019][55]

Dans cette étude, ils ont utilisé deux modèles de réseaux de neurones convolutifs bien connus Xception et Vgg16 pour le diagnostic de la pneumonie ainsi que l'apprentissage par transfert et la mise au point dans la phase de formation. Les résultats des tests ont montré que le réseau Vgg16 dépassait le réseau Xception avec une précision de 0,87%, 0,82% respectivement. Le réseau Xception est plus efficace pour détecter les cas de pneumonie que le réseau Vgg16. Dans le même temps, le réseau Vgg16 réussit mieux à détecter les cas normaux.

En conséquence, ils ont réalisé que chaque réseau a ses propres capacités spéciales sur le même ensemble de données.

✚ [M. F. Hashmi et al .2020][56]

Proposent un modèle efficace pour la détection des pneumonies entraînées sur des images radiographiques numériques du thorax. Une nouvelle approche basée sur un classificateur pondéré est introduite, qui combine les prédictions pondérées des modèles d'apprentissage en profondeur de pointe tels que ResNet18, Xception, InceptionV3, DenseNet121 et MobileNetV3 de manière optimale.

Cette approche est une approche d'apprentissage supervisé dans laquelle le réseau prédit le résultat en fonction de la qualité de l'ensemble de données utilisé. Le modèle de classificateur pondéré final proposé est capable d'atteindre une précision de test de 98,43 % et un score AUC de 99,76. Par conséquent, le modèle proposé peut

être utilisé pour un diagnostic rapide de la pneumonie et peut aider les radiologues dans le processus de diagnostic.

✚ [Pranav Rajpurkar et al .2017][57]

Présentent un algorithme CheXNet qui peut détecter la pneumonie à partir des radiographies thoraciques à un niveau supérieur à celui des radiologues en exercice. CheXNet, est un réseau neuronal convolutif de 121 couches formées sur ChestX-ray14, actuellement le plus grand X thoracique accessible au public. Ils étendent CheXNet pour détecter les 14 maladies dans ChestX-ray14 et obtenir des résultats de pointe sur les 14 maladies.

CheXNet surpasse les meilleurs résultats publiés sur les 14 pathologies de l'ensemble de données ChestX-ray14. En détectant la masse, les nodules, la pneumonie et l'emphysème, avec une marge de $> 0,05$ AUROC par rapport aux résultats de l'état de l'art antérieur.

✚ [Ananth.Pet al. 2020] [58]

Proposent un cadre de Deep-Learning (DL) pour examiner la pneumonie pulmonaire et le cancer. un algorithme AlexNet modifié (MAN) est proposé pour évaluer les anomalies pulmonaires dans les images considérées. Ce travail considère deux images de modalités différentes : les radiographies thoraciques et les scanners pulmonaires. Le MAN proposé est testé séparément sur ces deux ensembles de données d'images. Dans la phase d'examen initial, le MAN est utilisé pour classer la radiographie pulmonaire en classe normale et pneumonie et l'approche DL proposée fournit une précision $> 96\%$, ce qui est supérieur aux autres techniques DL considérées dans cette étude.

De plus, l'architecture MAN, avec et sans EFT, est utilisée pour classer les images CT pulmonaires en malignes et bénignes. Le classificateur MAN avec SVM proposé atteint une précision de classification de $86,47\%$ et, avec l'EFT, un cadre DL similaire a fourni une précision de $> 97,27\%$. Cette étude confirme que le cadre MAN proposé fonctionne bien sur les ensembles de données d'images considérés.

2.4 Conclusion

À travers ce chapitre, nous avons présenté un état de l'art sur les différentes approches de prétraitements et de segmentation pour la détection de pneumonie. Nous avons essayé de mettre en évidence les méthodes les plus pertinentes.

Cependant, chacune d'entre elles a ses qualités et ses défauts, et c'est sur cette base que doit se faire le choix de l'emploi de l'une ou l'autre de ces techniques.

Dans le chapitre suivant, nous allons citer et expliquer les différentes méthodes de traitement d'image qui nous en servies dans l'exécution de notre approche proposée pour la détection des pneumonies à partir d'images radiologiques.

Introduction

Aujourd'hui, l'image constitue l'un des moyens les plus importants qu'utilise l'homme pour communiquer avec autrui. C'est un moyen de communication universel dont la richesse du contenu permet aux êtres humains de tout âge et de toute culture de se comprendre. C'est aussi le moyen le plus efficace pour communiquer, chacun peut analyser l'image à sa manière, pour en dégager une impression et d'en extraire des informations précises.

Le traitement d'images est l'ensemble des méthodes et techniques opérant sur celles-ci, dans le but d'améliorer l'aspect visuel de l'image et d'en extraire des informations jugées pertinentes qu'on va utiliser dans différentes applications

Dans ce chapitre, nous présentons les principaux concepts de traitements d'images qui sont en relation avec notre sujet d'étude.

3.1 Définition d'une image

L'image est une représentation d'une personne ou d'un objet par la peinture, la sculpture, le dessin, la photographie, le film, etc. C'est aussi un ensemble structuré d'informations qui, après affichage sur l'écran, ont une signification pour l'œil humain.

3.1.1 Image numérique

C'est une image dont la surface est divisée en éléments de tailles fixes appelés pixels, ayant chacun comme caractéristique un niveau de gris ou de couleurs prélevé à l'emplacement correspondant dans l'image réelle, ou calculé à partir d'une description interne de la scène à représenter [59].

La numérisation d'une image est la conversion de celle-ci de son état analogique en une image numérique représentée par une matrice bidimensionnelle de valeurs numériques $f(x,y)$, comme la montre la figure où :

x,y : coordonnées cartésiennes d'un point de l'image.

$f(x, y)$: niveau d'intensité.

La valeur en chaque point exprime la mesure d'intensité lumineuse perçue par le capteur comme il est illustré dans la figure 3.1 [59].

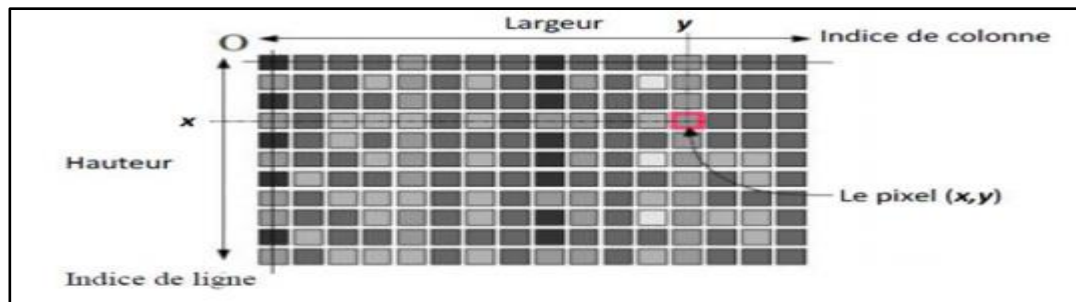


Figure 3.1 : Représentation d'image numérique.

On distingue généralement deux grandes catégories d'images :

- **Bitmap (matricielle)** : il s'agit d'images pixellisées, c'est-à-dire un ensemble de points (pixels) contenus dans un tableau, chacun de ces points possédant une ou plusieurs valeurs décrivant sa couleur [60] ;
- **Vectorielles** : les images vectorielles sont des représentations d'entités géométriques telles qu'un cercle, un rectangle ou un segment. Ceux-ci sont représentés par des formules mathématiques (un rectangle est défini par deux points, un cercle par un centre et un rayon, une courbe par plusieurs points et une équation) [60].

Les différents types d'images :

- ✓ **Image binaire** : est une image dont les pixels ne peuvent avoir que les valeurs 0 et 1. Le 0 correspond à un pixel noir et 1 à un pixel blanc. Le niveau de gris est donc codé sur un seul bit [61] ;
- ✓ **Image en niveaux de gris** : la couleur d'un pixel peut prendre des valeurs allant du noir (0) au blanc (255) en passant par un nombre fini de niveaux intermédiaires obtenus par dégradation du noir. Le pixel est ainsi codé sur un octet [60] ;
- ✓ **Image en couleurs** : Même s'il est parfois utile de pouvoir représenter des images en noir et blanc, les applications multimédias utilisent le plus souvent des images en couleurs. La représentation des couleurs s'effectue de la même manière que les images monochromes avec cependant quelques particularités. En effet, il faut tout d'abord choisir un modèle de représentation. On peut représenter les couleurs à l'aide de leurs composantes primaires. Les systèmes émettant de la lumière (écrans d'ordinateurs.) sont basés sur le principe de la synthèse additive : les couleurs sont composées d'un mélange de rouge, vert et bleu (modèle R.V.B.) [61].

3.1.2 Imagerie médicale

a. Définition

L'imagerie médicale est définie comme la : « Spécialité médicale consistant à produire des images du corps humain vivant et à les interpréter à des fins diagnostiques, thérapeutiques (imagerie interventionnelle) ou de surveillance de l'évolution des pathologies [62].

3.2 Caractéristique d'une image numérique

L'image est un ensemble structuré d'informations parmi ses caractéristiques nous pouvons citer les paramètres suivants :

- **Le pixel :**

Le pixel représente le plus petit élément constitutif d'une image matricielle. Le mot pixel provient d'une abréviation de l'expression britannique PICTURE Element. La valeur numérique d'un pixel représente une intensité lumineuse [69].

- **Le bruit :**

Un bruit (parasite) dans une image est considéré comme un phénomène de brusque variation de l'intensité d'un pixel par rapport à ses voisins, il provient de l'éclairage des dispositifs optiques et électroniques du capteur [61].

- **Luminance :** C'est le degré de luminosité des points de l'image. Elle est définie aussi comme étant le quotient de l'intensité lumineuse d'une surface par l'aire apparente de cette surface [63].

- **Le Contraste :** C'est l'opposition marquée entre deux régions d'une image, plus précisément entre les régions sombres et les régions claires de cette image. Le contraste est défini en fonction des luminances de deux zones d'images. Si L_1 et L_2 sont les degrés de luminosité respectivement de deux zones voisines A_1 et A_2 d'une image, le contraste C est défini par le rapport [62].

$$C = \frac{L_1 + L_2}{L_1 + L_2} \quad (3.1)$$

- **Le Contour :** est un ensemble de pixels formant une frontière entre deux ou plusieurs régions voisines, ou la limite entre deux pixels dont les niveaux de gris représentent une différence significative [64].

- **La région** : c'est un ensemble de pixels connexes et homogènes. Un pixel appartient à une région donnée s'il vérifie les caractéristiques de celle-ci. Une région est limitée par un contour [60].

3.3 Système d'analyse d'image numérique

Un système de traitement numérique d'image est composé de :

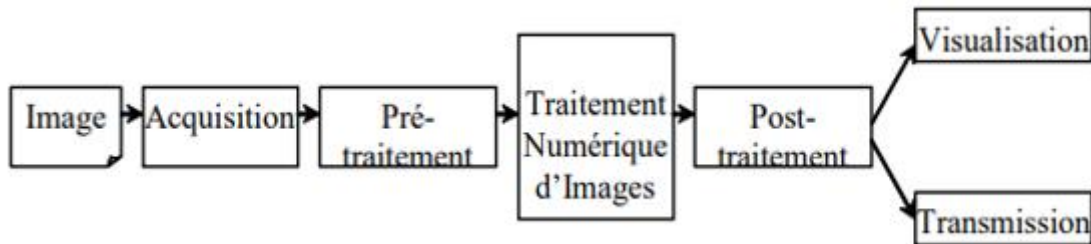


Figure 3.2 : Schéma d'un système de traitement d'image.

3.4 Prétraitement des images

Cette phase a lieu juste après l'acquisition des images et a pour but de faciliter la segmentation en renforçant la ressemblance entre pixels appartenant à une même région, ou en accentuant la dissemblance entre pixels appartenant à des régions différentes.

Les images comportent généralement une grande quantité de données. Pour éviter des temps de traitement trop élevés, on cherche donc à leur appliquer des opérateurs locaux, qui ne font appel, pour le calcul, qu'à un nombre limité de pixels, situés dans un proche voisinage du pixel courant [65].

Quelques méthodes essentielles de prétraitement sont présentées. Elles concernent la modification d'histogramme, la réduction de bruit par filtrage et le rehaussement de contraste.

3.4.1 Modification d'histogramme

On cherche à améliorer l'image en appliquant une transformation ponctuelle d'intensité ; à tout pixel $a(x, y)$ on associe une intensité par la transformation T croissante de façon à conserver des contrastes entre régions (claire sur fond sombre, apparaît plus claire après transformation). Le pixel après transformation est le pixel $a'_s(x, y)$:

$$a'_s(x, y) = T(a_s(x, y)) \quad (3.2)$$

Dans ce qui suit, on va présenter deux types de modification d'histogramme :

- Expansion de dynamique ;
- Égalisation d'histogramme [61].

3.4.2 Filtrage

Les images numériques telles qu'elles sont acquises, sont très souvent inexploitables pour le traitement d'images. Elles contiennent des signaux bruités. Pour remédier à cela, différents prétraitements pour l'amélioration ou la correction sont effectués [59].

-On peut scinder les filtres en deux grandes catégories :

a. Les filtres linéaires : La transformation d'un pixel est le fruit d'une combinaison linéaire des pixels voisins. Parmi les filtres linéaires [62], nous définissons :

➤ **Le filtre gaussien :**

Le filtre gaussien est un opérateur de lissage utilisé pour estomper les « détails » et le bruit. Ce filtre a une logique analogue au filtre moyen. En 2D, et en supposant que la distribution est circulaire symétrique, la distribution gaussienne a pour expression :

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{(x-\mu_1)^2 + (y-\mu_2)^2}{2\sigma^2}} \quad (3.3)$$

Avec :

σ : *écart type*

μ : *moyenne*

Le filtrage gaussien utilise cette distribution pour définir un filtre de convolution. Comme nous travaillons sur des images discrètes, nous utiliserons une approximation discrète de la distribution gaussienne dans un filtre fini de convolution [65].

➤ **Le filtre moyen :**

Le filtre moyenneur qui consiste simplement à remplacer la valeur du pixel courant par la moyenne des pixels de la fenêtre. La formule du filtre est :

$$y = \frac{1}{N} \sum_i x(i) \quad (3.4)$$

Dans les cas du moyennage sur un voisinage 3x3 $h = 1/9 \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$

-Le moyennage est un filtre passe-bas.

-Il rend l'image floue, en particulier les contours.

-Il élimine les dégradations locales de faibles dimensions. Valide lorsque les objets présents dans l'image sont de dimensions supérieures aux dégradations [62].

La ci-dessous présente une application du filtre moyen avec différentes tailles.

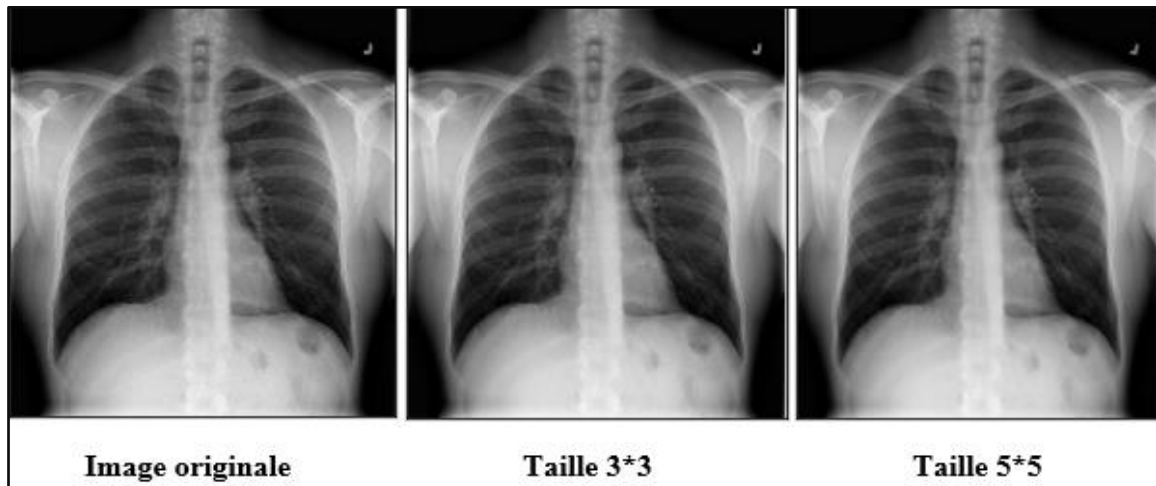


Figure 3.3 : Application d'un filtre moyen sur l'image radiographie thoracique.

b. Les filtres non linéaires : Ils sont conçus pour régler les problèmes des filtres linéaires, surtout pour ce qui concerne la mauvaise conservation des contours. Leur principe est le même que celui des filtres linéaires, il s'agit toujours de remplacer la valeur de chaque pixel par la valeur d'une fonction calculée dans son voisinage. La différence majeure, est que cette fonction n'est plus linéaire mais une fonction quelconque (elle peut inclure des opérateurs de comparaisons ou de classification) [63]. Les filtres non linéaires les plus connus sont :

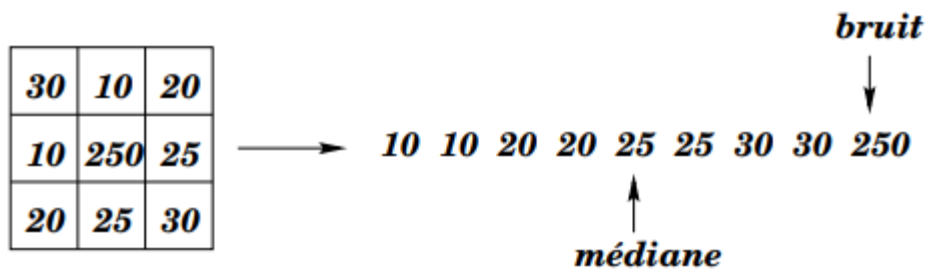
➤ **Le filtre Médian**

Le filtre médian réalise un lissage de l'image un peu plus performant que le filtre moyenne en ce qui concerne les détails dans l'image [66].

Ce filtre est très utilisé pour éliminer le bruit sur une image qui peut être de différentes origines (poussières, petits nuages, baisse momentanée de l'intensité électrique sur les capteurs, ...). L'avantage de ce filtre réside dans le fait qu'il conserve les contours alors que les autres types de filtres ont tendance à les adoucir.

L'algorithme de filtre médian est le suivant :

1. Trier les valeurs par ordre croissant ;
2. Remplacer la valeur du pixel centrale par la valeur située au milieu de la triée ;
3. Répéter cette opération pour tous les pixels de l'image [59].



L'équation de filtre médian est comme suit :

$$G(x,y)=\text{median}\{f(n,m)|(n,m) \in S(x,y)\} \tag{3.5}$$

$S(x,y)$ est une voisinage de (x,y) [67].

La ci-dessous présente une application du filtre médian avec différentes tailles.

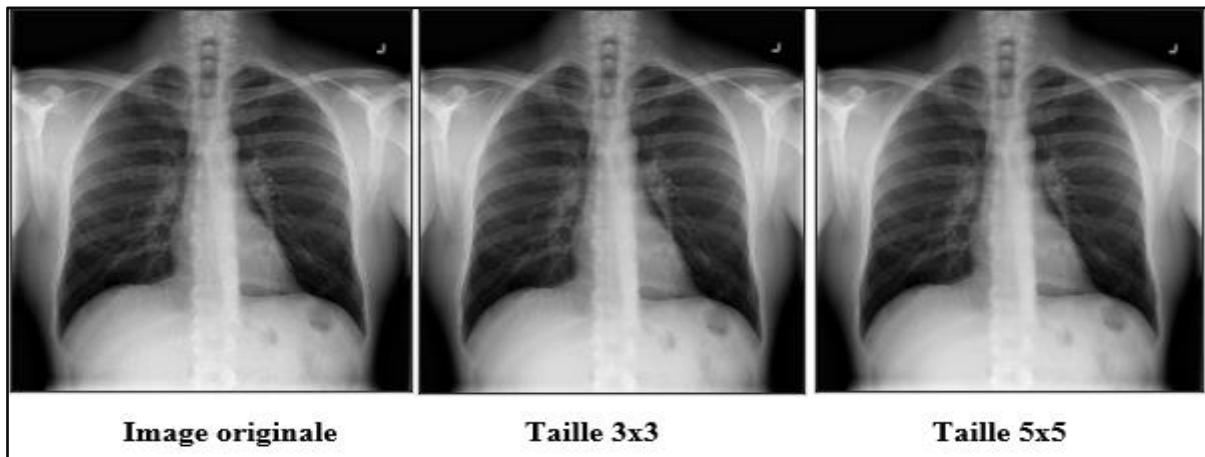


Figure 3.4 : Application d'un filtre médian sur l'image radiographie thoracique.

➤ **Le filtre anisotropique**

Ce filtrage consiste à effectuer une forte diffusion dans les zones à faible gradient, et une diffusion faible dans les zones à fort gradient. Formellement, nous effectuons une convolution de l'image par le noyau de l'opérateur :

$$\text{L'équation de diffusion de la chaleur : } \frac{du}{dt} = \Delta u = \text{div}(\nabla u) \quad (3.6)$$

Le filtre de diffusion anisotropique non linéaire a été introduit par **Perona et Malik** (1990) [62] comme outil de filtrage des images bruitées, avec la particularité de préserver les détails et les contours.

[**Perona et Malik**] ont proposé de modifier l'équation de diffusion de la chaleur afin de diminuer le filtrage dans les zones de l'image. Ils ont formulé le filtrage non linéaire par diffusion anisotrope comme étant un processus de diffusion qui est amoindri ou stoppé aux abords des contours en sélectionnant un taux de diffusion adaptatif. Cela correspond à la propagation de la chaleur dans un solide dont la conductivité thermique est non uniforme [62]. Ainsi, ces deux auteurs ont introduit l'équation de diffusion adaptative suivante :

$$\text{Modification de } \mathbf{Perona \ et \ Malik} : \quad \frac{du}{dt} = \text{div}(c(|\nabla u|)\nabla u) \quad (3.7)$$

Où C est une fonction décroissante avec $c(0)=1$ et $\lim_{x \rightarrow \infty} c(x) = 0$.

$$\text{Par exemple :} \quad c(x) = \frac{1}{\sqrt{1+x^2}} \quad (3.8)$$

-Si $C=1$, on retrouve l'équation de la chaleur → diffusion

-Si C est faible, la diffusion est stoppée ce qui préserve les bords.

Perona et Malik proposèrent les deux fonctions de diffusion suivantes :

$$g_1(|\nabla u|) = e^{-\left(\frac{|\nabla u|^2}{k}\right)} \quad (3.9)$$

$$g_2(|\nabla u|) = \frac{1}{1 + \left(\frac{|\nabla u|^2}{k}\right)} \quad (3.10)$$

3.4.3 Rehaussement de contraste

Le rehaussement des images est appliqué afin de faciliter l'interprétation visuelle et la compréhension des images.

Rehausser le contraste de l'image consiste à diminuer l'étendue de la zone de transition sans affecter l'intensité moyenne des régions situées de part et d'autre. On limite ainsi le risque de fusion intempestive de régions distinctes lors de la phase de segmentation [63].

a. Egalisation d'histogramme adaptatif à contraste limité (CLAHE)

L'égalisation adaptative d'histogramme (AHE) est une technique de prétraitement d'image utilisée pour améliorer le contraste des images. Il calcule plusieurs histogrammes, chacun correspondant à une section distincte de l'image, et les utilise pour redistribuer les valeurs de luminance de l'image. Elle est donc adaptée pour améliorer le contraste local et rehausser les définitions des bords dans chaque région d'une image. Cependant, AHE a tendance à suramplifier le bruit dans des régions relativement homogènes d'une image. Une variante d'égalisation d'histogramme adaptative appelée égalisation d'histogramme adaptative à contraste limité (CLAHE) empêche cet effet en limitant l'amplification [68].

La méthode CLAHE peut être divisée en étapes à réaliser comme suit :

- L'image médicale est divisée en régions contextuelles continues et sans chevauchement. Chaque taille de région contextuelle est $M \times N$ (la taille des régions contextuelles a été définie ici sur 8×8)
- Les histogrammes de chaque région contextuelle sont calculés
- Les histogrammes de chaque région contextuelle sont écrêtés (Une limite d'écrêtage a été définie ici à 0,01). Le nombre de pixels dans la région contextuelle est réparti de manière égale sur chaque niveau de gris [69]. Ensuite, le nombre moyen de pixels dans chaque niveau de gris est défini comme suit :

$$N_{av} = \frac{N_{cr} - x \times N_{cr} - y}{Ng} \quad (3.11)$$

Avec :

N_{av} =Nombre moyen de pixels

N_g = nombre de niveaux de gris dans la région contextuelle

N_{cr-x} = Nombre de pixels dans la dimension x de la région contextuelle

N_{cr-y} = nombre de pixels dans la dimension y de la région contextuelle

Base sur l'éq (3.11), le N_{ac} peut être calculé par l'éq (3.12) :

$$N_{ac} = N_c \times N_{av} \quad (3.12)$$

b. Technique d'amélioration du contraste de la balance (BCET)

Cette technique fournit une solution à la composition de couleurs biaisées (RVB). Le contraste de l'image peut être étiré ou compressé sans changer le motif d'histogramme de l'image d'entrée (x). La solution est basée sur la fonction parabolique obtenue à partir de l'image d'entrée [70].

La forme générale de la fonction parabolique est définie comme :

$$y = a(x - b)^2 + c \quad (3.13)$$

Les trois coefficients 'a', 'b' et 'c' sont dérivés des entrées suivantes,

- Valeur minimale de l'image de sortie (y).
- Valeur maximale de l'image de sortie.
- Valeur moyenne de l'image de sortie.

$$b = \frac{h^2(E - L) - s(H - L) + l^2(H - E)}{2[h(E - L) - e(H - L) + l(H - E)]} \quad (3.14)$$

$$a = \frac{H - L}{(h - l)(h + l - 2b)} \quad (3.15)$$

$$c = L - a(l - b)^2 \quad (3.16)$$

$$s = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2 \quad (3.17)$$

Où

l : Représente la valeur minimale de l'image d'entrée.

h : Désigne la valeur maximale de l'image d'entrée.

e : Désigne la valeur moyenne de l'image d'entrée.

L : Représente la valeur minimale de l'image de sortie.

H : Désigne la valeur maximale de l'image de sortie.

E : Désigne la valeur moyenne de l'image de sortie.

s : Désigne la somme quadratique moyenne de l'image d'entrée.

3.5 Segmentation d'image

Il s'agit d'une étape importante dans l'analyse d'une image. La segmentation va consister à regrouper les pixels de l'image en régions (composantes connexes). Ces régions vérifiant un critère d'homogénéité (par exemple sur les niveaux de gris ou sur la texture ..). On cherche par ce traitement à obtenir une description compactée de l'image en régions [66].

Si la segmentation possède que 2 classes différentes, on dit que l'image est binarisée.

Formellement, la segmentation d'une image A en régions R_i , $i = 1..n$, est définie par les propriétés suivantes :[13]

1. $\cup_{i=1}^n R_i = I$

2. $R_i \cap R_j = \emptyset; \forall i, j$ telle que $i \neq j$

3. $p(R_i) = \text{vrai}; \forall i \in \{1, 2, \dots, n\}$

4. $p(R_i \cap R_j) = \text{faux}; \forall i, j$ telle que $i \neq j$

5. R_i est un composant connexe; $\forall i \in \{1, 2, \dots, n\}$

- ✓ P est un prédicat d'homogénéité.
- ✓ La première condition indique que l'union des régions nous ramène à l'image de départ.
- ✓ La deuxième indique que deux régions différentes sont disjointes.
- ✓ La troisième exprime que les pixels appartenant à une région doivent satisfaire le critère d'homogénéité.

- ✓ La quatrième exprime le critère d'homogénéité pour la segmentation en régions disjointes [59].

3.5.1 Approches de segmentation

La segmentation est une étape primordiale en traitement d'image. À ce jour, il existe de nombreuses méthodes de segmentation, que l'on peut regrouper en trois principales classes :

a. Segmentation par seuillage

Le seuillage représente un outil largement utilisé dans la segmentation d'image pour extraire des objets de leurs fonds en fonction d'un seuil.

Nous présentons ci-dessous quelques types de seuillage par histogramme.

❖ Seuillage par détection de vallées

Cette technique est la plus intuitive. On suppose que chaque classe correspond à une gamme distincte de niveaux de gris. L'histogramme est alors m -modal. La position des minima de l'histogramme H permet de fixer les $(m - 1)$ seuils nécessaires pour séparer les m classes.

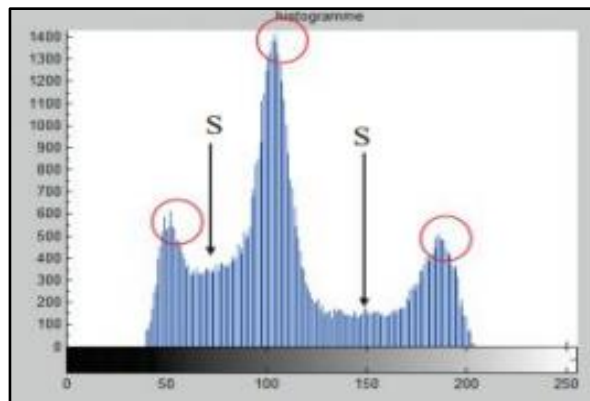


Figure 3.5 : Histogramme à plusieurs vallées.

Malgré le développement de techniques robustes visant à faciliter la détection des vallées comme il est illustré dans la (figure 3.5), cette méthode, bien que simple, est très peu appliquée car les histogrammes traités sont le plus souvent bruités et uni-modaux [71].

❖ Seuillage global

Le seuillage global calcule un seul seuil pour toute l'image. Les pixels ayant un niveau de gris inférieur au seuil sont mis à noir et les autres à blanc et la valeur du seuil est déterminée à partir de l'histogramme [62].

❖ Seuillage local

Le seuillage local calcule un seuil pour chaque pixel en fonction de l'information contenue dans son voisinage. Si un point a un voisinage d'intensité supérieure au seuil (voisinage 4-connexes ou voisinage 8-connexes), on lui applique une intensité à 1 [62].

❖ Seuillage par hystérésis

Dans le seuillage par hystérésis nous devons déterminer 2 seuils : un seuil haut th et un seuil bas tb . On sélectionne d'abord les points au-dessus de th , puis on applique le seuil tb en ne gardant que les composantes connexes qui contiennent au moins un point au-dessus de th [71].

b. Approche région :

Cette approche cherche à détecter les zones de l'image présentent des caractéristiques homogènes en vérifiant les critères d'homogénéité et de similitude. Les pixels présentant une caractéristique commune [72].

➤ Segmentation par classification de pixel

La classification est une opération préalable à la segmentation ; elle consiste à regrouper en classes les pixels de l'image ayant les caractéristiques colorimétriques similaires. Les classes sont formées à partir des attributs des pixels. Les classes doivent être aussi distinctes que possible les unes des autres [73].

□ Classification supervisée

La classification de pixels supervisée appelée aussi classification de pixels avec apprentissage consiste à définir une fonction de discrimination effectuant un découpage de l'espace de représentation à partir d'une connaissance a priori de l'image. Ce type de classification nécessite la création d'une base d'apprentissage faisant intervenir une segmentation de référence. La taille de cette base d'apprentissage doit être choisie avec précaution [73].

□ Classification non supervisée

Quant aux méthodes non supervisées, elles ne nécessitent aucune base d'apprentissage et aucune tâche préalable d'étiquetage manuel. La seule intervention de l'expert se situe à la fin du processus pour identifier les classes trouvées. Parmi ces méthodes, on peut citer l'algorithme des K-moyennes(K-Means), l'algorithme des C-moyennes floues [71].

❖ Classification par k-moyennes ou k-means

L'algorithme k-means est l'algorithme de clustering le plus connu et le plus utilisé, du fait de sa simplicité de mise en œuvre. La méthode est basée sur une notion de similarité entre enregistrements.

C'est une méthode non supervisée qui prend comme représentant de chaque classe son centre de gravité. Les centres sont recalculés à chaque nouvelle affectation d'un élément à une classe, c'est une méthode qui a pour objectif de partitionner l'espace des attributs en K classes (K connu).

A partir d'une partition initiale on améliore itérativement la partition de l'espace en minimisant la variance intra-classe, cette technique utilise comme critère d'évaluation d'une partition la distance quadratique moyenne [73]. Le principe des k-means est de minimiser la fonction objective :

$$j(x, v) = \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^c \|x_i - v_k\|^2 \quad (3.18)$$

Avec :

- c : Le nombre de classe.
- N : Le nombre de données.
- v_k : Le centre de classe i .
- $\| \cdot \|$: La norme euclidienne qui mesure la similarité entre un pixel et un autre.

Tenant compte de la nouvelle fonction objectif (3.18), la mise à jour des centres des classes se fait avec l'équation (3.19) :

$$v_k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (3.19)$$

Avec :

- n est le nombre de donnée de chaque classe.

❖ Classification par c-moyennes flous ou fuzzy c-means (FCM)

Le Fuzzy C-means est un algorithme de classification non supervisée, issu de l'algorithme K-means. Son apport par rapport à ce dernier est l'introduction de la notion du flou, afin de prendre en compte l'imprécision des données. Développé par Bezdek en 1981 à la suite des travaux de Dunn, l'algorithme FCM est un algorithme de réallocation floue, dans lequel les classes sont représentées par des prototypes (centres de gravité). Son application fournit donc pour chaque observation à classer un degré d'appartenance (compris entre 0 et 1) à chaque classe, produisant ainsi une partition floue [74]. Comme pour la plupart des autres algorithmes de classification par partition, le FCM est basé sur la minimisation de la fonction objective suivante :

$$J_m(u, v) = \sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^c u_{ij}^m(x) \|x_j - v_i\|^2 \quad (3.20)$$

Déroulement de FCM

Etape 1 : fixer les paramètres :

c : Le nombre de classe.

ε : Le seuil représentant l'erreur de convergence (par exemple $\varepsilon = 0.001$).

m : Le degré de floue ($1 < m < \infty$) , généralement $m = 2$.

Initialiser la matrice de degrés d'appartenances U par des valeurs aléatoires dans l'intervalle [0 1]

Etape 2 : Calculer le centre de cluster initiales (calcule les centroïdes) (calcule le prototype)

$$v_i = \frac{\sum_{j=1}^n (u_{ij})^m x_j}{\sum_{j=1}^n (u_{ij})^m} \quad (3.21)$$

Etape 3 : calculer la distance chaque point et les centroïdes

$$d_{ij} = \|x_j - v_i\| \quad (3.22)$$

Etape 4 : Mettre à jour la matrice de degrés d'appartenance

$$u_{ij}^{t+1} = \sum_{k=1}^c \left(\frac{d_{ij}}{d_{kj}} \right)^{\frac{-2}{m-1}} \quad (3.23)$$

Etape 5 : Vérifier la convergence

$$\left| u_{ij}^{(t+1)} - u_{ij}^{(t)} \right| \leq \varepsilon \quad (3.24)$$

Si le critère d'arrêt n'est pas atteint commencer par l'étape 2

➤ **La segmentation basée sur la morphologie mathématique**

La morphologie mathématique est une théorie d'analyse des structures spatiales dont les premiers concepts ont été introduits par Serra pour étudier la forme et la structure des objets dans l'image. Les outils de morphologie mathématique proposés ont été développés au départ pour le traitement d'images binaires en faisant appel à la morphologie mathématique ensembliste. Leur utilisation a été ensuite étendue aux images en niveaux de gris : on parle à ce moment, de morphologie mathématique fonctionnelle [75].

-Érosion



Soit X l'ensemble à éroder et B un élément structurant de géométrie simple, par exemple un cercle. L'érosion consiste à faire déplacer B de telle sorte que son centre occupe toutes les positions x de l'espace





L'ensemble des positions x correspondant à une réponse positive forme le nouvel ensemble Y , appelé érodé de X par B , noté $X \ominus B$

-Dilatation L'opération de dilatation se définit de manière analogue à l'érosion. En prenant le même élément structurant B

Le Tableau 3.1 montre un exemple du processus d'application de ces opérations morphologiques sur une image test en niveau de gris. L'élément structurant est un disque de rayon 3 :

Tableau 3.1 : Résultat de quelques opérateurs morphologiques

| Opérateur | Fonction | Résultat |  |
|-----------|---|--|---|
| Erosion | Calcul le minimum des voisins de chaque pixel | Supprime les éléments qui sont plus petit que l'élément structurant. Rétrécie les frontières |  |

| | | | |
|---------------------|--|---|---|
| Dilatation | Calcule le maximum des voisins de chaque pixel | Supprime les trous à l'intérieur de l'objet qui ont une taille inférieure à l'élément structurant. Elargir la frontière |  |
| Ouverture | Erosion suivie par une dilatation | Supprime les éléments qui sont plus petit que l'élément structurant. Les frontières sont peu modifiées à cause de la reconstruction. |  |
| Fermeture | Dilatation suivie par une érosion | Supprime les trous dont la taille est inférieure à l'élément structurant. Les frontières sont peu modifiées à cause de la reconstruction |  |
| Ouverture-Fermeture | Ouverture suivie par une Fermeture | Supprime tous les éléments et les trous qui sont plus petit que l'élément structurant. Les frontières sont un peu modifiées à cause de la reconstruction. |  |

c. Approche contour

L'approche contour est fondée sur la recherche de discontinuités locales. Un moyen efficace pour détecter ces discontinuités dans le cas d'une image analogique est d'utiliser une méthode dérivative. Le contour est détecté comme le maximum du gradient de luminance $C(x,y)$ de l'image. Ce raisonnement peut être étendu aux images numériques bidimensionnelles en mettant en œuvre des calculs approchés des dérivées sous forme de convolution de l'image par des masques appropriés. Pour obtenir le gradient de l'image selon l'axe Ox (respectivement Oy) il suffit de la convoluer avec un masque Mx approprié (respectivement Oy). Les gradients les plus utilisés sont :

- Les gradients de Perwitt ;
- Les gradients de Sobel [62].

3.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les différents concepts liés à l'image numérique. Nous avons cité les différents types d'images et les notions générales sur le traitement d'images, en introduisant les différentes techniques d'amélioration de l'image utilisées ainsi les méthodes de segmentation d'image.

Les méthodes de segmentation des lésions présentées dans le paragraphe précédent ont, chacune, des avantages et des inconvénients. Nous nous intéressons à la segmentation par région en détaillant les différentes techniques de cette dernière. Notre approche consiste à faire, tout d'abord, un seuillage après une région d'intérêt sera défini.

Pour plus de détails, le chapitre suivant sera consacré à la mise en œuvre de l'ensemble des techniques choisies pour la détection des pneumonies à partir d'images radiologiques.

Introduction

La radiologie est la forme d'imagerie médicale la plus ancienne et la plus utilisée. Une radiographie est un test médical non invasif qui aide les médecins à diagnostiquer et à traiter les conditions médicales.

Les images radiographiques thoraciques présentent plus de détails pour l'analyse que toute autre image radiographique, mais dans la plupart des cas, les images Rx présentent un bruit perceptible et des niveaux de contraste différents en raison des caractéristiques techniques de l'appareil.

Ce chapitre est consacré à l'application de notre approche sur des images radiologiques réelles comportant une pneumonie. Sa détection de manière précise et juste orientera efficacement le diagnostic. Nous présentons, pour chaque étape de la méthode choisie, les résultats obtenus ainsi que l'interprétation de ces résultats. La validation des choix des différentes méthodes est présentée à la fin de ce chapitre.

4.1 Environnement de travail

Pour ce travail, nous avons utilisé l'environnement MATLAB sur un PC avec un processeur Intel @CoreTM i3 – 7th est une mémoire vive de 4G, sur un système d'exploitation Windows 10 full Aio 64bits.

MATLAB est un outil de simulation largement utilisé notamment en traitement d'images médicales. Il offre une très grande capacité de traitement et une souplesse remarquable par rapport à d'autres moyens de simulation. Il permet de programmer, de manière très rapide, différents calculs scientifiques et notamment ceux qui font appel à la manipulation des matrices. Aussi, il supporte la vectorisation de la plupart des algorithmes de traitement d'images.

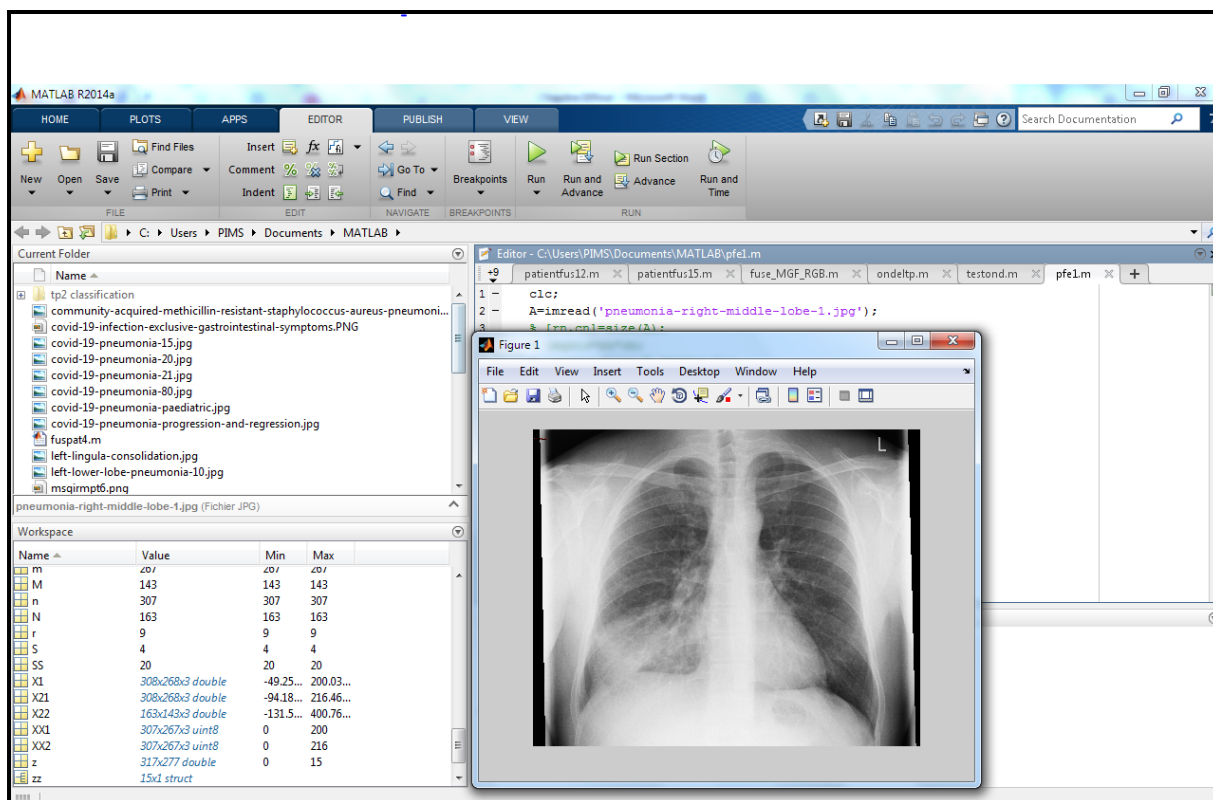


Figure 4.1 : Interface Matlab.

4.2 Format DICOM

Le format DICOM désigne la norme pour les fichiers numériques créés lors d'examens d'imagerie médicale. Il recouvre aussi les spécifications concernant leur archivage et leur transmission en réseau (aspects particulièrement importants dans le milieu médical). Indépendant des technologies (scanner, IRM, etc.), et des constructeurs, il permet de standardiser l'accès aux résultats d'imagerie médicale.

Outre les images numériques issues des examens médicaux, les fichiers DICOM véhiculent aussi le nombre d'informations textuelles concernant :

- Le patient (nom du patient, type d'examen, hôpital, date d'examen etc.) ;
- L'examen réalisé (région explorée, technique d'imagerie utilisée, etc.) ;
- La date d'acquisition ;
- Le praticien etc.

Ces fichiers ne peuvent être lus et modifiés que par des logiciels spécialisés [76]. Notre base de données est en format DICOM mais pour l'implémentation sur l'environnement de travail MATLAB, nous avons convertie les images utilisées en format JPG avec le logiciel RadiANT, comme montre la figure (4.2).

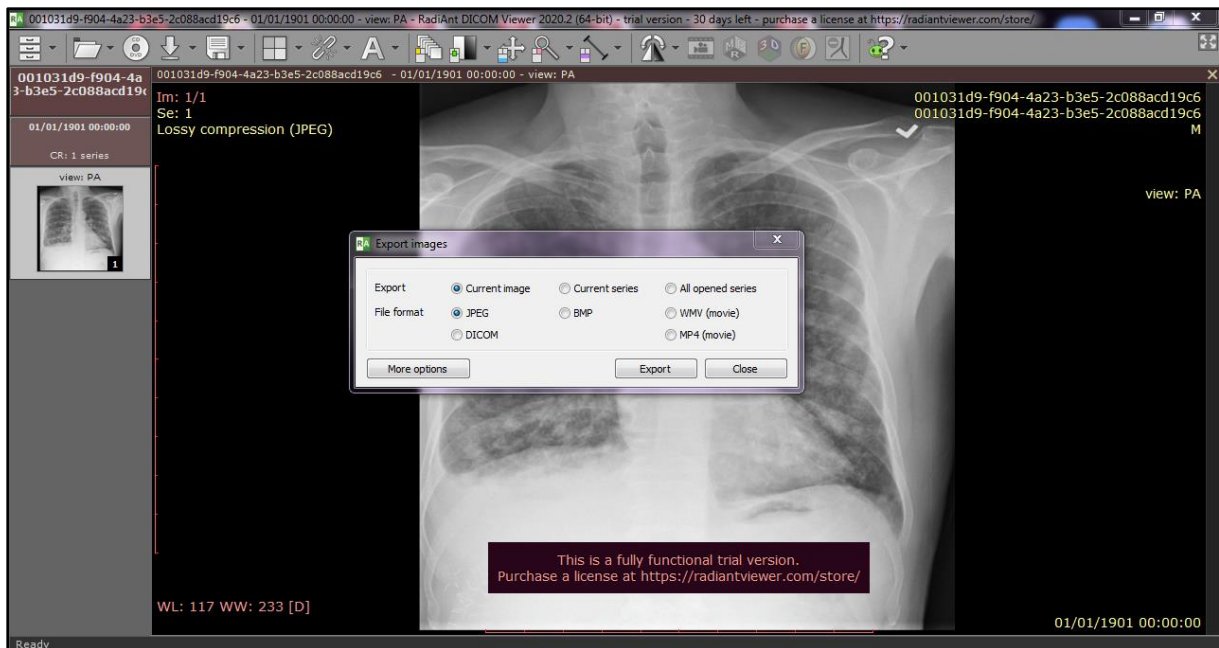


Figure 4.2 : Logiciel RadiANT.

4.3 Base de Données

La base de données, des images radiographie thoracique, utilisée est une base de données en ligne à accès gratuit des patients atteints de pneumonie (Pneumonia-challenge-dataset-adjudicated-kaggle-2018). Elle contient 5,863 images, 2 catégories regroupées par Paul Mooney, de la Banque de données Kaggle [77].

4.4 Méthodologie proposée

L'objectif de ce travail est de concevoir une méthode de détection de pneumonie

À partir des images radiographiques dans le but d'aide au diagnostic des patients atteint de cette maladie.

La détection des lésions de pneumonie sur des radiologies thoraciques est une tâche très difficile vue sa sémiologie et son caractère subtil, en ajoutant à cela la variabilité inter-intra expert.

La méthodologie que nous proposons est illustrée sous forme de schéma synoptique sur la figure 4.3. Nous décrirons chaque section en détail, en expliquant les étapes et l'algorithme. La tâche a été exécutée comme suit :

Toutes les images ont été converties en niveaux de gris. Ensuite, nous avons effectué dans la phase de prétraitement un filtrage pour la suppression du bruit avec le filtre médian. Par la suite, nous avons utilisé l'algorithme BCET pour l'amélioration de contraste. Un seuillage d'image avec application de différents opérateurs morphologiques a été proposé pour l'extraction de poumon. Enfin pour la détection de la pneumonie nous avons utilisé l'approche de segmentation par FCM.

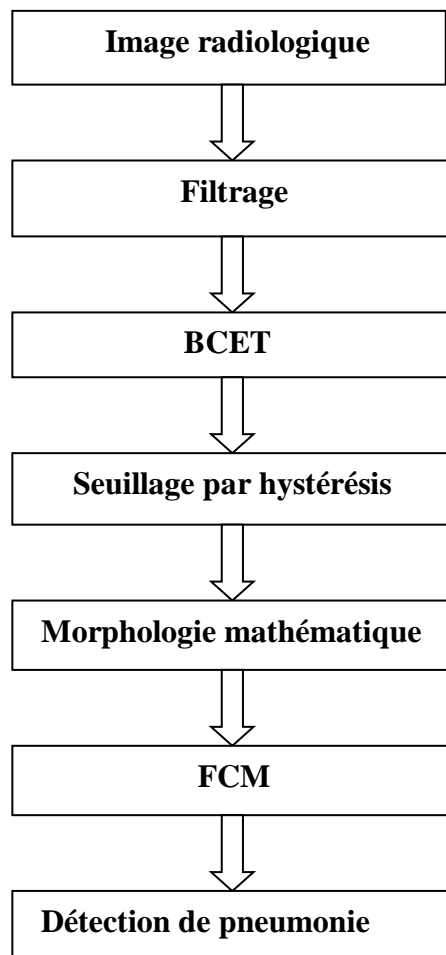


Figure 4.3 : Schéma synoptique des différentes étapes de l'algorithme proposé.

4.5 Prétraitement

La tâche principale du prétraitement est d'améliorer la qualité des images radiographiques du thorax et de les rendre aptes à un traitement ultérieur par vision humaine ou informatique. Prétraitement aide à améliorer certains paramètres des images radiographiques thoraciques, tels que l'amélioration du rapport signal sur bruit et l'amélioration de l'apparence visuelle des images radiographiques thoraciques, en supprimant le bruit non pertinent et les parties indésirables en arrière-plan.

Sans cette opération de prétraitement, toutes les étapes du traitement de l'image qui suivent, comme la segmentation, risquent d'être difficiles, voire même impossibles.

4.5.1 Filtre médian

Les types de bruit les plus couramment rencontrés sont le Bruit sel et poivre, speckle, gaussien. Prise en compte des variantes possibles des bruits sur les images Rx et en tenant en compte des méthodes existantes dans la littérature, le filtre médian a été sélectionné comme filtre principal pour la suppression du bruit.

Son principe consiste à remplacer le pixel central par la valeur médiane des pixels de son voisinage. Il a l'avantage de ne pas introduire de nouvelle valeur d'intensité et de réduire la variance de celle-ci. Il permet, aussi, de supprimer les oscillations d'intensité inférieures à la taille de la fenêtre de lissage ainsi que le bruit.

Les étapes ci-dessous montre le principe du filtre médian :

Pour chaque pixel P_{xy} de l'image faire

$P_{xy} \leftarrow \text{Median}$

$(\text{voisins}(P_{xy}))$

La figure 4.4 montre l'effet du filtre médian avec différents taille sur une image bruitée.

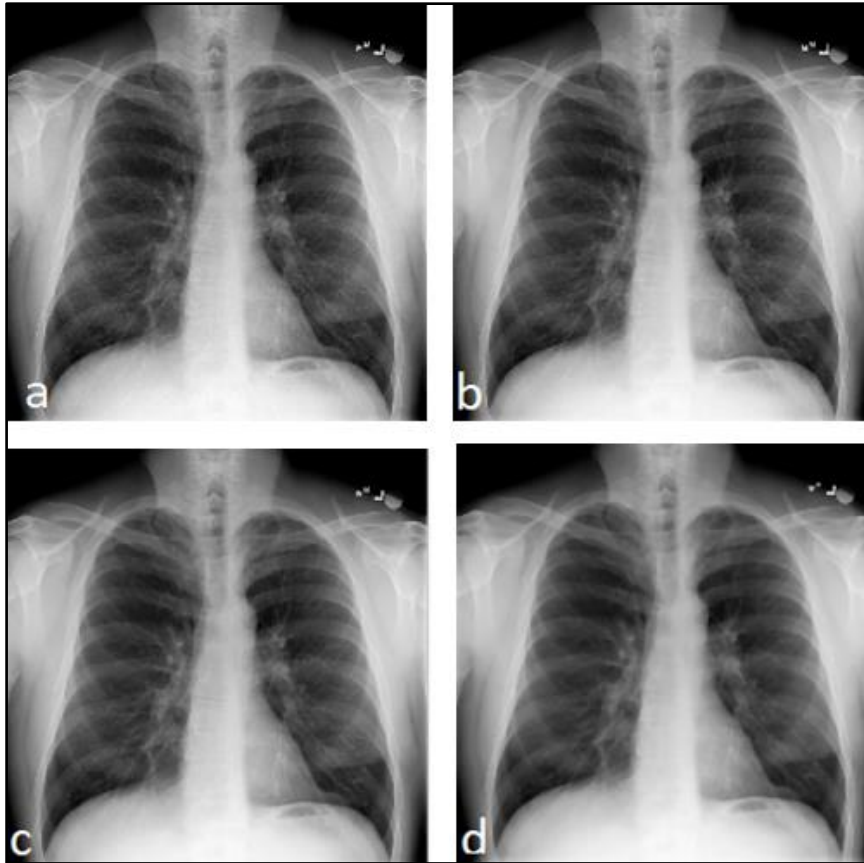


Figure 4.4 : Cliché de face d'une radiographie du thorax. (a)Image originale ;
(b) Filtre médian masque 3x3 ;(c) Filtre médian masque 5x5 ;
(d) Filtre médian masque 9x9.

Nous pouvons remarquer que sur l'image filtrée par le masque 3x3, figure (4.4), les objets ont été lissés et que leurs niveaux de gris sont plus homogènes. Le bruit a été enlevé sans altération des détails de l'image d'où le choix a été validé pour ce filtre avec un masque de taille 3x3 (plus en augmente la taille de masque plus l'effet de flou se voit dans l'image).

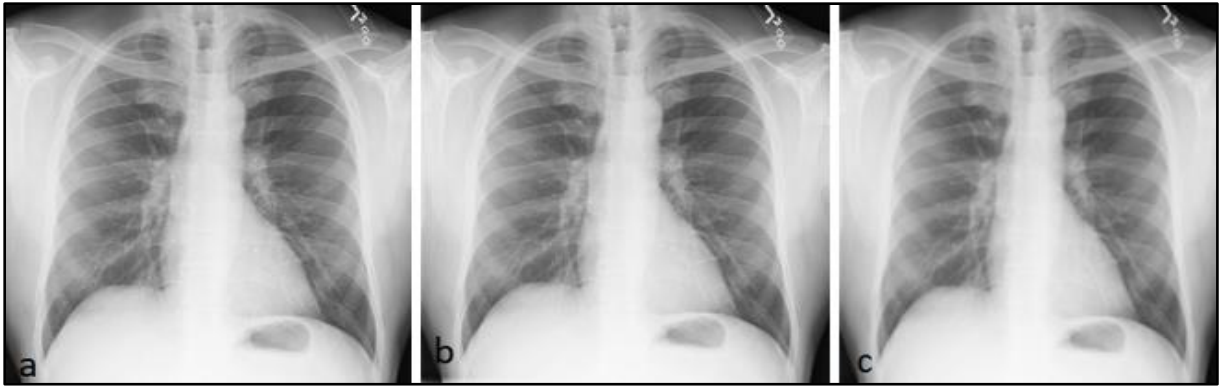


Figure 4.5 : Application du filtre médian et du filtre gaussien. (a) Image originale ; (b) Image filtrée par filtre de médian masque 3x3 ;(c) Image filtrée par filtre de Gaussien ($\sigma = 2$).

A titre comparatif, nous avons appliqué, sur une même image, le filtre médian et le filtre gaussien et les résultats obtenus sont illustrés dans la figure (figure 4.5). Nous remarquons qu'avec le filtre gauss, un léger effet de flou est présent sur l'image filtrée ce qui n'est pas le cas pour le filtre médian. Les détails des deux filtres avec leurs équations sont présentés dans le chapitre 3.

4.5.2 Rehaussement de contraste

Outre la suppression du bruit, lors du traitement d'images médicales, l'amélioration du contraste est nécessaire pour la zone d'intérêt. Dans la méthodologie proposée, nous utilisons une approche basée sur BCET. Le choix a été fait car le contraste de l'image peut être étiré ou compressé sans changer le motif de l'histogramme de l'image d'entrée. De plus, à titre comparatif, l'égalisation adaptative d'histogramme à contraste limité (CLAHE) est utilisée.

La figure 4.6 montre l'effet de BCET avec différents Gmoy sur l'image filtrée.



Figure 4.6 : Application de l'amélioration BCET ;(a) image filtrée; (b) résultat de l'amélioration du BCET avec $G_{moy}=105$;(c) BCET avec $G_{moy}=85$;(d) BCET avec $G_{moy}=175$.

Plus la valeur de G_{moy} augmente plus l'image devient plus claire et on voit pas la différence significative entre les zones claires (opacité) et les zones sombres (clarté) de l'image radiographie thoracique.

Le résultat de comparaison entre BCET et CLAHE pour les images Rx, est présenté dans la figure(4.7).

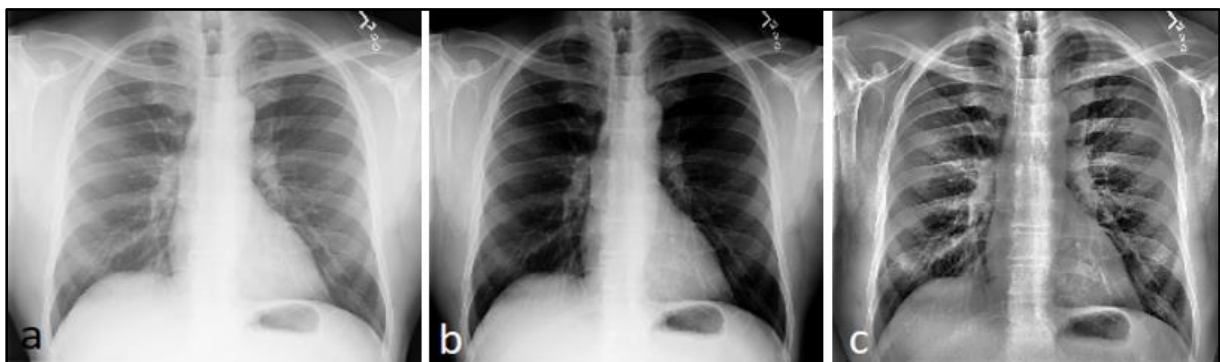


Figure 4.7 : (a) Image filtrée ; (b) Résultat de l'amélioration du BCET ; (c) Résultat du rehaussement CLAHE.

D'après ces résultats, nous pouvons constater que les résultats du BCET sont mieux adaptés pour trouver la zone pulmonaire par rapport aux résultats du CLAHE. Cela est dû au fait que la zone des poumons est plus sombre que sur l'image originale et que le contraste des vaisseaux, des tissus et des côtes est faible, et un bon contraste poumon/pneumonie est présent.

4.6 Extraction des poumons

Pour l'extraction des poumons nous avons essayé d'appliquer 2 méthodes : le filtre à seuil et le seuil à hystérésis, à l'aide de l'histogramme de l'image prétraitée (figure 4.9). Nous avons pu choisir les valeurs de seuils pour l'extraction.



Figure 4.8 : Résultat du seuillage .

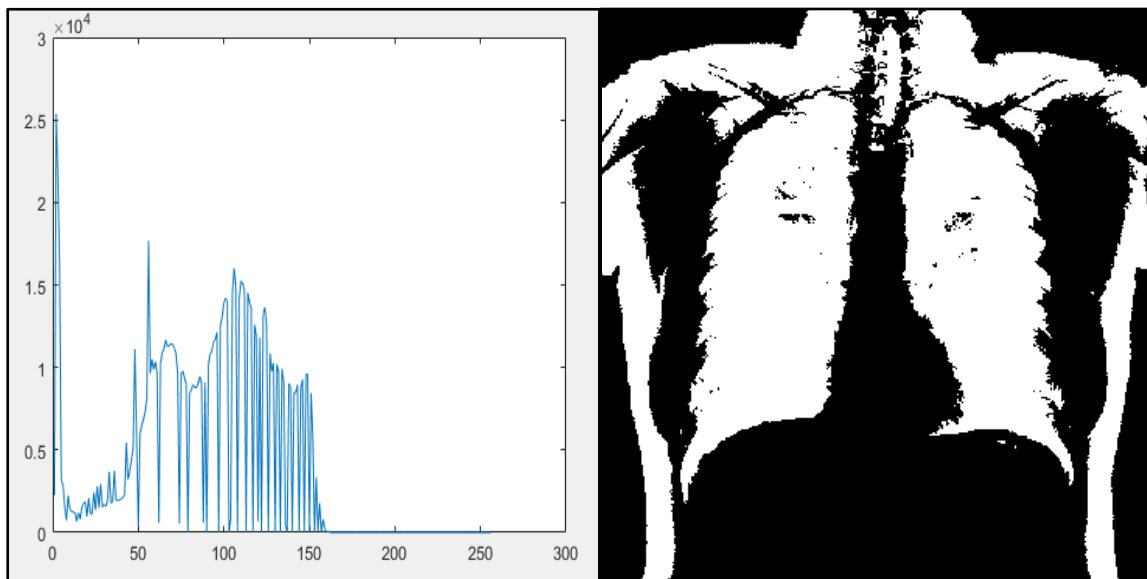


Figure 4.9 : Histogramme de l'image prétraitée.

Figure 4.10 : Résultat de seuil à hystérésis .

Pour l'extraction nous avons choisi la méthode de seuillage par hystérésis dans le but d'avoir l'objet en blanc (poumon) et le fond en noir.

Choix de valeurs de seuils $S1=40$; $S2=160$;

Après cette étape, une érosion, avec un élément structurant de type disk et de taille 3, a été appliquée afin de déconnecter les poumons des tissus voisins pour une meilleure séparation. Une fois c'est fait, une ouverture surfacique nous a permis de supprimer les différentes structures comme le cou, les épaules (Figure 4.11).



Figure 4.14 : Applications de morphologie mathématique.

Nous avons, en suite, fait un remplissage des trous obtenus sur le masque des poumons suivie d'une dilatation, avec le même élément structurant, pour récupérer le volume total des poumons. L'extraction finale des poumons est illustrée dans la figure (4.13)

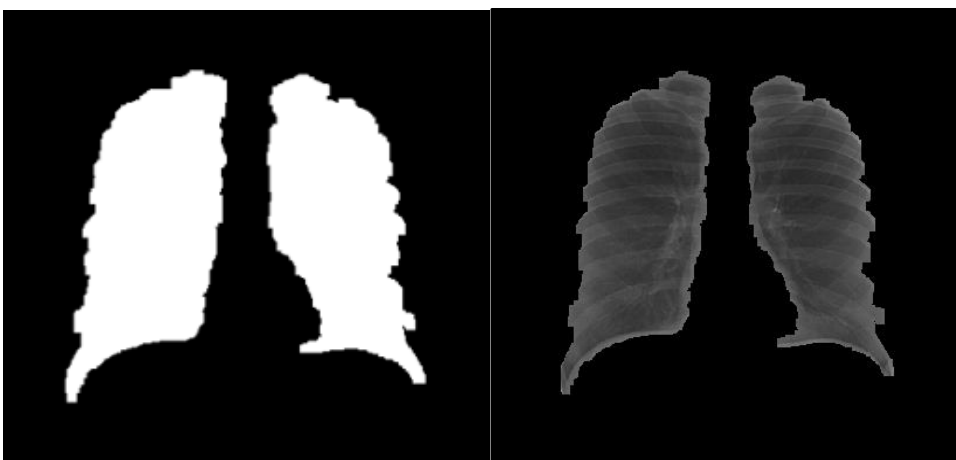


Figure 4.12 : le masque des poumons dilaté. **Figure 4.13 :** Extraction finale des poumons.

4.7 Segmentation FCM

L'algorithme FCM a été choisi pour segmenter la pneumonie de l'image radiographique thoracique. Le schéma synoptique de l'algorithme est illustré dans la figure 4.14.

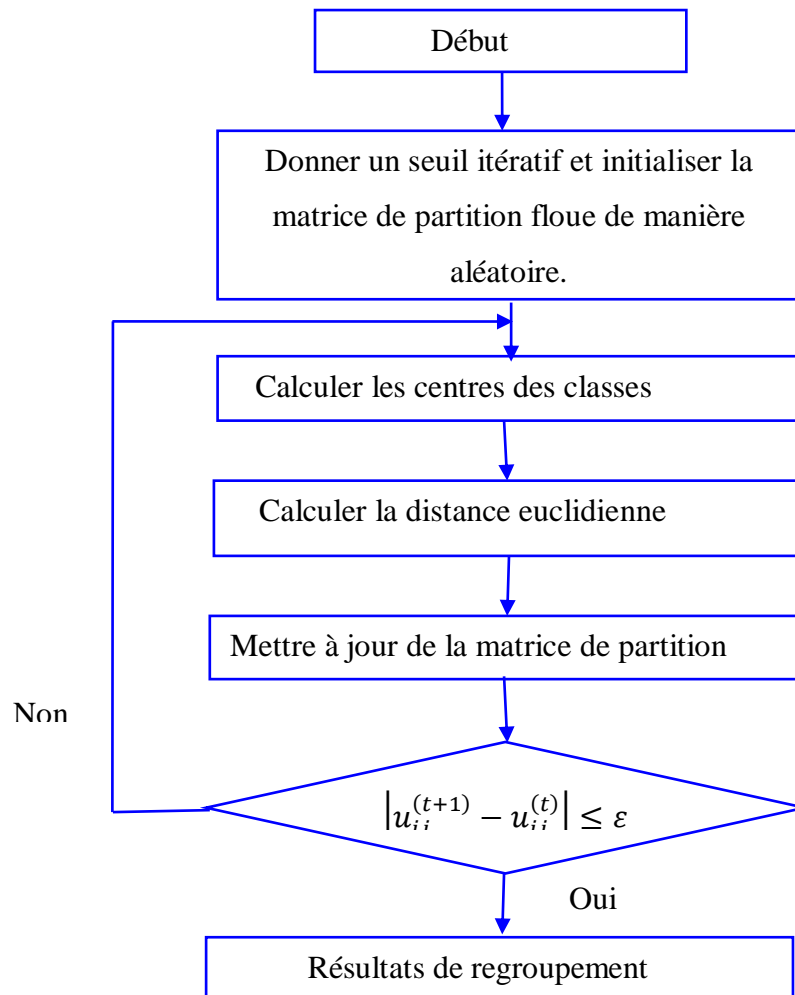


Figure 4.14 : Schéma synoptique de l'algorithme FCM.

Nous présentons, ci-dessous, les résultats de la segmentation par la méthode FCM, avec un nombre de classes $C=4$ (du fait que nous avons la lésion (pneumonie), lobes et les plèvres (pariétale et viscérale) contenu dans la cage thoracique). Les résultats des quatre classes sont illustrés dans la figure 4.15.

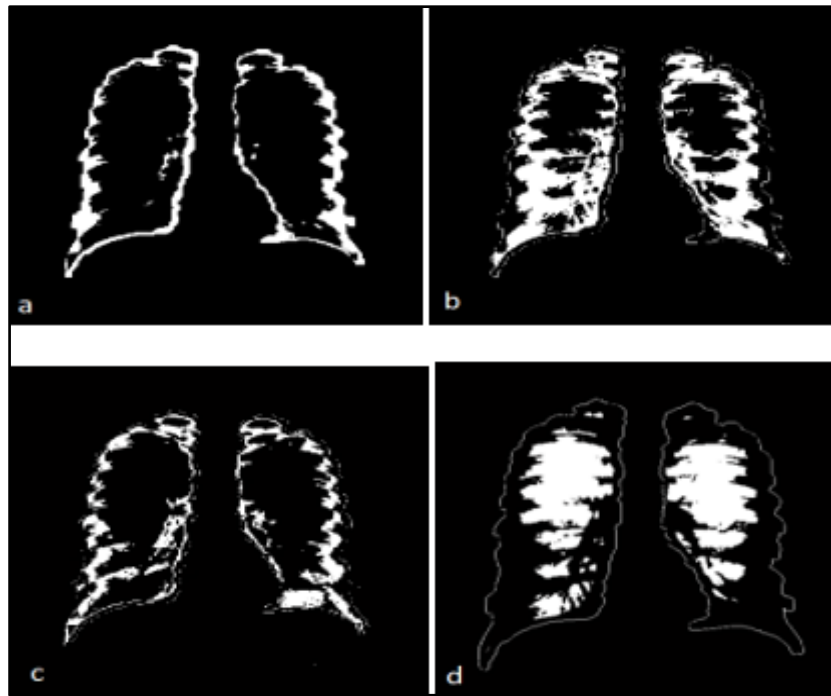


Figure 4.15 : Segmentation de l'image par la méthode FCM en 4 classes (a) Classe 1 segmentée par FCM (b) Classe 2 segmentée par FCM (c) Classe 3 segmentée par FCM (d) Classe 4 segmentée par FCM.

Le résultat de la FCM avec 4 clusters nous a donné : 2 classes pour les lobes, une pour les plèvres et dans la quatrième classe on trouve une association plèvres+lésions. Dans cette dernière, les plèvres sont déconnectées et la lésion pulmonaire forme un objet connexe. Les radiologues disent que la pneumonie s'étale sur une surface assez large. Dans notre cas, et suite aux recommandations des médecins, nous avons étiqueté les différents objets contenant dans la classe 4 afin de pouvoir calculer la surface de chacun d'eux et de choisir la plus grande comme étant la lésion recherchée.

Nous avons choisi un seuil de $area=5000$ et nous avons obtenu le masque illustré dans la figure 4.16

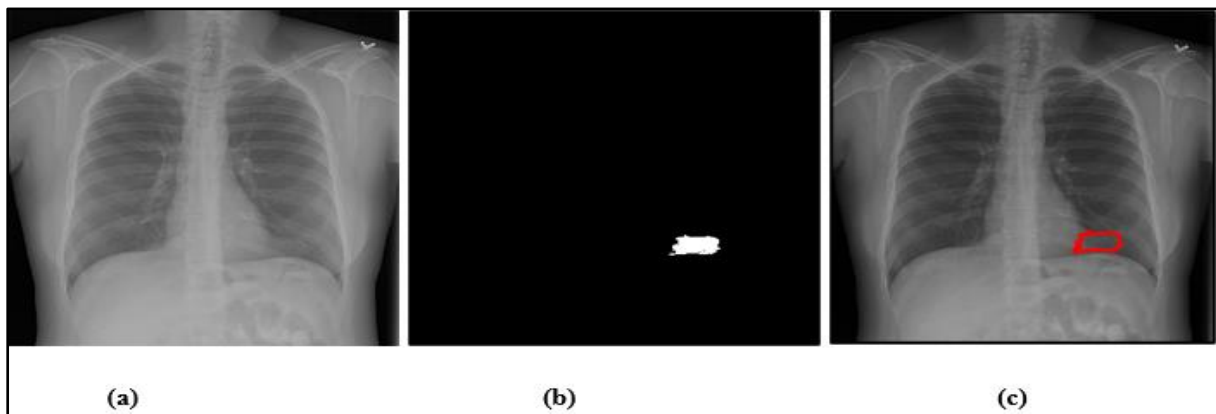


Figure 4.16 : Pneumonie ronde (a)Image originale ,(b)Masque de la pneumonie,(c)L'extraction finale de la pneumonie.

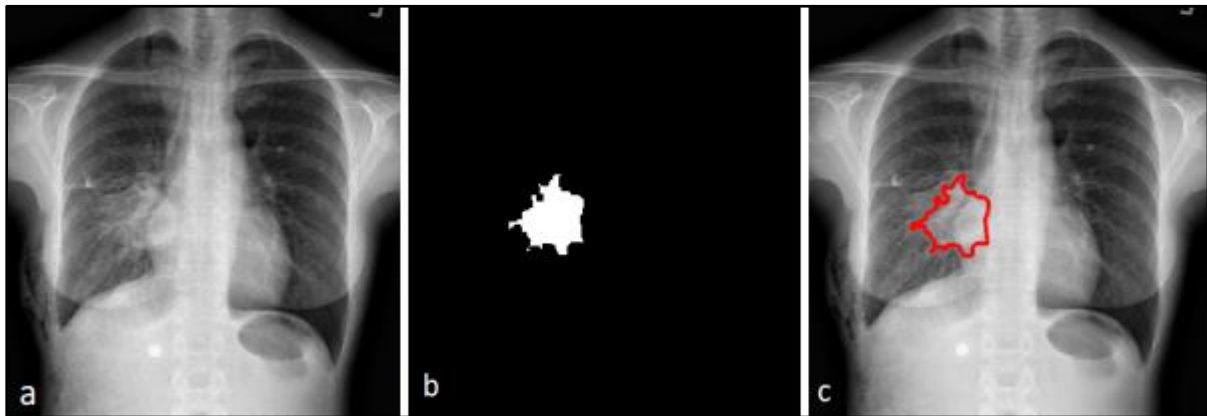


Figure 4.17 : Pneumonie du lobe moyen droit,(a)Image originale ,(b)Masque de la pneumonie,(c)Contour final de la pneumonie.

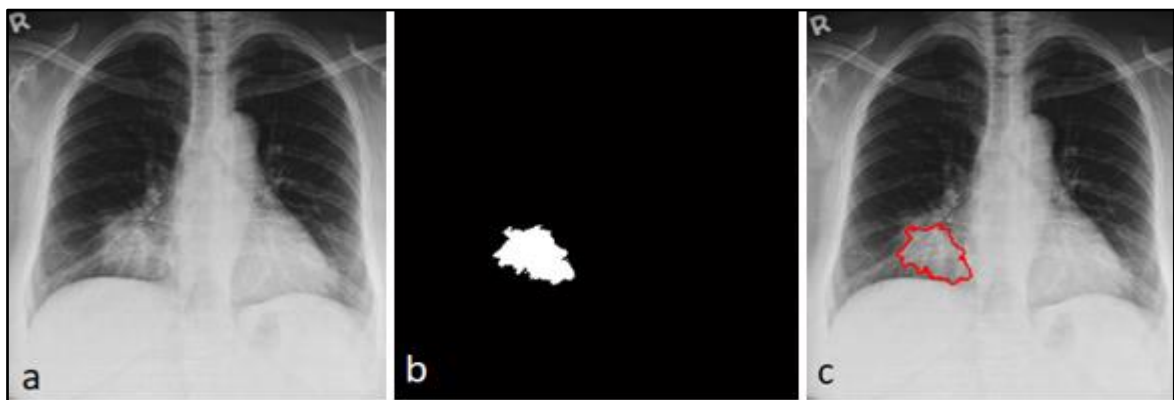


Figure 4.18 : Pneumonie du lobe inférieur droit,(a)Image originale ,(b)Masque de la pneumonie, (c) Contour final de la pneumonie.

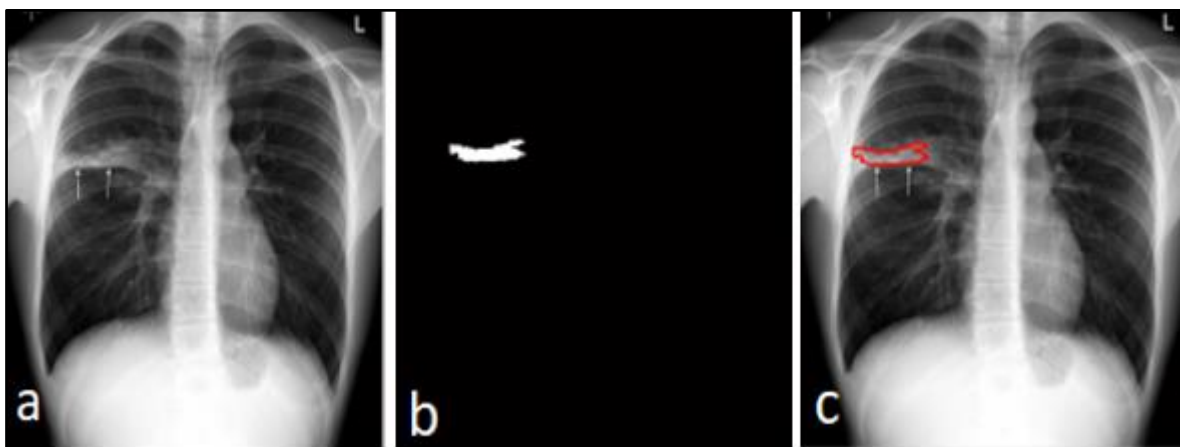


Figure 4.19 : Pneumonie du lobe supérieure droit, (a)Image originale ,(b)Masque de la pneumonie, (c) Contour final de la pneumonie.

D'après les résultats présents dans les figures (fig 4.17, 4.18,4.19), la FCM a montré son utilité dans la détection des pneumonies à partir des images radiographiques thoraciques par rapport à d'autres méthodes de segmentation comme le contour actif et la LPE dont la subtilité du contraste des tissus pulmonaires défavorise la détection.

4.8 Application au COVID-19

Le coronavirus SARS-CoV-2 peut provoquer une réaction inflammatoire risquant d'aboutir, dans sa forme la plus grave, à un syndrome de détresse respiratoire aiguë. Une minorité de patients Covid-19 développent une pneumonie nécessitant le recours à la ventilation mécanique [78].

Nous avons appliqué les différentes étapes de notre méthode proposée dans ce manuscrit afin de pouvoir détecter les lésions COVID.

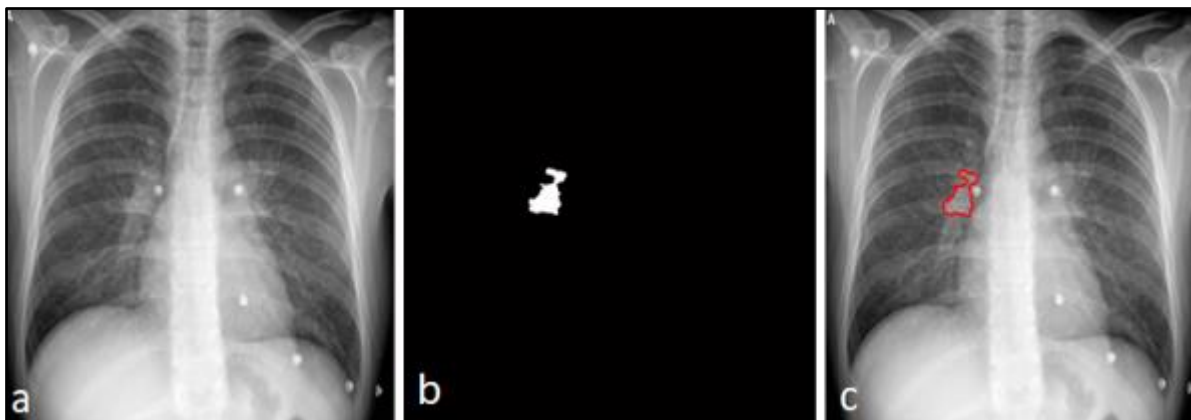


Figure 4.20 : Patient 1 COVID-19, (a)Image originale, (b) Masque, (c) Contour final.

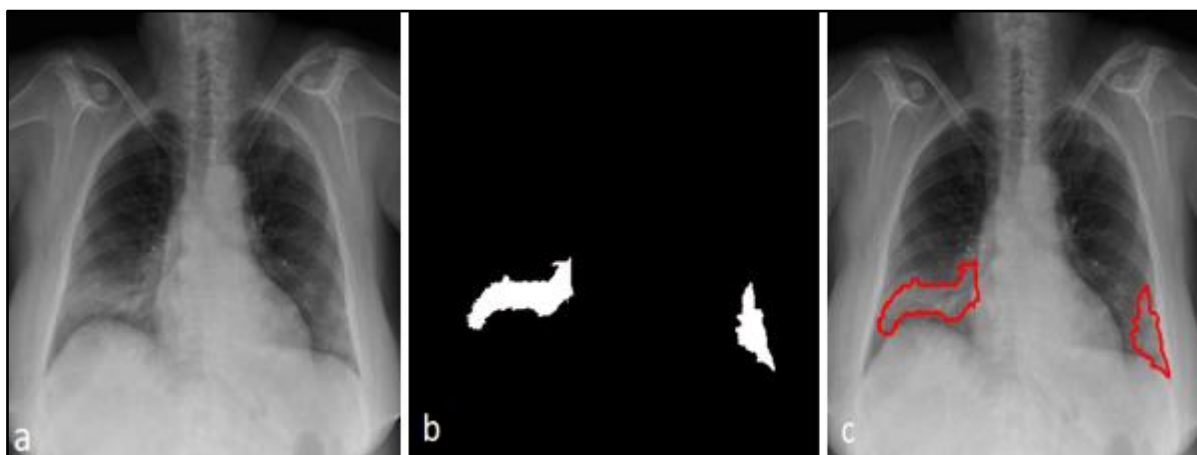


Figure 4.21: Patient 2 COVID-19, (a)Image originale, (b)Masque, (c) Contour final.

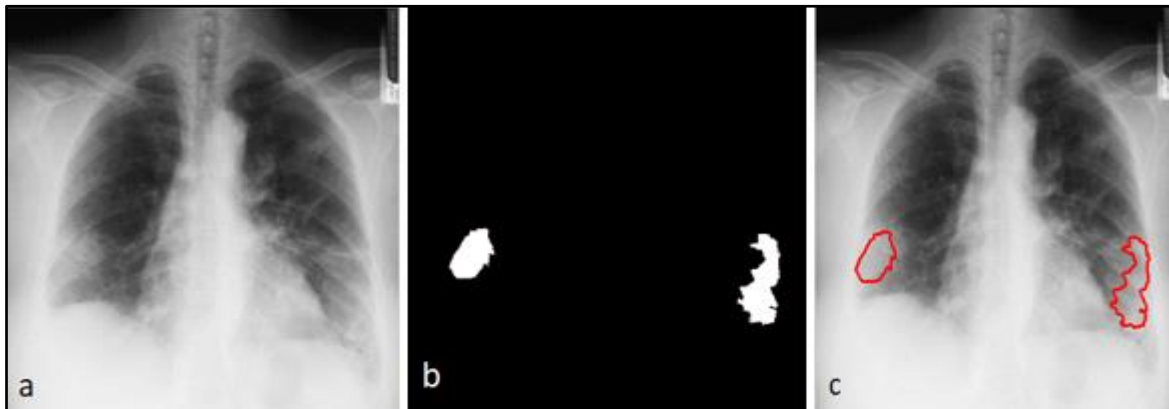


Figure 4.22 : Patient 3 COVID-19, (a)Image originale, (b)Masque, (c)L'extraction finale.

D'après les résultats que montrent les figures 4.20,4.21,4.22 notre approche proposée pour la détection de pneumonie à montré également son efficacité dans la détection du COVID-19.

4.9 Validation des méthodes de prétraitement

- **Filtrage**

Cette étape de prétraitement ne doit pas altérer l'information utile contenue dans l'image et donc par conséquent améliorer la qualité de la segmentation. Pour cela il nous a semblé intéressant de faire un calcul d'entropie pour valider notre choix du filtre.

L'Entropie est un paramètre calculé par l'équation (4.1) et reflète la quantité d'information contenant dans l'image.

$$E(Img) = - \sum_{j \in D_j} P_j \cdot \log_2(P_j). \quad (4.1)$$

Avec :

D_j est l'ensemble des niveaux de gris associés à l'image Img ;

P_j est la probabilité a posteriori du niveau de gris, elle est généralement estimée par :

$$P_j = \frac{H(j)}{n \times m} \text{ dont } \sum_j P_j = 1. \text{ avec } n \times m \text{ la taille de l'image } Img.$$

$H(j)$: est une mesure d'incertitude de la distribution $\{ p_1, p_2, \dots, p_n \}$, déterminée uniquement par certaines règles élémentaires de cohérence logique et d'additivité.

Afin de pouvoir quantifier la qualité du débruitage, Nous proposons de calculer une mesure objective appelée Peak Signal to Noise Ratio (PSNR) et définie par :

$$PSNR = 10 \log_{10} \left(\frac{R^2}{\frac{1}{MN} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N [x^o(m, n) - x^d(m, n)]^2} \right) \quad (4.2)$$

Ou x^o et x^d sont respectivement les images originelles et débruitées et ou R^2 est la dynamique du signal (valeur maximale possible pour un pixel).

La table 4.1 suivante résume les résultats du calcul de l'entropie pour les différents types de filtres étudiés.

Tableau 4.1 : Résultat d'évaluation de la qualité des images filtrées.

| Images | Image originale | Image filtrée par filtre de Gauss ($\sigma = 2$) | Image filtrée par filtre de Médian Masque 3x3 |
|---------------------------------|------------------------|--|--|
| Evaluation | | | |
| Valeur de L'Entropie | 7.5572 | 7.5558 | 7.5532 |
| PSNR | | 33.0661 | 47.7576 |

Nous pouvons constater qu'une valeur moyenne élevée de Entropie/PSNR semble suffisante pour accepter qualitativement un traitement.

- **Rehaussement de contraste**

Il existe peu de mesures dédiées à la mesure objective de la qualité visuelle de rehaussement de contraste d'une image médicale. Nous présentons par la suite les mesures que nous avons pu trouver dans la littérature.

Mesure de rehaussement (EME)

Une nouvelle mesure de rehaussement (EME pour mesure of enhancement). Soit une image originale divisée en $b_1 b_2$ blocs, de taille $l_1 \times l_2$ et $\{\emptyset\}$ une transformée orthogonale

utilisée pour le rehaussement d'image avec les paramètres de rehaussement α, β et c . La mesure de rehaussement (EME) est définie ainsi par l'équation (4.3) :

$$EME = \max_{\emptyset \in \{\emptyset\}} \chi(EME(\emptyset)) = \max_{\emptyset \in \{\emptyset\}} \chi \left(\frac{1}{b_1 b_2} \sum_{l_1=1}^{b_1} \sum_{l_2=1}^{b_2} 20 \log \frac{I_{max, l_2, l_1}^w}{I_{min, l_2, l_1}^w} \right) \quad (4.3)$$

Où $I_{min, l_2, l_1}^w, I_{max, l_2, l_1}^w$ sont respectivement le minimum et le maximum de l'image dans le bloc w_{l_1, l_2} et χ est la fonction signe [79].

Tableau 4.2 : Evaluation des méthodes d'amélioration de contraste.

| Méthodes | BCET | CLAHE |
|------------|--------|--------|
| Evaluation | | |
| EME | 3.8704 | 3.8507 |

Pour atteindre notre objectif de détection de pneumonie, nous nous intéressons au rehaussement de contraste des poumons. La méthode d'amélioration par BCET favorise l'apparition des poumons, par contre l'amélioration par CLAHE est favorable pour le rehaussement des bronches, pour cela nous avons opté pour l'utilisation de BCET.

4.10 Validation de la méthode de segmentation

Nous recherchons une méthode de segmentation fiable et produisant des résultats acceptables sur l'ensemble de nos images radiologiques de patients atteints de pneumonies. Pour cela une phase de validation est nécessaire.

Cette section présente un processus de validation qui est une des étapes les plus difficiles. Deux problèmes doivent être résolus :

- ❖ Obtenir une segmentation "vérité terrain" des lésions ;
- ❖ Définir les critères permettant de comparer la segmentation automatique à la vérité terrain.

- **La vérité terrain :**

Il s'agit de la vraie segmentation des pneumonies. Toute segmentation (manuelle, semi-automatique ou entièrement automatique) en est une approximation. Dans notre cas, la segmentation manuelle a été réalisée par un radiologue Dr. S.Sennoun Soltana.

- **Critères de comparaison entre une segmentation et la vérité terrain :**

Différents critères peuvent être utilisés pour comparer des segmentations d'images médicales. Pour comparer les résultats de la segmentation il nous faut deux images : Seg et Ref dont Seg est l'ensemble des pixels qui ont été classés comme "lésions" par notre algorithme de segmentation et Ref est l'ensemble des pixels représentant une lésion dans la vérité terrain (dans la segmentation réalisée par l'expert).

Pour valider notre méthode de segmentation, nous proposons de calculer :

- le nombre de vrais positifs (VP) qui est le nombre de lésions de Seg qui s'intersectent avec au moins une lésion de Ref,
- Le nombre de faux négatifs (FN), nombre de lésions de Ref qui ne s'intersectent avec aucune lésion de Seg,
- Le nombre de faux positifs (FP), nombre de lésions de Seg qui ne s'intersectent avec aucune lésion de Ref,

Le nombre de vrais négatifs (VN), n'est pas défini, parce que les pixels qui n'ont pas été labellisés comme lésions sont connectés entre eux et ne forment qu'un seul groupe.

Comme VN n'est pas défini, la sensibilité nous donne des informations sur la qualité de détection des lésions.

A partir de ces données, on peut estimer la qualité de la segmentation. Le tableau suivant résume le calcul des différents quantificateurs.

Tableau. 4.3 : Calcul des quantificateurs.

| Pixels | Labélisés comme lésion | Labélisés comme sains |
|-----------------------|-------------------------|-----------------------|
| Détectés comme lésion | VP | FP |
| Détectés comme sains | FN | |
| Quantificateur | $Se = \frac{VP}{VP+FN}$ | |

La sensibilité se calcule sur l'ensemble des lésions manuelles détectées, permet d'estimer les sous-segmentations du système par rapport à la segmentation manuelle. Elle égale au nombre de vrais positifs sur la somme des vrais positifs ainsi que les faux négatifs.

Comme il est illustré dans l'équation (4.4) :

$$Se = \frac{VP}{VP+FN} \times 100 \quad (4.4)$$

Les résultats sont visualisés dans le tableau ci-dessous.

Tableau 4.4 : Visualisation de la qualité de la segmentation de pneumonie.

| Patients | VP | FN | FP | Se |
|-------------------------------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| Patient1 | 0.98 | 0.02 | 0.04 | 98 % |
| Patient2 | 0.96 | 0.02 | 0.02 | 97.9 % |
| Patient3 | 0.98 | 0.03 | 0.06 | 97 % |
| Patient4 | 0.95 | 0.04 | 0.03 | 95.9 % |
| Ensemble des patients. | 0.91 | 0.05 | 0.04 | 97.2 % |

On voit ici les lésions manuelles détectées et les lésions automatiques qui sont des vrais positifs. Parmi les pixels labélisés comme lésion dans la segmentation réalisée par notre expert E, Se = 97.2% sont détectés comme pneumonie.

Remarque : les valeurs du tableau représentent un pourcentage des surfaces détectés.

Tableau 4.5 : Visualisation de la qualité de la segmentation de Covid-19.

| Patients | VP | FN | FP | Se |
|-------------------------------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| Patient1 | 0.90 | 0.05 | 0.06 | 94.7% |
| Patient2 | 0.92 | 0.01 | 0.08 | 98.9% |
| Patient3 | 0.93 | 0.06 | 0.01 | 93.9% |
| Ensemble des patients. | 0.91 | 0.04 | 0.05 | 95.8% |

On voit ici les lésions manuelles détectées et les lésions automatiques qui sont des vrais positifs. Parmi les pixels labélisés comme lésion dans la segmentation réalisée par notre expert, $Se = 95.8\%$ sont détectés comme cas présentant Covid-19.

4.11 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté notre approche pour la détection de pneumonie à partir des images radiographies thoraciques avec l'interprétation des résultats.

Après un filtrage à base de filtre médian, nous avons appliqué la méthode BCET pour le rehaussement de contraste, le tout dans le but d'éliminer le bruit et de limiter la zone de traitement aux poumons, afin de préparer les images pour la segmentation. Cette dernière consiste à appliquer la segmentation par classification FCM, avec quatre classes sur le poumon déjà extrait.

Nous avons testé l'efficacité de notre approche sur différentes images de notre base de données et les résultats obtenus ont montré la fiabilité et la robustesse de notre méthode avec une sensibilité de 97.2% pour la pneumonie et de 95.8% pour des cas COVID-19.

Conclusion Générale

La détection de la pneumonie à partir des radiologies thoraciques, reste une tâche très difficile et longue dans le domaine du traitement des images médicales. Du fait de la mauvaise qualité des images radiologiques, due au bruit, au faible contraste et à la complexité des structures anatomiques...etc.

Dans ce travail, notre but principal était, la segmentation des lésions pneumoniques à partir d'images radiographiques du thorax, susceptible d'aider les médecins pneumologue, et leur faciliter le diagnostic. Pour ce faire, nous nous sommes basés sur l'amélioration du contraste des images radiographiques pour garantir une meilleure segmentation. L'obtention du masque pulmonaire, dans l'étape d'extraction des poumons, nous a servi comme une définition de région d'intérêt et pour limiter la zone de traitement.

La procédure proposée se résume comme suite : dans la phase de prétraitement nous avons appliqué un filtre médian pour enlever le bruit qui peut affecter l'image radiologique. Par la suite, un rehaussement de contraste à base de BCET, est appliqué comme un nouvel outil d'amélioration d'image. Enfin, et pour extraire la lésion, une segmentation par FCM a été appliquée.

Une comparaison des résultats obtenus par la méthode proposée, avec la vérité terrain, a montré l'efficacité de notre algorithme avec une sensibilité de 97.2%. L'approche proposée fonctionne correctement sur des lésions possédantes une fiable variation de niveau de gris.

L'objectif initial était la détection de la pneumonie sur les images radiographie thoracique, et ceci pour améliorer et réduire le temps de diagnostic, augmenter la chance de guérison des patients. Certaines perspectives s'ouvrent, suite à notre travail :

- Nous proposons, comme perspectives, de passer de FCM standard à la FCM modifiée, en ajustant les paramètres internes, telle que la probabilité d'appartenance d'un pixel (i,j) à une classe C , pour apporter plus d'informations et de faciliter la recherche de la lésion pathologique (pneumonie)
- Nous souhaitons, aussi, utiliser une base de données assez riches, car pour confirmer le diagnostic de pneumonie, les radiologues font appel à deux types d'images thoraciques : une de profil et l'autre de face, ce qui n'était pas le cas pour nous.

Bibliographie

- [1] Tedros. « *Pneumonia* » : Coronavirus izease (COVID-19) pandemic [Online]. 2021. Disponible sur :< <https://www.who.int/fr/news-room/fact-sheets/detail/pneumonia> >. Consulté en juillet /2021.
- [2] E. J. Woillez, « *Traité Clinique des maladies aiguës des organes respiratoires* » Paris : A. Delahaye. 1872.
- [3] « *Voies Respiratoires : Anatomie et physiologie du chemin respiratoire* ». havea [en ligne].Disponible sur :< <https://www.havea.com/conseils-sante/anatomie-et-physiologie-du-chemin-respiratoire> > . Consulté en juillet /2021.
- [4] « *Larousse* » :Fossesnasale[enligne].Disponiblesur :< https://www.larousse.fr/encyclopedie/divers/fosses_nasales/72672 > . Consulté le juillet /2021.
- [5] C.A. Danfa. « *Evaluation de la Fonction Respiratoire Des Eleves Asthmatiques au Cours d'une Activite CTIVITE Physique et Sportive* »[en ligne] . Mémoire, *Université Cheikh Anta Diop de Dakar*, p.41, 2011.
- [6] G. Léothaud « *Anatomie du Système Phonatoire* ». Théorie de la phonation. 2005.
- [7] M. Hitier, M. Loäec, V. Patron. « *Trachée : anatomie, physiologie, endoscopie et imagerie* » : EMC - Oto-rhino-laryngologie. 2018.
- [8] Fabien Ectors. « *Introduction à la physiologie et à l'homéostasie* ». *Physiologie Humaine* .Paris : s.l, p.1-10, 2015.
- [9] « *Cancer du Poumon* » : vidal [en ligne]. 2020. Disponible sur :< <https://www.vidal.fr/maladies/cancers/cancer-poumon.html> >. Consulté en juillet /2021.
- [10] J.G. Tortora, B. Derrichso. « *Manuel d'anatomie et de physiologie humaines* ». 2017.
- [11] « *Bronchiole* » : La Rousse [en ligne]. Disponible sur : <<https://www.larousse.fr/encyclopedie/medical/bronchiole/11664> >. Consulté en juillet /2021.
- [12] H. Smahi, H. Oudjedaoui. « *Conception et Realisation d'une Carte de MISE en Forme d'un Photoplethysmogramme* ». Master. Université Abou Bakr Belkaïd de Tlemcen, p.62, 2013.
- [13] « *Pneumonie* »: Vidal [en ligne]. Disponible sur : < <https://www.vidal.fr/maladies/voies-respiratoires/pneumonie.html> >. Consulté en juillet /2021.

Bibliographie

- [14] « *Pneumonie* »: Association pulmonaire du Québec [en ligne]. Disponible sur :<<https://poumonquebec.ca/maladies/pneumonie/>>. Consulté le juillet /2021.
- [15] L. Dominic. « *La pneumonie* » : Passeport Sante [en ligne]. 2011. Disonible sur :<https://www.passeportsante.net/fr/Maux/Problemes/Fiche.aspx?doc=pneumonie_pm>. Consulté en juillet /2021.
- [16] D. Jeanbourquin, F. Minvielle , L. Hauret .« *Imagerie moderne des pneumonies infectieuses aiguës* » : EMC-Radiologie 1, p.98-129, 2004.
- [17] V. Rajinikanth, K.C. Santosh, A. E. Hassanien et al. « *Harmony-Search and Otsu based System for Coronavirus Disease (COVID-19) Detection using Lung CT Scan Images* ».2020.
- [18] A. G .Warrain. « *Pneumonie : symptômes, contagion, causes, traitements* » : Medisite [en linge]. 2020. Disponible sur :< <https://www.medisite.fr/pneumonie-bronchite-pneumonie-symptomes-contagion-causes-traitement.5553486.196469.html> >. Consulté le juillet /2021.
- [19] S.Debra. « *Bacterial Pneumonia: Symptoms, Treatment, and Prevention* » : *Healthline* [online]. 2018. Disponible sur :< <https://www.healthline.com/health/bacterial-pneumonia#causes> >. Consulté le juillet /2021.
- [20] A.Biggers. « *Everything You Need to Know About Pneumonia* »:*Healthline* [online].2019. Disponible sur :<<https://www.healthline.com/health/pneumonia> >. Consulté en juillet /2021.
- [21] R.Graham. « *Mycoplasma Pneumonia* » : *Healthline* [online]. 2018. Disponible sur :<<https://www.healthline.com/health/mycoplasma-pneumonia> >. Consulté en juillet /2021.
- [22] « *Pneumonia* » : *hopkins medicine* [online]. Disponible sur :< <https://www.hopkinsmedicine.org/health/%20conditions-and-diseases/pneumonia> >. Consulté en juillet /2021.
- [23]« *Pneumonie* »:*Ressources Sante* Disponible sur :< <https://ressourcessante.salutbonjour.ca/condition/getcondition/pneumonie> >._Consulté en juillet /2021.
- [24] S.Sampson. « *Viral Pneumonia: Symptoms, Risk Factors, and More* » : *Healthline* [online].2019.Disponible sur :< <https://www.healthline.com/health/viral-pneumonia> >. Consulté en juillet /2021.
- [25] G.Karen. « *RSV (Respiratory Syncytial Virus) Infection* » : *healthline* [en ligne]. 2018. Disponible sur :< <https://www.healthline.com/health/respiratory-syncytial-virus-rsv> >. Consulté en juillet /2021.

Bibliographie

- [26] S.Sampson. « Varicelle »:healthline [en ligne]. 2018. Disponible sur :<<https://www.healthline.com/health/chickenpox> >. Consulté en juillet /2021.
- [27] G.Xavier, H.Sehero. « *Pneumonie* »: *Creapharma-ch* [online].2020. Disponible sur :<<https://www.creapharma.ch/pneumonie.htm> >. Consulté en juillet /2021.
- [28] G.Meredith.« *What to Know About COVID-19 and Pneumonia* » : Healthline [online].2020.Disponible sur:< <https://www.healthline.com/health/coronavirus-pneumonia> >. Consulté en juillet /2021.
- [29] B. Lodé, C. Jalaber ,T. Orcel et al. « *Imagerie de la Pneumonie COVID-19* » : Journal d'imagerie diagnostique et interventionnelle. vol.3, p.249-258.
- [30] D.Jeanbourquin, F. Minvielle, L. Hauret et al. « *Imagerie Moderne des Pneumonies Infectieuses Aiguës* ». EMC-Radiologie. n°1, p.98-129, 2004.
- [31] C. CARBONNEIL. « *Principales Indications et "Non Indications" de La Radiographie du Thorax* » : Rapport d'évaluation technologique. 2009.
- [32] O.Toubas, S.Dury, F.Lebargy . « *F2-Imagerie Thoracique* ». 2008.
- [33] C.Peigné , J.Guillaume, F.Gernigon et al. « *Comment interpréter une radio* » :la semiologie de l'imagerie medicale [en ligne]. 2008. Disponible sur : <<http://www.decas.univ-nantes.fr/certif2008/SemioImagerie2008/I--2-Comment-interpr-e2-ter-une-radio--s--un-scanner7808.htm> >. Consulté en juillet /2021.
- [34] M. S.AL-TARAWNEH, « *Lung Cancer Detection Using Image Processing Techniques* » : Leonardo Electronic Journal of Practices and Technologies ISSN 1583-1078. p. 147-158, 2012.
- [35] A.Bariqi,B.Alhadi,S.Devvi, « *Image processing based detection of lung cancer on CT scan images* » : Journal of Physics: Conf. P.012-063, 2017.
- [36] C.Anita , S.S.Sonit. « *Lung Cancer Detection on CT Images by Using Image Processing* ».2012
- [37] S.K.T.Hwa, A.Bade, M.H.Ahmad Hijazi. « *Enhanced Canny edge detection for Covid-19 and pneumonia X-Ray images* ». IOP Conf. Series: Materials Science and Engineering 979. P.12-16, 2020.

Bibliographie

- [38] Y.A.Hamada, Konstantin.Simonovb, M.B. Naeemb. « *Lung Boundary Detection and Classification in Chest X- Rays Images Based on Neural Network* ».2020.
- [39] Nur-A-Alam , A.Mominul ,Haider Julfikar et al. « *COVID-19 Detection from Chest X-ray Images Using Feature Fusion and Deep Learning* ».2021.
- [40] Giulio Siracusano, Aurelio La Corte, Michele Gaeta et al. « *Pipeline for Advanced Contrast Enhancement (PACE) of Chest X-ray in Evaluating COVID-19 Patients by Combining Bidimensional Empirical Mode Decomposition and Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE)* » : Sustainability . vol.12, 2020.
- [41] A. Zotina, Y. Hamadb, K. Simonovc et al. « *Lung boundary detection for chest X-ray images classification based on GLCM and probabilistic neural networks* » : Procedia Computer Science. vol.159, p.1439-1448, 2019.
- [42] Y.Benjamin , M. Kwan, K.Keung. « *Improved Lung Nodule Visualization on Chest Radiographs using Digital Filtering and Contrast Enhancement* » : International Scholarly and Scientific Research and Innovation. vol.5, n°12, 2011.
- [43] K. Asnaoui , Y. Chawki , A. Idri. « *Automated Methods for Detection and Classification Pneumonia based on X-Ray Images Using Deep Learning* ». 2003.
- [44] C. Vikash, S. K. Singh, C. Moreira et al. « *A Novel Transfer Learning Based Approach for PneumoniaDetection in Chest X-ray Images* »: Applied Sciences. vol.10,2020.
- [45] K. Jalal Deen, R. Ganesan, A. Merline. « *Fuzzy-C-Means Clustering Based Segmentation and CNN-Classification for Accurate Segmentation of Lung Nodules* »: Asian Pacific Journal of Cancer Prevention. vol.18, n°7,2017.
- [46]M.Gomathi, P. Thangaraj. « *A New Approach to Lung Image Segmentation usingFuzzyPossibilistic C-MeansAlgorithm* » : (IJCSIS) International Journal of Computer Science and Information Security. vol.7, n°3,2010,.
- [47] C. Rangaswamy, G.T. Raju, G. Seshikala. « *Novel Approach for Lung Image Segmentation through Enhanced Fuzzy C-MeansAlgorithm* » : International Journal of Pure and AppliedMathematics. vol.117, n°21, p.455-465,2017.
- [48] M. Awais, B. Foster, J. K. Udupa et al. « *Segmentation and Image Analysis of AbnormalLungs at CT : CurrentApproaches, Challenges, and Future Trends* » : RadioGraphics . vol.35, n°4, p.1056-1076,2015.

Bibliographie

- [49] S. S. Kanitkar, S. S. Lokhande, N. D. Thombare. « *Detection of Lung Cancer Using Marker-Controlled Watershed Transform* » : International Conference on Pervasive Computing (ICPC). 2015.
- [50] P.Santhi., S.Anto. « *Fuzzy Cognitive Map based Prediction of Pneumonia Severity* » : International Research Journal of Engineering and Technology. 2012.
- [51] D. A. Vitali, B. T. Sais, M. C. Moraes. « *Robust Pulmonary Segmentation for Chest Radiography, Combining Enhancement, Adaptive Morphology and Innovative Active Contours* » : Research on Biomedical Engineering. vol.34, n°3, p.234-245, 2018.
- [52] M. N. Saad, Z. Muda, N. Sahari et al. « *Image Segmentation for Lung Region in Chest X-ray Images using Edge Detection and Morphology* » : IEEE International Conference on Control System, Computing and Engineering. 2014.
- [53] N. R. S. Parveen, M. Mohamed Sathik .« *Detection of Pneumonia in chest X-ray images* » : Journal of X-Ray Science and Technology.vol.13, p.423-428, 2011.
- [54] Shradha Fule. « *Lung Cancer Detection Using Image Processing Techniques* » : International Research Journal of Engineering and Technology (IRJET). vol.4, p.1522-1526, 2017.
- [55] E. Ayan, H. M. Unver. « *Diagnosis of Pneumonia from Chest X-Ray Images using Deep Learning* ». 2019.
- [56] M. F. Hashmi, S. Katiyar, N. D. Bokde et al. « *Efficient Pneumonia Detection in Chest Xray Images Using Deep Transfer Learning* » : Diagnostics. vol.10, 2020.
- [57] J. Irvin , K. Zhu , D. Ding et al. « *CheXNet: Radiologist-Level Pneumonia Detection on Chest X-Rays with Deep Learning* ». 2017.
- [58] A.Bhandarya ,A.Prabhub, V. Rajinikanthc et al.« *Deep-Learning Framework to Detect Lung Abnormality – A study with Chest X-Ray and Lung CT Scan Images* ». 2020.
- [59] S. Benfriha, A. Hamel. « *Segmentation d'image par Coopération région-contours* ». Mémoire Master .Université Kasdi Merbah-Ouargla, 47p, 2016.
- [60] S.Menramdene. « *Utilisation des des Systemes D'informations Geographiques pour la Mesure de la Surface* ». Mémoire de Master. Université Abou Bekr Belkaid Tlemcen, 37p, 2016.

Bibliographie

- [61] D. KAIDI. « *Classification non Supervisée de Pixels D'images Couleur par Analyse D'histogrammes Tridimensionnels* ».Mémoire. Université Mouloud Mammeri De Tizi-Ouzou, 52p,2017.
- [62] M.A. Guerroudjt. « *Segmentation des Clichés Mammographiques en vue de la détection des foyers de micro-calcifications mammaires : application à la base de données CHU de Tizi-Ouzou* ».These de Doctorat .Université Mouloud Mammeri De Tizi-Ouzou,113p,2016.
- [63] T.M. Chikh. « *Amélioration des Images par un modèle de Réseau de Neurones (Comparaison avec les Filtres de Base)* ».Mémoire de Master . Université Abou-Bakr Belkaid –Tlemcen .59p,2011.
- [64] « *Traitement d'images par des approches bio-inspirées Application à la segmentation d'images* ». Mémoire de Magister. Université Constantine 2. 94p,2014.
- [65] J-P. Cocquerez, S. Philipp, P. Bolon et al. « *Chapitre IV Prétraitements* » Analyse d'images : Filtrage et segmentation. s.l. 447p, 2017.
- [66] L. Laouamer. « *Approche Exploratoire Sur La Classification Appliquée aux Images* ». Mémoire. Université du Québec à Trois-Rivières.94p, 2006.
- [67] MaïtineBergounioux. Quelques méthodes mathématiques pour le traitement d'image. DEA. Cours M2 - Université d'Orléans.110p. 2008.
- [68] « *Contrast Adaptive HistogramEqualization* » : Mathworks [en ligne]. Disponible sur :<<https://fr.mathworks.com/help/visionhdl/ug/contrast-adaptive-histogram-equalization.html>> .
- [69] K.Uday, P.Vishal, R.Shekhar .« *Enhancement Of Medical Images Using Image Processing In Matlab* ». International Journal of Engineering Research and Technology (IJERT). Vol.2, 2013.
- [70] A.Angel. « *Technique d'amélioration du contraste de la balance (BCET)* » : Image Processing [en ligne]. Disponible sur :<<https://www.imageprocessing.com/2017/11/balance-contrast-enhancement-technique.html>>.
- [71] K.Zeggai, A.Zebouchi. « *Segmentation des images IRM du cerveau et reconstruction 3D* ». Master. Université Abou-Bakr Belkaid –Tlemcen. 67p, 2016.

Bibliographie

[72] S.Bacha, S.Bendali. « Analyse d'Image rétinienne pour l'Aide au Diagnostic Médical Par Raisonnement à Base de Cas ». Master. Université de Saad Dahleb de Blida. 78p, 2011.

[73] N.Azouza. « *Segmentation par Classification Floue : application à l'imagerie par Résonance Magnétique* ». Mémoire de fin d'étude. Université Akli Mohand Oulhadj- Bouira, 41p, 2018.

[74] L.Sbili. « *Segmentation d'images par Classification Floue* ». Mémoire de Magister. Université Mouloud Mammeri De Tizi-Ouzou.73p, 2015.

[75] F. Malki, K. Tagzirt. « *Segmentation d'images par la méthode de la Ligne de Partage des Eaux* ». Mémoire de Fin d'Etude de Master. Université Mouloud Mammeri De Tizi-Ouzou, 53p, 2016.

[76] « Fichiers DICOM (format dcm) en imagerie médicale »: Biotechnologies [en ligne]. 2017.Disponible sur :<<https://sti-biotechnologies-pedagogie.web.ac-grenoble.fr/content/fichiers-dicom-format-dcm-en-imagerie-medicale> >

[77] « *Pneumonia-challenge-dataset-adjudicated-kaggle* ».2018 . Disponible sur : <<https://www.kaggle.com/paultimothymooney/chest-xray-pneumonia/activity>> téléchargé en avril 2021.

[78] G. Marc, « *Pneumonie Covid-19 : une inflammation qui tourne en boucle* » : Lemonde [en ligne]. 2021. Disponible sur :< <https://www.lemonde.fr/blog/realitesbiomedicales/2021/02/10/pneumonie-covid-19-une-inflammation-qui-tourne-en-boucle/> >.

[79] A.Yahiaoui, « Détection précoce des accidents vasculaires cérébraux ischémiques à partir des images scanographiques », thèse de doctorat, Université Abou-Bakr Belkaid –Tlemcen, 2019.

