

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne démocratique et populaire

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

جامعة سعد دحلب البليدة
Université SAAD DAHLAB de BLIDA

كلية التكنولوجيا
Faculté de Technologie

قسم الإلكترونيك
Département d'Électronique



Mémoire de Master

Mention : Génie Biomédicale

Spécialité : Instrumentation Biomédicale

Présenté par :

Melle. Alhaytham Amal.

Melle. Alzaanin Ruaya.

Développement d'un outil de diagnostic de la pathologie pulmonaire obstructive.

Proposé par :

Mme. N. CHEGGAGA

Année Universitaire

2021 / 2022

الشكر والتقدير

نحمد الله عز وجل الذي وفقنا لإتمام هذا البحث العلمي، والذي ألهمنا الصحة والعافية والعزيمة، فالحمد لله حمداً طيباً كثيراً.

بدايةً نتقدم بجزيل الشكر والتقدير إلى الأستاذة الدكتورة نوال شقاقة على كل ما قدمته لنا من توجيهات ومعلومات قيمة ساهمت في إثراء هذا العمل، كما نتقدم بجزيل الشكر إلى أعضاء لجنة المناقشة لقبولهم لدراسة هذه الأطروحة.

ثم نتقدم بخالص الشكر والعرفان إلى من حصد الأشواك من دربي ليمهد لي طريق العلم، وواجه مشاق الحياة من أجلي، إلى القلب الكبير مهما قلت في حقه قليل، إلى أبي العزيز.

قدوتي، ملهمتي، رفيقتي وأماني، بطلتي ومعلمتي الأولى، إلى من كان في دعائها سر النجاح، وحنانها بلسم الجراح، إلى من أنارت دربي بالصلوات والدعوات، ومنحتني القوة والعزيمة لمواصلة الدرب ومن علمتني الصبر والاجتهاد، أمي الحبيبة.

إلى أولئك النجوم الذين يضيئون سماء حياتي، إلى قدوتي وسندي ومن قال فيهم رب الكون (سنشدد عضدك بأخيك)، إلى إخوتي وأخواتي.

إلى المحبة التي لا تنضب، والخير بلا حدود، إلى من شجعوني وباركوا خطاي، ومن أحمل لهم كل الحب والاحترام، إلى أصدقائي.

إلى صديقتي الثابتة في كل الأيام، صديقة العمر، أختي الثانية، صديقتي ورفيقتي في هذا العمل.

إلى كل من آمن بي وساندني وذكروني بصلاة أو دعاء، من قريب أو بعيد.

وفي الختام نتوجه بخالص الشكر إلى كافة أساتذتنا الكرام بقسم الهندسة الطبية بجامعة البليدة ١ على ما قدموه لنا خلال سنين دراستنا.

الإهداء

أهدي ثمرة جهدي أولاً إلى من وهبوني الحياة والنشأة على شغف الاطلاع والمعرفة: أمي الغالية وأبي العزيز ثم إلى كل من ساعدني، وكان له دور من قريب أو بعيد في إتمام هذه الدراسة، سائلةً المولى عز وجل أن يجزي الجميع خير الجزاء في الدنيا والآخرة.

يمكن تشخيص مرض الانسداد الرئوي عن طريق أصوات الرئة الغير طبيعية المترابكة على أصوات التنفس الطبيعية. عادة ما يتم سماع الخشخشة (الخشنة أو الدقيقة) أو الصفير التي تعتبر من أصوات الرئة الغير طبيعية. قمنا أولاً بحل المشكلة بالتعرف على الصور من خلال تحويل التسمع إلى مستوى مخططات الطيف لأصوات الجهاز التنفسي. ثم اقترحنا طريقة للمساعدة في التشخيص. حيث جعلت الشبكة العصبية التلافيفية - المكونة من 16 طبقة - من الممكن تصنيف أصوات الجهاز التنفسي إلى أربع فئات: في الفئة الأولى وجود الخشخشة ، والفئة الثانية وجود الصفير ، والفئة الثالثة وجود الصوتين في نفس الوقت والفئة الرابعة غياب هذه الأصوات. مع الأداء التالي ، الدقة 71٪ ، الحساسية 67٪ ، المتوسط التوافقي للدقة والاسترجاع 69٪ ، والكفاءة 75٪. أخيراً ، استخدمنا طريقة تصنيف شعاع الدعم الآلي لتطوير طريقة تشخيص تلقائية.

الكلمات المفتاحية: تشخيص ، أصوات رئوية عرضية ، شبكة عصبية تلافيفية ، تسمع ، مخططات طيفية ، شعاع الدعم الآلي.

Résumé

Les maladies pulmonaires obstructive peuvent être diagnostiqué grâce aux sons pulmonaires atypiques qui se superposent aux sons respiratoires réguliers. Les crépitements grossiers ou fins et les sifflements sont les sons pulmonaires adventices (ALS) couramment entendus. En premier lieu nous avons transformé la problématique vers une conjoncture de reconnaissance d'images en ramenant l'auscultation au niveau des spectrogrammes des sons respiratoires. Ensuite nous proposons une approche d'aides au diagnostic. Où un réseau de neurone convolutif à 16 couches a permis de classier les sons respiratoires en quatre classes : dans le premier classe présence de crépitements, la deuxième classe présence de sifflements, la troisième classe présence des deux sons en même temps et la quatrième classe l'absence de ces sons. Avec les performances suivantes, la précision 71%, la sensibilité 67% et F1-Score 69% avec une accuracy 75%. Enfin, nous avons utilisé la méthode de classification support vector machine (SVM) pour développer une méthode de diagnostic automatique.

Mots clés : diagnostiqué, sons pulmonaires adventices, réseau de neurone convolutif, auscultation, spectrogrammes, support vector machine.

Abstract

Obstructive pulmonary disease can be diagnosed by atypical lung sounds superimposed on regular breath sounds. Coarse or fine crackles and hisses are commonly heard Adventitious Lung Sounds (ALS). First, we have transformed the problem into a conjuncture of image recognition by bringing auscultation to the level of spectrograms of respiratory sounds. Then we propose an approach to help with diagnosis. Where a convolutional neural network with 16 layers made it possible to classify the respiratory sounds into four classes: in the first class the presence of crackles, the second class the presence of whistles, the third class the presence of the two sounds at the same time and the fourth-class l absence of these sounds. With the following performances, precision 71%, sensitivity 67%, and F1-Score 69%, and accuracy 75%. Finally, we used the support vector machine (SVM) classification method to develop an automatic diagnosis method.

Keywords: diagnosed, adventitious lung sounds, convolutional neural network, auscultation, spectrograms, support vector machine.

Table des matières

| | |
|---|------|
| Remerciements | i |
| Dédicaces | ii |
| Résumés (Arabe, Français, Anglais) | iii |
| Table des matières | iv |
| Liste des figures | vi |
| Liste des tableaux | viii |
| Liste des abréviations | ix |

Introduction Général

| | |
|-----------------------------|---|
| Introduction générale | 1 |
|-----------------------------|---|

Chapitre 1 : Contexte Médical

| | |
|--|----|
| 1.1 Introduction | 5 |
| 1.2 Création et propagation du son | 5 |
| 1.2.1 Ton ou hauteur tonale..... | 6 |
| 1.2.2 Longueur d'onde | 8 |
| 1.2.3 Amplitude et intensité..... | 9 |
| 1.2.4 La vitesse de son..... | 10 |
| 1.3 Anatomie et physiologie du système respiratoire..... | 12 |
| 1.3.1 Le système respiratoire supérieur | 12 |
| 1.3.2 Le système respiratoire inférieur | 13 |
| 1.4 Sons respiratoires | 16 |
| 1.4.1 Notions liées à l'étude des sons respiratoires | 16 |
| 1.4.2 Sons respiratoires normaux | 17 |
| 1.4.3 Sons pulmonaires anormaux et leurs causes | 18 |
| 1.4.4 Auscultation des poumons : Évaluation des sons respiratoires | 19 |
| 1.5 Marqueurs pathologiques..... | 20 |
| 1.6 Analyse des sons auscultatoires pulmonaires | 22 |
| 1.6.1 Limites de l'audition humaine | 22 |
| 1.6.2 Intérêt de l'analyse automatique des sons | 23 |
| 1.6.3 Méthodes de visualisation | 23 |
| 1.6.4 Techniques d'enregistrements | 24 |
| 1.7 Conclusion | 27 |

Chapitre 2 : Etat de l'art

| | |
|--------------------------------------|----|
| 2.1 Introduction | 29 |
| 2.2 Performances des méthodes..... | 29 |
| 2.3 Travaux de l'état de l'art | 31 |
| 2.4 Conclusion | 53 |

Chapitre 3 : Matériels et méthodes

| | |
|---|----|
| 3.1 Introduction | 56 |
| 3.2 Acquisition du signal de son pulmonaire | 60 |
| 3.3 Méthodes | 64 |
| 3.3.1 Acquisition des sons respiratoires..... | 64 |
| 3.3.2 Extraction des caractéristiques et traitement du signal | 65 |
| 3.3.3 Synoptique de l'approche | 66 |
| 3.3.4 Formation du modèle pour la détection | 67 |
| 3.3.5 Modèle de classification Support Vector Machine SVM..... | 68 |
| 3.4 Conclusion | 68 |

Chapitre 4 : Les résultats

| | |
|---|----|
| 4.1 Résultat sur Matlab..... | 70 |
| 4.2 Résultat sous Python..... | 77 |
| 4.2.1 Modèle d'aide au diagnostic | 77 |
| 4.2.2 Diagnostic sous Python..... | 87 |
| Conclusion générale | 90 |
| Bibliographie | 93 |

Liste des figures

| | |
|--|----|
| Figure 1.1: Bande de fréquences audibles par l'homme | 6 |
| Figure 1.2: Représentations graphiques d'une onde sonore. (A) Air à l'équilibre, en l'absence d'onde sonore, (B) compressions et raréfactions qui constituent une onde sonore, (C) représentation transversale de l'onde, montrant l'amplitude (A) et la longueur d'onde | 7 |
| Figure 1.3: Le système respiratoire supérieur | 13 |
| Figure 1.4: Le système respiratoire inférieur | 14 |
| Figure 1.5 : La bronchopneumopathie chronique obstructive (BPCO)..... | 15 |
| Figure 1.6 : L'asthme | 15 |
| Figure 1.7 : Représentation signal Phono-pneumogramme | 23 |
| Figure 1.8 : Représentation signal spectrogramme | 24 |
| Figure 3.1 : L'organigramme utilisé dans cette étude..... | 59 |
| Figure 3.2 : Sons respiratoires normaux..... | 61 |
| Figure 3.3 : Sons respiratoires anormaux..... | 62 |
| Figure 3.4 : Forme d'onde d'un crépitement..... | 63 |
| Figure 3.5 : Forme d'onde des crépitements inspiratoires soulagés | 64 |
| Figure 3.6 : Synoptique de modèle | 67 |
| Figure 4.1 : Les maladies respiratoire étudié dans cette partie..... | 70 |
| Figure 4.2 : A Signal temporelle, B de spectrogramme, C spectrogramme en 3D. | 72 |
| Figure 4.3 : Le spectrogramme pour les 5 patients, A patient 1, B patient 2, C patient 3..... | 75 |
| Figure 4.4 : Appariation le crépitement pour le patient 5..... | 76 |
| Figure 4.5 : Appariation le sifflement pour le patient 2. | 76 |
| Figure 4.6 : L'accuracy de modèle test-1..... | 79 |
| Figure 4.7 : La perte de modèle test-1..... | 79 |
| Figure 4.8 : confusion_matrix pour test-1. | 80 |
| Figure 4.9 : : L'accuracy de modèle test-2..... | 81 |
| Figure 4.10 : La perte de modèle test-2..... | 81 |
| Figure 4.11 : confusion_matrix pour test-2. | 82 |
| Figure 4.12 : L'accuracy de modèle test-3. | 83 |
| Figure 4.13 : La perte de modèle test-3..... | 84 |

| | |
|--|----|
| Figure 4.14 : confusion_matrix pour test-3. | 84 |
| Figure 4.15 : L'accuracy de modèle test-4. | 85 |
| Figure 4.16 : La perte de modèle test-4. | 86 |
| Figure 4.17 : confusion_matrix pour test-4. | 86 |
| Figure 4.18 : ROC courbe pour les 2 classes..... | 87 |

Liste des tableaux

| | |
|---|----|
| Tableau 2.1 : Récapitulatif des articles sélectionnés dans l'état de l'art. | 53 |
| Tableau 3.1 : Résumé démographique des données dans différentes catégories de diagnostic. | 64 |
| Tableau 4.1 : Détails de quelques cas..... | 73 |
| Tableau 4.2 Hyperparamètres des modèles CNN..... | 77 |
| Tableau 4.3 : Hyperparamètres de modèle test-1. | 78 |
| Tableau 4.4 : les valeurs des précisions, sensibilité, et F1-score de test-1..... | 79 |
| Tableau 4.5 : Hyperparamètres de modèle test-2. | 80 |
| Tableau 4.6 : les valeurs des précisions, sensibilité, et F1-score de test-2..... | 81 |
| Tableau 4.7 : Hyperparamètres de modèle test-3. | 83 |
| Tableau 4.8 : les valeurs des précisions, sensibilité, et F1-score de test-3..... | 84 |
| Tableau 4.9 : Hyperparamètres de modèle test-4. | 85 |
| Tableau 4.10 : les valeurs des précisions, sensibilité, et F1-score de test-4..... | 86 |

Liste des abréviations

A

ALS: Adventitious Lung Sounds.
ANN: Artificial Neural Networks.
AR/MA: Auto Regressive /Moving Average.
AUC: Area Under the Curve.

C

CD: Cycle Duration.
CENS: Chroma Energy Normalized Statistics.
CNN: Convolution Neural Networks.
COPD: Chronic Obstructive Pulmonary Disease.
CORSA: Computer Respiratory Sound Analysis.
CWT: Continuous Wavelet Transform.

D

DIP: Desquamative Interstitial Pneumonia.
DLN: Deep Learning Networks.
DPLD: Diffuse Parenchymal Lung Disease.

E

EIA: Enzyme Immuno-Assay.
EMD: Experimental Mode Decomposition method.
ET : Écart-Type.

F

F : Femme.
FEVS: Forced Expiratory Volume in 1 Second.
FIRS: Forum of International Respiratory Societies.
FTT: Fast Fourier Transform.

H

H: Homme.
HD: High Dimension
HRCT: High-Resolution Computed Tomography.

I

IC: Immuno-Chromatographic.
ICA: Independ Component Analysis.
ICBHI: International Conference on Biomedical and Health Informatics.
IMFs: Intrinsic Mode Functions.
IPF: Idiopathic Pulmonary Fibrosis.
IQR: Inter-Quartile R

K

KNN: K-Nearest Neighbors.

L

LRTI: Lower Respiratory Tract Infection.
LVQ: Learning Vector Quantization.

M

MFCC: Mel-Frequency Cepstral Coefficients.
MR: Maladies Respiratoires.
mc: simultaneous/multi-channel (mc)
PCA: Principal Component Analysis.

P

PerCepD: Perceptual and Cepstral feature set.
PSR: Phase Space Representations.

R

RB: Respiratory Bronchiolitis.
RB-ILD: Respiratory bronchiolitis-associated Interstitial Lung Disease.
ReLU: Rectified Linear Unit.
RF: Random Forest.
ROC: Receiver Operating Characteristic.
RS: Respiratory Sound.

S

SC: Son Cardiaque.
sc : sequential/single channel.
SGDM: Stochastic Gradient Descent with Momentum.
SPL: Sound Pressure Level.
SVM: Support Vector Machine.

U

URTI: Upper Respiratory Tract Infections.
UVE : Uninformative Variable Elimination.

V

VC : Capacité Vitale.
VEM : Volume Expiré Maximal.
VIP : Variable Influence on Projection.
VPP : Valeur Prédicative Positive.
VRI: Vibration Response Imaging.

W

WHO: World Health Organization.
WPT: Wavelet Packet.

Introduction

Générale

Introduction générale

Les maladies du système respiratoire ont un impact important sur la vie sociale, et sanitaire des personnes. Pour ces raisons, de nombreuses études sont menées pour améliorer la détection précoce et l'intervention dans les maladies respiratoires. Dans ce domaine, les caractéristiques du son pulmonaire peuvent aider au diagnostic des troubles et des infections respiratoires. L'auscultation est une technique efficace utilisée par les médecins pour évaluer et diagnostiquer les maladies pulmonaires à l'aide d'un stéthoscope. Cette méthode est à la fois bon marché et simple, et elle ne nécessite aucune intervention interne dans le corps humain. En outre, le diagnostic précis d'une maladie nécessite un personnel médical hautement qualifié.

Le médecin examine un patient pendant l'auscultation pour identifier les sons pulmonaires adventices (atypiques) qui se superposent aux sons respiratoires réguliers. Les crépitements grossiers ou fins, les frottements pleuraux, les sifflements et les stridulations sont des exemples de sons pulmonaires adventices (ALS) couramment entendus. De nombreuses maladies respiratoires qui entraînent une obstruction ou une restriction des voies respiratoires se distinguent par la présence de ALS pendant la respiration. Les sifflements aigus sont causés par l'inflammation ou le rétrécissement des tubules bronchiques et sont donc un signe d'asthme ou de maladie pulmonaire obstructive chronique. D'autre part, les crépitements sont des ondes discontinues aigus (fines) ou graves (grossières) associées à une pneumonie, une bronchite ou une insuffisance cardiaque. Ces types de sons se distinguent par leur fréquence, leur hauteur, leur intensité et leur énergie.

En outre, la détection efficace des sons respiratoires est sensible au niveau d'expérience et à l'acuité auditive du professionnel de santé. Même lorsque l'auscultation est effectuée par un expert, il arrive que des sons anormaux soient négligés ou mal interprétés pendant l'examen. Les stéthoscopes traditionnels, quant à eux, peuvent être exposés à des bruits extérieurs, affaiblissent les composantes sonores au-dessus de 120 Hz et ne peuvent pas filtrer les fréquences audios du corps lors de l'auscultation ou créer des enregistrements permanents lors du suivi des maladies [1].

Introduction générale

D'importantes avancées ont été réalisées récemment dans le domaine de l'apprentissage profond pour diverses applications médicales. L'intérêt pour la classification des sons du corps humain pour les conditions cliniques dans le domaine médical s'est récemment accru. Récemment, les chercheurs ont proposé diverses solutions d'intelligence artificielle pour détecter les sons pulmonaires anormaux. En général, les approches proposées reposent sur l'extraction de caractéristiques en conjonction avec divers modèles de classification. Les sons respiratoires étant couramment caractérisés au stade de l'extraction de caractéristiques à l'aide de diverses techniques de traitement du signal, telles que les spectrogrammes ou scalogrammes statistiques d'ordre supérieur, les coefficients de la transformée en ondelettes, la transformée de Hilbert-Huang et les coefficients cepstraux de fréquence mélangée (MFCC). Ces méthodes d'extraction de caractéristiques ont été combinées avec des méthodes traditionnelles d'apprentissage automatique ou profond, telles que les classificateurs de Naïve Bayes, k-nearest neighbors KNN, support vector machines SVM, artificial neural networks ANN, convolutional neural networks CNN, et recurrent neural networks RNN.

Nous allons développer des approches d'identification des sons respiratoires qui peuvent automatiquement segmenter les sons respiratoires individuels, les classer et faire un diagnostic automatique des maladies respiratoire. Approches qui s'articulent autour des avancées des méthodes de traitement du signal et de l'intelligence artificiel en particulier les réseaux de neurones.

Notre étude est organisée, en quatre chapitres.

Le premier chapitre, rappelle les notions, de l'anatomie relatif aux système respiratoire inférieure et supérieure, ainsi que les différents types des sons pulmonaires. Ce qui a permis de faire la relation entre l'anatomie et d'apparition des sons de maladies respiratoires.

Le deuxième chapitre, abord l'état de l'art du domaine, en situant la progression actuelle des recherches, et en clarifiant des performances des méthodes développées dans les recherches.

Introduction générale

Le troisième chapitre, renforme les matériels et méthodes utilisée et les outils logiciels dans ce travail pour faire les classifications des sons respiratoires et le diagnostic des maladies pulmonaire obstructive.

Le quatrième chapitre, présent les résultats obtenus dans le présent travail avec les différentes méthodes proposées.

Enfin nous terminons par une conclusion générale et perspectives.

Chapitre 1 :
Contexte Médical

1.1 Introduction

Au sens de la théorie de l'information, la communication parlée est un processus d'émission/réception d'un message dans un support physique qui favorise la propagation d'une onde acoustique. Aussi, nous exposerons, dans ce chapitre, des notions générales d'acoustique mais aussi des aspects plus spécifiques des sons acoustiques.

Un son est une vibration produite par le support ou l'environnement, qui peut être solide, liquide ou gazeux. Tous ces corps produisent une vibration dite l'onde sonore. Ces ondes peuvent être transmises dans une variété de matériaux, y compris les solides, les liquides et les gaz. Les ondes sonores sont également des ondes élastiques longitudinales.

Les sons ou bruits respiratoires sont des sons spécifiques produits par le mouvement de l'air dans le système respiratoire. Ils sont causés par les poumons lors d'une inspiration ou expiration. Ces sons peuvent être entendus à l'aide d'un stéthoscope ou simplement en respirant. Les bruits respiratoires peuvent être normaux ou anormaux. Des bruits respiratoires inhabituels peuvent indiquer un problème pulmonaire, comme une obstruction, une inflammation, une infection, un liquide dans les poumons ou de l'asthme.

1.2 Création et propagation du son

L'onde sonore est une onde de compression-décompression, ce qui signifie que l'onde ne s'adapte pas à l'environnement dans lequel elle se déplace, mais comprime et décomprime l'environnement avant de revenir à son état d'origine après le passage de l'onde. Lorsqu'on émet des ondes sonores, si on pouvait les voir, on remarquerait une alternance de zones comprimées, matérialisées par des traits continus, et de zones dilatables, matérialisées par des traits pointillés, un peu comme la surface de l'eau présente une succession de creux et de bosses.

1.2.1 Ton ou hauteur tonale

La notion de ton est étroitement liée à celle de fréquence. En principe, il n'y a pas de limitation dans la gamme des fréquences des sons possibles. Cependant notre oreille perçoit théoriquement des vibrations acoustiques allant de 20 (Hz) (son grave) à 20.000 (Hz) (son aigu). Le son c'est la partie audible du spectre des vibrations acoustiques comme le montre la figure (1.1), tout comme la lumière peut être définie comme la partie visible du spectre des vibrations électromagnétiques. Le système auditif humain est sensible aux vibrations comprises entre 20 Hz et 20 000 Hz. Tandis que les vibrations en dessous de 20Hz sont appelées infra-sons et les ultrasons se situent au-dessus de 20 000 Hz [2].

La majorité des corps sonores et des instruments de musique produisent des sons complexes qui sont constitués d'une combinaison de deux fréquences : fondamentale et harmonique. Cependant, il existe des sons purs composés d'une seule fréquence, comme lorsqu'un diapason en vibration émet un son pur. La fréquence d'un son est le nombre d'oscillations d'une onde sonore par seconde, qu'elles soient fortes ou faibles.

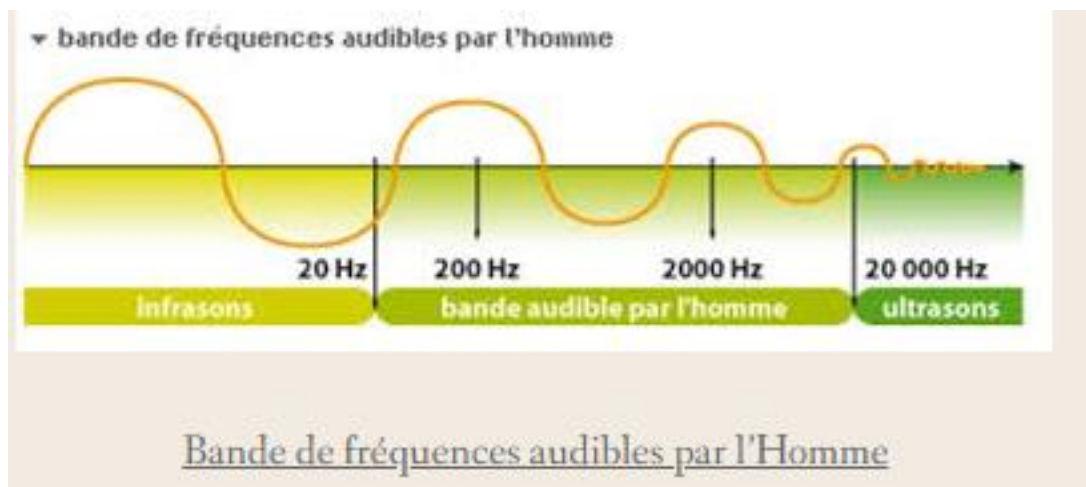


Figure 1.1: Bande de fréquences audibles par l'homme[3].

Le son se propage dans l'air ou dans d'autres environnements sous la forme d'une onde longitudinale, dans laquelle les vibrations mécaniques qui composent l'onde se produisent le long de la direction de propagation de l'onde. Dans un ressort hélicoïdal, une onde longitudinale peut être formée en comprimant plusieurs tours ensemble, puis en les relâchant, permettant à la compression de parcourir la longueur du ressort. L'air peut être considéré comme étant constitué de couches de bobines analogues, avec une onde sonore se propageant sous la forme de couches d'air. L'air

étant élastique, le phénomène se propage ainsi de proche en proche à environ 340 m/s. L'ordre de grandeur des pressions acoustiques reste faible : le seuil d'audibilité correspond à une valeur de 0.00002 Pascal (Pa), une conversation soutenue à environ 1 Pa, un avion à réaction à 200 Pa.

Par conséquent, Une onde sonore est constituée de compressions et de raréfaction, ou régions de haute et basse pression, qui se déplacent à une vitesse donnée. En d'autres termes, il s'agit d'un changement de pression périodique (c'est-à-dire oscillant ou vibrante) qui se produit autour de la pression d'équilibre dominante à un moment et à un endroit spécifique. La pression d'équilibre et les variations sinusoïdales provoquées par le passage d'une onde sonore pure (c'est-à-dire une onde à fréquence unique) sont représentées respectivement sur la figure (1.2) A et B.

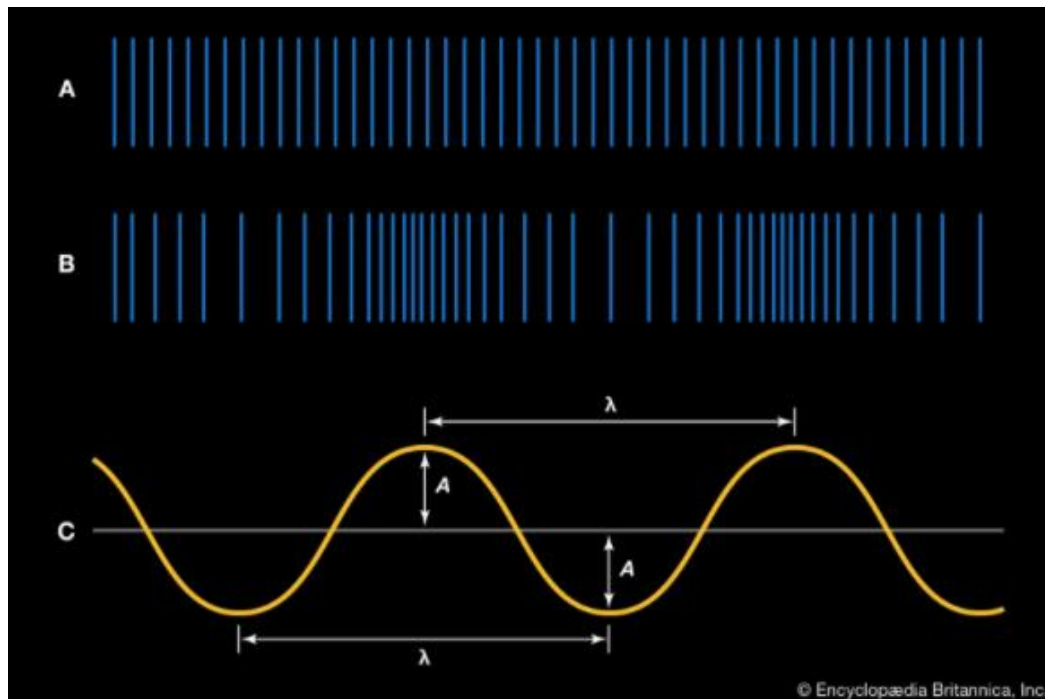


Figure 1.2: Représentations graphiques d'une onde sonore. (A) Air à l'équilibre, en l'absence d'onde sonore, (B) compressions et raréfactions qui constituent une onde sonore, (C) représentation transversale de l'onde, montrant l'amplitude (A) et la longueur d'onde [3].

Le spectre d'un signal périodique comporte des raies correspondant à la fréquence fondamentale et ses harmoniques (ex : voyelles, consonnes voisées, flûte, piano...) Tous les sons ne sont pas périodiques. Un coup de cymbale, le bruit du vent, les consonnes /p/, /t/, /k/, /f/, /s/... sont des sons aperiodiques. Cela signifie qu'on ne retrouve pas dans le déroulement temporel du signal un aspect cyclique. De même, dans le spectre, la structure de raie a disparu au bénéfice d'une répartition diffuse. Le timbre

correspond à la sensation auditive du spectre. A ce terme sont souvent associés les notions de signature, couleur, identité du son. En effet, c'est par la perception précise du timbre qu'on reconnaît à l'oreille les différents sons de la parole, les locuteurs, les instruments de musique, ... etc. Il s'agit des aspects dynamiques de l'onde sonore que ce soit en fréquence, en amplitude ou en composition spectrale, les sons ont des caractéristiques qui évoluent dans le temps.

1.2.2 Longueur d'onde

La figure (2), C'est une autre représentation de l'onde sonore illustrée en B sur la même figure. Représentée par la courbe sinusoïdale, la variation de pression d'une onde sonore se répète dans l'espace sur une distance spécifique. Cette distance est connue sous le nom de longueur d'onde du son, généralement mesurée en mètres et représentée par λ . Au fur et à mesure que l'onde se propage dans l'air, une longueur d'onde complète prend un certain temps pour passer un point spécifique dans l'espace ; cette période, représentée par T, est généralement mesurée en fractions de seconde. De plus, pendant chaque intervalle de temps d'une seconde, un certain nombre de longueurs d'onde passent par un point de l'espace. Connue sous le nom de fréquence de l'onde sonore, le nombre de longueurs d'onde passant par seconde est traditionnellement mesuré en hertz ou en kilohertz et est représenté par f.

Il existe une relation inverse entre la fréquence d'une onde et sa période [3], telle que Équations.

$$fT = 1 \quad \text{or} \quad f = \frac{1}{T}. \quad (1)$$

Cela signifie que les ondes sonores à hautes fréquences ont de courtes périodes, tandis que celles à basses fréquences ont de longues périodes. Par exemple, une onde sonore d'une fréquence de 20 hertz aurait une période de 0,05 seconde (c'est-à-dire 20 longueurs d'onde/seconde \times 0,05 seconde/longueur d'onde = 1), tandis qu'une onde sonore de 20 kilohertz aurait une période de 0,00005 seconde (20 000 longueurs d'onde/seconde \times 0,00005 seconde/longueur d'onde = 1). Entre 20 hertz et 20 kilohertz se situe la gamme de fréquence de l'ouïe pour les humains. La propriété physique de la fréquence est perçue physiologiquement comme hauteur, de sorte que plus la fréquence est élevée, plus la hauteur perçue est élevée. Il existe également une

relation entre la longueur d'onde d'une onde sonore, sa fréquence ou période, et la vitesse de l'onde (S) [3]., telle que

$$S = f\lambda = \frac{\lambda}{T}. \quad (2)$$

1.2.3 Amplitude et intensité

La valeur d'équilibre de la pression, représentée par les lignes régulièrement espacées sur la figure 2 A et par l'axe du graphique en C de la même figure, est égale à la pression atmosphérique qui régnerait en l'absence de l'onde sonore. Au passage des compressions et raréfactions qui constituent l'onde sonore, il se produirait une fluctuation au-dessus et au-dessous de la pression atmosphérique. L'amplitude de cette fluctuation par rapport à l'équilibre est connue sous le nom d'amplitude de l'onde sonore ; mesuré en pascals, ou newtons par mètre carré, il est représenté par la lettre A . Le déplacement ou la perturbation d'une onde sonore plane peut être décrit mathématiquement par l'équation générale du mouvement des ondes, qui s'écrit sous une forme simplifiée [3] :

$$y(x, t) = A \sin \pi(ft - x/\lambda) \quad (3)$$

Cette équation décrit une onde sinusoïdale qui se répète après une distance λ en se déplaçant vers la droite (+ x) avec une vitesse donnée par l'équation (2).

L'amplitude d'une onde sonore détermine son intensité, qui à son tour est perçue par l'oreille comme un volume. L'intensité acoustique est définie comme le taux moyen de transmission d'énergie par unité de surface perpendiculairement à la direction de propagation de l'onde. Sa relation avec l'amplitude peut s'écrire :

$$I = \frac{A^2}{2\rho S}, \quad (4)$$

Où ρ est la masse volumique à l'équilibre de l'air (mesurée en kilogrammes par mètre cube) et S est la vitesse du son (en mètres par seconde). L'intensité (I) est mesurée en watts par mètre carré, le watt étant l'unité standard de puissance en usage électrique ou mécanique.

La valeur de la pression atmosphérique dans des "conditions atmosphériques standard" est généralement donnée à environ 10^5 pascals, ou 10^5 newtons par

mètre carré. L'amplitude minimale de variation de pression pouvant être détectée par l'oreille humaine est d'environ 10^{-5} pascals, et l'amplitude de pression au seuil de la douleur est d'environ 10 pascals, de sorte que la variation de pression dans les ondes sonores est très faible par rapport à la pression de l'atmosphère. Dans ces conditions, une onde sonore se propage de manière linéaire, c'est-à-dire qu'elle continue à se propager dans l'air avec très peu de perte, de dispersion ou de changement de forme. Cependant, lorsque l'amplitude de l'onde atteint environ 100 pascals (environ un millième de la pression de l'atmosphère), des non-linéarités importantes se développent dans la propagation de l'onde.

La non-linéarité provient des effets particuliers sur la pression atmosphérique causés par un déplacement sinusoïdal des molécules d'air. Lorsque le mouvement vibratoire constituant une onde est faible, l'augmentation et la diminution de la pression sont également faibles et sont à peu près égales. Mais lorsque le mouvement de l'onde est important, chaque compression génère une surpression d'amplitude supérieure à la diminution de pression provoquée par chaque raréfaction. Cela peut être prédit par la loi des gaz parfaits, qui stipule que l'augmentation du volume d'un gaz de moitié ne diminue sa pression que d'un tiers, tandis que la diminution de son volume de moitié augmente la pression d'un facteur deux. Le résultat est un net excès de pression, un phénomène qui n'est significatif que pour les ondes dont l'amplitude est supérieure à environ 100 pascals [4].

1.2.4 La vitesse de son

Dans les gaz

Pour les ondes longitudinales telles que le son, la vitesse des ondes S est en général donnée comme la racine carrée du rapport du module d'élasticité du milieu (c'est-à-dire la capacité du milieu à être comprimé par une force externe) à sa densité :

$$S = \sqrt{\frac{B}{\rho}} \quad (5)$$

Ici ρ est la densité et B le module de masse (le rapport de la pression appliquée à la variation de volume par unité de volume du milieu). Dans les milieux gazeux, cette équation est modifiée pour :

$$S = \sqrt{\frac{B}{\rho K'}} \quad (6)$$

Où K est la compressibilité du gaz. La compressibilité (K) est l'inverse du module de compressibilité (B), comme dans :

$$K = \frac{1}{B} \quad (7)$$

En utilisant les lois des gaz appropriées, la vitesse des ondes peut être calculée de deux manières, en fonction de la pression ou en fonction de la température :

$$S = \sqrt{\frac{\gamma R \theta}{M}} \quad (8) \quad , \quad S = \sqrt{\frac{\gamma p}{\rho}} \quad (9)$$

Ici :

- ρ est sa densité d'équilibre en kilogrammes par mètre cube à la pression p .
- θ est la température absolue en kelvins.
- R est la constante du gaz par mole.
- M est le poids moléculaire du gaz.
- γ est le rapport de la chaleur spécifique à pression constante C_p sur la chaleur spécifique à volume constant C_v :

$$\gamma = \sqrt{\frac{C_p}{C_v}} \quad (10)$$

L'équation (8) indique que la vitesse du son ne dépend que de la température absolue et non de la pression, car si le gaz se comporte comme un gaz parfait, sa pression et sa densité, comme indiqué dans l'équation (9), seront proportionnelles. Cela signifie que la vitesse du son ne change pas entre les emplacements au niveau de la mer et haut dans les montagnes et que la hauteur des instruments à vent à la même température est la même partout. De plus, les deux équations (8) et (9) sont indépendantes de la fréquence, ce qui indique que la vitesse du son est en fait la même à toutes les fréquences, c'est-à-dire qu'il n'y a pas de dispersion d'une onde sonore lorsqu'elle se propage dans l'air. Une hypothèse ici est que le gaz se comporte comme

un gaz parfait. Cependant, les gaz à très haute pression ne se comportent plus comme un gaz parfait, ce qui entraîne une certaine absorption et dispersion.

1.3 Anatomie et physiologie du système respiratoire

La fonction principale du système respiratoire est de fournir de l'oxygène au sang du corps et d'expulser les gaz résiduels, dont le dioxyde de carbone est le principal constituant. Ceci est réalisé par la respiration : nous inspirons de l'oxygène et expirons du dioxyde de carbone. La respiration est obtenue par inhalation par la bouche ou le nez à la suite de la relaxation et de la contraction du diaphragme. L'air, essentiellement de l'oxygène, traverse les voies respiratoires supérieures. Car d'une manière générale, les organes respiratoires dans le corps humain peuvent être divisés en système respiratoire supérieur et système respiratoire inférieur :

1.3.1 Le système respiratoire supérieur

Les voies respiratoires supérieures sont constituées du nez (cavité nasale), du pharynx et du larynx comme le montre la figure (1.3). Les voies respiratoires supérieures ont plusieurs fonctions, elles permettent l'odorat et la parole, ainsi que la garantie que l'air entrant dans les voies respiratoires inférieures soit chaud, humide et propre.

Les narines sont bordées de poils grossiers qui filtrent l'air entrant, cela garantit que les grosses particules de poussière ne pénètrent pas dans les voies respiratoires. La cavité nasale est également tapissée d'une membrane muqueuse qui contient un réseau de capillaires et un approvisionnement abondant de cellules caliciformes sécrétant du mucus. Le sang circulant dans les capillaires réchauffe l'air qui passe et le mucus l'humidifie, ce qui emprisonne toutes les particules de poussière qui passent. Ces particules de poussière recouvertes de mucus sont ensuite transportées par les cils vers le pharynx, où elles peuvent être avalées ou expectorées.

Le larynx ou boîte vocale est petite structure très complexe. Le larynx est constitué de neuf morceaux de cartilage. Les trois les plus importantes sont :

- Cartilage thyroïdien (pomme d'Adam)
- Épiglote.
- Le cartilage cricoïde.

Le cartilage cricoïde forme le bord inférieur du larynx. En dessous se trouvent les cordes vocales. L'air forcé à travers ces cordes produit du son. L'espace entre les cordes vocales s'appelle la glotte [5]. Le larynx est la source de la production d'ondes de pression qui se traduit par un son de vocalisation chez l'homme. La cavité nasale, les lèvres et la langue peuvent également créer des sons car certains animaux, par exemple les baleines à dents, vocalisent avec des structures dans la cavité nasale. Chez l'homme, le son dans le larynx est généré par l'air passant devant les cordes vocales. Les sons vocaux sont produits par ouverture et fermeture des cordes vocales ou en d'autres termes par restriction de la glotte [6].

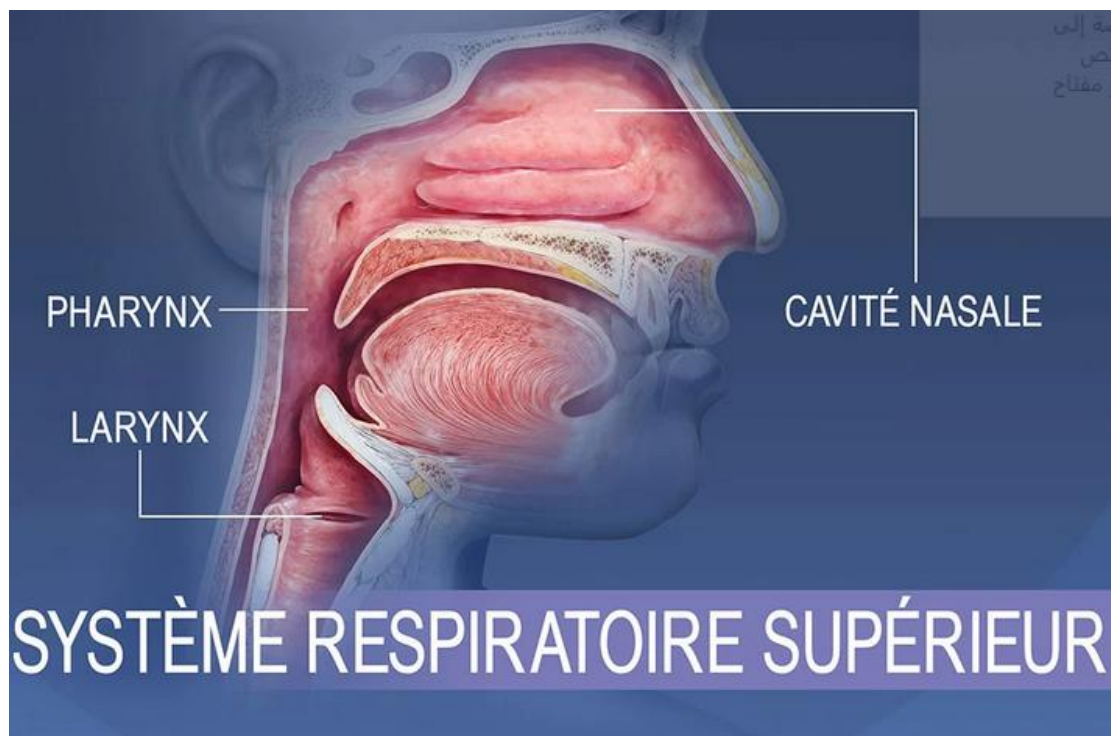


Figure 1.3: Le système respiratoire supérieur [7].

1.3.2 Le système respiratoire inférieur

Les voies respiratoires inférieures sont composées, comme l'illustre la figure (1.4), de trois organes : de la trachée, des bronches et des poumons droit et gauche. La trachée est un vaisseau tubulaire, elle conduit l'air du larynx vers les poumons. Elle est tapissée d'épithélium cylindrique cilié pseudo-stratifié. Tous les débris inhalés sont piégés et poussés vers le haut, en direction de l'œsophage et le pharynx, pour être soit avalés, soit expectorés [8].

Les bronches sont les voies respiratoires qui mènent de la trachée aux poumons, puis se ramifient en structures de plus en plus petites jusqu'à ce qu'elles atteignent les

alvéoles, les minuscules sacs qui permettent l'échange d'oxygène et de dioxyde de carbone dans les poumons [9]. Les deux grands organes de la respiration situés dans la cavité thoracique et chargés d'ajouter de l'oxygène et d'éliminer le dioxyde de carbone du sang. Chaque poumon est enfermé dans un mince sac membraneux appelé plèvre, et chacun est relié à la trachée (trachée) par sa bronche principale (grand passage d'air) et au cœur par les artères pulmonaires. Les poumons sont des organes mous, légers, spongieux, élastiques, contiennent toujours de l'air [10].

La fonction principale des poumons est le processus d'échange de gaz appelé respiration. Lors de la respiration, l'oxygène de l'air entrant pénètre dans le sang et le dioxyde de carbone quitte le sang. Une fonction pulmonaire réduite signifie que la capacité des poumons à échanger des gaz est réduite [11].

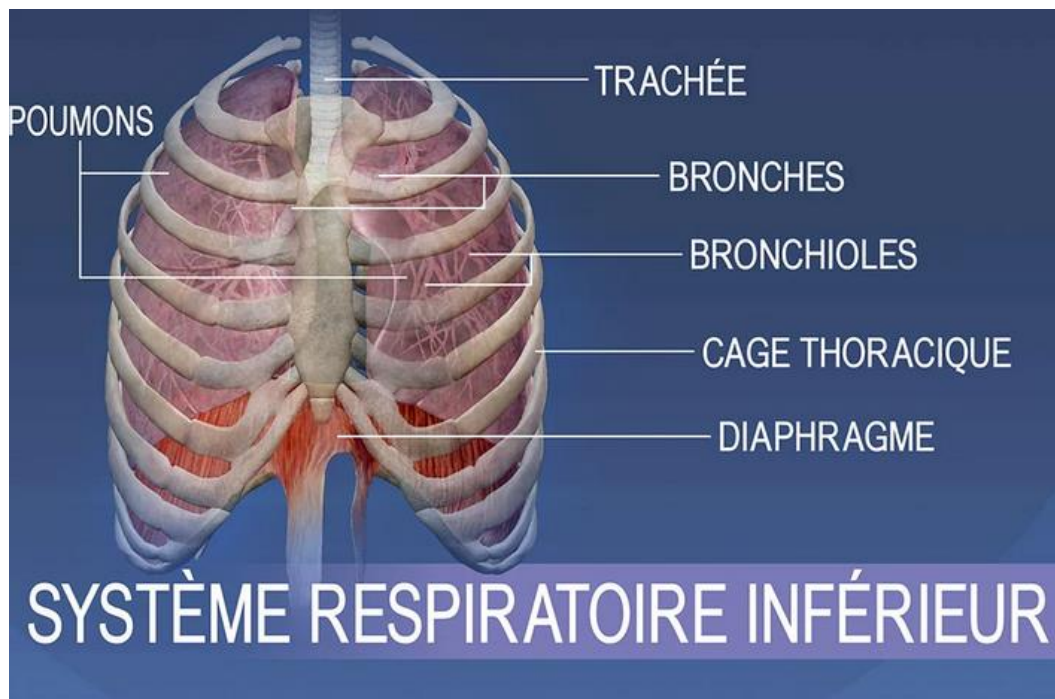


Figure 1.4: Le système respiratoire inférieur [7].

Comme toute organe, l'appareil respiratoire est exposé a des troubles. Les maladies des voies respiratoires sont des pathologies affectant les voies de passage de l'air, notamment les voies nasales, les bronches et les poumons. Les maladies respiratoires englobent les infections respiratoires aiguës ainsi que les maladies respiratoires chroniques telles que l'asthme, la bronchopneumopathie chronique obstructive et le cancer du poumon.

Par exemple, la COPD est un trouble respiratoire chronique provoqué par l'exposition à long terme à des substances irritant et endommageant les poumons. Ces

substances regroupent la fumée de cigarette ou d'autres polluants inhalés, ce qui provoque des troubles schématisés en figure (1.5).

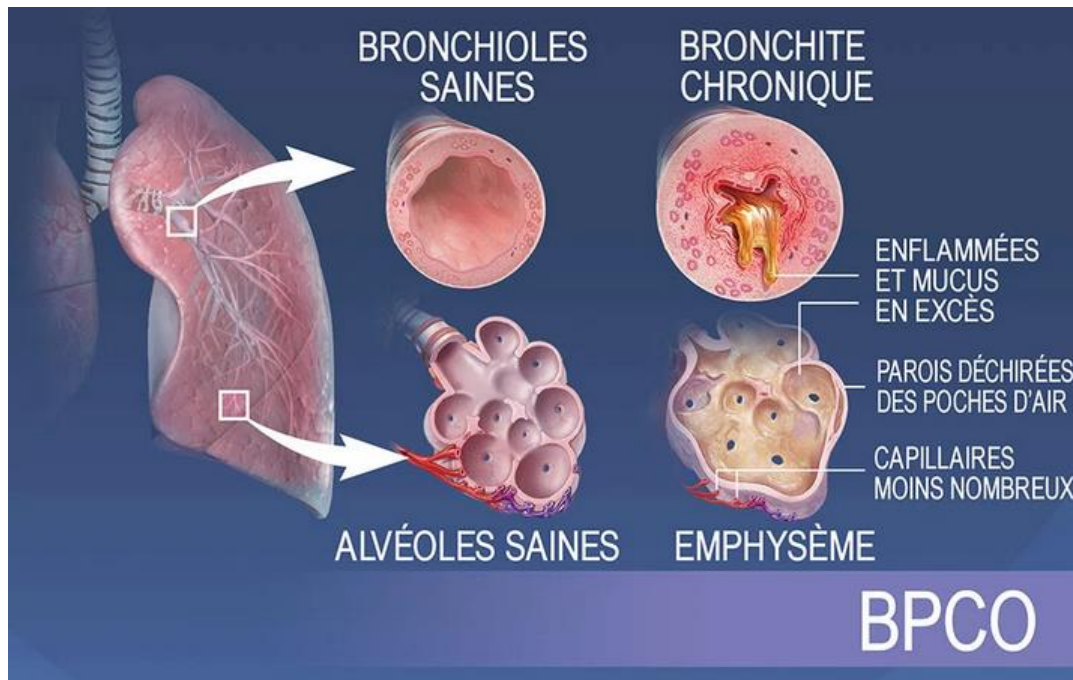


Figure 1.5 : La bronchopneumopathie chronique obstructive (BPCO) [7].

Un autre exemple, L'asthme est un trouble chronique impliquant une douleur et un gonflement au niveau des parois des voies respiratoires internes. Lors d'une crise d'asthme, les voies respiratoires enflammées sont irritées lors de l'inhalation. Les muscles lisses des voies respiratoires se resserrent, provoquant une bronchoconstriction (constriction des bronchioles) et une production excessive de mucus. Les voies respiratoires étroites et obstruées limitent la circulation normale de l'air en direction et hors des poumons schématisés en figure (1.6).

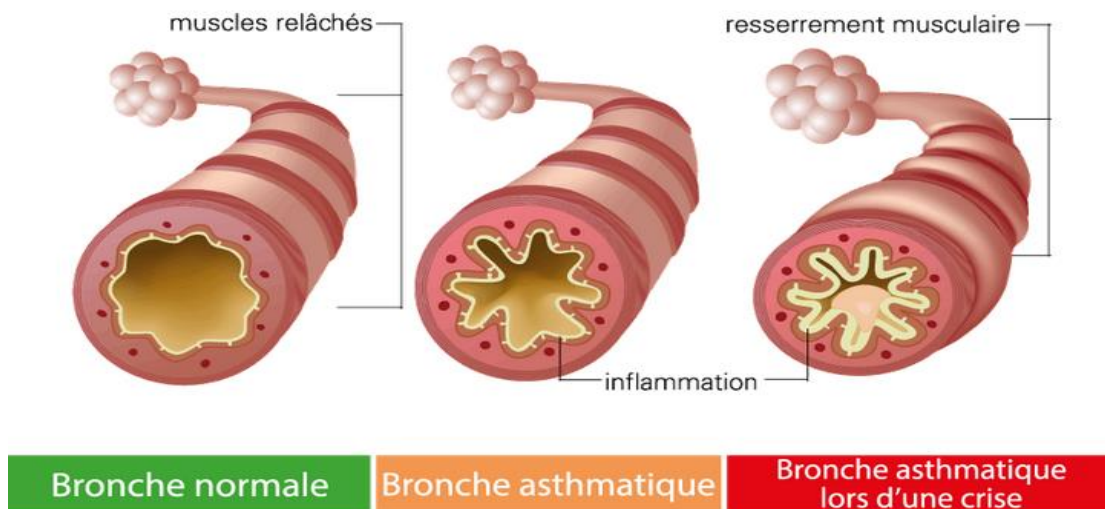


Figure 1.6 : L'asthme [12].

1.4 Sons respiratoires

1.4.1 Notions liées à l'étude des sons respiratoires

a) Fréquence et Pic :

La fréquence mesure le nombre d'ondes sonores ou de vibrations par seconde et est mesurée objectivement. Elle est mesurée en hertz (Hz). La fréquence dépend du nombre de longueurs d'onde par seconde. La longueur d'onde est la distance entre le pic d'une onde de pression et l'onde de pression suivante et est communément désignée par la lettre grecque lambda (λ), la longueur d'onde dépend de la vitesse des ondes sonores, du milieu traversé par les ondes sonores et de la température du milieu. Lorsque les longueurs d'onde sont plus courtes, il y a un plus grand nombre d'ondes sonores par seconde et les fréquences seront plus élevées. En revanche, avec des longueurs d'onde plus longues, les fréquences sont plus basses [13]. La hauteur est la perception subjective de la fréquence du son. La hauteur dépend de la fréquence et se situe généralement à moins de 5 Hz de la fréquence. L'oreille humaine peut percevoir les ondes sonores sur une large gamme de fréquences, allant de 20 à 20 000 Hz [14].

b) Intensité :

L'intensité ou le volume des bruits respiratoires peut être décrit comme normal, bas (diminué) ou absent. L'intensité est généralement plus forte à la base qu'au sommet des poumons (apex). Les bruits respiratoires sont généralement plus forts du côté de la poitrine.

Une réduction ou une absence de bruits de poitrine peut être observée dans une variété de conditions différentes :

- Lorsqu'il y a de l'air autour des poumons, comme dans le cas d'un pneumothorax.
- Lorsqu'il y a du liquide autour des poumons, comme dans le cas d'un épanchement pleural.
- Si les poumons sont trop gonflés, comme dans le cas de l'emphysème.
- Lorsque le débit d'air dans une région des poumons est réduit, par exemple en cas d'obstruction due à une tumeur ou à un corps étranger.
- Si l'épaisseur de la paroi thoracique est augmentée, comme dans le cas de l'obésité.

c) **Qualité :**

La qualité peut être considérée comme les "caractéristiques musicales" des sons respiratoires, y compris les harmoniques. La respiration sifflante a un son musical qui comprend plus d'une note, alors que le stridor est généralement monophasique.

1.4.2 Sons respiratoires normaux

Il existe trois principaux types de sons respiratoires normaux qui peuvent être entendus en fonction de l'endroit.

a) **Sons respiratoires trachéaux :**

C'est un son dur, très fort et aigu que l'on entend au niveau de la trachée. La fréquence typique du son de la respiration trachéale varie de 100 à 1 500 Hz, avec une chute de puissance au-dessus d'une fréquence de coupure d'environ 800 Hz brutale [15].

b) **Sons respiratoires bronchiques :**

Les bruits bronchiques respiratoires peuvent être entendus au-dessus des grosses bronches (au-dessus du sternum au milieu de la poitrine et entre les omoplates sur le dos). Ils sont plus aigus et plus forts que les bruits respiratoires entendus dans d'autres parties des poumons, mais plus silencieux et creux (tubulaires) que les bruits respiratoires trachéaux. La phase expiratoire est généralement plus longue que la phase inspiratoire, et il y a une brève pause entre les deux.

c) **Sons respiratoires vésiculaires :**

C'est les sons entendus sur une grande partie des poumons. Ils sont plus graves et plus doux que les bruits respiratoires trachéobronchiques. L'inspiration est plus longue que l'expiration et il n'y a pas de pause entre l'inspiration et l'expiration.

1.4.3 Sons pulmonaires anormaux et leurs causes

Grâce à une technique connue sous le nom d'auscultation, les sons respiratoires peuvent être entendus avec un stéthoscope pendant l'inspiration et l'expiration. Des sons pulmonaires anormaux tels que stridor, crépité, sifflements et râles, ainsi que des caractéristiques telles que la hauteur, l'intensité et la qualité, peuvent fournir des indices importants sur la cause des symptômes respiratoires.

Divers facteurs provoquent les sons décrits ci-dessus [16] :

- **Râles** : un bruit respiratoire grave. Il se produit lorsque l'air tente de passer à travers les tubes bronchiques qui contiennent un fluide ou de mucus.
- **Crépité** : un bruit respiratoire aigu. Qui est perçu si les petits sacs d'air dans les poumons se remplissent de liquide et il n'y a aucun mouvement d'air dans les sacs, lors de la respiration. Les poches d'air se remplissent de liquide quand une personne souffre d'une pneumonie ou une insuffisance cardiaque.
- **Sifflement** : se produit lorsque les bronches deviennent enflammées et rétréci. Il s'agit d'un bruit respiratoire aigu causé par une rétraction bronchique.
- **Stridor** : un bruit vibratoire sévère, provoquée par le rétrécissement des voies aériennes supérieures.

Les bruits respiratoires bronchiques sont parfois entendus dans d'autres régions des poumons (en raison de la transmission du son) en cas de pneumonie, de tumeur pulmonaire, d'atélectasie (affaissement d'une partie du poumon) ou de pneumothorax.

Malgré le fait que la pratique de l'auscultation minutieuse a souvent été minimisé avec l'avènement de l'imagerie et des tests de laboratoire facilement accessibles, un examen pulmonaire complet comprenant l'inspection, la palpation et la percussion reste la pierre angulaire du diagnostic allant de l'asthme à l'insuffisance cardiaque.

Les bruits respiratoires sont les sons spécifiques produits par le mouvement de l'air dans le système respiratoire. Ils sont également connus sous le nom de bruits pulmonaires ou de bruits respiratoires. Ceux-ci peuvent être facilement audibles ou

identifiés par l'auscultation au stéthoscope du système respiratoire à travers les champs pulmonaires, ainsi que par les caractéristiques spectrales des sons pulmonaires. Ceux-ci comprennent à la fois des bruits respiratoires normaux et des sons supplémentaires comme des crépitements, une respiration sifflante, des frottements pleuraux, un stertor et un stridor. L'auscultation des phases inspiratoire et expiratoire du cycle respiratoire est généralement utilisée pour décrire et classer les sons, en notant à la fois la hauteur (généralement décrite comme faible (200 Hz), moyenne ou élevée (400 Hz) et l'intensité (faible, moyenne, forte ou très fort) des sons entendus [17].

La capacité d'entendre les sons respiratoires est un élément important du diagnostic médical. Un bruit de respiration normal est similaire au bruit de l'air. Cependant, les bruits respiratoires anormaux peuvent inclure des râles, des crépitants, une respiration sifflante et stridulation.

1.4.4 Auscultation des poumons : Évaluation des sons respiratoires

Il y a plusieurs raisons pour lesquelles de nombreux médecins portent un stéthoscope autour du cou qui vont bien au-delà de l'écoute de votre cœur. Car en écoutant vos poumons, de nombreux marqueurs peuvent aider un médecin à déterminer si vous êtes en bonne santé ou pas. Et lui permettent de poser un diagnostic. L'auscultation se fait de préférence dans une pièce calme, en position assise, la bouche ouverte sur un patient portant le moins de vêtements possible. Le diaphragme du stéthoscope produit le meilleur son, mais le stéthoscope est avant tout une invention esthétique qui a été utilisée pour la première fois en 1816 [17]. Quand Hippocrate a commencé la pratique de l'auscultation. Il écouté la poitrine avec une oreille contre la peau. Acte qui peut fournir une mine d'informations mais sans amplification [18].

Lors de l'écoute des poumons, l'examen doit s'étendre du haut des poumons jusqu'aux champs pulmonaires inférieurs, l'auscultation étant effectuée sur la partie antérieure du thorax, la partie postérieure du thorax, ainsi que sous les aisselles (région mi-axillaire).

1.5 Marqueurs pathologiques

Il existe aujourd'hui de nombreuses définitions différentes des caractéristiques de marqueurs communs tels que le sibilant ou le crépitant. Une sémantique universelle est ainsi à créer. Divers travaux ont essayé de recenser une définition des termes liés aux sons respiratoires et ont abouti au recensement de 162 terme utilisé couramment dans le Computer respiratory sound analysis (CORSA). Cela ne permet cependant pas aux médecins d'avoir une définition commune des termes employés et de ce fait, la description des caractéristiques des sons est encore très vague [17].

Il existe un certain nombre de termes différents utilisés pour décrire les sons respiratoires anormaux ou fortuits, et ceux-ci peuvent être très différents. Certains sont entendus avec un stéthoscope en auscultation, mais d'autres peuvent être entendus sans stéthoscope. Ces sons peuvent être différents selon qu'ils sont prédominants lors de l'inspiration ou de l'expiration, selon la qualité des sons, et bien d'autres paramètres [19].

Dans cette partie, nous expliquerons en détail les marqueurs pathologiques liés aux maladies respiratoires :

- **Crépitants** : L'apparition de crépitant révèle généralement des pathologies du tissu pulmonaire des voies de conduction. Ces sons pathologiques, discontinus, explosifs apparaissent généralement dans la phase d'inspiration. Ils sont caractérisés par leur forme d'onde, leur durée et leur position dans le cycle respiratoire [20]. Un crépitant peut être caractérisé par sa durée totale comme étant un crépitant fin (si sa durée est courte) ou gros (si sa durée est longue). Cependant un Gros crépitant (coarse crackle) possède un timbre plus grave, une forte amplitude et une durée 2CD (durée de deux cycles) supérieur à 10ms, tandis qu'un crépitant avec un timbre plus aigu, une faible amplitude et une courte durée 2CD inférieur à 10ms, est désigné comme un Crépitant fin [21][22].
- **Sibilants** : ce son pathologique, continu, présente un caractère acoustiquement musical, il est caractérisé par une forme d'onde avec une fréquence dominante généralement supérieure à 100 Hz et une durée

supérieure à 100 ms. De plus, le son doit inclure au moins dix vibrations successives [19]. Les sibilants sont généralement associés à l'obstruction des voies aériennes. Le sibilant est qualifié de monophonique s'il n'a qu'une fréquence. S'il en contient plusieurs fréquences, on le qualifie de polyphonique.

- **Ronchis** : il s'agit d'un sibilant au timbre plus grave, contenant des formes d'ondes périodiques avec une durée supérieure à 100 ms et une fréquence inférieure à 300 Hz. Les ronchis traduisent la présence de sécrétions ou des rétrécissements des voies aériennes [24].
- **Ronflements** : il s'agit de bruits respiratoires de basse fréquence avec des composantes périodiques (fréquence fondamentale entre 30 et 250 Hz) qui se produisent pendant la phase de sommeil, et sont induit par les vibrations anormales dans les parois ou l'oropharynx. Ils sont le plus souvent inspiratoires, de faibles composantes expiratoires peuvent apparaître chez les patients atteints d'apnée obstructive du sommeil [25].
- **Squawk** : il s'agit de sons inspiratoires pathologiques relativement courts, et qui présentent un caractère musical. Ils sont occasionnellement trouvés chez les patients atteints de désordres pulmonaires interstitiels. Acoustiquement, leur forme d'onde ressemble à de courts sibilants, et ils sont souvent précédés de crépitants. La durée des squawks varie entre 50 et 400 ms [19].
- **Stridor** : c'est un son fort, de basse fréquence, qui trouve son origine dans le larynx ou dans la trachée. Il apparaît souvent durant l'inspiration. Il peut être audible au niveau de la bouche, de la trachée et des poumons [19][26].
- **Toux** : il s'agit d'un réflexe respiratoire caractérisé par une soudaine expulsion d'air d'une grande vélocité, accompagné de sons transitoires de timbre et d'intensité variable. La toux est causée par une irritation des

voies de conduction. Une simple toux consiste en une phase inspiratoire suivie d'un effort expiratoire avec fermeture de la glotte. Cette phase est suivie d'une soudaine réouverture de la glotte avec une rapide expiration du flux d'air. Une toux chronique indique généralement la présence d'une pathologie des voies respiratoires ou des désordres du tissu pulmonaire [27]. Les sons transitoires induits par les réflexes de toux ont une fréquence comprise entre 50 et 3000 Hz. Les caractéristiques de ces sons varient en fonction de la pathologie pulmonaire. Ainsi, les sons de toux qui contiennent des sibilants sont typiquement des cas d'asthme. Les stridors peuvent également apparaître dans les toux asphyxiantes (vibration des structures laryngées lors de dyspnée) ou les sténoses laryngales ou trachéales [19].

1.6 Analyse des sons auscultatoires pulmonaires

Savoir distinguer les bruits pulmonaires normaux et anormaux (sifflantes, crépitantes, etc.) est essentiel pour le diagnostic médical. En effet, les sons respiratoires contiennent des informations précieuses sur la physiologie et les pathologies des poumons et des voies respiratoires.

1.6.1 Limites de l'audition humaine

Plusieurs études ont été menées pour tester la capacité de l'oreille humaine à détecter les crépitants dans un signal auscultatoire.

La méthode employée consistait à superposer des crépitants artificiels à un signal réel. Les résultats indiquent que les erreurs de détection les plus importantes sont liées aux facteurs suivants [28] :

- **L'intensité du signal respiratoire** : les respirations amples masquent d'avantage les crépitants que les respirations superficielles.
- **Le type de crépitants** : les crépitants fins sont plus facilement reconnaissables car leur forme d'onde diffère largement de celle des sons pulmonaires normaux.
- **L'amplitude des crépitants** : La validation des algorithmes de détection automatique des crépitements ne doit pas reposer uniquement sur l'auscultation.

1.6.2 Intérêt de l'analyse automatique des sons

La compréhension des mécanismes qui contribuent à la production des sons pulmonaires est encore très intéressante, et l'enregistrement et l'analyse des sons respiratoires permettent d'améliorer cette compréhension tout en établissant une relation objective entre les bruits respiratoires anormaux et une pathologie respiratoire spécifique. De plus, des applications telles que l'évaluation diagnostique, la surveillance et l'échange de données via Internet sont des compléments évidents à une analyse sonore objective et automatique [13]. Les outils de capture permettent un suivi à long terme des patients à l'hôpital ou à domicile. Elle pourrait également être une solution utile pour les pays de population vieillissantes ou les communautés isolées [29]. Ce type de système présente également l'avantage non négligeable de conserver le caractère non invasif et peu coûteux de l'auscultation. Enfin, l'étude de Sestini et al. [30] montre qu'un lien entre un signal acoustique et une image est bénéfique pour l'apprentissage et la compréhension des sons pulmonaires par les étudiants en médecine.

1.6.3 Méthodes de visualisation

- a) **Phono-pneumogramme** : il s'agit de la représentation simultanée dans le temps des phases de la respiration et du signal auscultatoire illustré en figure (1.7), qui présente l'axe x pour le temps en seconde et l'axe y l'amplitude en dB.

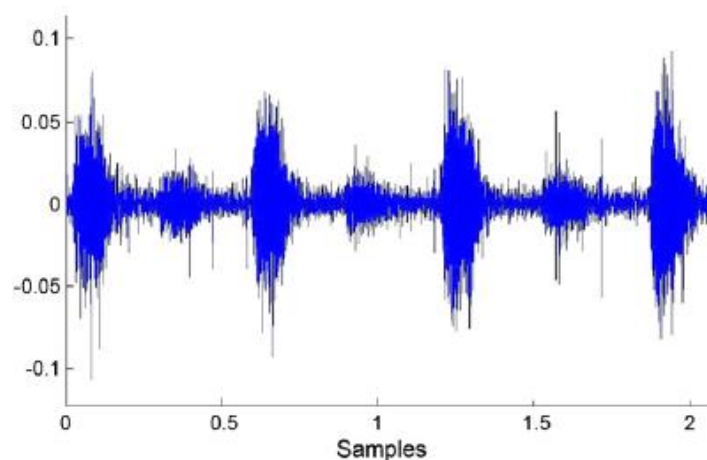


Figure 1.7 : Représentation signal Phono-pneumogramme [20].

- b) **Spectrogramme** : il s'agit d'une représentation en fonction du temps. Sur la figure (1.8), avec un axes x pour le temps en seconde et l'axe y de fréquence en Hz la fréquence en ordonnée et l'intensité du signal est représentée par une palette de couleurs [19].

Un son qui n'a pas de variations spectrales est équivalent à une image monochrome. Bien évidemment, la plupart des ondes sonores ont une composition spectrale qui varie dans le temps. Un spectrogramme est une représentation temps-fréquence qui permet de visualiser l'évolution du spectre au cours du temps.

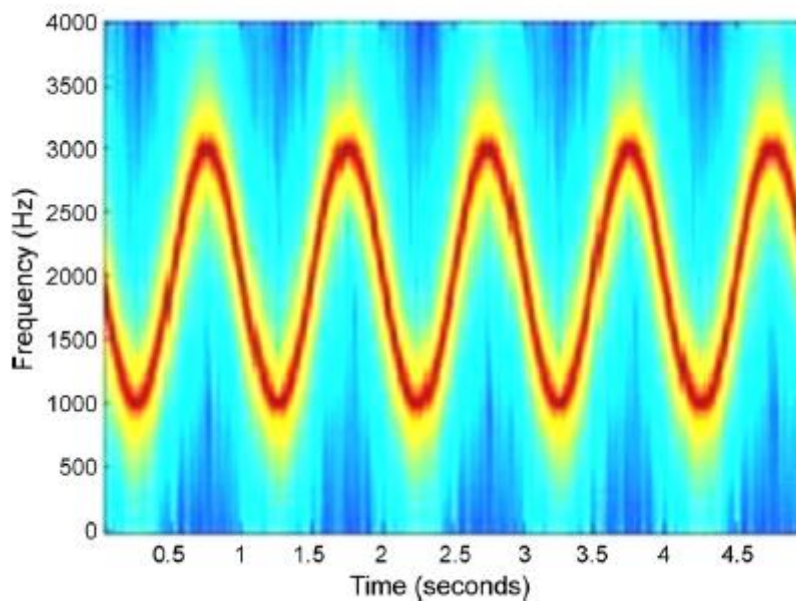


Figure 1.8 : Représentation signal spectrogramme [19].

1.6.4 Techniques d'enregistrements

La première étape pour obtenir une bonne analyse sonore est de l'enregistrer dans de bonnes conditions et avec du matériel adapté. L'analyse et le traitement automatisés des sons d'auscultation pulmonaire permettent une analyse plus objective du signal ainsi que la possibilité de comparer les sons et de suivre l'évolution d'une pathologie dans le temps.

Le traitement du signal devrait également permettre la découverte de caractéristiques auparavant indétectables des sons entrants à l'oreille humaine. L'état de l'art met en évidence les nombreuses méthodes utilisées pour analyser les données dès le départ ; ces méthodes donnent des résultats très encourageants, conduisant à

une aide au diagnostic plus fiable et plus utile tant pour le patient que pour le médecin. Voici les éléments typiques d'une chaîne d'enregistrement ou capture de son [31] :

- Prise de son ou acquisition.
- Amplification du signal.
- Filtrage et échantillonnage.
- Réduction du bruit cardiaque.
- Enregistrement sonore.

L'article de Cheetham et al. [32] met en évidence l'importance de l'échantillonnage, du filtrage, et du rapport signal sur bruit introduit par la conversion analogique-numérique.

a) **Acquisition :**

Le microphone, capteur de son par excellence, permet d'enregistrer les variations de pression de l'air se situant dans la gamme précédemment décrite dans le paragraphe 1.2.1. Son rôle est de fournir une tension électrique proportionnelle aux variations de pression acoustique. Il existe différentes méthodes et outils pour capturer le son. Ce sont ceux listés ci-dessous :

- **Utilisation d'un seul micro** : c'est la méthode la plus couramment utilisée. Le capteur est typiquement un micro électret, avec une fréquence d'échantillonnage de 8 kHz étant la plus couramment utilisée pour les codecs téléphoniques, ainsi qu'une conversion analogique/numérique avec une résolution de 16 bits [33].
- **Micros multiples et représentation 3D** : cette technique identifie les zones d'où proviennent les sons. C'est une méthode dynamique pour révéler les propriétés structurelles et fonctionnelles à des fins de diagnostic [34].
- **Émission d'un son et analyse de sa propagation** : cette technique, consiste à émettre un son à partir d'un haut-parleur aigu placé dans la bouche du patient. Elle est basée sur un examen des propriétés du signal lors de sa propagation dans les voies respiratoires et thoraciques. Les

paramètres étudiés sont les rapports d'énergie, la latence du signal et les fréquences dominantes [35][36].

b) **Filtrage et suppression des bruits cardiaques :**

Les sons cardiaques peuvent introduire des perturbations lors de l'analyse des sons pulmonaires. Le spectre des sons cardiaques est situé entre 20 et 100 Hz. Mais un filtre passe-haut à 100 Hz ne peut pas être une solution pertinente car la majorité des composantes pulmonaires sont également situées dans cette région. Différentes méthodes ont par conséquent été testées : ondelettes, filtrage adaptatif avec algorithme des moindres carrés récursifs, filtrage temps/fréquence et reconstruction, estimation autorégressif/moyenne mobile (AR/MA) en temps/fréquence avec des coefficients d'ondelettes, analyse des composantes indépendantes et méthodes d'entropie. Le filtre proposé par Bahoura et al. [37] est basé sur une transformée en ondelettes par paquets, et l'utilisation de deux filtres qui sont définis dans le domaine fréquentiel et le domaine temporel, ce filtre fournit des résultats plus fiables et plus efficaces que ceux de ses rivaux, les résultats expérimentaux ont démontré de très bonnes performances. De plus, la technique proposée permet de mieux préserver les caractéristiques des signaux normaux et sibilants. Dans l'article de Yadollahi et al. [38] l'atténuation des bruits cardiaques est obtenue à l'aide d'un simple filtre passe-bande [50 Hz, 2500 Hz]. Parmi ces méthodes, les meilleurs résultats ont été obtenus à l'aide du filtrage adaptatif, du filtrage temps/fréquence et de l'estimation AR/MA [39].

c) **Suppression des sons parasites**

Le filtrage des bruits respiratoires doit également tenir compte de la réduction du bruit. Ce traitement peut être réalisé de deux manières différentes [31] :

- Réduction du bruit par filtrage adaptatif (suppression du bruit blanc gaussien, du signal vocal, des erreurs de mesure).
- Réduction du bruit par paquets d'ondelette (méthode Donoho).

Des techniques plus récentes reposent sur l'utilisation de plusieurs capteurs en même temps.

1.7 Conclusion

Un son ou l'onde acoustique correspond à un ébranlement répétitif des molécules d'air qui, sous l'effet d'une excitation mécanique, reçoivent une impulsion qui les met en mouvement dans une certaine direction. En effet, d'après la loi de Weber-Fechner, qui s'applique d'ailleurs à d'autres sens que l'audition, la sensation varie comme le logarithme de l'excitation. Ceci a d'importantes conséquences pratiques. Un affaiblissement de trois décibels correspond à une division par deux de la puissance sonore mais cette baisse est à peine perceptible. De plus, J. Grimes et S. Doran,[40] (expliquent l'effet Fletcher et Munson (1933)) ils ont montré qu'une autre non linéarité intervient entre perception et réalité physique, liée aux fréquences des sons. Ils constataient, par exemple, qu'un son de 40 dB SPL à 1000 Hz devait être produit à 60 dB SPL à 100Hz pour être perçu au même niveau sonore. Ces travaux ont donné lieu à différentes échelles perceptives comme l'échelle des phones, les courbes d'isotonie ainsi que la notion d'intensité "subjective".

La prochaine étape sera d'exploiter toute la richesse du son. Cette fertilité du spectre étudié, combinée aux techniques d'analyse du signal, permettra d'apporter une aide au diagnostic aux médecins ainsi que l'identification de nouvelles caractéristiques distinctives. Des études antérieures ont démontré l'importance d'une approche scientifique globale qui prend en compte la définition d'une sémiologie, la consolidation de la définition des caractéristiques des marqueurs connus comme stridor, crépité, sifflements et râles. Ainsi que l'établissement d'une sémantique commune ou universelle, et le développement d'outils d'aide à la décision pour identifier ces marqueurs. Le chapitre suivant renfermera un état de l'art sur les différentes techniques qui ont été proposées.

L'analyse acoustique de la parole, notamment pathologique, ne nécessite pas nécessairement un savoir encyclopédique en mécanique ou sur les théories des ondes. Quelques connaissances fondamentales sont nécessaires pour appréhender les phénomènes observés. Par contre, il ne faut pas perdre de vue le décalage qu'il existe entre les données physiques et la perception, la relation de l'un vers l'autre étant très souvent non linéaire.

Chapitre 2 :
Etat de l'art

2.1 Introduction

Les maladies respiratoires comme la pneumonie, COPD, asthme, URTI, LRTI, et bronchectasie sont classifiées à partir d'enregistrement des sons respiratoires. Ces derniers sont traités et séparés en son pulmonaire normal et anormal.

Plusieurs chercheurs ont appliqué une multitude de méthodes de traitement de signal et d'intelligence artificielle afin de développer des programmes basiques d'aide au diagnostic des maladies respiratoires. Dans un souci de comparaison des performances des approches, les chercheurs utilisent des bases de données communes et des tests de performances normalisés.

2.2 Performances des méthodes

La meilleure méthode pour valider une classification est la comparaison avec la vérité terrain. Cette dernière est un résultat prédéterminé connu pour être 'la bonne réponse', et définit exactement, ce qu'un algorithme informatique est censé produire. En d'autres termes, plus le résultat d'un algorithme est proche de la vérité terrain, plus il est performant. Ci-dessous, nous définissons les paramètres les plus utilisés dans l'évaluation des algorithmes de classification des maladies respiratoires à partir des sons pulmonaires.

- **Sensibilité** : La sensibilité est la capacité d'identifier correctement les cas pathologiques, et est mesurée comme le montre l'équation (2.1), où Se est la sensibilité, TP et FN représentent les vrais positifs, et les faux négatifs, respectivement. Plus la valeur de Se est proche de 1, meilleure est la performance.

$$Se = \frac{TP}{TP+FN} \quad (2.1)$$

- **Spécificité** : Contrairement à la précision, la spécificité est la capacité d'identifier correctement les cas sains, et est mesurée comme le montre l'équation (2.2), où Sp est la Spécificité, TN et FP représentent les vrais

négatifs, et les faux positifs, respectivement. Comme la sensibilité, plus la valeur de la spécificité est élevée, meilleure est la performance.

$$Sp = \frac{TN}{TN+FP} \quad (2.2)$$

- F1- score : Ce paramètre est une mesure de l'exactitude, avec une valeur comprise entre 0 et 1, et est calculé comme le montre l'équation (2.3). Plus la valeur de ce paramètre est proche de 1, meilleure est la performance, ainsi est la valeur la plus élevée d'un score F1 est 1, indiquant une précision et un rappel parfaits, et la valeur le plus bas possible est 0 si la précision ou le rappel est égal à zéro.

$$F1 - Score = 2 \left(\frac{TP}{TP+FN} + \frac{TP}{TP+FP} \right)^{-1} \quad (2.3)$$

- Erreur Moyenne (EM) : Ce paramètre mesure l'écart entre les résultats réels (vérité terrain), et les résultats observés par l'algorithme développé. Cette erreur est calculée comme le montre l'équation (2.4) :

$$EM = \sqrt{\frac{FP+FN}{TP+TN+FP+FN}} \quad (2.4)$$

- Précision : Ce paramètre représente le degré avec lequel le résultat calculé correspond à la vérité terrain, et est calculé comme le montre l'équation (2.5), où P est la précision.

$$P = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (2.5)$$

2.3 Travaux de l'état de l'art

- **P. Piirilä, & A.R.A. Sovijärvi (1995) [41] :**

Cet article se base sur l'auscultation, l'enregistrement et l'analyse des craquements, en mettant l'accent sur les techniques contemporaines de traitement du signal. Il s'agit d'observer la durée d'apparition et l'amplitude des crépitements dans les cycles respiratoires. Choses qui peuvent être déterminées à l'aide de la phonopneumographie, de l'analyse de la forme d'onde prolongée dans le temps et de l'analyse des spectres de fréquence. Car dans les maladies pulmonaires, la période, l'amplitude et la forme d'onde des crépitements est un indicateur de pathologies respiratoires.

- **J. Vanderschoot, Panu, & P. Lipponen, et al. (1998) [42] :**

Dans cet article, une nouvelle méthode de représentation et d'évaluation du crépitement au niveau débit-volume est décrite, qui baser sur l'étudier la capacité vitale forcée et volume expiratoire forcé en une seconde du son pulmonaire, pour Les crépitants ont été détectés dans les signaux sonores de manière semi-automatique à l'aide d'un analyseur de son pulmonaire HeLSA basé sur PC.

Les chercheurs ont découvert plusieurs schémas anormaux chez des patients atteints de pneumonie, de maladie pulmonaire obstructive chronique et d'insuffisance cardiaque. En plus de l'évaluation visuelle, ils ont utilisé des paramètres statistiques simples pour classifier les phénomènes pathologiques observés.

- **Ouchi, K., Hasegawa, K., & Nonaka, Y et al. (1999) [43] :**

Pour le diagnostic de l'infection respiratoire. La technique de diagnostic de l'adénovirus basée sur le test immun-chromatographique (IC) a été évaluée à l'aide d'adénovirus isolés et d'échantillons cliniques. Le test IC était plus sensible que deux kits de test immun-enzymatique (EIA) disponibles dans le commerce pour cinq sérotypes cliniquement répandus d'adénovirus pur examinés. La sensibilité et la spécificité du test IC contre l'isolement viral par culture cellulaire étaient de 88,5 % (23/26) et 100 % (37/37), respectivement, pour les tissus amygdaliens de 63 patients pédiatriques fébriles suspectés d'infection adénovirale des voies respiratoires supérieures. Le test IC, qui est plus rapide et plus facile à réaliser que les kits de test

EIA, est très bénéfique pour l'identification rapide de l'infection adénovirale des voies respiratoires supérieures chez l'enfant.

- **Rietveld, S., Oud, M., & Dooijes, E. (1999) [44]:**

Les réseaux de neurones artificiels peuvent être utilisés pour évaluer des phénomènes complexes tels que les bruits respiratoires asthmatiques. Cette étude a comparé les capacités des réseaux de neurones et des examinateurs humains à classer les sons respiratoires afin d'étudier les mérites des réseaux de neurones artificiels. Les bruits respiratoires ont été enregistrés en temps réel chez 50 enfants asthmatiques d'âge scolaire et 10 enfants en bonne santé. Des enregistrements audios de 20 secondes ont été recueillis au hasard chez des asthmatiques. Les échantillons ont été numérisés et associés au débit expiratoire de pointe. Deux cycles respiratoires complets ont été choisis dans chaque intervalle. Un spectre de puissance de Fourier a été calculé pour chaque cycle respiratoire sélectionné. Des réseaux de neurones artificiels ont été utilisés pour classification. Les examinateurs humains n'ont pas été en mesure de faire la distinction entre les trois groupes sur la base des spectrogrammes. La classification des réseaux de neurones auto-classifiants a confirmé l'existence d'au moins trois classes ; cependant, une discrimination de 11 classes semblait plus appropriée. Avec les réseaux supervisés, de bons résultats ont été obtenus : jusqu'à 95 % des vecteurs d'apprentissage et 43 % des vecteurs de test ont pu être correctement classés.

- **Davies, G., Wells, A., & du Bois, R. (2004) [45] :**

Cet article mentionne le diagnostic et le traitement de la bronchiolite respiratoire (RB), de la bronchiolite respiratoire - maladie pulmonaire interstitielle associée (RBILD) et de la pneumonie interstitielle desquamative (DIP). Comme ces trois maladies partagent et chevauchent des caractéristiques, elles sont souvent considérées comme un continuum de maladies induites par le tabagisme plutôt que comme des entités distinctes et indépendantes.

Le chevauchement des traits rend les affirmations concluantes difficiles, mais ils se terminent par quelques conseils sur la façon dont ces maladies doivent être traitées. La radiographie du thorax dans la RB est souvent sans particularité ou à une pertinence diagnostique minimale. La tomodensitométrie à haute résolution (HRCT)

est certainement la modalité radiologique déterminante dans la RBILD, où l'épaississement de la paroi bronchique et les régions d'atténuation en verre dépoli sont fréquents sur la radiographie pulmonaire.

- **Raymond Murphy, Andrey Vyshedskiy, & Verna-Ann, et al. (2004) [46] :**

L'objectif des chercheurs dans cet article est de déterminer si les sons pulmonaires détectés objectivement diffèrent significativement chez les patients atteints de pneumonie de ceux des sujets asymptomatiques, et d'évaluer les résultats de la pneumonie à des fins d'enseignement.

La quantification et la caractérisation automatisées des sons pulmonaires communément reconnus comme étant associés à la pneumonie ont été utilisées pour générer un « courbes de pneumonie vocale », à la fin de l'article, les analystes des sons pulmonaires ont conclu qu'il existe des différences significatives dans les sons pulmonaires chez les patients atteints de pneumonie et les patients saines.

- **Hardie, J., Vollmer, W., & Sonia Buist, A., et al. (2005) [47] :**

Dans cette étude, un questionnaire sur les symptômes et les maladies respiratoires, certaines comorbidités et les antécédents de tabagisme a été envoyé par la poste à un échantillon aléatoire transversal, stratifié par sexe et par âge, de résidents de Bergen, en Norvège, âgés de 70 ans et plus.

En conséquence, environ 11 % de ces personnes âgées ont déclaré avoir au moins une maladie pulmonaire obstructive actuelle, 8 % avaient une respiration sifflante quotidienne et 12 % ont exprimé une dyspnée considérable. La dyspnée était le seul symptôme ou état respiratoire qui montrait une tendance nette liée à l'âge, augmentant jusqu'à l'âge de 89 ans. Les personnes atteintes de maladie pulmonaire obstructive ont signalé des problèmes de marche, de maladie cardiaque et de maladie musculaire / articulaire plus élevés que celles qui n'en avaient pas. En conclusion On a calculé à quel point les symptômes respiratoires et les maladies pulmonaires obstructives sont courants. Dans ce groupe de personnes âgées, seule la dyspnée était liée à l'âge. Le sexe féminin était lié à la dyspnée, à l'asthme actuel et à la bronchite chronique.

- **Guntupalli, K., Alapat, P., & Bandi, V., et al. (2008) [48] :**

La précision du Vibration Response Imaging VRI, un dispositif informatique multi-capteurs doté d'une approche automatisée de détection des sifflements, a été testée dans cette étude. En comparant les résultats de l'auscultation, l'évaluation du fichier audio et la reconnaissance des sifflements par l'ordinateur, l'approche a été vérifiée dans 100 fichiers sonores provenant de sept personnes souffrant d'asthme ou de maladie pulmonaire obstructive chronique et de sept participants en bonne santé. Trois médecins ont identifié 40 fichiers sonores avec sifflements et 60 fichiers sonores sans sifflements. La précision et la sélectivité étaient respectivement de 83 % et 85 %. Les résultats montrent que l'algorithme de détection des sifflements a une excellente précision et sélectivité. Deux approches ont été utilisées, avec un seul capteur et plusieurs capteurs. Le dispositif demande peu d'efforts au patient contrairement aux appareils précédents. Il fournit une image dynamique des bruits respiratoires avec une sortie de détection des sifflements en moins d'une minute.

- **Tomonari Masada, Senya Kiyasu, & Sueharu Miyahara, (2008) [49]:**

Les chercheurs proposent dans cet article une méthode pour créer des modèles de classification des bruits pulmonaires. Tout d'abord, ils calculent un petit nombre de spectres de composantes par independ component analysis ICA pour chacun des ensembles superposés de dizaines de spectres de puissance consécutifs obtenus par FFT pour chaque bruit pulmonaire donné. Ensuite, ils combinent les spectres de composantes de divers bruits pulmonaires en un seul ensemble et les regroupent plusieurs fois. Lorsque les spectres composants sont affectés au même groupe dans tous les résultats de regroupement, ils présentent une forte similarité. Par conséquent, nous pouvons utiliser ces spectres pour créer un modèle de classification des bruits pulmonaires.

- **Neil R MacIntyre (2009) [50] :**

L'un des tests cliniques les plus anciens encore utilisés aujourd'hui est le test spirométrique. Il s'agit d'un test simple dans lequel le patient expire au maximum de toute sa capacité pulmonaire. Le volume expiratoire forcé dans la première seconde

(VEMS) et le volume expiré maximal (VEM) sont les mesures les plus importantes. Les altérations caractéristiques de la spirométrie dans les maladies pulmonaires obstructives, telles que la maladie pulmonaire obstructive chronique (COPD), sont une diminution du VEMS par rapport à la capacité vitale (rapport VEMS/CV). Cet article a utilisé les mesures pour déterminer la présence et l'obstruction des voies respiratoires. Ces informations peuvent être utilisées pour orienter le traitement et prévoir les résultats.

- **S. A. Taplidou et L. J. Hadjileontiadis, (2010) [51] :**

Dans cette étude, les efforts des chercheurs ont été orientés vers la caractérisation non linéaires des signaux, leur évolution temporelle et les analysent statistiquement dans le temps. À cette fin, la transformée en ondelettes continue (CWT) est utilisée en combinaison avec des spectres de troisième ordre pour définir le domaine d'analyse, dans lequel les interactions non linéaires des harmoniques des sons respiratoires et leurs variations temporelles sont illustrées. Tout en intégrant le bispectre et la bicohérence instantanés. La broche a été évaluée sur un ensemble de données de respiration sifflante, obtenue auprès de patients adultes souffrant d'asthme et de COPD diagnostiqués à partir de la base de données Lung Sound.

- **Ria Moedomo, M. Mardiyanto, & Munawar Ahmad et al. (2012) [52]:**

Cette article décrit l'étude de l'analyse des bruits respiratoires et le développement d'applications à deux fins : (1) en tant qu'outil de diagnostic des maladies, en particulier pour les maladies pulmonaires et respiratoires, et (2) en tant qu'outil de mesure du stress. L'application de diagnostic des maladies pulmonaires est comprise des composants logiciels et matériels. L'ensemble, forment un outil de diagnostic des maladies pulmonaires de première main pour aider les ambulanciers/médecins dans le diagnostic des maladies pulmonaires. Dans cette étude, ils créent un nouvel outil de diagnostic avec un nouvel équipement frontal pour le diagnostic des maladies pulmonaires : un téléphone portable équipé d'un microphone très sensible pour enregistrer le bruit respiratoire. Le son respiratoire enregistré est traité et séparé en son pulmonaire et son respiratoire supérieur, et comparé à diverses bases de données de sons pulmonaires et respiratoires adventices /

anormaux, pour identifier le type de maladie. Ce son qui est similaire au son pulmonaire entendu et enregistré par un stéthoscope, et le son pulmonaire. Il est en suit analyser pour déterminer si le poumon du patient est sain ou non.

- **Shengkun Xie, Feng Jin, & Sridhar Krishnan et al. (2012) [53] :**

Cet article propose un nouveau schéma de classification des signaux pour différents types des sons respiratoires pathologiques, basé sur l'analyse en composantes principales multi-échelles comme méthode d'amélioration du signal et d'extraction des caractéristiques pour capturer la variabilité significative des FFT du signal. Comme ils classent les signaux de son respiratoire dans un sous-espace de caractéristiques à haute dimension, ils ont développé une nouvelle méthode de classification appelée classification empirique pour une réduction supplémentaire de la dimension du signal dans l'étape de classification, qui s'est avérée plus robuste et plus performante que d'autres classificateurs simples. La méthode présentée donne de bons résultats, avec une précision globale de 98,34 % pour la classification de 689 échantillons d'enregistrement des sons respiratoires pathologiques réels.

- **Mahmood Al-khassaweneh, & Ra'ed Bani Abdelrahman, (2013) [54]:**

L'utilisation des techniques de traitement du signal sonore de la toux pour détecter l'asthme sera abordée dans cet article pour aider les médecins à diagnostiquer l'asthme. Étant donné que les sons de la toux sont par définition des signaux non stationnaires et stochastiques, des techniques de transformation temps-fréquence sont utilisées pour les traiter. Des analyses temps-fréquence sont effectuées pour démontrer les caractéristiques du signal sonore de la toux de manière complète. Dans cet article, des techniques d'analyse temps-fréquence, en particulier la distribution de Wigner et la transformée en ondelettes, sont utilisées pour analyser les signaux de toux. Les caractéristiques extraites du domaine temps-fréquence du son de la toux sont introduites dans les classificateurs asthmatiques et non asthmatiques.

- **Lei B., Rahman SA, & Song I. (2014) [55] :**

Cet article contient une proposition d'identification et de classification des troubles respiratoires basée sur cepstral feature set (PerCepD). Les chercheurs ont

adopté des modèles de classification basés sur la machine à vecteurs de support (SVM) et le réseau de neurones artificiels (ANN) pour obtenir une détection automatique à partir des données sur les sons pulmonaires.

- **Cátia Pinhoa, Ana Oliveira, & Cristina Jácomea et al. (2015) [56] :**

L'objectif de cette étude était de créer un algorithme de détection et de caractérisation automatique des craquements et de comparer ses performances et sa précision à un étalon-or Multi-Annotator. L'algorithme est construit autour de trois procédures principales : 1) extraction d'une fenêtre d'intérêt d'un crépitements potentiel (en utilisant la dimension fractale et des techniques de filtrage en boîte). 2) vérification de la validité du crépitements potentiel en utilisant des critères établis d'analyse informatisée des sons respiratoires, et 3) caractérisation et extraction des paramètres du crépitements. Vingt-quatre fichiers de 10 secondes obtenus en milieu clinique ont été choisis chez dix patients atteints de pneumonie et de mucoviscidose. Les performances de l'algorithme ont été évaluées en comparant ses résultats à gold standard annotations. La proche a atteint des niveaux élevés de précision (89 %), de valeur prédictive positive (VPP=95 %) et de valeur globale Vingt-quatre fichiers de 10 secondes ont été recueillis dans des contextes cliniques auprès de dix patients atteints de pneumonie et de mucoviscidose. La performance de l'algorithme a été évaluée en comparant ses résultats aux annotations de l'étalon-or. Au total, sept paramètres ont été optimisés. Des niveaux élevés de précision (89 %), de valeur prédictive positive (VPP=95 %) et de performance globale (F indice =92 %).

- **S. D. Chede , & N. Ambatkar , (2015) [57] :**

Dans cet article, les sons pulmonaires de personnes en bonne santé, de personnes asthmatiques, de patients tuberculeux, de patients rhumatoïdes et de patients atteints de pneumonie sont analysés et classés afin de diagnostiquer les personnes asthmatiques dans le but de concevoir et de développer un système embarqué portable à faible consommation d'énergie et à faible coût. Pour obtenir différents coefficients de sous-bande, ces sons pulmonaires sont analysés à l'aide de la transformée en paquets d'ondelettes (WPT). Des vecteurs de caractéristiques statistiques sont extraits des coefficients de sous-bande de diverses sous-bandes de signal sonore pulmonaire. La méthode New LVQ (ANN) est utilisée pour classer les

signaux sonores pulmonaires comme asthmatiques ou non asthmatiques. Un stéthoscope standard est utilisé pour collecter des données dans un environnement hospitalier typique. Au total, 26 bases de données de patients et dix bases de données de personnes en bonne santé ont été testées. La méthodologie proposée a une précision de 86,6 %.

- **Chamberlain D, Kodgule R, & Ganelin D, et al. (2016) [58] :**

Les chercheurs présentent dans cet article le développement d'un algorithme d'apprentissage profond semi-supervisé pour classer automatiquement les sons pulmonaires d'un grand nombre de patients (N=284) atteints de maladies pulmonaires à partir de 11 emplacements d'auscultation différents, chaque fichier son est décompressé le sifflement et le crépitement. Ce qui produit 11,627 fichiers sonores. En se concentrant sur les deux sons pulmonaires les plus courants le sifflement et le crépitement, 890 de ces fichiers sonores ont été étiquetés, ce qui est nettement plus que dans les études précédentes. Une application personnalisée pour téléphone mobile et un stéthoscope électronique à bas prix ont été utilisés pour collecter les données. L'algorithme obtient des courbes Receiver Operating Characteristic (ROC) avec des Area Under the Curve (AUC) de 0,86 pour les sifflements et de 0,74 pour les crépitements sur cet ensemble de données. Plus important encore, cette étude montre comment l'apprentissage profond semi-supervisé peut être utilisé avec des ensembles de données plus importants sans avoir besoin d'étiqueter les données de manière extensive.

- **Renard Pramono, Syed Imtiaz, & Esther Rodriguez-VillegasA, (2016) [59] :**

Dans cet article, les auteurs présentent un algorithme pour le diagnostic automatisé de la coqueluche à l'aide de signaux audio en analysant la toux et la coqueluche. L'algorithme est composé de trois blocs principaux qui fonctionnent ensemble pour effectuer la détection automatique de la toux, la classification de la toux et la détection des sons coquelucheux. Chacun de ces blocs extrait des caractéristiques pertinentes du signal audio et utilise un modèle de régression pour les classer. Les résultats de ces blocs sont combinés pour produire un diagnostic de probabilité de coqueluche.

Les performances de l'algorithme proposé sont évaluées à l'aide d'enregistrements audio de 38 patients. Il peut également détecter les bruits de toux individuels avec une précision de 92 % et une VPP de 97 %. La faible complexité de l'algorithme proposé, associée à sa grande précision, montre qu'il peut être facilement déployé à l'aide de smartphones et peut être extrêmement utile pour l'identification rapide ou le dépistage précoce de la coqueluche, ainsi que pour le contrôle des épidémies d'infection.

- **Irin Bandyopadhyaya, Md. Ariful Islam, & Parthasarathi et al. (2017) [60] :**

L'extraction automatique du cycle sonore pulmonaire est une étape essentielle à la fois dans la détection automatisée de l'état pulmonaire et dans la surveillance des maladies pulmonaires chroniques. Dans cet article, ils ont présenté une technique unique basée sur le traitement du signal pour extraire automatiquement les cycles sonores pulmonaires. Les spectrogrammes sont utilisés comme images pour déterminer la tendance des cycles sonores pulmonaires sans identifier les phases respiratoires associées ou en utilisant un signal d'expiration de référence. Ils ont développé et testé la méthode d'extraction du cycle sonore pulmonaire suggérée en utilisant des sons pulmonaires enregistrés à partir de 8 participants sains et de 24 participants malades (8 atteints de l'asthme, 8 souffrent de la COPD et 8 de la diffuse parenchymal lung disease DPLD). Dans leur enquête, ils ont utilisé une validation croisée quadruple et ont atteint une précision moyenne de 98,62 %.

- **Aykanat, M., Kılıç, Ö., & Kurt, B., et al., (2017) [61] :**

Les auteurs ont développé un stéthoscope électronique simple et peu coûteux, qui peut être utilisé avec n'importe quel appareil, afin de stocker les sons respiratoires sur un ordinateur. Ce dispositif a permis d'enregistrer 17,930 sons pulmonaires chez 1630 sujets. Ils ont utilisé deux types différents d'algorithmes d'apprentissage automatique : les caractéristiques MFCC (Mel-frequency cepstral coefficient) dans une machine à vecteur de support (SVM) et les images de spectrogrammes dans un réseau neuronal convolutif (CNN). L'utilisation des caractéristiques MFCC avec un algorithme SVM étant une méthode de classification audio largement utilisée, ils ont utilisé ses résultats pour évaluer l'algorithme CNN.

Ils ont préparé quatre ensembles de données pour classifier les sons respiratoires pour chaque algorithme CNN et SVM : (1) classification des cas saine et pathologique, (2) classification des râles, des rhonchus et des sons normaux, (3) classification singulière des sons respiratoires, (4) classification générale avec tous les types de sons. Les résultats de précision l'approche sont les suivants : (1) CNN 86%, SVM 86%, (2) CNN 76%, SVM 75%, (3) CNN 80%, SVM 80%, (4) CNN 62%, SVM 62%, respectivement. Ils ont ainsi découvert que la classification d'images de spectrogrammes avec l'algorithme CNN fonctionne aussi bien que l'algorithme SVM et que, compte tenu d'une grande quantité des données, les algorithmes d'apprentissage automatique CNN et SVM peuvent classifier avec précision et pré diagnostiquer les bruits respiratoires.

- **Assadi, I., Charef, A., & Copot, D., et al., (2017) [62] :**

L'objectif de cet article est d'utiliser le calcul fractionnaire pour modéliser et analyser les propriétés du système respiratoire. Grâce à une technique d'identification, un système linéaire d'ordre fractionnaire d'ordre commensurable est obtenu en utilisant les parties réelles et imaginaires de l'impédance respiratoire mesurée. Les paramètres identifiés du système linéaire d'ordre fractionnaire d'ordre commensurable sont utilisés dans ce contexte pour classer certaines maladies respiratoires. Le classificateur K-Nearest Neighbors (KNN) est ensuite utilisé pour classer ces caractéristiques. La méthode proposée a atteint une précision de 40 % lorsque seule la première caractéristique était utilisée ; cependant, lorsque toutes les caractéristiques étaient utilisées, la précision augmentait à 100 %. La technique de classification proposée a été validée sur 15 patients, y compris des patients sains, asthmatiques et atteints de bronchopneumopathie chronique obstructive (COPD).

- **Vipul Jindal, Varun Agarwal, & S.Kalaivani , (2018) [63] :**

Les analyses informatisées modernes produisent des résultats beaucoup plus précis, ce qui permet de mieux traiter les patients souffrant de divers types de maladies pulmonaires. L'asthme, la bronchite, l'emphysème, la tuberculose et la pneumonie sont des exemples de ces maladies. La respiration sifflante, l'essoufflement, les rhonchus et la toux chronique sont quelques-uns des symptômes. En général, l'analyse est divisée en deux étapes : la séparation du son cardiaque (SC)

du son pulmonaire (SP) et la caractérisation de la forme d'onde du SP filtré. Dans cet article, les auteurs proposent une méthode très simple mais efficace pour la deuxième étape de l'analyse - la caractérisation de la forme d'onde du SP filtré pour certains groupes d'âge masculins et féminins. Ils ont pris des sons pulmonaires filtrés provenant de divers référentiels en ligne et leur ont appliqué la méthode de Welch. Cette méthode permet d'obtenir un tracé du spectre de puissance d'un SP spécifique. Les pics dans les différentes plages de fréquences du spectre de puissance correspondent à différentes maladies.

- **S. Khomsay, R. Vanijjirattikhan & J. Suwatthikul, (2019) [64]:**

Cet article décrit une méthode de détection de la toux basée sur la bibliothèque TensorFlow en Python. Les auteures utilisent l'analyse en composantes principales (ACP). Et les réseaux d'apprentissage profond (DLN). L'ACP est utilisée pour extraire des caractéristiques avant d'envoyer les données au réseau DLN pour former un modèle. TensorFlow emploie le modèle de graphe pour effectuer des calculs qui sont extrêmement efficaces en pratique. L'expérience recueille les bruits de toux de huit volontaires. Les résultats montrent que les signaux de toux peuvent être détectés efficacement en utilisant DLN et PCA.

- **Roneel V Sharan, Udantha R Abeyratne, & Vinayak R Swarnkar, et al. (2019) [65]:**

Dans cet article, des chercheurs ont développé des méthodes d'analyse du son de la toux chez les enfants pour diagnostiquer objectivement la diphtérie, en utilisant des caractéristiques mathématiques inspirées du système auditif humain. En particulier, ils ont utilisé un cochléogramme pour l'extraction de caractéristiques, une représentation de fréquence temporelle où les composantes de fréquence sont basées sur la propriété de sélectivité en fréquence de la cochlée humaine. Des expériences sont menées sur des enregistrements audio de toux de patients atteints de diverses infections respiratoires diagnostiquées cliniquement divisées en diphtérie et sans angine. L'ensemble de données est divisé en groupes d'entraînement et de test de 364 patients et de test de 115 patients, avec des sons audios de toux automatiquement segmentés. La classification des patients diphtérie et non diphtérie sur l'ensemble de données de

test avec les méthodes proposées atteint une précision et une sélectivité de 92,31 % et 85,29 %, respectivement.

- **Messner, E., Fediuk, M., & Swatek et al. (2020) [66]:**

Les auteurs proposent une méthode de catégorisation des sons pulmonaires multicanaux qui tire parti des informations spectrales, temporelles et spatiales. Dans ce travail, propres offrent une approche de classification par image pour l'utilisation d'un réseau neuronal récurrent convolutif pour analyser des cycles respiratoires entiers d'enregistrements sonores pulmonaires multicanaux. Dans le cadre d'une expérience clinique, ils collectent des enregistrements sonores pulmonaires de personnes en bonne santé pulmonaire et de patients atteints de fibrose pulmonaire idiopathique (IPF) à l'aide d'un système d'enregistrement sonore pulmonaire à 16 canaux nouvellement construit. Ils extraient les caractéristiques du spectrogramme à partir d'enregistrements sonores pulmonaires et évaluent plusieurs conceptions de réseaux neuronaux profonds pour la classification binaire, c'est-à-dire en bonne santé par rapport aux malades. En atteignant un F-score de F1 92%. Les auteures proposent une méthode complète d'analyse des sons pulmonaires multicanaux en conjonction avec leur appareil d'enregistrement des sons pulmonaires multicanaux.

- **Syed Hassan Naqvi, & Mohammad Choudhry, (2020) [67]:**

Une nouvelle structure est développée pour diagnostiquer la COPD et la pneumonie en utilisant une approche de traitement du signal et d'apprentissage automatique. Ce modèle a aidé consule pour aider le pneumologue à diagnostiquer avec précision deux maladies. Cette étude utilise des données de sons pulmonaires (SP) de COPD, normaux et de pneumonie provenant de la base de données respiratoires de l'ICBHI. L'analyse des performances montre que le classificateur discriminant quadratique s'est amélioré après expérimentation, avec une précision de 99,70 % sur les caractéristiques fusionnées sélectionnées. La méthode de rétro-élimination est utilisée pour sélectionner les caractéristiques à fusionner, tandis que des techniques basées sur la décomposition en mode empirique et la transformée en ondelettes discrètes sont utilisées pour débruiter et segmenter le signal pulmonaire. La technique d'échantillonnage synthétique adaptatif est utilisée pour remédier au déséquilibre des classes.

- **Sudip Vhaduri, (2020) [68] :**

Dans cet article, les chercheurs présentent une méthode automatisée de détection de la toux et des ronflements à partir de microphones de smartphones en utilisant des schémas de modélisation généralisés, semi-personnalisés et personnalisés. Ils utilisent la MFCC et diverses techniques de classification pour analyser trois ensembles de données distincts et différentes combinaisons de trois types d'ambiance acoustique. Ils développent un modèle généralisé avec le classificateur de la machine à vecteurs de support (SVM) qui peut atteindre une précision moyenne de $0,86 \pm 0,14$, un F1 score de $0,86 \pm 0,13$ et un AUC-ROC de $0,94 \pm 0,08$. En utilisant le modèle personnalisé de forêt aléatoire (RF), ces résultats en être améliorés pour atteindre une précision moyenne de $0,96 \pm 0,08$, un F1 score de $0,96 \pm 0,08$ et une AUC-ROC de $0,98 \pm 0,04$.

Les résultats suggèrent que les smartphones ont le potentiel de signaler automatiquement les symptômes des maladies respiratoires et des troubles du sommeil. De plus, ils découvrent que leurs modèles ont une performance constante lorsqu'ils sont testés sur des ensembles de données distincts avec de multiples bruits de fond.

- **Jayalakshmy S, & Sudha GF. (2020) [69] :**

Dans cet article les chercheurs ont proposé une architecture de réseau neuronal (CNN) optimisée par ALEX pour prédire les troubles respiratoires où ils ont utilisé la méthode de décomposition en mode expérimental (EMD). Et fournissent un son respiratoire segmenté comme une entrée au modèle CNN pour apprentissage et validation. Les algorithmes Stochastic gradient descent with momentum (SGDM) et Adaptive Data Momentum (ADAM) ont été testés pour vérifier l'exactitude de la prédiction sur un ensemble de données composé des différents types de sons pulmonaires.

- **Pawel Stasiakiewicz, Andrzej Dobrowolski, & Tomasz Targowski, et al. (2021) [70] :**

Cette recherche vise à créer un système de classification qui fait la distinction entre les patients en bonne santé et les patients souffrant de crépitements causés par une pneumonie, une fibrose pulmonaire, une insuffisance cardiaque (IC) ou une

maladie pulmonaire obstructive chronique (COPD) à l'aide de paquets d'ondelettes, d'un algorithme génétique et d'un Support Vector Machine (SVM). La méthode est développée et évaluée à l'aide d'un ensemble de données de 62 personnes en bonne santé (166 enregistrements) et 58 personnes malades (187 enregistrements). Un système fiable est rapporté, composé de 5 classificateurs d'ondelettes avec une sensibilité d'environ 95 % et une spécificité de 91 % en utilisant la 10 cross-validation.

- **Srivastava, A., Jain, S., & Miranda, R et al. (2021) [71] :**

Le travail vise à utiliser des approches d'apprentissage en profondeur basées sur les réseaux de neurones convolutifs pour aider les médecins spécialistes en offrant une analyse complète et rigoureuse des données audio respiratoires médicales pour l'identification de la maladie pulmonaire obstructive chronique. Ils ont utilisé les fonctionnalités de la bibliothèque d'apprentissage automatique Librosa telles que MFCC, Mel-Spectrogram, Chroma, Chroma (Constant-Q) et Chroma CENS dans leurs études. La méthode décrite peut également évaluer le degré de la maladie découverte, telle que légère, grave ou aiguë. Les résultats de la recherche confirment la faisabilité de la technique. La précision de la classification du système a été améliorée pour atteindre un F1 score de 93% sur la base de données ICBHI. De plus, ils ont utilisé la cross-validation K-fold avec 10 fractionnements dans les tests pour maximiser les performances de la technique d'apprentissage en profondeur utiliser.

- **Khan, S., & Pachori, R. (2021) [72] :**

Dans cette étude, ils présentent une approche permettant d'identifier automatiquement les sons pulmonaires associés aux catégories non chroniques et chroniques. Tout d'abord, ils utilisent la décomposition en mode empirique (EMD) pour les données de bruits pulmonaires afin de dériver des fonctions de mode intrinsèques (IMFs). En utilisant une technique hybride et la disponibilité des IMF dans l'ensemble des données, les IMF sont ensuite traités pour générer des représentations de l'espace de phase (PSR) en deux dimensions (2D) et en haute dimension (HD). La zone de l'ellipse de confiance à 95 % de la PSR 2D et l'écart interquartile (IQR), la moyenne, la médiane, l'écart type, l'asymétrie et l'aplatissement des distances euclidiennes calculées à partir de la PSR HD sont tous inclus dans

l'espace des caractéristiques. Les caractéristiques les plus performantes sont choisies en utilisant l'analyse en composantes de voisinage. L'ensemble d'arbres Bagged atteint la précision de classification maximale de 97,14 % sur l'espace de caractéristiques représenté par le 10D-PSR du quatrième IMF.

- **Lam Pham, Huy Phan, & Ramaswamy Palaniappan, et al., (2021) [73] :**

Cet article présente et étudie un modèle d'apprentissage profond puissant pour l'analyse de l'auscultation. Ce projet utilise les enregistrements de sons respiratoires pour classer les anomalies des cycles respiratoires et détecter les maladies. Le travail commence par l'extraction de caractéristiques frontales, qui convertit le son d'entrée en une représentation de spectrogramme. Les caractéristiques du spectrogramme sont ensuite classées à l'aide d'un réseau d'apprentissage profond en catégories de cycles d'anomalies respiratoires ou de maladies. Les expériences sur la base de données de référence de l'ICBHI confirment trois contributions majeures à l'analyse des sons respiratoires. Les chercheurs étudient l'impact des types de spectrogrammes, de la résolution spectrale-temporelle, des fenêtres chevauchantes/non chevauchantes et de l'augmentation des données sur la précision de la prédiction finale.

- **Yoonjoo Kim, YunKyong Hyon, & Sung Soo Jung, et al., (2021) [74]:**

Les chercheurs ont utilisé un réseau neuronal convolutif d'apprentissage profond (CNN) pour classer 1918 sons respiratoires enregistrés cliniquement (normaux, crépitants, sifflants). Ils ont créé un modèle prédictif pour la classification des sons respiratoires en combinant une série d'extracteurs de caractéristiques d'image pré-entraînés, des sons respiratoires et un classificateur CNN. Ce dernier a détecté les sons anormaux avec une précision de 86,5 % et une ROC -AUC de 0,93. Avec une précision globale de 85,7 % et une aire sous la courbe ROC moyenne de 0,92, il a classé les sons pulmonaires anormaux comme des crépitements, des sifflements ou des rhonchus. Cependant, la précision de la classification des sons respiratoires par une variété des groupes, les précisions globales étaient de 60,3 % pour les étudiants en médecine, 53,4 % pour les internes, 68,8 % pour les résidents et 80,1 % pour les collègues.

- **X. Chen, M. Hu, & G. Zhai, (2021) [75] :**

Le modèle proposé dans cet article détecte les événements de la toux à partir des signaux audios de la toux. Les modèles sont entraînés à l'aide de base de données ESC-50 combiné à des enregistrements automatiques de la toux. La base de données de test contient des enregistrements de toux de patients hospitalisés, recueillis auprès des patients du service des maladies respiratoires de l'hôpital Ruijin (China). Ils ont créé 15 modèles de détection de la toux en utilisant les algorithmes Random Frog, Uninformative Variable Elimination (UVE) et Variable Influence on Projection (VIP). Le meilleur modèle est basé sur la sélection par l'algorithme UVE de 20 caractéristiques MFCC (Mel Frequency Cepstral Coefficients) et sur la classification avec un classificateur linéaire à deux classes SVM. Le modèle proposé dans cet article détecte les événements de la toux à partir des signaux audios de la toux. Le meilleur modèle de détection de la toux atteint 93,1 % de précision et 0,95 F1 score. Ses performances supérieures avec une dimensionnalité moindre du vecteur de caractéristiques s'ouvrent sur la possibilité, qu'il pourrait être appliqué à des dispositifs mobiles tels que les smartphones, rendant la détection de la toux à distance et téléinformatique.

- **P. Faustino, J. Oliveira & M. Coimbra, (2021) [76] :**

Les auteurs de ce travail ont proposé un système capable de détecter et de classer les anomalies de le son pulmonaire. Ils ont entraîné et testé un système utilisant de la bases de données des données ICBHI de 2017. Et utilisant les échelles proposées par le data base, rendant le cadre et les résultats facilement comparables. En utilisant un schéma de pente spectroscopique comme caractéristique d'entrée du réseau neuronal convolutif, le système a obtenu des résultats conformes à l'état actuel de la technique, avec une accuracy de 43 % et une précision de 51 %.

Tableau (2.1) pour récapitulatif de l'état de l'art après sélection des articles :

Chapitre 2 : Etat de l'art

| Les auteurs | Méthodes | Performances | Base de données | Années |
|--|---|--|--|--------|
| P. Piirilä, & A.R.A. Sovijärvi | Les techniques de traitement du signal comme la phonopneumographie. | — | — | 1995 |
| J. Vanderschoot, Panu, & P. Lipponen, et al. | Calcul de la capacité vitale forcée et volume expiratoire forcé en une seconde du son pulmonaire. | — | Enregistrements audios de la respiration d'un groupe de patients respiratoires. | 1998 |
| Ouchi, K., Hasegawa, K., & Nonaka, Y et al. | IC | — | 63 patients pédiatriques fébriles suspectés d'infection adénovirale des voies respiratoires supérieures. | 1999 |
| Rietveld, S., Oud, M., & Dooijes, E. | Les réseaux de neurones artificiels. | 95 % des vecteurs d'apprentissage et 43 % des vecteurs de test ont correctement. | Les bruits respiratoires ont été enregistrés chez 50 enfants asthmatiques d'âge scolaire et 10 enfants en bonne santé. | 1999 |
| Davies, G., Wells, A., & du Bois, R. | HRCT | — | 156 échantillons de biopsie pulmonaire chirurgicale. | 2004 |

Chapitre 2 : Etat de l'art

| | | | | |
|---|---|---|--|------|
| Raymond LH Murphy, Andrey Vyshedskiy, & Verna-Ann, et al. | La quantification et la caractérisation automatisées des sons pulmonaires pour générer un courbe de pneumonie vocale. | — | Les patients atteints de pneumonie et les personnes saines. | 2004 |
| Hardie, J., Vollmer, W., & Sonia Buist, A., et al. | Questionnaire sur les symptômes des maladies respiratoires. | — | Aînés de 70 ans et plus. | 2005 |
| Guntupalli, K., Alapat, P., & Bandi, V., et al. | VRI | La précision de 83 % et la sélectivité de 85 %. | 100 fichiers sonores provenant de 7 personnes souffrant d'asthme ou de COPD et 7 personnes en bonne santé. | 2008 |
| Tomonari Masada, Senya Kiyasu, & Sueharu Miyahara. | Fast Fourier transform (FFT). | — | — | 2008 |
| Neil R MacIntyre. | Test de spirométrie. | — | Ensemble de personnes atteintes de maladie respiratoire. | 2009 |
| S. A. Taplidou et L. J. Hadjileontiadis. | CWT | — | Ensemble de patients adultes souffrant d'asthme. | 2010 |

Chapitre 2 : Etat de l'art

| | | | | |
|--|--|---|--|------|
| Ria Lestari Moedomo, M. Sukrisno Mardiyanto, & Munawar Ahmad et al. | Techniques de traitement du signal sonore. | — | — | 2012 |
| Shengkun Xie, Feng Jin, & Sridhar Krishnan et al. | FFT | La précision globale 98,34 %. | 689 échantillons d'enregistrement des sons respiratoires pathologiques. | 2012 |
| Mahmood Al- khassaweneh, & Ra'ed Bani Abdelrahman. | La distribution de Wigner et CWT. | — | Un groupe de patients asthmatiques et de personnes en bonne santé. | 2013 |
| Lei B., Rahman SA, & Song I. | ANN et SVM | La précision 95% | 50 personnes atteintes de maladie respiratoire et 40 personnes sans maladie respiratoire (28 hommes, 12 femmes) | 2014 |
| Cátia Pinhoa, Ana Oliveira, & Cristina Jácomea et al. | Les techniques de filtrage en boîte et la dimension fractale, d'analyse informatisée des sons respiratoires et extraction des paramètres du crépitement. | Précision 89 %, valeur prédictive positive 95% et Performance globale 92% | 24 fichiers des 10 patients atteints de pneumonie et de mucoviscidose. | 2015 |

Chapitre 2 : Etat de l'art

| | | | | |
|---|--|---|---|------|
| S. D. Chede , & N. Ambatkar. | ANN | La précision 86,6 %. | 26 bases de données de patients et 10 bases de données de personnes en bonne santé. | 2015 |
| Chamberlain D, Kodgule R, & Ganelin D, et al. | Techniques de traitement du signal sonore. | — | 284 patients atteints de maladies pulmonaires qui produit 11627 fichiers sonores. | 2016 |
| Renard Xaviero Adhi Pramono, Syed Anas Imtiaz, & Esther Rodriguez-Villegas A. | FFT, ANN, PNN, KNN et SVM | La précision 92 % | Enregistrements audios de 38 patients. | 2016 |
| Irin Bandyopadhyaya, Md. Ariful Islam, & Parthasarathi et al. | Techniques de traitement du signal comme Les spectrogrammes. | La précision moyenne de 98,62 %. | Sons pulmonaires à partir de 8 personnes sains et de 24 personnes malades. | 2017 |
| Aykanat, M., Kılıç, Ö., & Kurt, B., et al. | CNN, MFCC et SVM. | Les résultats de précision 1. CNN 86%, SVM 86% 2. CNN 76%, SVM 75% 3. CNN 80%, SVM 80% 4. CNN 62%, SVM 62%. | 17930 sons pulmonaires chez 1630 personnes. | 2017 |

Chapitre 2 : Etat de l'art

| | | | | |
|--|---|---|---|------|
| Assadi, I., Charef, A., & Copot, D., et al. | KNN | La précision 100 % | 15 patients y compris des patients sains, asthmatiques et COPD. | 2017 |
| Vipul Jindal, Varun Agarwal, & S.Kalaivani. | La méthode de Welch | — | Sons pulmonaires filtrés provenant de divers référentiels en ligne. | 2018 |
| S. Khomsay, R. Vanijjirattikhan & J. Suwatthikul. | FFT, ACP et DLN | La précision 98% | Les bruits de toux de 8 personnes. | 2019 |
| Roneel V Sharan, Udantha R Abeyratne, & Vinayak R Swarnkar, et al. | Cochléagramme. | La précision de 92.31% et la sélectivité de 85,29 % | Groupe de 364 patients et groupe de 115 patients. | 2019 |
| Messner, E., Fediuk, M., & Swatek et al. | CNN | F1-score 92%. | Un système d'enregistrement sonore pulmonaire à 16 canaux. | 2020 |
| Syed Zohaib Hassan Naqvi, & Mohammad Ahmad Choudhry. | Techniques de traitement du signal (méthode de rétro-élimination, décomposition en mode empirique et DWT) | La précision de 99,70 % | ICBHI | 2020 |

Chapitre 2 : Etat de l'art

| | | | | |
|---|--|---|--|------|
| Sudip Vhaduri. | MFCC SVM | Une précision moyenne de $0,96 \pm 0,08$, un F1 score de $0,96 \pm 0,08$ et une AUC-ROC de $0,98 \pm 0,04$. | Trois ensembles de données distincts de trois types d'ambiance acoustique. | 2020 |
| Jayalakshmy S, & Sudha GF. | CNN EMD | — | Ensemble de données composées des différents types de sons pulmonaires. | 2020 |
| Paweł Stasiakiewicz, Andrzej P. Dobrowolski, & Tomasz Targowski, et al. | Paquets d'ondelettes et SVM. | Une sensibilité d'environ 95 % et une spécificité de 91 % | 62 personnes en bonne santé (166 enregistrements) et 58 personnes malades (187 enregistrements). | 2021 |
| Srivastava, A., Jain, S., & Miranda, R et al. | CNN, MFCC, Mel-Spectrogram, Chroma, Chroma (Constant-Q) et Chroma CENS. | F1-score de 93% | ICBHI | 2021 |
| Khan, S., & Pachori, R. | EMD | La précision maximale de 97,14 % | L'ensemble de sons pulmonaires associés aux catégories non chroniques et chroniques. | 2021 |
| Lam Pham, Huy Phan, & Ramaswamy Palaniappan, et al. | L'analyse des sons par l'extraction de caractéristiques frontales, le spectrogramme et la résolution spectrale-temporelle. | — | ICBHI | 2021 |

Chapitre 2 : Etat de l'art

| | | | | |
|--|-------------|---|--|------|
| Yoonjoo Kim, YunKyong Hyon, & Sung Soo Jung, et al. | CNN | La précision globale de 85,7 % | 1918 sons respiratoires enregistrés cliniquement (normaux, crépitants,sifflants). | 2021 |
| X. Chen, M. Hu, & G. Zhai. | MFCC SVM | La précision 93,1 % et F1 score 0.95. | Base de données ESC-50 et enregistrements automatiques de la toux. | 2021 |
| P. Faustino, J. Oliveira & M. Coimbra. | CNN | accuracy de 43 % et précision de 51 %. | ICBHI de 2017 | 2021 |

Tableau 2.1 : Récapitulatif des articles sélectionnés dans l'état de l'art.

2.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons rassemblé et étudié de nombreux articles publiés au cours des vingt-six dernières années et liés aux bruits respiratoires, et analysés et étudiés pour une utilisation dans le diagnostic de certaines maladies pulmonaires. Nous avons constaté l'évolution des méthodes d'enregistrement, d'analyse et d'étude des sons, en commençant par les méthodes traditionnelles, telles que l'envoi d'un questionnaire et la collecte des résultats, l'utilisation d'un stéthoscope ou d'un spiromètre, et en terminant par l'exploitation des technologies de l'information dans ce domaine, telles que techniques de traitement du signal qui incluent le spectrogramme, la phono-pneumographie et FFT, et la manipulation des enregistrements audio, en plus de l'émergence de techniques d'apprentissage en profondeur et d'intelligence artificielle telles que les réseaux de neurones comme ANN, PNN, KNN et CNN. L'intérêt pour le développements de méthodes d'aide au diagnostics à inciter à la création de nombreuses bases de données contenant un grand nombre d'enregistrements audio de diverses cas maladies et cas en bonne santé. Tous ces

Chapitre 2 : Etat de l'art

développements ont contribué au développement, ainsi les recherches commencent à atteindre des taux de précision élevés.

Nous avons remarqué l'utilisation des réseaux de neurones artificiels depuis leur émergence, en particulier les CNN. Ces derniers montrent une très grande précision dans les problèmes de reconnaissance d'image et de voix et détectent automatiquement les fonctionnalités sans aucune supervision humaine. Mais ils demandent une énorme base de données.

Dans ce sillage nous allons dans le présent travail utiliser les CNN et des images de spectrogramme comme entrée ainsi que SVM pour la détection et la classification des sons respiratoires et le diagnostic des maladies respiratoires.

Chapitre 3 :
Matériels et
méthodes

3.1 Introduction

Comme le montre une étude récente publiée par le Forum of International Respiratory Societies (FIRS), les maladies respiratoires (MR) font partie des principales causes de maladies sévères dans le monde, La World Health Organization (WHO) a déclaré en 2017 que les MR chroniques représentaient plus de 10% de la charge de morbidité mondiale, après les maladies cardiovasculaires [77]. Le processus de diagnostic de la MR comprend l'auscultation, qui est l'habileté des paramédicaux/médecins à écouter les bruits internes du corps, généralement à l'aide d'un stéthoscope, d'après le verbe latin "auscultare" signifie "écouter". Un médecin examine un patient pendant l'auscultation pour identifier les sons pulmonaires anormaux (atypiques) qui se superposent aux sons respiratoires régulières. Les crépitements grossiers ou fins, les frottements pleuraux, les sifflements et les stridulations sont des exemples de sons pulmonaires atypiques fréquemment entendus [78].

Des nombreuses MR qui entraînent une obstruction ou une restriction des voies respiratoires se distinguent par la présence des sons pulmonaires anormaux pendant la respiration. Ces types de sons se distinguent par leur fréquence, leur hauteur, leur intensité et leur énergie. Les sifflements et les stridors, par exemple, sont tous deux des sons aigus continus qui se produisent à 400 et 500 Hz, respectivement.

Les sifflements aigus peuvent être causés par une inflammation ou un rétrécissement des tubules bronchiques et sont donc une indication d'asthme ou de maladie pulmonaire obstructive chronique [79]. Par ailleurs, les crépitements sont des ondes irrégulières aiguës (fines) ou graves (grossières) associées à une pneumonie, une bronchite ou une insuffisance cardiaque. Les frottements pleuraux, quant à eux, sont des sons rythmiques graves associés à une inflammation de la paroi pulmonaire causée par un épanchement pleural. Les stridors sont généralement causés par un œdème de la trachée ou du larynx. Toutes les parties du système respiratoire, y compris la trachée, les bronches et les organes pulmonaires, peuvent être affectées par ces maladies. Cependant, lorsque ces maladies atteignent l'organe pulmonaire, elles peuvent provoquer des conditions critiques et fatales car les virus et les bactéries peuvent endommager les alvéoles, une partie vitale de l'organe pulmonaire.

Donc il est nécessaire de développer et de mettre en œuvre un nouvel outil de diagnostic des maladies pulmonaires, un outil de première main qui offre vitesse, mobilité et capacité de diagnostic à distance.

Plus récemment, la recherche a proposé diverses solutions d'intelligence artificielle pour détecter les sons pulmonaires parasites [80]. En général, les méthodes proposées reposaient sur l'extraction de caractéristiques en conjonction avec divers modèles de classification. Les bruits respiratoires étaient généralement caractérisés au stade de l'extraction des caractéristiques à l'aide de diverses techniques de traitement du signal, notamment les statistiques d'ordre supérieur, les spectrogrammes ou les scalogrammes [81], les coefficients de la transformée en ondelettes [82][83], la transformée de Hilbert-Huang [84] et les mel-frequency cepstral coefficients (MFCC) [85].

Ces méthodes d'extraction de caractéristiques ont été combinées à des méthodes standard d'apprentissage automatique ou profond, telles que les classificateurs Naïve Bayes Classifiers [86], les K-Nearest Neighbors (KNN) [87], les support vecteurs machines [88], les Artificial Neural Networks (ANN) [89], les recurrent neural network [90] et les Convolutional Neural Networks (CNN) [91]. La précision obtenue se situe entre 97% et 70,2 % pour les sifflements [92][93], entre 97,5 % et 86 % pour les craquements [94], et 99 % pour les types de sons normaux. Dans [86], l'utilisation d'un classificateur à base d'arbres pour distinguer les sons normaux, les craquements fins, les craquements grossiers, les mono-sifflements et les poly-sifflements a fourni une précision globale de 94 % [95].

Bien que ces méthodes améliorent la reconnaissance des sons pulmonaires, la majorité d'entre elles sont basées sur des caractéristiques artificielles ou de petits ensembles de données, car il n'existe pas suffisamment de grands ensembles de données ouvertes sur les sons pulmonaires. Il en résulte une forte dépendance à l'égard des données et des caractéristiques, d'où une faible capacité de généralisation. Simultanément, le signal du son pulmonaire, en tant que type de signal de série temporelle, possède de riches caractéristiques temporelles, ce qui est une caractéristique importante des sons pulmonaires. Cependant, les méthodes ci-dessus ne reflètent pas entièrement la caractéristique temporelle.

Dans cette étude, nous proposons réaliser une méthode de classification multi-classes de maladies respiratoires, en prenant en compte sept conditions différentes : normal, asthme, pneumonie, URTI, bronchiectasie, LRTI, et maladie COPD. Pour obtenir

Chapitre 3 : Materials et méthodes

une distribution plus équilibrée entre les classes de maladies respiratoires, nous avons choisi de travailler avec la base de données publique ICBHI Challenge 2017. Nous proposons d'aborder le problème de la classification en utilisant des caractéristiques des sons respiratoires et des méthodes de classification d'ensemble homogène dans un cadre simple et efficace. Ensuite, une étude comparative est menée pour comparer les modèles d'ensemble proposés à plusieurs classificateurs d'apprentissage automatique de base qui ont été utilisés à plusieurs reprises dans des travaux antérieurs.

Comme le montre la figure (3.1), la stratégie adoptée comprend les grandes phases suivantes : acquisition et traitement des données de la base de données ICBHI, extraction des caractéristiques, construction et entraînement des classificateurs général et de base, et enfin évaluation des performances. Ces étapes sont décrites plus en détail ci-dessous.

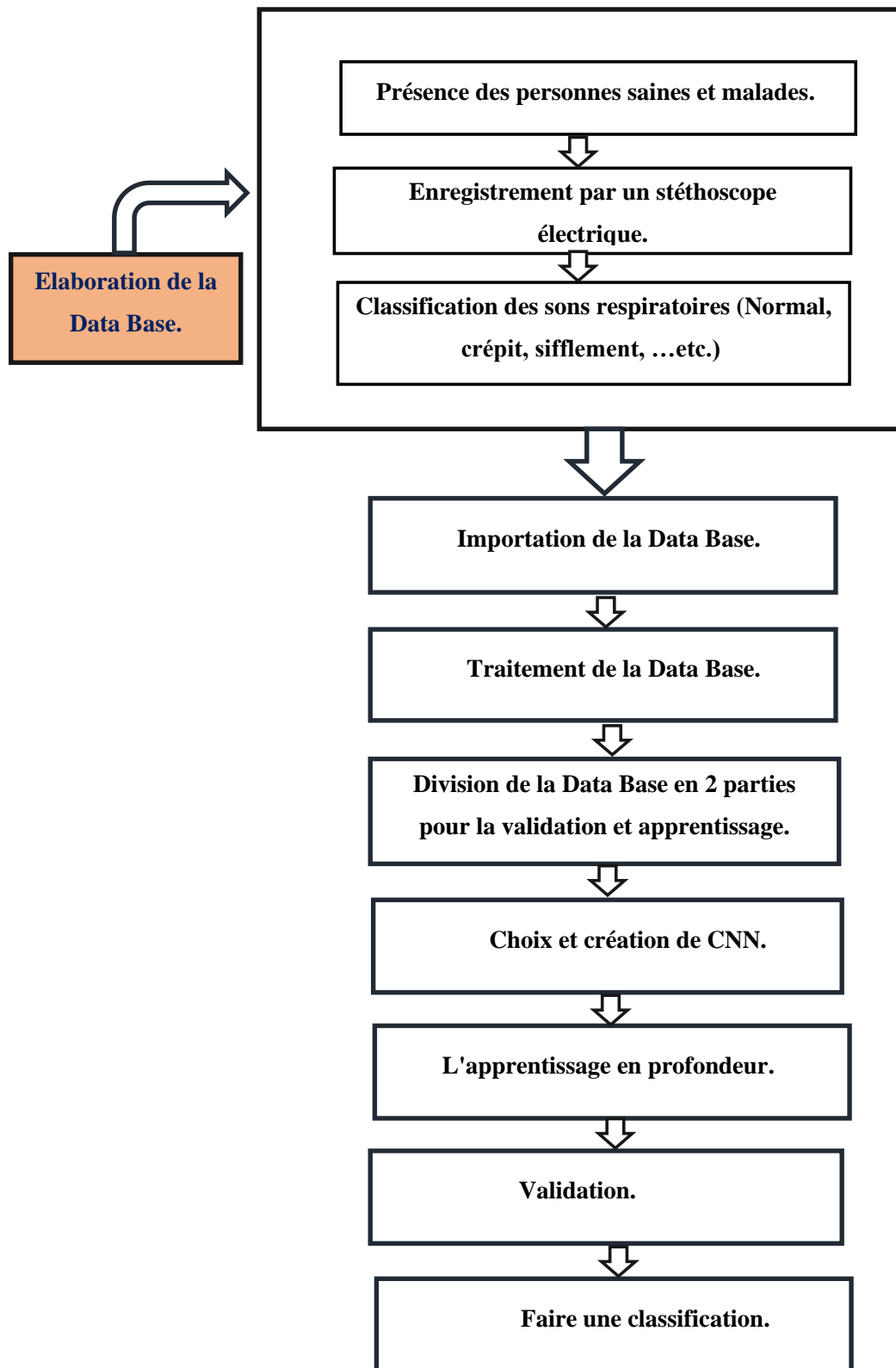


Figure 3.1 : L'organigramme utilisé dans cette étude.

3.2 Acquisition du signal de son pulmonaire

L'auscultation est le terme technique qui désigne l'écoute des sons internes du corps à l'aide d'un stéthoscope. L'auscultation est utilisée pour examiner les systèmes circulatoire (bruits du cœur) et respiratoire (bruits de la respiration), ainsi que le système gastro-intestinal (bruits de l'intestin). L'écoute des bruits du corps à des fins de diagnostic a une longue histoire, qui remonte peut-être à l'Égypte ancienne.

L'auscultation est une compétence qui nécessite une grande expérience clinique, un stéthoscope de haute qualité et d'excellentes capacités d'écoute. L'objectif principal de cette étude est d'examiner l'auscultation pour le système respiratoire ou le poumon uniquement.

En écoutant le son pulmonaire, nous saurions quel type de son pulmonaire se produit, comme des crépitements, des sifflements, des stridors, des Rhonchi, et ainsi de suite, et quelle partie du poumon nécessite un examen/traitement plus approfondi.

La figure (3.2) ci-dessous décrit les différents types des sons respiratoires normaux et la figure (3.3) renferme des bruits respiratoires anormaux, qui sont des sons entendus en plus des sons normaux pendant l'inspiration et de l'expiration, ainsi que leurs caractéristiques et les maladies pulmonaires potentielles :



Figure 3.2 : Sons respiratoires normaux.

La figure (3.2) regroupe les sons pulmonaires normaux (trachéal, bronchique, broncho-vésiculaire et vésiculaire). Elle renferme également les caractéristiques de chaque son, il s'agit de la fréquence, l'envergure d'amplitude, et le temps de l'apparition de son.



Figure 3.3 : Sons respiratoires anormaux.

Par exemple sur la figure (3.3) si on se focalise sur une maladie (COPD). En peut lire tout autour les sons pulmonaires qui accompagnent cette maladie (sifflement, Rhonchi, et crépitements grossiers). Maintenant si on s'intéresse à un son pulmonaire désigné tel que le sifflement, on remarque qu'il est entouré par ses caractéristiques de fréquence, temps, amplitude. Ainsi que des pathologies qui le provoquent. Ce schéma de mind mapping montre toutes les intersections des entrées et des sorties de système à étudier, exactement comme nous le définissons.

Les crépitements, sont plus souvent entendus pendant l'inspiration. Ces crépitements peuvent être entendus sur l'ensemble du thorax. Selon [96], il existe quatre types de crépitements :

- Les crépitements fins
- Les crépitements grossiers
- Les crépitements inspiratoires précoces.
- Les crépitements inspiratoires tardifs.

Les crépitements fins sont des bruits pulmonaires aigus, brefs, discontinus et éclatants. Ce son peut être créé en faisant rouler des mèches de cheveux entre les doigts près des oreilles. Les crépitements fins rappellent le bois qui brûle dans une cheminée. Le signal de la forme d'onde est illustré à la figure (3.4), et le son des crépitements fins se trouve dans [96].



Figure 3.4 : Forme d'onde d'un crépitemement [96].

Les crépitants inspiratoires tardifs commencent tard dans l'inspiration et s'intensifient. Ils sont généralement plus aigus et varient en volume. Ces bruits respiratoires imprévisibles sont similaires au bruit produit par la projection de sel sur une poêle chaude. Ces bruits sont entendus au-dessus des bases postérieures des poumons.

Ils peuvent être soulagés en changeant de posture ou en prenant plusieurs respirations profondes. Le diagramme de la forme d'onde des crépitants après soulagement est illustré à la figure (3.5).



Figure 3.5 : Forme d'onde des crépitements inspiratoires soulagés [96].

3.3 Méthodes

3.3.1 Acquisition des sons respiratoires

Les données utilisées dans cette étude proviennent d'un seul data-set de sons pulmonaires stéthoscopiques correspondant à diverses maladies respiratoires.

Le data-set a été extrait de la base des données publique ICBHI Challenge 2017, téléchargeable sur le site [97]. Le tableau (3.1) présente une répartition démographique des sujets dans chaque catégorie de maladie et chaque ensemble de données. Avec ET : Écart-type de l'âge, H : Homme, F : Femme.

| ICBHI database | | | |
|-----------------|-----------------|---------------------|-----------------|
| Type de maladie | NB des patients | Age (mean \pm ET) | Enregistrements |
| Normal | 26 (13F, 13H) | 12 \pm 20.01 | 135 |
| Asthme | 1 (F) | 70 | 4 |
| Pneumonie | 6 (2F, 4H) | 62 \pm 29.11 | 148 |
| Bronchectasie | 13 (7F, 6H) | 25.04 \pm 20.62 | 116 |
| COPD | 64 (16F, 48H) | 69.22 \pm 8.36 | 773 |

Tableau 3.1 : Résumé démographique des données dans différentes catégories de diagnostic.

Dans le cadre des défis scientifiques lancés lors de la Conférence internationale sur l'informatique biomédicale et de santé 2017, la base de données du défi ICBHI a été rendue publiquement disponible pour la recherche.

Ces données ont été enregistrées à partir de 126 patients différents. Il y a un total de 5,5 heures d'enregistrements avec 6898 cycles respiratoires, dont 1864

contiennent des crépitements, dont 886 contiennent des sifflements et 506 renferme à la fois des crépitements et des sifflements. L'ensemble de données comprend à la fois des sons respiratoires clairs et des sons bruités qui simulent la réalité. L'ensemble des patients sont en vérité qui comprend des enfants, des adultes et des personnes âgées et souffres de diverses maladies respiratoires.

Deux groupes de chercheurs indépendants ont collecté les données, ils sont travaillés dans deux endroits différents :

- Au laboratoire de recherche et de réhabilitation respiratoire (Lab3R), École des sciences de la santé, Université d'Aveiro, Aveiro, Portugal.
- À l'hôpital général Papanikolaou et à l'hôpital général d'Imathia, Université Aristote de Thessalonique et Université de Coimbra, Thessalonique, Grèce.

Les signaux audios ont été enregistrés à l'aide de l'un des systèmes de stéthoscope suivants :

- Stéthoscope électronique 3200, 3M Littmann.
- Stéthoscope Classic II SE, 3M Littmann.
- Microphone Lavalier professionnel C417 L, AKG HARMAN.
- Méditron Stéthoscope électronique Master Elite, Welch Allyn.

3.3.2 Extraction des caractéristiques et traitement du signal

La qualité du signal du son pulmonaire est fréquemment dégradée par le bruit. Le traitement du signal peut être intégré de différentes manières pour améliorer la qualité des signaux de son pulmonaire. Le signal enregistré passe d'abord par un filtre passe-bande d'ordre 6 avec une fréquence de bande passante de 20 à 2000 Hz. Le signal de bruit respiratoire est ensuite filtré à l'aide d'un filtre Savitzky-Golay, dans le but principal d'ajuster un polynôme spécifique à une trame de signal en utilisant la méthode des moindres carrés, comme cela a été récemment appliqué dans [98]. Par rapport aux autres approches existantes, le filtre de Savitzky-Golay améliore le lissage du signal tout en conservant les caractéristiques du signal original du son pulmonaire.

Et par la suite en utilise un banc de filtres (Filter bank) qui sépare le signal d'entrée en plusieurs composantes, chacune portant une sous-bande de fréquence unique du signal d'origine.

L'étape suivante, qui consiste à trier simultanément les multiples causes potentielles, est l'objectif de notre travail. Nos principales contributions peuvent être résumées comme suit :

- Nous proposons un modèle CNN à faible complexité pour la détection des sons respiratoires à partir de longs segments d'enregistrement audios. Leur objective est traiter deux catégories des sons respiratoires (sifflements, crépitements).
- La base de données nous de faire l'apprentissage des réseaux de neurones. Car elle est adéquatement élaborée. Des sons sont filtrés sur une bande de (20-2000) Hz, il s'agit d'enregistrement de 20 secondes, renferme plusieurs maladies respiratoires (de tout âge et sexes, différents environnements)
- Le modèle de diagnostic développer dans le travail utilise les données des sons respiratoires pour différencier plusieurs diagnostics potentiels qui peuvent être à l'origine des symptômes de ces sons. La nouveauté de cette approche étant que nous essayons de trier plusieurs catégories potentielles différentes dans le même modèle.

3.3.3 Synoptique de l'approche

Le synoptique de système est basé sur le succès relatif de l'utilisation d'un CNN déduit de l'état de l'art. Pour la détection des sons respirations à partir d'enregistrements audios, nous avons transformé la problématique vers une problématique de reconnaissance d'images. En premier lieu l'enregistrement audio est transformé en image grâce à la génération des spectrogrammes. L'architecture de CNN sera développée dans un sens de classification des spectrogrammes en 4 catégories de sons pulmonaires rapporter dans la figure (3.6). Cette étape permettra par la suite de diagnostiquer la pathologie.

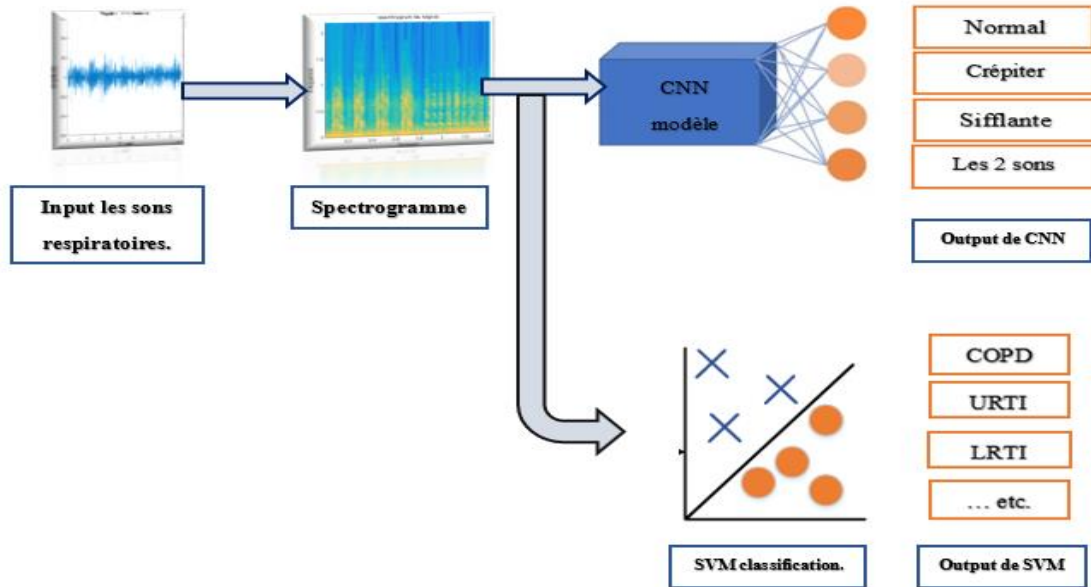


Figure 3.6 : Synoptique de modèle .

3.3.4 Formation du modèle pour la détection

Le CNN est construit sous Python avec la bibliothèque d'apprentissage automatique Keras et tensorflow. La bases de données est diviser en deux parties. Une partie de 80 % de donnes qui sera réserver pour la construction du modèle ou l'apprentissage. Et une partie de 20 % pour la validation. La base de donnes renferme 6898 enregistrements, dont 1864 enregistrements qui présente des crépitements seulement, 886 présente des sons de sifflements seulement, 506 présents des enregistrements qui renferme simultanément crépitements et sifflements, ainsi que 3642 enregistrements sans label c'est à dire sons respiratoires normaux. Le modèle formé est ensuite exécuté plusieurs fois par rapport à l'ensemble de validation pour trouver les hyperparamètres optimaux du modèle (par exemple, le taux d'apprentissage, le nombre de filtres, etc.). Une fois que tous les hyperparamètres sont trouvés, le modèle est recyclé et exécuté par rapport à l'ensemble de test pour l'évaluation finale. Le modèle est exécuté plusieurs fois avec une taille de lot de 128 pour 30 époques afin de faciliter le réglage des hyperparamètres et de trouver la configuration optimale pour la tâche de détection du son respiratoire. La sortie de l'ensemble de validation, qui résume la précision et la spécificité du modèle, sert de mesure du succès de notre modèle.

Nous avons réalisé dans le cadre de ce travail plusieurs modèles et différents tests. En jouant sur le nombre de couches de convolutions et le nombre d'époques. Afin d'atteindre les meilleures performances de réseaux des neurones.

3.3.5 Modèle de classification Support Vector Machine SVM

Le Support Vector Machine SVM est un type d'algorithme de classification binaire supervisé qui trouve une limite de décision linéaire en maximisant la marge entre deux classes. Pour obtenir une séparation linéaire lorsque la classification linéaire est insuffisante, un kernel peut être utilisé pour effectuer une projection non linéaire des caractéristiques dans un espace de dimension supérieure.

Le SVM est un algorithme de prédiction supervisé populaire et fiable développé par Vapnik et al [99]. Le SVM, qui a été conçu principalement pour résoudre des problèmes de classification binaire, utilise une approche linéaire et non probabiliste pour trouver un hyperplan qui maximise la séparation entre deux classes [100].

C'est un classificateur discriminant formellement défini par un hyperplan de séparation. En d'autres termes, étant donné des données d'apprentissage étiquetées (apprentissage supervisé), l'algorithme produit un hyperplan optimal qui catégorise les nouveaux exemples. Dans un espace à deux dimensions, cet hyperplan est une ligne qui divise un plan en deux parties où chaque classe se trouve de part et d'autre [101].

L'objectif de notre classification et de notre prédiction est de différencier automatiquement les signaux RS normaux et anormaux en utilisant des ensembles de caractéristiques discriminatoires résumés en figure (3.2) et figure (3.3). Dans notre travail, le SVM a été utilisé pour le diagnostic, il s'agit de définir la maladie à partir de la présence des sons respiratoires anormaux dans les enregistrements. Et par conséquent pour la classification du RS.

3.4 Conclusion

Nous avons décrit le matériel utilisé pour l'enregistrement des sons respiratoires sur la base de données ICBHI 2017 qui sera adoptée dans la suite du travail. Nous avons également décrit les différents types de sons respiratoires normaux et anormaux qui seront utilisés pour la classification et le diagnostic suivant un organigramme général et un schéma synoptique du modèle détaillé dans ce chapitre.

Chapitre 4 :
Les résultats

4.1 Résultat sur Matlab

Nous avons développé un programme pour traiter le signal temporel issu de mécanisme respiratoire d'un certain nombre de personnes malades et sains, avec certains sons respiratoires, tels que l'apparition de crépitements, de sifflements, de stridor, ... etc ; Afin de clarifier la nature de la maladie, le son qui la caractérise et le pourcentage de sa présence à l'intérieur des poumons humains. Par conséquent, dans cette partie nous nous sommes basés sur l'utilisation du spectrogramme pour expliquer et confirmer la présence de certains sons respiratoires, y compris les crépitements et les sifflements à cause des différentes maladies respiratoires qui touchent l'anatomie de patient, y compris le COPD, pneumonie, URTI, asthme ... etc. Dans la figure (4.1) nous avons schématisé les statistiques de la base de données utilisée dans cette partie de travail. L'ensemble des enregistrements traités dans cette partie provient de 126 patients répartis en 64 patients souffrant de COPD, 14 souffrant de URTI, 7 bronchectasies, 6 pneumonies, ... et 26 cas sains.



Figure 4.1 : Les maladies respiratoire étudié dans cette partie.

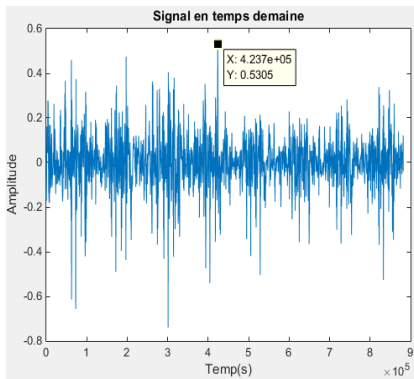
Chapitre 4 : Les résultats

Les sons respiratoires de ces personnes ont été enregistrés en utilisant deux modes d'acquisition sequential/single channel (sc) et simultaneous/multichannel (mc) avec des quatre outils d'enregistrement :

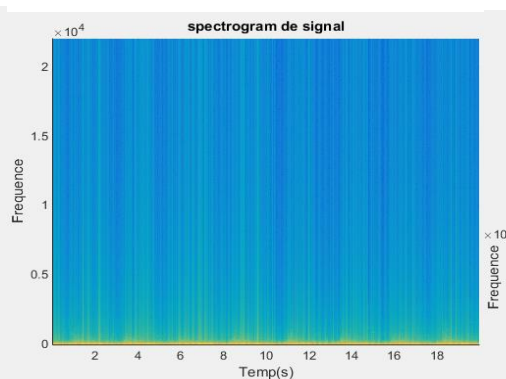
- Un Microphone AKG C417L (AKGC417L).
- Stéthoscope 3M Littmann Classic II SE (LittC2SE).
- Stéthoscope électronique 3M Littmann 3200 (Litt3200), ou WelchAllyn Meditron Master Elite (Meditron).

Sur enregistrements de sons respiratoires, la présente recherche prend en considère les caractéristiques suivantes : le temps d'apparition des événements, la fréquence et la valeur maximale ou pic. En premier lieu a été faites a séparément pour chaque paramètre.

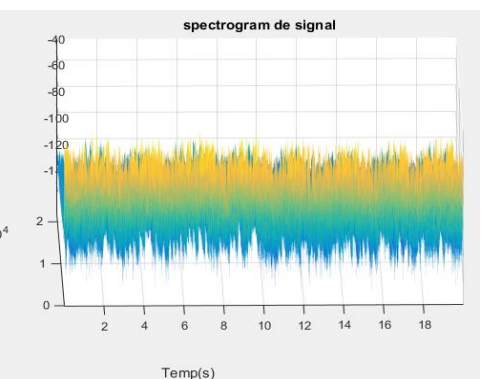
Sur l'enregistrements audio en figure (4.2) nous avons détecter le pic. Nous avons observé sur les 26 enregistrement que de cette valeur de pic atteint 1 dB pour la majorité des maladies. Tandis que ce pic est toujours inférieur à 1 dB pour les cas sains. Sur le spectrogramme ces pics sont des pointes en couleur jaunes.



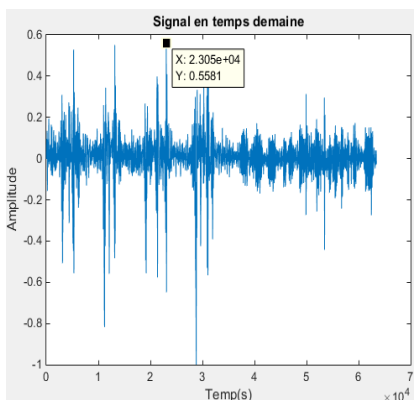
(A1)



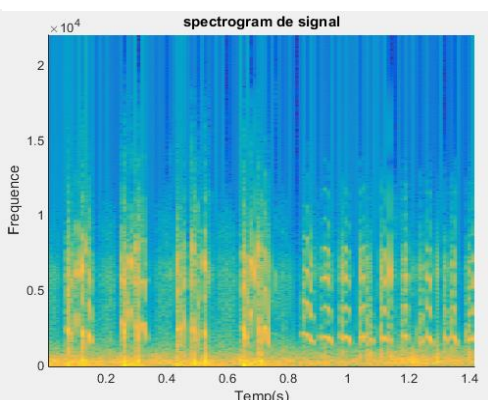
(B1)



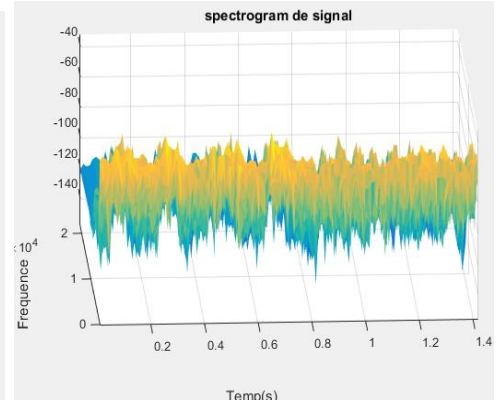
(C1)



(A2)



(B2)



(C2)

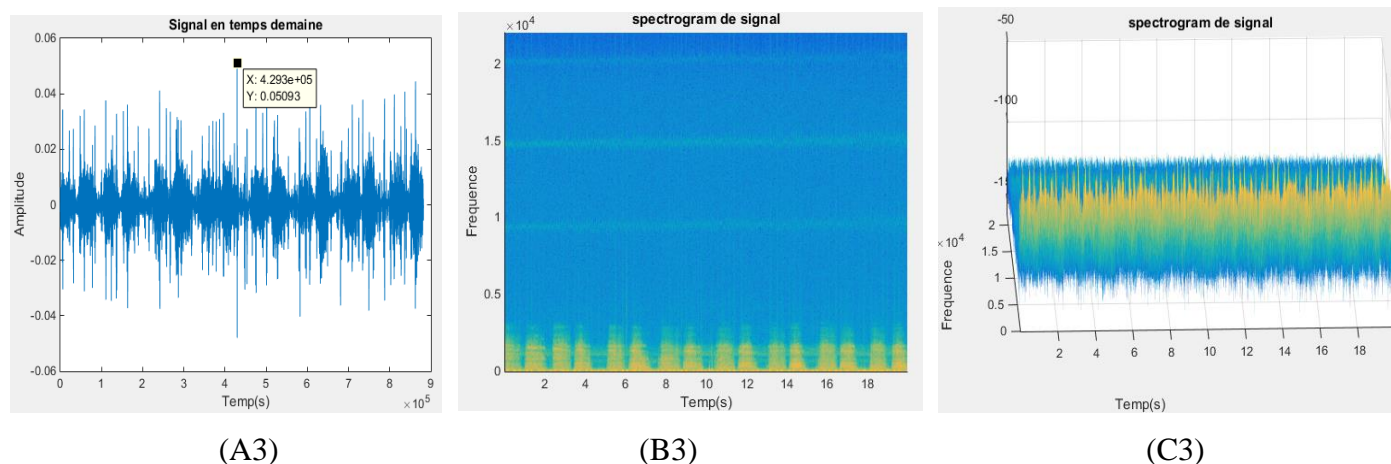


Figure 4.2 : A Signal temporelle, B de spectrogramme, C spectrogramme en 3D.

La figure (4.2) est organisée comme suit :

A sont la représentation temporelle de son respiratoire, B le spectrogramme génère sous matlab de ce dernier et C la représentation en 3D de spectrogramme.

- A1, B1, C1 : Pour un même patient. L'indice 1 est réserver pour un cas sain.
- A2, B2, C2 : L'indice 2 est réserver pour un patient atteint de COPD.
- A3, B3, C3 : L'indice 3 est réserver pour un patient Bronchectasie.

La figure (4.2) montre également la valeur maximale pour chaque patient, et nous pouvons voir la présence de certains sons indiqués par ces lignes jaunes dans la troisième partie C. Sur les spectrogrammes les pics sont plus clairs, surtout sur le spectrogramme 3D. L'étude et la détection des pics sera d'un grand intérêt pour distinguer les crépitements des sifflements.

Dans le tableau (4.1) nous avons regrouper les résultats obtenus sur plusieurs cycles respiratoires pour 5 patients.

Pour chaque cycle respiratoire nous décrivons la présence d'un sifflement ou crépitements par 1 et l'absence de ces derniers par 0. La dernière case est réservée à la valeur maximale de l'amplitude en dB.

Chapitre 4 : Les résultats

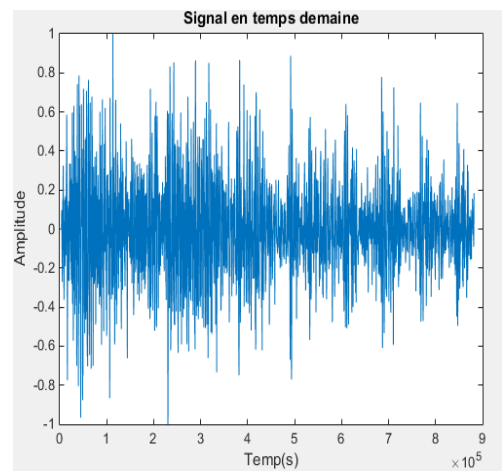
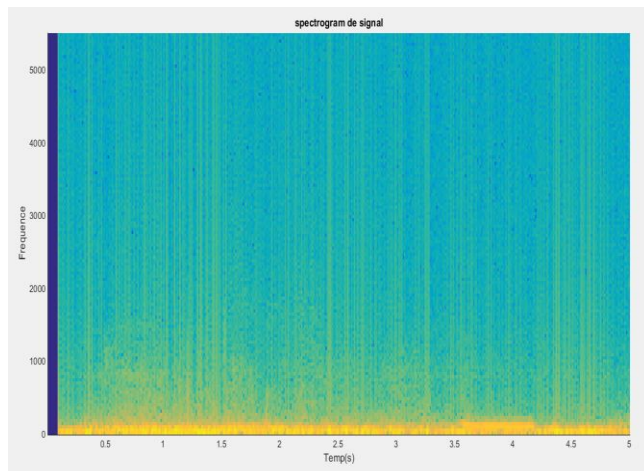
| NB | Mode d'acquisition | Maladie | Début de respiration(s) | Fin de respiration(s) | Crépité | Sifflante | Valeur max d'amplitude(dB) |
|--------|--------------------|-----------|-------------------------|-----------------------|---------|-----------|----------------------------|
| 1 | mc | COPD | 1.861 | 5.718 | 0 | 1 | 1,000 |
| | | | 5.718 | 9.725 | 1 | 1 | |
| | | | 9.725 | 13.614 | 0 | 1 | |
| | | | 13.614 | 17.671 | 0 | 1 | |
| | | | 17.671 | 19.541 | 0 | 0 | |
| 2 | mc | COPD | 1.064 | 3.722 | 0 | 1 | 0.5898 |
| | | | 3.722 | 6.450 | 0 | 1 | |
| | | | 6.450 | 9.379 | 0 | 1 | |
| | | | 9.379 | 12.536 | 0 | 1 | |
| | | | 12.536 | 15.464 | 0 | 1 | |
| | | | 15.464 | 18.493 | 0 | 1 | |
| 3 | sc | Sain | 0.022 | 3.606 | 0 | 0 | 0.4006 |
| | | | 3.606 | 6.963 | 0 | 0 | |
| | | | 6.963 | 10.193 | 0 | 0 | |
| | | | 10.193 | 13.350 | 0 | 0 | |
| | | | 13.350 | 16.364 | 0 | 0 | |
| | | | 16.364 | 19.364 | 0 | 0 | |
| 4 | sc | URTI | 0.036 | 4.950 | 0 | 0 | 0.5938 |
| | | | 4.950 | 7.136 | 0 | 0 | |
| | | | 7.136 | 9.364 | 0 | 0 | |
| | | | 9.364 | 11.750 | 0 | 0 | |
| | | | 11.75 | 13.793 | 0 | 0 | |
| | | | 13.793 | 16.036 | 0 | 0 | |
| | | | 16.036 | 18.621 | 0 | 0 | |
| 5 | sc | Pneumonie | 0.107 | 2.207 | 0 | 0 | 0.4896 |
| | | | 2.207 | 4.064 | 1 | 0 | |
| | | | 4.064 | 5.893 | 1 | 0 | |
| | | | 5.893 | 7.850 | 1 | 0 | |
| | | | 7.850 | 9.863 | 0 | 0 | |
| | | | 9.864 | 11.779 | 1 | 0 | |
| | | | 11.779 | 13.750 | 1 | 0 | |
| | | | 13.750 | 15.950 | 1 | 0 | |
| | | | 15.950 | 17.964 | 0 | 0 | |
| 17.964 | 19.950 | 0 | 0 | | | | |

Tableau 4.1 : Détails de quelques cas.

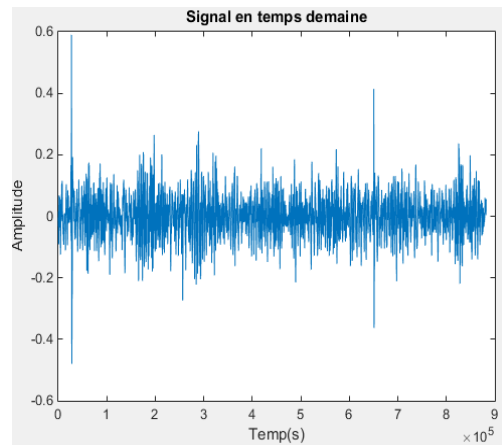
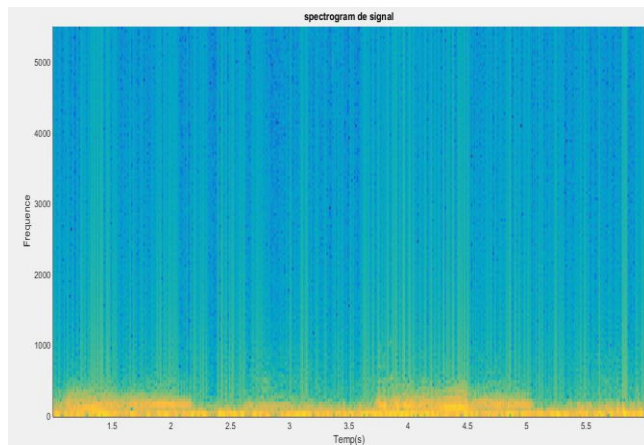
- Présence/absence de craquement (présence=1, absence=0).
- Présence/absence de respiration sifflements (présence=1, absence=0).

Sur la figure (4.3) si en se refaire toujours à la couleur jaune se présente les pics en remarque sur le spectrogramme :

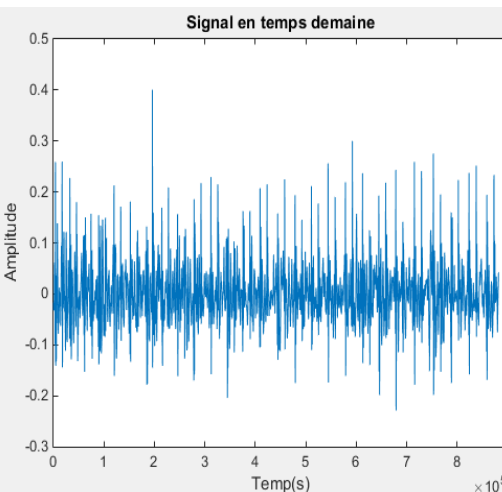
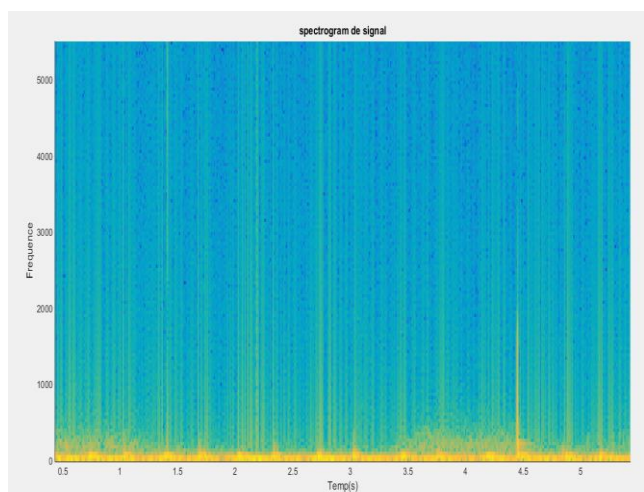
- Si la couleur jaune est dominante pour des fréquences inférieures à 200 Hz il s'agit de sifflements pendant l'inspiration sur plusieurs cycles.
- Si la couleur jaune est dominante pour des fréquences entre 200-2000 Hz il s'agit de craquement pour plusieurs cycles.
- Si la couleur jaune est dominante pour des fréquences inférieures à 100 Hz il s'agit d'un son respiratoire normal.



(A)



(B)



(C)

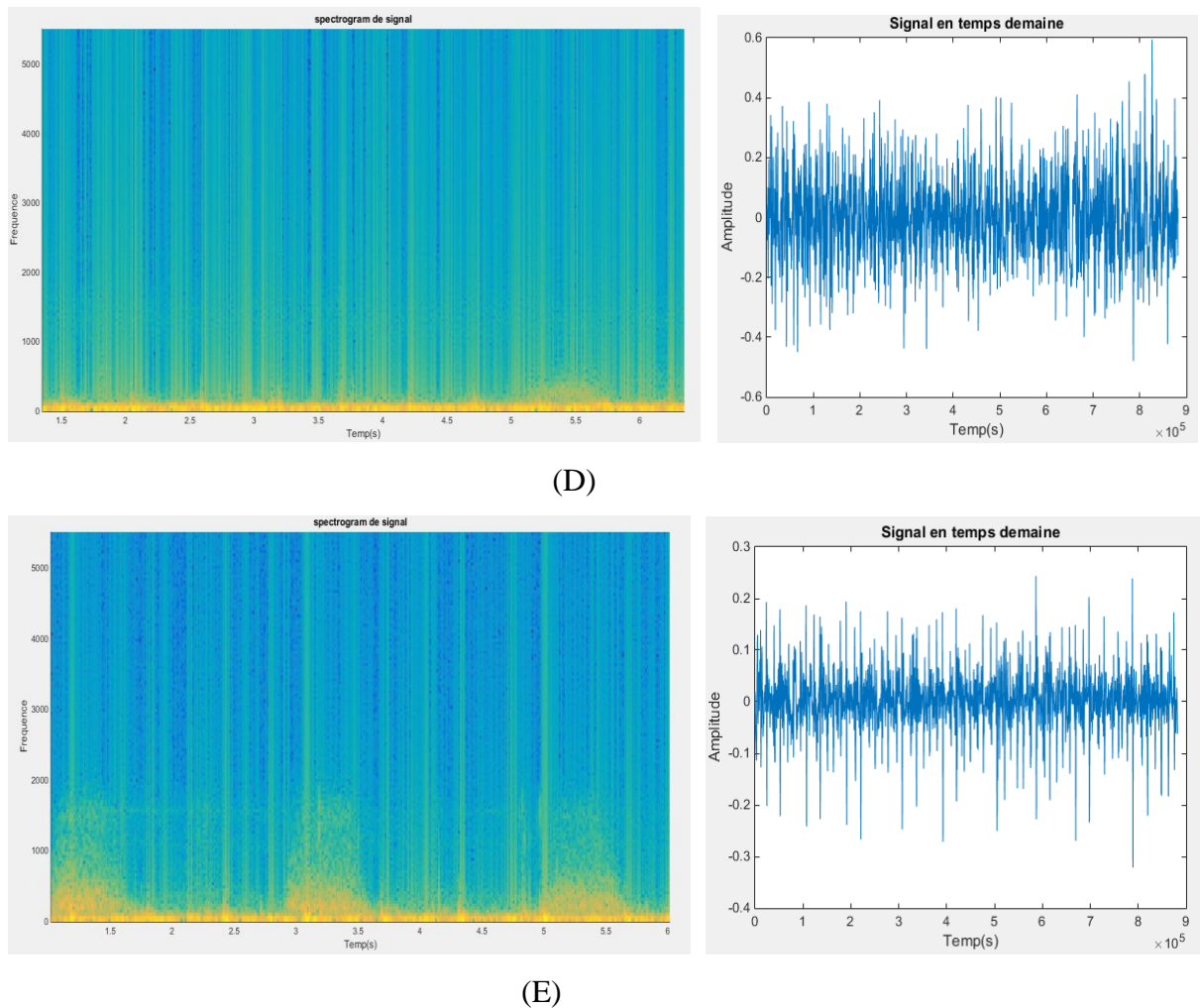


Figure 4.3 : Le spectrogramme pour les 5 patients, A patient 1, B patient 2, C patient 3, D patient 4, E patient 5, avec ces signaux temporels.

Sur la figure (4.4) nous avons marqué en bleu l'apparition des crépitements pendant l'inspiration pour le patient 5 atteint de pneumonie. Nous avons également marqué des sifflements pour le patient 2 atteint de COPD sur la figure (4.5).

Maintenant que nous avons montré que le spectrogramme, issue des enregistrements des sons respiratoires, renferme des caractéristiques discriminatoires des sons respiratoires. Et afin d'extraire le maximum de distinctions et de différenciations nous allons travailler par la suite sur une bases de données plus large. En faisant appel à l'intelligence artificielle comme pour la majorité des approches citées dans l'état de l'art.

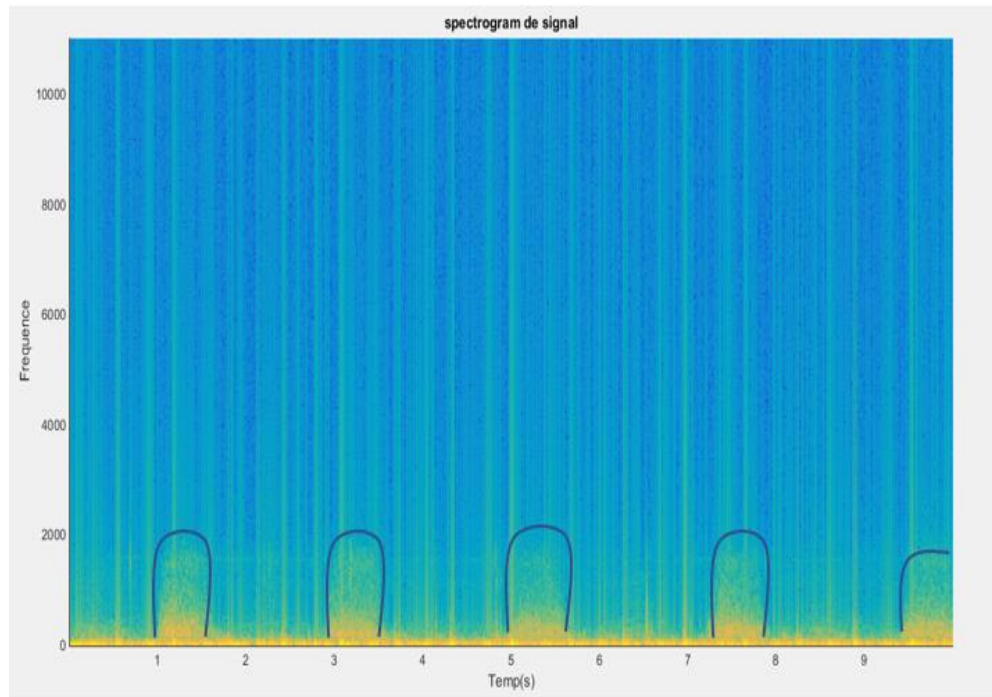


Figure 4.4 : Appariation le crépitement pour le patient 5.

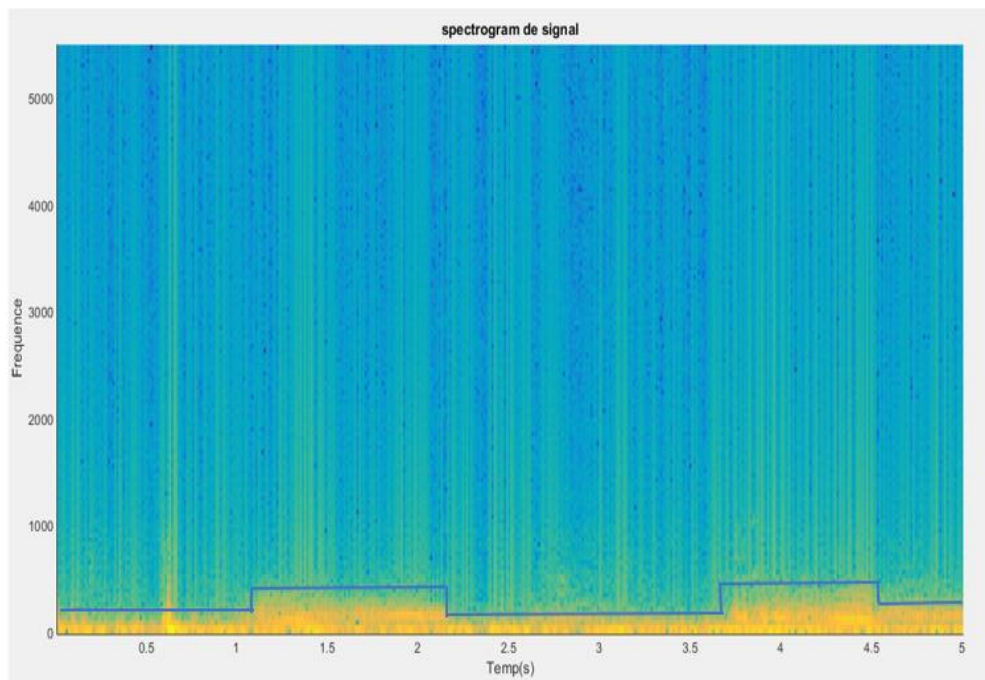


Figure 4.5 : Appariation le sifflement pour le patient 2.

4.2 Résultats sous Python

4.2.1 Modèle d'aide au diagnostic

Dans les applications de classification audio et d'images, le réseau neuronal convolutif (CNN) est reconnu comme un modèle de réseau neuronal profond populaire et puissant. Pour la classification des maladies pulmonaires, nous avons créé un modèle basé sur l'architecture CNN. La couche d'entrée, la couche convolutionnelle 2D, la couche de max-pooling et les couches entièrement connectées constituent notre modèle CNN 2D. Les 4 modèles, test-1, test-2, test-3 et test-4, ont été entraînés indépendamment. Le tableau (4.2) regroupe les hyperparamètres généraux. Vous trouverez ci-dessous une description détaillée de chaque modèle.

Il y a deux parties essentielles dans la conception des modèles basés sur CNN :

- L'extracteur de caractéristiques, il s'agit d'extraire les Spectrogramme des signaux audio et les transformées en images pour générer des vecteurs de caractéristiques visuelles.
- Chaque modèle (test-1, test-2, test-3, et test-4) a été spécifiquement conçu pour optimiser l'apprentissage des caractéristiques spécifiques du Spectrogramme, qui se compose de plusieurs couches convolutionnelles et de mise en commun, d'activation et de couches entièrement connectées avec plusieurs unités cachées.

Enfin, le modèle d'apprentissage profond a été construit en discriminant les caractéristiques de ces trois modèles.

| Tests | NB des couches | NB d'Epoques | Temps d'exécution |
|--------|----------------|--------------|-------------------|
| test-1 | 8 | 15 | 9 h |
| test-2 | 8 | 30 | 19 h |
| test-3 | 16 | 30 | 23 h |
| test-4 | 16 | 45 | 30 h |

Tableau 4.2 Hyperparamètres des modèles CNN.

a) Modèle test-1

Le modèle test-1 est destiné à la classification basée sur le vecteur de caractéristiques d'image Spectrogramme pour les ensembles de données indiqués pour la bases de données ICBHI 2017 (présenter en 3.3.1). Nous proposons une architecture de réseau neuronal convolutif à 8 couches et un apprentissage sur 15 époques avec une

Chapitre 4 : Les résultats

bases de données étiqueter pour un temps d'exécution en 9 heures. Nous avons utilisé des unités linéaires rectifiées (ReLU) comme fonction d'activation entre les couches, ainsi que le max-pooling et le dropout dans différentes couches pour éviter le surajustement. Sur la base des 8 couches de l'architecture, le nombre total de paramètres entraînaibles est de 42, 257, 412 avec une accuracy de 71%. Le tableau (4.3) présente les hyperparamètres.

| Couche (type) | Output | Param |
|-------------------------------------|----------------------|----------|
| conv2d (Conv2D) | (None, 25, 123, 128) | 9984 |
| leaky_re_lu (LeakyReLU) | (None, 25, 123, 128) | 0 |
| max_pooling2d (MaxPooling2D) | (None, 13, 62, 128) | 0 |
| conv2d_1 (Conv2D) | (None, 13, 62, 256) | 819456 |
| leaky_re_lu_1 (LeakyReLU) | (None, 13, 62, 256) | 0 |
| max_pooling2d_1 (MaxPooling2D) | (None, 7, 31, 256) | 0 |
| conv2d_2 (Conv2D) | (None, 7, 31, 256) | 65792 |
| conv2d_3 (Conv2D) | (None, 7, 31, 256) | 590080 |
| leaky_re_lu_2 (LeakyReLU) | (None, 7, 31, 256) | 0 |
| max_pooling2d_2 (MaxPooling2D) | (None, 4, 16, 256) | 0 |
| conv2d_4 (Conv2D) | (None, 4, 16, 512) | 131584 |
| conv2d_5 (Conv2D) | (None, 4, 16, 512) | 2359808 |
| conv2d_6 (Conv2D) | (None, 4, 16, 512) | 262656 |
| conv2d_7 (Conv2D) | (None, 4, 16, 512) | 2359808 |
| max_pooling2d_3 (MaxPooling2D) | (None, 2, 8, 512) | 0 |
| flatten (Flatten) | (None, 8192) | 0 |
| dense (Dense) | (None, 4096) | 33558528 |
| dropout (Dropout) | (None, 4096) | 0 |
| dense_1 (Dense) | (None, 512) | 2097664 |
| dense_2 (Dense) | (None, 4) | 2052 |
| Total params: 42,257,412 | | |
| Trainable params: 42,257,412 | | |
| Non-trainable params: 0 | | |

Tableau 4.3 : Hyperparamètres de modèle test-1.

Les résultats obtenus pour le modèle test-1 sous Python, comme le montre les figures (4.6) et (4.7), sont satisfaisant. En suit en donne dans le tableau (4.4) les valeurs des précisions, sensibilité, et F1-score, pour les 2 sons respiratoires crépitements et sifflements, aussi bien la confusion_matrix en figure (4.8).

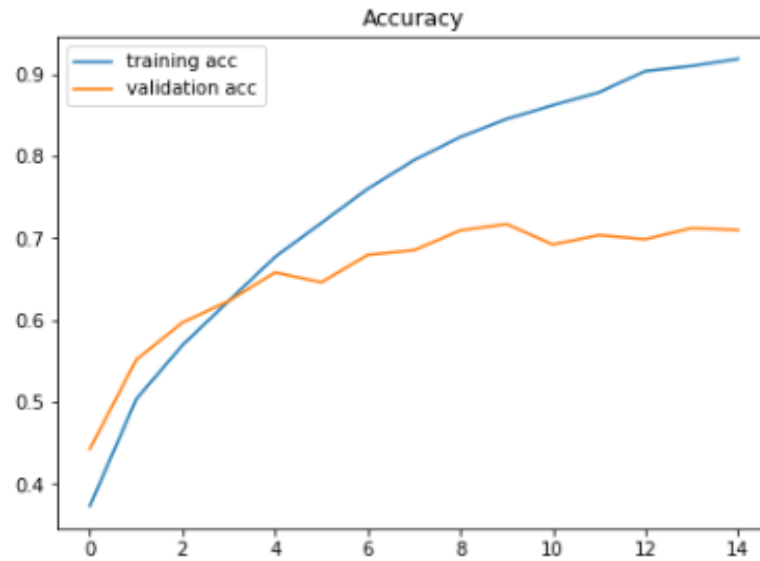


Figure 4.6 : L'accuracy de modèle test-1.

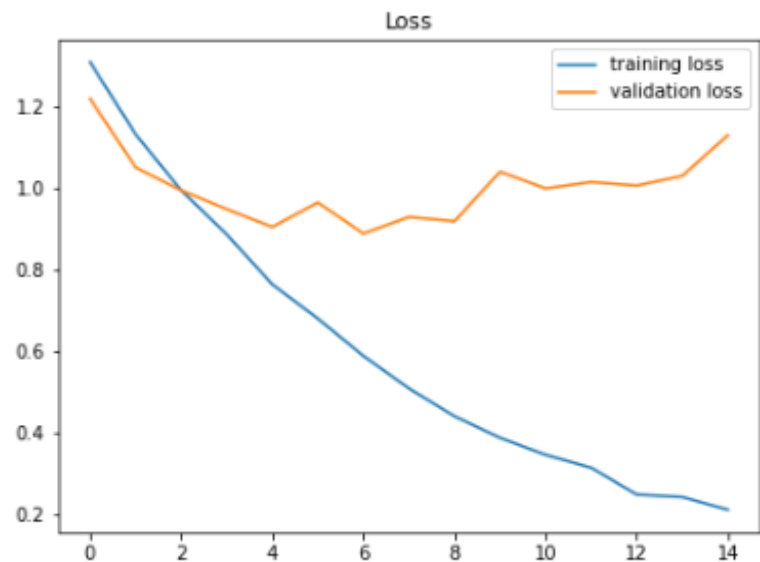


Figure 4.7 : La perte de modèle test-1.

| les classes | précision | sensibilité | f1-score |
|-------------|-----------|-------------|----------|
| Non | 0.76 | 0.84 | 0.80 |
| craquements | 0.70 | 0.57 | 0.63 |
| sifflements | 0.60 | 0.54 | 0.57 |
| Les deux | 0.51 | 0.55 | 0.53 |

Tableau 4.4 : les valeurs des précisions, sensibilité, et F1-score de test-1.

```
[16  31  76 636]]
[21  13 217 127]
[21  97  3  58 ]
[[61  20  13 16 ]
```

Figure 4.8 : confusion_matrix pour test-1.

b) Modèle test-2

Le modèle test-2 est destiné à la classification basée sur le vecteur de caractéristiques d'image Spectrogramme pour les ensembles de données indiqués pour la base de données ICBHI 2017 (présenter en 3.3.1). Nous proposons une architecture de réseau neuronal convolutif à 8 couches et un apprentissage sur 30 époques avec une base de données étiqueter pour un temps d'exécution en 19 heures. Nous avons utilisé des unités linéaires rectifiées (ReLU) comme fonction d'activation entre les couches, ainsi que le max-pooling et le dropout dans différentes couches pour éviter le surajustement. Sur la base des 8 couches de l'architecture, le nombre total de paramètres entraînaibles est de 42, 257, 412 avec une accuracy de 74%. Le tableau (4.5) présente les hyperparamètres.

| Couche (type) | Output | Param |
|--|----------------------|----------|
| conv2d (Conv2D) | (None, 25, 123, 128) | 9984 |
| leaky_re_lu (LeakyReLU) | (None, 25, 123, 128) | 0 |
| max_pooling2d (MaxPooling2D) | (None, 13, 62, 128) | 0 |
| conv2d_1 (Conv2D) | (None, 13, 62, 256) | 819456 |
| leaky_re_lu_1 (LeakyReLU) | (None, 13, 62, 256) | 0 |
| max_pooling2d_1 (MaxPooling2D) | (None, 7, 31, 256) | 0 |
| conv2d_2 (Conv2D) | (None, 7, 31, 256) | 65792 |
| conv2d_3 (Conv2D) | (None, 7, 31, 256) | 590080 |
| leaky_re_lu_2 (LeakyReLU) | (None, 7, 31, 256) | 0 |
| max_pooling2d_2 (MaxPooling2D) | (None, 4, 16, 256) | 0 |
| conv2d_4 (Conv2D) | (None, 4, 16, 512) | 131584 |
| conv2d_5 (Conv2D) | (None, 4, 16, 512) | 2359808 |
| conv2d_6 (Conv2D) | (None, 4, 16, 512) | 262656 |
| conv2d_7 (Conv2D) | (None, 4, 16, 512) | 2359808 |
| max_pooling2d_3 (MaxPooling2D) | (None, 2, 8, 512) | 0 |
| flatten (Flatten) | (None, 8192) | 0 |
| dense (Dense) | (None, 4096) | 33558528 |
| dropout (Dropout) | (None, 4096) | 0 |
| dense_1 (Dense) | (None, 512) | 2097664 |
| dense_2 (Dense) | (None, 4) | 2052 |
| Total params: 42,257,412 Trainable params: 42,257,412 Non-trainable params: 0 | | |

Tableau 4.5 : Hyperparamètres de modèle test-2.

Chapitre 4 : Les résultats

Les résultats obtenus pour le modèle test-2 sous Python, comme le montre les figures (4.9) et (4.10), sont satisfaisants. En suite en donne dans le tableau (4.6) les valeurs des précisions, sensibilité, et F1-score, pour les 2 sons respiratoires crépitements et sifflements, aussi bien la confusion_matrix en figure (4.11).

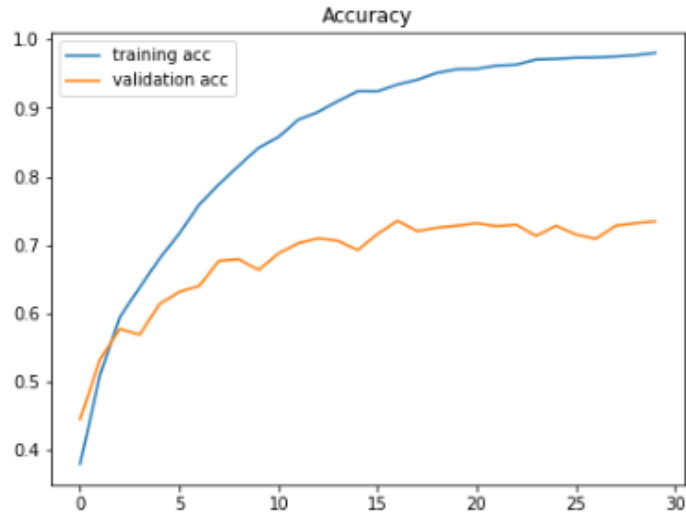


Figure 4.9 : : L'accuracy de modèle test-2.



Figure 4.10 : La perte de modèle test-2.

| les classes | précision | sensibilité | f1-score |
|-------------|-----------|-------------|----------|
| Non | 0.83 | 0.79 | 0.81 |
| craquements | 0.66 | 0.75 | 0.70 |
| sifflements | 0.69 | 0.63 | 0.66 |
| Les deux | 0.55 | 0.52 | 0.54 |

Tableau 4.6 : les valeurs des précisions, sensibilité, et F1-score de test-2.

```
[16  32  109 599]]
[ 8   4   283 80 ]
[21  117  13  34 ]
[[55  16  25  9  ]
```

Figure 4.11 : confusion_matrix pour test-2.

c) **Modèle test-3**

Le modèle test-3 est destiné à la classification basée sur le vecteur de caractéristiques d'image Spectrogramme pour les ensembles de données indiqués pour la base de données ICBHI 2017 (présenter en 3.3.1). Nous proposons une architecture de réseau neuronal convolutif à 16 couches et un apprentissage sur 30 époques avec une base de données étiqueter pour un temps d'exécution en 23 heures. Nous avons utilisé des unités linéaires rectifiées (ReLU) comme fonction d'activation entre les couches, ainsi que le max-pooling et le dropout dans différentes couches pour éviter le surajustement. Sur la base des 8 couches de l'architecture, le nombre total de paramètres entraînaibles est de 42, 257, 412 avec une accuracy de 73%. Le tableau (4.7) présente les hyperparamètres.

| Couche (type) | Output | Param |
|--|----------------------|----------|
| conv2d_8 (Conv2D) | (None, 25, 123, 128) | 9984 |
| leaky_re_lu_3 (LeakyReLU) | (None, 25, 123, 128) | 0 |
| max_pooling2d_4 (MaxPooling2D) | (None, 13, 62, 128) | 0 |
| conv2d_9 (Conv2D) | (None, 13, 62, 256) | 819456 |
| leaky_re_lu_4 (LeakyReLU) | (None, 13, 62, 256) | 0 |
| max_pooling2d_5 (MaxPooling2D) | (None, 7, 31, 256) | 0 |
| conv2d_10 (Conv2D) | (None, 7, 31, 256) | 65792 |
| conv2d_11 (Conv2D) | (None, 7, 31, 256) | 590080 |
| leaky_re_lu_5 (LeakyReLU) | (None, 7, 31, 256) | 0 |
| max_pooling2d_6 (MaxPooling2D) | (None, 4, 16, 256) | 0 |
| conv2d_12 (Conv2D) | (None, 4, 16, 512) | 131584 |
| conv2d_13 (Conv2D) | (None, 4, 16, 512) | 2359808 |
| conv2d_14 (Conv2D) | (None, 4, 16, 512) | 262656 |
| conv2d_15 (Conv2D) | (None, 4, 16, 512) | 2359808 |
| max_pooling2d_7 (MaxPooling2D) | (None, 2, 8, 512) | 0 |
| flatten_1 (Flatten) | (None, 8192) | 0 |
| dense (Dense) | (None, 4096) | 33558528 |
| dropout (Dropout) | (None, 4096) | 0 |
| dense_1 (Dense) | (None, 512) | 2097664 |
| dense_2 (Dense) | (None, 4) | 2052 |
| Total params: 42,257,412 Trainable params: 42,257,412 Non-trainable params: 0 | | |

Tableau 4.7 : Hyperparamètres de modèle test-3.

Les résultats obtenus pour le modèle test-3 sous Python, comme le montre les figures (4.12) et (4.13), sont satisfaisant. En suit en donne dans le tableau (4.8) les valeurs des précisions, sensibilité, et F1-score, pour les 2 sons respiratoires crépitements et sifflements, aussi bien la confusion_matrix en figure (4.14).

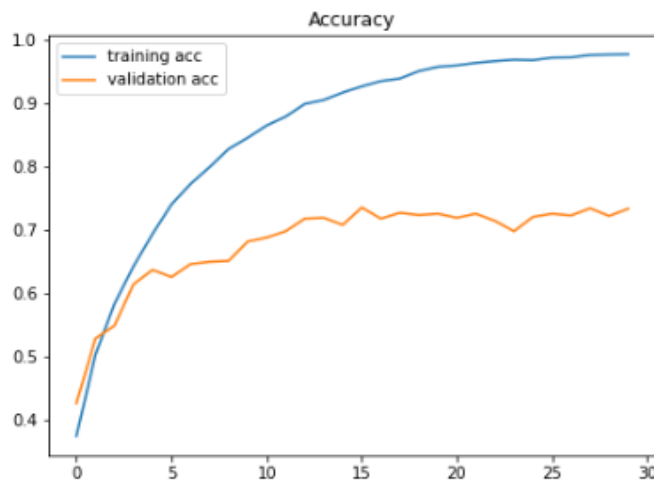


Figure 4.12 : L'accuracy de modèle test-3.



Figure 4.13 : La perte de modèle test-3.

| les classes | précision | sensibilité | f1-score |
|-------------|-----------|-------------|----------|
| Non | 0.78 | 0.86 | 0.82 |
| craquements | 0.67 | 0.63 | 0.65 |
| sifflements | 0.64 | 0.54 | 0.59 |
| Les deux | 0.56 | 0.44 | 0.49 |

Tableau 4.8 : les valeurs des précisions, sensibilité, et F1-score de test-3.

```
[ 4  23  79 653 ]
[13  16 238 109 ]
[20 100  17  47 ]
[[47  18  19  23 ]
```

Figure 4.14 : confusion_matrix pour test-3.

d) Modèle test-4

Le modèle test-4 est destiné à la classification basée sur le vecteur de caractéristiques d'image Spectrogramme pour les ensembles de données indiqués pour la base de données ICBHI 2017 (présenter en 3.3.1). Nous proposons une architecture de réseau neuronal convolutif à 16 couches et un apprentissage sur 45 époques avec une base de données étiqueter pour un temps d'exécution en 30 heures. Nous avons utilisé des unités linéaires rectifiées (ReLU) comme fonction d'activation entre les couches, ainsi que le max-pooling et le dropout dans différentes couches pour éviter le surajustement. Sur la base des 8 couches de l'architecture, le nombre total de paramètres entraînaibles est de 42, 257, 412 avec une accuracy de 75%. Le tableau (4.9) présente les hyperparamètres.

Chapitre 4 : Les résultats

| Couche (type) | Output | Param |
|-------------------------------------|----------------------|----------|
| conv2d (Conv2D) | (None, 25, 123, 128) | 9984 |
| leaky_re_lu (LeakyReLU) | (None, 25, 123, 128) | 0 |
| max_pooling2d (MaxPooling2D) | (None, 13, 62, 128) | 0 |
| conv2d_1 (Conv2D) | (None, 13, 62, 256) | 819456 |
| leaky_re_lu_1 (LeakyReLU) | (None, 13, 62, 256) | 0 |
| max_pooling2d_1 (MaxPooling2D) | (None, 7, 31, 256) | 0 |
| conv2d_2 (Conv2D) | (None, 7, 31, 256) | 65792 |
| conv2d_3 (Conv2D) | (None, 7, 31, 256) | 590080 |
| leaky_re_lu_2 (LeakyReLU) | (None, 7, 31, 256) | 0 |
| max_pooling2d_2 (MaxPooling2D) | (None, 4, 16, 256) | 0 |
| conv2d_4 (Conv2D) | (None, 4, 16, 512) | 131584 |
| conv2d_5 (Conv2D) | (None, 4, 16, 512) | 2359808 |
| conv2d_6 (Conv2D) | (None, 4, 16, 512) | 262656 |
| conv2d_7 (Conv2D) | (None, 4, 16, 512) | 2359808 |
| max_pooling2d_3 (MaxPooling2D) | (None, 2, 8, 512) | 0 |
| flatten (Flatten) | (None, 8192) | 0 |
| dense (Dense) | (None, 4096) | 33558528 |
| dropout (Dropout) | (None, 4096) | 0 |
| dense_1 (Dense) | (None, 512) | 2097664 |
| dense_2 (Dense) | (None, 4) | 2052 |
| Total params: 42,257,412 | | |
| Trainable params: 42,257,412 | | |
| Non-trainable params: 0 | | |

Tableau 4.9 : Hyperparamètres de modèle test-4.

Les résultats obtenus pour le modèle test-4 sous Python, comme le montre les figures (4.15) et (4.16), sont satisfaisants. En suite en donne dans le tableau (4.10) les valeurs des précisions, sensibilité, et F1-score, pour les 2 sons respiratoires crépitements et sifflements, aussi bien la confusion_matrix en figure (4.17).

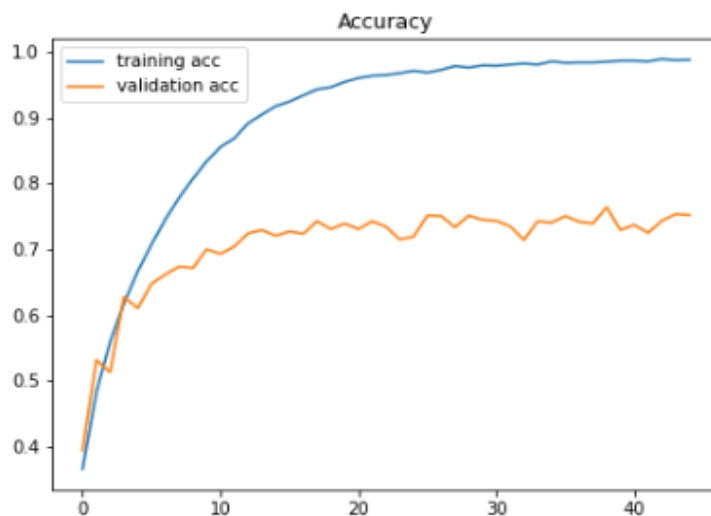


Figure 4.15 : L'accuracy de modèle test-4.



Figure 4.16 : La perte de modèle test-4.

| les classes | précision | sensibilité | f1-score |
|-------------|-----------|-------------|----------|
| Non | 0.79 | 0.86 | 0.83 |
| craquements | 0.73 | 0.66 | 0.69 |
| sifflements | 0.72 | 0.66 | 0.69 |
| Les deux | 0.6 | 0.5 | 0.54 |

Tableau 4.10 : les valeurs des précisions, sensibilité, et F1-score de test-4.

```
[9 23 71 658]
[12 3 249 115]
[15 118 9 38 ]
[[55 20 14 22 ]
```

Figure 4.17 : confusion_matrix pour test-4.

En se basant sur la précision, la sensibilité, et F1-score est la complexité nous avons choisi le réseau de neurone de test-4.

4.2.2 Diagnostic sous Python

Nous avons formé deux classificateurs SVM, l'un pour détecter les sifflements et crépitements, et l'autre pour détecter les maladies respiratoires. Un RBF kernel grid a été utilisé par les deux classificateurs avec des meilleurs hyperparamètres.

Les performances de chaque classificateur ont été évaluées en calculant la courbe ROC et la courbe AUC associée. La distance entre chaque point dans la validation et la limite de décision a été calculée pour générer les courbes ROC. La bibliothèque SciKit-Learn Python a été utilisée pour créer les SVM.

Si les deux classificateurs étaient conçus pour avoir les taux de faux positifs pour les sifflements et les crépitements seraient respectivement de 0,79, 0,81, 0,75 et ,71 pour les 4 classes. La figure (4.18) illustre les courbes ROC des 4 classificateurs, dont la première, c'est la classe présence de crépitements, la deuxième classe présence sifflements, la troisième classe présence les deux types au même temps et quatrième classe l'absence le crépitements et sifflements. Ces résultats sont conformes à l'auscultation humaine effectuée par les résidents en médecine interne et en médecine familiale pour détecter les crépitements et les sifflements.

D'autres parte, si en rajout des traitements des sons respiratoires comme le filtrage de bruits du corps. Cela peut nettement améliorer les résultats de la classification avec les même paramètres et caractéristiques proposer dans cette approche.

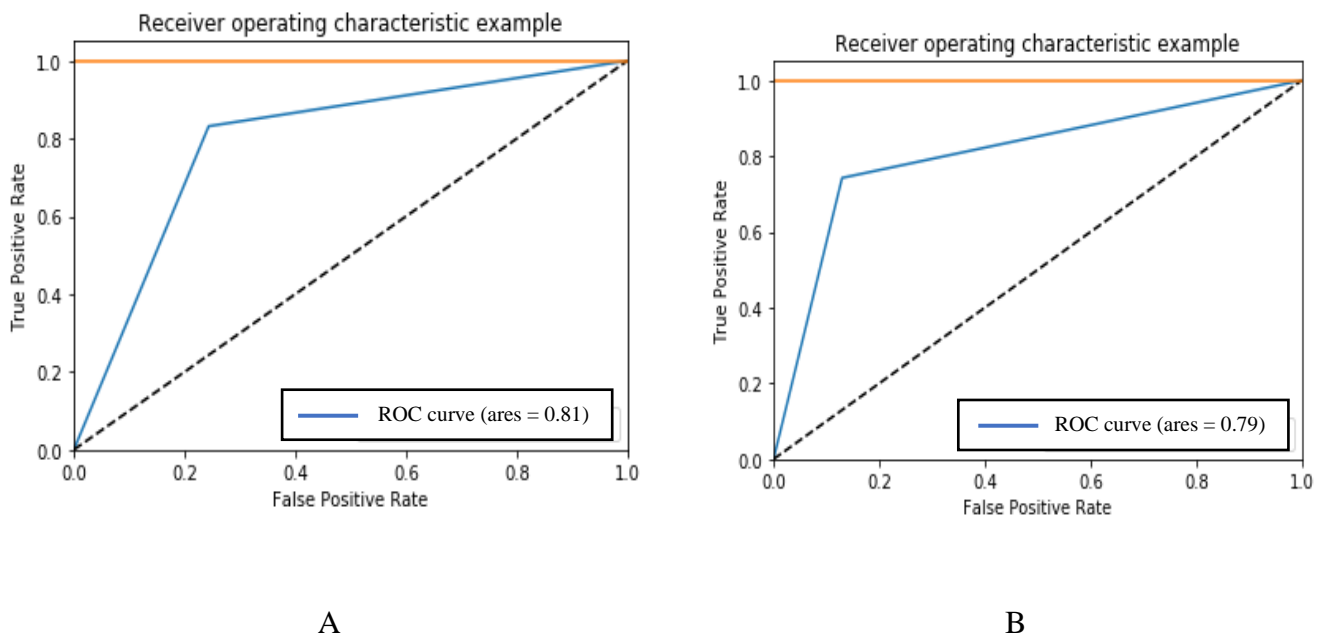


Figure 4.18 : ROC courbe pour les deux classes.

Tel que :

A : C'est le ROC pour la première classe , la présence de crépitements.

B : C'est le ROC pour la deuxième classe , la présence de sifflements.

Courbe ROC (Receiver Operating Characteristic Curve) : Une courbe ROC est un graphique montrant les performances d'un modèle de classification à tous les seuils de classification. L'axe des y du graphique est le taux de vrais positifs, tandis que l'axe des x est le taux de faux positifs et le graphique est constitué des valeurs True Positive Rate et False Positive Rate variant le seuil.

Conclusion

Générale

Conclusion Générale

Un son pur est constitué d'une oscillation simple vibrant à une période et une amplitude donnée. La hauteur est une notion liée essentiellement à la perception de la fréquence d'un son. Par définition, l'intervalle entre deux hauteurs ne se mesure pas par la différence des fréquences mais par leur rapport. La puissance, l'intensité ou l'amplitude sont exprimées en décibels, transformation logarithmique qui s'est généralisée en acoustique du fait de la bonne corrélation entre cette échelle logarithmique et la perception auditive.

Les sifflements aigus peuvent être causés par une inflammation ou un rétrécissement des tubules bronchiques et sont donc une indication d'asthme ou de maladie pulmonaire obstructive chronique. Par ailleurs, les crépitants sont des ondes irrégulières aiguës (fines) ou graves (grossières) associées à une pneumonie, une bronchite ou une insuffisance cardiaque. Les frottements pleuraux, quant à eux, sont des sons rythmiques graves associés à une inflammation de la paroi pulmonaire causée par un épanchement pleural. Les stridors sont généralement causés par un œdème de la trachée ou du larynx. Toutes les parties du système respiratoire, y compris la trachée, les bronches et les organes pulmonaires, peuvent être affectées par ces maladies. Cependant, lorsque ces maladies atteignent l'organe pulmonaire, elles peuvent provoquer des conditions critiques et fatales car les virus et les bactéries peuvent endommager les alvéoles, une partie vitale de l'organe pulmonaire.

Nous avons réalisé un mind mapping qui regroupe les sons pulmonaires normaux (trachéal, bronchique, broncho-vésiculaire et vésiculaire) et les caractéristiques de chaque son d'une manière explicite. Et un autre pour les sons anormaux. Dans ce travail, nous nous sommes principalement appuyés sur les sons respiratoires (inspiration et d'expiration), en commençant par leur enregistrement, leur analyse et leur traitement.

Nous avons rencontré quelques problèmes d'enregistrement sonore dont le plus important est la présence de bruit dans l'environnement. Alors qu'enregistrer du son avec des téléphones portables ou des enregistreurs vocaux et moins fiable qu'un enregistrement fait par un stéthoscope électronique Littmann ou Master Elite ou un microphone Lavalier professionnel C417 L, AKG HARMA. Surtout en termes de bande passante. Pour cette raison nous avons commencé une collecte au niveau de l'hôpital Brahim Tirichine. Initiative abandonnée au profit de base de données téléchargeable gratuitement. Solution adoptée par beaucoup de travaux dans la littérature. D'autant que cela permet une comparaison avec l'ensemble des travaux

Conclusion Générale

Les données ont été enregistrées à partir de 126 patients différents. Il y a un total de 5,5 heures d'enregistrements avec 6898 cycles respiratoires, dont 1864 contiennent des crépitements, dont 886 contiennent des sifflements et 506 ont à la fois des crépitements et des sifflements. L'ensemble de données comprend à la fois des sons respiratoires clairs et des émis bruyants qui simulent la réalité. Des enfants, des adultes et des personnes âgées font partie des patients et connaissent diverses maladies respiratoires.

Le logiciel Matlab 2014 a été utilisé pour analyser les sons ou bruits respiratoires et identifier les caractéristiques des sons normaux et anormaux. Les résultats ont été plus perceptible sur une représentation de son en spectrogramme. Nous avons montré les signatures des sons respiratoires sur un spectrogramme, en particulier crépitants et Les sifflements.

Ces images ont été utilisées comme entrées dans CNN, Nous préposons une architecture de réseau neuronal convolutif à 16 couches et un apprentissage sur 45 époques avec une base de données étiqueter trouver en temps d'exécution en 30 heures.

Le CNN a permis de classifier les sons respiratoires en quatre classes : dont la première, c'est la classe présence de crépitements, la deuxième classe présence sifflements, la troisième classe présence les deux types au même temps et quatrième classe l'absence le crépitements et sifflements. Avec performances pour chaque classe, la précision, la sensibilité et F1-Score de la première classe sont 0.73, 0.66 et 0.69 respectivement, pour la deuxième classe 0.72, 0.66 et 0.69 respectivement, la troisième et quatrième classes 0.60, 0.50, 0.54 et 0.79, 0.86, 0.83 respectivement.

Enfin, nous avons utilisé la méthode de classification SVM, qui est une méthode d'aidés au diagnostic. L'entrées c'est les sons respiratoires de la data base, et les sorties c'est les classifications des maladies respiratoires COPD, asthme, URTI, ... est.

Dans des travaux antérieurs nous envisageons de traiter d'autres RS, tel que râles et stridor. Nous avons également d'autres objectifs comme l'augmentation de la précision de la classification.

Bibliographie

[1] Nandini S, Sahidullah M, Goutam S.2016 " *Lung sound classification using cepstral-based statistical features*". Comput Biol Med. 75:118–29.

[2] Kumar, L., Renuka, D., & Rose, S., et al., 2022." *Deep learning based assistive technology on audio visual speech recognition for hearing impaired* ", International Journal of Cognitive Computing in Engineering, 3, pp.24-30.

[3] Encyclopedia Britannica. 2022. sound | Properties, Types, & Facts. [En ligne] Disponible dans : <https://www.britannica.com/science/sound-physics>, [Consulter entre 03 Mars - 12 May 2022].

[4] Training.seer.cancer.gov. n.d. Respiratory Tract | SEER Training. Disponible à : <<https://training.seer.cancer.gov/lung/anatomy/respiratory.html>> [Consulté le 19 mai 2022].

[5] Training.seer.cancer.gov. n.d. Respiratory Tract | SEER Training. Disponible à : <<https://training.seer.cancer.gov/lung/anatomy/respiratory.html>> [Consulté le 19 mai 2022].

[6] Moussavi, Z., 2006. " *Fundamentals of Respiratory System and Sounds Analysis*". San Rafael : Morgan & Claypool Publishers.

[7] Body, V., n.d. Système respiratoire. Visible Body. Disponible à : <<https://www.visiblebody.com/fr/learn/respiratory>> [Consulté le 19 May 2022].

[8] British Journal of Healthcare Assistants Avril 2018 Vol 12 No 4.

[9] Patwa, A., & Shah, A. et al., (2015). " *Anatomy and physiology of respiratory system relevant to anaesthesia*". Indian journal of anaesthesia, 59(9), 533–541.

Bibliographie

[10] Weibel, Ewald R., & Elliott David H., Klocke, et al. "*human respiratory system*". Encyclopedia Britannica.

[11] Marcus, C., 2010. " *The respiratory system: not just the lungs* ". Paediatric Respiratory Reviews, 11(4), pp.191-192.

[12] L.Quenum, D., & n.d. L'ASTHME. MonmedMag. Disponible à : <<https://monmedenligne.com/Blog/sante/lasthme-lessentiel-et-les-bons-reflexes-pendant-la-crise/>> [Consulté le 27 May 2022].

[13] Chuah JS, et Moussavi ZK, 2004. "*Automated respiratory phase detection by acoustical means*". Univ. Manitoba, Dept de génie électrique et informatique.

[14] Sarkar, M., Madabhavi, I., & Niranjana, N. et al., 2015. " *Auscultation of the respiratory system. Annals of Thoracic Medicine* ", 10(3), p.158.

[15] Gavriely N, Palti Y, et Alroy G. 1981." *Spectral characteristics of normal breath sounds* ". JAppl Physiol Respir Environ Exerc Physiol.

[16] Reichert, S., Gass, R., Brandt, C., & Andrès, E. 2008. " *L'auscultation pulmonaire à l'ère de la médecine factuelle* ", Revue Des Maladies Respiratoires, 25(6), pp 674-682.

[17] Broaddus, V. Courtney, 2015. " *Murray and Nadel's Textbook of Respiratory Medicine.* ", Saunders.

[18] Rapporteur 12 Mars 2022, à partir de https://www.psychanalyse.com/pdf/MEDECINE_DIVERS_hippocrate_histoire.pdf.

[19] Asatani, N., Kamiya, T., Mabu, S., & Kido, S. ,2021. "*Classification of respiratory sounds using improved convolutional recurrent neural network*". Computers & Electrical Engineering.

Bibliographie

[20] Crofton J., et Douglas A. 1981. "*Common clinical manifestations in respiratory disease*". Maladies respiratoires : 3e édition. Publications scientifiques Blackwell, pp102-8.

[21] AlJarad N, Davies SW, & Logan-Sinclair R, et al.,1994." *Lung crackle characteristics in patients with asbestosis, asbestos-related pleural disease and left ventricular failure using a time-expanded waveform analysis: A comparative study*". Respiratory Medicine, pp 37-46.

[22] C.Phani Sudershan ,et S.V.N.Narayana Rao ,2020. "*Classification of crackle sounds using support vector machine*". 2020 28th Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU), pp. 1-4

[23] A. Windmon et al., 2019. "*TussisWatch: A Smart-Phone System to Identify Cough Episodes as Early Symptoms of Chronic Obstructive Pulmonary Disease and Congestive Heart Failure*". In IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, vol. 23, no. 4, pp. 1566-1573.

[24] Nagasaka, Y., Tsuchiya, M., & Nakano, et al. ,2020. "*Sound characteristics and clinical implication of rumbling rhonchi in asthma*". Chest, 157(6), p A425.

[25] C.Hausser-Hauw, et F.Chabolle., 2014. "*Ronflements et syndrome d'apnées obstructives du sommeil*". Du Symptôme à la Prescription en Médecine Générale (2e édition), pp. 384-393.

[26] Sovijarvi AR, Malmberg LP, & Charbonneau G, et al. 2000." *Characteristics of breath sounds and adventitious respiratory sounds*". Eur Respir Rev 10:591–6.

[27] Vipul Jindal, Varun Agarwal, et S.Kalaivani , 2018. "*Respiratory Sound Analysis for Detection of Pulmonary Diseases*". 2018 IEEE Applied Signal Processing Conference (ASPCON), pp. 293-296,

Bibliographie

[28] Kiyokawa H, Greenberg M, & Shirota K, et al., 2006 "*Auditory detection of stimulated crackles in breath sounds*". Chest 119:1886–92.

[29] Earis JE, et Cheetham BM, 2000. "*Future perspectives for respiratory sound research*". Techniques for respiratory sound analysis. Eur Respir Rev 10 :636–40.

[30] Sestini P, Renzoni E, & Rossi M et al. 1995. "*Presentation of lung sounds as learning aid for medical students*". Eur Respir Rev 8:783–8.

[31] Bahoura M. ,1999. "*Analyse des signaux acoustiques respiratoires : contribution à la détection automatique des sibilants par paquets d'ondelettes*", PhD Thésis, Univ. Rouen, France1999.

[32] Cheetham BM, Charbonneau G, & Giordano A, et al., 2000. "*Digitalization of data for respiratory sound recordings*". Eur Respir Rev 10:621–4.

[34] Kompis M, Pasterkamp H, et Wodicka GR. 2001. "*Acoustic imaging of the human chest*", Chest 120:1309–21.

[35] Laubscher TP, Heinrichs W, & Weiler N, et al. 1994. "*An adaptive lung ventilation controller*". IEEE Trans Biomed Eng 41: 51–9.

[36] Gan K, Nishi I, & Chin I, et al., 1993. "*On-line determination of pulmonary blood flow using respiratory inert gas analysis*". IEEE Trans Biomed Eng 40:1250–9.

[37] Bahoura M, et Lu X., 2006. "*Separation of crackles from vesicular sounds using wavelet packet transform*". Acoustics, Speech and Signal Processing ICASSP 2:1076–9.

[38] Yadollahi ZMK, et Moussavi. ,2006. "*A robust method for heart sounds localization using lung sounds entropy*". IEEE Trans Biomed Eng 53:497–502.

Bibliographie

[39] Iyer VK, Rammoorthy PA, & Fan Het al., 1996. " *Reduction of heart sounds from sounds by adaptive filtering*". IEEE Trans Biomed Eng 33:1141–8.

[40] J. Grimes et S. Doran, 1970 " *Equal loudness contour circuit using an operational amplifier*". In IEEE Transactions sur audio et électroacoustique, pp. 313-315.

[41] Piirilä, P., & Sovijärvi, A. (1995), " *Crackles: recording, analysis and clinical significance* ". European Respiratory Journal, 8(12), 2139-2148.

[42] J. Vanderschoot, Panu, & P. Lipponen, et al. 1998. " *Distribution of crackles on the flow-volume plane in different pulmonary diseases*". Technol Health Care. 6(1) :81-9. PMID: 9754687.

[43] Ouchi, K., Hasegawa, K., & Nonaka, Y et al. 1999. " *Rapid diagnosis of adenovirus respiratory tract infections by immunochromatography* ". Journal Of Infection And Chemotherapy, 5(4), pp 220-222.

[44] Rietveld, S., Oud, M., & Dooijes, E. 1999. " *Classification of Asthmatic Breath Sounds: Preliminary Results of the Classifying Capacity of Human Examiners versus Artificial Neural Networks*". Computers And Biomedical Research, 32(5), 440-448.

[45] Davies, G., Wells, A., & du Bois, R. 2004. " *Respiratory bronchiolitis associated with interstitial lung disease and desquamative interstitial pneumonia*". Clinics In Chest Medicine, 25(4), pp 717-726.

[46] Raymond LH Murphy, Andrey Vyshedskiy, & Verna-Ann, et al. 2004." *Automated lung sound analysis in patients with pneumonia*". Respiratory care, vol 49, nb 12.

[47] Hardie, J., Vollmer, W., & Sonia Buist, A., et al. 2005. " *Respiratory symptoms and obstructive pulmonary disease in a population aged over 70 years*". Respiratory Medicine, 99(2), 186-195.

[48] Guntupalli, K., Alapat, P., & Bandi, V., et al. 2008. "*Validation of Automatic Wheeze Detection in Patients with Obstructed Airways and in Healthy Subjects*". Journal Of Asthma, 45(10), 903-907.

[49] Tomonari Masada, Senya Kiyasu, & Sueharu Miyahara, 2008. "*Unmixed Spectrum Clustering for Template Composition in Lung Sound Classification*". Advances in Knowledge Discovery and Data Mining, pp 964–969.

[50] Neil R MacIntyre, 2009. "*Spirometry for the Diagnosis and Management of Chronic Obstructive Pulmonary Disease*". Respir Care. Août, 54(8):1050-7. Erratum in: Respir Care. 2009 Nov ,54(11):1501.

[51] S. A. Taplidou et L. J. Hadjileontiadis, 2010. "*Analysis of Wheezes Using Wavelet Higher Order Spectral Features*". En IEEE Transactions on Biomedical Engineering, vol 57, pp. 1596-1610.

[52] Ria Lestari Moedomo, M. Sukrisno Mardiyanto, & Munawar Ahmad et al. 2012. "*The breath sound analysis for diseases diagnosis and stress measurement*". International Conference on System Engineering and Technology (ICSET), pp. 1-6,

[53] Shengkun Xie, Feng Jin, & Sridhar Krishnan et al. 2012. "*Signal feature extraction by multi-scale PCA and its application to respiratory sound classification*". Med Biol Eng Comput, vol 50(7) :759-68.

[54] Mahmood Al-khassaweneh, & Ra'ed Bani Abdelrahman ,2013. "*A signal processing approach for the diagnosis of asthma from cough sounds*". J Med Eng Technol, vol 37(3):165-71.

[55] Lei B., Rahman SA, & Song I. 2014. "*Content-based classification of breath sound with enhanced features*". Neurocomputing, 141, 139-147.

Bibliographie

[56] Cátia Pinhoa, Ana Oliveira, & Cristina Jácomea et al. 2015. "*Automatic crackle detection algorithm based on fractal dimension and box filtering*". *Procedia Computer Science*, 64, 705-712.

[57] S. D. Chede , & N. Ambatkar , 2015. " *Lung Sound Analysis Based Methodology to Identify Asthmatic Patient for Low Power Low Cos Embedded System*". IEE International Conference on Energy Systems and Applications, pp. 744-747.

[58] Chamberlain D, Kodgule R, & Ganelin D, et al. 2016. " *Application of Semi-Supervised Deep Learning to Lung Sound Analysis*". *Annu Int Conf IEEE Eng Med Biol Soc*, pp 804-807.

[59] Renard Xaviero Adhi Pramono, Syed Anas Imtiaz, & Esther Rodriguez-VillegasA 2016." *Cough-Based Algorithm for Automatic Diagnosis of Pertussis*". *PLoS One*. 11(9): e0162128.

[60] Irin Bandyopadhyaya, Md. Ariful Islam, & Parthasarathi et al. 2017. " *A Novel Spectrogram Based Approach Towards: Automatic Lung Sound Cycle Extraction* ". *IEEE Calcutta Conference (CALCON)*, pp. 448-451.

[61] Aykanat, M., Kılıç, Ö., & Kurt, B., et al., 2017. "*Classification of lung sounds using convolutional neural networks*". *EURASIP Journal On Image And Video Processing*.

[62] Assadi, I., Charef, A., & Copot, D., et al., 2017. " *Evaluation of respiratory properties by means of fractional order models*". *Biomedical Signal Processing And Control*, 34, 206-213.

[63] Vipul Jindal, Varun Agarwal, & S.Kalaivani , 2018 " *Respiratory Sound Analysis for Detection of Pulmonary Diseases*". *IEEE Applied Signal Processing Conference (ASPCON)*, pp. 293-296.

Bibliographie

[64] S. Khomsay, R. Vanijjirattikhan & J. Suwatthikul, 2019. "*Cough detection using PCA and Deep Learning*". International Conference on Information and Communication Technology Convergence (ICTC).

[65] Roneel V Sharan, Udantha R Abeyratne, & Vinayak R Swarnkar, et al. 2019. "*Automatic Croup Diagnosis Using Cough Sound Recognition*". IEEE Trans Biomed Eng. 66(2):485-495.

[66] Messner, E., Fediuk, M., & Swatek et al. 2020. "*Multi-channel lung sound classification with convolutional recurrent neural networks*". Computers In Biology And Medicine, 122, 103831.

[67] Syed Zohaib Hassan Naqvi, & Mohammad Ahmad Choudhry, 2020. "*An Automated System for Classification of Chronic Obstructive Pulmonary Disease and Pneumonia Patients Using Lung Sound Analysis*". Sensors (Basel). 14,20(22):6512.

[68] Sudip Vhaduri, 2020. "*Nocturnal Cough and Snore Detection Using Smartphones in Presence of Multiple Background-Noises*". Proceedings of the 3rd ACM SIGCAS Conference on Computing and Sustainable Societies, pp 174–186.

[69] Jayalakshmy S, & Sudha GF. 2020. "*Scalogram based prediction model for respiratory disorders using optimized convolutional neural networks*". Artif Intell Med, 103:101809.

[70] Paweł Stasiakiewicz, Andrzej P. Dobrowolski, & Tomasz Targowski, et al. 2021. "*Automatic classification of normal and sick patients with crackles using wavelet packet decomposition and support vector machine*". Biomedical Signal Processing And vol 67, 102521.

[71] Srivastava, A., Jain, S., & Miranda, R et al. 2021. "*Deep learning based respiratory sound analysis for detection of chronic obstructive pulmonary disease*". Peerj Computer Science 7, e369.

Bibliographie

[72] Sibghatullah I.Khan, & Ram Bilas Pachori. , 2021."Automated classification of lung sound signals based on empirical mode decomposition". Department of Electronics and Communication Engineering, Sreenidhi Institute of Science and Technology, Hyderabad, India.

[73] Lam Pham, Huy Phan, & Ramaswamy Palaniappan, et al. ,2021. " CNN-MoE based framework for classification of respiratory anomalies and lung disease detection". IEEE J Biomed Health Inform. 25(8):2938-2947.

[74] Yoonjoo Kim, YunKyong Hyon, & Sung Soo Jung, et al., 2021. " Respiratory sound classification for crackles, wheezes, and rhonchi in the clinical field using deep Learning". Sci Rep. 25,11(1) :17186.

[75] X. Chen, M. Hu, & G. Zhai, 2021. "Cough Detection Using Selected Informative Features from Audio Signals". 14th International Congress on Image and Signal Processing, BioMedical Engineering and Informatics (CISP-BMEI).

[76] P. Faustino, J. Oliveira & M. Coimbra, 2021. "Crackle and wheeze detection in lung sound signals using convolutional neural networks". 43rd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society (EMBC), pp. 345-348.

[77] D. Perna, 2018. "Convolutional Neural Networks Learning from Respiratory data". IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedicine (BIBM), pp. 2109-2113.

[78] Sarkar M, Madabhavi I, & Niranjana N et al. 2015. "Auscultation of the respiratory system". Ann Thorac Med 10:158.

[79] Pramono RXA, Intiaz SA, & Rodriguez-Villegas E. 2019. "Evaluation of features for classification of wheezes and normal respiratory sounds". PLOS ONE 14: e0213659.

Bibliographie

[80] Shi L, Du K, Zhang C, Ma H, Yan W, 2019. " *Lung sound recognition algorithm based on vggish-bigru*". IEEE Accéder vol 7, pp. 139438-139449.

[81] Gautam N, & Pokle S. 2013. " *Wavelet scalogram analysis of phonopulmonographic signals*". Int J Med Eng Informatics 5:245–52.

[82] Kahya YP, Yeginer M, & Bilgic B.2006, " *Classifying respiratory sounds with different feature sets* ". 2006 Conférence internationale de l'IEEE Engineering en Medicine and Biology Society 2856–9.

[83] Orjuela-Ca nón Alvaro D, Gómez-Cajas Diego F, & Jiménez- Moreno R. 2014." *Artificial neural networks for acoustic lung signals classification* " Congrès ibéro-américain sur la reconnaissance des formes 214–21.

[84] Serbes G, Sakar CO, & Kahya YP, 2013. " *Pulmonary crackle detection using time-frequency and time-scale analysis* " Dig Signal Process 23:1012–21.

[85] Bahoura M. 2009. " *Pattern recognition methods applied to respiratory sounds classification into normal and wheeze classes*". Comput Biol Med 39:824–43.

[86] Naves R, Barbosa BH, & Ferreira DD, 2016. " *Classification of lung sounds using higher-order statistics: a divide-and-conquer approach*". Comput Methods Programs Biomed 129:12–20.

[87] Serbes G, Sakar CO, & Kahya YPet al. 2013. " *Pulmonary crackle detection using time-frequency and time-scale analysis*". Dig Signal Process 23:1012–21.

[88] Jin F, Sattar F, & Goh DY. 2014. " *New approaches for spectro-temporal feature extraction with applications to respiratory sound classification*". Neurocomputing 123:362–71.

Bibliographie

[89] Orjuela-Cañón Alvaro D, Gómez-Cajas Diego F, & Jiménez- Moreno Robinson. 2014.

"*Artificial neural networks for acoustic lung signals classification*". Ibero-American Congress on Pattern Recognition 214–21.

[90] Messner E, Fediuk M, & Swatek P, et al. 2020. "*multi-channel lung sound classification with convolutional recurrent neural networks*". *Comput Biol Med* 122:103831.

[91] Aykanat M, Kiliç Ö, & Kurt B, et al. 2017. "*Classification of lung sounds using convolutional neural networks*". *EURASIP J Image Video Process* 1–9.

[92] Riella R, Nohama P, & Maia J. 2009. "*Method for automatic detection of wheezing in lung sounds*". *Braz J Med Biol Res* 42:674–84.

[93] Oweis R, Abdulhay E, & Khayal A et al. 2014. "*An alternative respiratory sounds classification system utilizing artificial neural networks*". *Biomed J* 38.

[94] Serbes G, Sakar CO, & Kahya YP, et al. 2013. "*Pulmonary crackle detection using time-frequency and time scale analysis*". *Dig Signal Process* 23:1012–21.

[95] Fraiwan, L., Hassanin, O., & Fraiwan, M., 2021. "*Automatic identification of respiratory diseases from stethoscopic lung sound signals using ensemble classifiers*". *Biocybernetics And Biomedical Engineering*, 41(1), 1-14.

[96] Easy Auscultation website, <http://www.easyauscultation.com/>. (consulté en 15/04/2022).

[97] ICBHI 2017 Challenge | ICBHI Challenge (auth.gr).

[98] Haider, N. S., Periyasamy, R., & Joshi, D. et al., 2018. "*Savitzky- Golay filter for denoising lung sound*". *Braz. Arch. Biol. Technol.* 61: e18180203.

Bibliographie

[99] Cortes, C., & Vapnik, V., 1995. "*Support-vector networks*". Mach. Learn. 20(3):273–297. <https://doi.org/10.1007/BF00994018>.

[100] Kamruzzaman J, & Begg RK. 2006. "*Support vector machines and other pattern recognition approaches to the diagnosis of cerebral palsy gait*". IEEE Trans Biomed Eng 53:2479–90.

[101] Chapter 2: SVM (Support Vector Machine) — Theory, Website <https://medium.com/machine-learning-101/chapter-2-svm-support-vector-machine-theory-f0812effc72>. (consulté en 20/05/2022).