REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE Dr. YAHIA FARES - MEDEA

FACULTE DES SCIENCES

DEPARTEMENT DE MATHEMATIQUES ET D'INFORMATIQUES

Projet de fin d'études

Présenté pour l'obtention du Diplôme de Master en Informatique

Option : Ingénierie des Systèmes et Technologie du Web

Thème

Amélioration de la gestion sanitaire avicole à L'aide de l'apprentissage profond basant sur les Signaux de vocalisation

Préparé par :

- Melle Boudiaf NIHAD
- Melle Bouchenafa ROUFAIDA

Dirigé par :

Mr Mazari REDHA

Promo 2023/2024

Remerciement

Tout d'abord Nous tenons à remercier Dieu tout puissant et miséricordieux, qui nous a donné la force et la patience d'accomplir ce Modeste travail.

Un profond respect et un remerciement particulier à notre encadreur Mr : REDHA mazari Pour ses conseils, sa disponibilité et sa patience, Sa grande connaissance dans le domaine, ainsi que son expérience, ont joué un rôle Important dans la conception de ce travail.

Nos vifs remerciements vont également aux membres Du jury pour l'intérêt qu'ils ont porté à notre recherche en Acceptant d'examiner notre travail Et de l'enrichir par Leurs propositions.

Enfin nous tenons également à remercier tous les enseignants et le corps administratif de la faculté de Sciences à l'université de Médéa.

« Nihad &Roufaida »

Dédicace

Je dédie ce travail :

À l'homme de ma vie, celui qui s'est toujours sacrifié pour me voir réussir, à toi mon père que nulle dédicace ne peut exprimer mes sincères sentiments.

À la lumière de mes jours, la source de mes efforts, ma vie et mon bonheur, maman que J'adore énormément.

À Mon frère Houssem

Mes sœur Douaa et Hiba

A tous mes amis et mon binôme Roufaida

Merci à tous ceux qui ont cru en moi.

Nihad

Dédicace

Je dédie ce travail :

À mes chers parents mon père ma mère

À Mes frères Anes et Abdelmalek

Ma sœur Anfel

A Ma sœur et meilleure amie Selma

Mes chers cousins Douaa et Abir

À toute ma famille

A tous mes amis et mon binôme Nihad

Merci à tous ceux qui ont cru en moi

Roufaida

Résume

Les volailles et les œufs sont les principales viandes utilisées dans la vie quotidienne. Avec le développement de l'industrie avicole, l'élevage avicole industriel ne cesse de s'améliorer. Les problèmes de santé des volailles et le bien-être animal ont attiré une attention croissante ces dernières décennies. Des études montrent que les sons des volailles peuvent être utilisés comme biomarqueurs de leur état de santé. L'une des étapes cruciales dans ce domaine est d'étudier la possibilité d'utiliser des caractéristiques acoustiques comme critères pour le diagnostic des maladies. Dans cette recherche, nous avons collecté les vocalisations de deux groupes de volailles sur une période de 65 jours dans une ferme : un groupe en bonne santé et un groupe malade. Nous avons utilisé diverses techniques pour extraire des caractéristiques telles que les coefficients cepstraux de Mel-frequency (MFCC) ainsi que le transfert d'apprentissage avec les modèles OpenL3, YAMNet et VGGish. Ensuite, nous avons appliqué différents modèles de classification tels que ML (RF, DT, KNN, SVM) et DL (CNN, RNN) pour détecter les maladies respiratoires des volailles, en utilisant des mesures de performance telles que la précision, accuracy, le F1 score et le rappel. Les résultats de l'analyse des données ont montré que OpenL3.

Mots-clés : Maladies aviaires, apprentissage profond, signal de vocalisation, audio classification, caractéristiques, apprentissage automatique, surveillance de la santé, apprentissage par Transfer, représentations vectorielles, OpenL3, YAMNet, VGGish, MFCC, CNN, SVM, RNN, KNN, RF, DT.

Abstract

Poultry and eggs are essential staples in daily nutrition. The poultry industry has continuously advanced, with increasing focus on poultry health and animal welfare in recent decades. Recent studies highlight the use of poultry vocalizations as indicators of their health status. A crucial step involves exploring the use of acoustic features for disease diagnosis. In our study, we recorded vocalizations from two groups of poultry over a 65-day period: one healthy and one diseased group. Utilizing techniques such as Mel-frequency Cepstral Coefficients (MFCC) and transfer learning with models like OpenL3, YAMNet, and VGGish, we extracted features. We then applied various classification models, including machine learning (Random Forest, Decision Tree, K-Nearest Neighbors, Support Vector Machine) and deep learning (Convolutional Neural Networks, Recurrent Neural Networks), to detect respiratory diseases in poultry. Our findings demonstrated that the CNN model with SVM using OpenL3 achieved an impressive accuracy of 99.9%.

Keywords: poultry diseases, deep learning, vocalization signal, audio classification, features, machine learning, health monitoring, transfer learning, embeddings, OpenL3, YAMNet, VGGish, MFCC CNN, SVM, RNN, KNN, RF, DT.

ملخص

الدواجن والبيض هما مكونات أساسية في التغذية اليومية. لقد شهدت صناعة الدواجن تطورا مستمرا، مع تزايد التركيز على صحة الدواجن ورفاهية الحيوانات في العقود الأخيرة. أظهرت الدراسات الحديثة استخدام آليات صوت الدواجن كمؤشرات على حالتها الصحية. الخطوة الرئيسية تتمثل في استكشاف استخدام الميزات الصوتية لتشخيص الأمراض. في دراستنا، سجلنا أصوات من مجموعتين من الدواجن على مدار فترة تصل إلى 100 يوم: مجموعة سليمة ومجموعة مريضة.

باستخدام تقنيات مثل معاملات التحويل الترددي للميل (MFCC) وتعلم النقل باستخدام نماذج مثل OpenL3 و YAMNetوVGGish، استخرجنا الميزات. ثم قمنا بتطبيق نماذج تصنيف متنوعة، بما في ذلك التعلم الآلي (الغابات العشوائيةRF، شجرة القراراتDT ، الجيران الأقربونKNN ، آلة الدعم النقدي SVM) والتعلم العميق (الشبكات العصبية التابعة للتراكمCNN، الشبكات العصبية التابعة للذاكرة RNN)، لكشف الأمراض التنفسية في الدواجن.

أظهرت نتائجنا أن الموديل الشبكي العصبي مع آلة الدعم النقدي باستخدام OpenL3 حقق دقة مذهلة تصل إلى .%.99.9

الكلمات المفتاحية أمراض الدواجن، التعلم العميق، الإشارات الصوتية، تصنيف الصوت، الميزات، تعلم الآلة، مراقبة الصحة، التعلم بالنقل، تضمينات .

Table des matières

Chapitre I Etat de l'Art 1
I.1. Introduction 4
I.2. L'intelligence artificielle 4
I.3. L'apprentissage automatique 5
I.4. Histoire d'apprentissage automatique 6
I.5. Les types d'apprentissage automatique 6
I.5.1 Apprentissage supervisé 7
I.5.1.1. Classification 7
I.5.1.2. Régression 8
I.5.2 Apprentissage non supervisé 10
I.5.3 Apprentissage semi-supervisé 11
I.5.4 Apprentissage par renforcement 11
I.6. Les algorithmes d'apprentissage automatique 12
I.6.1 Machine à Vecteurs de Support « SVM » 12
I.6.1.1. Définition 12
I.6.1.2. Principe de fonctionnement général 12
I.6.2 Naïve bayse 14
I.6.2.1. Théorème de bayes 14
I.6.2.2. Classificateur bayésien naïf 15
I.6.3 Forets aléatoires 16
I.6.4 K-NearestNeighbor « KNN » 17
I.6.5 Arbre de décisions 19
I.7. L'apprentissage profond 19
I.7.1 Réseau de Neurones dans l'Apprentissage Profond 20
I.7.2 Les algorithmes d'apprentissage profond 21
I.7.2.1. Réseaux neuronaux convolutifs (CNN) 22
I.7.2.2. Réseau de neurones récurrents (RNN) 22
I.7.3 L'apprentissage par transfert 23
I.7.4 Mel-Frequency Cepstral Coefficients (MFCC) 24
I.7.4.1. Définition 24
I.7.4.2. Étapes de l'extraction des paramètres MFCC 25
I.8. Conclusion 28

Chapitre II Technologie de sante aviaire 3
II.1. Introduction.....30
II.2. Soins de santé intelligents.....30
II.3. Historique de l'aviculture en Algérie.....31
II.4. Evolution de l'élevage de poulet.....31
II.5. Les maladies des poulets : 32
II.5.1 Les maladies respiratoires : 33
II.6. Détection des Maladies par Apprentissage Automatique 34
II.7. Les travaux connexes.....35
II.7.1 Transfer Learning pour Audio Classification.....35
II.8. Conclusion 39
Chapitre III Approche proposée et Conception 40
III.1. Introduction.....40
III.2. Cadre générique de gestion de la santé des oiseaux dans les fermes avicoles intelligentes.....40
III.3. Méthodologie 41
III.3.1 La base de données.....41
III.4. L'architecture des modèles 44
III.4.1 Acquisition des données 44
III.4.2 Prétraitement.....44
III.4.3 Les méthodes d'extraction de caractéristiques.....45
III.4.4 Chargement et préparation des données :.....50
III.4.5 Entraînement des modèles 50
III.5. Mesures d'évaluation des modèles :.....55
III.6. Conclusion 57
Chapitre IV Résultats et Discussion 45
IV.1. Introduction.....58
IV.2. Les outils et les bibliothèques utilisés.....58
IV.2.1 Les outils utilisent.....58
IV.2.1.1. Python 58
IV.2.1.2. Google Colaboratory 58
IV.2.1.3. Anaconda 59
IV.2.2 Les bibliothèques utilisées 60
IV.2.2.1. TensorFlow 60
IV.2.2.2. Keras 60

IV.2.2.3. Matplotlib 60
IV.2.2.4. NumPy 60
IV.2.2.5. Pandas 61
IV.2.2.6. Librosa 61
IV.2.2.7. OS 61
IV.2.2.8. Joblib 61
IV.2.2.9. Logging 62
IV.2.2.10. Sklearn 62
IV.2.3 Application web pour audio classification 62
IV.2.3.1. Visual Studio Code 62
IV.2.3.2. Flask 62
IV.2.3.3. CSS 63
IV.2.3.4. HTML 63
IV.2.4 Test et résultats 63
IV.2.4.1. Divisions données 63
IV.2.4.2. Résultats obtenus 64
IV.3. Comparaison des résultats 75
IV.3.1 Comparaison des caractéristiques 75
IV.3.2 Comparaison des modèles 76
IV.3.3 Analyse des résultats 78
IV.4. Applications web 79
IV.5. Conclusion 79
Chapitre V Bibliographie 82

Liste des figures

Figure I-1:Les types d'apprentissage automatique. 7
Figure I-2:Exemple de régression linéaire. 9
Figure I-3: La fonction logistique « sigmoïde ». 10
Figure I-4:Hyperplan sépare deux ensembles des points. 13
Figure I-5:Principe de l'algorithme des forêts aléatoires. 17
Figure I-6:Fonctionnement de l'algorithme KNN. 19
Figure I-7:Réseau de neurones simple vs réseau de neurones profond. 20
Figure I-8:Fonction d'activation. 21
Figure I-9:L'architecture du modèle CNN. 22
Figure I-10: L'architecture du modèle RNN. 23
Figure I-11:Fenêtre de hamming. 26
Figure I-12:Banque de filtres Mel-Scale. 27
Figure II-1:Les signaux dans le domaine temporel de poulet sains et malade avec une maladie respiratoire. (Ahmad Banakar, 2026) 33
Figure III-1: le concept d'une ferme avicole intelligente. (Vikas Goyal, 2024) 40
Figure III-2:Normalisation des fréquences dans un ensemble de données. (Segun Adebayo b, 2023) 42
Figure III-3: Configuration expérimentale d'acquisition de données. (Segun Adebayo b, 2023) 43
Figure III-4:architecture générale. .... Error! Bookmark not defined.
Figure III-5:fonction réduction du bruit. 44
Figure III-6:fonction de normalisation. 44
Figure III-7:fonction de rééchantillonnage. 45
Figure III-8:fonction de segmentation. 45
Figure III-9:architecture de MFCC. 46
Figure III-10:la structure de réseau VGGsih. 47
Figure III-11:la structure du réseau OpenL3. 48
Figure III-12:architecture de OpenL3. 48
Figure III-13:la structure de YAMNet. 49
Figure III-14:Architecture RNN avec VGGish. 52
Figure III-16:RNN sammary. 52
Figure III-15:Architecture CNN avec YAMNet et VGGish. 53
Figure III-17:matrice de confusion. 56
Figure IV-1:logo de python 3. 58
Figure IV-2:logo de google colab. 59
Figure IV-3:t-NSE des caractéristiques de MFCC. 64
Figure IV-4:matrices des confusions de MFCC 65
Figure IV-5:Les courbes d'accuracy et de perte CNN et RNN pour MFCC. 66
Figure IV-6:t-SNE pour embedding de VGGish. 67
Figure IV-7:Les résultats des matrices de confusion pour VGGish. 68
Figure IV-8:Les courbes d'accuracy et de perte CNN et RNN pour VGGish. 69
Figure IV-9:t-SNE pour embedding de YAMNet. 70
Figure IV-10: Les résultats des matrices de confusion pour YAMNet. 71
Figure IV-11:Les courbes d'accuracy et de perte CNN et RNN pour YAMNet. 72
Figure IV-12:t-SNE pour embedding de OpenL3. 73

Figure IV-13:Les résultats des matrices de confusion pour OpenL3. 74
Figure IV-14:Les courbes d'accuracy et de perte CNN pour OpenL3.....75
Figure IV-15:comparaison d'accuracy entre les modèles. 76
Figure IV-16:Interface d'application.....79
Figure IV-17:La prédiction de classe d'audio. 79

Liste des tableaux

Tableau II-1:Les travaux connexes.....39
Tableau III-1:Les paramètres des modèles d'apprentissage automatique.....51
Tableau III-2:Les paramètres de CNN et RNN.....54
Tableau IV-1:Les valeur d'entrainement test et validation.....63
Tableau IV-2:Les résultats de MFCC.....64
Tableau IV-3:Les résultats de VGGish.....67
Tableau IV-4:Les résultats de YAMNet. 70
Tableau IV-5:Les résultats de OpenL3.....73
Tableau IV-6:Resultats daudio clsssification pour tous avec toutes les techniques. 77

Liste des abréviations

CoAP Constrained Application Protocol

DNN Deep neural networks

DT Decision tree

DTLS Datagram Transport Layer Security

FN False negative

FP False positive

Hab habitant

IA Intelligence artificielle

IOT Internet of Things (internet des objets)

KNN K-nearest neighbros

MFCC Mel-Frequency Cepstral Coefficients

ML Machine learning

MQTT Message Queuing Telemetry Transport

PLF Plateforme Logicielle

RF Random forest

RNN Recrurrent neural network

STFT Transformée de Fourier à court terme

SVM Support vector machine

TN True negative

TP True postive

Introduction générale

La consommation mondiale de protéines animales a augmenté en raison de l'expansion démographique et de la demande croissante des repas riches en éléments nutritifs. L'industrie avicole est cruciale pour répondre à une grande partie de cette consommation, notamment la viande et les œufs, car ils sont essentiels pour répondre aux besoins alimentaires des humains. Donc, la protection de la santé des volailles revêt une importance primordiale pour garantir la qualité des produits et la sécurité des consommateurs.

La santé des volailles est affectée par divers facteurs, en particulier les maladies infectieuses qui peuvent avoir un impact sur leur productivité et leur qualité. C'est pourquoi la détection précoce des maladies des oiseaux est importante pour réduire les pertes et améliorer le bien-être des animaux. Pour garantir la sécurité des produits alimentaires destinés à la consommation humaine, il est essentiel de prendre des mesures préventives adéquates et de prodiguer des soins vétérinaires pour maintenir la santé des volailles. Les maladies courantes incluent les maladies respiratoires, souvent causée par des infections virales ou bactériennes, ainsi que par des facteurs environnementaux. La détection de ces maladies peut être réalisée de différentes manières, dont l'analyse acoustique. L'analyse du son de la volaille est une méthode prometteuse pour détecter et identifier ces maladies, offrant ainsi une approche non invasive et peut-être précoce du diagnostic.

Notre projet repose sur l'utilisation de l'analyse sonore pour classer les signaux sonores des poulets comme sains ou malades. Nous avons examiné les aspects pratiques de la collecte et de la gestion des données. Notre base de données comprend un total de 346 fichiers audio divisés en trois catégories distinctes : le son, le bruit et malsain. Ces données sont nécessaires pour former et tester nos modèles, ce qui nous permet d'évaluer les performances de chaque méthode d'extraction de caractéristiques et modèle, Nous avons traité et pré-segmenté ces données, en utilisant spécifiquement des catégories de classification saines et malsaines.

En utilisant une variété de techniques de machine et d'apprentissage profond, telles que différents réseaux de neurones de classification (CNN). Voisins les plus proches (KNN), réseaux de neurones cartographiques (RNN), Support Vector Machine (SVM), forêts aléatoires (DF). Pour extraire des caractéristiques importantes des sons de poulet, nous utilisons es méthodes avancées, comme les contrôles de fusion de fréquence standard (MFCC). Et des méthodes de l'apprentissage par Transfer YAMNet, VGGish et Openl3.

Ces caractéristiques extraites sont ensuite utilisées pour former et évaluer ces modèles de classification. Nous nous concentrons en particulier sur la détection des maladies respiratoires chez les poulets, telles que la bronchite, la maladie de Newcastle et la grippe aviaire.

Ces maladies provoquent une irritation sévère de la muqueuse des voies respiratoires supérieures des poulets. L'objectif est de détecter ces symptômes rapidement grâce à une analyse appropriée, permettant une intervention rapide pour réduire la propagation de la maladie et les pertes économiques associées.

Nous pouvons mesurer la performance de chaque méthode afin d'extraire les caractéristiques et le modèle de classification en ce qui concerne la précision, le rappel, la mesure F. Les résultats fourniront des informations précieuses sur les stratégies les plus efficaces pour la détection précoce des maladies chez les poulets, contribuant ainsi à une gestion optimale et à la santé des fermes avicoles.

Ce mémoire se compose de quatre chapitres et s'organise comme suit :

- Le première chapitre s'intéresse à la présentation de l'apprentissage profond, dans Lequel nous détaillons les algorithmes de l'apprentissage profond. Notre approche est Présentée.
- Le deuxième chapitre nous présenterons :
  - La production des volailles.
  - Les maladies respiratoires des volailles.
  - La détection des maladies avec santé intelligente.
- Le chapitre 3 expose l'approche que nous avons proposée pour notre travail.
- Le dernier chapitre est consacré à la description des différents Outils utilisés dans le développement de notre travail, ainsi que des différents résultats Obtenus et leurs discussions.

Chapitre I
Etat de l'Art

I.1. Introduction

Les technologies basées sur l'apprentissage automatique ont révolutionné de nombreux domaines, permettant aux machines d'analyser des données et de créer des modèles sans nécessiter de programmation explicite. Avec l'émergence de l'apprentissage profond, une sous-discipline spécialisée de l'apprentissage automatique, les capacités des algorithmes se sont considérablement améliorées. Utilisant des réseaux de neurones artificiels inspirés du cerveau humain, l'apprentissage profond permet une analyse complexe des données, augmentant ainsi la précision dans des applications variées comme la reconnaissance d'images et le traitement audio. En parallèle, le transfert d'apprentissage s'est imposé comme une technique avancée d'apprentissage profond, permettant de transférer les connaissances d'un domaine à un autre. Cette méthode accélère le développement de nouveaux modèles dans des secteurs divers tels que la recherche médicale et l'analyse prédictive.

Dans ce chapitre en va présenter les différentes architectures d'apprentissage profond, leur classification et architectures.

I.2. L'intelligence artificielle

L'Intelligence Artificielle (IA) est la science dont le but est de faire par une machine des tâches que l'homme accomplit en utilisant son intelligence. L'Intelligence Artificielle est apparue en 1956. (Pastre, 2000)

L'intelligence artificielle (IA) est la simulation des processus d'intelligence humaine par des machines, notamment les systèmes informatiques. Les applications spécifiques de l'IA incluent les systèmes experts, le traitement du langage naturel, la reconnaissance vocale et la vision par ordinateur. Avec l'accélération de l'engouement autour de l'IA, les fournisseurs se précipitent pour promouvoir comment leurs produits et services utilisent l'IA. Souvent, ce qu'ils désignent comme IA est simplement un composant de l'IA, tel que l'apprentissage automatique. (Hassani, 2020)

Le domaine de l'intelligence artificielle nécessite une infrastructure spécialisée en termes de matériel et de logiciel pour développer et entraîner des algorithmes d'apprentissage automatique. Aucun langage de programmation n'est exclusivement associé à l'intelligence artificielle, mais quelques-uns, notamment Python et Java, sont populaires. En général, les systèmes d'IA fonctionnent en assimilant de grandes quantités de données d'entraînement

étiquetées, en analysant ces données à la recherche de corrélations et de schémas, puis en utilisant ces schémas pour faire des prédictions sur des états futurs. Par exemple, un chat-bot alimenté par des exemples de conversations textuelles peut apprendre à produire des échanges réalistes avec les personnes, tandis qu'un outil de reconnaissance d'images peut apprendre à identifier et à décrire des objets dans des images en examinant des millions d'exemples.

L'intelligence artificielle est importante car elle peut fournir aux entreprises des informations sur leurs opérations qu'elles n'auraient pas pu obtenir auparavant, et parce que, dans certains cas, elle peut effectuer des tâches mieux que les humains. Cela est particulièrement vrai pour les tâches répétitives et axées sur les détails, telles que l'analyse de grands volumes de documents juridiques pour s'assurer que les champs pertinents sont correctement remplis, où les outils d'IA complètent souvent rapidement les tâches avec relativement peu d'erreurs. (Hassani, 2020)

I.3. L'apprentissage automatique

L'apprentissage automatique ou Machine Learning, est l'utilisation d'algorithme permettant à des programmes informatiques de s'améliorer automatiquement par le biais de l'expérience. En d'autres termes, ces algorithmes permettent à un ordinateur d'apprendre à la manière d'un être humain. L'apprentissage automatique offre de nombreuses possibilités, et permet notamment de résoudre des problèmes très compliqués. On l'utilise notamment pour l'analyse d'imagerie médicale, pour les assistants numériques, la détection de fraude, la cyber sécurité ou encore les voitures autonomes. Il s'agit en réalité d'une véritable révolution industrielle. De manière générale, le Machine Learning exploite diverses techniques pour traiter de larges volumes de données et s'appuyer sur les résultats pour prendre des décisions ou effectuer des prédictions (Ferreira, 2015).

L'apprentissage automatique est un sous-domaine de l'informatique qui s'intéresse à la construction d'algorithmes qui, pour être utile, s'appuie sur un ensemble d'exemples de certains phénomènes. Ces exemples peuvent provenir de la nature, être fabriqués à la main par l'homme ou générés par un autre algorithme. L'apprentissage automatique peut également être défini comme le processus de résolution d'un problème pratique par (1) la collecte d'un ensemble de données, et (2) la construction algorithmique d'un modèle statistique basé sur cet ensemble de données. Ce modèle statistique est censé être utilisé d'une manière ou d'une autre pour résoudre le problème pratique (BELLAHMER, 2019/2020).

I.4. Histoire d'apprentissage automatique

Dans les années 1940, sur la base des études sur les crashs électriques de neurone, les scientifiques ont expliqué le mécanisme de prise de décision de l'homme par le canon et le feu, les années 1950, les recherches sur l'intelligence artificielle ont commencé (Mestoui Ammar, 2021/2022).

Au cours de ces années, Alan Turin a exécuté le test de Turing afin de teste la capacité d'une machine à imite un humain, l'objectif du test de Turing était de mesure la capacité de la machine à entre en contact avec un humain lors d'un entretien. Si la machine fonctionnait moins bien qu'un humain, c'était un succès.

En 1956, le terme « Intelligence Artificielle » a été utilisé pour la première fois dans un école d'été organisée par Marvin Minsky du (Massachusetts Institute of Technology), John McCarthy de l'université de Stanford et Allen Newell et Herbert Simon de l'université Carnegie-Mellon. Jusque-là, le terme d'Alan Turing, « L'intelligence de la machine », avait été utilisé.

En 1959, Arthur Samul a créé le programme des dames, puis l'apprentissage automatique a fait son chemin. De ces développements aux années 1980, il y a eu quelques études sur l'esprit abstrait, les systèmes basés sur l'information, que l'on a appelés « l'hiver de l'intelligence artificielle ». Dans les années 1990, les études sur l'intelligence artificielle et l'apprentissage automatique se sont accélérées en raison de l'évolution des technologies des jeux. De nos jours, l'intelligence artificielle et l'apprentissage automatique sont utilisés dans nombreux secteurs de recherche et de travail (Mestoui Ammar, 2021/2022).

I.5. Les types d'apprentissage automatique

Il existe plusieurs méthodes de faire apprendre à une machine «Error! Reference source not found.». Pour bien choisir une méthode il faut comprendre les fondements de ces méthodes et qui permet de distingue afin de détermine les modèles qui traitent au mieux un problème particulier.

L'apprentissage automatique peut être examiné en quatre parties comme suit :

- Apprentissage supervisé « Supervised Learnning ».
- Apprentissage non supervisé « Unsupervised Learnning ».
- Apprentissage semi-supervisé « Semi-Supervised Learnning ».
- Apprentissage par renforcement « Reinfirocemenc Learnning ».

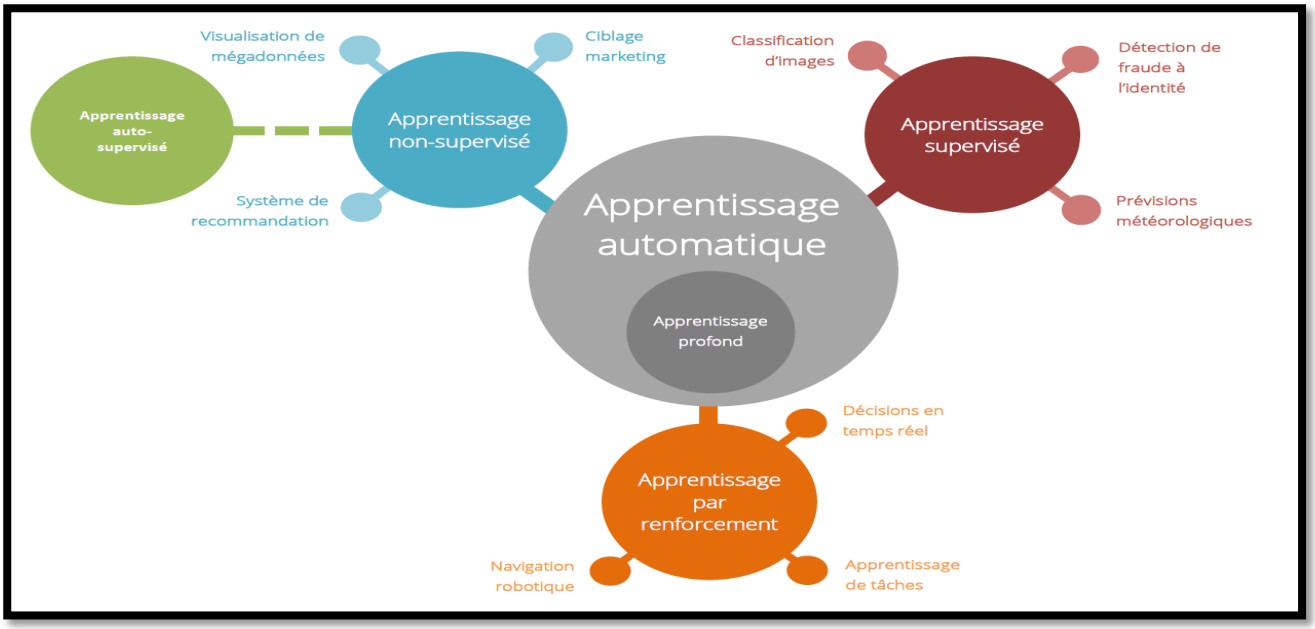


Figure I-1: Les types d'apprentissage automatique.

I.5.1 Apprentissage supervisé

L'algorithme d'apprentissage supervisé s'appuie sur des classes ou des valeurs prédéterminées pour mettre en place un système de classement à partir d'observations déjà cataloguées. Il s'agit alors d'utiliser ces observations déjà classées pour apprendre un modèle qui permette d'associer à toute nouvelle observation rencontrée la classe la plus adaptée. C'est la méthode utilisée pour prédire le changement de note, c'est-à-dire qu'à partir d'un certain nombre d'obligations cataloguées comme ayant changé de note ou non, l'algorithme mis en œuvre est capable de considérer les caractéristiques d'une nouvelle obligation et de lui attribuer sa classe de changement de note. (LAUR, 2017).

Il existe deux types d'apprentissage supervisé : l'apprentissage par classification et l'apprentissage par régression :

- **Classification** : Répartition des données en différentes catégories prédéfinies sur la base de leurs caractéristiques spécifiques.
- **Régression** : Prédiction ou estimation des caractéristiques inconnues des données en se basant sur certaines caractéristiques disponibles.

I.5.1.1. Classification

Les méthodes de classification s'appliquent lorsque l'ensemble des valeurs résultats est discret. Ceci revient à attribuer une classe « aussi appelée étiquette ou label » pour chaque valeur d'entrée. Les techniques de classifications peuvent être basées sur des hypothèses probabilistes « par exemple : naïf bayésien », des notions de proximité « par exemple : *k* plus

proches voisins » ou des recherches dans des espaces d'hypothèses « par exemple : arbres de décisions ». Le choix de la technique convenable est important, il faut pouvoir choisir la méthode la plus adapté qui sera capable de séparer au mieux les données d'apprentissage (Amel, 2019).

Il existe deux types de classifications :

- **Classification binaire :**

Il s'agit d'un processus où les données sont assignées à l'une des deux classes possibles. Elle consiste à prédire la catégorie d'appartenance d'un élément basé sur ses caractéristiques.

Exemples de classification binaire :

- Détection de spam « Spam ou Non ».
- Diagnostic médical : « atteints ou non ».

- **Classification multi-catégorie :**

Il s'agit processus où les données sont réparties parmi plus de deux catégories possibles. Contrairement à la classification binaire, elle permet de prédire la classe d'appartenance d'un élément parmi plusieurs options.

Exemples de classification multi-catégories :

- Classification des langues : Classer les textes en différentes langues
- Classification des espèces animales : Classer les animaux en différentes

Il existe plusieurs algorithmes on peut utiliser dans la classification d'après elle :

- Support Vector Machine « SVM ».
- Naïve Bayes « NB ».
- Forest Aléatoire « Randomforest ».
- Arbre de décision « DT ».
- K-Nearest Neighbors « KNN ».

I.5.1.2. Régression

Dans la machine, le problème de la régression elle produit tant que la valeur de sortie est une valeur réelle ou continue, par exemple : poids, salaire.

- **Régression linéaire**

Technique consistant à approcher la dépendance entre deux variables X et Y par une droite Y=aX+b. (Zine-el-AbidineSoudani, 2005)

Dans le cas le plus simple, cette technique tente d'approcher par une droite la relation entre deux variables. On peut l'appliquer à plusieurs variables pour essayer de déterminer une droite qui passe le plus proche possible de la courbe définie par les dites variables. L'utilisation d'une telle approche n'est pas évidente dans la mesure où rare sont les phénomènes qui sont linéaires. L'exemple suivant montre la dépendance entre le taux de la troponine dans le sang humain et le risque d'avoir un infarctus du myocarde. Les points de la «Error! Reference source not found.» ne vérifient presque jamais la droite. Dans le cas de phénomènes linéaires, la régression linéaire reste simple et efficace. (Zine-el-AbidineSoudani, 2005)

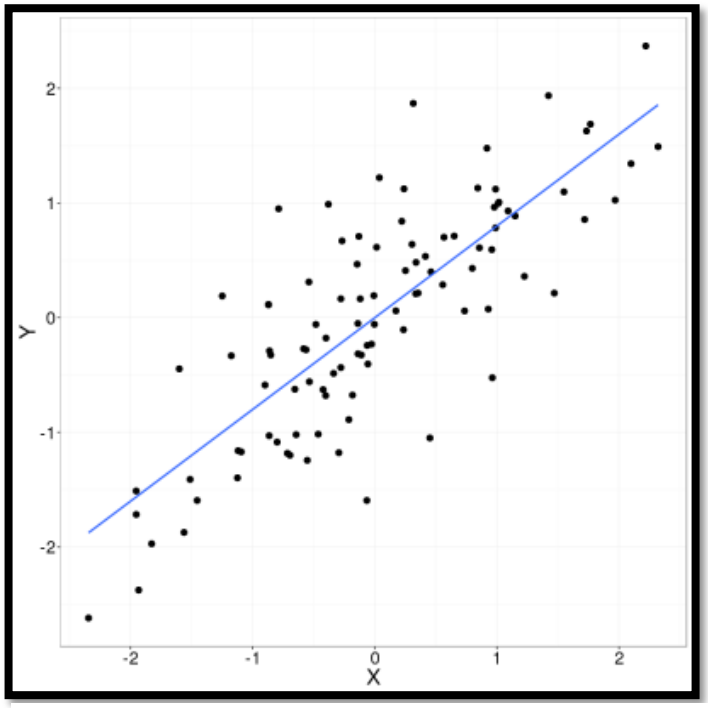


Figure I-2: Exemple de régression linéaire.

- **Régression logistique**

La régression logistique est une technique d'analyse d'un groupe de donnée qui comporte une ou plusieurs variable prédicteur « indépendant » et une variable cible « dépendant », les résultats sont plusieurs et elles sont des valeurs binaires. La régression logistique est rapide et relativement simple, Il appartient au groupe des classificateurs linéaires et ressemble quelque peu à la régression polynomiale et linéaire. Elle permet aussi de prédire la probabilité qu'un événement arrive ou non.

« Valeur de 1 ou 0 » à partir de l'optimisation des coefficients de régression. Ce résultat varie toujours entre 0 et 1. Lorsque la valeur prédite est supérieure à un seuil, l'événement est susceptible de se produire, alors que lorsque cette valeur est inférieure au même seuil, il ne l'est pas.

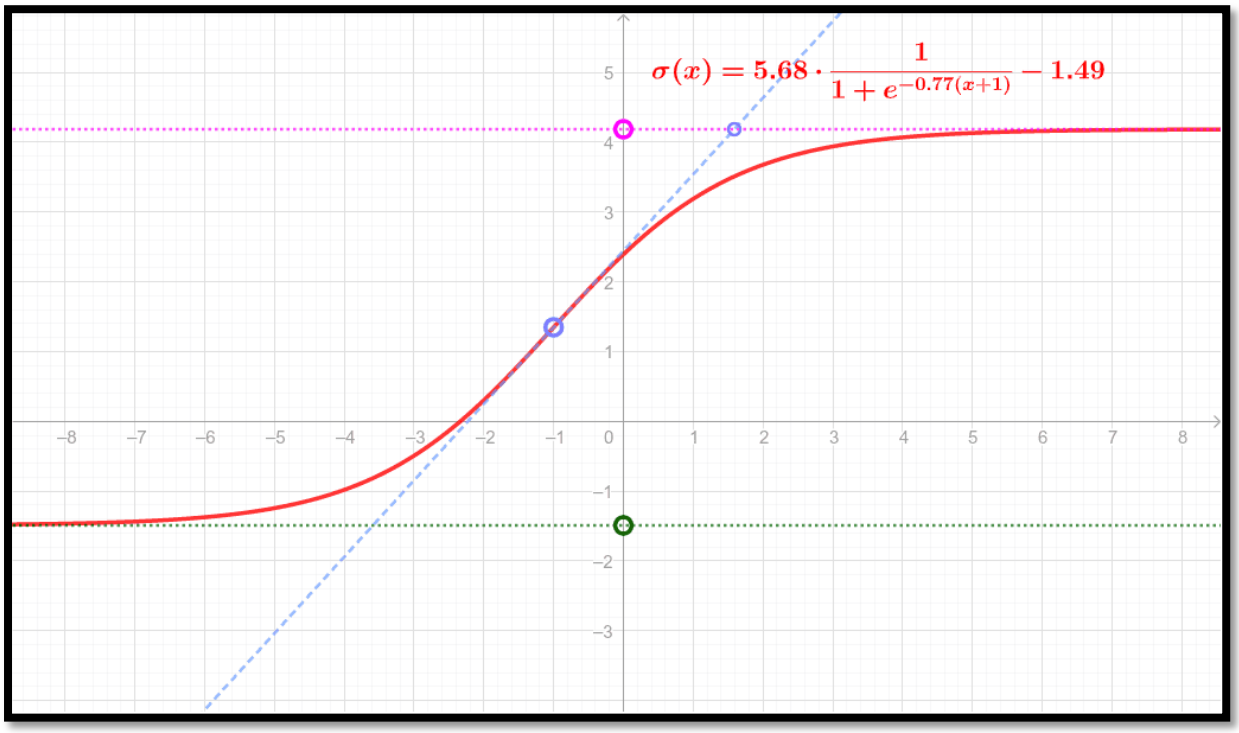


Figure I-3: La fonction logistique « sigmoïde ».

I.5.2 Apprentissage non supervisé

Dans ce mode de fonctionnement du machine learning, il n'est pas question de s'appuyer sur des éléments prédéfinis, et la tâche de procéder à la catégorisation des données revient à la machine. Pour ce faire, le système va croiser les informations qui lui sont soumises, de manière à pouvoir rassembler dans une même classe les éléments présentant certaines similitudes. Ainsi, en fonction du but recherché, il reviendra à l'opérateur ou au chercheur de les analyser afin d'en déduire les différentes hypothèses (Maneela Jain, 2013).

Il existe également deux types d'apprentissage non supervisé : le regroupement et l'association.

- **Clustering**

Regroupe les données en clusters basés sur leurs similarités, sans catégories prédéfinies. Il est utilisé pour découvrir des structures naturelles et des schémas cachés dans les données.

- **Association**

Identifie des relations intéressantes entre variables dans de grands ensembles de données. Elle est souvent utilisée pour découvrir des produits fréquemment achetés ensemble.

I.5.3 Apprentissage semi-supervisé

L'apprentissage supervisé et non supervisé est insuffisant lorsque les données étiquetées sont inférieures aux données non étiquetées.

Dans tels cas, des données non étiquetées, qui sont absolument insuffisantes, sont utilisées pour déduire des informations à leur sujet.

Cette méthode est appelée apprentissage semi-supervisé. La différence entre l'apprentissage semi-supervisé et supervisé est l'ensemble de données étiquetées. Dans l'apprentissage supervisé, les données étiquetées sont plus que les données auxquelles on peut s'attendre. En revanche, dans l'apprentissage semi-supervisé, les données étiquetées sont inférieures aux données qui seraient attendues. (OĞUZLAR, 2018)

I.5.4 Apprentissage par renforcement

L'apprentissage par renforcement « RL pour Reinforcement Learning » fait référence à une classe de problèmes d'apprentissage automatique, dont le but est d'apprendre à partir d'expériences successives, ce qu'il convient de faire de façon à trouve la meilleure solution.

Dans un tel problème, on dit qu'un « agent » (l'algorithme, au sens du code et des variables qu'il utilise) interagit avec « l'environnement » pour trouve la solution optimale. L'apprentissage par renforcement diffère fondamentalement des problèmes supervisés et non supervisés par ce côté interactif et itératif : l'agent essaie plusieurs solutions (on parle « d'exploration »), observe la réaction de l'environnement et adapte son comportement « les variables » pour trouve la meilleure stratégie (il « exploite » le résultat de ses explorations). Un des concepts clés de ce type de problèmes est l'équilibre entre ces phases d'exploration et d'exploitation. Cette méthode est particulièrement adaptée aux problèmes nécessitant un compromis entre la quête de récompenses à court terme et celle de récompenses à long terme. Parmi les exemples de problèmes traités de cette façon, on peut évoquer : apprendre à un robot à marche en terrain difficile, à conduire ou à accomplir une tâche spécifique pilote un agent à travers un labyrinthe, etc. Les principales familles de problèmes d''apprentissage par renforcement sont les algorithmes de bandits, les problèmes de décisions (partiellement) markovien et les arbres de jeu. (Zimmer, 2018)

I.6. Les algorithmes d'apprentissage automatique

À partir de cette section, on introduit les techniques d'apprentissage automatique, notamment l'apprentissage supervisé. Il existe une variété de méthodes (algorithmes) de classification, voici une brève description de chaque méthode de classification.

I.6.1 Machine à Vecteurs de Support « SVM »

I.6.1.1. Définition

La théorie des SVM (Support Vector Machines) a été développée par Vapnik et son groupe en 1990. Le concept des SVM a été inspiré des réseaux neuronaux ou on peut dire que les SVM sont une extension mathématique des réseaux neuronaux. Les SVM peuvent classifier à la fois des données linéaires et non linéaires (Jayadeva R, 2007). Les SVM effectuent la classification en transformant les données d'entraînement originales dans un espace multidimensionnel et en construisant un hyperplan dans un espace de dimensions supérieures. Les SVM sont un schéma d'apprentissage mathématique basé sur le concept d'hyperplan optimal (Cortes C, 1995).

Un SVM effectue la classification en construisant un hyperplan dans des dimensions supérieures. Cet hyperplan est appelé plan de décision. Un plan de décision est celui qui distingue un groupe de données d'un type donné d'un autre type. Un mappage non linéaire approprié pour un espace de dimensions supérieures permet toujours de classifier une donnée en construisant un hyperplan (Han J, 2001). Les SVM recherchent les points vecteurs, appelés vecteurs de support, qui définissent la frontière de décision et offrent une grande marge de séparation entre les classes (Guyon I, 2002).Les SVM séparent les classes avec la distance marginale maximale dans le plan de décision. (Chandra, 2018)

I.6.1.2. Principe de fonctionnement général

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

- **Hyperplan**

  Plaçons-nous dans le cas d'une classification binaire « les exemples à classifie réparties en 2 classes ». On appelle hyperplan séparateur un hyperplan qui sépare les deux classes «Error! Reference source not found.», en particulier il sépare leurs points d'apprentissage. Comme il n'est en général pas possible d'en trouve un, on se contentera donc de cherche un

hyperplan discriminant qui est une approximation au sens d'un critère à fixer « maximiser la distance entre ces deux classes » (B.Fomani, 2006)

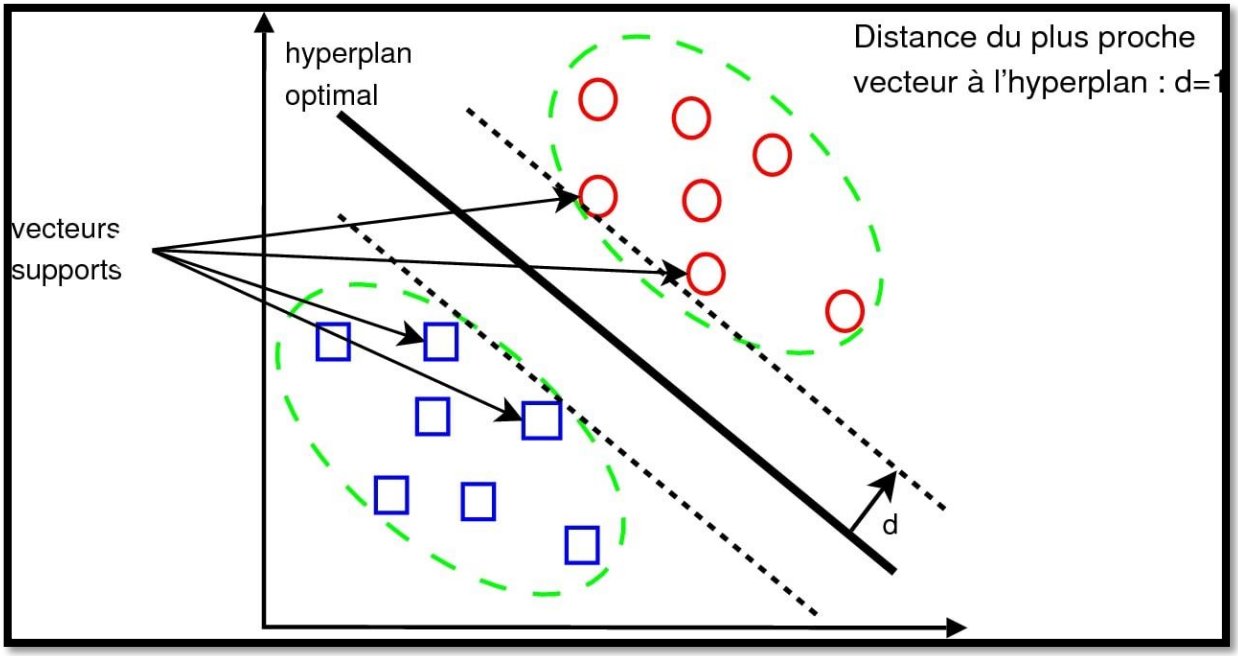


Figure I-4: Hyperplan sépare deux ensembles des points.

- **Vecteur support**

Pour une tache de détermination de l'hyperplan séparable de SVM, on utilise seulement les points les plus proches « les points de la frontière entre les deux classes des données » parmi l'ensemble total d'apprentissage, ces points sont appelés vecteurs supports «**Figure I-4 »**. (B.Fomani, 2006)

- **Marge**

Il existe une infinité d'hyperplans capable de sépare parfaitement les deux classes d'exemples. Le principe des SVM est de choisir celui qui va maximiser la distance minimale entre l'hyperplan et les exemples d'apprentissage « i.e. la distance entre l'hyperplan et les vecteurs supports », cette distance est appelée la marge.

- **Noyaux**

Un noyau est une fonction utilisée dans SVM pour aide à résoudre des problèmes. Ils fournissent des raccourcis pour évite des calculs complexes. La chose étonnante à propos du noyau est que nous pouvons aller à des dimensions plus élevées et effectuer des calculs fluides à l'aide de celui-ci. On peut montons jusqu'à un nombre infini de dimensions en utilisant des noyaux.

Parfois, on ne peut pas avoir des hyperplans pour certains problèmes. Ce problème se pose lorsque nous montons à des dimensions supérieures et essayons de forme un hyperplan.

Le noyau aide à forme l'hyperplan dans la dimension supérieure sans augmenter la complexité.

Exemple de noyaux

- Le noyau linéaire : est un simple produit scalaire :

$$k\ (x,\ z) = (x,z)$$

- Le noyau polynomial : permet de représenter des frontières de décision par des polynômes de degré d :

$$K\ (x,z) = (a*\ (x,z)\ +b)^d$$

- Le noyau RBF (Radial Basis Function) : noyau très utilisé dans la pratique qui s'évalue selon :

$$\text{k (x, y)} = \exp\ (-\alpha.\ ||x^{\beta}y||\ )$$

I.6.2 Naïve bayse

Les classificateurs bayésiens sont des classificateurs statistiques. Ils peuvent prédire les probabilités d'appartenance à une classe, telles que la probabilité qu'un échantillon donné appartienne à une classe particulière.

Le classificateur bayésien est basé sur le théorème de Bayes. Les classificateurs bayésiens naïfs supposent que l'effet d'une valeur d'attribut sur une classe donnée est indépendant des valeurs des autres attributs.

Cette hypothèse est appelée indépendance conditionnelle de classe. Il est fait pour simplifie le calcul impliqué, et dans ce sens, est considéré comme « naïf ». (Leung, 2007)

I.6.2.1. Théorème de bayes

Soit X = {x1, x2, . . ., xn} un échantillon dont les composants représentent des valeurs faites sur un ensemble de n attributs.

En termes bayésiens, X est considéré comme une « preuve ». Soit H une hypothèse, par exemple que les données X appartiennent à une classe spécifique C. Pour les problèmes de classification, notre objectif est de déterminer P(H|X), la probabilité que l'hypothèse H soit vérifiée étant donné la « preuve », (c'est-à-dire l'échantillon de données observé X). En d'autres termes, nous recherchons la probabilité que l'échantillon X appartienne à la classe C, étant

donné que nous connaissons la description de l'attribut de X. P(H|X) est la probabilité a posteriori de H conditionnée sur X. (Kantardzic, 2019)

P(H/X) : Probabilité postérieure de classe « y, cible » donnée prédicteur « x, attributs ».

P(X/H) : La vraisemblance qui et la probabilité du prédicteur de la classe donnée.

P(H) : Probabilité a priori de classe.

P(X): Probabilité a priori du prédicteur. (Kantardzic, 2019)

I.6.2.2. Classificateur bayésien naïf

Le classificateur bayésien naïf fonctionne comme suit :

1. Soit T un ensemble d'échantillon d'apprentissage, chacun avec ses étiquettes de classe. Il existe k classes : C1, C2, …. ,ck. Chaque échantillon est représenté par un vecteur à n dimensions, X = {x1, x2, . . . ,xn}, représentant n valeurs mesurées des n attributs : A1, A2, . . . , A n, respectivement.

2. Étant donné un échantillon X, le classificateur prédira que X appartient à la classe ayant la probabilité a posteriori la plus élevée, conditionnée sur X. C'est-à-dire que X est prédit appartenir à la classe Ci si et seulement si : P (Ci |X) > P (Cj |X) for $1 \leq j \leq m$, $j \neq i$.

On trouve ainsi la classe qui maximise P(Ci|X). La classe Ci pour laquelle P(Ci|X) est maximisée et appelée hypothèse du maximum a posteriori. Par le théorème de Bayes :

3.Comme P(X) est la même pour toutes les classes, seuls P(X|Ci) P(Ci) ont besoin être maximisée. Si les probabilités a priori de classe, P(Ci) sont n'est pas connu, alors on suppose généralement que les classes sont également probables, c'est-à-dire que : P(C1) = P(C2) = . . . = P(Ck), et on maximiserait donc P (X | Ci), Sinon on maximise P (X |Ci) P(Ci).

Notez que les probabilités a priori de classe peuvent être estimées par :

P(Ci) = freq (Ci, T) /|T|.

4.Étant donné des ensembles de données avec de nombreux attributs, il serait coûteux en calcul de P(X|Ci). Afin de réduire le calcul lors de l'évaluation de P(X|Ci) P(Ci), l'hypothèse naïve d'indépendance conditionnelle de classe est faite.

Cela suppose que les valeurs des attributs sont conditionnellement indépendantes les unes des autres, compte tenu de l'étiquette de classe de l'échantillon.

Mathématiquement, cela signifie que : $P(X|Ci) \approx \prod^{n}_{k=1} P(xk|Ci)$.

Les probabilités : P(x1|Ci), P(x2|Ci), . . . , P(xn|Ci) peut facilement être estimée à partir de l'ensemble d'apprentissage.

Rappelons qu'ici xk fait référence à la valeur de l'attribut Ak pour l'échantillon X.

(a) Si Ak est catégoriel, alors P(xk|Ci) est le nombre d'échantillons de classe Ci dans T ayant la valeur xk pour l'attribut Ak, divisé par freq (Ci, T), le nombre d'échantillons de classe Ci en t.

(b) Si Ak est à valeur continue, alors nous supposons généralement que les valeurs ont une distribution gaussienne avec une moyenne μ et un écart type σ définis par g(x, μ)

(c)

Pour que : p(xk|Ci) = g (xk, μCi, σCi).

Nous devons calcule μCi et σCi, qui sont la moyenne et l'écart type des valeurs de l'attribut Ak pour les échantillons d'apprentissage de la classe Ci.

5. Afin de prédire l'étiquette de classe de X, P(X|Ci) P(Ci) est évalué pour chaque classe Ci. Le classifieur prédit que la classe étiquette de X est Ci si et seulement si c'est la classe qui maximise P(X|Ci) P(Ci). (Jiawei Han, 2006)

I.6.3 Forets aléatoires

Est une procédure d'apprentissage automatique courante qui peut être utilisée pour développer des modèles de prédiction. Les forêts aléatoires ont été introduites pour la première fois par Breeman en 2001 (Breiman, 2001), un groupe d'arbres de classification et de régression (Leo Breiman, 2017), des modèles simples qui utilisent des divisions binaires sur des variables de prédiction pour déterminer les prédictions des résultats. Les arbres de décision sont faciles à utiliser dans la pratique, offrant un moyen intuitif de prédire le résultat qui divise les valeurs "élevées" par rapport à "faibles" du prévisionniste des résultats. Dans l'environnement forestier informel, de nombreux arbres de classification et de régression sont construits en utilisant des ensembles de données d'entraînement sélectionnés au hasard et des sous-ensembles aléatoires de variables prédictives des résultats de modélisation. Les résultats de chaque arbre sont agrégés pour donner une prédiction pour chaque observation. Par conséquent, les forêts aléatoires offrent souvent une plus grande précision par rapport à un modèle d'arbre de décision unique tout en préservant certaines qualités utiles des modèles d'arbres (p. ex., la capacité d'expliquer les relations entre les prédicteurs et les résultats). Les forêts aléatoires offrent constamment

l'une des plus grandes précisions de prédiction par rapport à d'autres modèles dans le cadre de la classification. (Jaime Lynn Speiser, 2019)

Pour chaque arbre, on sélectionne un échantillon bootstrap d'individus et à chaque étape, la construction d'un nœud de l'arbre se fait sur un sous-ensemble de variables tirées aléatoirement.

La prédiction se base alors sur un sous-ensemble de la forêt. Pour un muplet « X1…, Xm » de variable explicative, on obtient un ensemble yi, yj∈ [0 ; k].

Avec k le nombre d'arbres de la forêt créée. On obtient plusieurs arbres et des prédictions différentes pour chaque individu. Lorsque le nombre d'arbres souhaité a été simulé, on peut obtenir la prédiction de deux manières différentes selon l'approche utilisée « classification ou régression ». (LAUR, 2017)

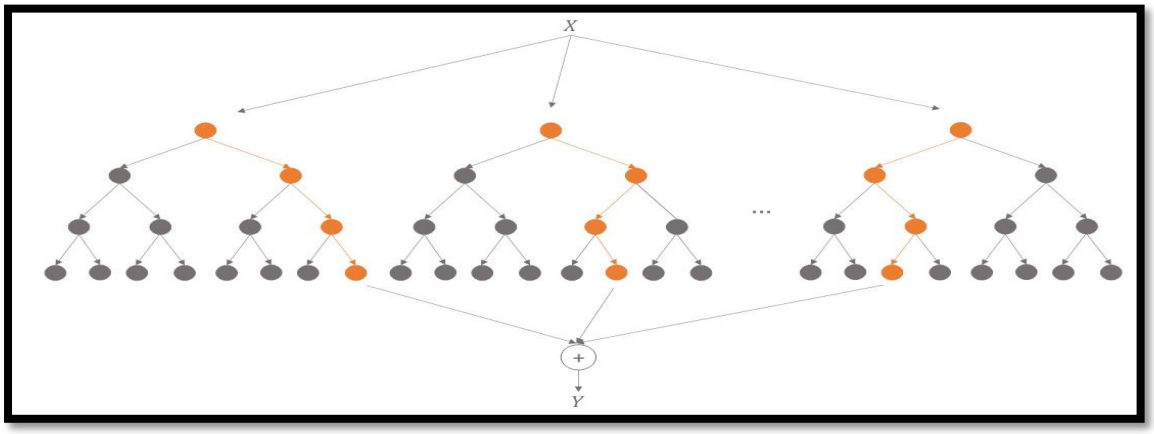


Figure I-5: Principe de l'algorithme des forêts aléatoires.

I.6.4 K-NearestNeighbor « KNN »

K-NN est l'un des algorithmes de classification les plus simples à teste et le plus rapide à mettre en œuvre.

L'algorithme est basé sur un vote majoritaire des k-plus proches voisins, basé sur la distance Euclidienne dans l'espace de caractéristique pour prédire les classes de nouvelles données à partir de données étiquetées « données d'apprentissage », où k spécifie le nombre de voisins à utilise. Les exemples d'apprentissage sont des vecteurs dans un espace de caractéristiques multidimensionnel, chacun avec une étiquette de classe, cet algorithme ne nécessite pas d'étape d'apprentissage pour être effectué mais peut être réglé pour détermine la valeur optimale de k sur laquelle baser la classification.

Les données d'apprentissage ont été mises à l'échelle de sorte qu'elles aient une moyenne de 0 et un écart type de 1 (Maneela Jain, 2013).

En effet, la phase d'apprentissage de l'algorithme K-NN consiste seulement à stocke les vecteurs de caractéristiques et les étiquettes de classe des échantillons d'apprentissage. Dans la phase de classification, k est une constante définie par l'utilisateur et un vecteur non étiqueté « une requête ou un point de test » est classé en affectant l'étiquette la plus fréquente parmi les k échantillons d'apprentissage les plus proches de ce point de requête.

La distance Euclidienne est une mesure de distance couramment utilisée pour les variables continues. Pour les variables discrètes, telles que la classification de texte, une autre mesure peut être utilisée, telle que la mesure de chevauchement « ou distance de Hamming ».

La distance Euclidienne :

$$d(x, y) = \sqrt{(\sum_{i=1}^{n} [(Xi - Yi)]^2)}$$

Où : x, y sont des vecteurs.

La distance de Minkowsky:

$$d(x, y) = [(\sum_{i=1}^{n} |Xi - Yi|^p)]^{(1/p)}$$

Où : x, y sont des vecteurs.

p : paramètre

La distance de Manhattan :

$$d(x, y) = \sum_{i=1}^{n} |Xi - Yi|$$

Où : x, y sont des vecteurs.

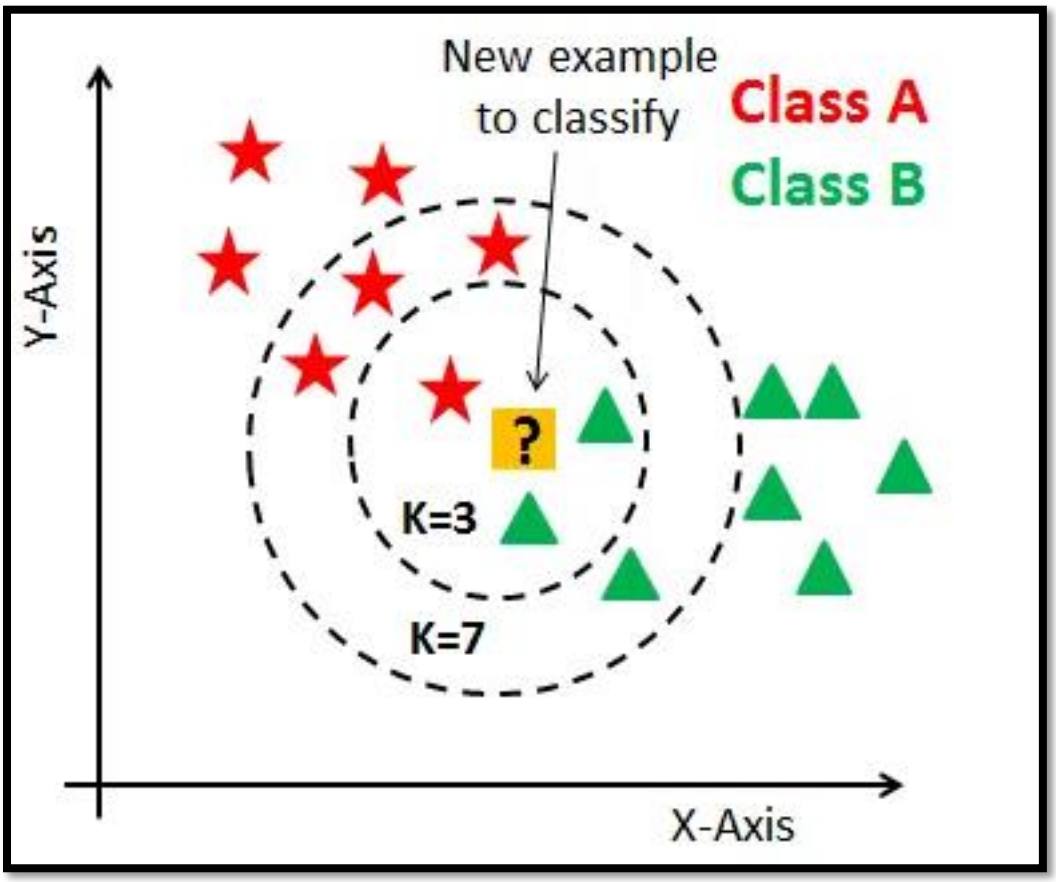


Figure I-6: Fonctionnement de l'algorithme KNN.

I.6.5 Arbre de décisions

L'algorithme de l'arbre de décision (DT) suit des règles de division et de conquête. Dans les modèles DT, l'attribut peut prendre diverses valeurs connues sous le nom d'arbres de classification ; les feuilles indiquent des classes distinctes, tandis que les branches reflètent la combinaison de caractéristiques qui donnent lieu à ces étiquettes de classe. D'autre part, DT peut prendre des variables continues appelées arbres de régression. C4.5 et EC4.5 sont les deux algorithmes DT célèbres et les plus largement utilisés. (Md Manjurul Ahsan, 2022)

I.7. L'apprentissage profond

L'apprentissage profond ou deep learning est une sous-catégorie de l'apprentissage machine. Il s'agit d'un réseau neuronal comportant un grand nombre de couches et de paramètres. La plupart des méthodes de deep learning utilisent des architectures de réseaux neuronaux. C'est pourquoi on le désigne également sous le nom de réseaux neuronaux profonds.

Le deep learning utilise une cascade de multiples couches d'unités de traitement non linéaires pour l'extraction et la transformation des caractéristiques. Les couches inférieures, proches de l'entrée des données, apprennent des caractéristiques simples, tandis que les couches supérieures apprennent des caractéristiques plus complexes dérivées des caractéristiques des couches inférieures. Cette architecture forme une représentation hiérarchique et puissante des caractéristiques. Cela signifie que le deep learning est bien adapté pour analyser et extraire des connaissances utiles à partir de grandes quantités de données ainsi que de données collectées à partir de différentes sources. (Shinde, et al., 2019)

I.7.1 Réseau de Neurones dans l'Apprentissage Profond

Un réseau de neurones est structuré comme le cerveau mortel et se compose de neurones artificiels, également appelés bosses. Ces bosses sont empilées les unes sur les autres en trois couches montrées comme sur la «**Figure I-7»** :

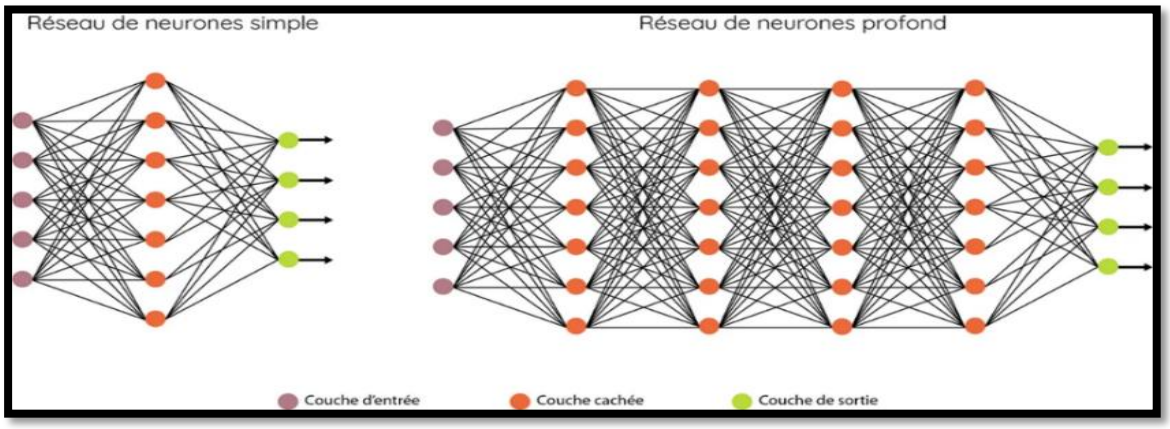


Figure I-7:Réseau de neurones simple vs réseau de neurones profond**.**

- La couche d'entrée
- La ou les couches cachées
- La couche de sortie

Les données fournissent des informations sous forme d'entrées à chaque nœud. Ce nœud calcule en multipliant l'entrée par des poids aléatoires et ajoute un biais comme indiqué sur la «**Figure I-8»**. Enfin, nous appliquons une fonction non linéaire, également appelée fonction d'activation, pour déterminer quels neurones déclencher.

Par exemple, l'entrée pourrait être des échantillons audios envoyés à la couche cachée pour la reconnaissance de sons dans un format de spectrogramme, par exemple, un spectrogramme

de 28x28. La couche cachée classe les sons (par exemple, les mots ou les phonèmes) en fonction de leurs caractéristiques spectrales. Par exemple, lorsque vous regardez un son particulier dans un spectrogramme, cela peut ressembler à des motifs spécifiques de fréquences et d'intensités. Les données audios converties en représentations spectrales sont envoyées à la couche d'entrée comme entrée. Chaque connexion dans la couche se voit attribuer un poids qui détermine l'importance de la valeur d'entrée. Les poids initiaux sont définis de manière aléatoire.

Des poids négatifs peuvent également être attribués à ces connexions si certaines caractéristiques doivent être moins importantes. Les poids sont mis à jour à chaque itération à l'aide d'un algorithme de rétropropagation. Dans certains cas, le signal audio d'entrée peut ne pas se démarquer clairement, donc nous devons effectuer plusieurs itérations pour augmenter le nombre de couches cachées et entraîner le modèle d'apprentissage en profondeur. Enfin, la sortie finale est générée en fonction des poids et du nombre d'itérations.

I.7.2 Les algorithmes d'apprentissage profond

Voici la liste de quelques exemples d'algorithmes en apprentissage profond :

- Réseaux neuronaux convolutifs (CNN)
- Réseaux neuronaux récurrents (RNN)
- Réseaux neuronaux à mémoire court et long terme (LSTM)
- Réseaux antagonistes génératifs (GAN)
- Réseaux de fonctions à base radiale (RBFN)

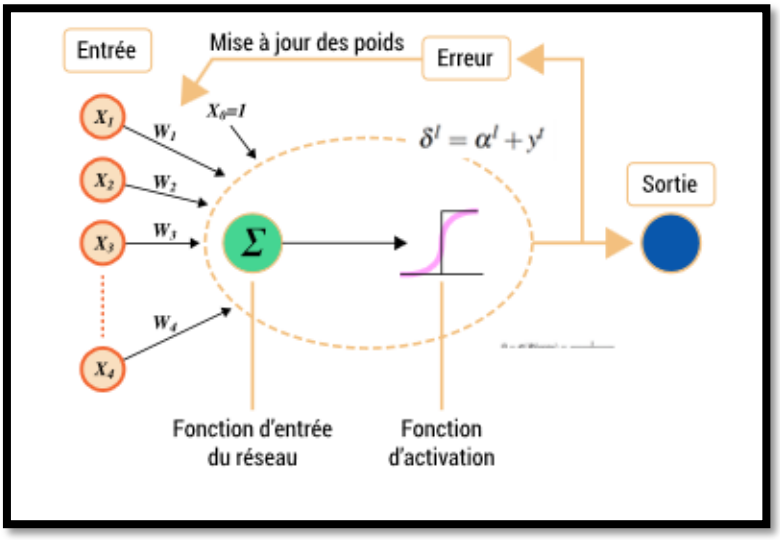


Figure I-8: Fonction d'activation.

I.7.2.1. Réseaux neuronaux convolutifs (CNN)

Le réseau de neurones convolutionnel (CNN) est un réseau de neurones qui a surpassé les problèmes de vision par ordinateur (J. Yim, 2015). Les CNN sont considérés comme les meilleurs pour l'apprentissage des données de l'image et ont effectué extraordinairement en classe d'image, segmentation et détection. Aujourd'hui, la plupart des images les problèmes de traitement et de vision par ordinateur s'appliquent CNN pour une meilleure solution (A. Khan, 2020). La raison derrière le meilleur La performance de CNN dans cette tâche est sa capacité à travailler sur des données brutes sans connaissance préalable (N. Senan, 2020). CNN est un réseau de neurones artificielle d'inspiration biologique (ANN). Dans CNN, l'information est traitée de manière unidirectionnelle à travers un réseau de transmission. Cette architecture est analogue à celle du cortex visuel du cerveau humain, qui est composé de cellules simples organisées en plusieurs couches hiérarchiques. (A. Al Maashri, 2012).

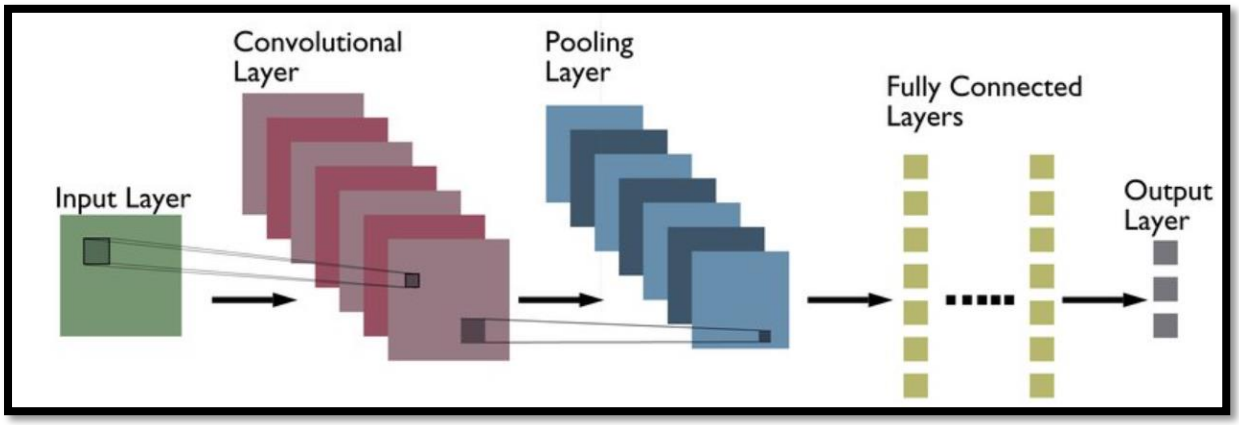


***Figure I-9**:L'architecture du modèle CNN.*

I.7.2.2. Réseau de neurones récurrents (RNN)

Les Réseaux de Neurones Récurrents (RNN) sont une classe de modèles connexionnistes qui possèdent un état interne ou une mémoire à court terme grâce à des connexions récurrentes en rétroaction, ce qui les rend adaptés pour traiter des problèmes séquentiels, tels que la classification, la prédiction et la génération de discours. (Jan Koutn´ık, 2014)

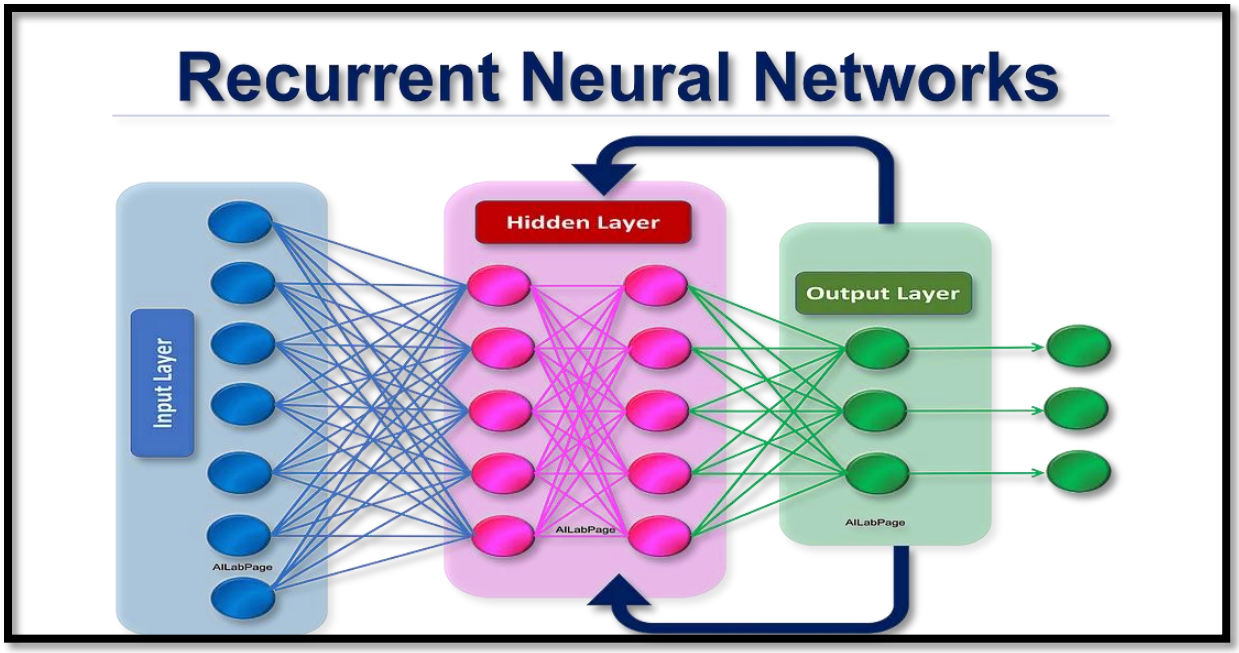


Figure I-10: *L'architecture du modèle RNN.*

I.7.3 L'apprentissage par transfert

Transfert d'apprentissage, une autre branche de l'apprentissage automatique qui se concentre sur l'apprentissage des connaissances communes à partir d'un ou plusieurs scénarios d'application connexes mais différents pour aider les algorithmes d'IA à obtenir des performances plus puissantes dans un scénario d'application d'intérêt, a été démontré comme une méthodologie prometteuse pour aider l'apprentissage profond à surmonter les limites mentionnées ci-dessus. (Weihua Li, 2022), Cependant, les approches traditionnelles d'apprentissage automatique pourraient ne pas être en mesure d'apprendre les représentations discriminatoires de manière efficace, ce qui constitue un obstacle majeur pour exploiter le potentiel de l'apprentissage par transfert. (Weihua Li, 2022)

Ces dernières années, en raison de la popularité de l'apprentissage profond, la demande de données augmente également, de sorte que l'apprentissage par transfert a été développé davantage. Afin de former un classificateur de haute qualité à partir des données de différentes distributions.

Dai et coll. (Dai, 2007)ont proposé un algorithme d'apprentissage de transfert TrAdaBoost basé sur des instances, qui utilise les données d'apprentissage pour sélectionner les parties utiles à partir des différentes données de distribution, afin de réduire le taux d'erreur de classification. Afin de résoudre le problème de l'adaptation de domaine dans l'apprentissage par transfert.

Il existe des modèles d'extraction de caractéristiques avec l'apprentissage par Transfert spécifiques pour audio classification :

- **Open-L3**

Le réseau OpenL3 est un modèle d'extraction de caractéristiques audio qui peut extraire de meilleures représentations de caractéristiques à partir des signaux vocaux originaux. Le réseau OpenL3 a été proposé par Jason Cramer et al. Dans (J. Cramer, 2019). Les auteurs ont amélioré les tâches audios basées sur L3-Net (R. Arandjelovic, 2017), et ont utilisé Audio Set (2022) pour l'apprentissage préalable avec le mode d'entraînement non supervisé, tout comme L3-Net. (Xiangyu Peng1, 2022)

- **VGGish**

VGGish est un réseau de 24 couches basé sur l'architecture VGG, L'échantillon audio d'entrée doit d'abord être rééchantillonné à 16 kHz et normalisé dans la plage [1, 1]. Ensuite, la forme d'onde audio est encadrée dans des fenêtres coulissantes de 0,96 s sans chevauchement. Enfin, pour chaque image, l'image correspondante du spectrogramme de Mel est utilisée pour entrer VGGish, qui s'appuie sur les couches CNN pour produire une représentation en 128 dimensions de l'image d'entrée, qui peut être classée soit par un ensemble des couches connectées ou un modèle ML peu profond. (Mattia Giovanni Campana a, 2023)

- **YAMNet**

YAMNet, un réseau neuronal pré-entraîné, utilise l'architecture MobileNetV1, qui comprend des convolutions en profondeur séparables. YAMNet a été construit pour catégoriser les signaux audios dans l'une des 521 catégories uniques du Corpus AudioSet, en utilisant sa capacité à analyser les formes d'onde audio. À partir du signal audio, les trames sont extraites et manipulées par lots par le modèle. YAMNet, une méthode d'apprentissage par transfert d'art, est réputée pour son efficacité dans l'extraction de fonctionnalités à partir de données audios. (N. HARIHARA VALLIAPPAN1, 2024)

I.7.4 Mel-Frequency Cepstral Coefficients (MFCC)

I.7.4.1. Définition

Les coefficients de Cepstrum Mel-Frequency (MFCCs) sont l'une des techniques d'extraction de caractéristiques les plus populaires utilisées dans la reconnaissance vocale basée sur le domaine de fréquence en utilisant l'échelle Mel qui est basée sur l'échelle d'audition humaine. (Davis, et al., 1980)

Dans le domaine fréquentiel, les MFCCs sont la caractéristique la plus précise par rapport aux caractéristiques du domaine temporel. Ces caractéristiques MFCCs sont une représentation fidèle du signal fenêtré à courte portée dérivé de la transformée de Fourier rapide (FFT) de ce signal. (Pierre Combescure, 1995b)

I.7.4.2. Étapes de l'extraction des paramètres MFCC

Les différentes étapes du mécanisme d'extraction de ce paramètre acoustique du signal vocal sont les suivantes :

- **Préaccentuation :**

Cette étape consiste à faire passer le signal à travers un filtre qui accentue les hautes fréquences. Ce processus augmentera l'énergie du signal aux hautes fréquences. (Lindasalwa Muda, 2010)

Dans Cette étape, le signal audio est traité à travers un filtre qui accentue les fréquences plus élevées. Ce processus augmentera l'énergie du signal à une fréquence plus élevée.

$$Y[n] = X[n] – 0.95\ X[n-1]$$

Où 0,95 signifie que 95% de tout échantillon devrait provenir de son échantillon précédent.

- **Fenêtrage :**

Le signal vocal est d'abord divisé en tranches de temps constituées de N échantillons dont la longueur est comprise entre 20 et 40 msec. Les trames adjacentes sont séparées par M (M <N) valeurs standard utilisées sont M = 100 et N = 256 échantillons. (Lindasalwa Muda, 2010)

- **Fenêtre de Hamming :**

Chaque fenêtre temporelle est ensuite fenêtrée avec une fenêtre de Hamming pour exclure les discontinuités sur les bords (Nitisha, 2012). L'équation de la fenêtre de Hamming est donnée comme suit :

$$\mathbf{W(n) = 0,54 – 0,46 \cos(\ )\ \ , 0 \leq n \leq N\text{-}1}$$

$$\mathbf{= 0, otherwise}$$

Où :

-la fenêtre est définie comme W (Pols)

-n = est l'échantillon actuel.

-N = est le nombre d'échantillons dans chaque trame

-Y [n] = signal de sortie

-X (n) = signal d'entrée

-W (n) = Fenêtre de Hamming

Le signal de fenêtrage est alors : **Y (n) = X(n) * W(n).**

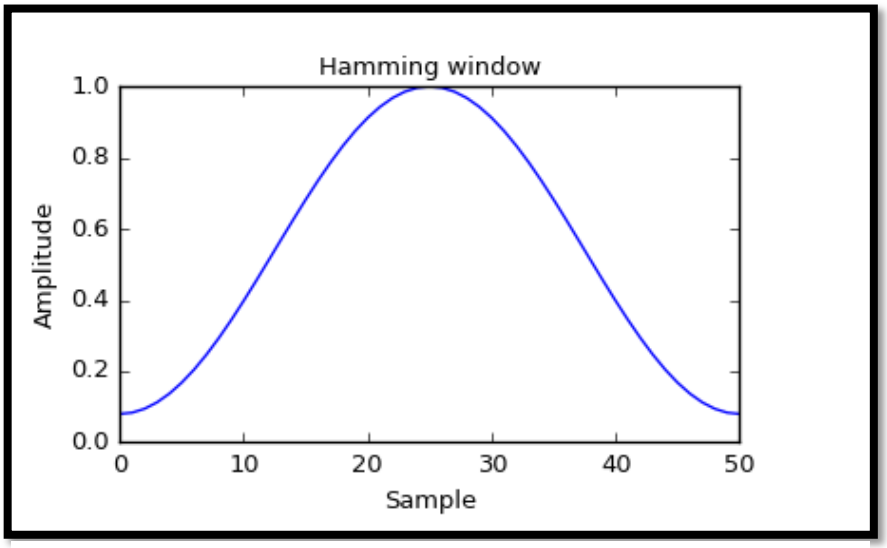


Figure I-11: Fenêtre de hamming.

- **Transformation de Fourier rapide (Fast Fourier Transformation (FFT))**

La transformation de Fourier rapide (acronyme anglais : FFT ou Fast Fourier Transform) est un algorithme de calcul de la transformée de Fourier discrète (TFD). Ainsi, pour le temps de calcul de l'algorithme rapide peut être 100 fois plus petit que le calcul utilisant la formule de définition de la TFD. Cet algorithme est couramment utilisé en traitement numérique du signal pour transformer des données du domaine temporel au domaine fréquentiel. (Ittichaichareon, 2012)

- **Spectre DFT (DFT Spectrum)**

Chaque trame fenêtrée est convertie en spectre de magnitude en appliquant la DFT.

$$X(k) = \sum x(n)\, e^{\frac{-2\pi nkj}{N}} \; ; 0 \leq k \leq N-1$$

Où N est le nombre de points utilisés pour calculer la TFD.

- **Traitement de la banque de filtres Mel**

Les filtres logarithmiques Mel-Scaled sont appliqués à la trame transformée de Fourier. La «**Figure I-12»** illustre la forme générale de ce banc de filtres, composé d'un ensemble de filtres triangulaires.

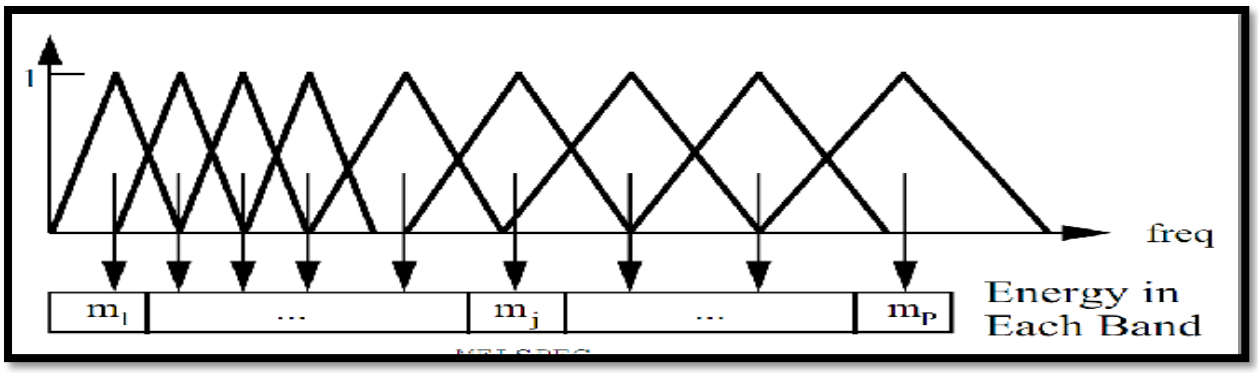


Figure I-12: Banque de filtres Mel-Scale.

Cette figure montre un ensemble de filtres triangulaires utilisés pour calculer une somme pondérée des composants spectraux des filtres afin que le résultat du processus se rapproche de l'échelle de Mel. La réponse en fréquence de chaque filtre est de forme triangulaire, avec une amplitude égale à un à la fréquence centrale, et décroît linéairement jusqu'à zéro à la fréquence centrale des deux filtres adjacents (Jamal Price, 2009). Ensuite, chaque sortie de filtre est la somme de ses composants spectraux filtrés. Après cela, l'équation suivante est utilisée pour calculer l'échelle de Mel pour une fréquence donnée (F) en Hz :

$$M(F) = [2595 \log 10\ (1 + F\ (HZ))/700]$$

Pour revenir de Mels à la fréquence :

$$M(m) - 1 = 700\ (\exp\ (m/2595) - 1)$$

- **Spectre Mel**

Le spectre Mel est calculé en faisant passer le signal transformé de Fourier à travers un ensemble de filtres passe-bande appelés banc de filtres Mel. Un Mel est une unité de mesure basée sur la fréquence perçue par les oreilles humaines. Il ne correspond pas linéairement à la fréquence physique du son, car le système auditif humain ne perçoit apparemment pas la hauteur linéairement.

- **Transformation discrète en cosinus (DCT)**

Le DCT appliqué aux coefficients de fréquence Mel transformés produit un ensemble de coefficients cepstraux. Avant de calculer le DCT, le spectre Mel est généralement représenté sur une échelle logarithmique. Il en résulte un signal dans le domaine cepstral avec un pic de

fréquence que correspondant à la hauteur du signal et un certain nombre de formants représentant des pics de fréquence faible.

$$\mathbf{Ci} = 2 / N \, \mathbf{\Sigma \, m \, j. \, Cos \, [\pi i / N \, (j - 0{,}5)]}$$

N est le nombre de canaux de banque de filtres.

Cet ensemble de coefficients est appelé un vecteur acoustique. Par conséquent, chaque énoncé d'entrée est transformé en une séquence de vecteurs acoustiques. (S. Young, 1997)

I.8. Conclusion

L'apprentissage automatique est un paradigme crucial et largement utilisé pour de nombreux problèmes. Dans ce chapitre, nous avons exploré les concepts essentiels de la classification et présenté l'apprentissage automatique.

Nous avons défini les différents algorithmes d'apprentissage utilisés dans notre travail. Nous avons également abordé l'apprentissage profond, une sous-catégorie de l'apprentissage automatique. L'apprentissage profond utilise des réseaux de neurones artificiels pour modéliser et résoudre des problèmes complexes, ce qui est particulièrement efficace pour des tâches comme la reconnaissance audio et le traitement du langage naturel.

En résumé, ce chapitre fournit une vue d'ensemble des concepts clés de l'apprentissage automatique, l'apprentissage profond et quelque méthode apprentissage par transfert ainsi que des algorithmes spécifiques utilisés dans l'audio classification.

Chapitre II
Technologie de santé aviaire

II.1. Introduction

Les volailles constituent une source de protéines animales appréciable et économique, notamment pour les pays en voie de développement, c'est ce qui justifie son développement très rapide sur l'ensemble du globe terrestre depuis une trentaine d'années (N. SAHRAOUI, 2015).

Dans ce chapitre, nous déterminerons la productivité de la volaille ainsi que les maladies respiratoires les plus courantes chez le poulet. Nous étudierons également les sons de poulet et les analyserons dans la détection de ces maladies, en intégrant des concepts de santé intelligents. Cette approche nous permettra de comprendre la relation entre notre domaine d'apprentissage et la détection des maladies aviaires à travers l'étude vocale.

II.2. Soins de santé intelligents

La santé intelligente émane du concept de "planète intelligente" introduit par IBM en 2009. Elle représente un système de services de santé exploitant des technologies telles que les dispositifs portables, l'Internet des objets et la connectivité mobile pour permettre un accès dynamique à l'information. Ce système connecte les individus, les équipements et les institutions de santé, facilitant ainsi une gestion intelligente des besoins médicaux. Les soins de santé intelligents visent à améliorer l'interaction entre toutes les parties impliquées, assurant un accès adéquat aux services nécessaires, favorisant des décisions éclairées et optimisant l'utilisation des ressources disponibles. (Shuo Tian, 2019)

Dans le domaine des soins de santé animale, la détection précoce des maladies grâce aux technologies intelligentes est primordiale pour maintenir le bien-être du bétail et des animaux de compagnie. Les soins de santé animale sont un domaine de recherche en évolution partout dans le monde. (Bhatia, 2020) Présente clairement Smart VetCare au système de soins vétérinaires intelligents utilisés dans des environnements de soins de santé pour animaux de compagnie efficaces en utilisant des techniques de médecine sur Internet. Pour Fournir aux animaux un environnement de soins de santé efficace.

En se concentrant spécifiquement sur la volaille, où les épidémies peuvent avoir des implications économiques significatives, l'utilisation des signaux de vocalisation pour la détection représente une avancée majeure. Les vocalisations de la volaille, souvent considérées comme de simples bruits de fond, contiennent des informations précieuses sur leur état de santé.

En analysant ces motifs vocaux en temps réel, des changements subtils indicatifs de problèmes de santé peuvent être identifiés avec une précision remarquable. Cette approche proactive permet aux éleveurs d'intervenir rapidement en mettant en œuvre des interventions ciblées pour limiter la propagation des maladies et réduire les pertes économiques. De plus, en intégrant la détection basée sur la vocalisation dans les cadres de soins de santé intelligents existants, le potentiel de détection précoce des maladies est amplifié, ouvrant la voie à des pratiques agricoles plus durables et résilientes.

II.3. Historique de l'aviculture en Algérie

L'aviculture nationale est caractérisée par trois étapes distinctes. La première de l'indépendance à 1968, durant laquelle peu de choses ont été réalisées. Il s'agit essentiellement de la transformation des anciennes porcheries en poulaillers d'engraissement. La deuxième étape, de 1969 à 1989 a vu naitre une grande entreprise publique (ONAB) chargée entre autres du développement de l'Aviculture. Plusieurs complexes modernes ont été réalisés dans le cadre des différents plans de développements nationaux.

Durant cette période la gestion des facteurs de production (reproducteurs, aliments, poulettes démarrées...), relevait des structures publiques tandis que la production de produits finis (œufs de consommation et poulets) du secteur prive. Cette étape est marquée par un effort exceptionnel consenti par l'ONAB pour la formation de techniciens à l'étranger, qui a leur tour ont assuré la vulgarisation des techniques d'élevage et l'encadrement en général de l'activité. La troisième étape de 1990 à nos jours faisait suite à la suppression du monopole de l'Etat. Cette étape a été marquée par de grandes réalisations au niveau du secteur privé et l'arrêt quasi-total des investissements dans la filière du secteur public. (Alloui, et al., 2011)

II.4. Evolution de l'élevage de poulet

- **Dans le monde**

L'élevage de volailles a évolué grâce à l'amélioration rapide des performances de production d'une part, et à l'augmentation de la consommation d'autre part.

L'âge du poulet correspondant à 1,8 kg de poids vif a passé de 38 jours 1994 à 33 jours en2003 un indice de consommation de 1,62 et un pourcentage de 18,2 de viande de bréchet, pour 17 % en 1994. (Gonzalez, et al., 2003)

- **En Algérie**

La filière avicole prend une place plus ou moins importante en Algérie, les autorités encouragent cette activité par le financement et la recherche scientifique dans ce domaine, aussi, la mise en œuvre de la politique avicole a été confiée dès 1970 à l'ONAB (Office National de Aliments du Bétail) et depuis1980, aux Offices Publics issus de la restructuration de ce dernier (ONAB, OjRAC, ORAVIO). Ce processus a mis, la restriction des importations de produits finis

En 1984, mais a accentué le recours aux marchés mondiaux pour l'approvisionnement des entreprises en intrants industriels (Inputs alimentaires, matériel biologique, produits vétérinaires, et équipements) (HENNACHI, 2022/2023)

En 2007, la filière avicole intensive réalisait un chiffre d'affaires de 86 milliards de dinars (1,780 milliards d'euros) et une valeur ajoutée brute de 410 millions d'euros, ce qui représente une partie importante d'enrichissement agricole qui se situe autour de 10 % (KACI, 2012)

Le développement de la filière avicole en Algérie a permis une petite augmentation de la consommation de viande de poulet de chair. Cette dernière, est passée de 0,82 kg/hab/an en 1972 à 9,18 kg/hab/an en 1986 (FERNADJI, 1990), puis à 9,70kg/hab/an (FAO, 2005). Par rapport à d'autres pays, l'Algérie reste, en matière de consommation, la dernière les USA, le Brésil, et l'UE qui ont enregistré en 2003respectivement 51,8 kg/hab/an, 34,20 kg/hab/an et 22,9 kg/hab/an (HENNACHI, 2022/2023)

II.5. Les maladies des poulets :

L'élevage de poulets est confronté à une variété de défis, y compris des maladies qui peuvent affecter la santé et la productivité des oiseaux. Les maladies du poulet peuvent survenir pour des raisons telles que les virus, les bactéries et les champignons. Ces maladies peuvent avoir de graves conséquences, allant des pertes économiques aux problèmes de bien-être animal. Ainsi, la productivité du poulet est affectée, entraînant une perte de revenu et d'argent.

Les maladies du poulet se produisent en raison d'une variété de facteurs, y compris les agents pathogènes tels que les virus, les bactéries, les champignons, les parasites et les conditions environnementales nocives. Il s'agit notamment des maladies respiratoires. La base de notre étude.

II.5.1 Les maladies respiratoires :

Les maladies respiratoires chroniques représentent une dominante pathologie en aviculture. Les mycoplasmes aviaires constituent une des maladies les plus coûteuses pour l'élevage avicole. Elles entraînent de lourdes pertes économiques en raison de retard de croissance, des baisses de production d'œufs, des saisies en abattoirs et des traitements antibiotique. (R AIMEUR, 2012)

Parmi ces maladies :

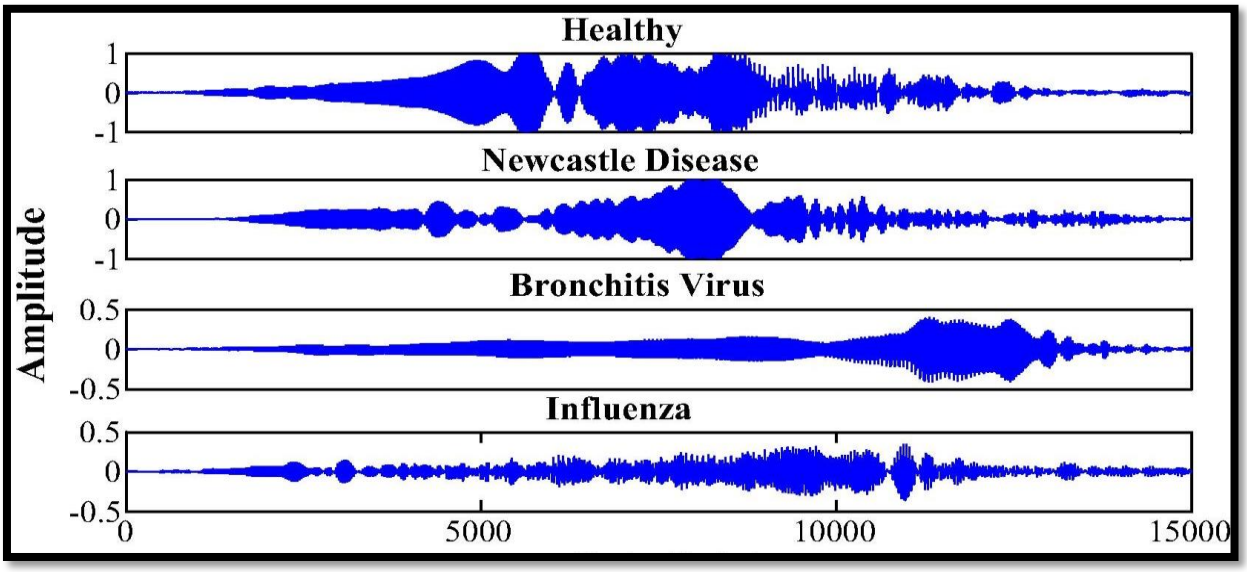


Figure II-1:Les signaux dans le domaine temporel de poulet sains et malade avec une maladie respiratoire. (Ahmad Banakar, 2016)

- **Bronchite infectieuse :** Le virus de la BI (VBI) affecte les poulets de tout âge qui, avec les faisans et les pintades, sont les seules espèces connues, infectées naturellement. La maladie se présente sous différentes formes clini-ques, principalement un syndrome respiratoire. L'infection de l'oviducte peut provoquer des lésions irréversibles chez les poussins de poulettes. Chez les oiseaux plus âgés, on observe un arrêt de la ponte avec la production d'œufs à coquille mince ou déformée et décolorée. La BI peut provoquer des troubles rénaux avec des néphrites aiguës, une urolithiase, et une mortalité. (H. Bourogâa, 2009)

- **Maladie de Newcastle (maladie de Ranijit) :** La maladie de Newcastle (MN) ou pseudo peste aviaire est une maladie virale affectant les oiseaux sauvages et domestiques. Elle est caractérisée par une grande variabilité de morbidité, mortalité, signes cliniques et lésions. (D.J., 2000)

- **La laryngotrachéite infectieuse (LTI)** : est une maladie respiratoire aiguë d'origine Virale touchant principalement le poulet. Les pertes économiques imputables à la LTI ont été importantes dans de nombreuses régions d'élevages avicoles partout aux États-Unis et dans le monde. En sus des poulets, les faisans et les paons sont aussi sensibles à l'infection par la LTI. (T.J., 1985)

- **Le virus de la maladie de Gumboro (MG)** : ou bursite infectieuse (Infectious bursal disease virus ou IBDV) provoque une maladie immunosuppressive chez les jeunes poulets. Le virus se réplique dans la bourse de Fabricius (BF) et détruit les lymphocytes de type B. Il provoque aussi une diminution significative des fonctions des lymphocytes de type T. De nombreuses études ont démontré que l'immunosuppression induite par l'IBDV exacerbe ou est la cause sous-jacente d'autres maladies chez les volailles. (Hein J. Boot, 2000)

- **Le virus influenza aviaire** : est un problème pour les volailles dans le monde entier. Le virus est peu commun dans la mesure où il peut provoquer des symptômes variant de l'infection subclinique à une maladie hautement virulente avec 100% de mortalité. La différence entre les virus faiblement pathogènes et les virus hautement pathogènes peut être aussi petite qu'une modification sur un simple acide aminé du gène de l'hémagglutinine. (Taisuke Horimoto, 2001)

Les maladies aviaires, causées par des agents pathogènes tels que les virus, les bactéries et les champignons, réduisent la productivité des élevages en diminuant la croissance des oiseaux et en augmentant les taux de mortalité. Cela entraîne des pertes économiques substantielles pour les éleveurs, tant en termes de baisse de la production de viande et d'œufs qu'en raison des coûts élevés des traitements vétérinaires et des mesures de prévention. En outre, les épidémies peuvent provoquer des restrictions commerciales, affectant ainsi les exportations et les marchés locaux.

Donc dans notre étude nous utilisons Les soins de santé intelligents (Smart Healthcare) offrent une solution innovante pour atténuer ces impacts économiques. En utilisant des technologies telles que l'Internet des objets (IoT) et l'intelligence artificielle (IA).

II.6. Détection des Maladies par Apprentissage Automatique

Le développement de méthodes d'intelligence artificielle pour détecter les maladies chez les animaux est un domaine en pleine expansion, essentiel pour améliorer la santé et le bien-être des animaux, ainsi que pour optimiser la productivité des exploitations agricoles. Différentes

approches sont utilisées pour cette détection, notamment l'analyse des comportements alimentaires, l'imagerie et les vocalisations.

L'analyse des comportements alimentaires (Junduan Huang a, 2021) permet de repérer des anomalies dans la consommation de nourriture, indiquant potentiellement des problèmes de santé. Par exemple, une baisse soudaine de l'appétit peut être un signe précoce de maladie.

L'utilisation de l'imagerie, grâce aux caméras et aux technologies de vision par ordinateur, permet de surveiller les animaux et de détecter des signes visuels de maladies, comme des changements dans la posture, des mouvements anormaux ou des lésions visibles.

L'analyse des vocalisations repose sur l'enregistrement et l'analyse des sons produits par les animaux. Des modèles d'apprentissage automatique peuvent identifier des changements dans les vocalisations qui sont associés à des états de stress ou de maladie. (Suk-Ju Hong ORCID, 2019)Toutes ces techniques peuvent être intégrées dans une ferme intelligente, où des capteurs et des systèmes automatisés collectent et analysent en temps réel les données des animaux. Cela permet une surveillance continue et des interventions rapides, améliorant ainsi la gestion de la santé animale et la productivité de l'exploitation Comme l'idée base sure IOT (Vikas Goyal, 2024). Pour détecter les maladies on utilise les modèles de machine Learning deep Learning et par Transfer Learning dans différente méthode pour extraction des caractéristiques ou bien pour classification (Andrew J Swift, 2020).

II.7. Les travaux connexes

II.7.1 Transfer Learning pour Audio Classification

Weige Tao et ses collègues (Weige Tao, 2022) ont proposé une méthode de reconnaissance des signaux acoustiques de poulets basée sur des caractéristiques audio multi-domaines et des modèles de classification. Leur approche inclut des phases d'entraînement et de test où les signaux acoustiques ont été collectés, filtrés et segmentés. Ils ont extrait 60 caractéristiques de chaque signal, en retenant les 30 plus importantes grâce à la standardisation min-max et à l'utilisation de forêts aléatoires. Des modèles de classification, dont kNN, ont été testés, kNN obtenant une accuracy de 93,57 % en phase d'entraînement et de 99,12 % en phase de test. Cette méthode innovante établit une base importante pour la surveillance automatique de la santé des poulets. Similairement, une autre étude (B. T. Carroll, 2014)a développé un algorithme de traitement de signal audio pour détecter les râles, des bruits associés aux maladies respiratoires chez les volailles, en utilisant les coefficients cepstraux en fréquence Mel (MFCC) et des techniques de clustering. Entraîné sur des données étiquetées manuellement provenant d'une

étude contrôlée impliquant le virus de la bronchite infectieuse, cet algorithme a montré des résultats prometteurs dans la détection de la progression de la maladie, jetant les bases pour la surveillance continue de la santé des volailles dans les exploitations commerciales et offrant des avantages potentiels en termes de réduction des coûts grâce à une détection précoce des maladies. En outre, une autre étude (Ahmad Banakar, 2016) a utilisé la théorie de l'évidence de Dempster-Shafer (D-S) pour diagnostiquer les maladies aviaires en traitant les signaux sonores avec la Transformée de Fourier Rapide (FFT) et la Transformée en Ondelette Discrète (DWT), atteignant une accuracy de 91,15 % après fusion des données. Ces méthodes montrent l'efficacité des techniques de traitement et de classification des signaux acoustiques pour la surveillance de la santé des volailles.

Dans le domaine de l'interaction homme-machine, l'efficacité des systèmes de reconnaissance vocale revêt une importance primordiale. À une époque où les données audios étaient limitées lors du développement massif de l'apprentissage profond, une approche novatrice a été proposée, basée sur l'augmentation des données à l'aide des coefficients cestreaux de fréquence Mel (MFCCs). Ces coefficients sont ensuite transformés en images pour être classifiés par un modèle d'apprentissage profond. Dans le but de tester l'efficacité de cette méthode, des réseaux de neurones convolutifs conventionnels (CNN) tels que VGG16, INCEPTIONV3 et RESNET ont été utilisés. Les résultats obtenus ont démontré l'efficacité de cette approche pour aider au diagnostic de maladies neurologiques, en utilisant la voix comme étude de cas (A Mr. Ahmed Cherif MAZARI, 2020). Par ailleurs, la classification automatique des sons d'oiseaux revêt également une grande importance dans la surveillance et la préservation de la biodiversité. Les avancées récentes dans les réseaux de capteurs acoustiques et les techniques d'apprentissage profond offrent des moyens novateurs de surveiller continuellement les oiseaux. Dans cette optique, différentes approches basées sur l'apprentissage en profondeur ont été proposées pour reconnaître et classifier les oiseaux. Cette étude se distingue en comparant et en fusionnant sélectivement différents modèles de classification afin d'améliorer les performances dans ce domaine spécifique. En utilisant trois types de représentations temps-fréquence (TFR) des sons d'oiseaux et en exploitant une architecture d'apprentissage en profondeur différente, SubSpectralNet, cette recherche a abouti à des résultats prometteurs. Le modèle fusionné ainsi obtenu a atteint une précision équilibrée de 86,31% et un score F1 pondéré de 93,31%, illustrant ainsi la pertinence de cette approche dans la classification des sons d'oiseaux. (al, 2019)

.

Titer	Nom et prénom	Publication et l'année	Base de données	Résultats	L'extraction des paramètres	Model
A Deep CNN-based acoustic model for the identification of lung diseases utilizing extracted MFCC features frome respiratory sounds (Alghamdi, 2024)	Alghamdi, N.S., Zakariah, M. & Karamti, H	https://doi.org/10.1007/s11042-024-18703-0 (2024)	https://www.kaggle.com/vbookshelf/respiratory-sound-database".	Accuracy 95.1%	MFCC	CNN
Improved Music Genre Classification with Convolutional Neural Networks (Weibin Zhang, 2016)	WeibinZhangWenkangLeiXiangminXu, XiaofengXing	September 8–12, 2016, San Francisco, USA	GTZAN dataset	Accuracy :83.9% (STFT)	**STFT** FFT mel-spectrum, SFM, SCF	CNN
An intelligent device for diagnosing avian diseases : Newcastle, infectious bronchitis, avian influenza (Ahmad Banakar, 2016)	Ahmad Banakar, Mohammad Sadeghi, Abdolhamid Shushtari,	Computers and Electronics in Agriculture, (2016)	Des signaux sonores de poulets infectés par différentes maladies aviaires	Accuracy: (D-S) 91.15%	FFT DWT	SVM Dempste-Shafer(D-S)
Discrimination d'une voix pathologique par la classification Deep-Learning basée images. Etude de Cas : Maladie de Parkinson	Mr. Ahmed Cherif MAZARI - Melle. Djamila MEGHRAOUI	Mémoire de fin d'études de Master 2019 / 2020	(Akujuobi & Zhang, 2001.).	Accuracy :96% F1-score: 0.99 Precision: 0.90	MFCC	CNN (VGG16 / ResNet /Inception V3)

(A Mr. Ahmed Cherif MAZARI, 2020)				(Inception V3 Meilleur Résultat)		
Recognition Method for Broiler Sound Signals Based on Multi-Domain Sound Features and Classification Model (Weige Tao, 2022)	Weige Tao, Guotao Wang, Zhigang Sun, Shuyan Xiao, Quanyu Wu Et Min Zhang	https://www.mdpi.com/journal/sensors MDPI (2022)	Les signaux ont été collectés, filtrés et segmentés. Ils ont extrait 60 caractéristiques	Accuracy (KNN): 93.57 % Accuracy (RF) :90.57% Accuracy (SVM): 88.30%	MFCC	KNN RF SVM DT NB CNN
Comparison of pre-trained CNNs for Audio Classification Using Transfer Learning (Eleni Tsalera 1, 2021)	Eleni Tsalera , Andreas Papadakis Et Maria Samarakou	MDPI 2021 https://www.mdpi.com/2224-2708/10/4/72	Urban Sound8k ESC-10 Air Compressor	Accuracy: (Urban Sound8k) 96.70 (ESC-10) 91.25 (Air Compressor) 100	YAMNet VGGish	CNN
An Interpretable Deep Learning Model for Automatic Sound Classification (Pablo Zinemanas, 2021)	Pablo Zinemanas Martín Rocamora	www.mdpi.com/ 2April 2021	UrbanSound8K Medley-solos-DB dataset Google Speech Commands	Openl3: 77.3% (UrbanSound8K) 67.3% (Medley-solos-DB dataset) 70.9(Google Speech Commands)	Openl3 MFCC	APNet SB-CNN

Heart sound classification based on improved MFCC features and convolutional recurrent neural networks (Muqing Deng, 2020)	Muqing Deng, Tingting Meng	Neural Networks (2020)	PhysioNet/ CinC 2016	Accuracy: 98%	MFCC	CRNN (CNN+RNN)
Lung Sound Recognition Algorithm Based on VGGish-BiGRU (Shi, et al., 2019)	Lukui Shi; Kang Du; Chaozong Zhang	IEEE 26Septembe r 2019	Audio Set	(Avec Mel spectrogramme) : Accuracy : 87.41% F1-score : 89.46%	STFT MFCC Mel spectrogramme	VGGish-BiGRU Apprentissage par Transfer
Investigation of Different CNN-Based Models for Improved Bird Sound Classification (al, 2019)	JIE XIE	IEEE ACCESS (December 2019,)	CLO-43DS (J. Salamon, 2016)	F1-score: 93.31% Specificity : 93.49% Precision: 93.76% Accuracy: 86.31%	Time frequency representations (TFRs)	CNN

Tableau II-1:*Les travaux connexes.*

II.8. Conclusion

En conclusion, l'exploration de la productivité de la volaille et des maladies respiratoires, ainsi que l'analyse des sons émis par le poulet à l'aide de techniques de santé intelligentes, fournit une perspective innovante pour améliorer la santé et le bien-être de la volaille. Cela souligne l'importance d'appliquer des méthodes avancées dans l'agriculture moderne pour relever les défis sanitaires, améliorer la production de volaille et éviter les pertes économiques.

Chapitre III
Approche proposée et Conception

III.1. Introduction

Dans ce chapitre, nous présentons notre approche de travail et les modèles utilisés pour la classification des signaux de vocalisation. Méthode de détection des maladies respiratoires des poulets à propos de la conversion d'une base de données audio en un jeu de données contenant la prononciation des signaux. Ensuite, ces signaux seront utilisés pour La détection des maladies respiratoires en tant qu'étude de cas par classification basée sur l'apprentissage automatique et l'apprentissage profond (apprentissage par le transfert). Ensuite, nous décrirons notre ensemble de données en détail, en fournissant une description de ses caractéristiques.

III.2. Cadre générique de gestion de la santé des oiseaux dans les fermes avicoles intelligentes

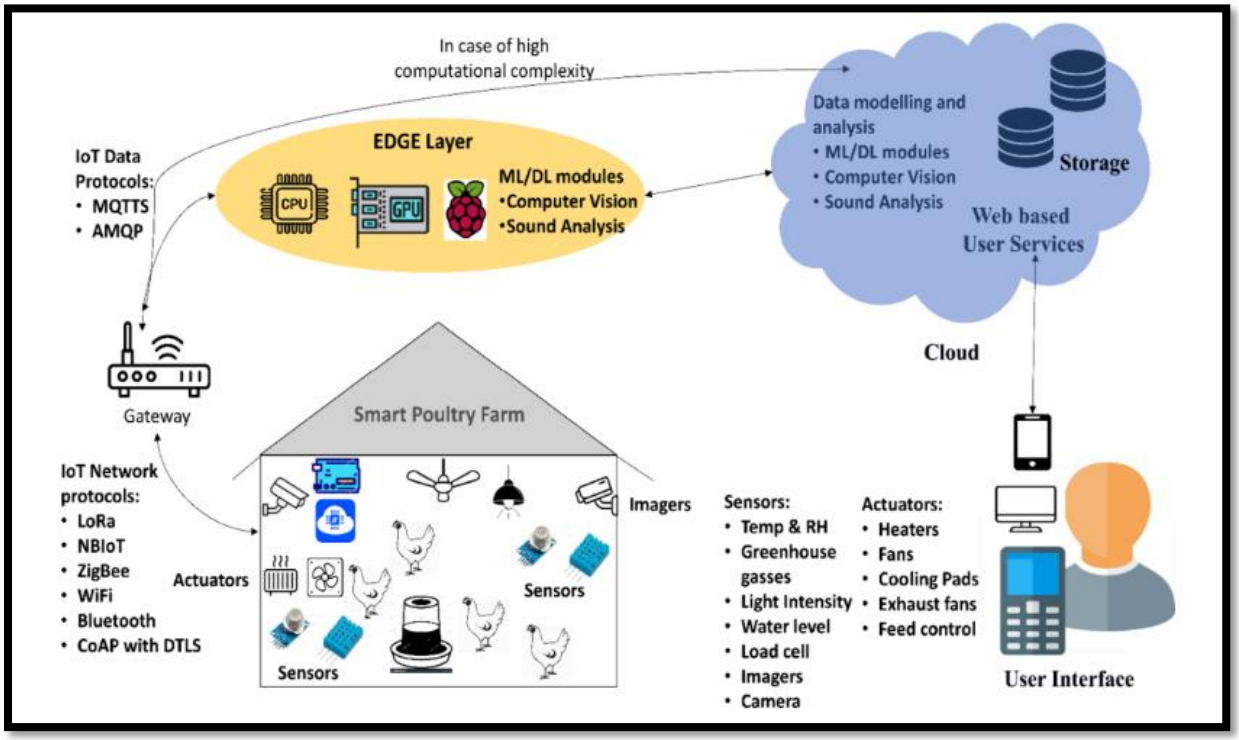


Figure III-1: *le concept d'une ferme avicole intelligente.* *(Vikas Goyal, 2024)*

La **Figure III-1:**illustre le concept d'une ferme avicole intelligente, un système qui combine des capteurs, des actionneurs et des systèmes de traitement intelligent pour améliorer l'environnement d'élevage des volailles. Le cadre proposé pour les fermes avicoles intelligentes repose sur une plateforme logicielle (PLF) intégrant plusieurs modules essentiels. Parmi eux, le module de capteurs IoT joue un rôle crucial en intégrant divers capteurs et actionneurs pour surveiller et contrôler l'environnement de la ferme, incluant des dispositifs tels que des capteurs de gaz, des caméras, des microphones, et des équipements de gestion thermique et d'éclairage.

Les données collectées sont ensuite traitées et analysées par les modules de calcul cloud-bord, qui supportent des capacités avancées de machine learning et deep learning pour une analyse en temps réel et une prise de décision optimisée. La communication sécurisée des données est assurée par un module dédié, tandis que l'interface utilisateur permet une interaction intuitive avec le système via des services cloud. Enfin, un module de sécurité robuste est intégré pour protéger les données sensibles contre les menaces telles que les failles de sécurité et les fuites de données privées, utilisant des protocoles IoT avancés tels que DTLS, CoAP, et MQTTS. Ce cadre global vise à optimiser la gestion de la santé des oiseaux dans les fermes avicoles en exploitant pleinement les technologies émergentes de l'IoT et de l'IA.

Nous nous inspirons de l'idée générale proposée pour concevoir la partie logicielle qui comprend le prétraitement des données, l'extraction des caractéristiques et les méthodes d'analyse des données, notamment la classification qui nous expliquons dans les étapes suivantes.

III.3. Méthodologie

En se basant sur les études antérieures mentionnées dans le chapitre précédent, notre objectif est de développer un modèle capable de surpasser les modèles existants en termes d'exactitude et de précision pour la détection des maladies respiratoires des volailles par les vocales. Pour atteindre cet objectif, nous avons mis en place un processus en plusieurs étapes : premièrement, nous avons importé l'ensemble de données du site (Mendeley). Qui contient trois groupes sains et malsains et le bruit. Puis nous avons nettoyé et normalisé les données pour les préparer à la formation modèle. Nous n'avons utilisé que le groupe des audios saint et le groupe des audios malsains. Nous avons divisé l'ensemble de données en trois sous-ensembles : ensemble d'entraînement, ensemble de test et de validation. Nous avons ensuite formé le modèle d'apprentissage automatique en utilisant des algorithmes tels que RNN, CNN, KNN, RF et SVM pour détecter le chant sain à partir d'une base de données préparée. Enfin, nous avons évalué la performance du modèle à l'aide de mesures d'évaluation telles que l'accuracy et la précision.

III.3.1 La base de données

Le base de données contient 346 fichiers audio regroupés dans trois dossiers : sain, bruit et malsain. Il y a 139 fichiers audio dans le dossier sain, 86 dans le dossier bruit, et 121 dans le dossier malsain. Les fichiers audios ont une durée comprise entre 5 s et 60 s. Les segments sonores sélectionnés dans le dossier malsain comprennent des toux de poulet, des ronflements

et des bruits de râles. Le dossier Bruit contient des segments sonores incluant des bruits de fond (par exemple, véhicules en mouvement et voix humaines) et des sons créés par les activités des oiseaux de basse-cour (par exemple, nourrissage, picorant les uns les autres). Les fichiers sont stockés au format audio .wav. Pour mener l'enquête, le signal audio a été analysé dans les domaines temporel et fréquentiel. Les spectres de puissance des deux signaux (sain et malsain) ont été comparés dans le domaine fréquentiel. Alors que le son normal présente davantage de contenu fréquentiel exactement autour de l'axe des y, le son anormal présente un pic notable d'environ 0,2 radians. (Segun Adebayo b, 2023)

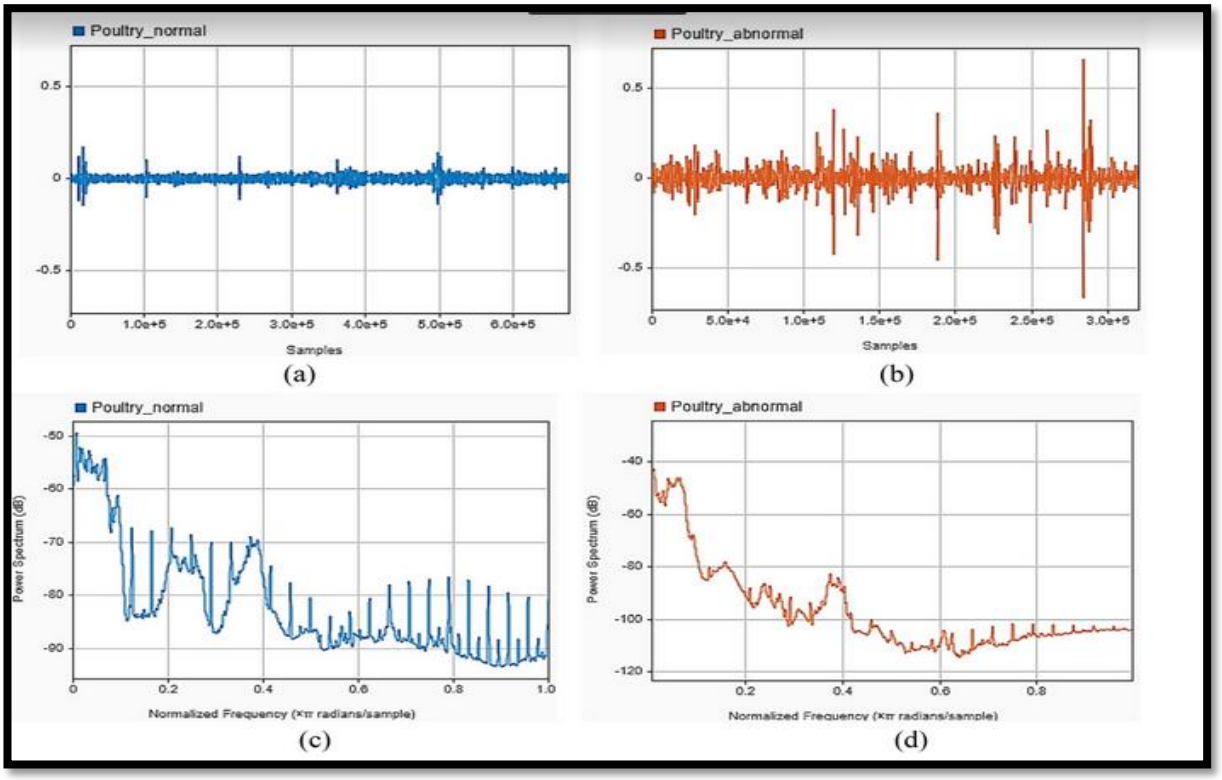


Figure III-2: Normalisation des fréquences dans un ensemble de données.
(Segun Adebayo b, 2023)

«**Figure III-2**» : Son de volaille dans le domaine temporel et fréquentiel (a) Son de volaille normale dans le domaine temporel, (b) Son de volaille anormale dans le domaine temporel. Les échantillons sonores ont été encadrés et filtrés dans le cadre du prétraitement du signal sonore. Les échantillons sonores non stationnaires sur une période plus longue ont ensuite été encadrés

par une fenêtre de Hamming décalée pour créer un signal stationnaire de 10 à 30 secondes. (Segun Adebayo b, 2023)

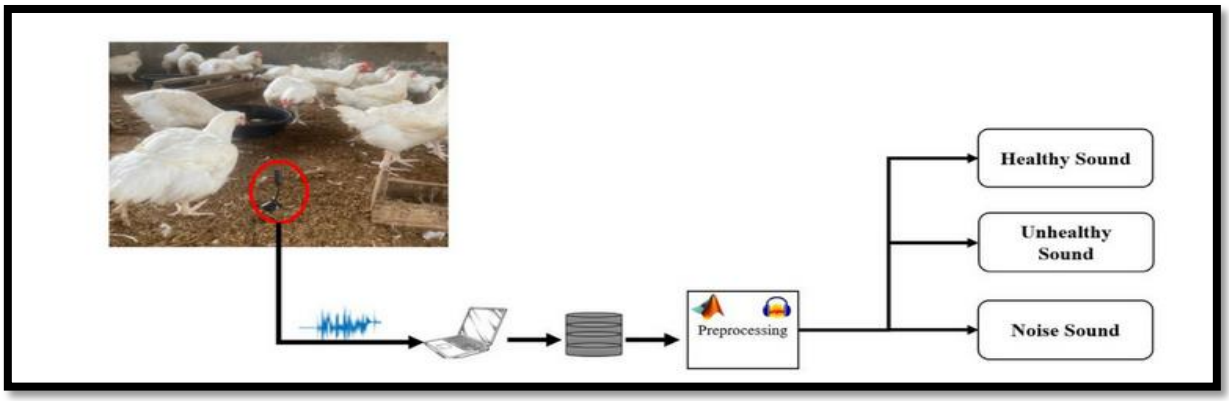


Figure III-4: Configuration expérimentale d'acquisition de données. (Segun Adebayo b, 2023)

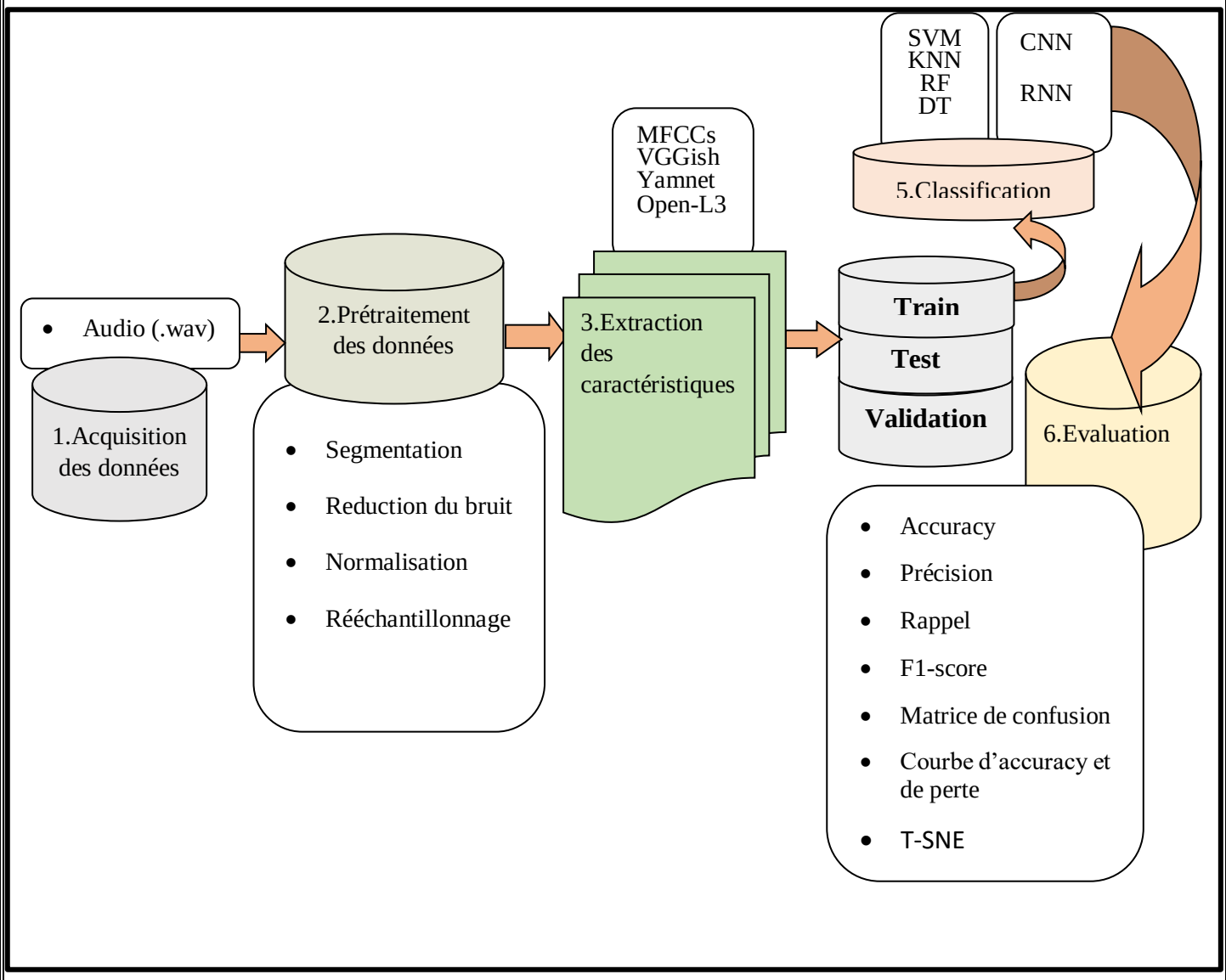


Figure III-3:architecture générale.

III.4. L'architecture des modèles

III.4.1 Acquisition des données

Les données sont des enregistrements audios de poulets sains, malsains et bruit, collectés directement dans une ferme avicole, de type(.wav).

III.4.2 Prétraitement

- Réduction du Bruit : La fonction reduce_noise(y, sr) vise à améliorer la qualité du signal en réduisant le bruit indésirable. Elle utilise un filtre passe-haut pour éliminer les fréquences de basse gamme qui peuvent inclure des bruits de fond non désirés.

```
def reduce_noise(y, sr):
    # Filtre passe-haut simple pour éliminer le bruit basse fréquence
    b, a = butter(1, 0.02, btype='highpass', analog=False)
    y = lfilter(b, a, y)
    return y
```

Figure III-5: fonction réduction du bruit.

- Normalisation du Signal : La normalisation, réalisée par la fonction normalize_audio(y), est une étape essentielle pour garantir la cohérence des amplitudes du signal. En mettant à l'échelle les valeurs du signal audio entre -1 et 1, cette étape assure une uniformité dans les niveaux d'amplitude, ce qui facilite la comparaison et le traitement des signaux audio dans les étapes suivantes de l'analyse.

```
def normalize_audio(y):
    return librosa.util.normalize(y)
```

Figure III-6: fonction de normalisation**.**

➢ Rééchantillonnage : La fonction resample_audio(y, sr, target_sr=16000) permet d'harmoniser les fréquences d'échantillonnage des différents signaux audio. En ajustant la fréquence d'échantillonnage du signal à une valeur cible spécifiée.

```
def resample_audio(y, sr, target_sr=16000):
    return librosa.resample(y, orig_sr=sr, target_sr=target_sr), target_sr
```

Figure III-7:fonction de rééchantillonnage.

➢ Segmentation du Signal : La segmentation, réalisée par la fonction segment_audio(y, sr, segment_length=2), découpe le signal audio en segments de longueur fixe. Cette étape facilite le traitement efficace des signaux audio en les divisant en morceaux gérables, ce qui permet d'extraire des caractéristiques spécifiques de chaque segment de manière plus précise et efficace.

```
def segment_audio(y, sr, segment_length=2):
    segment_samples = int(segment_length * sr)
    segments = []
    for start in range(0, len(y), segment_samples):
        end = start + segment_samples
        segment = y[start:end]
        if len(segment) == segment_samples:
            segments.append(segment)
    return segments
```

Figure III-8:fonction de segmentation.

III.4.3 Les méthodes d'extraction de caractéristiques

➢ **MFCC**

Chaque étape du processus de calcul des MFCC est conçue pour transformer le signal audio brut en une série de caractéristiques qui capturent les propriétés pertinentes de vocale. Le processus extrait 13 coefficients pour chaque segment du signal audio, ce qui permet de représenter efficacement les informations acoustiques importantes.

- n_mfcc :13 Le nombre de coefficients MFCC à extraire.
- hop_length :512 La longueur du saut entre les trames successives.
- win_length :1024 La longueur de la fenêtre utilisée pour la STFT

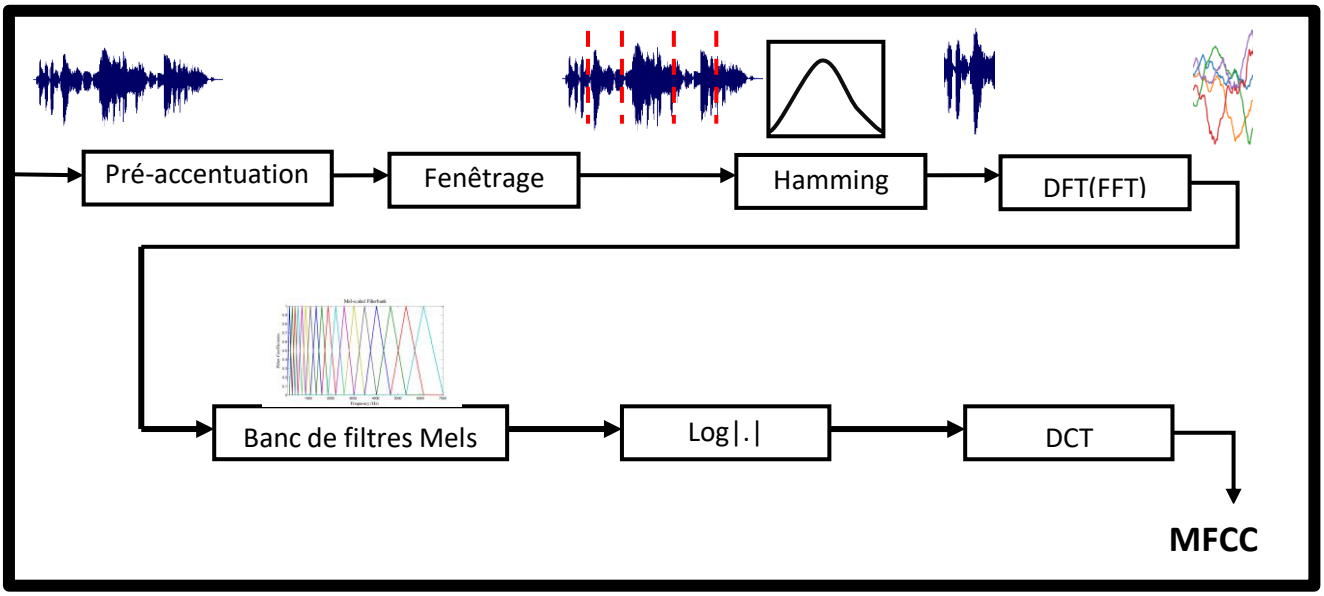


Figure III-9:architecture de MFCC.

➢ VGGish

L'architecture VGGish se compose de 8 couches convolutionnelles et d'une couche de mappage linéaire à la fin. Les couches convolutionnelles comprennent des couches de convolution, de pooling et d'activation. Chaque couche convolutionnelle utilise des filtres de convolution de 3x3, entraînés pour extraire diverses caractéristiques des signaux audio.

Le signal audio d'entrée est divisé en blocs de temps de 960 millisecondes. Chaque bloc est converti en un spectre temps-fréquence de 96x64, adapté à l'entrée des couches convolutionnelles. Les couches convolutionnelles et les couches de pooling extraient séquentiellement des caractéristiques du spectre temps-fréquence. La couche de mappage linéaire finale compresse les caractéristiques extraites des couches précédentes en un vecteur de 128 dimensions de caractéristiques audio. Ce vecteur de 128 dimensions est une représentation puissante du contenu audio d'entrée, utilisable pour la classification.

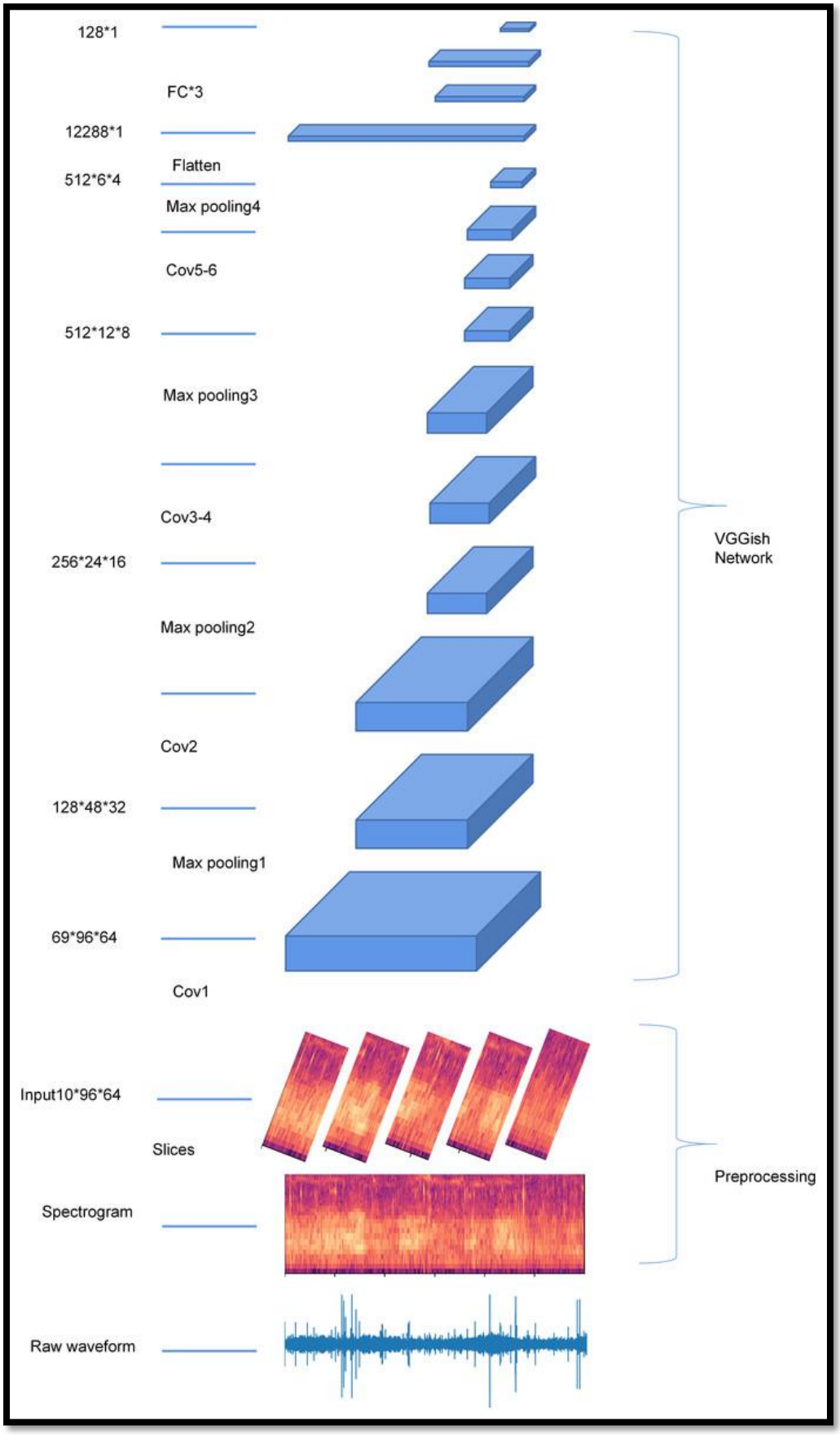


Figure III-10:la structure de réseau VGGsih.

- **Open-l3**

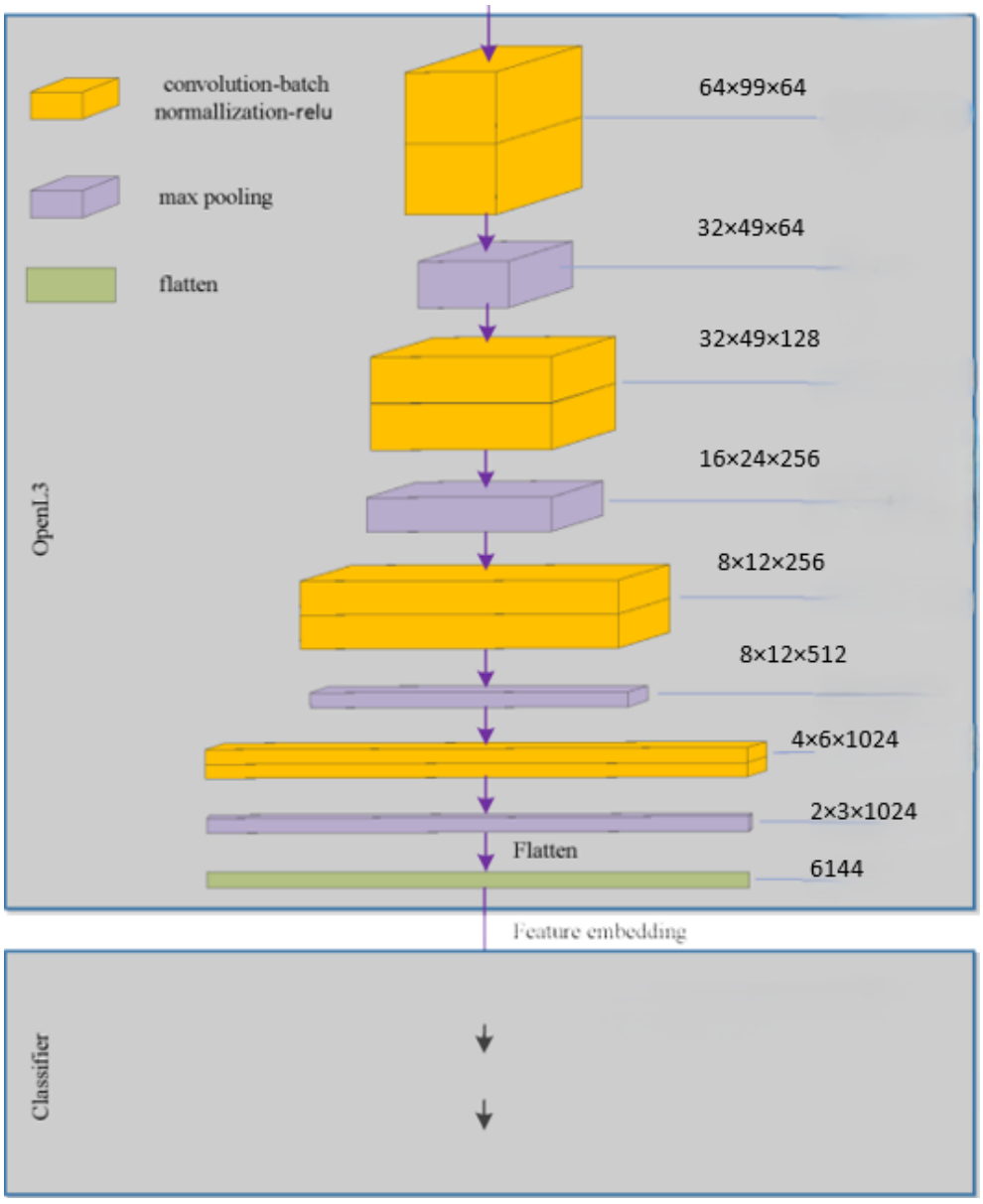


***Figure III-12**:architecture de OpenL3.*

Dans ce travail, la fonction charge un fichier audio, extrait des embeddings OpenL3 pour des sons environnementaux en utilisant une représentation d'entrée avec un spectre MEL de 256 bandes, et convertit les embeddings en un tableau unidimensionnel 6144.

➢ YAMNet

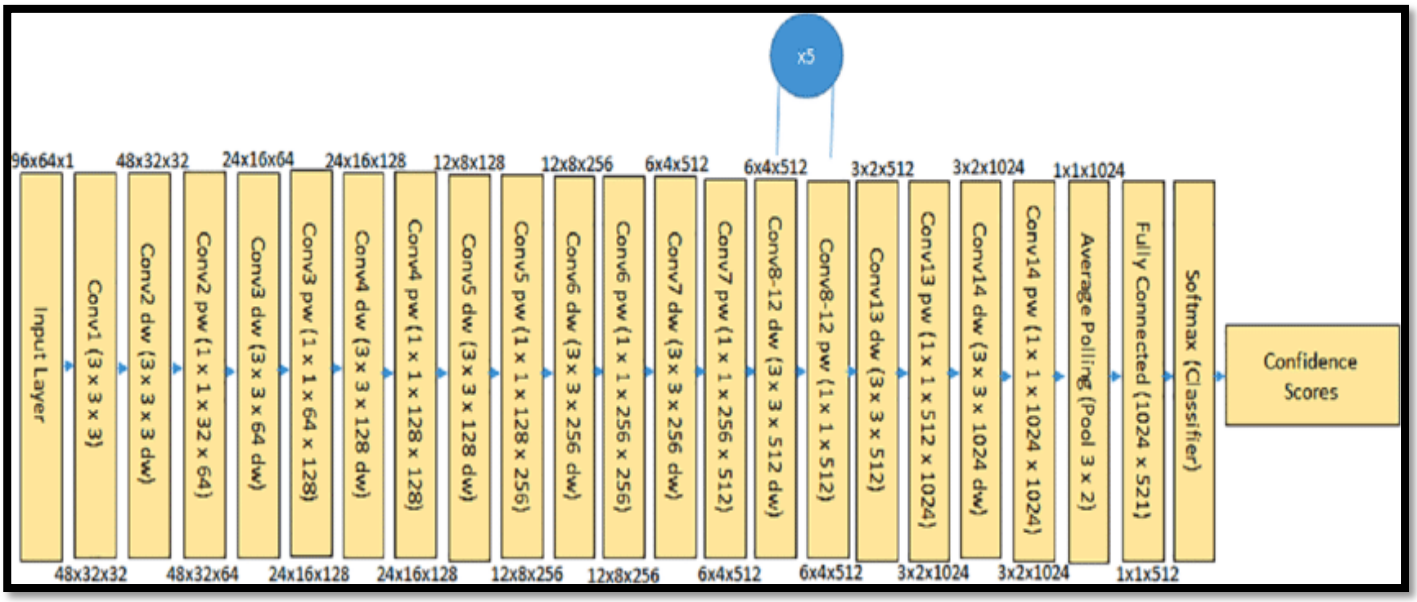


***Figure III-13**:la structure de YAMNet.*

YAMNet est constitué de plusieurs couches spécialisées qui permettent une classification précise des sons de l'environnement. Tout d'abord, une couche d'entrée accepte des segments audios en mono échantillonnés à 16 kHz. Le signal audio est ensuite traité par une couche de rééchantillonnage pour assurer une fréquence d'échantillonnage compatible avec le pipeline de traitement. Les couches convolutives 2D suivent, utilisant des filtres pour extraire des caractéristiques locales du spectrogramme Mel du signal audio. Chaque couche convolutive est accompagnée de normalisation par lot (batch normalization) pour stabiliser et accélérer l'entraînement, et d'une fonction d'activation ReLU pour introduire de la non-linéarité.

Les couches de Pooling maximales (max Pooling) sont insérées après les convolutions afin de réduire la dimensionnalité tout en conservant les informations essentielles. Une fois les caractéristiques extraites et réduites, elles sont aplaties et passées à travers des couches entièrement connectées (denses) qui combinent ces caractéristiques pour produire les scores de classe. La dernière couche dense est activée de manière softmax, ce qui produit une distribution de probabilités sur les 521 classes audio de l'Audio Set. En combinant convolution, pooling et densité, YAMNet parvient à classer efficacement une vaste gamme de sons environnementaux grâce à cette architecture en plusieurs étapes, et extraire des embeddings audio de dimension

1024 pour chaque segment. Ensuit Les embeddings (Les caractéristiques extraites) sont étiquetés comme 'healthy' ou 'unhealthy', puis stockés dans un Data Frame.

III.4.4 Chargement et préparation des données :

Les données sont chargées à partir du fichier CSV. Les caractéristiques sont séparées des étiquettes (état de santé). Les étiquettes sont encodées en valeurs numériques pour être compatibles avec les modèles d'apprentissage automatique. Après nous divisons notre ensemble de données en ensembles d'entraînement, de test et de validation. Dans la première étape, nous divisons notre ensemble de données en un ensemble d'entraînement (80%) et un ensemble temporaire (20%) à l'aide de train_test_split avec test_size=0.2. Ensuite, nous divisons cet ensemble temporaire en ensembles de test (16% de l'ensemble original) et de validation (4% de l'ensemble original) avec train_test_split en utilisant test_size=0.8. Nous avons ajoute lensemble de validation car il nous permet d'évaluer la performance de notre modèle pendant l'entraînement, sans utiliser les données de test. Cela nous aide à ajuster les hyperparamètres et à éviter le surapprentissage (overfitting) sur l'ensemble d'entraînement.

III.4.5 Entraînement des modèles

Dans notre étude, nous avons mis en œuvre quatre classificateurs d'apprentissage machine supervisé en utilisant la bibliothèque Scikit-learn, afin de comparer les performances de chaque système. Les algorithmes et leurs paramètres sont définis dans le tableau ci-dessus, fournissant une configuration claire pour chaque algorithme utilisé. Cette approche nous permet d'évaluer et de comparer objectivement les performances de chaque algorithme dans le cadre de notre étude, en fournissant une base solide pour notre analyse comparative.

Model	Parameters
DT	criterion='gini' splitter='best' max_depth=None min_samples_split=2 min_samples_leaf=1 max_features=None random_state=42
RF	n_estimators=100 criterion='gini' max_depth=None min_samples_split=2 min_samples_leaf=1 max_features='auto' bootstrap=True random_state=42
SVM	C=1.0 kernel='rbf' degree=3 gamma='scale' probability=True random_state=42
KNN	n_neighbors : 5 weights : 'uniform' leaf_size : 30 P : 2 metric : 'minkowski'

***Tableau III-1**:Les paramètres des modèles d'apprentissage automatique.*

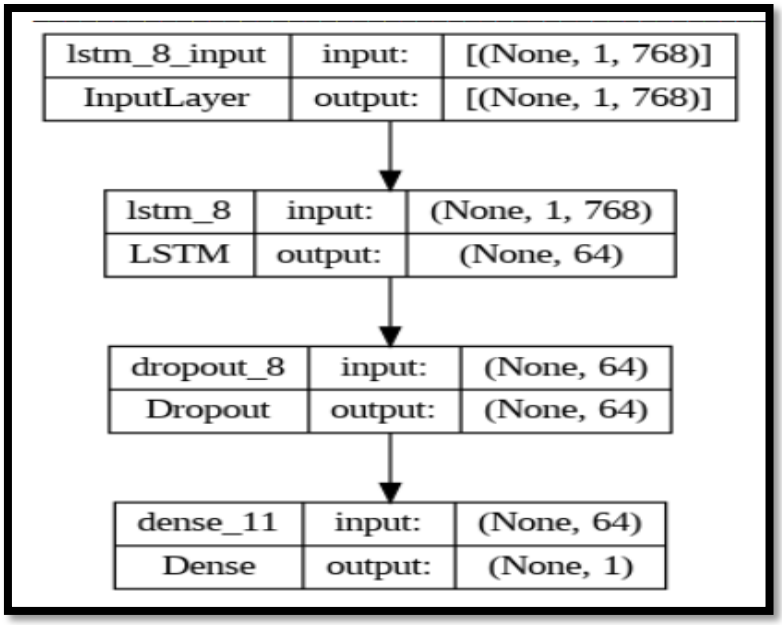


***Figure III-14**:Architecture RNN avec VGGish.*

```
Model: "sequential_9"
_________________________________________________________________
 Layer (type)                Output Shape              Param #
=================================================================
 lstm_8 (LSTM)               (None, 64)                213248

 dropout_8 (Dropout)         (None, 64)                0

 dense_11 (Dense)            (None, 1)                 65

=================================================================
Total params: 213313 (833.25 KB)
Trainable params: 213313 (833.25 KB)
Non-trainable params: 0 (0.00 Byte)
_________________________________________________________________
```

Figure III-15:RNN sammary.

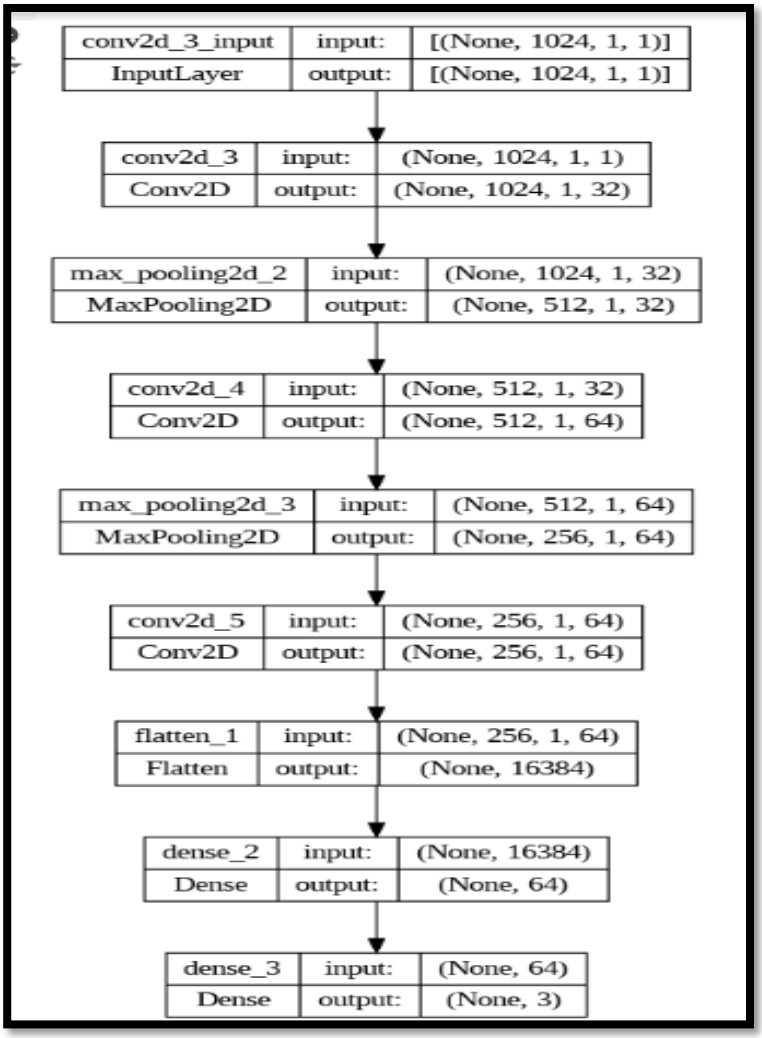


Figure III-16: Architecture CNN avec YAMNet et VGGish.

Paramètres	CNN	RNN
Couches	Conv2D : 3 couches	LSTM : 1 couche
	MaxPooling2D : 2 couches	Dropout : 1 couche
	Flatten : 1 couche	Dense : 1 couche
	Dense : 2 couches	
Paramètres Conv2D	Filtres : 32, 64, 64	N/A
	Taille du noyau : (3, 3)	
	Activation : 'ReLU'	
	Padding : 'same'	
Paramètres MaxPooling2D	Taille du pool : (2, 2)	N/A
	Padding : 'same'	
Couche Flatten	But : Convertit une matrice 2D en vecteur 1D	N/A
Couches Dense	Unités : 64 (couche cachée), 3 (couche de sortie)	Unités : 1 (couche de sortie)
	Activation : 'ReLU' (couche cachée), 'softmax' (couche de sortie)	Activation : 'sigmoid'
Couche LSTM	N/A	Unités : 64
Couche Dropout	N/A	Taux : 0.5
Paramètres de compilation	Optimiseur : 'adam'	Optimiseur : 'adam'
	Perte : 'sparse_categorical_crossentropy'	Perte : 'binary_crossentropy'

Tableau III-2:*Les paramètres de CNN et RNN.*

- Pour l'entraînement du modèle CNN et RNN, une taille des lots (batch size) de 32 a été utilisée, ce qui signifie que le modèle met à jour ses poids après avoir traité 32 exemples de la séquence d'entraînement. Le modèle a été entraîné sur 10 époques (epochs), ce qui signifie que l'ensemble de données d'entraînement a été passé 10 fois à travers le réseau pour optimiser les poids.

III.5. Mesures d'évaluation des modèles :

En termes d'évaluation des modèles, plusieurs mesures ont été définies dans le but de Valoriser la précision et la robustesse des différents algorithmes d'apprentissage automatique Ou profond. En général, positif = identifié et négatif = rejeté. (Tan, 2017):

- Vrai positif : TP = correctement identifié
- Faux positif : FP = identifié de manière incorrecte
- Vrai négatif : TN = correctement rejeté
- Faux négatif : FN = rejeté de manière incorrecte

➢ **Rappel ou Sensibilité ou TPR (Taux Vrai Positif)** : Le rappel, également connu sousle nom de sensibilité, mesure la proportion de valeurs positives qui ont été correctement prédites par un modèle. Il peut être calculé en utilisant la formule suivante (RAhMAnI., 2022):

$$\text{Recall} = \text{TPR} = \text{TP} / (\text{TP} + \text{FN})$$

C'est le nombre d'éléments Correctement identifiés comme positifs par rapport au total des vrais positifs.

➢ **Spécificité ou TNR (Taux Vrai Négatif)** : Nombre d'éléments correctement identifiés comme négatifs par rapport au total des négatifs.

$$\text{TNR} = \text{TN} / (\text{TN} + \text{FP})$$

➢ **Précision** : Le concept de précision se réfère à la capacité d'un modèle à fournir des résultats exacts, et peut être mesuré en utilisant la formule suivante. (RAhMAnI., 2022)

$$\text{Précision} = \text{TP} / (\text{TP} + \text{FP})$$

C'est le nombre d'éléments correctement identifiés comme positifs sur le total des éléments identifiés comme positifs.

➢ **Matrice de confusion** : La matrice de confusion est une représentation tabulaire qui permet de visualiser le nombre de prédictions correctes et incorrectes effectuées par un modèle de classification. Cette matrice croise la classification réelle et la classification prédite. (Margherita GRAndInI, 2020)

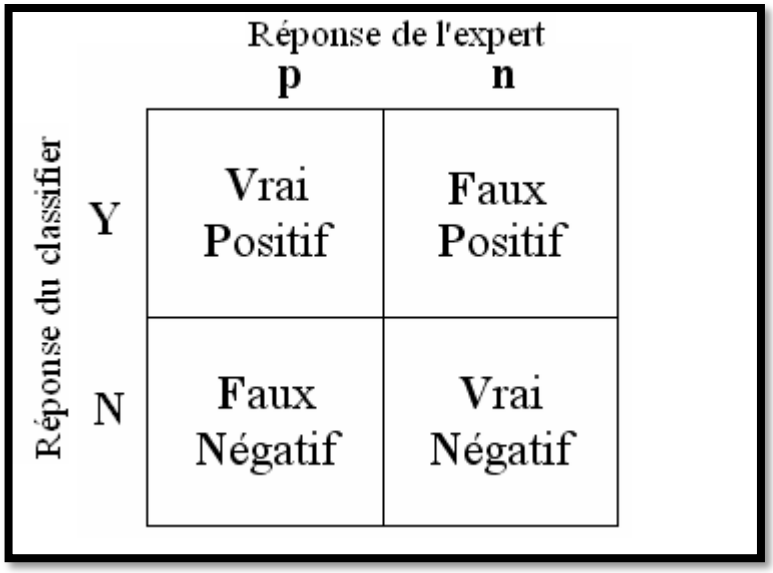


Figure III-17:matrice de confusion.

- **F1 Score** : C'est une moyenne harmonique de précision et de rappel 1 donnée par :

F1 Score = 2 * Précision * Recall / (Précision + Recall)

- **Exactitude (Accuracy)** : La mesure de Accuracy représente le nombre de prédictions correctes effectuées par le modèle. Elle peut être calculée à partir des valeurs de la matrice de confusion à l'aide de la formule suivante. (RAhMAnI., 2022) :

Accuracy = (TP + TN) / (N + P)

- **t-SNE :** est une technique de réduction de dimensionnalité non linéaire introduite à l'origine par van der Maaten et Hinton en 2008 pour visualiser des données de haute dimension dans un espace de dimension inférieure . Elle se distingue par sa capacité à capturer une grande partie de la structure locale des données de haute dimension tout en préservant la structure globale. Plus précisément, si les données originales contiennent de nombreux clusters, le t-SNE permet de révéler la présence de ces clusters dans l'espace de dimension réduite.

Dans les dernières années, le t-SNE a été largement utilisé dans de nombreux domaines de recherche pour visualiser des caractéristiques de haute dimension.

1 https://www.memoireonline.com/01/12/5185/m_Mesures-et-determinants-de-la-confiance-des-menages-sur-la-situation-economique-au-Cameroun-cas28.html/

Pour décrire le processus de manière plus détaillée, le t-SNE commence par calculer la dissimilarité entre les observations dans l'espace d'entrée. Pour ce faire, la similarité entre les points de données d_i et d_j est quantifiée en utilisant une distribution gaussienne dans l'Équation (1), P_ij, où σ_i représente l'écart type de la distribution gaussienne centrée sur d_i :

Cette équation définit la probabilité conditionnelle \(P(j|i) \), qui mesure la similarité entre les points d_i et d_j dans l'espace de données d'origine, en utilisant des distributions gaussiennes avec des écarts types ajustés individuellement pour chaque point d_i. (Dairi, et al., 2022)

- Courbe d'accuracy

La courbe d'exactitude (également connue sous le nom de courbe d'exactitude d'entraînement) nous montre à quel point le modèle est capable de faire des prédictions correctes sur les données d'entraînement au fur et à mesure du processus d'entraînement. L'exactitude est mesurée en pourcentage et indique la proportion d'instances que le modèle a correctement classées parmi le nombre total d'instances. Ainsi, la courbe d'exactitude nous donne une idée de la qualité de l'ajustement du modèle aux données d'entraînement et de l'amélioration de sa capacité à faire des prédictions précises. (Ibrahim, 2024)

- Courbe de perte

La courbe de perte (ou courbe de perte d'entraînement) nous donne des informations sur l'amélioration des performances du modèle au fil du temps en mesurant l'erreur (ou la dissimilarité) entre sa sortie prédite et la sortie réelle. La perte représente l'écart entre les prédictions du modèle et les valeurs réelles. (Ibrahim, 2024)

III.6. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté une approche pour la classification des signaux audio visant à détecter les maladies respiratoires chez les volailles. Notre objectif principal était de concevoir des modèles robustes en utilisant à la fois des techniques d'apprentissage profond comme les réseaux de neurones convolutionnels (CNN) et des algorithmes traditionnels. Et nous avons présenté en détail toutes les étapes de la méthode proposée, et les principaux algorithmes composant dans notre travail.

Chapitre IV Résultats et Discussion

IV.1. Introduction

Dans ce chapitre, nous présentons les différents outils et les librairies utilisés du modèle proposé ainsi que son implémentation. Pour entrainer le modèle nous allons exposer les caractéristiques de la base de données puis nous allons discuter les résultats obtenus.

IV.2. Les outils et les bibliothèques utilisés

IV.2.1 Les outils utilisent

IV.2.1.1. Python

Est un langage de programmation de haut niveau, interprété, multiparadigme et multiplateforme qui a été développé par Guido Van Rossum au début des années 1980. Il est utilisé pour le développement web, l'IA, l'apprentissage automatique, les systèmes d'exploitation, le développement d'applications mobiles, les jeux vidéo et bien d'autres objectifs.[2]



Figure IV-1:logo de python 3.

IV.2.1.2. Google Colaboratory

Google Colaboratory, ou « Colab » comme la plupart des gens l'appellent, est basé sur le cloud Environnement portable Jupyter. Il fonctionne dans votre navigateur Web (vous pouvez même l'exécuter sur votre Chromebook préféré) et permet à toute personne ayant accès à Internet expérimenter avec l'apprentissage automatique et le codage pour l'intelligence artificielle. Vous pouvez écrire et exécuter du code Python, partager votre code et le modifier

[2] *Welcome to python.org.* (s.d.). https://www.python.org/

simultanément avec d'autres membres de l'équipe et documenter le tout en le combinant dans un bloc-notes unique avec texte riche, graphiques, images, HTML et LaTeX. (Bisong, 2019)



Figure IV-2:logo de google colab**.**

L'utilisation de Google a été agressive dans le domaine de l'IA recherche. Étant une entreprise avec des ressources énormes, elle peut continuellement expérimenter et faire des percées dans le domaine de l'IA quantique. Ainsi, il a également un intérêt direct pour l'avenir de ces technologies. Le cadre d'IA de Google, TensorFlow, a été rendu open source en 2015. Cela a été suivi en rendant l'outil de développement de Google, Colaboratory, gratuit pour un usage public en 2017. (Ali Fadel, 2019)

L'application Google Colab Workspace est installée via Google Workspace Marketplace et s'intègre à Google Drive. Tout votre travail est stocké dans Drive ou peut être chargé à partir de votre GitHub. Tout peut être partagé à l'aide des paramètres de partage de Google Drive, Docs et Sheets. Votre code est exécuté dans une machine virtuelle privée de votre compte.

IV.2.1.3. Anaconda

Anaconda Navigator est une application de bureau qui est incluse avec chaque installation d'Anaconda Distribution. Il est construit sur conda, le gestionnaire de paquets et d'environnement open source, et vous permet de gérer vos paquets et environnements à partir d'une interface utilisateur graphique (GUI). Ceci est particulièrement utile lorsque vous n'êtes pas à l'aise avec la ligne de commande.[3]

Une interface de ligne de commande (ou CLI) est un programme sur votre ordinateur qui traite les commandes de texte pour effectuer diverses tâches. Conda est un programme CLI, ce qui signifie qu'il ne peut être utilisé que via la ligne de commande. Sur les ordinateurs Windows, Anaconda vous recommande d'utiliser la CLI Anaconda Prompt pour travailler avec

[3] https://docs.anaconda.com/free/anaconda/getting-started//

conda. Les utilisateurs de MacOS et Linux peuvent utiliser leurs applications de ligne de commande intégrées.[4] (la version utilisée anaconda 2.5.3)

IV.2.2 Les bibliothèques utilisées

IV.2.2.1. TensorFlow

Est une interface pour exprimer des algorithmes d'apprentissage automatique, ainsi qu'une implémentation pour exécuter ces algorithmes. Le système est flexible et peut être utilisé pour exprimer une grande variété d'algorithmes, y compris les algorithmes de formation et d'inférence pour les modèles de réseaux neuronaux profonds, et il a été utilisé pour mener des recherches et déployer des systèmes d'apprentissage automatique en production dans plus d'une douzaine de domaines de l'informatique et d'autres champs, y compris la reconnaissance vocale, la vision par ordinateur, la robotique, la récupération d'information, le traitement du langage naturel, l'extraction d'informations géographiques et la découverte de médicaments computationnelle **.** (Mart´ın Abadi, 2015)

IV.2.2.2. Keras

Keras est une API de réseau neuronal de haut niveau basée sur Python qui s'interface avec TensorFlow, CNTK et Theano. Il a été créé dans le but de permettre une expérimentation rapide. La capacité de passer d'un concept à un résultat en un minimum de temps est essentielle pour une recherche e-cace. Keras est un bon choix si vous voulez une bibliothèque qui : permet un prototypage rapide et facile (grâce à sa convivialité, sa modularité et son extensibilité). Les réseaux convolutifs et récurrents, ainsi que les mélanges des deux, sont pris en charge. Fonctionne de manière transparente sur le CPU et le GPU.[5]

IV.2.2.3. Matplotlib

Matplotlib est une bibliothèque de dessin open-source qui prend en charge un large éventail de formats de dessin. Quelques lignes de code su-sent pour créer des graphiques, des histogrammes, des diagrammes à barres et d'autres types de diagrammes. Elle est couramment utilisée dans les serveurs d'applications web, les scripts shell et les scripts Python.[6]

IV.2.2.4. NumPy

NumPy est la bibliothèque Python fondamentale pour le calcul scientifique. Il s'agit d'une bibliothèque Python qui comprend un objet tableau multidimensionnel, divers objets dérivés

[4] https://docs.anaconda.com/free/anaconda/getting-started//
[5] https://www.actuia.com/keras//
[6] https://www.simplilearn.com/tutorials/python-tutorial/matplotlib/

(tels que les tableaux masqués et les matrices) et une variété de routines permettant d'effectuer des opérations rapides sur les tableaux, telles que des opérations mathématiques, logiques, de manipulation de formes, de tri, de sélection, d'E/S, de transformée de Fourier discrète, d'algèbre linéaire de base, d'opérations statistiques de base, de simulation aléatoire, et bien plus encore.[7]

IV.2.2.5. Pandas

Pandas est une bibliothèque Python utilisée pour travailler avec des ensembles de données. Elle propose des fonctions pour analyser, nettoyer, explorer et manipuler des données. Le nom "Pandas" fait référence à la fois aux "Données de panneau" et à "l'Analyse de données en Python" et a été créé par Wes McKinney en 2008.[8]

IV.2.2.6. Librosa

LibROSA est un paquet Python pour l'analyse audio et musicale. Il fournit diverses fonctions pour extraire rapidement les principales fonctionnalités et métriques audio de vos fichiers audios. LibROSA peut être utilisé pour analyser et manipuler des fichiers audios dans une variété de formats tels que WAV, OGG, MP3, FLAC, etc.[9]

IV.2.2.7. OS

Python a un module os intégré avec des méthodes pour interagir avec le système d'exploitation, comme la création de fichiers et de répertoires, la gestion de fichiers et de répertoires, l'entrée, la sortie, les variables d'environnement, la gestion des processus, etc.[10]

IV.2.2.8. Joblib

Joblib est un ensemble d'outils pour fournir un pipelining léger en Python. En particulier :

1.Mise en cache transparente des fonctions et réévaluation paresseuse (motif memoize)

2. calcul parallèle simple et facile

Joblib est optimisé pour être rapide et robuste sur de grandes données en particulier et dispose d'optimisations spécifiques pour les tableaux numpy. Il est sous licence BSD.[11]

---

[7] https://numpy.org//

[8] https://www.w3schools.com/python/pandas/pandas_intro.asp/

[9] https://medium.com/coderhack-com/introduction-to-librosa-912c2c109f41/

[10] https://www.w3schools.com/python/module_os.asp/

[11] https://joblib.readthedocs.io/

IV.2.2.9. Logging

Est un protocole destiné à recueillir dans un fichier toutes les informations importantes sur les incidents de fonctionnement. En fonction de ce qui doit être examiné, la journalisation peut concerner uniquement certains types d'actions ou d'incidents ou bien concerner toutes les actions.[12]

IV.2.2.10. Sklearn

Scikit-learn, connu sous le nom de sklearn, est une bibliothèque open-source d'apprentissage automatique et de modélisation de données pour Python. Il dispose de divers algorithmes de classification, de régression et de clustering, y compris les machines vectorielles de support, les forêts aléatoires, le gradient boosting, k-means et DBSCAN, et est conçu pour interopérer avec les bibliothèques Python, NumPy et SciPy.[13]

IV.2.3 Application web pour audio classification

IV.2.3.1. Visual Studio Code

(VS Code) est un éditeur de code source et un environnement de développement intégré (IDE) de Microsoft. Il est open-source et cross-platform, c'est-à-dire qu'il fonctionne sur Windows, Linux et Mac. Il a été conçu pour les développeurs web, mais il prend en charge de nombreux autres langages de programmation tels que C++, C#, Python, Java, etc. Il offre de nombreuses fonctionnalités comme la coloration syntaxique, l'auto-complétions, la mise en évidence des erreurs, la navigation de code, le débogage, la gestion de versions, l'intégration avec Git, et beaucoup d'autres. Il est également extensible à l'aide d'une grande variété d'extensions développées par la communauté, permettant aux développeurs de personnaliser l'éditeur selon leurs besoins.[14]

IV.2.3.2. Flask

Flask est un framework web, c'est un module Python qui vous permet de développer facilement des applications web. Il a un noyau petit et facile à étendre : c'est un micro Framework qui n'inclut pas un ORM (Object Relational Manager) ou de telles fonctionnalités.

Il a de nombreuses fonctionnalités intéressantes comme le routage d'URL, le moteur de modèle. C'est un cadre d'application Web WSGI.[15]

---

[12] https://www.ionos.fr/digitalguide/sites-internet/developpement-web/logging-python//

[13] https://domino.ai/data-science-dictionary/sklearn/

[14] https://bility.fr/definition-visual-studio-code//

[15] https://pythonbasics.org/what-is-flask-python//

IV.2.3.3. CSS

est un langage de feuille de style utilisé pour décrire la présentation d'un document écrit en HTML ou XML (y compris les dialects XML que sont SVG, MathML, ou XHTML). CSS décrit la façon dont les éléments doivent être affichés à l'écran, sur papier, à l'oral ou sur d'autres médias.[16]

IV.2.3.4. HTML

HTML signifie « HyperText Markup Language » qu'on peut traduire par « langage de balises pour l'hypertexte ». Il est utilisé afin de créer et de représenter le contenu d'une page web et sa structure. D'autres technologies sont utilisées avec HTML pour décrire la présentation d'une page (CSS) et/ou ses fonctionnalités interactives (JavaScript).[17]

IV.2.4 Test et résultats

Cette section présente les résultats d'évaluation obtenus à partir des algorithmes d'apprentissage automatique et d'apprentissage profond pour la classification des audios. Nous avons utilisé quatre méthodes d'extraction des caractéristiques et nous exposons l'évaluation des algorithmes en termes de mesures de performance.

IV.2.4.1. Divisions données

	La classe	Entrainement	Test	Validation
Sans segmentation	**Healthy**	**111**	**22**	**6**
	Unhealthy	**97**	**19**	**5**
Avec segmentation	**Healthy**	**7388**	**1478**	**369**
	Unhealthy	**5531**	**1106**	**277**

***Tableau IV-1**:Les valeur d'entrainement test et validation*

[16] https://developer.mozilla.org/fr/docs/Web/CSS/
[17] https://developer.mozilla.org/fr/docs/Web/HTML/

IV.2.4.2. Résultats obtenus

- **MFCC**

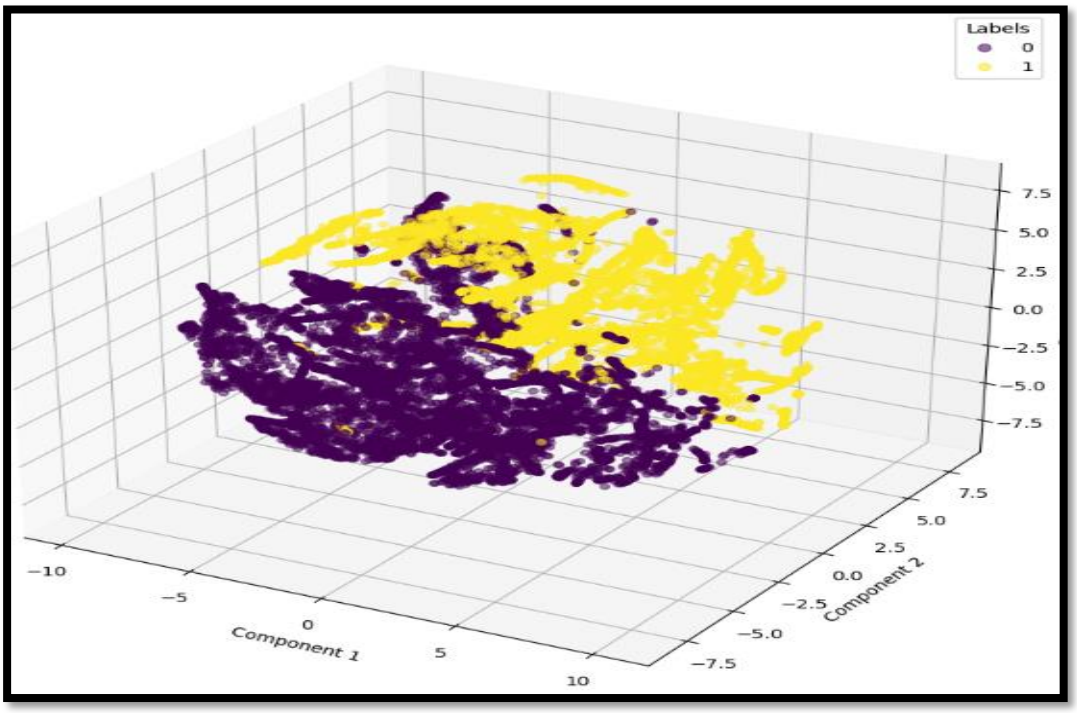


Figure IV-3:t-NSE des caractéristiques de MFCC.

Ce tableau ci-dessous représente Les mesures de performances obtenues par MFCC :

	Accuracy	Précision	Rappel	F1_score
DT	0.98	0.98	0.98	0.98
RF	0.99	0.99	0.99	0.99
SVM	0.98	0.975	0.975	0.975
KNN	0.99	0.995	0.995	0.995
CNN	0.992	0.995	0.995	0.99
RNN	0.995	0.995	0.995	0.995

***Tableau IV-2**:Les résultats de MFCC.*

Les résultats montrent que tous les modèles de classification sont très précis. Par exemple, le modèle KNN a une précision, un rappel et un score F1 de 0.995, ce qui est presque parfait. Le modèle RF est aussi excellent avec des valeurs proches de 1 pour tous les indicateurs. La SVM et la DT ont des scores de 0.98 pour l'accuracy, ce qui est légèrement inférieur mais toujours très bon. Les réseaux de neurones, CNN et RNN, ont des performances solides avec des scores de 0.99 ou plus, le CNN ayant une précision de 0.992. En résumé, bien que tous les

modèles soient performants, KNN, SVM et RNN sont les plus précis avec des F1_scores de 0.995 ou plus.

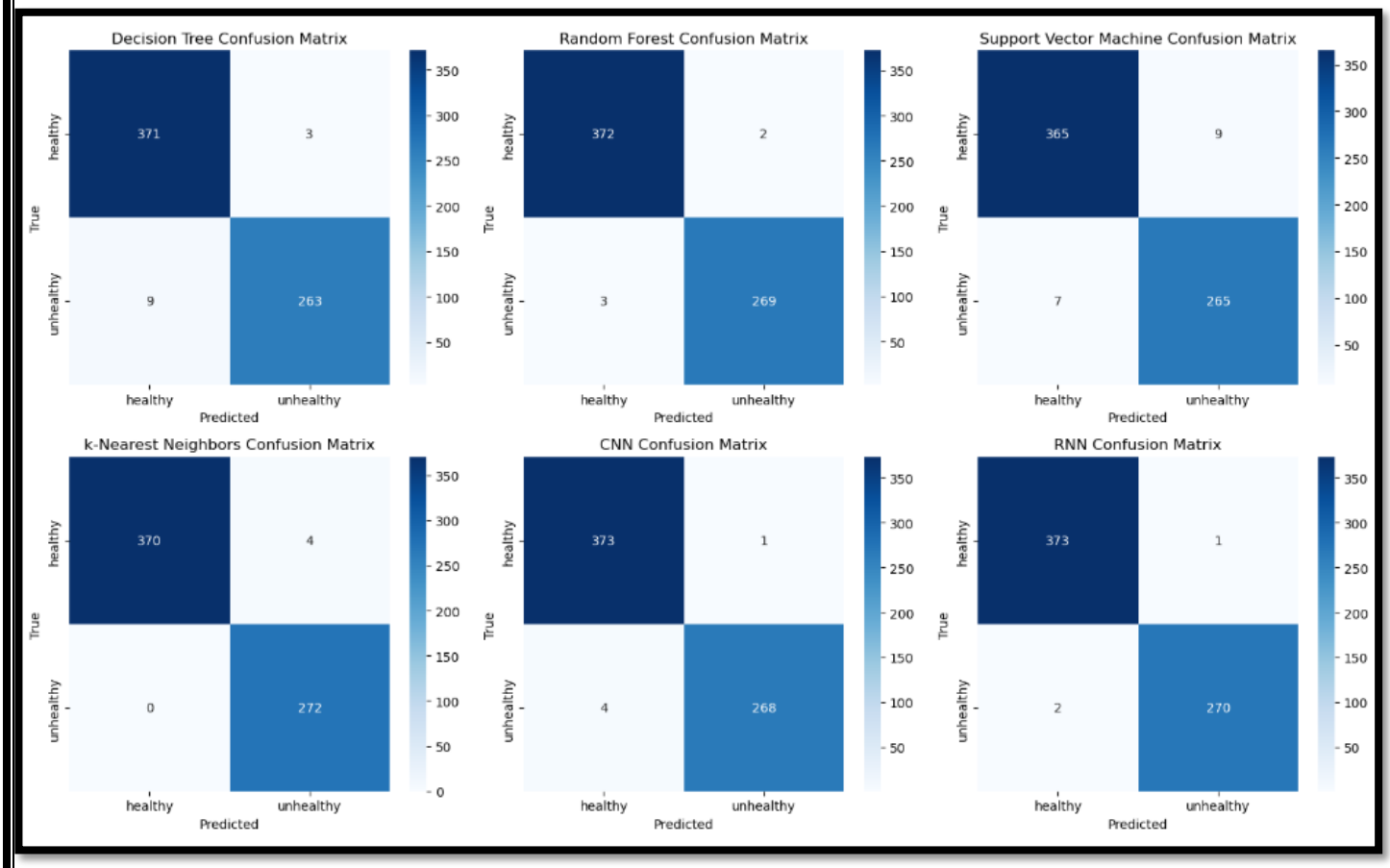


Figure IV-4:matrices des confusions de MFCC

Nous observons que RNN et KNN ont montré une capacité élevée à distinguer efficacement entre les deux classes, avec un nombre minimal d'erreurs de classification. CNN et le RF ont également affiché des performances solides, tandis que le SVM et DT a montré quelques erreurs supplémentaires de classification.

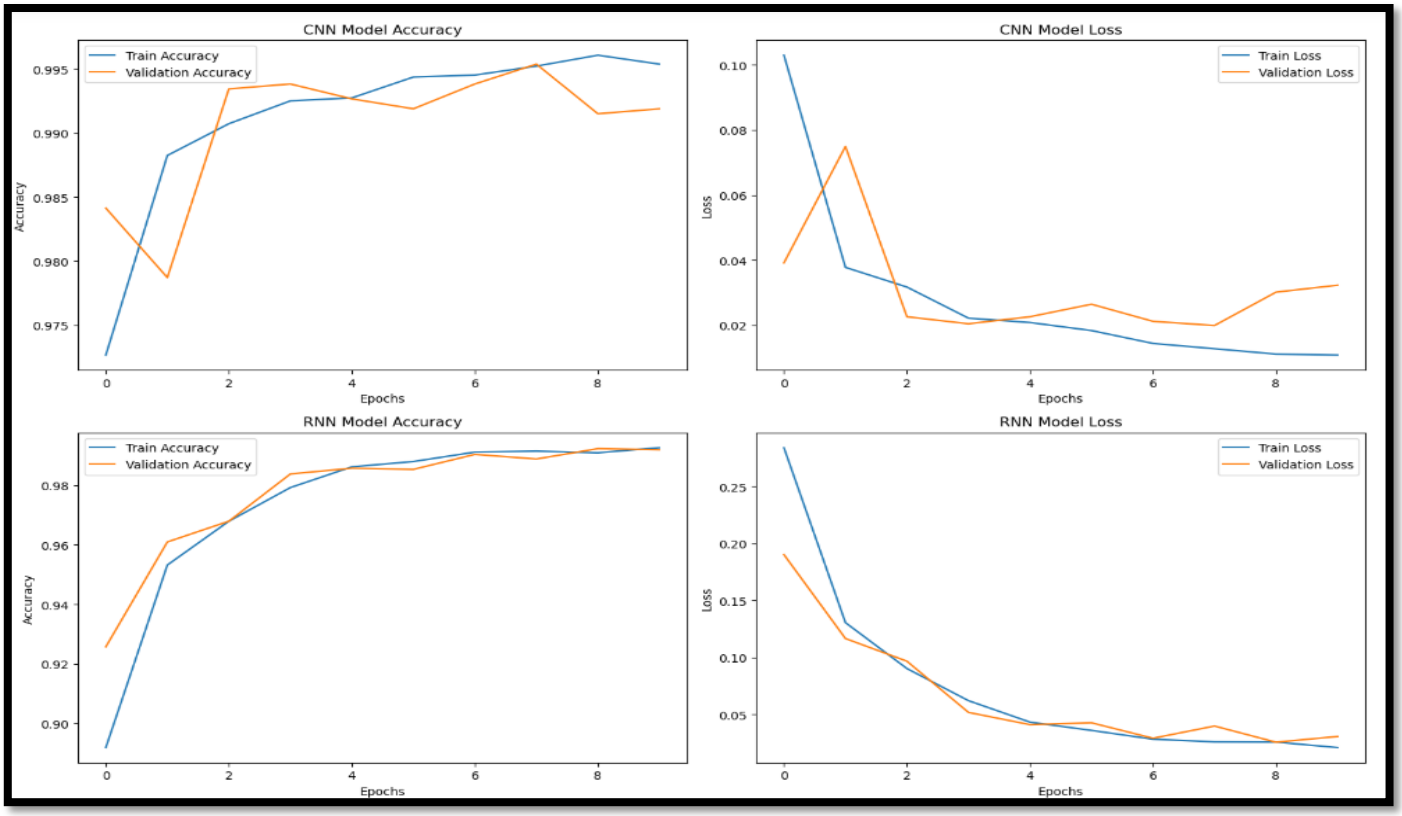


Figure IV-5: Les courbes d'accuracy et de perte CNN et RNN pour MFCC.

Pour CNN l'accuracy dans le groupe d'entraînement augmente rapidement au début, atteignant environ 0,99 après environ 8 époques et l'accuracy de l'ensemble de validation descendre au début 0,978 puis augmente rapidement atteignant 0,99 après environ 2 époques mais reste légèrement inférieure, oscillant entre 0,992 et 0,995.et pour perte La courbe de perte pour l'entraînement diminue, indiquant une bonne adaptation du modèle aux données d'entraînement et Dans le groupe de validation, la courbe de perte suit un chemin similaire mais avec des valeurs légèrement plus élevées après la première époque, partant de 0,25 et diminuant au fil du temps.

Pour RNN l'accuracy dans le groupe d'entraînement augmente rapidement au début, atteignant environ 0,97 après 3 époques et termine atteignant 0,99 après environ 8 époques .L'accuracy sur l'ensemble de validation montre une augmentation initiale rapide avant de se stabiliser autour de 0,99, indiquant une bonne généralisation du modèle et pour le perte La courbe de perte pour l'entraînement diminue régulièrement au fil des époques, partant d'environ 0,3 et atteignant des valeurs beaucoup plus basses au fur et à mesure que le modèle s'adapte aux données et Dans le groupe de validation, la courbe de perte suit une trajectoire similaire, avec des valeurs légèrement plus élevées que celles de l'entraînement, partant de 0,2 et diminuant également au fil du temps.

- **VGGish**

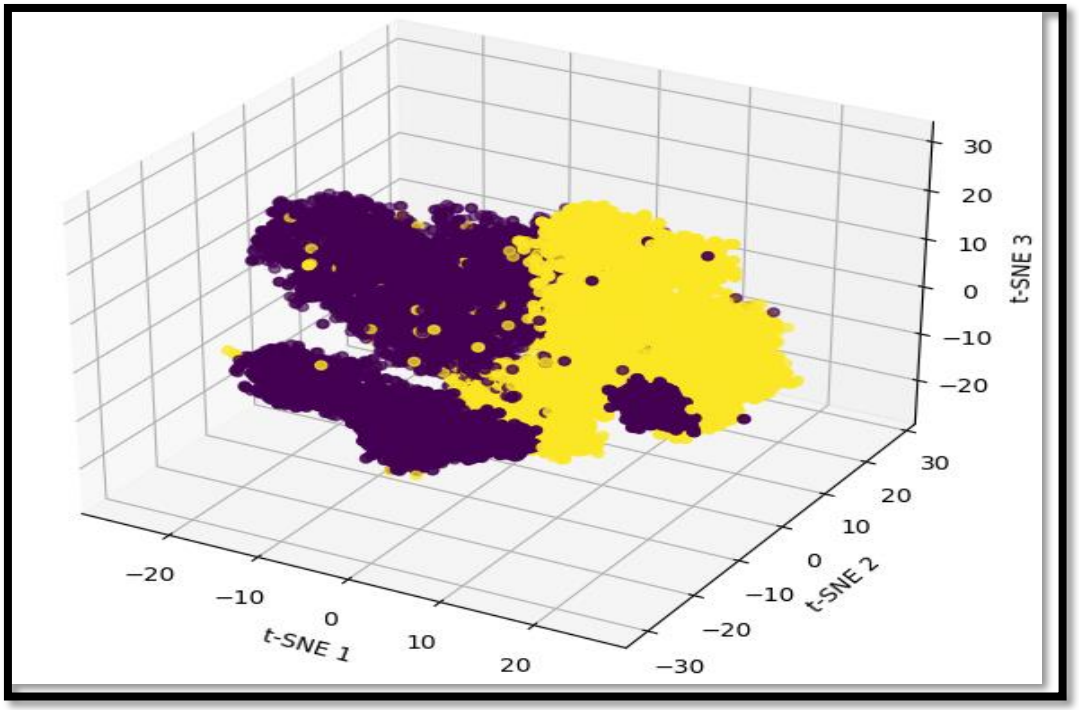


Figure IV-6:t-SNE pour embedding de VGGish.

Ce tableau ci-dessous représente Les mesures de performances obtenues par VGGish :

	Accuracy	Précision	Rappel	F1-score
DT	0.93	0.935	0.93	0.93
RF	0.98	0.98	0.97	0.975
SVM	0.99	0.99	0.985	0.99
KNN	0.99	0.99	0.99	0.99
CNN	0.99	0.99	0.985	0.98
RNN	0.996	0.99	0.99	1

Tableau IV-3:*Les résultats de VGGish.*

Nous observons que RNN, KNN et SVM présentent les meilleures performances avec une accuracy précision rappel et F1-score dépasse de 99%. CNN suit de près avec une accuracy de 99%, RF affiche une accuracy de 98%. DT présente une performance faible à l'autre avec une accuracy 93%.

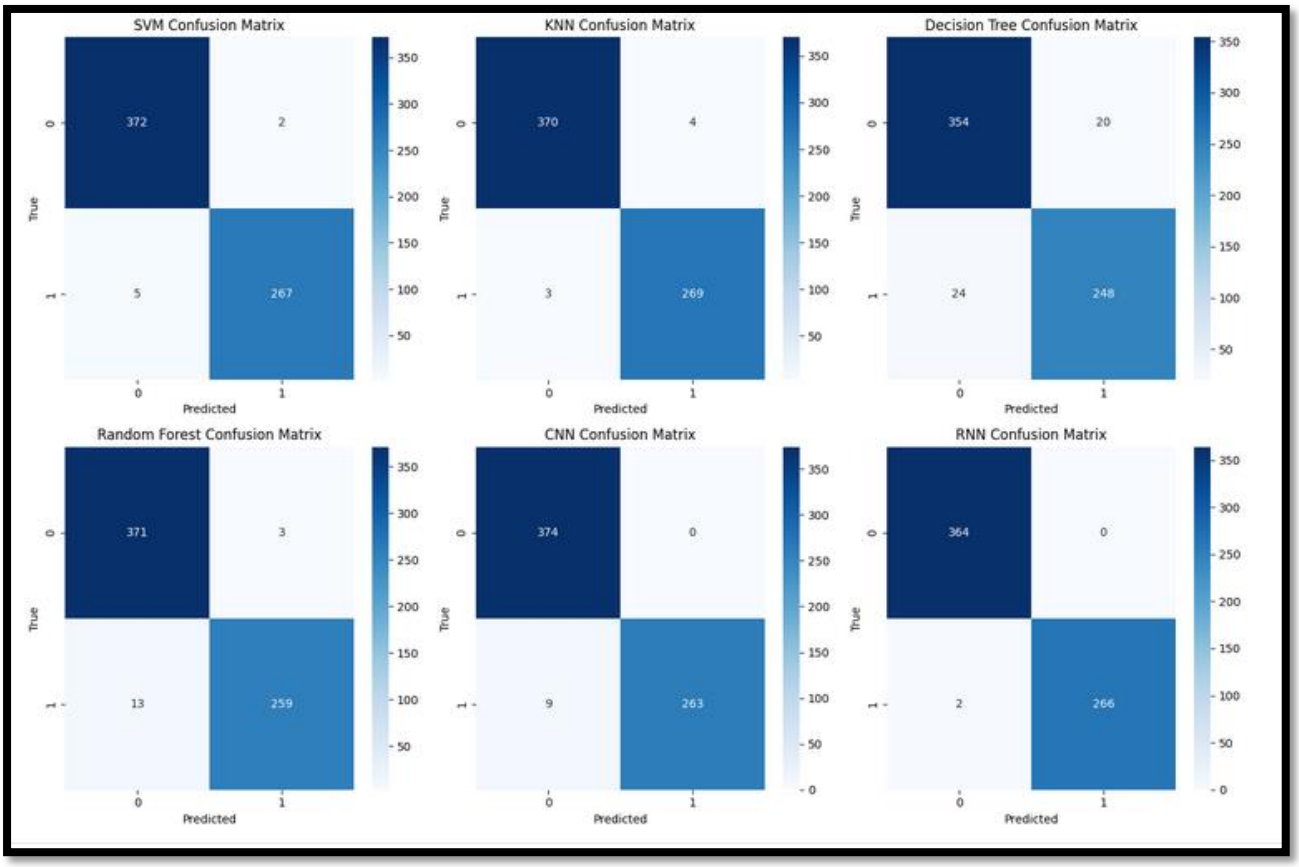


Figure IV-7: Les résultats des matrices de confusion pour VGGish.

Les matrices de confusion « **Figure IV-7»** montrent que les modèles SVM, RNN, CNN, KNN et RF affichent une bonne précision dans la classification, avec peu de faux positifs et de faux négatifs. Et en remarquent que FP plus que FN. Tandis que l'arbre de décision montre un nombre plus important de FP et FN.

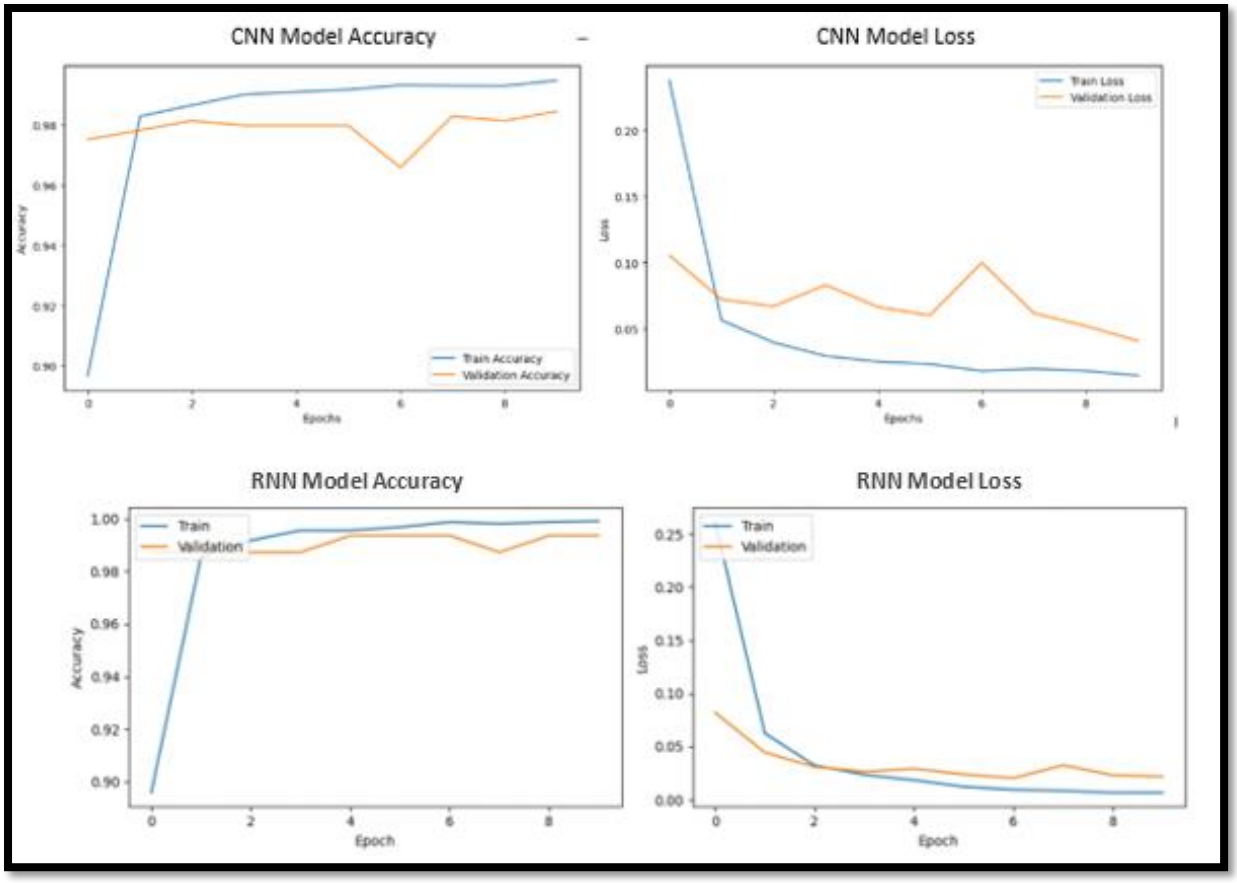


Figure IV-8: Les courbes d'accuracy et de perte CNN et RNN pour VGGish.

D'après cette figure «**Figure IV-8»** On observe que les performances des modèles CNN et RNN évoluent différemment :

Pour CNN l'accuracy dans le groupe d'entraînement augmente rapidement au début, atteignant environ 0,98 après environ 2 époques et l'accuracy de l'ensemble de validation stabilisée entre 0.96 et 0.98.et pour perte La courbe de perte pour l'entraînement diminue, indiquant une bonne adaptation du modèle aux données d'entraînement et Dans le groupe de validation, la courbe de perte suit un chemin similaire mais avec des valeurs légèrement plus élevées après la première époque, partant autour de 0.10 et diminuant au fil du temps.

Pour RNN l'accuracy dans le groupe d'entraînement augmente rapidement au début, atteignant environ 0,98 après 2 époques et termine atteignant 1 après environ 8 époques .L'accuracy sur l'ensemble de validation montre une augmentation initiale rapide avant de se stabiliser autour de 1, indiquant une bonne généralisation du modèle et pour le perte La courbe de perte pour l'entraînement diminue régulièrement au fil des époques, partant d'environ 0.25

et atteignant des valeurs beaucoup plus basses au fur et à mesure que le modèle s'adapte aux données et Dans le groupe de validation, la courbe de perte suit une trajectoire similaire, avec

Des valeurs légèrement plus élevées que celles de l'entraînement, partant de 0,10 et diminuant également au fil du temps.

- **YAMNet**

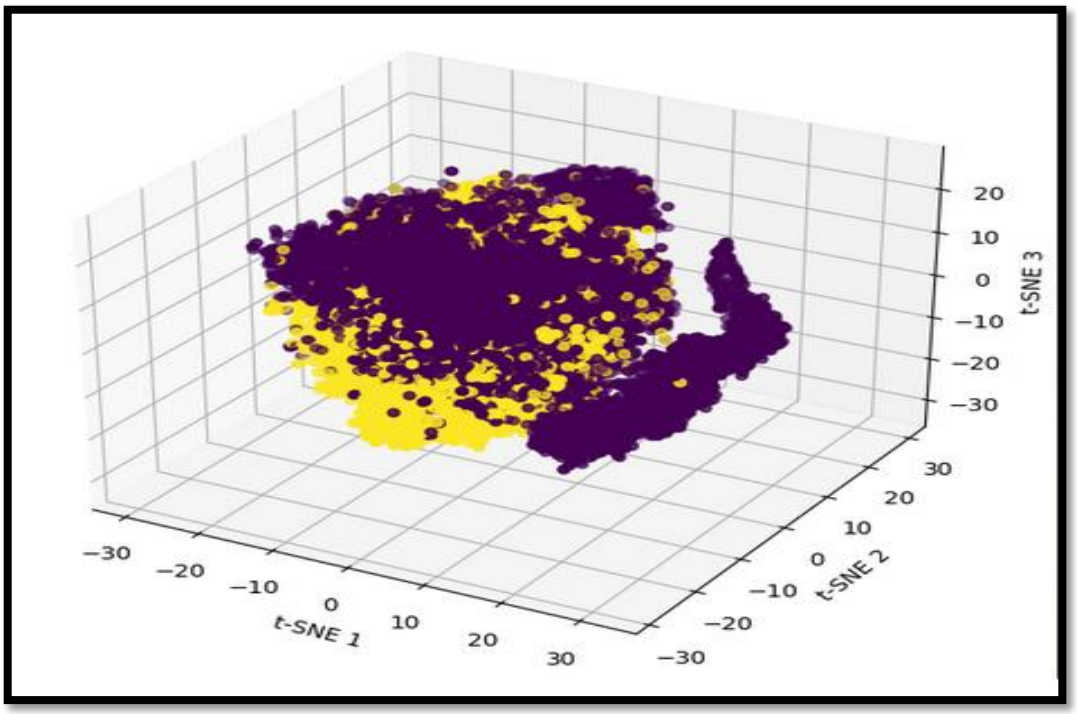


Figure IV-9:t-SNE pour embedding de YAMNet.

Ce tableau ci-dessous représente Les mesures de performances obtenues par YAMNet :

YAMNet	Accuracy	Précision	Rappel	F1-score
DT	0.88	0.885	0.88	0.88
RF	0.93	0.935	0.93	0.93
SVM	0.96	0.965	0.96	0.965
KNN	0.93	0.93	0.93	0.93
CNN	0.95	0.95	0.95	0.95
RNN	0.98	0.98	0.975	0.98

Tableau IV-4:*Les résultats de YAMNet.*

D'après le « **Tableau IV-4»** On observe que Les modèles RNN, SVM et CNN se démarquent par leurs performances globales élevées, avec des scores d'accuracy, de précision, de rappel et de F1-score dépassant 0.95 et KNN et RF sont robustes, mais légèrement moins bonnes que celles des modèles mentionnés ci-dessus et pour DT c'est e plus faible parmi eux avec des valeurs ne dépasse pas 0.885.

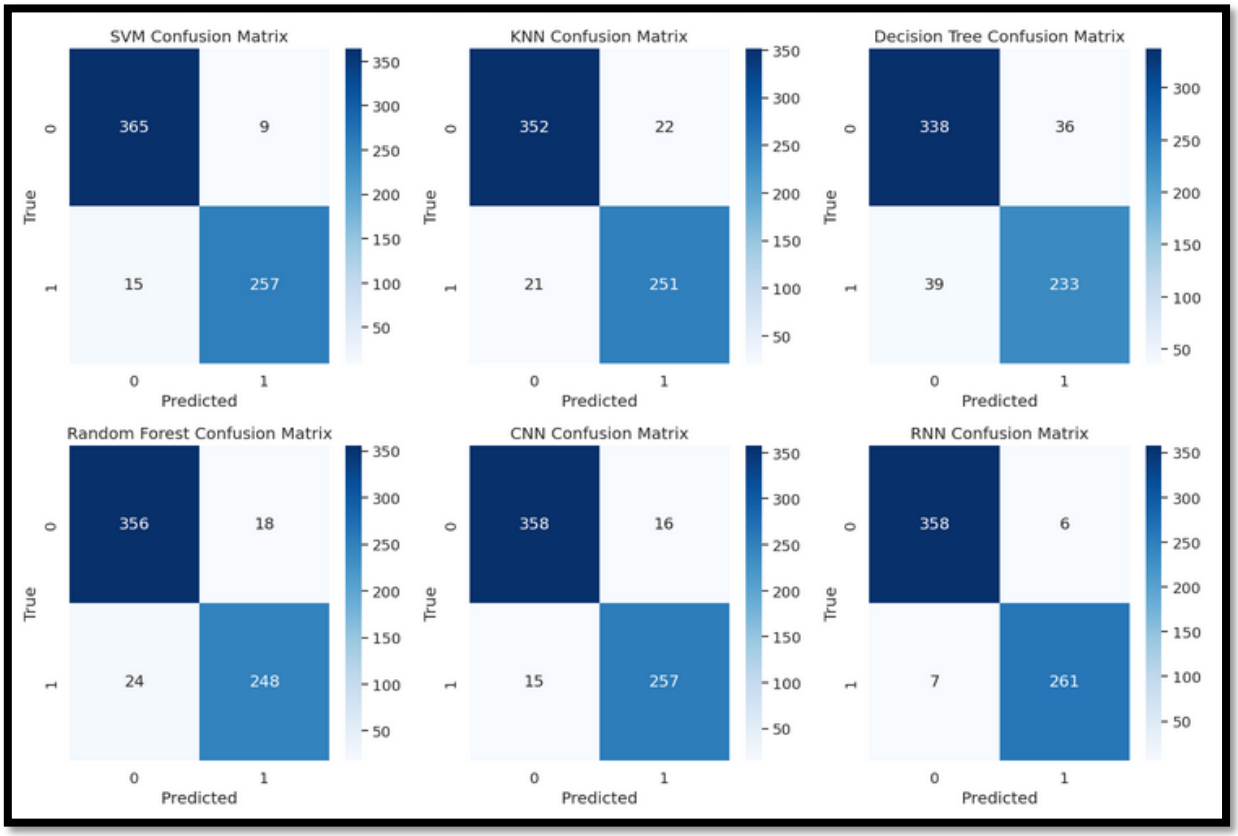


Figure IV-10: Les résultats des matrices de confusion pour YAMNet.

Les matrices de confusion «**Figure IV-10»** représentent que plusieurs modèles, tels que SVM, CNN, KNN et RF, démontrent une précision élevée dans la classification avec un nombre minimal de faux positifs et de faux négatifs. Notamment, il est observé que les FP sont moins fréquents que les FN .et l'arbre de décision DT montre un nombre significatif de FP et de FN. Le modèle RNN, de son côté, présente une forte performance globale avec une distribution équilibrée d'erreurs, ayant seulement 6 faux positifs et 7 faux négatifs, ce qui montre qu'il prédit correctement la majorité des échantillons des classes 0 (sains) et 1 (non sains).

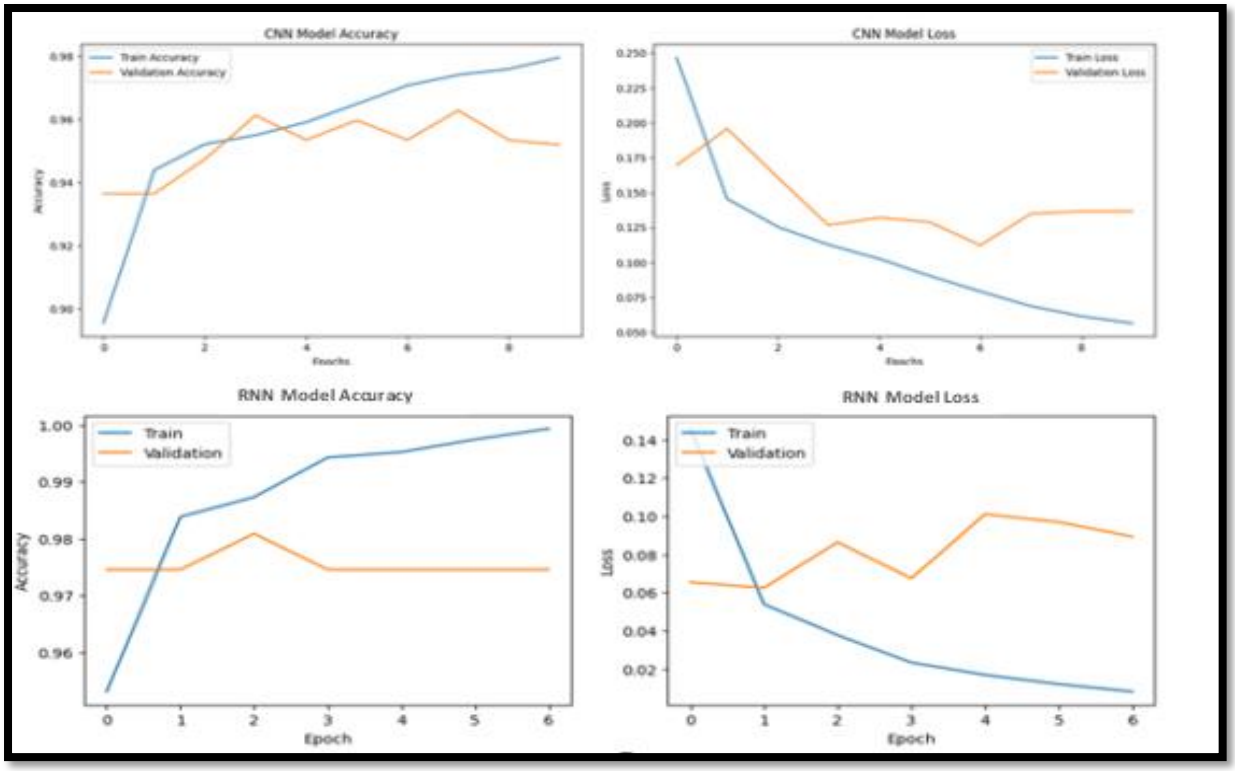


Figure IV-11: Les courbes d'accuracy et de perte CNN et RNN pour YAMNet.

D'après cette figure «**Figure IV-11»**On observe que les performances des modèles CNN et RNN évoluent différemment :

Pour le modèle CNN, l'accuracy dans le groupe d'entraînement augmente rapidement au début, puis après environ 1 époques, elle commence à augmenter raisonnablement jusqu'à atteindre 0,98 après environ 8 époques. Pour le modèle RNN, l'accuracy dans le groupe d'entraînement augmente rapidement d'abord à environ 0,98 après 3 époques, L'accuracy se stabilise ensuite dans le groupe de vérification entre 0,97 et 0,98.

La courbe de perte du modèle CNN montre une légère augmentation à 0,200 au début, autour d'une époque, puis descende, indiquant une bonne adaptation du modèle aux données. Dans le groupe de vérification, la courbe de perte suit un chemin similaire mais avec des valeurs légèrement plus élevées, à partir de 0,250 après la phase d'apprentissage initiale. Pour le modèle RNN, la courbe de perte d'entraînement montre une descende constante de 0,14 qui indique également une bonne adaptation du modèle. Dans le groupe de vérification, la courbe de perte suit une trajectoire instable à partir de 0,6.

- **OpenL3**

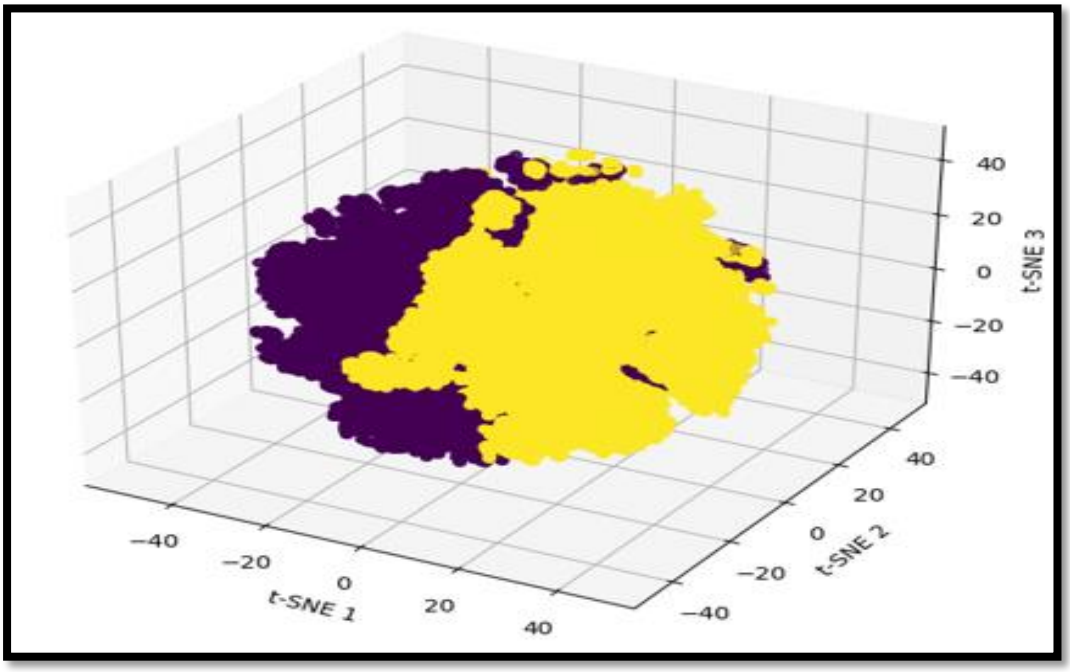


Figure IV-12:t-SNE pour embedding de OpenL3.

Ce tableau ci-dessous représente Les mesures de performances obtenues par OpenL3 :

OpenL3	Accuracy	Précision	Rappel	F1-score
DT	0.992	0.992	0.992	0.992
RF	0.998	0.998	0.998	0.998
SVM	0.999	0.999	0.999	0.999
KNN	0.998	0.998	0.998	0.998
CNN	0.999	0.999	0.999	0.999

***Tableau IV-5**:Les résultats de OpenL3.*

Les résultats obtenus par openl3 pour la classification des sons environnementaux en utilisant différents modèles montrent des performances exceptionnelles. Les méthodes SVM, KNN, CNN et RF ont obtenu des scores presque parfaits pour toutes les mesures (précision, précision, rappel et points F1), avec des valeurs atteignant 0,999 ou 0,998. Cela démontre une grande précision dans la classification de nombreux sons, ce qui est crucial pour des

applications telles que la surveillance environnementale ou la détection d'événements acoustiques.

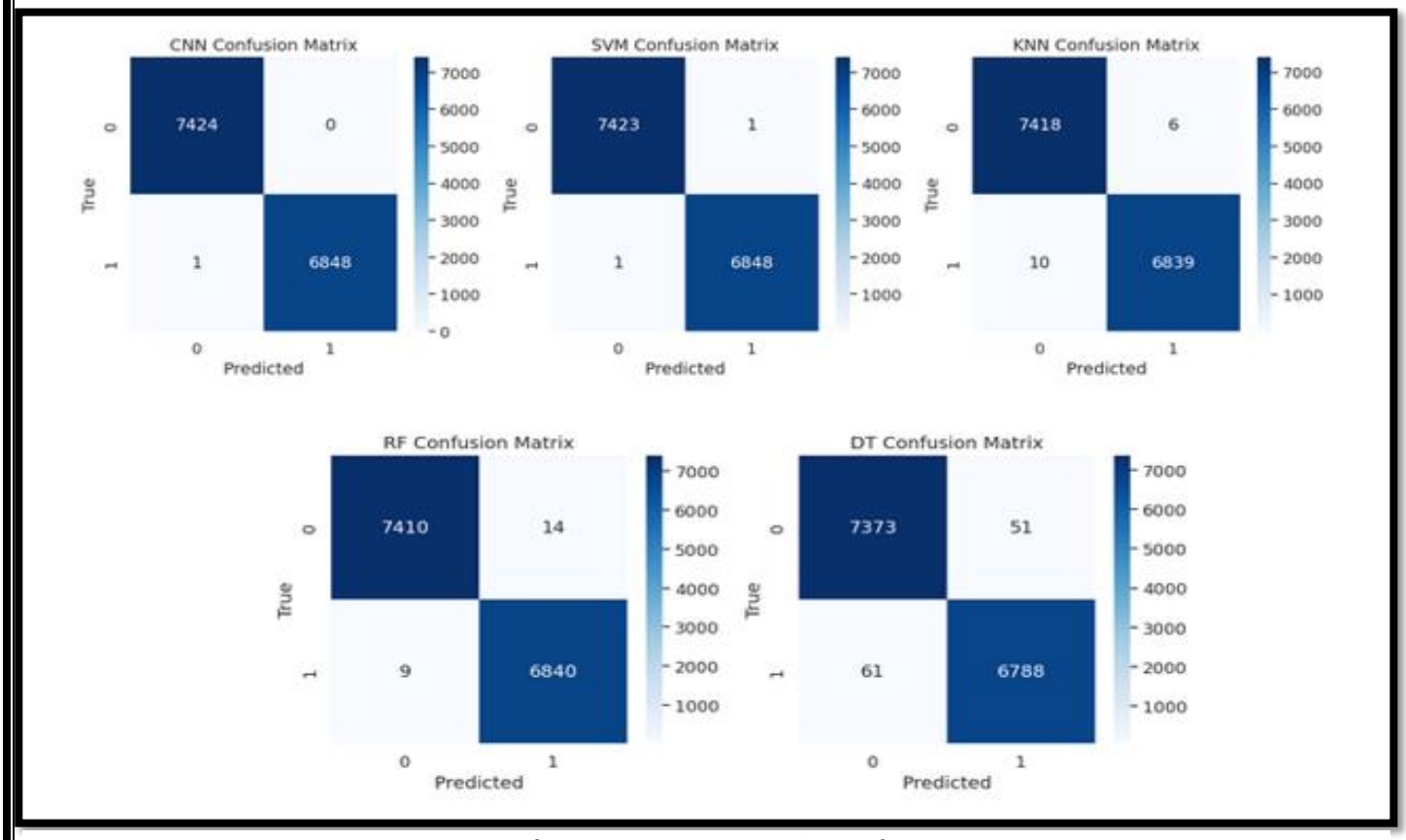


Figure IV-13:*Les résultats des matrices de confusion pour OpenL3.*

Les résultats démontrent que tous les modèles ont des performances élevées avec un nombre très faible d'erreurs, en particulier CNN et SVM, en raison de leur faible quantité de FP et FN, ce qui souligne leur capacité distinctive à distinguer efficacement les volailles saines des volailles malades. Tandis que l'arbre de décision montre un nombre plus important de FP et FN.

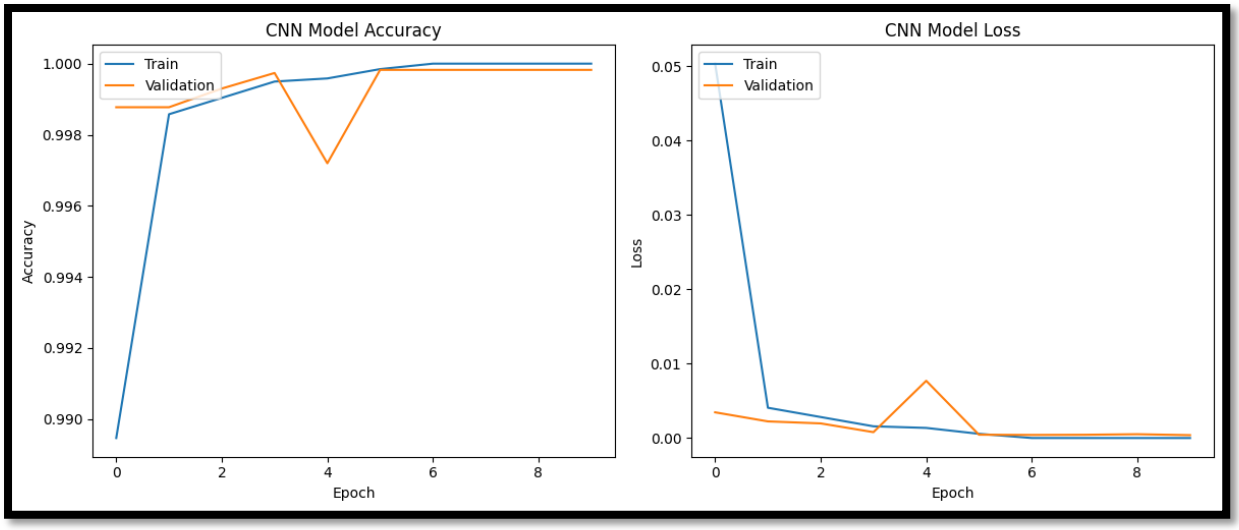


Figure IV-14:*Les courbes d'accuracy et de perte CNN pour OpenL3.*

D'après la «**Figure IV-14»** dans le modèle CNN l'accuracy augmente avec le nombre d'époque jusqu'à ce qu'il devienne stable après de 6 époque, d'autre part, la précision de vérification est haut (0,999), puis descend à 0,997 après environ 4, puis augmente à nouveau jusqu'à ce qu'il soit stable à 0,999.

IV.3. Comparaison des résultats

IV.3.1 Comparaison des caractéristiques

On remarque d'après «**Figure IV-3»**, «**Figure IV-6»**, «**Figure IV-9»**, «**Figure IV-15»**, que les caractéristiques extraites des audios sont classées en deux catégories : la classe "healthy" en violet et la classe "unhealthy" en jaune. On observe que le t-SNE de OpenL3 est plus net par rapport aux autres en raison du grand nombre de caractéristiques (6144). Les t-SNE de MFCC et VGGish sont également clairs et visibles. Quant à YAMNet, bien qu'il soit aussi clair, la distribution des points est moins bien définie avec quelques chevauchements.

IV.3.2 Comparaison des modèles

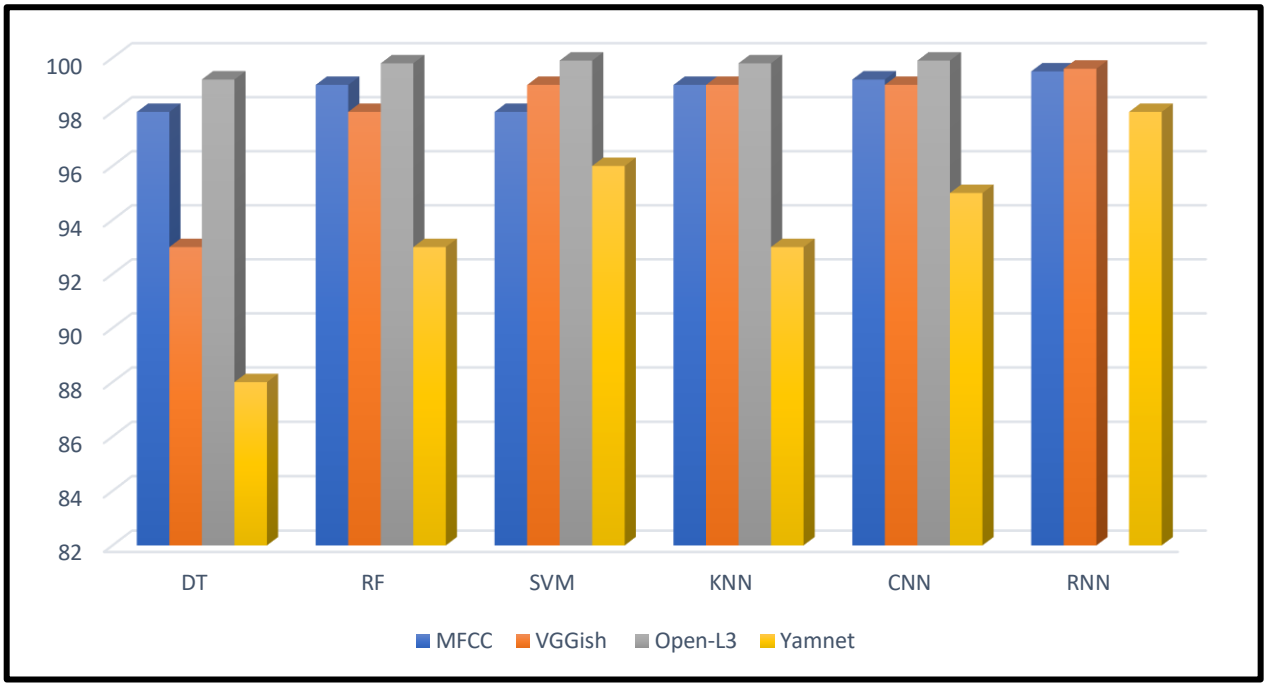


Figure IV-16:*comparaison d'accuracy entre les modèles.*

Le graphe illustré à la «**Figure IV-15»** représente les performances de mesures accuracy pour tous les modèles et toutes les techniques. Nous observons que toujours openl3 entête avec CNN et SVM atteignant 99,9 %. Ensuite les modèles de VGGish et MFCC sont presque similaire mais ce reste MFCC dans deuxième position et VGGish dans le 3eme. En revanche YAMNet affiche le plus faible résultat dans ce travail avec le model DT 88% et on remarque que le modèle SVM, CNN et KNN sont toujours les meilleures pour toutes les techniques.

Méthode d'extraction	Modèle	Précision	F1-Score
MFCC	SVM	0.975	0.975
	RF	0.99	0.99
	CNN	0.995	0.99
	RNN	0.995	0.995
	KNN	0.995	0.995
	DT	0.98	0.98
VGGish	SVM	0.99	0.99
	RF	0.98	0.975
	CNN	0.99	0.985
	RNN	**0.99**	**1**
	KNN	0.99	0.99
	DT	0.935	0.93
Yamnet	SVM	0.965	0.965
	RF	0.935	0.93
	CNN	0.95	0.95
	RNN	0.98	0.98
	KNN	0.93	0.93
	DT	0.885	0.88
OpenL3	**SVM**	**0.999**	**0.999**
	RF	0.998	0.998
	CNN	**0.999**	**0.999**
	RNN	**/**	**/**
	KNN	0.998	0.998
	DT	0.992	0.992

Tableau IV-6:*Résultats d'audio classification pour tous avec toutes les techniques.*

La table présente les performances de différentes méthodes d'extraction de caractéristiques audio (MFCC, VGGish, YAMNet et OpenL3) combinées avec divers modèles d'apprentissage automatique (SVM, RF, CNN, RNN, KNN et DT). Les performances sont mesurées en termes de Précision et F1-Score.

- **MFCC (Mel-Frequency Cepstral Coefficients)**

- **Meilleure Performance** : KNN et RNN (Précision 0,995, F1-Score 0,995).
- **Observation Générale** : MFCC donne de bons résultats avec tous les modèles, notamment avec KNN et RNN, ce qui montre son efficacité à capturer les caractéristiques audios pertinentes.

- **VGGish**

- **Meilleure Performance** : RNN (Précision 0,99, F1-Score 1).

- **Observation Générale** : VGGish offre des caractéristiques robustes, particulièrement avec les RNN, atteignant un F1-Score parfait. Les SVM et CNN obtiennent également de bonnes performances avec une précision et un F1-Score de 0,99.

➢ **YAMNet**

- **Meilleure Performance** : RNN (Précision 0,98, F1-Score 0,98).
- **Observation Générale** : YAMNet présente les performances les plus faibles comparées aux MFCC et VGGish, avec les meilleurs scores obtenus en utilisant les RNN. Cela suggère que YAMNet pourrait ne pas être aussi efficace pour la tâche donnée.

➢ **OpenL3**

- **Meilleure Performance** : SVM et CNN (Précision 0,999, F1-Score 0,999).
- **Observation Générale** : OpenL3 surpasse les autres méthodes d'extraction de caractéristiques, atteignant des scores quasi-parfaits avec SVM, CNN et KNN. Cela indique une meilleure représentation des caractéristiques pour la tâche donnée.

IV.3.3 Analyse des résultats

- **Performance des Modèles** : Les RNN montrent généralement de bonnes performances avec différentes méthodes d'extraction de caractéristiques, en particulier avec VGGish et YAMNet, ce qui démontre leur force dans le traitement des données séquentielles.
- **Supériorité de l'Extraction de Caractéristiques** : OpenL3 se distingue comme la meilleure méthode d'extraction de caractéristiques basée sur les métriques fournies, suivi par MFCC et VGGish.
- **Performance Relative de YAMNet**: YAMNet affiche des performances relativement inférieures, suggérant qu'il pourrait ne pas être le meilleur choix pour la tâche de classification donnée.
- **Arbres de Décision (DT)**: Dans toutes les méthodes d'extraction de caractéristiques, les DT obtiennent les pires résultats, indiquant que des modèles plus complexes sont nécessaires pour atteindre une haute précision et F1-Score dans les tâches de classification audio.

IV.4. Applications web

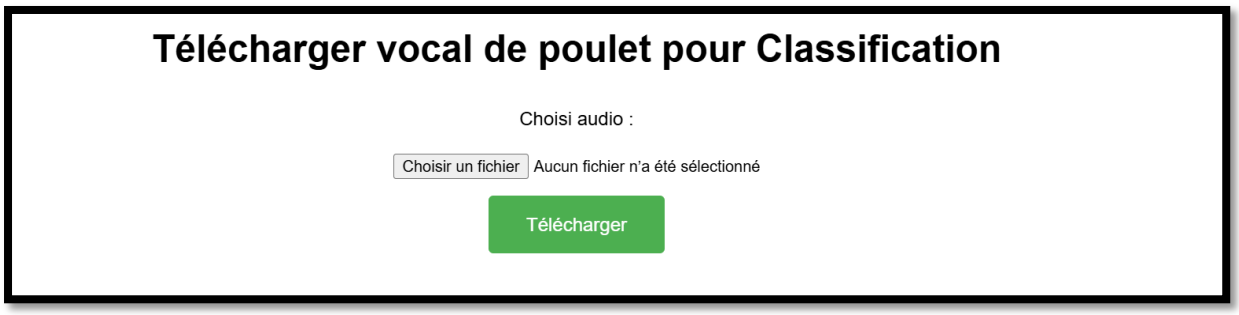


Figure IV-17:*Interface d'application.*



Figure IV-18:*La prédiction de classe d'audio.*

IV.5. Conclusion

Dans ce dernier chapitre, nous avons évalué les performances de différentes méthodes d'extraction de caractéristiques telles que MFCC, OpenL3, VGGish et YAMNet sur notre base de données. Nous avons présenté de manière détaillée les outils utilisés pour notre travail expérimental et fourni une analyse approfondie des résultats obtenus, ainsi qu'une comparaison entre les différents modèles implémentés sur notre ensemble de données.

Conclusion générale

Dans cette étude, nous avons présenté l'utilisation de l'apprentissage automatique et l'apprentissage profond pour détecter les maladies respiratoires chez les poulets à l'aide de signaux de vocalisation. Nous avons commencé par présenter les concepts d'IA et de l'apprentissage automatique et expliqué leurs types, et compris l'apprentissage profond, L'étape suivante consistait à utiliser plusieurs méthodes pour extraire des fonctionnalités telles que MFCC pour le son, ainsi que des méthodes de transfert d'apprentissage telles que OpenL3, VGGish et YAMNet.

Après l'extraction de ces caractéristiques, nous avons appliqué une variété de modèles d'apprentissage automatique et d'apprentissage profond tels que CNN et RNN pour classer les signaux vocaux en sain ou en malsain. Grâce à l'évaluation, nous avons constaté que les modèles utilisant l'apprentissage profond et les modèles pré-entraînés surpasser généralement les modèles traditionnels d'apprentissage automatique.

L'étude a démontré que l'utilisation de techniques avancées d'intelligence artificielle, en particulier l'apprentissage automatique et les méthodes de transfert d'apprentissage comme OpenL3, représente un avancement pour la détection des maladies respiratoires chez les poulets à partir de signaux audios. Les modèles tels que CNN et RNN ont montré une capacité remarquable à classifier efficacement les données extraites, surpassant souvent les modèles traditionnels tels que SVM, RF, KNN et DT.

La comparaison entre OpenL3 et d'autres méthodes telles que MFCC, VGGish et Yamnet montre un net avantage dans leur capacité à améliorer la précision de classification et le score F1. OpenL3 a démontré une performance remarquable dans ce contexte, basée sur les mesures de précision et de score F1, qui sont des indicateurs critiques pour évaluer les performances des modèles d'apprentissage automatique et d'apprentissage profond.

L'OpenL3 surpasse toutes les autres méthodes en termes de précision et de score F1 sur différents modèles (SVM, RF, CNN, KNN, DT). Par exemple, OpenL3 a atteint une résolution presque parfaite de 0,999 avec les modèles SVM et CNN, et de 0,998 avec RF et KNN, suggérant que l'OpenL3 fournit la meilleure performance globale pour extraire les fonctionnalités des signaux sonores afin de les classer en sain ou en malsain.

D'autre part, bien que MFCC, VGGish et Yamnet aient également donné de bons résultats, OpenL3 s'est avérée être supérieure dans l'amélioration de la précision de classification et du

F1-Score, Cela met en évidence l'importance de sélectionner la méthode la plus efficace pour extraire les caractéristiques lorsqu'il s'agit de détecter les maladies à partir des signaux sonores.

Dans l'ensemble, basé sur cette comparaison, on peut dire qu'OpenL3 est le choix optimal dans ce contexte en raison de son net avantage en termes de précision et d'accuracy et de score F1en particulier CNN et RNN, contribuant ainsi à améliorer l'efficacité de la détection précoce des maladies respiratoires chez les poulets.

Ces progrès technologiques offrent des perspectives prometteuses pour améliorer la santé et la productivité des oiseaux et contribuent à une meilleure gestion de la santé dans l'industrie avicole. En intégrant ces méthodologies avancées dans les pratiques agricoles, il est possible de réduire les risques de maladie et d'améliorer le bien-être animal en général, soutenant ainsi le développement durable de l'agriculture moderne.

Chapitre V Bibliographie

A Boukhari Abdelkader Haddane Mohammaed Amine Vers une approche de classification des signaux Électroencéphalographiques par le Deep Learning [Revue]. - TIARET : UNIVERSITE IBN KHALDOUN - TIARET, 2022.

A Mr. Ahmed Cherif MAZARI Melle. Djamila MEGHRAOUI Discrimination d'une voix pathologique par la classification Deep-Learning basée images. Etude de Cas : Maladie de Parkinson [Revue]. - 2020.

A. Al Maashri M. DeBole, M. Cotter, N. Chandramoorthy, and Y. Xiao, Accelerating neuromorphic vision algorithms for recognition [Revue]. - San Francisco, CA,USA, June 2012. : in Proceedings of the DAC Design Auto-mation Conference, pp. 579–584, IEEE,, 2012.

A. Guzhov F. Raue, J. Hees, and A. Dengel Esresnet: Environmental sound classification based on visual domain models [Revue]. - 2020.

A. Khan A. Sohail, U. Zahoora, and A. S. Qureshi A survey of the recent architectures of deep convolutional neural networks [Revue]. - [s.l.] : Artificial Intelligence Review, 2020. - 8 : Vol. 53.

A. Majkowska S. Mittal, D. F. Steiner, J. J. Reicher, S. M. McKinney, G. E. Duggan, K. Eswaran, P.-H. Cameron Chen, Y. Liu, S. R. Kalidindi, A. Ding, G. S. Corrado, D. Tse, and S. Shetty, Chest radiograph interpretation with deep learning models: Assessment with radiologist- adjudicated reference standards and population-adjusted evaluation [Revue]. - [s.l.] : https://doi.org/10.1148/radiol.2019191293, 2020. - 2 : Vol. 294.

A. Roberts J. Engel, C. Raffel, C. Hawthorne, and D. Eck A hier- archical latent vector model for learning long-term structure in music [Revue]. - [s.l.] : arXiv preprint arXiv:1803.05428, 2018.

A. v. d. Oord S. Dieleman, H. Zen, K. Simonyan, O. Vinyals, A. Graves, N. Kalchbrenner, A. Senior, and K. Kavukcuoglu Wavenet: A gener- ative model for raw audio [Revue]. - [s.l.] : arXiv preprint arXiv:1609.03499, 2016.

Ahmad Banakar Mohammad Sadeghi , Abdolhamid Shushtari An intelligent device for diagnosing avian diseases: Newcastle, infectious bronchitis, avian influenza [Revue]. - [s.l.] : Computers and Electronics in Agriculture,, 2016. - Vol. 127.

Ahmad Banakar Mohammad Sadeghi, Abdolhamid Shushtari, An intelligent device for diagnosing avian diseases: Newcastle, infectious bronchitis, avian influenza, [Revue]. - [s.l.] : Computers and Electronics in Agriculture , (https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0168169916306020), 2016. - Vol. 127.

al J. Xie et Investigation of Different CNN-Based Models for Improved Bird Sound Classification [Revue]. - [s.l.] : (IEEE , 2019), 2019.

al J. Xie et Investigation of Different CNN-Based Models for Improved Bird Sound Classification [Revue]. - [s.l.] : Digital Object Identifier ACCESS.2019.2957572., 2019.

Alghamdi N.S., Zakariah, M. & Karamti, H A deep CNN-based acoustic model for the identification of lung diseases utilizing extracted MFCC features from respiratory sounds. [Revue]. - [s.l.] : Multimed Tools Appl (2024). https://doi.org/10.1007/s11042-024-18703-0, 2024.

Bibliographie

Ali Fadel I. T.-A.. Arabic text diacritization using deep neural networks [Revue]. - [s.l.] : 2nd international conference on computer applications & information security (ICCAIS),IEEE,, 2019. - Vol. (Vol. 7)..

Alloui Z., Vasseur P. et Reggio M. Natural convection of nanofluids in a shallow cavity heated from below [Revue]. - [s.l.] : International Journal of Thermal Sciences, 2011. - 3 : Vol. 50.

Amel Mlle GUENNINECHE Prédiction des propriétés des matériaux par apprentissage automatique [Revue]. - Tlemcen : UNIVERSITE ABOU-BEKR BELKAID - TLEMCEN , Laboratoire Automatique Tlemcen, 2019.

Amri Younes,Akkache, Lounis,Hentabli, Hamza (Encadreur) Ligand-based virtual screening using deep learning attention mechanism and learning representation [Revue]. - [s.l.] : http://dspace.univ-medea.dz/handle/123456789/11094, 2023.

Andrew J Swift Haiping Lu, Johanna Uthoff, Pankaj Garg, Marcella Cogliano, Jonathan Taylor, Peter Metherall, Shuo Zhou, Christopher S Johns, Samer Alabed, Robin A Condliffe, Allan Lawrie, Jim M Wild, David G Kiely A machine learning cardiac magnetic resonance approach to extract disease features and automate pulmonary arterial hypertension diagnosis [Revue]. - [s.l.] : https://doi.org/10.1093/ehjci/jeaa001, 2020.

audio Set: An ontology and human-labeled dataset for audio events [Revue]. - [s.l.] : Conference Publication | IEEE Xplore https://ieeexploreieee.53yu.com/abstract/document/7952261/ (accessed January 2022), 2022.

B. T. Carroll D. V. Anderson, W. Daley, S. Harbert, D. F. Britton and M. W. Jackwood Detecting symptoms of diseases in poultry through audio signal processing [Revue]. - [s.l.] : 2014 IEEE Global Conference on Signal and Information Processing (GlobalSIP), Atlanta, GA, USA, 2014, pp. 1132-1135, doi: 10.1109/GlobalSIP.2014.7032298, 2014.

B.Fomani H.Mohamadally et SVM : Machines à Vecteurs de SupportouSéparateursàVastesMarges [Revue]. - France : VersaillesStQuentin,France, 2006.

BELLAHMER Hacene Implémentation et évaluation d'un modèle d'apprentissage automatique pour l'estimation de la valeur marchande depropriétés immobilières [Rapport]. - TIZI-OUZOU : Mémoire de fin d'études Master en InformatiqueUNIVERSITÉ MOULOUD MAMMERI DE TIZI-OUZOU, 2019/2020.

Bhatia Munish Fog Computing-inspired Smart Home Framework for Predictive Veterinary Healthcare. [Revue]. - , : Microprocessors and Microsystems,(https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0141933120303884), 2020. - Vol. 78.

Bisong E. B. Google colaboratory. Building machine learning and deep learning models on google cloud platform [Revue]. - 2019. - Vol. (Vol. 59–64).).

Breiman Leo RANDOM FORESTS [Revue]. - [s.l.] : Statistics Department University of California Berkeley, CA 94720, 2001.

Busto P. P., & Gall, J. Open Set Domain Adaptation. [Revue]. - [s.l.] : Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, https://doi.org/10.1109/ICCV.2017.88, 2017. - 88 : Vol. 754–763..

Chandra M.A., Bedi, S.S. Survey on SVM and their application in image classification [Revue]. - [s.l.] : Int. j. inf. tecnol. 13, 1–11 (2021). https://doi.org/10.1007/s41870-017-0080-1, 2018.

Chun-Yan Yu Huang Liu, Zi-Ming Q SOUND EVENT DETECTION USING DEEP RANDOM FOREST [Revue]. - Germany : [s.n.], 2017.

Cortes C and Vapnik V Support-vector network. [Revue]. - [s.l.] : Mach Learn 20(3), 1995. - Vol. 273–297.

D.J. Alexander Newcastle disease and other avian paramyxoviruses [Revue]. - United Kingdom : Central Veterinary Laboratory, Weybridge, New Haw, Addlestone, Surrey KT15 3NB, United Kingdom, 2000. - 443-462.

Dai W.et Yang, Q.et Xue, G. R., & Yu, Y. Boosting for transfer learning., [Livre]. - [s.l.] : ACM International Conference Proceeding Series,https://doi.org/10.1145/1273496.1273521, 2007. - Vol. 193-200.

Dairi Abdelkader, Harrou Fouzi et Sun Ying Efficient Driver Drunk Detection by Sensors: A Manifold Learning-Based Anomaly Detector [Revue]. - [s.l.] : IEEE Access, vol. 10, pp. 119001-119012, 2022, doi: 10.1109/ACCESS, 2022.

Davis S. et Mermelstein P. Comparison of parametric representations for monosyllabic word recognition in continuously spoken sentences [Rapport]. - [s.l.] : IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1980.

Dong Mingwen Convolutional Neural Network Achieves Human-level Accuracy in Music Genre Classification [Revue]. - [s.l.] : Psychology, Rutgers University (New Brunswick), 2018.

Eleni Tsalera 1 Andreas Papadakis 2,* and Maria Samarakou 1 Comparison of Pre-Trained CNNs for Audio Classification Using Transfer Learning [Revue]. - [s.l.] : Journal of Sensor and Actuator Networks (MDPI) ,https://www.mdpi.com/2224-2708/10/4/72, 2021.

Ferreira Emmanuel Apprentissage automatique en ligne pour un dialogue homme-machine situé. [Revue]. - [s.l.] : présentée à l'Université d'Avignon et des Pays de Vaucluse , Laboratoire d'Informatique d'Avignon, 2015.

Genuer Robin Forêts aléatoires : aspects théoriques, sélection de variables et applications [Revue]. - [s.l.] : Université de Jean-Michel Poggi, 2010.

Gonzalez Richard, Treynor Wendy et Nolen-Hoeksema Susan Rumination Reconsidered: A Psychometric Analysis [Revue]. - [s.l.] : https://doi.org/10.1023/A:1023910315561, 2003. - 247–259 : Vol. 27.

Guyon I Weston J, Barnhill S, Vapnik V Gene selection for cancer classification using support vector machines. [Revue]. - [s.l.] : Mach Learn 46:389–422, 2002.

Guzhov Andrey [et al.] ESResNet: Environmental Sound Classification Based on Visual Domain Models [Revue]. - [s.l.] : IEEE.

H. Bourogâa K. Miled, L. Gribâa, I. El Behi and10- Characterization ofnew variants of infectious bronchitis virus, inTunisia [Revue]. - Tunisia : Avian Dis , , 2009. - , 426-433. : Vol. 53.

H. Xie and T. Virtanen Zero-shot audio classification based on class label embeddings [Revue]. - [s.l.] : in 2019 IEEE Workshop on Applications of Signal Processing to Audio and Acoustics (WASPAA). IEEE, 2019.

Bibliographie

Han J Kamber M Data mining: concepts and techniques. [Revue]. - USA : Morgan Kaufmann Publishers., 2001.

Harada Y. Tokozume and T. Learning environmental sounds with end-to-end convolutional neural network, [Revue]. - [s.l.] : IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). IEEE, 2017, 2017. - Vol. 2721–2725.

Hassani Hossein Artificial Intelligence (AI) or Intelligence [Revue]. - London : Department of Computer Science, University of Tehran,MDPI, 2020. - 1417466191.

Hein J. Boot A. Agnes H. M. ter Huurne, Arjan J. W. Hoekman, Ben P. H. Peeters, Arno L. J. Rescue of Very Virulent and Mosaic Infectious Bursal Disease Virus from Cloned cDNA: VP2 Is Not the Sole Determinant of the Very Virulent Phenotype [Revue]. - [s.l.] : Journal of Virology, 2000. - 15 : Vol. 74.

HENNACHI SOLTANI N., DJALLAB S., NESSAH Kahina , DJABRI Hiba Impact des facteurs d'ambiance surl'élevage de poulet de chair dans larégion nord de Tébessa [Rapport]. - Tébessa : Université Echahid Cheikh Larbi Tebessi –Tébessa-, 2022/2023.

Ibrahim Mostafa A Deep Dive Into Learning Curves in Machine Learning [Revue]. - [s.l.] : W&B Fully Connected, 2024.

Ittichaichareon C. Speech recognition using MFCC. [Rapport]. - [s.l.] : Conference on Computer ..., 135–138. https://doi.org/10.13140/RG.2.1.2598.3208, 2012.

J. Cramer H.-H. Wu, J. Salamon, J.P. Bello, Look, listen, and learn more Design choices for deep audio embeddings [Revue]. - [s.l.] : in: ICASSP 2019-2019 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), 2019.

J. Lee J. Park, K. L. Kim, and J. Nam Sample-level deep convolutional neural networks for music auto-tagging using raw waveforms, [Revue]. - [s.l.] : arXiv preprint arXiv:1703.01789, 2017.

J. Salamon J. P. Bello, A. Farnsworth, M. Robbins, S. Keen, H. Klinck, et al Towards the automatic classification of avian flight calls for bioacoustic monitoring [Revue]. - [s.l.] : PLoS ONE, 2016. - 11 : Vol. 11.

J. Yim J. Ju, H. Jung, and J. Kim Image classification using convolutional neural networks with a multi-stage feature [Rapport]. - Springer, Beijing, China : Proceedings of the 3rd International Conference on Robot Intelligence Technology and Applications, 2015.

Jaime Lynn Speiser Michael E. Miller, Janet Tooze, Edward Ip, A comparison of random forest variable selection methods for classification prediction modeling [Revue]. - [s.l.] : Expert Systems with Applications,(https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0957417419303574), 2019. - Vol. 134.

Jamal Price sophomore student, , Design an automatic speech recognition system using maltab, [Revue]. - [s.l.] : University of Maryland Estern Shore Princess Anne., 2009.

Jan Koutn´ık Klaus Greff , Faustino Gomez , Jurgen Schmidhuber A Clockwork RNN [Revue]. - [s.l.] : Proceedings of the 31st International Conference on Machine Learning, 2014. - Vol. 32.

Jayadeva R Khemchandani R, Chandra S. Twin support vectormachine for pattern classification [Revue]. - [s.l.] : IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell 29(5):905–910., 2007.

Jiawei Han Micheline Kamber, Data Mining Concepts and Techniques [Revue]. - [s.l.] : University of Illinois at Urbana–Champaign , Elsevier 2006, ISBN, 2006.

Bibliographie

Junduan Huang a Tiemin Zhang a b, Kaixuan Cuan a, Cheng Fang a An intelligent method for detecting poultry eating behaviour based on vocalization signals [Revue]. - [s.l.] : Computers and Electronics in Agriculture,https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105884., 2021.

Jyotibdha Acharya Arindam Basu Deep Neural Network for Respiratory Sound Classification in Wearable Devices Enabled by Patient Specific Model Tuning [Revue]. - [s.l.] : (IEEE 2020, 2020.

K. Choi G. Fazekas, M. Sandler, and K. Cho Transfer learning for music classification and regression tasks [Revue]. - 2017.

K. Choi G. Fazekas, M. Sandler, and K. Cho, Convolutional recurrent neural networks for music classification [Revue]. - 2016.

K. Soomro A. R. Zamir, and M. Shah Ucf101: A dataset of 101 human actions classes from videos in the wild, [Revue]. - [s.l.] : arXiv preprint arXiv:1212.0402, 2012.

KACI A la filiere avicole algérienne à l'aire de la libéralisation économique,cah agric [Revue]. - 2012. - 24:151-60.

Kantardzic Mehmed Data Mining: Concepts, Models, Methods, and Algorithms, 3rd Edition [Revue]. - [s.l.] : IEEE Press ,Wiley-Interscience, 2019.

LAUR Morgane Anticipation des changements de notes des obligations du portefeuille d'un assureur par méthode de machine learning [Revue]. - [s.l.] : Université Paris Dauphine, 2017.

LAUR Morgane Anticipation des changements de notes des obligations du portefeuille d'un assureur par méthode de machine learning [Revue]. - Paris : Université Paris Dauphine, 2017.

Leclercq N. Mémoire présenté devant le jury de l ' ENSAE en vue de l ' [Revue]. - 2013. - Vol. 33(0).

Leo Breiman et Jerome Friedman, R.A. Olshen, Charles J. Stone Classification and Regression Trees [Livre]. - [s.l.] : https://doi.org/10.1201/9781315139470 , T&F eBooks, 2017. - Vol. 368.

Leung K. Ming NaiveBAysian Classifier [Revue]. - [s.l.] : polytechnicuniversity –Depertement of Computer science /finnence and risk engineering., 2007.

Lindasalwa Muda Mumtaj Begam and I. Elamvazuth Voice Recognition Algorithms using Mel Frequency Cepstral Coefficient (MFCC) and Dynamic Time Warping (DTW) Techniques [Revue]. - [s.l.] : JOURNAL OF COMPUTING, MARCH 2010, ISSN 2151-9617,HTTPS://SITES.GOOGLE.COM/SITE/JOURNALOFCOMPUTING/, 2010. - Vol. 2.

Mahamed Fatima Ait APPROCHES D'APPRENTISSAGE AUTOMATIQUE POUR LA DÉTECTION DU SPAM WEB : EXPLORATION DE DIVERSES CARACTÉRISTIQUES [Revue]. - [s.l.] : UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À MONTRÉAL, 2018.

Mai Ezz-Eldin Ashraf A. M. Khalaf Efficient Feature-Aware Hybrid Model of Deep Learning Architectures for Speech Emotion Recognition [Revue]. - [s.l.] : IEEE Access, 2021.

Maneela Jain Pushpendra Singh Tomar Review of Image Classification Methods and Techniques [Revue]. - [s.l.] : IJERT, 2013. - Vol. 02.

Margherita GRAndInI Enrico BAGLI et Giorgio VIsAnI. "Metrics for multi-class classification : an overview" [Revue]. - [s.l.] : In : arXiv preprint arXiv:2008.05756 (2020), 2020.

Marťın Abadi A. A. Large-Scale Machine Learning on Heterogeneous Distributed Systems. [Revue]. - 2015.

Mattia Giovanni Campana a ∗, Franca Delmastro a, Elena Pagani b Transfer learning for the efficient detection of COVID-19 from [Revue]. - [s.l.] : Pervasive and Mobile Computing ,journal homepage: www.elsevier.com/locate/pmc, 2023.

Md Manjurul Ahsan Shahana Akter Luna,Zahed Siddique Machine-Learning-Based Disease Diagnosis: A Comprehensive Review [Livre]. - [s.l.] : https://www.mdpi.com/journal/healthcare/10.3390/healthcare10030541,MDPI, 2022.

Mestoui Ammar - Sakhri karim ,Mr. KHELDOUN Ahmed Approche Automatique Pour La Classification Du Trafic Réseau [Rapport]. - medea : UNIVERSITE DR. YAHIA FARES DE MEDEA , Département du Mathématiques et de l'Informatique, 2021/2022.

MOSTEFAOUI Nadjia,BABAALI, Selma,HADJIR, ISmail (Encadreur) Deep learning Model for Arabic text Diacritization system [Revue]. - [s.l.] : http://dspace.univ-medea.dz/handle/123456789/10860, 2023.

Muqing Deng Tingting Meng, Jiuwen Cao, Shimin Wang, Jing Zhang, Huijie Fan, Heart sound classification based on improved MFCC features and convolutional recurrent neural networks, [Revue]. - [s.l.] : Neural Networks,https://doi.org/10.1016/j.neunet.2020.06.015.(https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0893608020302306), 2020. - Vol. 130.

N. HARIHARA VALLIAPPAN1 SAGAR DHANRAJ PANDE 2, Enhancing Gun Detection With Transfer Learning [Revue]. - india : School of Computer Science and Engineering, VIT-AP University, Amaravati, Andhra Pradesh 522237, India, 2024. - Vol. 12.

N. SAHRAOUI M. BRAHIM ERRAHMANI,D. AMMI-BAAZIZ,N. HEZIL Effet de l'extrait végétal de Yucca Schidigera sur l'excrétion oocystale chez le poulet de chair [Revue]. - [s.l.] : Rev. Mar. Sci. Agron. Vét. (2015) 3 (2):53-57, 2015.

N. Senan M. Aamir, R. Ibrahim, N. Taujuddin, and W. W. Muda "An efficient convolutional neural network for paddy leaf disease and pest classification [Revue]. - [s.l.] : International Journal of Advanced Computer Science and Applications, 2020. - Vol. 11.

Nadia Marref Apprentissage Incrementale& Machines a vecteurs supports [Revue]. - BATNA : Université HADJLA KHDAR–BATNA, 2013.

Nitisha & Bansal, A. Speaker Recognition Using MFCC Front End Analysis and VQ Modeling Technique for Hindi Words using MATLAB. [Revue] // International Journal of Computer Applications, 45(24), 48–52.. - 2012.

OĞUZLAR Yusuf Murat KIZILKAYA*-Ayşe Comparison of Supervised Learning Algorithmswith R ProgrammingLanguage [Revue]. - Black Sea : International journal of engineering research, 2018.

Pablo Zinemanas Martín Rocamora An Interpretable Deep Learning Model for Automatic Sound Classification [Revue]. - [s.l.] : www.mdpi.com, 2021.

Pastre L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE [Revue]. - Paris : Université Paris 5 - Maîtrise de mathématiques - Maîtrise MASS - MST ISASH-Dominique Pastre, 2000.

Pierre Combescure Alain Le Guyader, Denis Jouvet & Christel Sorin Le traitement du signal vocal voice signal processing [Livre]. - [s.l.] : https://doi.org/10.1007/BF03000774, 1995b.

R AIMEUR O BOUAZIZ, EH. BERERHI Séroprévalence de Mycoplasma gallisepticum et Mycoplasma synoviae dans les élevages de poules pondeuses dans l'Est Algérien [Revue]. - Constantine : Laboratoire de Gestion de la Santé et Productions Animales – Institut des Sciences Vétérinaires, 2012. - 36 : Vol. 40-44.

R. Arandjelovic A. Zisserman Look, listen and learn [Revue]. - [s.l.] : n: Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2017: pp. 609–617., 2017. - Vol. 609–617..

RAhMAnI. Fatima Zohra "Une Approche basée TextING pour la classification des services web" [Revue]. - [s.l.] : Thèse de doct. Université Ibn Khaldoun-Tiaret-, 2022, 2022.

Russo S. R. Livingstone and F. A. The ryerson audio-visual database of emotional speech and song (RAVDESS): A dynamic, multimodal set of facial and vocal expressions in north American english [Revue]. - [s.l.] : PLoS ONE, 2018.

S. Hershey S. Chaudhuri, D. P. W. Ellis, J. F. Gemmeke, A. Jansen, R. C. Moore, M. Plakal, D. Platt, R. A. Saurous, B. Seybold, M. Slaney, R. J. Weiss, and K. Wilson Cnn architectures for large-scale audio classification [Revue]. - 2016.

S. Hershey S. Chaudhuri, D.P.W. Ellis, J.F. Gemmeke, A. Jansen, R.C. Moore, M. Plakal, D. Platt, R.A. Saurous, B. Seybold, M. Slaney, R.J. Weiss, K. Wilson CNN architectures for large-scale audio classification, [Rapport]. - [s.l.] : in: 2017 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, ICASSP, 2017, pp. 131–135, http://dx.doi.org/10.1109/ICASSP.2017.7952132, 2017.

S. Young G. E., T. Hain, D. Kershaw, X. Liu, G. Moore, J.Odell, D. Ollason, D. Povey, V.Valtchev, P. Woodland. The HTK Book (for HTK Version 3.4). [Rapport]. - [s.l.] : Cambridge University Engineering Department., 1997.

Sabrina A. Analyse et Diagnostic des Données Médicales Interprétation des Données issues de l"eeg [Revue]. - Tiaret : Thèse de Doctorat, Université IBN Khaldoun, 2019.

Segun Adebayo b Halleluyah O. Aworinde a , Enhancing poultry health management through machine learning-based analysis of vocalization signals dataset [Revue]. - [s.l.] : www.elsevier.com/locate/dib, 2023.

Shaobo Li Yong Yao, Jie Hu An Ensemble Stacked Convolutional Neural Network Model for Environmental Event Sound Recognition [Revue]. - [s.l.] : http://www.mdpi.com, 2018.

Shi Lukui, Du Kang et Zhang Chaozong Lung Sound Recognition Algorithm Based on VGGish-BiGRU [Revue]. - [s.l.] : IEEE, 2019.

Shinde Pramila P. et Shah Seema A Review of Machine Learning and Deep Learning Applications [Revue]. - Pune, India : Fourth International Conference on Computing Communication Control and Automation (ICCUBEA) IEEE, 2019.

Shuo Tian Wenbo Yang , Jehane Michael Le Grange , Peng Wang , Peng Wang , Wei Huang Smart healthcare: making medical care more intelligent [Revue]. - [s.l.] : Department of Orthopaedics, Wuhan Union Hospital, Tongji Medical College, Huazhong University of Science and Technology, 1277 Jiefang Avenue, Wuhan 430022, China, 2019.

Suk-Ju Hong ORCID Yunhyeok Han ,Sang-Yeon Kim ORCID,Ah-Yeong Lee , andGhiseok Kim Application of Deep-Learning Methods to Bird Detection Using Unmanned Aerial Vehicle Imagery [Revue]. - [s.l.] : https://doi.org/10.3390/s19071651, 2019.

T.J. Bagust Laryngotracheitis (gallid-1) herpesvirus infection in the chicken 4. latency establishment by wild and vaccine strains of ILT virus [Revue]. - [s.l.] : https://doi.org/10.1080/03079458608436317, 1985. - Vol. 581-595 .

Taisuke Horimoto Yoshihiro Kawaoka Pandemic Threat Posed by Avian Influenza A Viruses [Revue]. - [s.l.] : ASM Journals,: https://doi.org/10.1128/cmr.129-149, 2001. - 4 : Vol. 14.

Tan P. Précision de modèle et efficacité algorithmique : exemples du traitement de l ’ occultation en stéréovision binoculaire et de l ’accélération de deux algorithmes en optimisation convexe version : HAL Id : tel-01420603 par Pŕ ecision de mod. [Revue]. - 2017.

Tarayoun T. Méthodes de classification supervisée appliquées aux terres agricoles [Revue]. - [s.l.] : Résumé. Journées de Méthodologie Statistique. http://jms-insee.fr/jms2018_programme/%0Ahttp://jms-insee.fr/jms2018s08_3/-, 2018.

V. Badrinarayanan A. Kendall, and R. Cipolla, Segnet: A deep con- volutional encoder-decoder architecture for image segmentation [Revue]. - [s.l.] : IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2017. - 12 : Vol. 39.

Vikas Goyal * Ajay Yadav,* and Rahul Mukherjee* A Literature Review on the Role of Internet of Things, Computer Vision, and Sound Analysis in a Smart Poultry Farm [Revue]. - [s.l.] : ACS Agric. Sci. Technol. 2024, 4, 368−388 , https://doi.org/10.1021/acsagscitech.3c00467, 2024. - Vol. 368−388 .

W. Zhang W. Lei, X. Xu, and X. Xing, Improved music genre classification with convolutional neural networks, [Revue]. - Interspeech : http://dx.doi.org, 2016. - 10.21437 : Vol. 3304–3308.

Weibin Zhang Wenkang Lei , Xiangmin Xu, Xiaofeng Xing Improved Music Genre Classification with Convolutional Neural Networks [Revue]. - San Francisco, USA : INTERSPEECH, 2016.

Weige Tao Guotao Wang , Zhigang Sun , Shuyan Xiao Recognition Method for Broiler Sound Signals Based on Multi-Domain Sound Features and Classification Model [Revue]. - China : https://www.mdpi.com/1424-8220/22/20/7935, 2022. - Vol. 27.

Weihua Li Ruyi Huang , Jipu Li , Yixiao Liao , Zhuyun Chen , Guolin He , Ruqiang Yan , Konstantinos Gryllias A perspective survey on deep transfer learning for fault diagnosis in industrial scenarios: Theories, applications and challenges [Livre]. - [s.l.] : Mechanical Systems and Signal Processing, 2022. - Vol. 167.

Xiangyu Peng1 Huoyao Xu1, Jie Liu, Junlang Wang, and Chaoming He Multi-Class Voice Disorder Classification Using OpenL3-SVM [Revue]. - china : School of Mechanical Engineering, Southwest Jiaotong University,Chengdu 610031, China, 2022.

Y. Aytar C. Vondrick, and A. Torralba, SoundNet: Learning Sound Representations from Unlabeled Video [Revue]. - 2016.

Y. Su K. Zhang, J. Wang, and K. Madani Environment sound classification using a two-stream cnn based on decision-level fusion [Revue]. - [s.l.] : Sensors, 2019. - 7 : Vol. 19.

Young S., Evermann, G., Kershaw, D., Moore, G., Odell, J., Ollason, D.,Povey, D., Valtchev, V., & Woodland, P. The HTK Book (for HTK Version 3.2). March 1997. [Livre]. - [s.l.] : for HTK Version 3.2, 2002.

Zheng F., Zhang, G., & Song, Z Comparison of different implementations of MFCC [Revue] // Journal of Computer Science and Technology , https://doi.org/10.1007/BF02943243. - 2001. - pp. 582–589.

Bibliographie

Zheng F., Zhang, G., & Song, Z. Comparison of different implementations of MFCC. [Revue] // Journal of Computer Science and Technology,16(6), 582–589. https://doi.org/10.1007/BF02943243. - 2001. - pp. 582–589..

Zimmer Matthieu Apprentissage par renforcement développemental [Revue]. - [s.l.] : Department of ComplexSystems, Artificial Intelligence &Robotics, 2018.

Zine-el-AbidineSoudani ÉTUDE COMPARATIVE DES ALGORITHMES DEDIES A LA CLASSIFICATION [Revue]. - [s.l.] : Université Du Québec, 2005.

Zisserman J. Carreira and A. Quo vadis, action recognition? a new model and the kinetics dataset [Revue]. - [s.l.] : in proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017.