

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

جامعة أبي بكر بلقايد- تلمسان

Université Aboubakr Belkaid- Tlemcen –

Faculté de TECHNOLOGIE



MEMOIRE

Présenté pour l'obtention du **diplôme de MASTER** en :

Génie Biomédical

Spécialité : **Instrumentation Biomédicale**

Par : YAGOUB Karima & BIDAOUI Chaima

Sujet :

Classification des voix pathologiques

Soutenu publiquement, le 19 / 06 / 2023, devant le jury composé de :

Mr. DJEBBARI Abdelghani Prof. Université Abou-BekrBelkaid de Tlemcen Président

Mme. ZIANI CHERIF Souhila MCA, Université Abou-BekrBelkaid de Tlemcen Encadreur

Mme. HEDEILI Nawel MCA, Université Abou-BekrBelkaid de Tlemcen Examinatrice

Année universitaire : 2022 / 2023

REMERCIEMENT

*Nous remercions **Allah** le tout puissant qui nous a donné la force et la patience pour accomplir ce travail.*

*Nous tenons à profiter de cette occasion pour exprimer notre sincère gratitude et nos plus chaleureux remerciements à notre encadrant **ZIANI CHERIF Souhila**, merci pour votre soutien, votre encadrement et vos conseils tout au long de l'élaboration de ce travail. Votre expertise et votre dévouement ont été d'une valeur inestimable pour la réussite de ce projet.*

*Nous tenons à remercier chaleureusement les membres du jury, **Mr. DJEBBARI Abdelghani** Professeur à l'université de Tlemcen président, **Mme. HEDEILI Nawel**, MCA à l'université de Tlemcen, examinatrice pour avoir consacré leur temps à l'évaluation de notre mémoire. Vos commentaires constructifs et vos suggestions nous ont permis d'affiner notre travail et de le présenter de manière plus claire et plus convaincante.*

*Nous tenons également à remercier l'ingénieur en génie biomédical de l'hôpital militaire AIN-EL-Naaja **CHERIF Sofiane**, merci pour votre aide et vos repenses à toutes nos questions.*

Nous tenons à exprimer notre profonde gratitude à tous ceux qui d'une manière ou d'une autre nous ont apporté leur aide pour la réalisation de ce modeste travail.

Avec nos sincères remerciements.

Karima&Chaïma

DEDICACES

JE DÉDIE CE TRAVAIL

À mes très **chers parents** et mes **grands-parents**,

Je dédie ces mots à vous qui avez été mes piliers tout au long de ma vie. Vous avez été présents à chaque étape de mon parcours, m'encourageant, me soutenant et m'inspirant à chaque fois que j'en avais besoin.

Aujourd'hui, je tiens à vous dire combien votre soutien et votre amour ont été essentiels à ma vie. Vous avez été mes modèles, mes mentors et mes guides, m'incitant à toujours donner le meilleur de moi-même et à poursuivre mes rêves.

Grâce à vous, j'ai appris à être forte, à être persévérante et à ne jamais abandonner.

À mes chers frères et ma sœur : **Fouad, Abdallah Abdel-Karim et Aicha.**

À ma belle tante **Nawel** et sa fille **Soujoud Nour El-yakine.**

À tous la famille **YAGOUB**

À mes oncles **Abd El-Kader et Miloud et Mokhtar** et leurs petites familles

À mon binôme et chère amie **Chaima** pour son soutien moral, sa patience et sa compréhension tout au long de ce Projet..

À mes amies : **Zohra, Asmaa , Rabia , Lamia et Souhila.**

À tous nos enseignants de la spécialité.

À toutes les personnes qui m'ont encouragé ou aidé au long de mes études.

Yagoub karima

DEDICACES

*Je dédie ce modeste travail à **mes chers parents** qui se sont sacrifiés éternellement pour m'offrir la meilleure éducation et le plus grand soutien et qui m'ont épargné le moindre effort pour arriver à ce stade.*

*À mes sœurs **Nora** et **Asma** et à mes frères **Khaled** et **Ayoub** pour l'amour, leur soutien continu et leur encouragement.*

*A tout la famille **Bidaoui** et **Haloui**.*

*À mes amis les plus proche :**Zohra,Souhila,Asma,Lamia** et **Rabia** pour leur conseils, leur aide et leur merveilleuse présence à mes cotés, À tous mes amis avec qui j'ai partagé du travail bénévole.*

*À mon binôme et chère amie **Karima** pour son soutien moral, sa patience et sa compréhension tout au long de ce Projet.*

À tous nos enseignants de la spécialité.

Et enfin, à tous ceux et celle que j'aime dans ma vie.

Bidaoui chaima

Résumé

Le but de ce projet de fin d'étude est de développer un système de classification précis et robuste capable de distinguer les voix normales des voix pathologiques d'origine laryngée.

Nous nous sommes consacrés en premier à la sélection de la base de données, puis nous avons procédé au traitement numérique de ces signaux pour pouvoir extraire les paramètres caractéristiques en appliquant la transformée en ondelette discrète. Cette transformation nous a permis d'extraire des paramètres pertinents. Nous avons également appliqué la transformée en ondelette continue, qui est paramétrée par deux variables temps-échelle.

Nous avons utilisé en second deux modèles de classification RNA et SVM afin d'effectuer la classification des voix en utilisant certaines caractéristiques extraites telles que les valeurs min, max, l'écart type, énergie et la moyenne des coefficients d'ondelettes discrète. Les résultats ont montré que ces modèles de classification ont obtenu les meilleurs taux de classification pour la distinction entre les voix normales et pathologiques.

Mots clé : Matlab, signal vocal, transformée en ondelette, classification, RNA, SVM.

Abstract

The aim of this final year project is to develop an accurate and robust classification system capable of distinguishing between normal and pathological laryngeal voices. The project focused on selecting the database and digitally processing the voice signals to extract relevant characteristic parameters using discrete wavelet transform. Additionally, continuous wavelet transform was applied, which is parameterized by time and scale. Two classification models, namely RNA and SVM, were employed to classify the voices using extracted features such as minimum, maximum, standard deviation, energy, and average of discrete wavelet coefficients. The results demonstrated that these classification models achieved the best classification rates for distinguishing between normal and pathological voices.

Keywords: Matlab, voice signal, wavelet transform, classification, RNA, SVM.

ملخص :

هدف هذا المشروع الختامي هو تطوير نظام تصنيف دقيق وقوي قادر على التمييز بين الأصوات الطبيعية والأصوات المرضية ذات أصل في الحنجرة. ركز المشروع في البداية على اختيار قاعدة البيانات ومعالجة الإشارات الصوتية رقمياً لاستخراج المعلومات الخاصة باستخدام التحويل الموجي المتقطع. تم تطبيق أيضاً التحويل الموجي المستمر، والذي يتم تحديده بواسطة الوقت والمقياس. تم استخدام نموذجين للتصنيف، وهما نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية ونموذج ماكينة الدعم النوعية لتصنيف الأصوات باستخدام المعلومات المستخرجة مثل الحد الأدنى، والحد الأقصى، والانحراف المعياري، والطاقة، والمتوسط لمعاملات التحويل الموجي المتقطع. أظهرت النتائج أن هذه النماذج التصنيفية حققت أعلى معدلات التصنيف للتمييز بين الأصوات الطبيعية والأصوات المرضية.

الكلمات الرئيسية: ماتلاب، إشارة صوتية، تحويل موجي، تصنيف، الشبكة العصبية الاصطناعية، ماكينة الدعم النوعية.

Liste des abréviations :

CRSTDLA	Centre de Recherche Scientifique et Technique pour le Développement de la Langue Arabe
DWT :	Transformée en Ondelette discrète
CWT :	Transformée en Ondelette Continue
F0 :	Fréquence fondamentale
FDR :	Fisher Discriminative Ratio
FFT :	Transformée de Fourier
G.E :	Génie Electrique
HNR :	Harmonic to Noise Ratio
KNN :	K-Nearest Neighbors
LPC :	LinearPredictive Coding
MEEI :	Massachusetts Eye and Ear Infirmary
MFCC :	Mel Frequency Cepstral Coefficient
RNA :	Réseaux de Neurones Artificiels
SOS :	Statistique d'Ordre Supérieur
SVD :	Saarbrücken Voice Database
SVM :	Machine à vecteurs de support
TDNN :	Time Delay Neural Networks
TFCT :	Transformée de Fourier à Court Terme
TPZ :	Taux de Passage par Zéro
VN :	Vrai négatif
VP :	Vrai pathologique

Sommaire

Remercîment

Dédicace

Résumé

Liste des abréviations

Liste des figures

Liste des tableaux

Introduction générale.....1

Chapitre I:Etat de l'art

I. Introduction..... 3

II. Les travaux effectués..... 3

1. Identification Des Voix Pathologiques Par Réseaux De Neurones : 3

2. Identification des troubles de la voix par l'analyse temps-fréquence et les machines à vecteurs de support : 4

3. Voice Pathologies Classification and Detection Using EMD-DWT Analysis Based on Higher Order Statistic Features 5

III. Problématique : 6

IV. Méthode :..... 7

V. Conclusion..... 8

Chapitre II:Généralité sur le signal vocal

I. Introduction :..... 10

II. Production deParole : 10

1. PhonationdeSonsVoisés : 10

2. Phonationde SonsnonVoisés : 11

III. Architecture del'Appareil Vocal : 12

1. Partie sub-glottique (l'appareil respiratoire) : 12

a) Le diaphragme : 12

b) Poumons : 12

c) Trachée :	13
2. Partie glottique (Le larynx):	13
3. Partie supra-glottique (Les résonateurs):	15
IV. Les Paramètres de la voix :	16
1. hauteur :	16
2. L'intensité :	16
3. Le timbre :	16
4. La durée :	16
5. Les formants :	16
6. Fréquence fondamentale :	17
V. Les troubles de la voix :	17
1. Nodule :	18
2. Polypes :	19
3. Kyste :	19
4. Œdème de Reinke :	20
5. Tumeur cancérigène :	20
6. reflux laryngite :	21
7. paralysie des cordes vocales :	21
8. Le prolapsus de voix:	22
9. L'insuffisance glottique :	22
10. Traumatismes chirurgicaux :	22
11. L'hyperkinésie dysphonique de la voix (hyperkinétique) :	23
12. L'hypokinésie dysphonique de la voix (hypokinétique) :	23
VI. Conclusion.....	24

Chapitre III: Traitement de signal vocal par ondellettes

I. Introduction.....	26
II. Méthodologie	26
1. Présentation des données :	26
2. Extraction des paramètres :	26
a) Energie :	26
b) Minimum et maximum :	27
c) Moyenne :	27
d) Ecart-Type :	27

3.	Traitement des signaux vocaux :.....	27
4.	Transformée de Fourier(FFT) :	27
5.	Décomposition de l'ondelette continue :.....	32
6.	Transformée par ondelette discrète : [28]	34
	a) Définition :.....	34
	b) Principe de l'algorithme:	34
7.	Décomposition de l'ondelette discrète :.....	35
	a) Extraction de paramètres DWT :.....	37
III.	Conclusion :.....	38
 Chapitre IV : Classification et Résultat par SVM&RNA		
I.	Introduction :.....	40
II.	Classification :.....	40
	1. Définition :	40
	2. L'objectif de classification :.....	40
	3. Les machines à vecteurs de support (SVM) :.....	41
	a) Principe :.....	41
	4. Les réseaux de neurones artificiels :.....	42
	a) Définition :.....	42
	b) Historique	43
	c) Apprentissage du réseau de neurones :.....	47
	5. Description de la méthode Proposée :.....	49
	a) Phase d'apprentissage :.....	50
	b) Phase de test (validation) :.....	51
	6. Résultats et discussion :.....	52
	7. Résultat de classification par les RNA :.....	52
	a) Etude comparative :.....	54
	b) Etude comparative avec quelques travaux précédents :	57
III.	Conclusion :.....	57
	Conclusion générale	60

Liste des figures :

Figure 1:Principe d'identification de la parole. [1]	4
Figure 4 : méthode de classification des voix pathologiques en utilisant l'analyse EMD-DWT [5].....	9
Figure 5 : Organigramme utilisé pour la classification des voix pathologiques.....	11
Figure 6 : Signal Voisé /a/ et Son Spectre.....	11
Figure 7:Signal non Voisé /s/ et Son Spectre	12
Figure 8:l'appareil respiratoire [2].	13
Figure 9 : Anatomie du Larynx.[18]	14
Figure 10:Exemple d'un signal de parole voisée et non voisée [18]	14
Figure 11:Cordes vocales normal.....	15
Figure 12:Nodules sur les cordes vocales.[4].....	19
Figure 13 : Polype de la corde vocale droite [4]	19
Figure 14:kyste sur les cordes vocales.[4]	20
Figure 15:Œdème de Reinke [4]	20
Figure 16 : Différence entre un larynx normal et un cancéreux.[4]	21
Figure 17 : reflux laryngite.....	21
Figure 18:Transformée de Fourier. [22].....	28
Figure 19:Principe de TFCT [23]	29
Figure 20: Transformée en ondelette [26].....	30
Figure 21:Transformée en ondelettes continu pour une voix normale.....	32
Figure 22:Transformée en ondelettes continu pour une voix pathologique.....	33
Figure 23:Principe de l'algorithme de Mallat [28]	35
Figure 24:Exemple de décomposition en ondelette discrète à 4 niveaux de voix normale.....	36
Figure 25 : Exemple de décomposition en ondelette discrète à 4 niveaux de voix pathologique	36
Figure 26:séparation de classes par les SVM.....	42
Figure 27:Architecture simple d'un RNA [3]	43
Figure 28:Modèle de Mc Culloch et Pitts [30].....	40
Figure 29:La forme générale de model de perceptron [26].....	45
Figure 30:structure multicouche (MLP) [30]	46
Figure 31:Différentes formes de la fonction d'activation [28]	47
Figure 32:Apprentissage supervisé. [28].....	48
Figure 33:Apprentissage non supervisé. [28].....	48
Figure 34: Le schéma bloc de processus de classification.....	47
Figure35 : matrice de confusion.....	48
Figure 36 : matrice d' entrainement	51
Figure 37 : matrice de test.....	51

Figure 38 : matrice de confusion	52
--	----

Liste des tableaux :

Tableau III.1 : Les paramètres d'un signal vocal normal.....	35
Tableau III.2 : Les paramètres d'un signal vocal pathologie.....	35
Tableau IV.1 : Comparaison entre les éléments de base du neurone biologique et du neurone artificiel. [30]	41
Tableau IV.2: Distributions des échantillons selon la base d'apprentissage et de test.....	46
Tableau IV.3 : Matrice de confusion	48
Tableau IV.3: Résultat de classification par SVM.....	50
Tableau IV.4: Comparaison entre différents méthode.....	53
Tableau IV.5 : Comparaison entre les performances des différents travaux.....	55

Introduction générale

Introduction générale

La voix est la production sonore résultant de la vibration des cordes vocales et des modifications apportées par les cavités de résonance. Elle est utilisée pour la communication. La parole peut être utilisée comme une modalité biométrique. L'analyse de la voix implique l'extraction des paramètres caractéristiques vocales pour différentes applications telles que la reconnaissance de la parole et la classification des émotions.

L'évaluation clinique de la voix est le processus par lequel un professionnel de la santé, tel qu'un orthophoniste spécialisé en voix, évalue les caractéristiques vocales d'un individu dans le but de diagnostiquer et de traiter les troubles de la voix. L'évaluation clinique de la voix peut être effectuée pour diverses raisons, notamment pour évaluer la qualité de la voix, identifier les problèmes vocaux, déterminer les causes sous-jacentes des troubles vocaux et élaborer un plan de traitement approprié.

La classification des voix pathologies est un domaine de recherche important dans le domaine médical, car la voix peut fournir des informations précieuses sur l'état de santé d'une personne. Les techniques de traitement du signal et d'apprentissage automatique sont devenues de plus en plus populaires dans la classification des voix pathologies.

Le but de ce projet est de réaliser une technique d'identification des voix pathologiques par RNA et SVM.

Nous avons organisé notre travail en quatre chapitres :

Dans le premier chapitre, nous présentons l'état de l'art des recherches effectuées dans le même domaine, la problématique et la solution proposée.

Le deuxième chapitre est consacré à la présentation des notions de base sur le mécanisme de production de la parole, les différents troubles vocaux (morphologiques ou neurologiques).

Dans le troisième chapitre, nous présentons la première partie de notre travail qui est consacrée à l'extraction des paramètres représentatifs de ce signal, à travers l'exploration de l'analyse par ondelettes.

Dans le quatrième chapitre nous présentons la deuxième partie de notre travail et qui est consacrée à la classification des voix normale et pathologique en utilisant le réseau de neurones artificiels et les SVM puis nous présentons nos résultats.

Enfin, nous terminons par une conclusion générale.

Chapitre I : Etat de l'art

I. Introduction

La classification des voix pathologiques peut être une tâche complexe en raison de la diversité des conditions médicales et des facteurs influençant la voix. Elle nécessite l'identification précise des différentes affections vocales telles que la dysphonie, le cancer de la gorge, les nodules vocaux, etc. Les méthodes traditionnelles de classification des voix pathologiques sont souvent basées sur des caractéristiques vocales extraites manuellement, ce qui peut être sujet à des erreurs et ne pas capturer pleinement la variabilité des pathologies vocales.

En abordant ces défis, une meilleure classification des voix pathologiques pourrait permettre une détection précoce des affections vocales faciliter le suivi des patients et contribuer à l'amélioration des protocoles de traitement personnalisés.

Le but de ce chapitre est de citer quelques-uns des travaux qui ont été mis en œuvre ces dernières années.

Enfin, nous proposons les méthodes utilisées pour la mise en place de ce projet.

II. Travaux effectués

Parmi les travaux effectués ceux qui nous ont intéressé sont basés principalement sur le traitement du signal appliquant la transformée en ondelette et les méthodes de classification.

1. Identification Des Voix Pathologiques Par Réseaux De Neurones :

En 2009, Lotfi SALHI et al ont présenté une méthode basée sur un réseau de neurones multicouches pour détecter les voix pathologiques. Les données utilisées pour ce projet ont été collectées à l'Université d'UCLA-Los Angeles au sein du laboratoire G.E, ainsi qu'à l'Hôpital RABTA de Tunis.[1]

Pour parvenir à l'automatisation de la reconnaissance des voix saines et pathologiques, plusieurs étapes ont été nécessaires. Tout d'abord, les signaux ont été segmentés à l'aide d'une fenêtre de Hamming, puis une analyse spectrale a été effectuée pour extraire les paramètres permettant de mettre en évidence les variations de pitch, le Jitter et le Shimmer. L'analyse

LPC a été utilisée pour détecter les formants, extraire les premiers formants et l'enveloppe spectrale.[1]

L'ensemble de données comprend 100 enregistrements sonores provenant de locuteurs différents dont 50 sont considérés comme normaux et les autres présentant des pathologies vocales ou neurologiques.[1]

Le schéma du réseau de neurones utilisé dans cette étude comprend trois couches distinctes : une couche d'entrée, une couche de sortie et une couche cachée (référence à la figure 1). La couche d'entrée est constituée de quatre neurones. Le vecteur d'entrée est formé à partir de quatre coefficients qui correspondent au pitch et aux trois premiers formants extraits à partir du signal de parole. La couche cachée du réseau de neurones est composée de seize (16) neurones, tandis que la couche de sortie ne contient qu'un seul neurone qui détermine la décision finale indiquant si la voix est pathologique ou normale [1].

Les résultats prouvent que le pitch et les trois premiers formants peuvent être des meilleurs paramètres d'entrée pour la discrimination et l'identification des voix pathologiques par réseaux de neurones.[1]

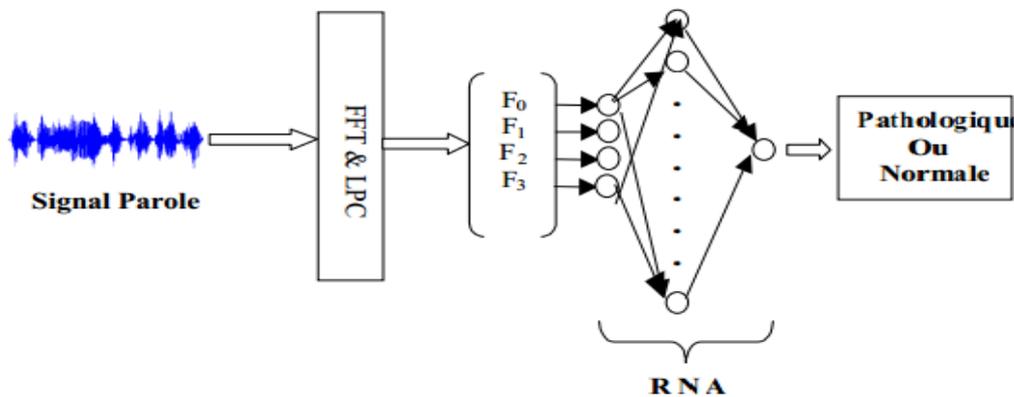


Figure 1: Principe d'identification de la parole. [1]

2. Identification des troubles de la voix par l'analyse temps-fréquence et les machines à vecteurs de support :

En 2016, Nesrine BENAMMAR et Amina BOUTICHE ont mené ce projet à l'Université de M'HAMED BOUGARA de BOUMERDES. Elles ont utilisé deux bases de données internationales pour leur étude : la base MEEI et la base SVD [2].

Après avoir effectué la normalisation du signal et appliqué le fenêtrage, les chercheurs ont utilisé la transformée en ondelette continue. Elles ont ensuite calculé le coefficient SOS pour tous les coefficients d'ondelettes à différentes échelles (18 échelles au total). Les paramètres C et sigma ont été calculés où le classificateur SVM a été utilisé [2].

3. Détection et classification des voix pathologiques utilisant l'Analyse par ondelette discrète basée sur les caractéristiques statistiques d'ordre supérieures [5].

En 2019, I. Hammami et al ont proposé une méthode d'identification des voix pathologiques en utilisant des caractéristiques d'ordre supérieur (SOS) extraites de l'analyse EMD-DWT. L'étude s'est basée sur la base de données vocale de Saarbrücken (SVD), comprenant plus de 2000 fichiers d'enregistrements de voyelles soutenues (/a/, /i/ et /u/) à différentes hauteurs. Parmi ces fichiers, 1130 ont été sélectionnés pour la voyelle soutenue /a/ provenant de sujets normaux et pathologiques.

La méthode de l'étude s'effectue en deux étapes principales. Tout d'abord, les signaux vocaux ont été soumis à une décomposition en modes empiriques (EMD), suivie d'une transformation en ondelettes discrètes (DWT). À partir des coefficients obtenus par la DWT, des caractéristiques pertinentes ont été extraites, y compris des caractéristiques HOS telles que l'asymétrie, l'aplatissement et la variance, ainsi que d'autres caractéristiques telles que la valeur moyenne, l'énergie et l'entropie. Ces caractéristiques ont été utilisées pour former des vecteurs de caractéristiques représentant les signaux vocaux.

Ensuite, le classifieur SVM a été utilisé pour la détection et la classification des voix pathologiques. La fonction de base radiale (RBF) a été choisie comme fonction de noyau pour le SVM. Les résultats de l'étude ont montré que l'utilisation des caractéristiques HOS en tant que vecteur d'entrée pour le SVM a atteint des taux de classification, de spécificité et de sensibilité respectivement de 99,29%, 99,46% et 96,42%. Cependant, en utilisant les caractéristiques DWT, les performances du système étaient de 93,1%, 93,33% et 92,85% pour les mêmes mesures.

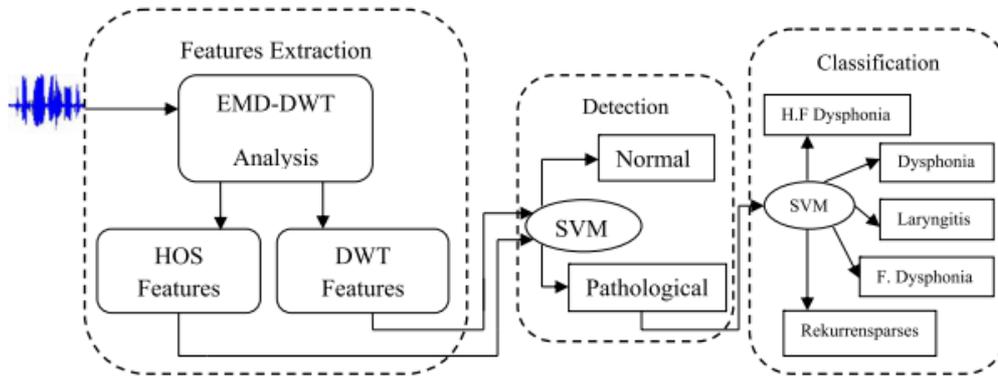


Figure 4 : Méthode de classification des voix pathologiques en utilisant l'analyse EMD-DWT [5]

III. Problématique

Le diagnostic des pathologies vocales peut être difficile en raison de plusieurs facteurs :

- ❖ Les symptômes de nombreuses pathologies vocales peuvent être vagues et difficiles à décrire.
- ❖ La voix est un phénomène très variable, ces changements peuvent être temporaires ou permanents et peuvent être influencés par des facteurs tels que l'âge, le sexe, l'utilisation excessive de la voix, les allergies...etc.
- ❖ De nombreuses pathologies vocales présentent des symptômes similaires ce qui peut compliquer le diagnostic différentiel. Par exemple, la laryngite, le cancer du larynx, les nodules des cordes vocales et la paralysie des cordes vocales peuvent tous provoquer une voix rauque.
- ❖ Le diagnostic des pathologies vocales peut nécessiter l'utilisation de technologies spécialisées telles que les endoscopes à fibres optiques, des stroboscopes, des spectrogrammes et des analyses acoustiques. Ces technologies peuvent être coûteuses et ne sont pas toujours disponibles dans toutes les régions.
- ❖ L'anatomie du larynx est complexe et les pathologies vocales peuvent impliquer différents niveaux du larynx. Par exemple, les nodules des cordes vocales affectent les cordes vocales, tandis que le cancer du larynx affecte les tissus du larynx lui-même. Cette complexité anatomique peut rendre le diagnostic des pathologies vocales plus difficile.

Nous avons vu au cours de cet état de l'art que de nombreux systèmes existent pour aider à classifier les signaux vocaux.

Notre objectif est de réaliser un système intelligent facile à utiliser afin d'aider les médecins à diagnostiquer les dysphonies, afin qu'ils puissent soulager le handicap, la paralysie ou la douleur.

IV. La méthode proposée :

Portons comme solution à la problématique expliquée précédemment, nous avons mis en place un système d'aide au diagnostic des troubles de la voix. Ce système aura une utilité très importante dans le domaine médical.

Dans notre système, nous arrivons de classifier les voix pathologiques d'origine laryngée en utilisant en premier la décomposition en ondelettes continues qui permet de décomposer en temps-échelle, le signal vocal, révélant ainsi des informations détaillées sur les caractéristiques acoustiques. En second, la décomposition en ondelettes discrètes qui est une approche prometteuse pour aider à diagnostiquer les affections vocales. En effet, les caractéristiques pertinentes du signal vocal peuvent être extraites à différents niveaux de résolution, ce qui peut aider à identifier des anomalies spécifiques associés aux voix pathologiques. Ces caractéristiques extraites peuvent ensuite être utilisées comme entrées pour la classification par notre réseau de neurones et SVM.

La figure ci-dessous (figure 5) présente le schéma bloc général de notre système.

La première partie consiste en l'élaboration de la base de données, les fichiers utilisés sont issus de la base de données Physio-Net. Les différents traitements numériques sont en langage MATLAB.

La deuxième partie consiste à faire une sélection des données pour la préparation du système à l'apprentissage automatique.

La troisième partie consiste à utiliser la méthode de décomposition par ondelette discrète pour extraire les paramètres nécessaires à notre étude.

La quatrième partie consiste à élaborer la classification utilisant les deux méthodes RNA et SVM.

Les différentes étapes sont citées dans l'organigramme suivant :

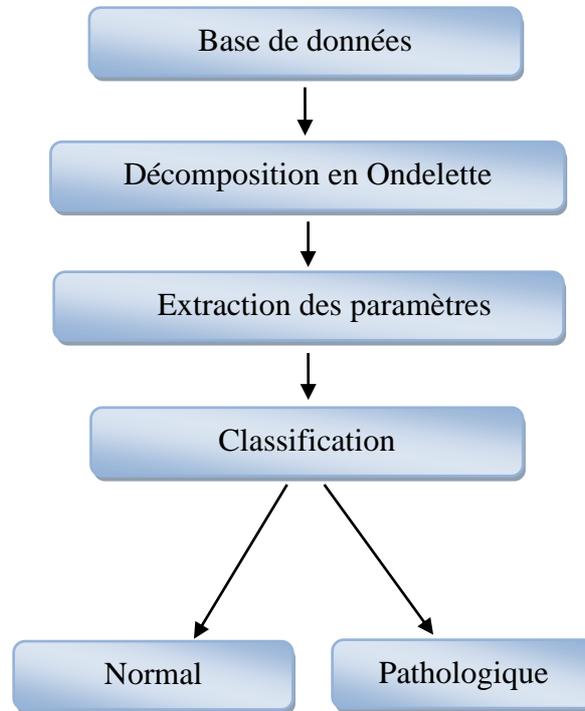


Figure5 : Organigramme pour la classification des voix pathologiques.

V. Conclusion

Ce chapitre a été consacré à découvrir les travaux déjà effectués. Dans chaque recherche nous avons cité les différentes méthodes de traitement et de classification du signal vocal.

L'avantage de la décomposition en ondelettes discrètes réside dans sa capacité à capturer des informations à différentes échelles de fréquence, permettant ainsi une analyse plus fine des caractéristiques vocales pathologiques. Cependant il convient de noter que cette décomposition est une technique complexe qui nécessite une expertise en traitement du signal et en analyse de données, et de réduire la taille de l'information numérique.

Le chapitre suivant est consacré à la présentation générale du signal vocale et des différents troubles de la voix.

Chapitre II: Généralié sur le signal voca

I. Introduction

La voix est un phénomène complexe composé de différents éléments qui améliorent sa qualité globale et sa compréhensibilité. Une voix dysphonique est fréquemment utilisée pour désigner un changement dans la parole.

Dans ce chapitre, nous abordons l'identification du signal vocal de sa création, la conception de l'appareil vocal, le mécanisme de phonation, les paramètres de la voix, et enfin nous citons les différentes maladies pouvant affecter la voix.

II. Production de la Parole

La phonation est un processus moteur qui assure la production de la voix qui elle-même est un ensemble de sons dont l'organisation temporelle constitue la parole.

La phonation correspond à l'ensemble des mécanismes permettant l'apparition et l'ajustement d'une vibration au niveau du bord des cordes vocales. [6]

1. Phonation de Sons Voisés :

Les cordes vocales jouent un rôle crucial dans la production des sons vocaux. Elles génèrent des vibrations qui créent le bruit de fond. Avant de parler, les cordes vocales sont fermées. Lorsqu'elles sont comprimées par l'air provenant des poumons, elles s'ouvrent et libèrent l'énergie accumulée. Pendant cette ouverture, l'air se déplace plus rapidement et possède plus d'énergie cinétique jusqu'à ce que la tension élastique des cordes vocales équilibre la force de séparation du flux d'air. La glotte s'ouvre davantage grâce à la force de Bernoulli, puis se referme rapidement lorsque la tension élastique des cordes vocales, qui a accumulé de l'énergie cinétique, commence à refermer l'ouverture.

La capacité de parler, siffler, toussé, chanter est possible par la respiration pulmonaire. Les muscles utilisés pour expirer aident à l'expulsion énergique de l'air hors des poumons. L'intensité du son produit est influencée par la pression de l'air en amont du larynx.

Chapitre II:Généralité sur le signal vocal

Les cordes vocales sont l'organe essentiel qui transforme l'air expiré par les poumons en sons voisés ou non voisés. Un son voisé est produit lorsque les cordes vocales vibrent.

La figure suivante présente le signal vocal voisé /a/ et son spectre.

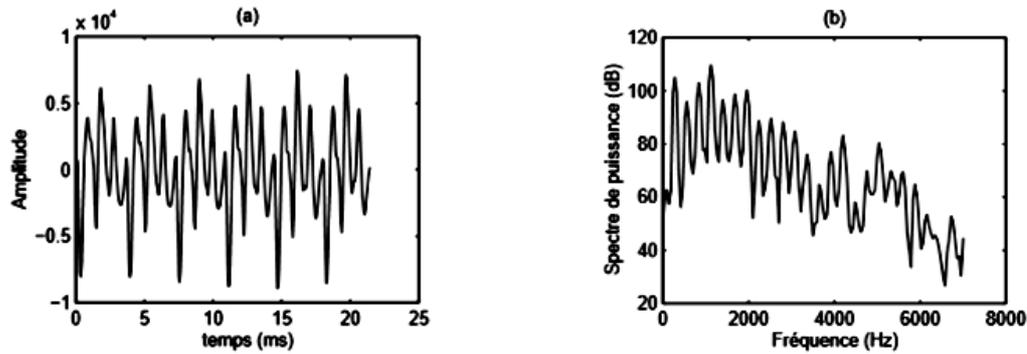


Figure 6:Signal Voisé /a/ et Son Spectre

2. Phonation de Sons non Voisés :

Dans le conduit vocal, il y a une obstruction mineure qui permet à l'air de passer à travers, entraînant des sons erratiques. Ils manquent de régularité et n'impliquent pas le larynx dans la production.

Un son non-voisé ou dévoisé est un son produit sans faire vibrer les cordes vocales. La figure suivante montre le tracé d'un signal vocal non voisé /s/ et son spectre :

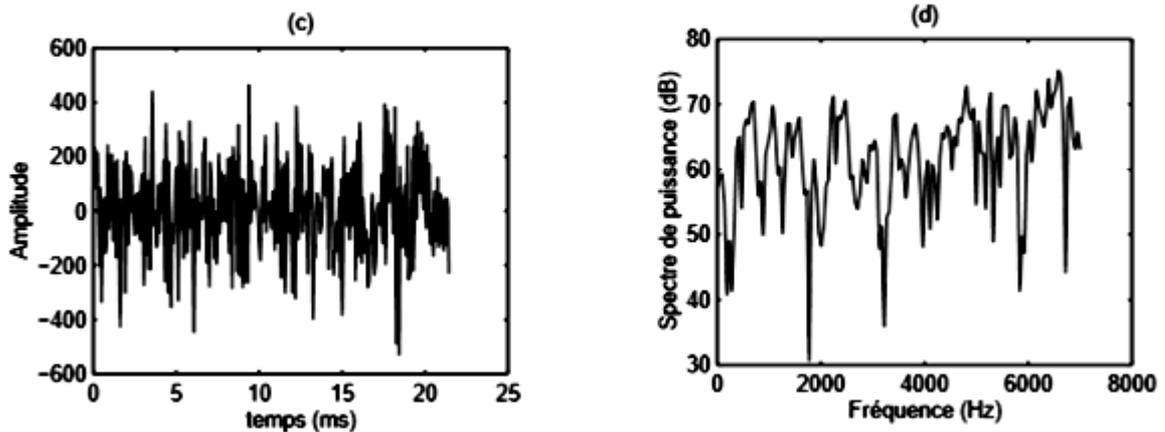


Figure 7 :Signal non Voisé /s/ et Son Spectre.

III. Architecture de l'appareil vocal

1. Partie sub-glottique (l'appareil respiratoire) :

L'appareil respiratoire est la source d'énergie de la voix, la partie sub-glottique comprend trois organes: le diaphragme, les poumons et la trachée [7][8] :

a) Diaphragme :

Le diaphragme, situé sous les poumons, agit comme une séparation entre l'abdomen et le thorax. Il joue un rôle essentiel dans le processus d'inspiration et d'expiration de l'air, en agissant comme le principal moteur. Lorsque le diaphragme se contracte, il crée une pression négative dans le thorax, ce qui permet à l'air de pénétrer dans les voies respiratoires par la trachée. Par la suite, lorsque le diaphragme se relâche, il inverse ce processus afin de fournir de l'air à l'appareil résonateur.

b) Poumons :

Les poumons, situés de chaque côté du médiastin, sont les principaux organes respiratoires du corps humain. Ils jouent un rôle essentiel dans la production de la parole en fournissant un réservoir d'air nécessaire pour la soufflerie qui va faire vibrer les cordes vocales. Les poumons permettent ainsi la création d'un flux d'air contrôlé qui est essentiel pour produire des sons vocaux lors de la parole.

c) Trachée :

La trachée est composée de 16 à 20 anneaux cartilagineux, qui sont fermés à l'arrière par une membrane séparatrice. Elle abrite également le muscle trachéal. La trachée joue le rôle de conduit aérien, permettant le passage de l'air des poumons jusqu'aux cordes vocales. Elle assure ainsi le cheminement de l'air respiratoire vers les voies vocales, où il sera utilisé pour la production des sons lors de la parole.

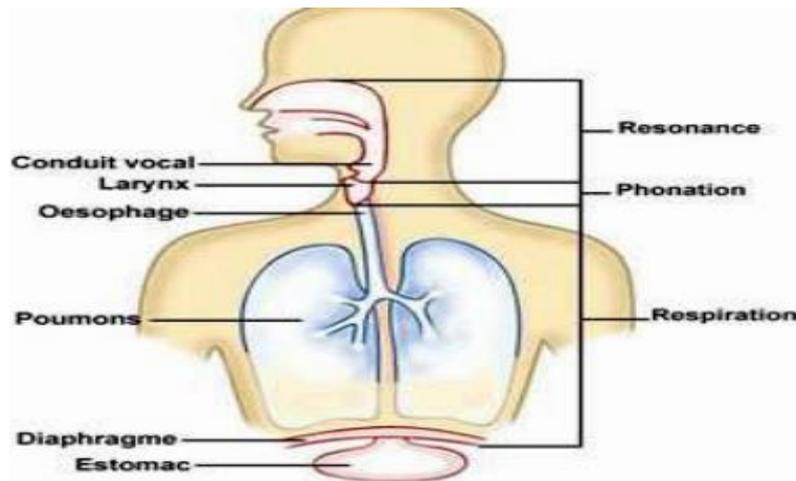


Figure 8: Appareil respiratoire [2].

2. Partie glottique (Le larynx):

Le larynx possède une structure cartilagineuse composée de 11 cartilages : trois cartilages pairs principaux (le cartilage cricoïde, le cartilage thyroïde et l'épiglotte) et quatre paires de cartilages (les cartilages aryénoïdes, les cornicules et les cartilages cunéiformes). Il est également constitué de muscles et d'articulations qui permettent la mobilité de ces différentes parties. Le larynx joue un rôle essentiel dans la protection des voies respiratoires en empêchant le passage des aliments grâce à la fermeture de l'épiglotte lors de la déglutition. [8][9].

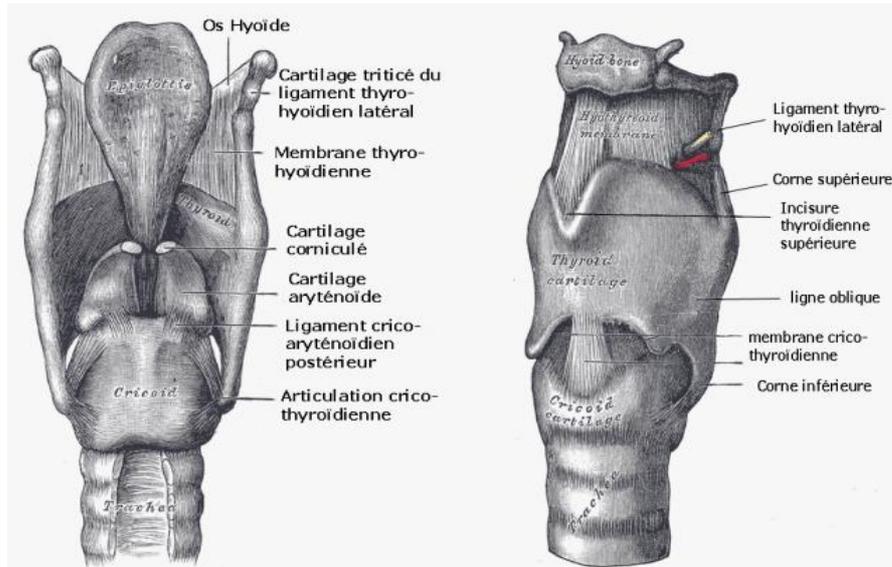


Figure 9: Anatomie du Larynx. [18]

a.1) Cordes vocales :

Les cordes vocales se composent de deux ligaments vocaux entourés par des muscles sur lesquels nous pouvons agir. Ils sont recouverts d'une muqueuse qui est responsable de la production du son en vibrant. La parole est formée par l'ensemble des sons émis, qu'ils soient voisés ou non, comme illustré dans la figure ci-dessous.

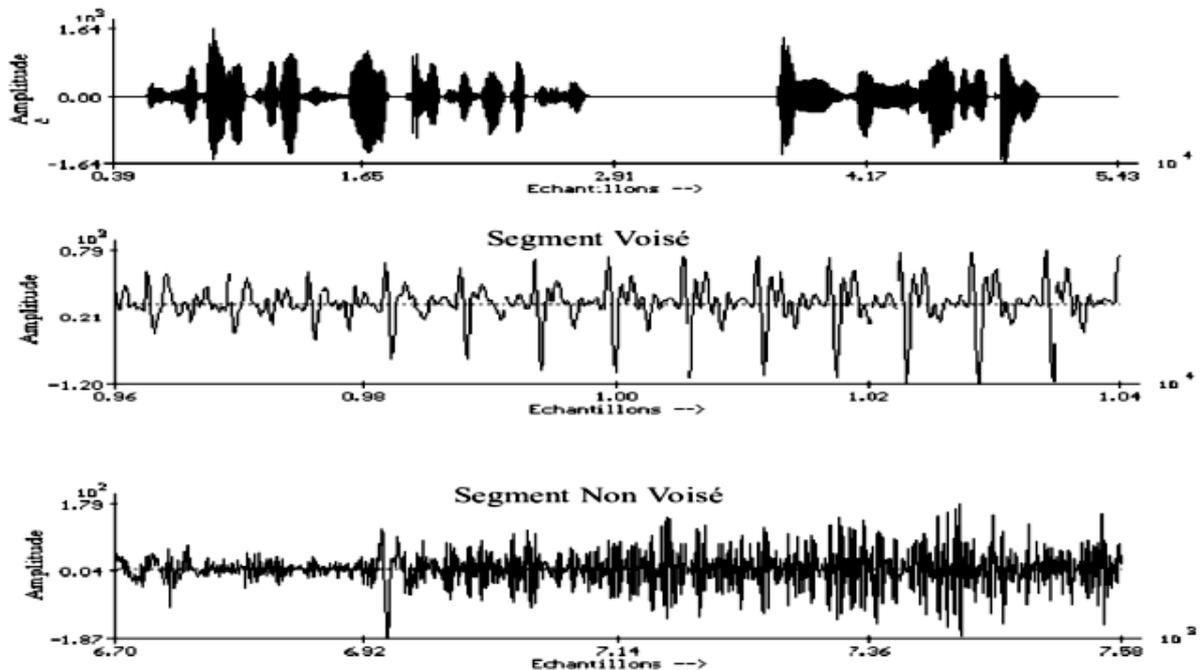


Figure 10: Exemple d'un signal de parole voisée et non voisée [18]

Chapitre II:Généralité sur le signal vocal

Les cordes vocales constituent un clapet qui peut être ouvert ou fermé. Elles s'étendent depuis l'angle rentrant du cartilage thyroïde jusqu'à l'apophyse vocale des cartilages aryténoïdes. La glotte correspond à l'espace variable entre les deux cordes vocales.

Pour produire des sons vocalisés, les cordes vocales se ferment, ce qui entraîne une augmentation de la pression dans la région sous-glottique. En expulsant l'air de manière continue avec une pression supplémentaire, les cordes vocales s'ouvrent et se ferment de manière répétitive, créant des vibrations. Plus la pression exercée est élevée, plus l'intensité du son produit est grande. Les cordes vocales contrôlent le flux d'air pendant la respiration et la phonation.

Lors de la respiration, les cordes vocales sont complètement ouvertes, formant une ouverture en forme de glotte. Chez les hommes, leur longueur est d'environ 22 mm, tandis que chez les femmes, elle varie de 18 à 20 mm. La figure 11 représente des cordes vocales normales.



Figure 11 :Cordes vocales normal

3. Partie supra-glottique (Les résonateurs):

Les cavités supra-laryngées font référence aux structures situées au-dessus du larynx, comprenant la cavité buccale, le pharynx et les cavités nasales et sinusales. Elles jouent un rôle essentiel dans la production du timbre vocal en modulant le son initial généré par les cordes vocales. Le canal buccal, formé par les cavités buccales et pharyngées, présente une géométrie et un volume qui varient considérablement, principalement en raison de la grande mobilité requise pour le langage.[9][10]

IV. Paramètres de la voix

Les paramètres de la voix correspondent aux différentes caractéristiques et valeurs allouées à une voix pour pouvoir la décrire et la mesurer, elles se représentent par :[11][12]

1. Hauteur :

La hauteur vocale est déterminée par le nombre de cycles de vibrations des cordes vocales (ouverture et fermeture) par seconde, ce qui correspond à leur fréquence d'oscillation. La voix peut être classée comme basse, moyenne ou haute fréquence. Cela dépend en grande partie de la taille du larynx : des cordes vocales plus épaisses produisent généralement une voix plus grave, ce qui est plus fréquent chez les hommes, tandis que des cordes vocales plus fines génèrent une voix plus aiguë, ce qui est plus courant chez les femmes et les enfants.

2. Intensité :

Dans les communications quotidiennes, le fait de parler doucement ou fort revient essentiellement au même. La force du signal acoustique, mesurée en décibels (dB), est contrôlée par la pression d'air envoyée par les poumons. Lorsque la voix est de faible intensité, on utilise le terme "hypotonie", tandis que lorsque la voix est de forte intensité, on parle d' "hypertonie".

3. Timbre :

L'identité vocale d'une personne est symbolisée par une combinaison de facteurs, notamment les fréquences superposées présentes dans le son, la façon dont les cordes vocales s'ajustent, la mobilité du palais, de la langue et des lèvres, ainsi que la qualité de la membrane muqueuse qui tapisse la cavité résonante.

4. Durée :

La durée pendant laquelle les sons dans l'environnement sont maintenus, souvent déterminés par la pression dans la région expiratoire des poumons avant de se relâcher, est connue comme la période. Cette durée peut être exprimée en continuant à émettre une voyelle (ou un son similaire) jusqu'à la prochaine inspiration.

5. Formants :

Chapitre II:Généralité sur le signal vocal

Le conduit vocal présente généralement 4 à 5 fréquences de résonance, et c'est l'agencement de ces fréquences qui permet de distinguer les différentes voyelles les unes des autres. Une amplitude de formation plus grande permet une meilleure discrimination des voyelles. La fréquence de résonance peut varier en fonction de toute modification du conduit. Ces fréquences ont des valeurs qui se situent généralement entre 500 Hz et 3500 Hz.

6. Fréquence fondamentale :

La fréquence fondamentale (F0) du signal vocal représente le nombre de vibrations par seconde des cordes vocales. Lorsque nous prononçons certains sons tels que [a], [b], [d] ou [z], les cordes vocales vibrent à une fréquence quasi-périodique spécifique. Ce paramètre acoustique, également appelé pitch, varie généralement selon les catégories suivantes :

- Entre 80 et 200 Hz pour une voix masculine.
- Entre 150 et 450 Hz pour une voix féminine.
- Entre 350 et 600 Hz pour une voix d'enfant.

Les multiples de la fréquence fondamentale sont appelés harmoniques. Une présence riche en harmoniques permet d'obtenir un timbre de voix clair, tandis qu'une absence d'harmoniques donne une perception de timbre sombre, souvent associée à des troubles vocaux pathologiques.

V. Troubles de la voix

Les troubles de la voix pathologiques peuvent être causés par une variété de conditions médicales telles que des nodules vocaux, un polype, un kyste, une paralysie des cordes vocales, une laryngite chronique, une tumeur des cordes vocales et peut être causé par des conditions à long terme qui affectent la respiration (par exemple asthme ou maladie pulmonaire chronique).

Il peut également se produire à la suite d'un accident vasculaire cérébral ou une maladie qui affecte le cerveau, comme la maladie de Parkinson. Parfois, les enfants auront des troubles de la voix, soit à cause d'une malformation congénitale, ou à cause de la façon dont ils utilisent

leur voix. Chaque condition peut présenter des caractéristiques vocales différentes, ce qui rend la classification plus complexe

a.2) Symptômes des troubles de la voix :

Il existe de nombreux signes de dysphonie, et les personnes consultent généralement lorsqu'elles éprouvent l'un des symptômes suivants :

- Un changement dans le timbre de voix, tel qu'une voix rauque.
- Une diminution de l'intensité de la voix.
- Une fatigue vocale, qui se manifeste souvent chez les professionnels de la voix tels que les enseignants, les acteurs ou les chanteurs.
- Des difficultés dans le chant.
- Une demande de féminisation vocale pour les personnes transgenres.
- Des modifications de la voix liées à l'âge.
- Des tremblements et des spasmes vocaux.

Ces symptômes peuvent être causés par des altérations anatomiques de la glotte, telles que des nodules, des polypes, des kystes, et autres problèmes affectant les cordes vocales.

1. Nodule :

Les nodules sont l'une des causes possibles de l'hyperkinésie dysphonique. il correspondent à un épaississement localisé, généralement bilatéral (des deux côtés), épaississement du bord libre du corde vocal qui peuvent se développer en raison d'une utilisation ou d'un abus vocal excessif, comme des cris, du chant ou de la parole excessive. Lorsque des nodules sont présents, les cordes vocales ne peuvent pas se fermer complètement, ce qui entraîne un souffle ou une voix enrouée, Comme le montre la figure (12) des cordes vocales avec des nodules, dans les positions d'ouverture (A) et de fermeture (B).

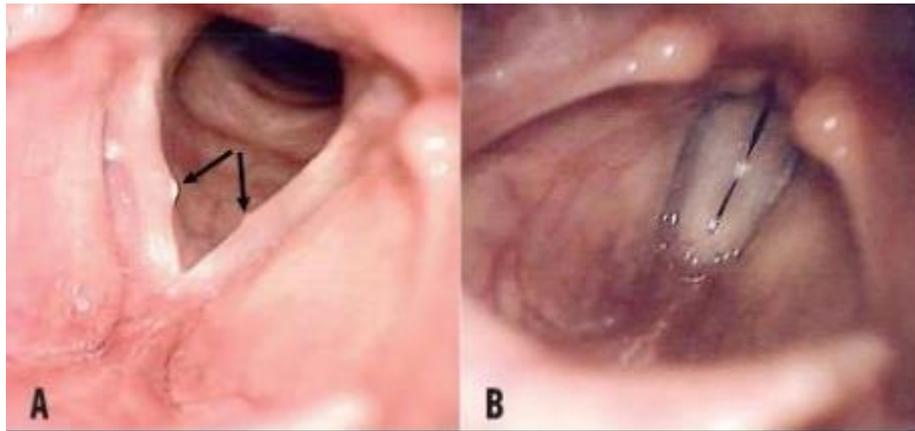


Figure 12 : Nodules sur les cordes vocales.[4]

2. Polypes :

C'est un type de tumeur bénigne (non cancéreuse) qui est minuscule en taille, lisse ou en forme de mamelon, unilatérale, et principalement de forme arrondie. Il est situé près de la commissure antérieure, ou le tiers moyen. Le polype peut être favorisé par l'intoxication par l'alcool ou l'exposition à la poussière en raison de la pression de la voix. Il affecte fréquemment les hommes et les femmes. La voix peut devenir tendue, dure, enrouée et rauque. Les deux images de la figure (13) représentent un polype sur un accord vocal droit dans les positions d'ouverture et de fermeture des cordes vocales, respectivement.

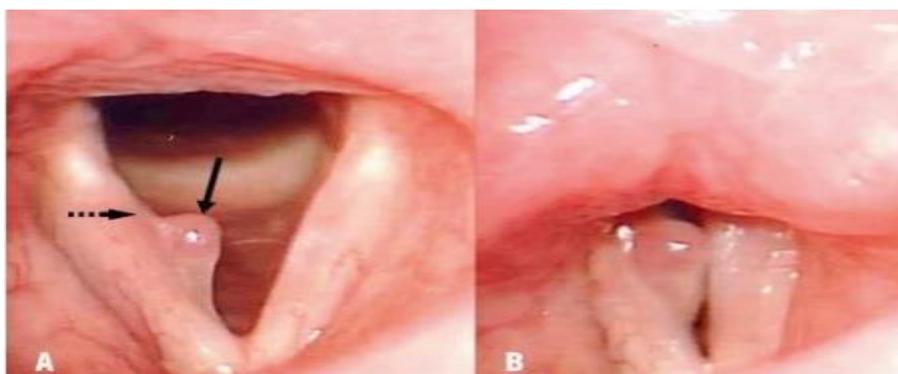


Figure 13:Polype de la corde vocale droite [4]

3. Kyste :

C'est une entracorda de soulagement qui couvre la muqueuse et se développe dans les cordes vocales. Il empêche les cordes vocales de se fermer correctement, ce qui donne une voix

Chapitre II:Généralité sur le signal vocal

rauque, voilée et usée. Comme le kyste peut parfois être percé pour libérer son contenu, la douleur des cordes vocales peut varier avec le temps selon la quantité de kyste présente ou absente. Plus le kyste est vidé, plus les cordes vocales peuvent s'attacher (figure 14).

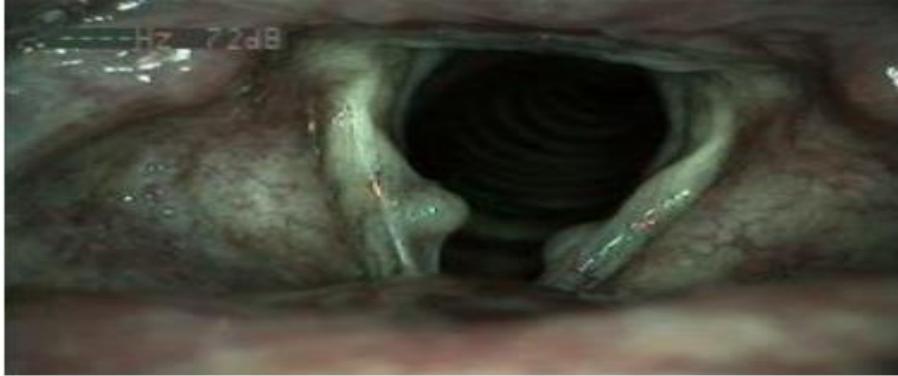


Figure 14 : Kyste sur les cordes vocales.[4]

4. Œdème de Reinke :

Dans une laryngite œdémateuse chronique, les cordes vocales sont gonflées et lourdes, ce qui donne une voix dure, très profonde et faible (figure 15). Elle est plus fréquente chez les femmes que chez les hommes (inflammation virale aiguë des cordes vocales)



Figure 15 :Œdème de Reinke [4]

5. Tumeur cancérigène :

Elle provoque généralement de la douleur, une dysphonie persistante (voix rauque, faible intensité et voilée), ou elle peut parfois évoluer en aphonie. Elle se manifeste par des

Chapitre II:Généralité sur le signal vocal

changements de tissu dans le larynx ou les cordes vocales, donc par des lésions irrégulières et une couleur blanchâtre ou rougeâtre (figure 16).



Figure 16:Différence entre un larynx normal et un cancéreux.[4]

6. Reflux laryngite :

Le reflux laryngite est une inflammation de la muqueuse du larynx (la zone de la gorge située juste en dessous de la trachée) causée par une exposition chronique aux acides gastriques ou à d'autres substances irritantes remontant de l'estomac vers la gorge, qui peut être causée par une variété de facteurs, notamment une mauvaise alimentation, le tabagisme, la consommation d'alcool, l'obésité, la grossesse et certaines conditions médicales. Les symptômes de la laryngite par reflux peuvent inclure une voix rauque ou enrouée, une toux sèche, une sensation de brûlure ou de picotement dans la gorge, une douleur ou une gêne en avalant, des troubles du sommeil, etc. (figure 17).

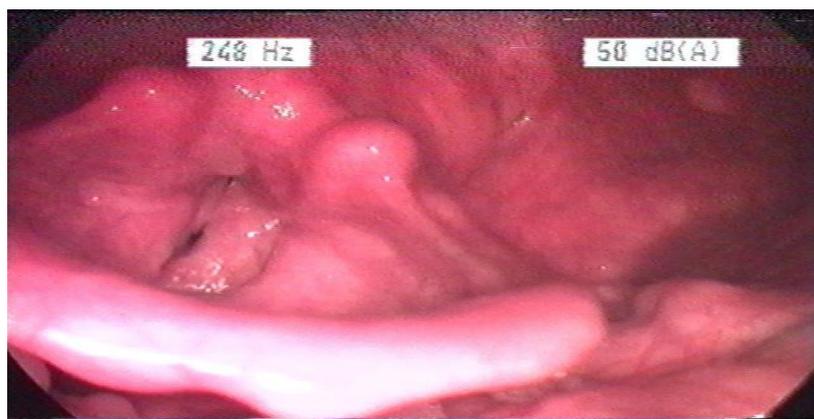


Figure 17 :Reflux laryngite

7. Paralysie des cordes vocales :

Chapitre II:Généralité sur le signal vocal

La paralysie des cordes vocales est une condition médicale où l'un ou les deux cordes vocales ne peuvent pas se déplacer correctement. Cela peut être dû à une lésion ou à une compression du nerf qui contrôle les muscles de la gorge. . Les symptômes peuvent inclure une voix faible ou aphone, des difficultés à projeter la voix et des difficultés à moduler les sons facteurs, tels que les maladies neurologiques, les troubles du mouvement et le vieillissement.

8. Prolapsus de voix:

Le prolapsus de voix est également connu sous le nom de laryngocèle ou de phonocèle, est une condition dans laquelle les tissus de la région du larynx (gorge) se détachent ou s'affaissent anormalement, créant une saillie ou une hernie. Cela peut se produire lorsque les muscles et les tissus qui soutiennent le larynx deviennent faibles ou endommagés. Le prolapsus de voix peut entraîner des symptômes tels qu'une voix enrouée, une sensation de blocage ou d'obstruction dans la gorge, une fatigue vocale et des difficultés à produire des sons vocaux. Le traitement du prolapsus de voix peut inclure des mesures conservatrices, telles que la thérapie vocale pour renforcer les muscles de la gorge, ainsi que des interventions chirurgicales dans les cas graves. Il est important de consulter un spécialiste de la voix pour un diagnostic précis et des options de traitement appropriées.

9. Insuffisance glottique :

L'insuffisance glottique est un trouble vocal dans lequel les cordes vocales ne se ferment pas correctement pendant la phonation, entraînant une fuite d'air à travers la glotte. Cela se traduit par une voix faible ou soufflée. Les causes peuvent inclure des problèmes neurologiques, des dommages chirurgicaux ou des anomalies structurelles du larynx. Les symptômes courants sont une voix rauque, une projection vocale réduite et une fatigue vocale. Le traitement peut impliquer la rééducation vocale, la chirurgie ou des injections dans les cordes vocales. Il est recommandé de consulter un professionnel de la santé pour un diagnostic précis et un traitement approprié de l'insuffisance glottique.

10. Traumatismes chirurgicaux :

Le traumatisme chirurgical survient après l'ablation d'un polype, d'un cancer ou de toute autre lésion laryngée, le traumatisme chirurgical entraîne les altérations structurelles les plus

Chapitre II:Généralité sur le signal vocal

graves dans le larynx. En outre, il peut y avoir d'autres traitements pour les organes reliés à l'appareil phonatoire et au système phonatoire. La voix est gravement endommagée, bien que selon la méthode chirurgicale, des désodorisations surviennent occasionnellement. Il est dur, de faible intensité et audible, sauf s'il y a du bruit de fond. Le ton est vraiment enroué.

11. Hypercinésie dysphonique de la voix (hyperkinétique) :

L'hyperkinésie dysphonique de la voix, également connue sous le nom d'hyperkinétique, est un trouble vocal caractérisé par une contraction excessive ou involontaire des muscles de la gorge, ce qui entraîne une voix tremblante, tendue ou avec une modulation irrégulière. Les symptômes comprennent des tremblements vocaux, une voix rauque, une voix qui se brise ou devient faible, ainsi qu'une difficulté à contrôler la voix. Les causes peuvent inclure l'anxiété, le stress, la fatigue vocale, des troubles neurologiques, des anomalies structurelles de la gorge ou une utilisation excessive de la voix. Le traitement dépend de la cause sous-jacente et peut impliquer des thérapies vocales, des médicaments ou des interventions chirurgicales. Il est recommandé de consulter un professionnel de la santé spécialisé pour un diagnostic et un traitement approprié.

12. Hypokinésie dysphonique de la voix (hypokinétique) :

L'hypokinésie dysphonique de la voix, également appelée hypokinétique, est un trouble vocal caractérisé par une voix faible, monotone et sans modulation, avec des pauses fréquentes pendant la parole. Ce trouble est souvent associé à la maladie de Parkinson, mais peut également être causé par d'autres troubles neurologiques ou des lésions des cordes vocales. Le traitement de l'hypokinésie dysphonique dépendra de la cause sous-jacente et peut inclure l'utilisation de médicaments pour améliorer les fonctions vocales et neurologiques, des exercices de renforcement vocal pour améliorer la force et la coordination des muscles de la gorge, ainsi que des thérapies vocales pour apprendre des techniques de respiration et de contrôle de la voix. Il est recommandé de consulter un professionnel de la santé spécialisé dans les troubles de la voix pour un diagnostic précis et un plan de traitement adapté. Des ajustements du mode de vie, tels que la réduction du stress et une alimentation saine, peuvent également être recommandés pour améliorer la santé vocale globale et réduire les symptômes.

VI. Conclusion

Nous avons abordé dans ce chapitre du système anatomique et des nombreuses maladies qui peuvent affecter le larynx, à la fois bénigne et maligne, afin de fournir des informations générales concernant les signaux vocaux. Le chapitre suivant est consacré au traitement numérique utilisé pour l'extraction des paramètres caractérisant le signal vocal.

Chapitre III : Traitement du signal vocal par ondelettes

I. Introduction

L'analyse des signaux vocaux est la méthode privilégiée pour évaluer la qualité de la voix clinique dans le diagnostic et la quantification des pathologies du larynx. Cette approche permet une évaluation non invasive, rapide et abordable des anomalies vocales grâce à l'analyse acoustique du signal vocal.

Dans notre étude, nous nous sommes concentrés au signal vocal voisé de la voyelle "a" qui présente une caractéristique essentiellement stationnaire.

Le principal objectif de ce chapitre est d'appliquer différentes méthodes de traitement du signal numérique, dans le domaine temps-fréquence. Cela nous permet d'extraire les paramètres pertinents qui seront utilisés ultérieurement dans la classification.

II. Méthodologie

1. Présentation des données :

Dans notre projet, nous avons sélectionné un sous-ensemble de 208 fichiers de sons de la voyelle /a/ de la base de données "voiced" de PhysioNet [21] correspondant aux pathologies de type laryngée. Ces enregistrements se répartissent en deux groupes, le premier correspond à des voix de personnes saines (voix normales) et le second groupe correspondant aux voix des personnes souffrant de différentes pathologies vocales.

2. Extraction des paramètres :

Chaque processus de classification doit être précédé d'une étape de caractérisation. Cette dernière consiste à identifier tous les traits pertinents qui permettent la classification en deux classes différentes (pathologique ou saine). Pour ce faire, nous suggérons d'extraire un vecteur de paramètres de chaque étude de l'analyse des signaux vocaux.

Parmi ces paramètres, nous avons choisi d'extraire de ces différents signaux, nous citons :

a) Energie :

L'énergie du signal est définie par : $E = \int s(t)^2 dt$ **(III-1)**

Où : $s(t)$ est notre signal.

b) Minimum et maximum :

Les deux paramètres minimum et maximum définissent la distance entre la plus petite et la plus grande valeur. Un phénomène présente une "forte dynamique" lorsque son étendu est grand.

c) Moyenne :

La moyenne arithmétique est la somme des valeurs de la variable divisée par leur nombre:

$$M = \bar{s} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n s_i \quad (\text{III-2})$$

d) Ecart-Type :

Nous définissons l'écart-type Std d'un vecteur de données s comme suit :

$$Std = \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (s_i - \bar{s})^2 \right)^{1/2} \quad (\text{III-3})$$

Avec \bar{s} : la moyenne de s

3. Traitement des signaux vocaux :

Notre démarche de classification des voix pathologies est effectuée sous environnement MATLAB et selon les étapes suivantes :

- Le chargement des fichiers de données.
- L'analyse des signaux vocaux par la transformée en ondelette continue (CWT). Elle permet d'obtenir une représentation temps-échelle de ces signaux, ce qui permet d'identifier les composantes fréquentielles et leur localisation temporelle.
- L'analyse des signaux vocaux par la décomposition par la transformée en ondelettes discrètes (DWT). Cette partie sera détaillée par la suite.
- L'extraction des paramètres pertinents et statistiques des signaux vocaux qui interviennent dans la classification, parmi eux : la moyenne, l'écart-type, la valeur minimale et maximale puis l'énergie.
- La classification.

4. Transformée de Fourier (FFT) :

La transformée de Fourier est une méthode pour déterminer la fréquence d'un signal. Toute fonction périodique peut être représentée mathématiquement comme la somme d'une série de

Chapitre III : Traitement du signal vocal par ondelettes

sinus et de cosinus dont les amplitudes sont modifiées en les multipliant par des coefficients d'une part, et dont les phases sont décalées de sorte qu'elles s'additionnent ou se compensent l'une de l'autre.

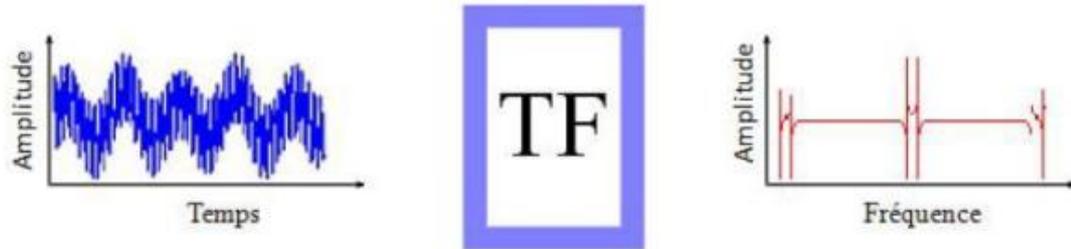


Figure 18: Transformée de Fourier. [22]

La définition de la TF est donnée par la formule suivante :

$$x(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \cdot e^{-2j\pi ft} dt \quad (\text{III-4})$$

Où $x(t)$ est le signal d'entrée.

Cependant, l'analyse de Fourier présente des limites car elle nécessite la connaissance de tout l'historique temporel du signal. Bien que l'information temporelle soit incluse dans la transformation de Fourier, elle est enfouie dans les phases et est difficile à extraire.

Par conséquent, sans la capacité de combiner les deux analyses, nous sommes limités à étudier un signal soit dans le domaine temporel, soit dans le domaine fréquentiel.

La formule suivante est la définition de la transformée de Fourier inverse :

$$x(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(f) \cdot e^{2j\pi ft} dt \quad (\text{III-5})$$

A. Transformée de Fourier à court terme (TFCT) :

La transformée de Fourier ne permet pas d'analyser les variations temporelles des composantes fréquentielles. Pour résoudre ce problème, Gabor a proposé une nouvelle méthode basée sur le concept de fenêtrage. Cette méthode, connue sous le nom de Transformée de Fourier à Court Terme (TFCT), permettant de diviser le signal en de nombreuses séquences en utilisant la fonction de fenêtre qui évolue lentement et est bien localisée dans le temps (voir Figure 19).

Chapitre III : Traitement du signal vocal par ondelettes

La fenêtre se déplace le long du signal étudié, permettant de balayer progressivement le signal. Chaque segment ainsi obtenu est ensuite transformé en utilisant la Transformée de Fourier, de manière indépendante des autres segments. Ainsi, la TFCT permet d'obtenir une représentation spectrale du signal qui tient compte de ses variations temporelles

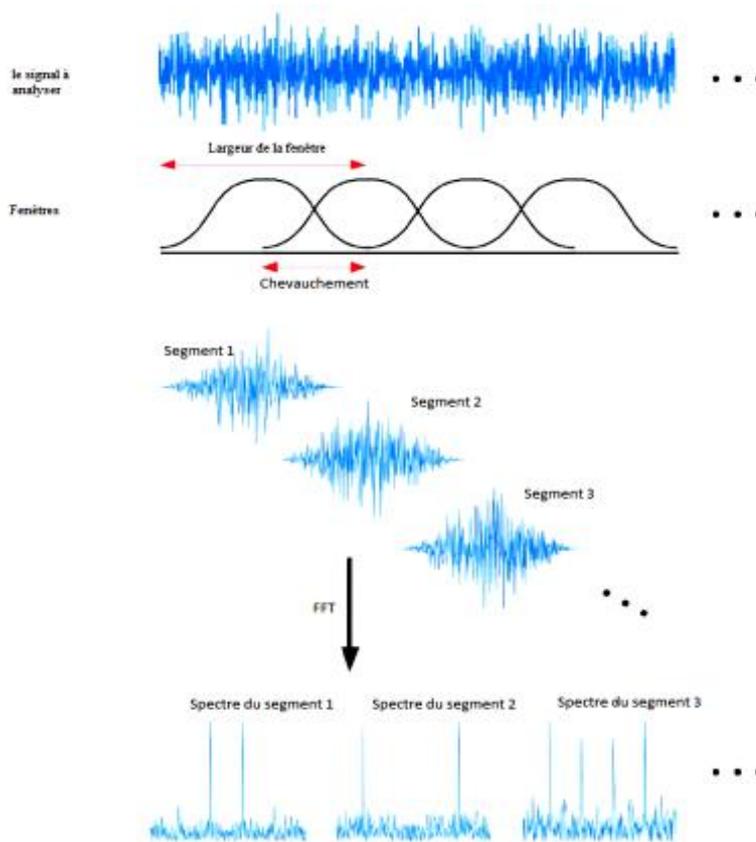


Figure 19 : Principe de TFCT [23]

a.1) Inconvénients de la TFCT :

- La fréquence et la résolution temporelle restent constantes une fois la fenêtre sélectionnée.
- Le signal doit être stationnaire à l'intérieur de la fenêtre utilisée pour la TFCT.
- Contrairement à la faible localisation en fréquence, une petite fenêtre permet une meilleure localisation temporelle du signal.
- Une grande fenêtre de temps entraîne une faible résolution temporelle mais une meilleure résolution en fréquence.
- L'analyse simultanée ne peut être réalisée que lorsque la longueur de la fenêtre est fixée.

Chapitre III : Traitement du signal vocal par ondelettes

Cependant, ces limitations peuvent être surmontées en utilisant un autre outil de traitement appelé Transformée en Ondelettes. L'avantage principal de cette méthode est la représentation conjointe temps-échelle des signaux non stationnaires, ce qui sera abordé dans le paragraphe suivant [24].

B. Transformée en ondelettes :

La transformation en ondelettes, par rapport à la transformée de Fourier, offre une plus grande précision et une plus grande richesse d'informations. Elle permet de décomposer un signal en fréquences tout en conservant une localisation spatiale.

L'ondelette transforme le signal en utilisant un ensemble de fonctions de base qui varient en fréquence et en espace. Ces fonctions s'adaptent aux fréquences du signal à analyser, ce qui permet d'obtenir une localisation temporelle et fréquentielle de l'information étudiée.

La transformation en ondelettes offre une bonne résolution temporelle (mauvaise résolution fréquentielle) pour les hautes fréquences, ce qui permet d'utiliser des rectangles plus larges en fréquence et plus localisés dans le temps. En revanche, elle offre une bonne résolution fréquentielle (mauvaise résolution temporelle) pour les basses fréquences, ce qui permet d'utiliser des rectangles plus larges en fréquence mais moins localisés dans le temps [25]



Figure 20 : Transformée en ondelette [26]

La fonction "Ondelettes mère", qui est utilisée dans l'analyse en ondelettes, est décrite dans l'équation (III-7). Par des translations et des dilatations récursives, cette ondelette génère un ensemble d'opérations fondamentales connues sous le nom de "Ondelettes enfants", qui sont de forme constante mais de taille variable.

$$\varphi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \varphi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (\text{III-6})$$

Chapitre III : Traitement du signal vocal par ondelettes

Où :

b : Facteur de translation., **a** : Facteur de dilation « Echelle ».

$\varphi_{a,b}(t)$: Ondelette mère.

$\varphi\left(\frac{t-b}{a}\right)$: Ondelette enfants.

$\frac{1}{\sqrt{a}}$: Facteur de normalisation de l'énergie pour que le signal transformé ait la même énergie à toutes les échelles.

Pour assurer la translation de l'ondelette mère, la variable b est utilisé, tandis que la variable a permet d'effectuer une dilatation de l'ondelette mère si sa valeur est supérieure à 1, ou une contraction si sa valeur est inférieure à 1. Les hautes fréquences sont examinées à de petites échelles, tandis que les variations lentes du signal ou les composants de basse fréquence nécessitent l'utilisation de grandes échelles.

Il existe deux types de transformations d'ondelettes : les transformations d'ondelettes discrètes (TOD) et les transformations d'ondelettes continues (TOC). Alors que la TOC fonctionne sur toutes les échelles et valeurs de translation possibles, la TOD utilise un ensemble spécifique d'échelles et de valeurs de translation.

C. Transformée par ondelette continu :

Contrairement à l'analyse de Fourier qui offre une vision globale du contenu fréquentiel du signal, la transformée en ondelettes permet de préserver la localisation tout en fournissant des informations sur le contenu fréquentiel, ce qui permet d'obtenir une représentation temps/fréquence ou espace/échelle du signal.

L'analyse par transformée d'ondelettes continues (TOC) consiste à projeter les ondelettes filles sur le signal à analyser, ce qui génère un ensemble de coefficients C (a, b) mesurant la similarité entre les ondelettes filles et le signal. Pour obtenir le signal d'origine, il suffit d'additionner les coefficients C (a, b) en respectant la relation mathématique donnée :

$$C(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) * \varphi^*\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (\text{III-7})$$

Cependant, la TOC souffre de la redondance des coefficients $C(a, b)$ en raison de la nature continue des variables a et b . Pour résoudre ce problème, les variables sont discrétisées, ce qui conduit à la transformée d'ondelettes discrète (TOD).

5. Décomposition de l'ondelette continue :

Cette décomposition porte sur l'analyse temps-échelle. Elle présente les résultats de cette analyse appliquée aux segments de la base de données mentionnée précédemment. Il est important de rappeler que nous avons utilisé l'ondelette de type Daubechies 'db4' avec une échelle de 128.

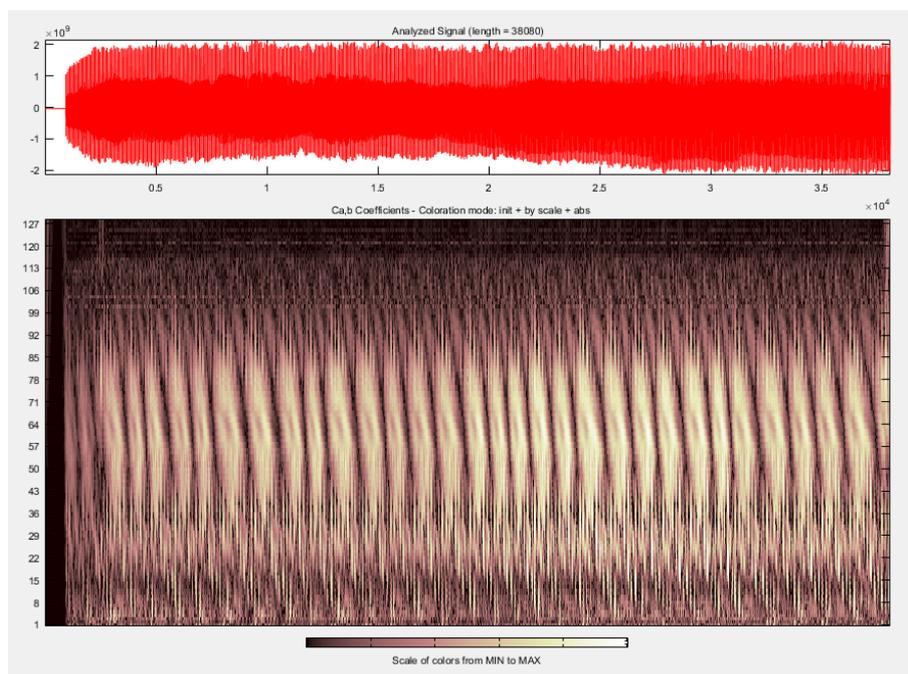


Figure 21 : Transformée en ondelettes continue pour une voix normale

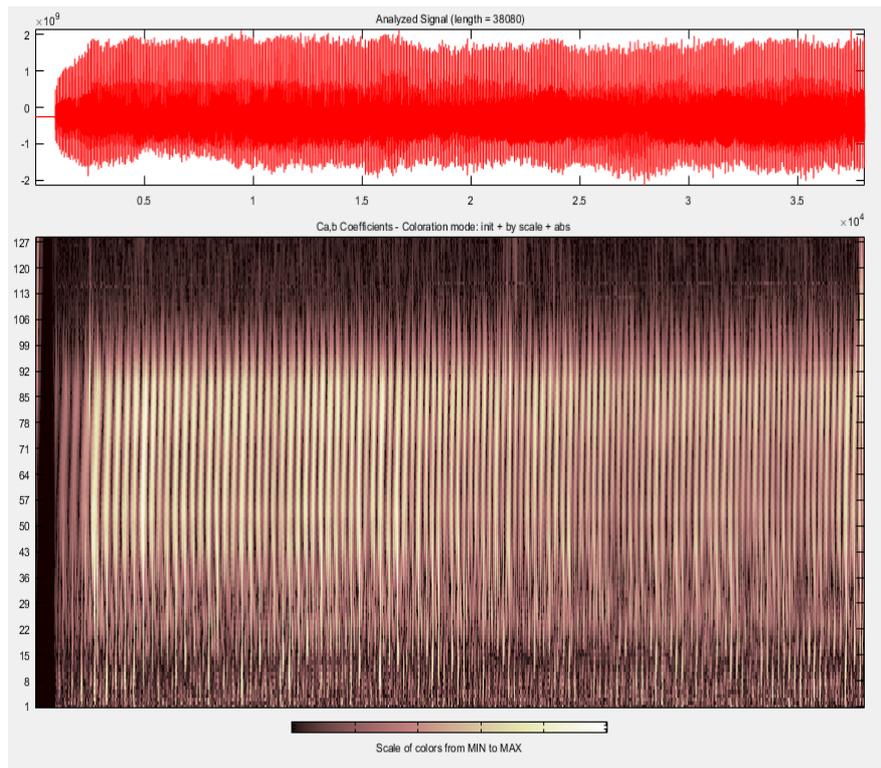


Figure 22 : Transformée en ondelettes continu pour une voix pathologique

Nous avons comparé sur la figure (21) et la figure (22), il y a une différence entre deux signaux vocaux (pathologique et normale).

Pour la voix normale, nous avons constaté une répartition plus uniforme des coefficients d'ondelette sur l'ensemble de l'espace fréquentiel. Les variations des caractéristiques acoustiques étaient généralement régulières et bien réparties dans le temps et l'échelle 92.

En revanche, pour la voix pathologique, nous avons observé des distorsions plus prononcées dans les coefficients d'ondelette. Ces distorsions se manifestaient par des pics ou des valeurs anormalement élevées pour certaines échelles 106 et positions temporelles. Cela indique des irrégularités et des variations inhabituelles dans les caractéristiques acoustiques des voix pathologiques.

La décomposition en ondelette continue a donc permis de mettre en évidence ces différences et d'offrir une représentation fine des variations fréquentielles et temporelles dans les signaux vocaux.

6. Transformée par ondelette discrète : [28]

L'objectif principal de la transformée d'ondelettes discrètes (TOD) est de réduire la redondance des coefficients générés lors de l'application d'une transformation d'ondelettes continues (TOC).

a) Définition :

Afin d'appliquer la transformation en ondelettes sur des signaux numériques, les paramètres de résolution a et b doivent être discrétisés. Selon l'ondelette choisie, cette discrétisation du plan temps-fréquence se traduit par la création d'une grille non uniforme déterminée par les paramètres de l'équation (III-8). La valeur de b_0 dépend de l'ondelette sélectionnée :

$$(b, a) = (nb_0 a_0^m, a_0^m), b_0 > 0, a_0 > 1, m \in \mathbb{Z} \quad \text{(III-8)}$$

Une fois un niveau de grossissement choisi (c'est-à-dire a_0^m) et le processus étudié à une position donnée, nous nous déplaçons vers une autre position. Si le grossissement est élevé (analyse des détails à petite échelle), les déplacements se font par de petits incréments. En revanche, si le grossissement est faible (analyse à plus grande échelle), les déplacements peuvent être plus rapides. Cela est automatiquement accompli si l'incrément de déplacement est inversement proportionnel au grossissement. Un atome de cette transformée discrète est défini comme indiqué dans l'équation (III-9).

$$\Psi_{m, n}(t) = \frac{1}{\sqrt{a_0^m}} \Psi\left(\frac{t - nb_0 a_0^m}{a_0^m}\right) = a_0^{-m/2} \Psi(a_0^{-m} t - nb_0) \quad \text{(III-9)}$$

La transformée en ondelette discrète du signal $s(t)$, calculée à partir de $\Psi_{m, n}(t)$, est donnée par l'équation (III-10) :

$$Cf(m, n) = \frac{1}{\sqrt{a_0^m}} \int s(t) \Psi(a_0^{-m} t - nb_0) dt \quad \text{(III-10)}$$

b) Principe de l'algorithme :

L'idée fondamentale derrière l'algorithme Mallat TOD [29] est d'extraire des informations décrivant les transitions lentes et rapides du signal en utilisant les propriétés complémentaires des deux filtres, passe-bas et passe-haut. Deux filtres DPB (Décomposition Passe-bas) et DPH (Décomposition Passe-haut) divisent le signal $s(t)$ en deux vecteurs, A (Approximation) et D (Détails), respectivement, le principe de cette décomposition est représenté sur la Figure 23 :

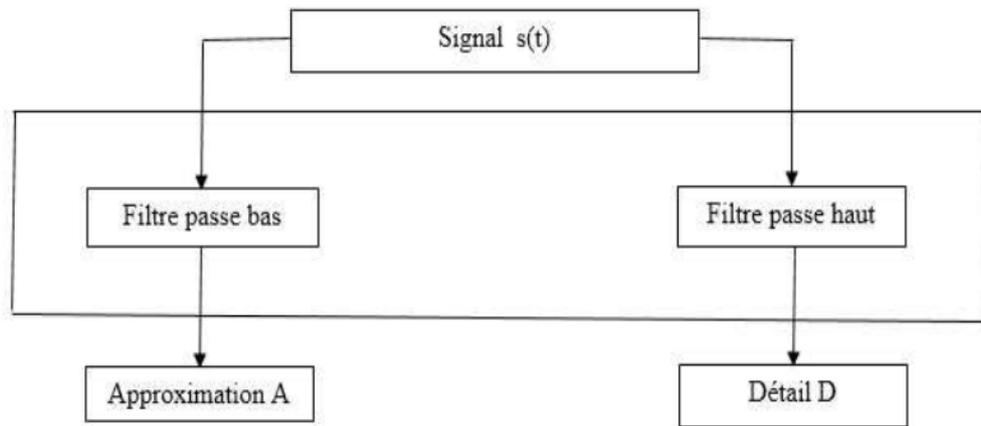


Figure 23 :Principe de l'algorithme de Mallat [28]

Le processus que nous décrivons est également connu sous le nom de filtrage à l'aide d'une paire de filtres complémentaires. Dans ce processus, les hautes fréquences du signal sont représentées par le vecteur D, tandis que les basses fréquences, caractérisant les transitions lentes, sont représentées par le vecteur A, représentant les transitions rapides.

7. Décomposition de l'ondelette discrète :

Dans notre méthode, nous utilisons la décomposition en ondelettes discrètes pour construire notre vecteur caractéristique du signal vocal. Cette décomposition est réalisée en nous basant sur le type et l'ordre des ondelettes utilisées dans le calcul des coefficients. Les segments du signal vocal sont décomposés en 4 niveaux en utilisant l'ondelette de Daubechies'db4', ce qui permet d'obtenir 4 détails et une approximation pour chaque signal.

Les exemples suivants montrent la décomposition en ondelette au 4^{ème} niveau pour les signaux vocaux : sain et pathologique.

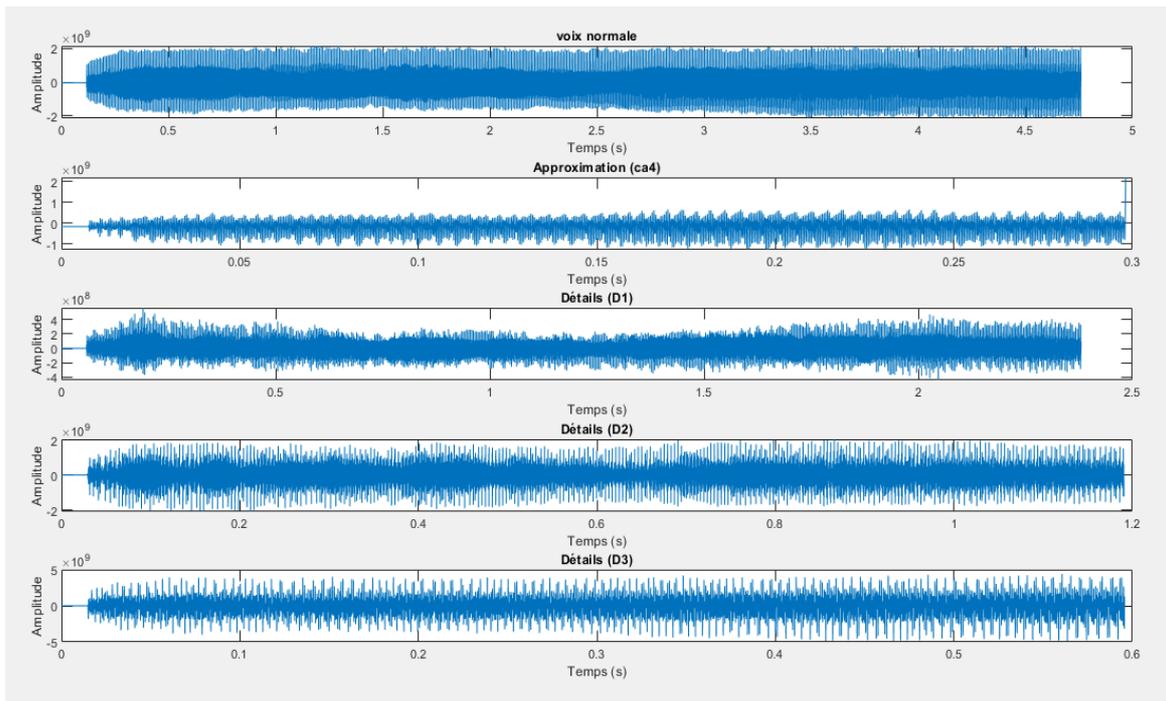


Figure 24: Exemple de décomposition en ondelette discrète à 4 niveaux de voix normale

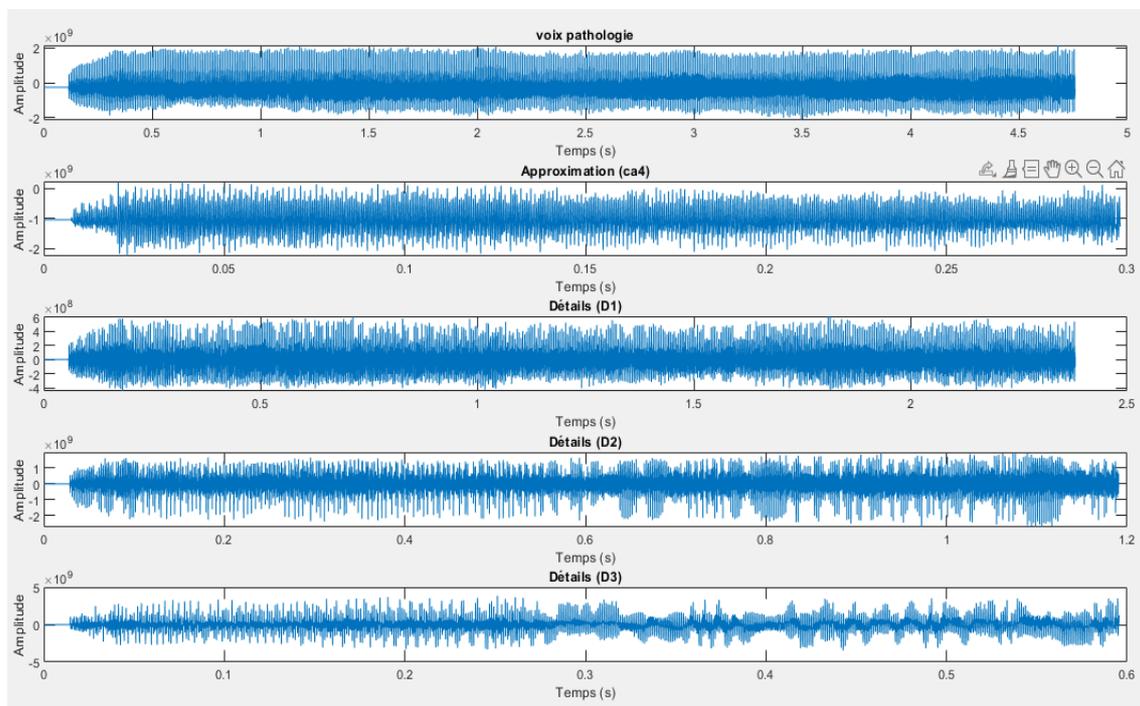


Figure 25: Exemple de décomposition en ondelette discrète à 4 niveaux de voix pathologique

Chapitre III : Traitement du signal vocal par ondelettes

a) Extraction des paramètres à partir de la DWT :

Chaque processus de classification nécessite une étape préliminaire de caractérisation, qui consiste à extraire un ensemble de caractéristiques pertinentes permettant de distinguer deux classes distinctes. Dans le cadre de notre étude pour l'analyse des signaux vocaux, nous proposons d'extraire un vecteur de paramètres.

Dans notre approche, nous avons choisi de calculer 5 paramètres préalablement définis : le maximum, le minimum, la moyenne, l'écart-type, l'énergie. Ces paramètres sont calculés à chaque niveau de la décomposition en ondelettes du signal.

Les paramètres des deux signaux calculés figurent dans les tableaux III.1 et III.2. Tout d'abord, le signal vocal est décomposé en quatre signaux de détail (D1-D2-D3-D4) et le signal approximation (A4). Ensuite, les paramètres caractéristiques sont calculés à partir de ces sous-signaux de bande.

Ces valeurs caractéristiques sont combinées pour avoir au total 25 paramètres extraites pour caractériser chaque signal.

Normal	D1	D2	D3	D4	A4
Max	0.315164	0.8524	2.113	1.018	0.4439
Min	-0.2547	-0.9642	-2.1115	-1.3171	-2.323
Std	0.0669	0.3619	0.8302	0.470	0.2891
Energie	85.376	1.2497e+03	3.2850e+03	528.26	443.9
Moyenne	1.5379e-05	-3.3067e-05	0.0010	0.0019	-0.3236

Tableau III.1 : Les paramètres d'un signal vocal normal.

Pathologie	D1	D2	D3	D4	A4
Max	0.4813	1.1159	2.2941	1.0015	-0.1922
Min	-0.6904	-1.1855	-2.4579	-0.8534	-1.6234
Std	0.0919	0.4024	0.8109	0.3879	0.2624
Energie	16.7587	1.5418 e+03	3.1337e+03	359.9564	1.2451 e+03
Moyenne	2.7794e-4	55.5739 e-04	-0.0046	0.0208	-0.6731

Tableau III.2 : Les paramètres d'un signal vocal pathologique.

III. Conclusion

Ce chapitre met en évidence l'importance du traitement des signaux vocaux pour la classification des voix pathologiques. L'utilisation des techniques de transformée en ondelette continue en premier puis la transformée en ondelette discrète, cette dernière nous a permis d'extraire des caractéristiques (min, max, moyenne, écart type, énergie) représentatives des signaux vocaux, ce qui peut être utilisé comme entrées pour la classification des voix pathologiques qui est abordée au chapitre suivant.

***Chapitre IV : Classification et
Résultat par RNA&SVM***

I. Introduction

Les avancées dans les technologies d'apprentissage et de classification ont considérablement facilité le développement de méthodologies et d'outils de diagnostic pour les maladies vocales. Ces technologies permettent une évaluation objective, rapide, simple et accessible à partir de la voix.

Dans ce quatrième chapitre, notre objectif est de développer un classifieur automatique capable de reconnaître avec une précision élevée les différents troubles vocaux d'origine laryngée. Nous utilisons à la fois les RNA et les SVM comme approches de classification.

II. Classification

1. Définition :

La classification est un processus d'attribution de classes ou de catégories à des objets ou des données en fonction de leurs caractéristiques ou de leurs propriétés. Il s'agit d'une tâche fondamentale en apprentissage automatique et en intelligence artificielle, visant à prendre des décisions ou à effectuer des prédictions sur la base de données d'entrée.

2. Objectif de classification :

L'objectif de la classification est de développer un modèle ou un algorithme capable de prendre des décisions ou de prédire les classes ou les catégories auxquelles appartiennent de nouvelles données non étiquetées. L'objectif est d'automatiser le processus de catégorisation en se basant sur des caractéristiques ou des propriétés des données.

Plus spécifiquement, l'objectif de la classification peut inclure :

- ❖ L'apprentissage à distinguer et à séparer différentes classes ou catégories de données.
- ❖ L'identification des caractéristiques ou des propriétés discriminantes qui permettent de différencier les classes.
- ❖ Le développement d'un modèle ou un algorithme capable de généraliser à de nouvelles données et de prédire leurs classes.
- ❖ La minimisation de l'erreur de classification en assignant correctement sur les données aux classes respectives.

Chapitre IV : Classification et Résultat par RNA&SVM

- ❖ L'amélioration de la performance du modèle en optimisant les paramètres ou en sélectionnant les meilleures caractéristiques.

Dans ce cadre, deux méthodes de classification supervisée seront expérimentées en utilisant le logiciel MATLAB :

- Les machines à vecteurs de support (SVM).
- Les réseaux de neurones artificiels (RNA).

3. Les machines à vecteurs de support (SVM) :

Les machines à vecteurs de support (SVM) sont des techniques d'apprentissage supervisé utilisées pour la classification et la régression. Elles sont particulièrement efficaces pour résoudre des problèmes de classification linéaire et non linéaire. Leur principe repose sur la recherche d'un hyperplan optimal qui sépare les exemples de différentes classes de manière à maximiser la marge de séparation.

a) Principe :

Le principe des machines à vecteurs de support (SVM) repose sur la recherche d'un hyperplan optimal qui permet de séparer au mieux les exemples de différentes classes dans un espace de caractéristiques. L'objectif est de trouver un hyperplan qui maximise la marge de séparation entre les exemples, c'est-à-dire la distance entre l'hyperplan et les exemples les plus proches de chaque classe.

Les SVM peuvent également utiliser des techniques de transformation des données, telles que les noyaux, pour projeter les exemples dans un espace de dimension supérieure où une séparation linéaire est possible. Cela permet aux SVM de résoudre des problèmes de classification non linéaires en trouvant un hyperplan linéaire dans cet espace de dimension supérieure.

La classification est réalisée en utilisant les vecteurs de support, qui sont les exemples situés sur la marge ou mal classés. Une fois que l'hyperplan optimal est trouvé, les SVM utilisent ces vecteurs de support pour déterminer la classe des nouveaux exemples.

Chapitre IV : Classification et Résultat par RNA&SVM

Les SVM intègrent un terme de régularisation pour gérer le compromis entre la marge de séparation et l'erreur de classification. Cela permet de prévenir le surajustement du modèle en pénalisant les modèles qui s'adaptent trop étroitement aux données d'entraînement.

La recherche de l'hyperplan optimal est formulée comme un problème d'optimisation convexe, et différentes méthodes d'optimisation peuvent être utilisées pour le résoudre.

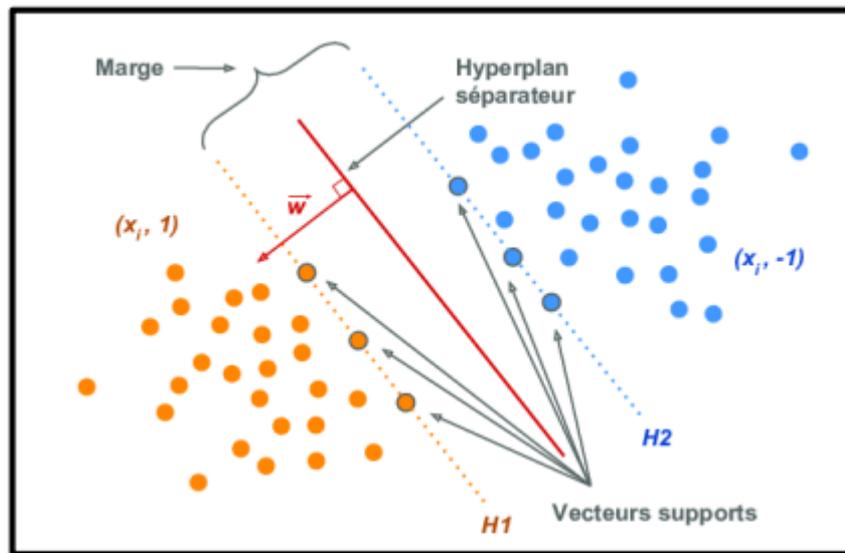


Figure 26 : Séparation de classes par les SVM

4. Réseaux de neurones artificiels :

4.1 Définition :

Les réseaux de neurones artificiels sont une technique de l'apprentissage automatique qui s'inspire du fonctionnement du cerveau humain. Ils sont constitués de neurones artificiels interconnectés qui traitent les entrées et génèrent des sorties. Chaque neurone dans le réseau reçoit des signaux d'entrée, les combine avec des poids et des biais, et applique une fonction d'activation pour générer une sortie. Les sorties de chaque neurone sont transmises à d'autres neurones dans le réseau, qui effectuent des calculs similaires jusqu'à ce que la sortie finale soit générée. Les réseaux de neurones sont généralement entraînés à l'aide d'algorithmes d'apprentissage supervisé, où les entrées sont associées à des sorties connues et le réseau est ajusté pour minimiser l'erreur de prédiction. Ils peuvent être utilisés pour des tâches telles que

la reconnaissance de la parole.

Chapitre IV : Classification et Résultat par RNA&SVM

Un réseau neuronal artificiel est une structure complexe composée de plusieurs neurones interconnectés. Il est souvent représenté comme un graphe, où les neurones agissent comme des nœuds qui transforment les signaux d'entrée en signaux de sortie. Les connexions entre les neurones permettent le transfert des signaux entre les différentes parties du réseau. Les couches intermédiaires, appelées "couches cachées", sont des couches internes qui ne sont pas directement accessibles depuis l'extérieur du réseau, contrairement aux couches d'entrée et de sortie. Ces couches cachées jouent un rôle crucial dans le traitement et la transformation des informations au sein du réseau neuronal [3].

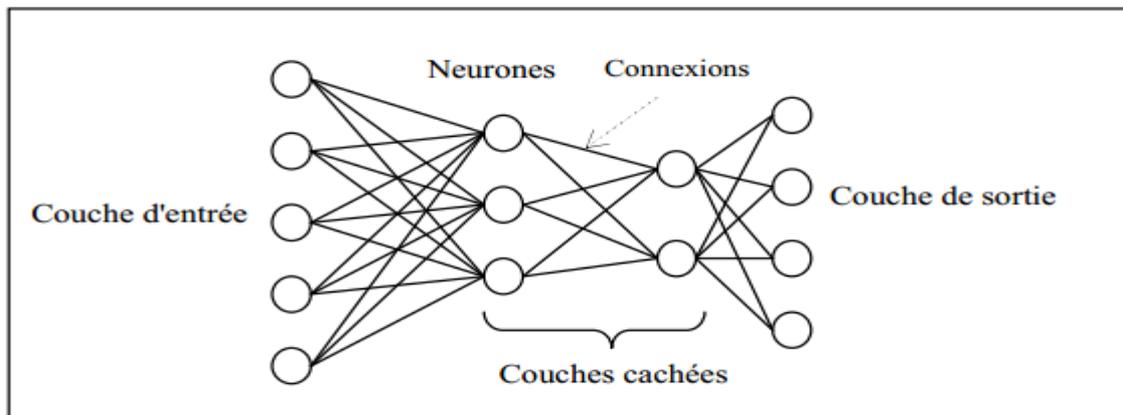


Figure 27 : Architecture simple d'un RNA [3]

4.2 Historique

Les travaux pionniers de McCulloch et Pitts (1943), Hebb (1949) et Rosenblatt (1958) ont marqué les débuts de la théorie des réseaux neuronaux et du fonctionnement du cerveau. Ces chercheurs ont introduit les premiers modèles de réseaux neuronaux.

McCulloch et Pitts, ont démontré que l'utilisation d'un réseau discret de neurones était capable de représenter n'importe quelle fonction booléenne, ouvrant ainsi la voie à une compréhension fondamentale de l'informatique. Le modèle proposé consiste à prendre une somme pondérée des entrées, suivie d'une fonction non linéaire appelée fonction d'activation, qui était initialement une fonction seuil [30].

Chapitre IV : Classification et Résultat par RNA&SVM

La figure suivante montre le modèle de Mc Culloch et Pitts :

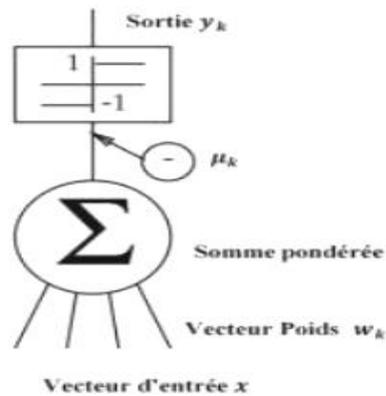


Figure 28 :Modèle de Mc Culloch et Pitts [30]

Mathématiquement, un neurone artificiel peut être envisagé comme une unité de traitement élémentaire qui reproduit la structure et les fonctions fondamentales de son équivalent naturel.

La formule suivante exprime la sortie y_k en fonction de l'entrée x :

$$y_k = \begin{cases} 1 & \text{si } \sum_j w_{kj} x_j - \mu_k \geq 0 \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (\text{IV.1})$$

Le tableau IV.1 offre une vue d'ensemble de la corrélation entre les représentations artificielles et biologiques.

Biologique	Artificiel
Dendrites	Vecteur d'entrée (x_1, x_2, \dots, x_n)
Synapse	Vecteur de pondération (w_1, w_2, \dots, w_n)
Agrégation	Activation $\sum_i w_i x_i$
Soma	Fonction d'activation de sortie $f(\sum_i w_i x_i)$
Axone	Sortie y

Tableau IV.1 :Comparaison entre les éléments de base du neurone biologique et du neurone artificiel. [30]

Chapitre IV : Classification et Résultat par RNA&SVM

En 1949, D. Hebb a formulé le modèle fondamental de l'auto-organisation des réseaux pour expliquer le conditionnement chez les animaux. Il a introduit le terme de "connexionnisme" en proposant de nombreuses règles de mise à jour des poids des connexions. [30]

En 1958, Rosenblatt a étudié les capacités des groupes de neurones agissant sur les mêmes vecteurs d'entrée, dans une structure appelée le Perceptron (voir la figure 29). Ce dernier est composé de deux couches : une couche de perception et une couche liée à la prise de décision. [30]

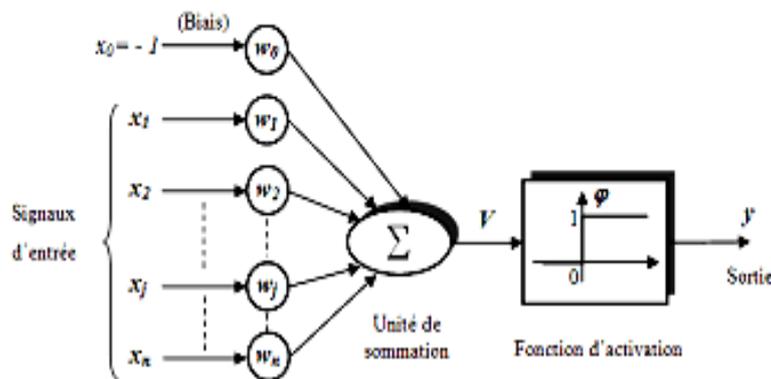


Figure 29 : Forme générale de model de perceptron [26]

En 1969, Les recherches sur les réseaux de neurones ont été pratiquement abandonnées lorsque M.L. Minsky, chercheur en science cognitive et en intelligence artificielle, coécrit avec le mathématicien et informaticien S. Papert, un ouvrage "Perceptrons" mettant en avant les limites du modèle de Rosenblatt, en démontrant son incapacité à résoudre des problèmes non linéaires. Des critiques virulentes ont eu alors un effet catastrophique pour le domaine des réseaux de neurones, allant jusqu'à la suspension de toute subvention du gouvernement américain aux laboratoires travaillant dans ce domaine [30].

En 1985 une règle d'apprentissage a été proposée par Hinton qui permet au perceptron multicouche d'apprendre. Cette règle définit la notion de rétro propagation des erreurs à travers le réseau de neurones, et permet de former une grande classe de modèles avec différentes structures de connexion ou d'architectures. Ces travaux ont été à l'origine de l'intérêt récent des chercheurs qui impliquant le succès de cette méthode et son application dans divers domaines. [30]

Chapitre IV : Classification et Résultat par RNA&SVM

La figure 30 illustre la structure d'un réseau neuronal multicouche composé de couches d'entrée, de sortie et intermédiaires, dont la couche intermédiaire est appelée "couches cachées". La taille de cette couche est variable et elle est souvent utilisée pour créer un goulot d'étranglement qui force le réseau à créer un modèle simple du système qui génère les données, contrairement aux couches d'entrée et de sortie.

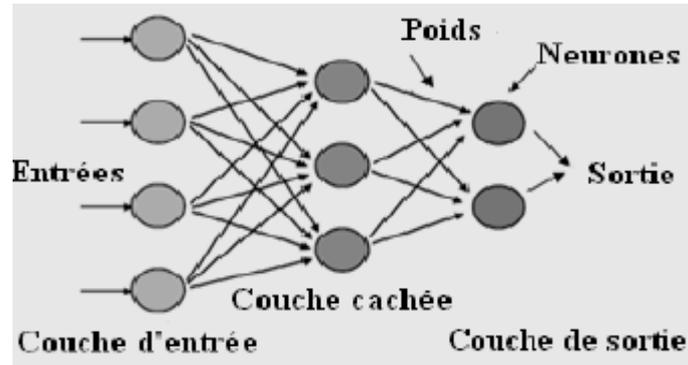


Figure 30 : Structure multicouche (MLP) [30]

Le fonctionnement de ce réseau est défini par :

$$y_i^{(H)} = f^{(H)}(\sum_j w_{ij}^{(HI)} x_j) \quad (\text{IV.2})$$

$$y_i = f^{(T)}(\sum_j w_{ij}^{(TH)} y_j^{(H)}) \quad (\text{IV.3})$$

Ceci spécifie comment le vecteur d'entrée x est transformé en vecteur de sortie $y^{(0)}$ via le vecteur caché $y^{(H)}$ d'une manière paramétrée par les deux couches de poids w^{IH} et w^{TH} .

La fonction d'activation est présentée généralement par une non linéarité appelée aussi fonction de seuil. Elle permet de définir l'état interne du neurone en fonction de son entrée totale.

A titre d'exemple parmi les fonctions les plus utilisées nous citons la fonction sigmoïde qui varie en douceur de 0 à 1 en $-\infty$ à $+\infty$ comme une fonction de seuil :

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \quad (\text{IV.4})$$

Il existe d'autres fonctions d'activation souvent plus utilisées, ces fonctions sont illustrées dans le tableau suivant :

Nom de la fonction	Relation d'entrée/sortie	Icône
seuil	$a = 0$ si $n < 0$ $a = 1$ si $n \geq 0$	
seuil symétrique	$a = -1$ si $n < 0$ $a = 1$ si $n \geq 0$	
linéaire	$a = n$	
linéaire saturée	$a = 0$ si $n < 0$ $a = n$ si $0 \leq n \leq 1$ $a = 1$ si $n > 1$	
linéaire saturée symétrique	$a = -1$ si $n < -1$ $a = n$ si $-1 \leq n \leq 1$ $a = 1$ si $n > 1$	
linéaire positive	$a = 0$ si $n < 0$ $a = n$ si $n \geq 0$	
sigmoïde	$a = \frac{1}{1+\exp^{-n}}$	
tangente hyperbolique	$a = \frac{e^n - e^{-n}}{e^n + e^{-n}}$	
compétitive	$a = 1$ si n maximum $a = 0$ autrement	

Figure 31 :Différentes formes de la fonction d'activation [28]

5. Apprentissage du réseau de neurones :

Pendant la phase d'apprentissage, le réseau neuronal se forme en ajustant son comportement jusqu'à ce que le comportement souhaité soit atteint. Cela se fait en modifiant les différents paramètres, tels que les poids, à l'aide d'un algorithme itératif basé sur des principes d'apprentissage tels que la règle de Hebb, la règle de Widrow-Hoff, etc.

Il existe deux types d'apprentissage en réseau neuronal : l'apprentissage supervisé et l'apprentissage non supervisé. Dans le cas de l'apprentissage supervisé, un expert fournit au réseau neuronal une paire de données pour chaque exemple, comprenant les entrées réelles et les sorties désirées. En raison des variations entre les entrées et les sorties de chaque exemple, comme illustré à la figure 32, les paramètres du réseau sont ajustés.

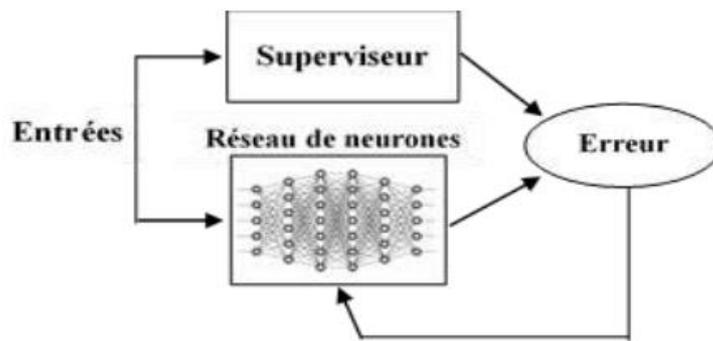


Figure 32 : Apprentissage supervisé. [28]

À l'inverse de l'apprentissage supervisé, l'apprentissage non supervisé est considéré comme un type autonome d'apprentissage. Il ne nécessite pas l'intervention d'un expert pour ajuster ses paramètres. Il s'agit d'une forme d'apprentissage appelée apprentissage par corrélation, qui permet la création automatique de classes sans intervention de l'opérateur. L'apprentissage non supervisé est illustré à la figure 33.

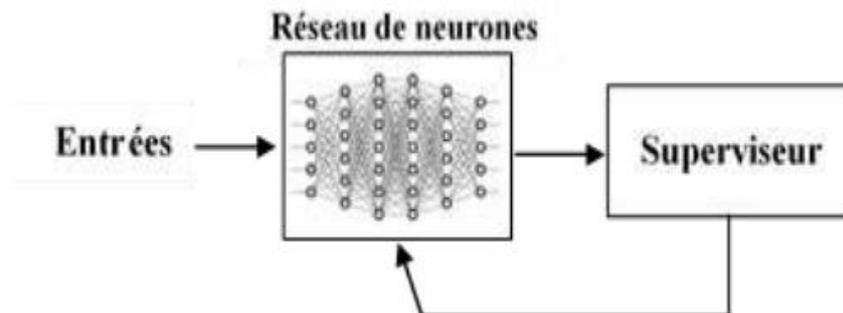


Figure 33 : Apprentissage non supervisé. [28]

Dans notre étude, nous avons utilisé un réseau de neurones à apprentissage supervisé. Ce type de réseau se base principalement sur le calcul des erreurs de sortie pour les neurones cachés. L'algorithme le plus couramment utilisé pour résoudre le problème des erreurs est l'algorithme de rétro propagation. Les applications de cet algorithme ont connu un grand succès et ses performances ont parfois été surprenantes. La méthode de formation par rétro propagation suit l'approche suivante : elle fournit un modèle d'entrée au réseau, compare les résultats obtenus avec les résultats attendus, et détermine la distance ou l'erreur entre eux. Lorsque la même instance est traitée à nouveau, les poids pertinents sont ajustés de manière à ce que la sortie

réelle soit plus proche de la sortie prévue, ce qui réduit l'erreur. Ce processus se poursuit jusqu'à ce qu'un minimum soit atteint.

6. Description de la méthode Proposée :

Le schéma bloc de la Figure IV.34 illustre l'architecture de notre module de classification des voix pathologiques.

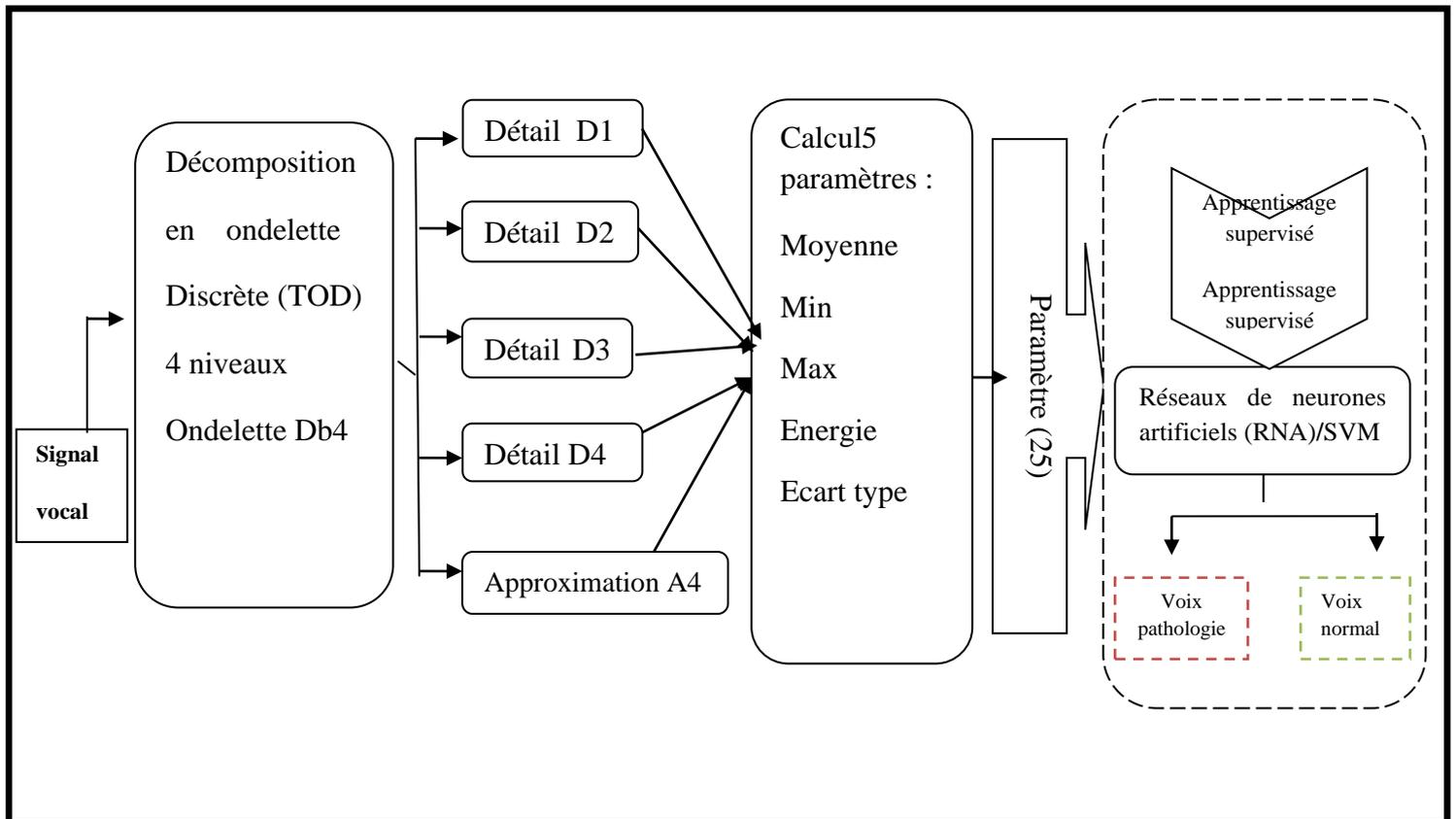


Figure 34: Schéma bloc de processus de classification

L'algorithme automatisé adopté dans cette étude a été implémenté sous le langage de programmation Matlab. Il se répartie en 4 étapes essentielles :

1ère étape : Sélection des données

Nous avons exploité de 172 fichiers sonores dont 90 fichiers de signaux pathologiques et 82 fichiers de signaux vocaux normaux.

Chapitre IV : Classification et Résultat par RNA&SVM

2^{ème} étape : Décomposition en ondelette discrète

Tout d'abord, Chaque signal est décomposé en quatre sous-signaux de détail (D1-D2-D3-D4) et un sous-signal d'approximation (A4). Dans la deuxième étape, les valeurs caractéristiques telles que le Maximum, Minimum, la moyenne, écart type, Energie sont calculées à partir de ces signaux. Ces valeurs caractéristiques sont combinées pour avoir au total, 25 caractéristiques qui sont extraites pour caractériser chaque signal vocal.

3^{ème} étape : Classification

Pour différencier les patients sains ne présentant aucune pathologie d'origine laryngée de classe(0) à d'autres patients malades de classe (1), nous avons utilisé en premier les réseaux de neurones artificiels (RNA) puis les machines à vecteurs de support (SVM).

La procédure de classification est divisée en trois phases : phases de préparation des données

Il est nécessaire de construire deux bases de données : Une base pour effectuer l'apprentissage et une autre pour tester le classifieur.

Le tableau IV.2 présente le nombre d'exemples utilisés pour les bases d'apprentissage et de Test.

Classe	Phase d'apprentissage	Phase de test	Total
Voix Pathologique	101	25	126
Voix Normal	65	17	82
Total	166	42	208

Tableau IV.2: Distributions des échantillons selon la base d'apprentissage et de test.

a) Phase d'apprentissage :

La recherche et la construction d'un modèle de décision consistent à trouver une solution ou une approche permettant de résoudre le problème posé. Cette étape implique l'exploration et la mise à jour des différentes options afin de parvenir à un modèle qui répond efficacement aux besoins et aux exigences du problème en question. C'est une étape cruciale qui nécessite une analyse approfondie, une réflexion créative et une évaluation continue pour garantir que le modèle de décision est robuste et adapté à la situation.

7. Phase de test (validation) :

La phase de test consiste à évaluer les performances du RNA sur un ensemble de données distinct de celui utilisé pour l'entraînement. Cet ensemble de données de test est composé d'exemples sur lesquels le RNA n'a pas été entraîné, ce qui signifie qu'il n'a pas été exposés à ces exemples auparavant. L'objectif de cette phase de test est de mesurer la capacité du RNA à généraliser et à produire des résultats précis pour des données inconnues. En d'autres termes, il s'agit de déterminer si le réseau de neurones a acquis la capacité de prendre des décisions précises et fiables sur de nouvelles données, au-delà de celles sur lesquelles ils ont été entraînés. Cette phase de test est essentielle pour évaluer les performances réelles du réseau de neurones pour estimer sa capacité à être utilisé dans des situations réelles où de nouvelles données seront présentées.

Pour évaluer nos classificateurs nous avons utilisé des lois basées sur la reconnaissance des catégories mutuellement exclusives de :

- ✓ VP (vrai positive) : nombre de cas malade classé malade.
- ✓ VN (vrai négative) : nombre de cas non malade classé non malade.
- ✓ FP (faux positive) : nombre de cas malade classé non malade.
- ✓ FN (faux négative) : nombre de cas non malade classé malade.

	Prédite	
Réelle	Négative	Positive
Test Négative	Vrai Négatif(VN)	Faux Négatif (FN)
Test Positive	Faux Positif (FP)	Vrai Positif (VP)

Tableau IV.3 : Matrice de confusion

Dans la phase de test, les sorties prédites par les classifieurs sont comparées aux sorties réelles pour chaque exemple de test. La précision du réseau est évaluée en utilisant des métriques de performance telles que la sensibilité et la spécificité et le taux de classification.

Sensibilité (Se) : représente la probabilité que le test soit positif.

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

Spécificité (Sp) : représente la probabilité que le test soit négatif.

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

Chapitre IV : Classification et Résultat par RNA&SVM

Taux de classification : $TC = (VN+VP) / (VN+FN+VP+FP) * 100$

8. Résultats et discussion :

IV.1 Résultat de classification par les SVM :

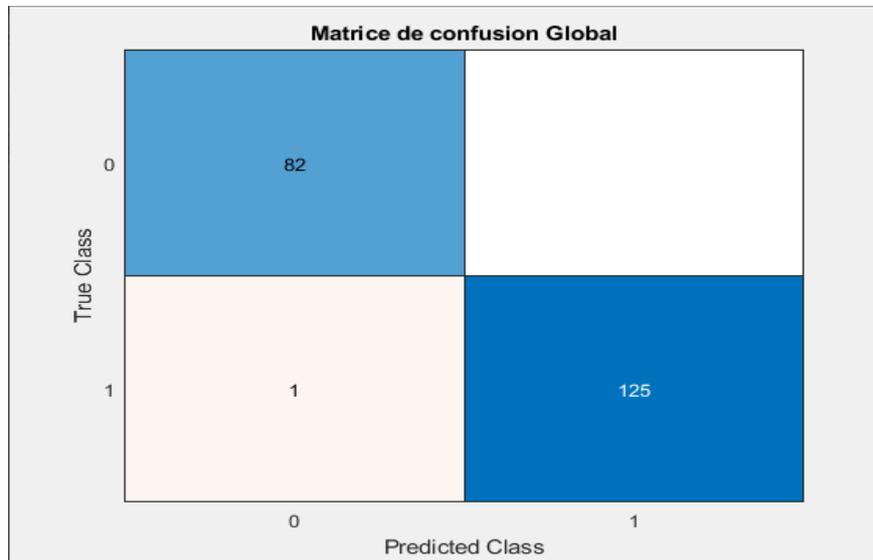


Figure 35: Matrice de confusion

Les résultats sont répartis dans le tableau suivant :

	SVM
<i>Vrai Négatif</i>	82
<i>Faux Négatif</i>	0
<i>Faux Positif</i>	1
<i>Vrai Positif</i>	125
<i>Sensibilité</i>	100%
<i>Spécificité</i>	98.79%
<i>Taux de classification</i>	99.52%

Tableau IV.3: Résultat de classification par SVM

Les résultats obtenus :

- Sensibilité : 100%

La sensibilité, également appelée taux de vrais positifs, mesure la capacité du modèle à détecter correctement les échantillons positifs (pathologiques). Dans ce cas une valeur de

Chapitre IV : Classification et Résultat par RNA&SVM

100% indique que le modèle SVM a identifié avec précision tous les échantillons pathologiques avec aucun faux négatif relativement faible.

- Spécificité : 98.79%

La spécificité, également appelée taux de vrais négatifs, mesure la capacité du modèle à classifier correctement les échantillons négatifs (normaux). Une valeur de 98.79% indique que le modèle a identifié la grande majorité des échantillons normaux avec un taux de faux positif relativement faible.

- Taux : 99.52%

Le taux global de classification SVM indique la capacité du modèle à classifier correctement les échantillons, en prenant en compte à la fois les vrais positifs et les vrais négatifs. Dans ce cas, le modèle SVM, nous avons obtenu un taux de classification de 99.52%, ce qui est une mesure élevée de la performance globale du modèle.

Ces résultats démontrent l'efficacité de la classification SVM avec l'utilisation de la transformée en ondelettes discrète pour la détection et la classification des échantillons. Le modèle a obtenu des performances élevées en termes de précision, de sensibilité et de spécificité, ce qui suggère qu'il peut être un outil précieux dans la détection des cas pathologiques.

9. Résultat de classification par les RNA :

La matrice de confusion est représentée sur la figure suivante:

Output Class	0	69 41.6%	1 0.6%	98.6% 1.4%
	1	0 0.0%	96 57.8%	100% 0.0%
		100% 0.0%	99.0% 1.0%	99.4% 0.6%
		0	1	
		Target Class		

Figure 36 : Matrice d'entraînement

1- Entraînement :

- Taux de classification correcte (99.4%) : Cela signifie que le modèle a réussi à classer correctement la majorité des échantillons d'apprentissage. C'est un indicateur de la capacité du modèle à bien généraliser et à prendre des décisions précises sur les données qu'il a utilisées pour s'entraîner.

- Sensibilité (100%) : La sensibilité, également appelée taux de vrais positifs, mesure la capacité du modèle à détecter correctement les échantillons positifs (pathologiques). Dans ce cas, le modèle a réussi à détecter tout échantillon pathologique dans l'ensemble d'apprentissage sans aucun faux négatif.

- Spécificité (98.6%) : La spécificité, également appelée taux de vrais négatifs, mesure la capacité du modèle à classer correctement les échantillons négatifs (normaux). Une valeur de 98.6% indique que le modèle a identifié tous les échantillons normaux de manière correcte, avec un taux de faux positif faible.

2- Test :

The figure is a confusion matrix titled "Test Confusion Matrix". It is a 2x2 grid with "Output Class" on the y-axis (0 and 1) and "Target Class" on the x-axis (0 and 1). The cells contain counts and percentages for true positives, true negatives, false positives, and false negatives. The matrix shows perfect classification for both classes.

	0	1	
0	13 31.0%	0 0.0%	100% 0.0%
1	0 0.0%	29 69.0%	100% 0.0%
	100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%

Figure 37 : Matrice de Test

- Taux de classification correcte (100%) : Cette mesure évalue la capacité du modèle à classer correctement les échantillons de test. Avec un taux de classification correcte de 100%, le modèle a réussi à effectuer des prédictions précises sur tout l'échantillon de test.

Chapitre IV : Classification et Résultat par RNA&SVM

- Sensibilité (100%) : La sensibilité dans le contexte du test mesure la capacité du modèle à détecter correctement les échantillons pathologiques parmi les échantillons de test. Ici, le modèle a réussi à détecter environ 100% des échantillons pathologiques de manière précise.

- Spécificité (98.8%) : Comme pour l'ensemble d'apprentissage, la spécificité de 98.8% dans l'ensemble de test indique que le modèle a correctement identifié tous les échantillons normaux sans aucun faux positif.

3- Matrice de Confusion :

0	82 39.4%	1 0.5%	98.8% 1.2%
1	0 0.0%	125 60.1%	100% 0.0%
	100% 0.0%	99.2% 0.8%	99.5% 0.5%
	0	1	
	Target Class		

Figure 38 : Matrice de Confusion

- Taux de classification correcte (99.5%) : Cette mesure évalue la capacité du modèle à classer correctement la majorité des échantillons. Avec un taux de classification correcte de 99.5%, le modèle a réussi à effectuer des prédictions précises sur tous les échantillons.

- Sensibilité (100%) : La sensibilité dans le contexte des mesures, la capacité du modèle à détecter correctement les échantillons pathologiques parmi les échantillons. Ici, le modèle a réussi à détecter 100% des échantillons pathologiques de manière précise sans aucun cas FN.

- Spécificité (98.8%) : Comme pour l'ensemble des échantillons, la spécificité est de 98.8% dans l'ensemble des échantillons indiquent que le modèle a correctement identifié tous les échantillons normaux avec un faible taux de faux positif.

Ces résultats démontrent l'efficacité de la classification RNA avec l'utilisation de la transformée en ondelettes discrète pour la détection et la classification des échantillons. Le

Chapitre IV : Classification et Résultat par RNA&SVM

modèle a obtenu des performances élevées en termes de précision, de sensibilité et de spécificité, ce qui suggère qu'il peut être un outil précieux dans la détection des cas pathologiques.

4- Etude comparative :

	SVM		RNA	
Sensibilité	100%		100%	
Spécificité	98.79 %		98.80%	
Taux de classification	99.52%		99.50%	
Matrice de confusion	82	0	82	1
	1	125	0	125

Tableau IV.4: Comparaison entre les différentes méthodes.

Nous avons comparé les deux méthodes, nous pouvons examiner les performances obtenues dans les mesures clés telles que la sensibilité, la spécificité et le taux de classification.

1. Sensibilité (Taux des vrais positifs):

- Réseau de neurones (DWT) : 100%
- SVM (DWT) : 100%

Dans la spécificité, le réseau de neurones et la méthode SVM ont obtenu un score parfait de 100%, ce qui signifie qu'ils ont correctement classé la majorité des échantillons pathologiques avec aucun faux négatif.

2. Spécificité (Taux de vrais négatifs):

- Réseau de neurones (DWT) : 99.2%
- SVM (DWT) : 98.79 %

Les deux méthodes de classification RNA et SVM ont donné les résultats de 99.2% et 98.79% respectivement, ce qui signifie qu'ils ont correctement classé tous les échantillons normaux avec un taux de faux positif faible.

3. Taux de classification :

Chapitre IV : Classification et Résultat par RNA&SVM

- Réseau de neurones (DWT) : 99.50%

- SVM (DWT) : 99.52%

En ce qui concerne le taux de classification global, la méthode SVM et celle du réseau de neurones sont presque égales.

Nous pouvons conclure que la classification par les méthodes SVM et RNA utilisant les paramètres de la DWT présente des performances légèrement supérieures en termes de précision et de sensibilité. Cependant, les différences de performance entre les deux méthodes restent relativement très faibles. Le choix entre les deux méthodes dépendra donc également d'autres facteurs tels que la complexité de l'implémentation et les contraintes spécifiques du problème.

10. Présentation des différents résultats des travaux réalisés :

Le tableau suivant présente les différents travaux réalisés pour différents paramètres et différents classifieurs en citant leur taux de classification :

Auteur	Méthode utilisé	Taux de classification
Lotfi SALHI et al	Pitch et trois premiers formants(LPC)+ Réseaux de neurones(MLP)	85%
Nesrine BENAMMAR et Amina BOUTICHE	Transformée en ondelette continu + machines à vecteurs de support(SVM)	95%
I. Hammami et al	Transformé en ondelette discrète+SVM	93.1%
Notre travail	Transformée en ondelette discrète+SVM	99.52%
	Transformée en ondelette discrète+ RNA	99.5%

Tableau IV.5 : Présentation des différents résultats des travaux réalisés.

III. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les résultats des approches proposées pour la classification des voix pathologiques en utilisant les classifieurs SVM (machines à vecteurs de

Chapitre IV : Classification et Résultat par RNA&SVM

support) et RNA (réseaux de neurones artificiels). Ces approches ont été appliquées sur des données d'évaluation couramment utilisées.

Pour cela, nous avons adopté des caractéristiques telles que le minimum, le maximum, la moyenne, l'écart-type et l'énergie à partir des coefficients obtenus par la décomposition en ondelettes discrètes. Les résultats obtenus indiquent une très bonne performance des deux classifieurs SVM et RNA.

La fiabilité et la simplicité des réseaux de neurones font de cette méthode un bon outil pour la classification des voix pathologiques. Ces résultats prometteurs ouvrent des perspectives intéressantes pour l'utilisation de l'apprentissage automatique dans la détection et la classification des pathologies vocales.

Cependant, il convient de noter que ces résultats sont basés sur des données d'évaluation spécifiques, et il est donc nécessaire de les valider sur des ensembles de données plus vastes et diversifiés. De plus, d'autres caractéristiques et techniques d'extraction de données peuvent être explorées pour améliorer encore les performances des classifieurs SVM et RNA.

L'utilisation d'autres méthodes de classification peut contribuer à améliorer la précision du diagnostic des voix pathologiques, en fournissant des caractéristiques discriminantes qui aident à différencier les affections vocales. Cependant il est important de prendre en compte d'autres facteurs et d'utiliser cette approche de manière complémentaire aux évaluations cliniques et aux expertises médicales spécialisées pour établir un diagnostic précis des pathologies vocales.

Conclusion générale

Conclusion générale

Dans le cadre de ce projet de fin d'étude, l'objectif principal est de développer un système de classification précis et robuste en utilisant des techniques basées sur les réseaux de neurones artificiels (RNA) et les machines à vecteurs de support (SVM). Pour atteindre cet objectif, la méthode de la transformée en ondelette discrète a été utilisée pour extraire des caractéristiques pertinentes des signaux vocaux.

Cette transformée est une technique de traitement du signal qui permet de représenter notre signal en termes de composantes fréquentielles et temporelles. Dans ce projet, cette technique a été appliquée aux signaux vocaux pour extraire des paramètres utiles : min, max, écart type, énergie et moyenne, calculés à partir de ces composantes et utilisés comme entrées pour les modèles de classification.

Les résultats obtenus ont montré que les RNA et les SVM ont obtenu les meilleurs taux de classification pour la distinction entre les voix normales et les voix pathologiques. Ces modèles ont démontré leur capacité à apprendre à partir de la matrice d'entrée des caractéristiques extraites des signaux vocaux et de prendre des décisions de classification précises.

Cependant, malgré les résultats prometteurs, il reste des perspectives d'amélioration pour augmenter davantage le taux de classification. Les travaux futurs pourraient se concentrer sur l'amélioration du système de classification en combinant plusieurs techniques d'apprentissage automatique. Par exemple, l'utilisation de réseaux de neurones profonds ou des techniques d'ensemble pourrait permettre d'améliorer les performances de classification.

En outre, il serait intéressant d'explorer l'ajout de nouveaux paramètres d'extraction pour capturer d'autres caractéristiques des signaux vocaux qui pourrait fournir des informations supplémentaires pour améliorer la classification.

Une autre direction de recherche importante consisterait à étudier l'influence de la sélection de paramètres sur les performances du système. Il serait nécessaire de déterminer quels paramètres sont les plus discriminants pour la classification des voix et de trouver la combinaison optimale pour obtenir les meilleurs résultats.

Conclusion générale

Parallèlement, l'optimisation des valeurs et coefficients du système pourrait également contribuer à améliorer les performances de classification. L'ajustement fin des paramètres des modèles de classification et des paramètres de prétraitement des signaux vocaux pourrait conduire à des améliorations significatives.

En termes d'évaluation, il serait pertinent d'élargir l'étude à d'autres bases de données vocales pour évaluer la généralisation du système. Cela permettrait de vérifier si le système est capable de traiter différents types de voix et de maintenir des performances élevées dans des conditions variées.

Enfin, afin de rendre le système de classification plus pratique et accessible, il serait souhaitable de développer un système de diagnostic en ligne. Cela permettrait aux utilisateurs d'envoyer leurs enregistrements vocaux au système et d'obtenir rapidement des informations sur la classification de leur voix.

Référence :

- [1] Lotfi SALHI, Haytham BELGASSEM et Adnène CHERIF, « Identification Des Voix Pathologiques Par Réseaux De Neurones »,5th International Conference: Sciences of Electronic, March 22-26, 2009 – TUNISIA.
- [2] Nesrine BENAMMAR Et Amina BOUTICHE , « Identification des troubles de la voix par l'analyse temps-fréquence et les machines à vecteurs de support », *projet de fin d'études*, 2016.
- [3] K.FERRAT, « *Classification de la Parole Pathologique par Réseau de Neurones Artificiels* »Thèse de Doctorat en Electronique à Ecole Nationale Polytechnique (Alger), 2014.
- [4] Latifa ZERIOUEL et Mounia BENHABILES , « Détection et classification des pathologies de la voix par SVM », *projet de fin d'études*, 2020.
- [5] I. Hammami, L. Salhi, S. Labidi, « Voice Pathologies Classification and Detection Using EMD-DWT ,Analysis Based on Higher Order Statistic Features», University of Tunis El Manar, Higher Institute of Medical Technologies of Tunis, Research Laboratory of Biophysics and Medical Technologies, 1006, Tunis, Tunisia.
- [6] <https://clemedicine.com/1-production-de-la-parole/>
- [7] Giovanni A., Yu P., Révis J., Guarella MD., Teston B., Ouaknine M. (2006) « Analyse objective des dysphonies avec l'appareillage EVA. Etat des lieux, Revue Oto-rhinolaryngologie Française, 90, p3 183-192
- [8] GIOVANNI, A., HEIM, C., DEMOLIN, D., and TRIGLIA, J.M. (2000). « Estimate subglottic pressure in normal and dysphonic subjects » Otol. Rhinol. Laryngol, 109, 500-504.
- [9] <http://scgwww.epfl.ch/courses>.
- [10] Castellengo(M) ; Ronbeau ; Valette(C) « Study of the acoustical phenomena characteristic of the transition between chest voice and falsetto proceedings of SMCA références », Stockholm, 1983, P 113-117.
- [11] <http://tpe-sur-la-voix.mozello.fr/ii-le-mecanisme-de-production-du-son/2-les-parametres-delavoix/?fbclid=IwAR2YVwCW7FQ6muzsGfFVpGL9uJqkjYCNmLD0w9dIRb71zPjHKVQC I3u6uKg>

[12] <http://voixdenseignant.canalblog.com/archives/2009/11/12/15777106.html?fbclid=IwAR0JQdufvd7FNMt4R0cQiH67O2HBzpOKgOYE6QQkGQJthanGde8w8rF5i7U>

[13] A review of infant cry analysis and classification. Chunyan Ji, ThosiniBamunuMudiyanselage, Yutong Gao et Yi Pan. Atlanta, USA : EURASIP Journal on Audio, Speech, and Music Processing, 2021, Vol. 8.

[14] <https://www.hug.ch/orl-chirurgie-cervico-faciale/troubles-voix>.

[15] "L'évaluation subjective et objective de la voix," , Institut Numérique. 16 05 2013.

[Online]. Available: <http://www.institut-numerique.org/chapitre-3-levaluation-subjective-et-objective-de-la-voix-5194afdf80cc9>. [Accessed 3 03 2016].

[16] A. Durieux and F. Laffont, EMC (Encyclopédie Médico-Chirurgicale), Scientifique et Médicales Elsevier, 1929.

[17] J. I. Godino-Llorente, P. Gómez-Vilda, N. Sáenz-Lechón, M. Blanco-Velasco, F. CruzRoldán, Ferrer-Ballester and M. Angel, "Support vector machines applied to the detection of voice disorders," in Nonlinear Analyses and Algorithms for Speech Processing, 2005.

[18] William H. Press, Saul A. Teukolsky, "Savitzky-Golay Smoothing Filters". American Institute of Physics.

[19] Marco Barbato, Gianni Orlandi, and Massimo Panella, "Real-time Identification and Tracking Using Kinect Multimodal Interaction and Performance Analysis". Département de Information Engineering, Electronics and Telecommunications, Université de Rome "La Sapienza", Rome, Italy

[20] Loukhaoukha Khaled, "Quantification vectorielle des paramètre LSF (Line Spectral Frequencies) Application au codeur de parole (CELP)". Université SAAD DAHLAB Blida Institut D'Electronique.

[21] <https://physionet.org/content/voiced/1.0.0/>.

[22] M. MOKHTARI, fusion des images médicales par bandelette, mémoire fin d'étude à l'université de Tlemcen, 2014.

[23] Jeon, Hohyub, Yongchul Jung, Seongjoo Lee, and Yunho Jung. "Area-Efficient Short-Time Fourier Transform Processor for Time–Frequency Analysis of NonStationary Signals." *Applied Sciences* 10, no. 20 (2020).

[24] AMRANE ANIS ABDE EL AZIZ, " Détection de l'onde P de L'électrocardiogramme Par des algorithmes basés sur la transformée en Ondelette et modèle Markov caché " Thèse magistère en électronique Université de Skikda.

[25] S. Bensegueni, Développement de techniques utilisant les ondelettes pour l'analyse, la classification et le traitement du signal ECG, Thèse de doctorat à l'université des Frères Mentouri, Constantine, 2016

[26] Y. BENTALEB, Analyse par ondelettes des signaux sismiques : Applications aux ondes de surface, Thèse de doctorat à université Mohamed V – AGDAL, Faculté des sciences Rabat, 2007

[27] F. MEZIANI, analyse du degré de sévérité pathologique des signaux phonocardiogrammes (PCGs) par application des transformées d'ondelettes, Thèse doctorat à l'université de Tlemcen, 2013

[28] Bachiri Imane et Haddam Amina, Classification des anomalies cérébrales par le traitement de signal EEG, mémoire fin d'étude à l'université de Tlemcen, 2022.

[29] Mallat, S. A wavelet tour of signal processing, Academic Press, second edition, 1998

[30] B. BELAID, Développement d'outils d'analyse corrélative entre le signal Electroencéphalogramme (EEG) et le signal Electrocardiogramme (ECG) pour l'aide au diagnostic médical, Thèse de Doctorat à université de Tlemcen.

[31] P. Borne, M. Benrejeb and J. Haggège, Les réseaux de neurones : présentation et applications, Editions Technip, Paris, France, 150 pages, 2007.

