

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique



UNIVERSITE M'HAMED BOUGARA DE BOUMERDES
FACULTE DES SCIENCES
DEPARTEMENT DE PHYSIQUE/STRUCTURE INFOTRONIQUE
Domaine : **Sciences et techniques**
Filière : **Génie électrique**
Spécialité : **Imagerie et appareillage biomédicale**

MEMOIRE DE FIN D'ETUDES

Pour l'obtention du diplôme de

MASTER

Thème

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

Présenté par :

Melle. Nesrine BENAMMAR
Melle. Amina BOUTICHE

Dr. F. YKHLEF, Maitre de Recherche, CDTA
Dr. K. BAICHE, Maitre de Conférences, Université de Boumerdes

Promoteur
Co-promoteur

Boumerdés
Année universitaire 2015-2016

Remerciements

Notre prophète (que la prière d'Allah et son salut soient sur lui) a dit : Celui qui ne remercie pas les gens ne remercie pas Allah. Par ce hadith nous commençons notre remerciement.

*Nos premiers remerciements sont adressés à notre promoteur, **Dr.YKHLEF Fayçal**, Chef de l'équipe Traitement de Signal et Applications Médicales du CDTA, qui nous a proposé ce thème et nous a fait confiance malgré nos connaissances plutôt légères dans le domaine de traitement de signal. Nous le remercions pour son aide précieuse et ses judicieux conseils et pour le temps qu'il nous a consacré.*

Nous remercions la direction du Centre de Développement des Technologies Avancées, C.D.T.A et en particulier les dirigeants de la Division Architecture des Systèmes et Multimédias de nous avoir accueilli et d'avoir mis à notre disposition les conditions favorables pour la réalisation de ce présent travail.

*Nos remerciements vont également à notre co-promoteur, **Dr.BAICHE KARIM**, Chef de département d'Infotronique de l'université de Boumerdes, pour son suivi, sa disponibilité, sa patience et sa gentillesse.*

Nos sincères remerciements s'adressent également aux membres du jury président et examinateurs de nous avoir fait l'honneur d'évaluer ce modeste travail.

Nous devons un remerciement à tous les enseignants de l'université de Boumerdes pour leurs qualités scientifiques et pédagogiques.

Dédicace

Avec un énorme plaisir, un cœur ouvert et
une immense joie, que je dédie ce travail a mes très
chers, respectueux et magnifiques parents qui m'ont
Soutenus tout au long de ma vie ainsi à mon frère,
mes cousines, mon oncle Ahmed, ma chère tata Safia,
et en particulier à ma chère NaNa
A mon binôme Amina, avec mes souhaits de bonheur,
de santé et de succès
A tous mes amis, tous mes professeurs
A toute les personnes qui m'ont encouragé ou aidé au long de mes étude

Nesrine

Dédicace

*A mes chers parents,
Aucune dédicace ne saurait être assez éloquente pour
exprimer ce que vous mérités car rien au monde ne vaut vos efforts
fournis jour et nuit pour mon éducation et mon bien être. Ce
travail est le fruit de vos sacrifices que vous avez consentis pour
mon éducation et ma formation.*

*A mon cher mari Hamza,
Pour tout l'amour et le soutien que tu m'as offert.*

*A mes frères,
A ma sœur et son époux et leurs fils abd el raouf,
A mon binôme et mon amie Nesrine,
Pour tout les moments inoubliables que j'ai passés avec vous. Je
vous souhaite le sucée dans vos vie.*

*A tous ceux que j'aime et qui m'aiment.
Je dédie ce travail espérant avoir répondu à leurs souhaits de me
voir réussir.*

Amina

Résumé

Le travail que nous présentons dans ce mémoire consiste à concevoir un système d'aide au diagnostic qui permet l'identification des troubles vocaux à partir des ondes acoustiques. Le système proposé est basé sur la transformée en ondelettes continue et les statistiques d'ordre supérieur pour l'extraction d'attributs. Une échelle d'ondelette modifiée basée sur la gamme fréquentielle audiométrique de perception humaine a été exploitée. La technique de Fisher a été utilisée en vue de sélectionner les attributs. Ce système classe les sons de la voix en utilisant les machines à vecteurs de supports (En anglais : *Support Vector Machines - SVMs*). La décision finale consiste à indiquer s'il s'agit d'une voix saine ou pathologique. Les bases de données « *Saarbrücken Voice Database -SVD-* » et « *Massachusetts Eye & Ear Infirmary - MEEI* » ont été utilisées dans la partie expérimentale. Les mesures de performances utilisées dans cette étude sont : le taux de bonne classification (TBC), taux de vrais positifs (TVP), taux de vrais négatifs (TVN), la courbe ROC et l'AUC (Area Under roc Curve). Les résultats obtenus nous ont permis de donner des conclusions importantes sur les bases de données des voix pathologiques.

Mots clés : Troubles de la voix, analyse temps-fréquence, machines à vecteurs de supports.

Abstract

The work we present in this Master thesis aims at designing a diagnostic aid system for the identification of voice disorders using the acoustic waveforms. The proposed system is based on the continuous wavelet transform and the higher order statistics to perform feature extraction. A modified wavelet-scale based on the audiometric frequency range of human perception has been proposed. The Fisher discriminant ratio has been exploited to select the best feature set. This system classifies the voice sounds using the support vector machines (SVMs). The final decision is to indicate whether the speaker voice is healthy or pathological.

The Saarbrücken Voice Database (SVD) and the Massachusetts Eye & Ear Infirmary (MEEI) have been used in the experimentations. The performance measures used in this study are: the correct classification rate, the true positive rate, true negative rate, the ROC curve, and the Area Under Roc Curve (AUC). The obtained results showcase important findings about the pathological voice databases.

Keywords: Voice disorders, time-frequency analysis, support vector machines.

العمل المقدم في هذه الأطروحة يعتمد في تصميم نظام دعم التشخيصي الذي يسمح بتحديد اضطرابات الصوت انطلاقاً من الموجات الصوتية. ويستند النظام المقترح على نظرية تحويل الموجات المستمرة والإحصائيات المرتبة العليا لاستخراج مميزات الصوت. وقد تم تعديل مقياس الموجات وفقاً لمقياس قوة السمع. واستخدمت تقنية <فيشر> في تحديد باتخاذ القرار النهائي ما إذا كان الصوت صحي أو مصاب بمميزات الصوت. هذا النظام يقوم وذلك باستخدام طريقة شعاع الدعم الآلي. قواعد البيانات المستعملة في القسم التجريبي هم: "ماساتشوستس للعيون والأذن" و"قاعدة بيانات ساربروكنصوت" مقاييس الأداء المستخدمة في هذا العمل: منحنى "روك", ارتباك المصفوفة والخطأ التقدير. وسمحت النتائج التي تم توصل إليها بإعطاء استنتاجات هامة عن قواعد البيانات الأصوات المصابة.

كلمات المفاتيح: اضطرابات الصوت, تحليل زمن- تردد, شعاع الدعم الآلي.

Liste des acronymes et abréviations

APQ : *Amplitude Perturbation Quotient*
AUC : *Area Under Curve*
CWT: *Continuous Wavelet Transform*
CV :*Cross validation* (Validation croisée)
EGG: *Electroglottograph*
F₀ : *Fréquence fondamentale*
FDR : *Fisher Discriminative Ratio*
GNE: *Glottal to Noise Excitation*
GRBAS:*Grade of Roughness, Breathiness, Aesthenia and Strain*
HNR: *Harmonics to Noise Ratio*
HUPA: *Hôpital Universitario Príncipe d'Asturias*
LPC: *Linear Predictive Coding*
MEEI: *Massachusetts Eye & Ear Infirmary*
MFCC: *Mel Frequency Cepstral Coefficients*
NNE :*Normalized Noise Energy*
NA: *Nombre d'attribut*
PPQ: *Pitch Perturbation Quotient*
RBF: *Radial Basis Function*
ROC: *Receiver Operating Characteristic*
SLA: *Sclérose Latérale Amyotrophique*
SVD: *Saarbrucken Voice Database*
SVM: *Support Vector Machines*
SOS : *Statistique d'Ordre Supérieur*
TBC: *Taux de Bonne Classification*
TFCT: *Transformée de Fourier à Court Terme*
TFN: *Taux de Faux Négatifs*
TFP: *Taux de Faux Positifs*
TO : *Transformée en Ondelettes*
TOC : *Transformée en Ondelettes Continue*
TVN: *Taux de Vrais Négatifs*
VTI:*Voice Index Turbulence*

Table des matières

Remerciements	2
Dédicace	3
Résumé	5
Liste des acronymes et abréviations	7
Table des matières	8
Liste des figures	10
Liste des tableaux	10
Chapitre 1 : Introduction	11
1.1 Motivation	11
1.2 Contributions	11
1.3 Organisation du mémoire	12
Chapitre 2 : Généralités sur les troubles de la voix	13
2.1 Introduction	13
2.2 Mécanismes de production de la voix	13
2.3 Troubles de la voix	15
2.3.1 Définitions	15
2.3.2 Types de troubles	15
2.3.3 Symptômes généraux	16
2.4 Méthodes d'identification des troubles.....	16
2.4.1 Méthodes subjectives	16
2.4.2 Méthodes objectives	17
2.5 Bases de données des voix pathologiques	19
2.5.1 MEEI « Massachusetts Eye and Ear Infirmary »	20
2.5.2 SVD « Saarbrücken Voice Database ».....	20
2.6 Conclusion	21
Chapitre 3 : Identification des troubles de la voix à base de l'analyse temps-fréquence et des machines à vecteurs de supports	22
3.1 Introduction	22
3.2 Analyse temps-fréquence	22
3.2.1 Transformée de Fourier à court terme.....	22
3.2.2 Transformée en ondelettes	23
3.3 Machines à vecteurs de supports	26
3.3.1 Principe de fonctionnement.....	27
3.3.2 Linéarité et non linéarité	28
3.4 Méthode proposée.....	30
3.4.1 Bases de données.....	30

3.4.2	Normalisation des signaux	30
3.4.3	Extraction d'attributs.....	31
3.4.4	Normalisation d'attributs.....	35
3.4.5	Sélection d'attributs.....	35
3.4.6	Classification.....	36
3.5	Métriques d'évaluation	36
3.5.1	Matrice de confusion.....	36
3.5.2	Courbe ROC.....	37
3.5.3	AUC, l'aire sous la courbe	38
3.5.4	Validation croisée.....	38
3.6	Conclusion.....	39
	Chapitre 4 : Expérimentations, résultats et interprétations	40
4.1	Introduction	40
4.2	Logiciels de développement	40
4.3	Résultats expérimentaux.....	41
4.3.1	Bases de données.....	41
4.3.2	Prétraitement	42
4.3.3	Application de la TOC	43
4.3.4	Sélection d'attributs.....	45
4.3.5	Classification.....	48
4.4	Conclusion.....	55
	Chapitre 5 : Conclusions et perspectives	56
5.1	Conclusions	56
5.2	Perspectives	57
	Bibliographie.....	58
	Annexe A	63
	Les sons pathologiques de la base de données SVD.....	63
	Annexe B.....	74
	Les sons pathologiques de la base de données MEEI	74

Liste des figures

Figure 2.1 : Vue d'ensemble de l'appareil phonatoire	14
Figure 2.2 : Larynx.....	14
Figure 3.1 : Localisation temps-fréquence des fonctions d'une famille de Weyl-Heisenberg [23].	23
Figure 3.2 : Localisation temps-fréquence des ondelettes ($\alpha_0 > \alpha_1 > 0$) [20]	25
Figure 3.3 : Exemple de classification par SVM	27
Figure 3.4 : Exemple graphique de données linéairement séparables.....	29
Figure 3.5 : Exemple de transformation des données non linéaires dans un espace de dimension supérieure.....	29
Figure 3.6 : Organigramme du système d'aide au diagnostic	30
Figure 3.7 : Représentation d'échelle audiométrique modifiée	33
Figure 4.1 : Signal audio avant et après normalisation	42
Figure 4.2 : Représentation des coefficients de la TOC d'un signal audio (Db4)	43
Figure 4.3 : Représentation de la TOC en 3D (Db4) de (a) Hyperfonctionnelle dysphonie, (b)Dysphonie,(c)laryngitis, (d)Dysodie,(e)normal,(f)normal	44
Figure 4.4 : Matrice d'apprentissage.....	45
Figure 4.5 : Représentation graphique des attributs -base de données SVD-	46
Figure 4.6: Représentation graphique des attributs -base de données MEEI-	46
Figure 4.7: Représentation du TBC en fonction de (C, γ) sur la MEEI - <i>grid search</i> -	49
Figure 4.8 : Courbe ROC sur MEEI : a) : Avant la sélection d'attributs, b) : Après sélection des attributs	50
Figure 4.9 : Représentation du TBC en fonction de (C, γ) sur la SVD - <i>grid search</i> -	50
Figure 4.10: Courbe ROC sur la SVD a) Avant sélection d'attribut, b) Après sélection d'attribut	51

Liste des tableaux

Tableau 3.1 : Familles d'ondelettes.....	25
Tableau 3.2 : Matrice de confusion	37
Tableau 4.1 : Statistiques de la SVD	41
Tableau 4.2: Statistiques de la(MEEI) [37].....	42
Tableau 4.3: Performances de la méthode proposée en utilisant la base MEEI (en %) -en utilisant l'ensemble total d'attributs (avant sélection) et les 42 attributs les plus significatifs (après sélection) -	49
Tableau 4.4 : Performances de la méthode proposée en utilisant la base de données SVD (en %)–en utilisant l'ensemble total d'attributs (avant sélection) et les attributs significatifs (après sélection) -	51
Tableau 4.5 : Distribution des troubles diagnostiqués de la SVD.....	53
Tableau 4.6 : Distribution des troubles diagnostiqués de la MEEI [37]	54

Chapitre 1 : Introduction

1.1 Motivation

La communication vocale est une compétence essentielle requise dans le professionnel de l'homme ainsi que dans la vie personnelle. Les personnes souffrant des troubles vocales doivent faire face à de nombreuses difficultés dans leur vie quotidienne. Les troubles de la voix sont associées à des maladies respiratoires, nasale, du larynx et de neurones.

Ainsi, l'analyse et le diagnostic des troubles vocaux sont devenus une procédure médicale importante. Il existe une grande variété de techniques pour établir un bilan vocal de personnes atteintes des troubles de la voix, nous citons : l'interrogatoire avec le patient, l'examen endoscopique du larynx, le jugement perceptif de la qualité vocale et l'analyse instrumentale. Ces techniques nécessitent des ressources coûteuses, prennent beaucoup de temps et sont gênant pour les patients.

Afin de contourner ces problèmes, une nouvelle approche pour la détection objective des troubles vocaux a été proposée. Cette approche est basée sur des techniques de traitement de signal.

1.2 Contributions

Nous contribuons à concevoir un système automatique qui permet la détection des troubles vocaux à partir de la voix. Nous nous sommes focalisées sur deux volets essentiels : (i) la génération d'attributs¹ et (ii) la classification. Nous avons utilisé l'analyse temps-fréquence à base de la transformée en ondelettes continue pour projeter l'onde acoustique de la voix dans un nouvel espace de représentation en 3 dimensions.

Une échelle d'ondelettes adaptée a été proposée. Elle est basée sur une version modifiée de la gamme fréquentielle utilisée dans l'audiométrie tonale. Principalement, cette modification vise à inclure une sous bande fréquentielle de variation glottique qui est susceptible de détecter des indices de pathologies. L'extraction d'attributs est faite dans le domaine des ondelettes en utilisant les statistiques d'ordre supérieur.

¹Génération d'attributs : Extraction et sélection d'attributs dans un nouvel espace de représentation.

Nous utilisons la méthode de Fisher Discriminant Ration pour sélectionner les attributs pertinents. Nous classifions les sons de la voix en utilisant les Support Vector Machines (SVMs) à base d'un noyau Gaussien. La décision finale consiste à indiquer s'il s'agit d'une voix saine ou pathologique. Les bases de données « *Saarbrücken Voice Database -SVD-* » et « *Massachusetts Eye & Ear Infirmary - MEEI* » ont été utilisées dans la partie expérimentale pour mesurer : le TBC, TVP, TVN, la courbe ROC et l'AUC. Des conclusions importantes concernant ces bases de données ont été trouvées.

1.3 Organisation du mémoire

Le manuel est organisé comme suit :

Le deuxième chapitre : présent l'anatomie de production de la voix et le contexte d'étude des troubles vocales par une analyse acoustique et perceptive. Nous présentons une étude sur l'état de l'art des méthodes d'identification des troubles vocales ainsi que les différentes bases de données de voix pathologiques.

Le troisième chapitre : est consacré à la méthode proposée.

Le quatrième chapitre : comprend les résultats expérimentaux.

Le cinquième chapitre : comprend une conclusion générale et des perspectives.

Chapitre 2 : Généralités sur les troubles de la voix

2.1 Introduction

Les troubles de la voix peuvent toucher n'importe qui, mais sont plus répandus chez les individus qui font un usage vocal important dans leur vie quotidienne. Les enseignants, par exemple, sont des locuteurs principalement à risque de rencontrer des difficultés par rapport à leur voix.

Dans ce chapitre nous nous intéressons dans une première partie aux mécanismes de production de la voix. Dans la deuxième partie, les types de troubles vocaux ainsi que leurs symptômes sont présentés. Par la suite, un état de l'art sur les méthodes d'identification utilisées dans ce vaste domaine de recherche est présenté. Nous abordons par la suite une description des différentes bases de données des voix pathologiques. Nous terminons ce chapitre par une conclusion générale.

2.2 Mécanismes de production de la voix

La voix est le seul moyen de communication orale. Elle est possible grâce à la coordination de trois entités fonctionnelles qui doivent fonctionner en synergie[1] : (i) le larynx, (ii) le souffle phonatoire et (iii) les résonateurs.

- **Le larynx** et plus précisément les cordes vocales sont la source de la vibration sonore. Elles sont au nombre de deux, se rapprochent en phonation et s'ouvrent en respiration pour laisser l'air passer dans la trachée et les poumons (Figure 2.2).
- **Le souffle phonatoire** est la source d'énergie de la voix, elle est délivrée par la mise en pression de l'air inspiré dans les poumons par l'ensemble des muscles expiratoires : diaphragme et abdominaux essentiellement.

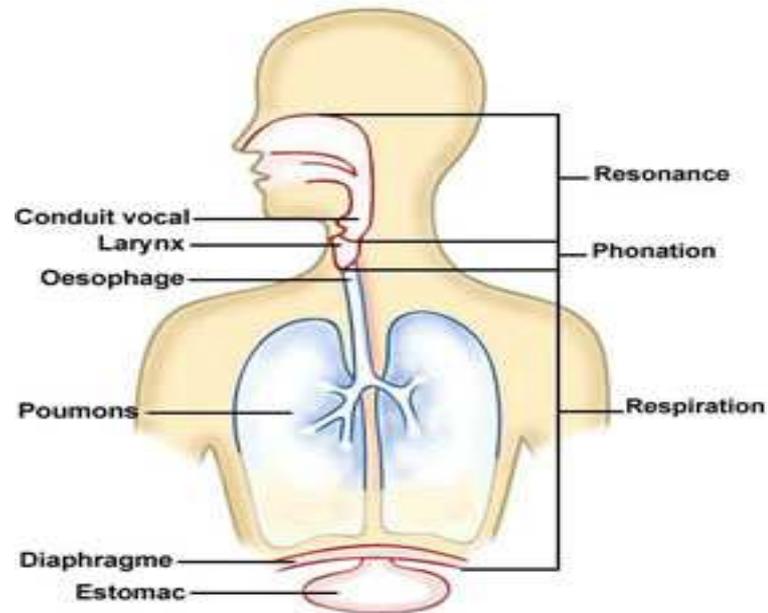


Figure 2.1 : Vue d'ensemble de l'appareil phonatoire

- **Les résonateurs :** la cavité buccale, le pharynx, les fosses nasales, ont à la fois un rôle d'articulateur des phonèmes de la parole mais aussi d'élaboration du timbre vocalique propre à chaque individu.

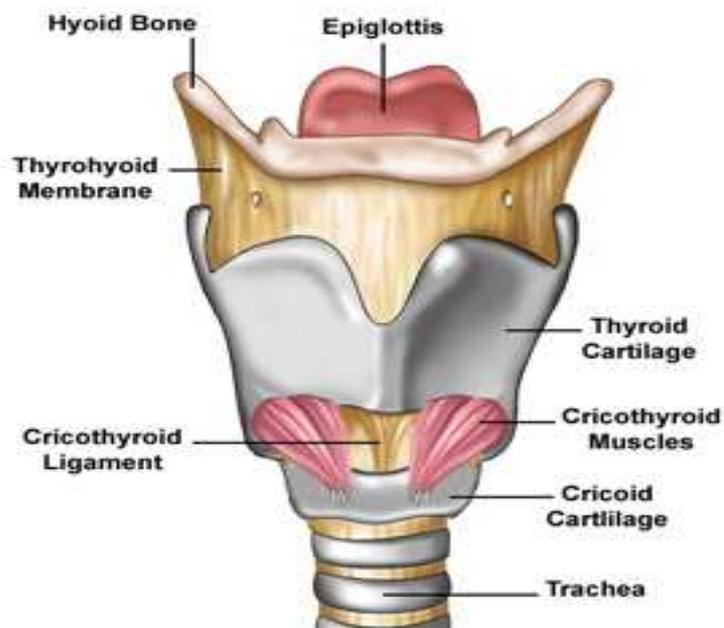


Figure 2.2 : Larynx

2.3 Troubles de la voix

2.3.1 Définitions

Un trouble de la voix est un changement dans la qualité de la voix normale pendant une longue période de temps. Si la qualité de la voix d'un locuteur X a changé et est resté ainsi pendant plus de deux semaines, c'est très probable que cette personne est atteinte d'un trouble de la voix. Le nom technique de cette maladie est la dysphonie (dis-foh-nee-a).

La plupart des personnes atteintes de troubles de la voix décrivent leur voix comme étant : « rauque », « fragile » ou « faible ». Beaucoup de gens disent aussi qu'ils ont un sentiment d'oppression / tension, la sécheresse ou une boule dans la gorge.

Les troubles de la voix peuvent se produire à tout le monde, mais sont plus fréquents chez les personnes qui utilisent leurs voix lourdement. Cela inclut des groupes comme les enseignants, les agents de centre d'appel, les chanteurs et surtout aussi chez les fumeurs.

Parfois, les gens disent que leur voix a empiré après une infection à la poitrine ou d'un stress événement et est resté mauvais. Un trouble de la voix 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 de quelque chose qu'ils sont nés avec, ou à cause de la façon dont ils utilisent leur voix [2].

2.3.2 Types de troubles

Les troubles de la voix se répartissent en trois grandes catégories : organiques, fonctionnels, ou une combinaison des deux [3].

2.3.2.1 Troubles organiques

Les troubles organiques de la voix se répartissent en deux groupes : structurels et neurologiques.

- **Structurels**

Les troubles structurels sont causés par une lésion du larynx (anomalie physique).

- **Neurologiques**

Les troubles neurologiques vocaux sont causés par un problème dans le système nerveux qui interagit avec le larynx. Lorsque le nerf est endommagé, il provoque une parésie (faiblesse) ou de paralysie (absence totale de mouvement) dans le pli vocal du côté affecté. D'autres troubles de la voix neurologiques sont liés à d'autres types de problèmes dans le

système nerveux central (Par exemple, la maladie de Parkinson, Dysphonie spasmodique, la myasthénie, la maladie de la SLA / Lou Gehrig)[3].

2.3.2.2 Troubles fonctionnels

Les troubles fonctionnels sont causés par le mauvais fonctionnement des muscles. Tous les troubles fonctionnels relèvent de la catégorie des dysphonies de la tension musculaire. (Par exemple la dysphonie de tension musculaire (général), constriction antéro-postérieure, hyperabduction).

2.3.3 Symptômes généraux

L'adulte ou l'enfant présente un ou plusieurs de ces symptômes [4] :

- Sensation de fatigue vocale,
- Besoin de faire des efforts pour parler,
- Manque de souffle,
- Sensation de boule dans la gorge,
- Douleurs,
- Présence de sécrétions,
- Raclement fréquent de la gorge,
- Toute autre sensation inconfortable.

2.4 Méthodes d'identification des troubles

Il existe deux méthodes d'identification des troubles de la voix : méthode subjective et méthode objective.

2.4.1 Méthodes subjectives

Le principe des méthodes subjectives est d'évaluer la voix uniquement à l'oreille, et d'estimer la quantité de dysphonie dans une voix. Il s'agit des méthodes d'évaluation vocale les plus couramment employées en clinique.

Il existe plusieurs échelles d'évaluations subjectives, comme exemple, nous avons choisi de décrire le GRBAS D'Hirano (1981) [5].

Il s'agit d'une échelle d'évaluation perceptive dont l'utilisation est largement recommandée par les cliniciens. L'évaluateur doit donner à chaque voix une note comprise entre 0 et 3, et ce pour chacun des critères de l'échelle qui suivent :

- **G(Grade)** le grade : cela correspond à une évaluation générale, globale de la qualité de la voix.

- **R(Roughness)** la raucité : il s'agit d'évaluer la raucité de la voix et toutes les altérations du timbre (éraillure, craquement), ainsi que la régularité des vibrations des plis vocaux.
- **B(Breathiness)** le souffle : c'est la composante du souffle dans la voix. Ici est cotée l'impression que produisent les voix dites voilées où soufflées. Cette caractéristique est liée directement à la présence d'une fuite d'air lors de la phonation.
- **A(Aesthenia)** la sensation de faiblesse : qui traduit un manque de puissance dans la voix liée à une intensité faible où au manque d'harmoniques aigues.
- **S(Strain)** la sensation de forçage : on observe ici le forçage vocal, l'hypertonie, en évaluant la sensation d'un effort important et d'une tension musculaire excessive lors de la production vocale.

Chaque paramètre est coté sur une échelle à 4 points. Le 0 correspond à l'état normale, sans raucité, 1 à une raucité légère, 2 à une raucité moyenne, et 3 à une raucité sévère. La société Japonaise fondatrice de cette échelle, a réalisé des enregistrements standards de voix typiques illustrant chaque paramètre de l'échelle. Une fois l'auditeur entraîné, la pratique de l'échelle est facile et rapide.

2.4.2 Méthodes objectives

2.4.2.1 Principe général

Les méthodes objectives consistent à trouver des mesures acoustiques susceptibles de quantifier le degré de pathologie des voix. Il s'agit principalement des méthodes d'analyse acoustique de la voix.

L'analyse acoustique est une méthode d'exploration non invasive de la voix fournissant des mesures quantitatives objectives sur un échantillon vocal. Les principaux paramètres altérés dans le cadre d'une dysphonie sont :

- La hauteur (ou fréquence Fondamentale (F_0)),
- La sonie (ou intensité),
- Le timbre : qui donne toute la couleur à la voix [6].

D'autres paramètres reflètent les perturbations de la parole comme le débit phonatoire et l'articulation.

L'état de l'art dans l'analyse acoustique permet d'estimer une grande variété de paramètres **à long et à court terme**. Ces paramètres représentent des mesures vocales bien connues dans le domaine de traitement de la parole [7].

Nous citons :

- Les paramètres à long terme :

Pitch, Jitter, Shimmer, Amplitude Perturbation Quotient(APQ), Pitch Perturbation Quotient (PPQ), Harmonics to Noise Ratio (HNR)[8], Normalized Noise energy (NNE)[9], Voice Index Turbulence (VTI), Glottal to Noise Excitation (GNE)[10], et bien d'autres.

- Les paramètres à court terme [7]:

LPC (Linear Predictive Coding) et les MFCCs (Mel Frequency Cepstral Coefficients).

2.4.2.2 Etat de l'art

Les études de la littérature montrent que la détection des troubles de la voix peut être effectuée par la combinaison des paramètres acoustiques à long terme avec des méthodes d'apprentissage supervisée, non supervisé ou semi supervisé. Cependant, l'estimation fiable des mesures acoustiques est basée généralement sur la détection précise de la fréquence fondamentale ; une tâche très difficile particulièrement pour les voix pathologiques (présence de certains niveaux de bruit sévères) [7].

Par ailleurs, d'autres chercheurs ont exploité les paramètres acoustiques à court terme dans leurs solutions. Nous citons le cas des MFCCs [11].

L'avantage principal de l'utilisation de ces paramètres est que leur estimation ne nécessite pas un calcul préalable de la fréquence fondamentale. En outre, leur inconvénient est lié à la prise en charge des effets de variations glottiques généralement présentes en basses fréquences et qui peuvent représenter des indices révélateurs de pathologie.

D'autres chercheurs ont proposé d'utiliser conjointement les paramètres à long termes et à court termes pour améliorer les performances de leurs systèmes [7].

Des travaux récents ont montré que les mesures acoustiques de pathologies peuvent être estimées à partir d'une représentation temps-fréquence du signal vocal [12]. Cette approche offre la possibilité d'avoir des informations quantitatives et qualitatives des variations temporelles, fréquentielles et même du niveau de bruit. Parmi ces représentations nous citons l'analyse de Gabor, le Matching Pursuit, les transformées en ondelettes (continues et discrètes) et les paquets d'ondelettes.

Nous citons quelques travaux :

P. Kukharchik et al.[13] ont remarqué une distorsion des Formants des sujets pathologiques par rapport aux sujets sains et cela dans un plan temps-fréquence obtenu par le biais d'une transformée en ondelette continue (En Anglais : Continuous Wavelet Transform :

CWT). Cette propriété a été exploitée par la suite pour extraire un ensemble d'attributs représentatifs. Une échelle dyadique a été utilisée afin de réduire la redondance de l'information issue d'une telle analyse. Le calcul des moyennes des coefficients dominants a été proposée pour extraire les vecteurs d'attributs significatifs qui ont été utilisés par une Machine à vecteurs de supports. L'approche a été validée sur une base de données locale constituée des sons prononcés par des sujets sains et pathologiques. Les résultats obtenus sont satisfaisants.

Hariharan et al.[14] ont mis l'accent sur le développement d'une approche de système expert hybride pour la détection efficace de la pathologie des cordes vocales en utilisant des échantillons vocaux compressés à partir de deux bases de données « MEEI » et « MAPACI ». L'extraction des paramètres acoustiques est basée sur les paquets d'ondelettes. Afin d'améliorer la capacité de discrimination de cette transformation, les auteurs ont proposé une approche de clustering pour la pondération des attributs à base de plusieurs méthodes tels que : k-means, fuzzy c-mean et le clustering soustractif. Quatre classifieurs différents ont été utilisés : Les machines à vecteurs de support (version à base des moindres carrés), les réseaux de neurones probabilistes, et la méthode de plus proche voisin. Cette approche a donné un bon taux de classification pour la détection des anomalies des cordes vocales.

A. Arjmandi et M. Pooyan[15] ont proposé une méthode d'identification des troubles de la voix à base des paquets d'ondelettes, l'analyse discriminante, l'analyse en composantes principales et les machines à vecteurs de support. L'entropie des six niveaux de décomposition a été utilisée pour extraire un vecteur d'attributs significatifs.

L'analyse discriminante et la décomposition en composantes principales ont été exploitées comme outils de réduction de la dimension. Les performances de la méthode ont été testées sur une base de données locale. Les résultats obtenus sont très satisfaisants.

2.5 Bases de données des voix pathologiques

Plusieurs bases de données ont été utilisées dans la littérature pour la tâche de classification des voix saines et pathologiques. Nous pouvons les classer en données publiques et privées. Les bases de données publiques peuvent être librement ou commercialement distribuées pour la communauté scientifique. Cependant, les bases de données privées ne sont pas disponibles puisqu'elles ont été enregistrées localement.

Comme il est impossible de comparer les résultats de la recherche lorsque les expériences sont réalisées avec des données privées, nous pouvons affirmer que les données publiques sont plus utilisées car elles permettent des comparaisons rapides. Des exemples de bases de données publiques sont : (i) Massachusetts Eye & Ear Infirmary (MEEI) [16], (ii) Saarbrücken voice Database (SVD) [17], (iii) MAPACI [18], (iv) et l'hospital Universitario Príncipe de Asturias (HUPA) à Alcalá de Henares [19].

2.5.1 MEEI « Massachusetts Eye and Ear Infirmary »

La base de données MEEI-KayPENTAX [16] a été réalisée en 1994. Elle a été développée et commercialisée par le laboratoire MEEI Voice and Speech Kay Elemetrics (maintenant KayPENTAX) Corp.

Les enregistrements se composent en phonation soutenue de la voyelle / ah / (53 normal et pathologique 657) et un énoncé de la première phrase du passage d'arc (53 normal et 662 pathologique).

Toutes les voyelles normales et 77 voyelles pathologiques sont échantillonnées à 50 kHz, tandis que les 580 voyelles pathologiques restantes sont échantillonnées à 25 kHz. La fréquence d'échantillonnage des phases n'est pas fixe pour la plupart des sons [16]. Au cours des dernières années, la base de données MEEI a été la base la plus utilisée pour la recherche dans la classification des voix pathologiques.

2.5.2 SVD « Saarbrücken Voice Database »

Cette base de données est une collection d'enregistrements de voix de plus de 2000 personnes. Elle est disponible gratuitement en ligne [17]. Une session d'enregistrement contient :

- Les voyelles /a/, /i/ et /u/ produit à un ton normal, haut et bas.
- Une phrase en allemand « Guten Morgen, wie geht es Ihnen? » qui signifie « Bonjour, comment vas-tu? ».
- L'Electroglottograph (EGG) de tous les enregistrements.

La durée des voyelles varie entre 1 et 3 secondes. La Fréquence d'échantillonnage des enregistrements est de 50 kHz. Environ 71 pathologies différentes sont incluses dans cette base de données.

2.6 Conclusion

L'étude accomplie dans ce chapitre, nous a permis de découvrir les différents types de pathologies ainsi que leurs symptômes. Elle nous a aussi permis de comprendre les différentes méthodes d'évaluation.

Dans le prochain chapitre, nous présenterons un système automatique d'aide au diagnostic des troubles de la voix à base des méthodes d'analyse temps-fréquence et des machines à vecteurs de support.

Chapitre 3 : Identification des troubles de la voix à base de l'analyse temps-fréquence et des machines à vecteurs de supports

3.1 Introduction

La voix est le résultat d'une coordination du larynx, conduit vocal, la langue et les lèvres. Chez une personne atteinte des troubles vocales, cette coordination est altérée. La voix peut être enrrouée, voilée, cassée où devenir plus grave, plus faible. Ces altérations représentent des indices d'une pathologie.

Dans ce chapitre, nous proposons un système d'aide au diagnostic qui vise à identifier si le locuteur est atteint de troubles d'articulations vocales ou pas.

Nous définissons dans les deux premières sections de ce chapitre l'analyse temps fréquence et les SVMs. Par la suite, nous présentons notre système global. Les deux sections restantes sont consacrées aux métriques d'évaluation et à une conclusion générale.

3.2 Analyse temps-fréquence

Quand on cherche à analyser un signal, il est très fréquent qu'on établisse, de manière explicite ou implicite, une représentation temps-fréquence de ce signal [20]. Bien que plusieurs représentations temps-fréquences ont été proposées dans la littérature, nous nous focalisons dans ce chapitre sur deux transformées : (i) La transformée de Fourier à court terme (TFCT) et la Transformée en Ondelettes (TO).

3.2.1 Transformée de Fourier à court terme

L'analyse de Fourier à court terme est restreinte à une portion du signal délimitée par une fenêtre $g(t)$, lisse et bien localisée autour de l'instant $t = 0$, qu'on fait glisser au long de l'axe temporel.

La transformation ainsi obtenue s'exprime par :

$$Sc(v, b) \int_{-\infty}^{+\infty} s(t)g(t - b)e^{-i2\pi vt} dt = \langle s, g(t - b)e^{i2\pi vt} \rangle \quad (3.1)$$

La quantité $|Sc(v, b)|^2$ est appelé **spectrogramme** de $s(t)$ et fournit une indication sur la quantité d'énergie présente dans le signal autour de la fréquence v et de l'instant b .

Quand on analyse un signal, il est important de connaître les localisations en temps et en fréquence des fonctions sur lesquelles on le décompose. Dans le cas présent, ces fonctions appartiennent à la famille (dite de Weyl-Heisenberg) $\{g(t - b)e^{i2\pi vt}, (b, v) \in \mathbb{R}^2\}$. La fonction $g(t)$ peut être caractérisée par deux intervalles :

$$\left[-\frac{\Delta t}{2}, \frac{\Delta t}{2}\right] \text{ et } \left[-\frac{\Delta f}{2}, \frac{\Delta f}{2}\right]$$

Ces intervalles définissent un pavé du plan temps-fréquence. En translatant $g(t)$ de b en temps, on induit simplement un déplacement de b de ce pavé suivant l'axe temporel, alors que la modulation par $e^{i2\pi vt}$ correspond à un déplacement de v de ce pavé suivant l'axe fréquentiel (Figure 3.1).

Compte tenu du principe d'incertitude de Gabor-Heisenberg [21], il est impossible d'avoir à la fois une localisation parfaite en temps et en fréquence (c'est-à-dire une fenêtre de temps plus courte améliore la localisation de temps en résultant en moins bonne résolution de fréquence. A l'inverse, une fenêtre de temps plus longue améliore la résolution de fréquence en résultant en moins bonne résolution temporelle [22]).

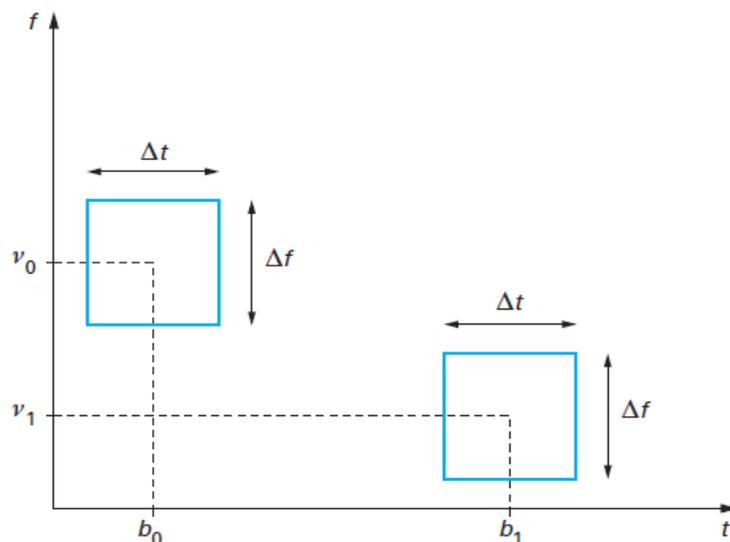


Figure 3.1 : Localisation temps-fréquence des fonctions d'une famille de Weyl-Heisenberg[23].

3.2.2 Transformée en ondelettes

L'analyse d'ondelettes (cas de la Transformée en Ondelettes Continue -TOC- ou en Anglais : *Continues Wavelet Transform- CWT*) est faite d'une manière semblable à l'analyse de la TFCT. Le signal est multiplié par une fonction, *ondelette*, semblable à la fonction de fenêtre dans la TFCT.

La différence principale entre la *TFCT* et la transformée en ondelettes est que dans le cas de *TOC*, la largeur de la fenêtre sera changée pendant la transformation et sera calculée pour chaque fréquence [24].

Bien que plusieurs transformées existent dans la littérature du traitement de signal (nous citons : la transformée en ondelettes continue, la transformée en ondelettes discrète, paquets d'ondelette et trames), nous nous focalisons dans ce chapitre sur la transformée continue vue que nous l'avons choisi pour la conception de la méthode d'identification des troubles vocaux.

3.2.2.1 Transformée en ondelettes continue

La transformée en ondelettes constitue une alternative à l'analyse temps-fréquence. La transformée continue en ondelettes est donnée par :

$$C(a, b) = \langle s, |a|^{1/2} \psi(a(t - b)) \rangle, a \neq 0 = |a|^{1/2} \int_{-\infty}^{+\infty} s(t) \psi(a(t - b)) dt \quad (3.2)$$

La quantité $|C(a, b)|^2$ est appelée **scalogramme** de $s(t)$.

Si l'on compare les formules (3.1) et (3.2), on observe que la famille de fonctions $\{|a|^{1/2} \psi(a(t - b)), (a, b) \in \mathbf{R}^* \times \mathbf{R}\}$ se substitue ici à la famille de Weyl-Heisenberg. Cette famille de fonctions est formée de **dilatées/contractées** (selon que $|a| < 1$ ou $|a| > 1$) et **translatées** de $\psi(t)$.

On dit qu'il s'agit d'une **famille d'ondelettes** dont $\psi(t)$ est l'**ondelette mère**. Notons que le facteur $|a|^{1/2}$ joue seulement le rôle d'un terme de normalisation assurant que chaque ondelette de la famille est de même énergie $\|\psi\|^2$.

Supposons que $\psi(t)$ soit associée au pavé :

$$\left[-\frac{\Delta t}{2}, \frac{\Delta t}{2}\right] \times \left[\bar{f} - \frac{\Delta f}{2}, \bar{f} + \frac{\Delta f}{2}\right]$$

Dans le demi-plan temps-fréquence correspondant aux fréquences positives, étant la fréquence moyenne sur le demi-axe des fréquences positives. L'ondelette $|a|^{1/2} \psi(a(t - b))$ est localisée temporellement autour de l'instant b , qui est appelé **paramètre de localisation**.

Quand « a » varie, l'ondelette change d'échelle, ce qui lui permet de couvrir différentes bandes de fréquence.

Par exemple, si $a > 1$, la contractée $\psi(a t)$ de l'ondelette mère a un support plus étalé en fréquence, $[\alpha \bar{f} - \alpha \frac{\Delta f}{2}, \alpha \bar{f} + \alpha \frac{\Delta f}{2}]$, et plus étroit en temps, $[-\frac{\Delta t}{2a}, \frac{\Delta t}{2a}]$.

Une valeur élevée de $|a|$ correspond à des échelles fines ou à des hautes fréquences alors qu'une faible valeur correspond à des échelles grossières ou à de basses fréquences (Figure 3.2).

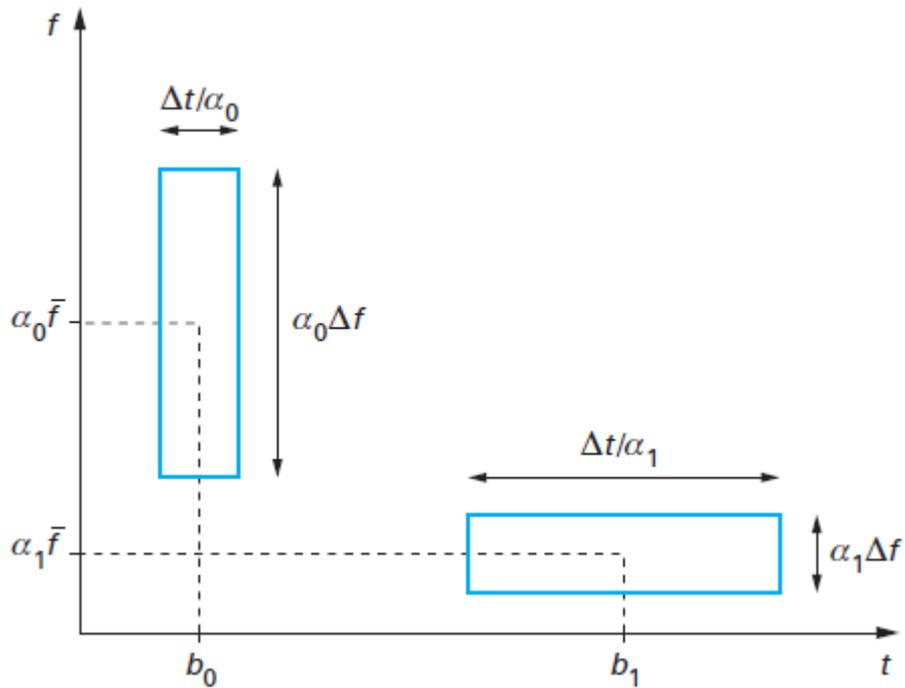


Figure 3.2 : Localisation temps-fréquence des ondelettes ($\alpha_0 > \alpha_1 > 0$)[20].

3.2.2.2 Familles d'ondelettes

Il existe plusieurs familles d'ondelettes. Chacune d'entre-elles possède des propriétés spécifiques de localisation temps-fréquence. Le Tableau 3.1 donne une liste illustrative des familles d'ondelettes. La référence [24] donne plus de détails sur ces familles.

Tableau 3.1 : Familles d'ondelettes

Nom des familles d'ondelettes	Abréviations
Ondelette de Haar	<i>Haar</i>
Ondelettes de Daubechies	<i>Db</i>

Ondelettes Symlets	<i>Sym</i>
Ondelettes Coiflets	<i>Coif</i>
Ondelettes biorthogonales	<i>Bior</i>
Ondelette de Meyer	<i>Meyr</i>
Ondelettes gaussiennes	<i>Gaus</i>
Ondelettes gaussiennes complexes	<i>Cgau</i>
Chapeau mexicain	<i>Mexh</i>
Ondelette de Morlet	<i>Morl</i>
Ondelette de Morlet complexe	<i>Cmor</i>
Ondelettes de Shannon complexes	<i>Shan</i>

3.2.2.3 Choix de la meilleure famille

Le critère de choix de la meilleure ondelette reste un problème à déterminer. Malheureusement, il n'y a pas d'ondelette qui soit meilleure que les autres, tout dépend de l'application. Dans certains cas, l'ondelette la plus simple (Haar) sera optimale. Pour d'autres applications, ce sera le pire des choix possibles. Le choix de la meilleure ondelette se base sur **la forme de l'ondelette analysante**, plus la fonction ressemble à l'événement à traiter, plus l'analyse sera efficace [25], [26].

3.3 Machines à vecteurs de supports

Les machines à vecteurs supports « En Anglais : Support Vector Machines (SVMs) » (ou séparateurs à vaste marge) proposées par Vapnik[27] en 1995 sont un ensemble de techniques d'apprentissage destinées à résoudre des problèmes de :

- (i) Classification (Discrimination) : c'est-à-dire décider à quelle classe appartient un échantillon,
- (ii) Régression [27] : c'est-à-dire prédire la valeur numérique d'une variable.

Dans notre étude nous nous focalisons sur la classification.

Les SVMs sont devenus un outil populaire pour la classification discriminante. Un domaine passionnant de l'application récente des SVMs est dans le traitement de la parole. Ces modèles ont une stratégie de modélisation nettement différente dans la détection de troubles de la voix, par rapport à d'autres méthodes de classification reportées dans la littérature [7].

3.3.1 Principe de fonctionnement

La méthode SVM suit une procédure particulière pour trouver la séparation des hyperplans avec la plus grande marge entre deux classes [28]. Dans la forme la plus simple, où les deux classes sont linéairement séparables comme représentée sur la Figure 3.3, cette méthode essaie de trouver un hyperplan discriminatif :

$$\mathbf{w} \cdot \mathbf{x} + \mathbf{b} = 0 \tag{3.3}$$

Avec la plus grande distance possible entre les données d'apprentissage des deux classes.

Tel que : w : Vecteur des poids ($w_1, w_2, w_3, \dots, w_n$).

X : Vecteur des attributs ($x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$).

b : Seuil du séparateur linéaire

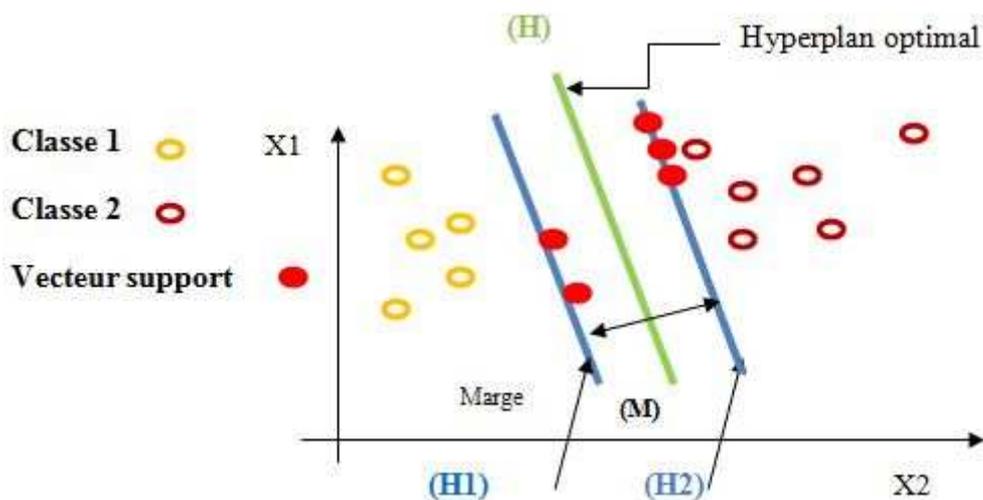


Figure 3.3 : Exemple de classification par SVM

Hyperplan

On appelle *hyperplan séparateur* (H) un hyperplan qui sépare les points d'apprentissage de deux classes données (1 et 2). Les deux hyperplans (H_1) et (H_2) sont appelés hyperplans canoniques (Figure 3.3).

Vecteurs de supports

La détermination de l'hyperplan est basée seulement sur les points situés sur la Frontière entre les deux classes de données (parmi l'ensemble total d'apprentissage). Ces points sont appelés *vecteurs de supports*.

Marge

Il existe une infinité d'hyperplans capable de séparer parfaitement les deux classes d'exemples. Le principe des SVMs est de choisir celui qui va maximiser la distance minimale entre l'hyperplan et les exemples d'apprentissage (i.e. la distance entre l'hyperplan et les vecteurs supports), cette distance est appelée la marge. Le fait d'avoir une marge plus large procure plus de sécurité lorsque l'on classe un nouvel exemple [29].

- La distance de l'hyperplan de séparation est : $\frac{1}{\|w\|}$
 - La marge est égale à $\frac{2}{\|w\|}$
 - La distance de l'hyperplan à l'origine est égale à : $\frac{b}{\|w\|}$
- $\|w\|$ Fait référence à la norme du vecteur w .

3.3.2 Linéarité et non linéarité

a) SVM linéaire

Un classificateur est dit linéaire lorsqu'il est possible d'exprimer sa fonction de décision par une fonction linéaire. Dans la suite, nous supposons que nos exemples sont donnés dans un format vectoriel. Notre espace d'entrée x est composé de n composantes.

Si les données sont linéairement séparables, alors il existe un hyperplan d'équation (Figure 3.4).

$$\langle w, x \rangle + b = 0 \quad (3.4)$$

$$\langle w, x \rangle + b \geq 1 \quad \text{si } y_i = +1 \quad (3.5)$$

$$\langle w, x \rangle + b \leq -1 \quad \text{si } y_i = -1 \quad (3.6)$$

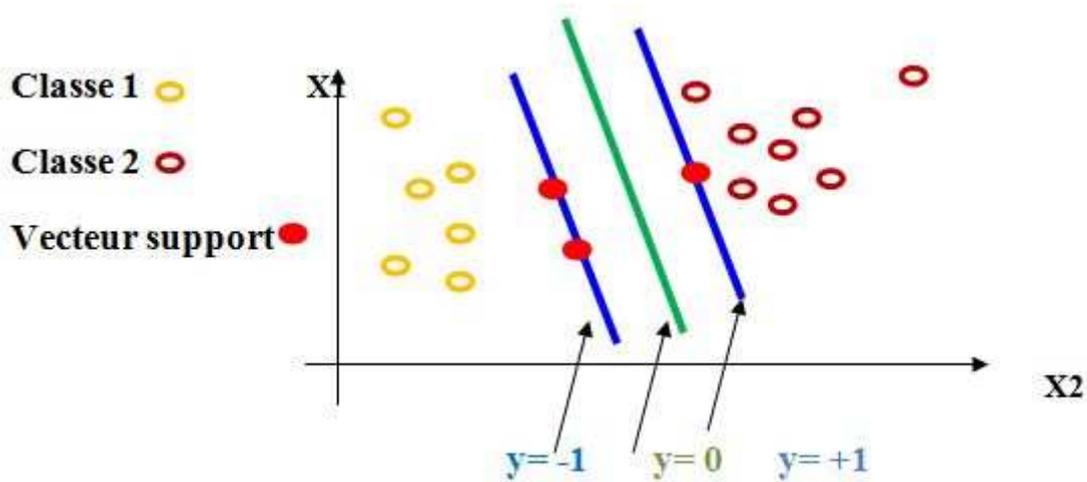


Figure 3.4 : Exemple graphique de données linéairement séparables

b) SVM non linéaire

Le SVM non linéaire transforme l'espace d'entrée d'origine dans un espace caractéristique de dimension supérieure. En introduisant une fonction noyau (Kernel) (ϕ) dans le nouvel espace de dimension supérieure (Figure 3.5).

Dans cet espace, il est plus probable que les données ont une distribution linéaire.

L'équation de l'hyper plans est la suivante [27]:

$$H(x) = w \cdot \phi(x) + b \quad (3.8)$$

Vapnik [27] a montré que toute fonction satisfaisant les conditions d'admissibilité peut être utilisée comme noyau.

Parmi les noyaux les plus utilisés pour la classification, nous citons: Le noyau linéaire, le noyau polynomial et le noyau Gaussien (*En Anglais: Radial Basis Function -RBF*)

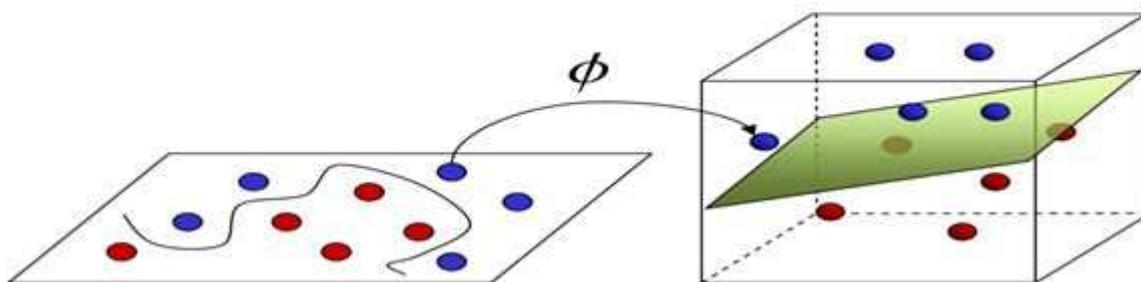


Figure 3.5 : Exemple de transformation des données non linéaires dans un espace de dimension supérieure

3.4 Méthode proposée

La méthode que nous avons proposée est représentée sur le schéma suivant :

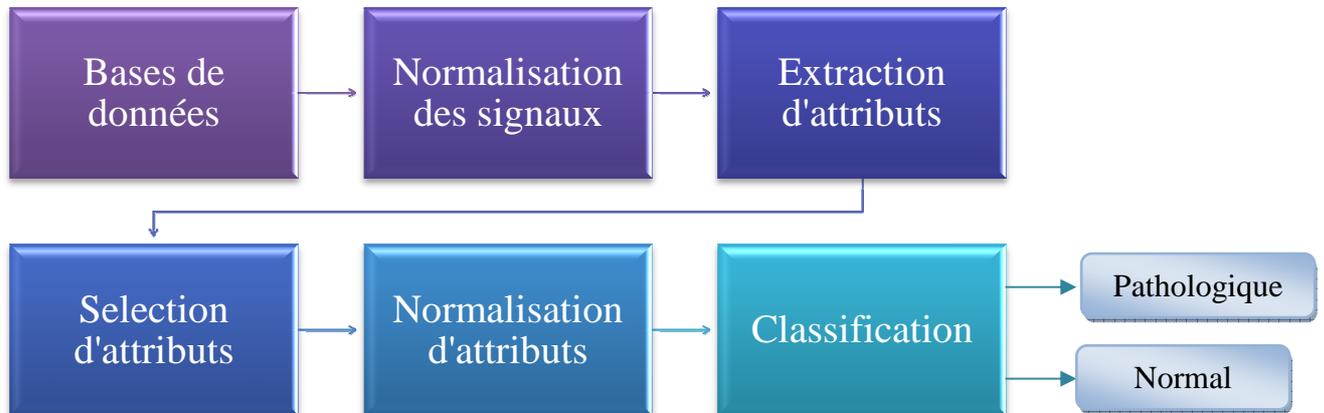


Figure 3.6 : Organigramme du système d'aide au diagnostic

Le système est constitué des modules suivants :

3.4.1 Bases de données

Le système proposé est à base des machines d'apprentissage. A cet effet, des données sonores « labélisées » doivent être utilisées pour extraire les attributs pertinents et construire les modèles de prédiction/classification.

Dans notre cas, deux bases de données internationales des voix pathologiques ont été utilisées : (i) la base MEEI et (ii) la SVD.

Ces bases de données sont équilibrées en termes de : genre, âge et nombre d'échantillons normaux et pathologiques. Plus de détails sur les données seront reportés dans le chapitre suivant.

3.4.2 Normalisation des signaux

Comme nos données « les ondes vocales acoustiques » sont des signaux temporaires alors, il est nécessaire de prétraiter les valeurs d'entrée pour qu'elles aient la même influence sur la construction de notre modèle de classification.

Dans notre étude, nous avons choisi de standardiser nos signaux par la normalisation des moyennes et variances, de sorte que le signal normalisé possède une moyenne nulle et une variance unitaire. Nous avons utilisé la méthode Z-score [30].

$$S = \frac{s-\mu}{\sigma} \quad (3.9)$$

s : signal vocal,
 μ : moyenne de s,
 σ : écart type de s,
 S : signal normalisé.

3.4.3 Extraction d'attributs

La méthode que nous avons proposée pour l'extraction d'attributs est basée sur la transformée en ondelettes continue (TOC) et les Statistiques d'Ordre Supérieur (SOS) (Figure 3.7).

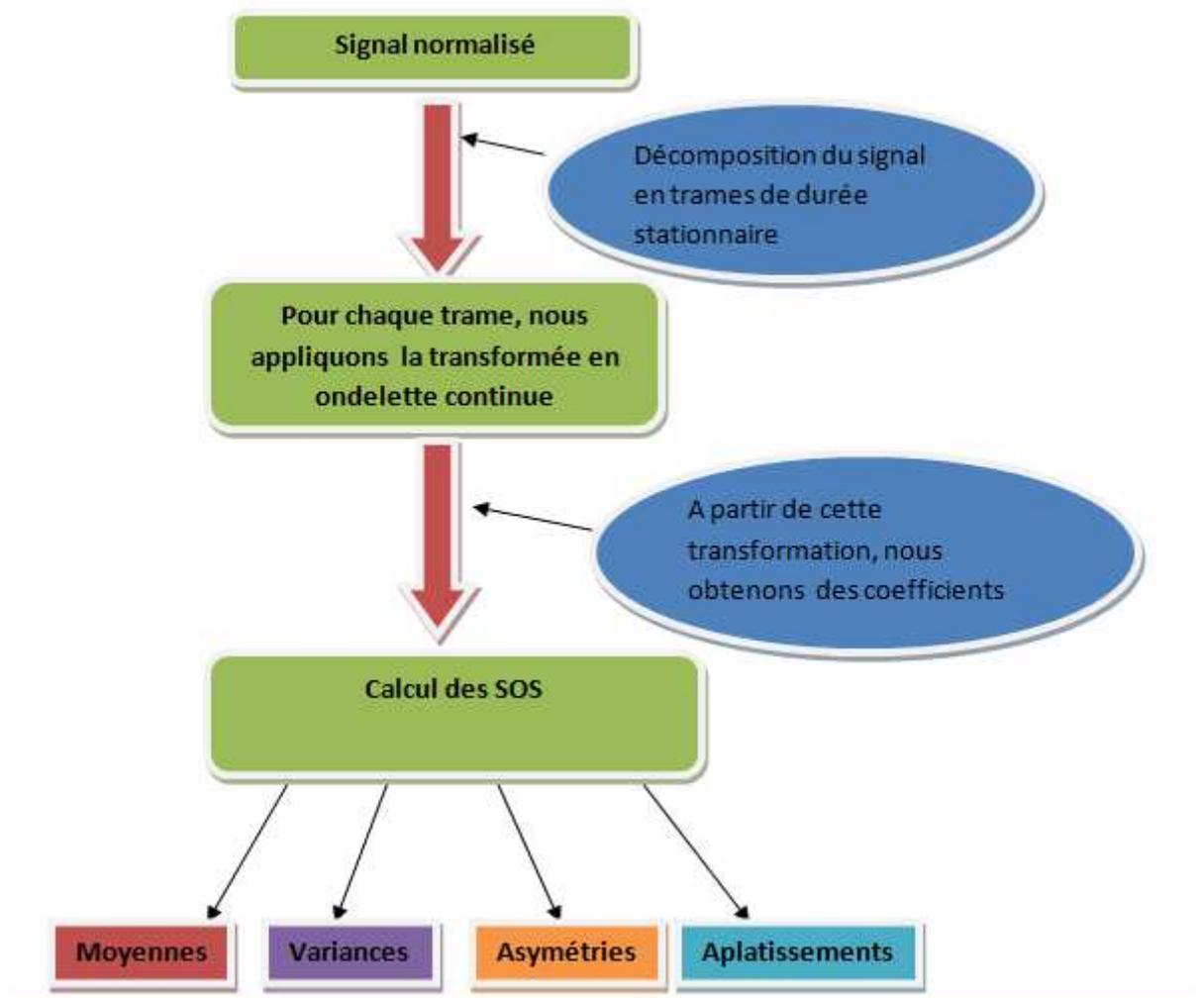


Figure 3.7 Organigramme d'extraction d'attributs

1^{er} point : Décomposition du signal

Nous décomposons le signal normalisé en trames de 30ms décalées chaque 10ms du fait que celui-ci est connu comme un signal non-stationnaire.

2ème point : Choix de l'ondelette mère

Pratiquement, le choix de la meilleure ondelette se base sur la forme d'ondelette analysante. Après plusieurs tests sur les familles d'ondelette, nous avons choisi d'utiliser les ondelettes de « Daubechies » d'ordre²4 vue qu'elle permet d'avoir une bonne résolution en temps et en fréquence.

3ème point : Choix du meilleur intervalle d'échelle

L'échelle d'analyse (*scale*) est donnée par un intervalle qui varie de 1 jusqu'à N (nombre d'échelles).

Dans notre approche, nous avons utilisé une gamme fréquentielle inspirée de l'analyse audiométrique (de perception humaine) pour choisir les échelles désirées de la TOC « *scales* ». La gamme fréquentielle de l'analyse audiométrique est donnée comme suit [31] :

✓ [125, 250 500 1k 2k 4k et 8k] Hz.

Vu que nous nous intéressons à l'identification des pathologies glottiques, il est important d'élargir cette bande fréquentielle pour avoir une bonne résolution.

Nous avons utilisé une suite fréquentielle modifiée en vue d'inclure :

- La sous bande fréquentielle de variations glottiques [70-600Hz].
- Une fréquence qualitative « 1.2kHz » pour tenir en compte des variations en hautes fréquences.

Cette gamme est susceptible de détecter des indices de pathologies (Figure 3.7).

Notre gamme fréquentielle est donnée comme suit :

✓ [75 125 175 200 250 300 350 400 450 500 550 600 650 1k 2k 4k 8k 12k]Hz.

²Le choix de l'ordre optimal nécessite plusieurs tests expérimentaux. Nous avons choisi un ordre fixe pour faciliter l'approche proposée.

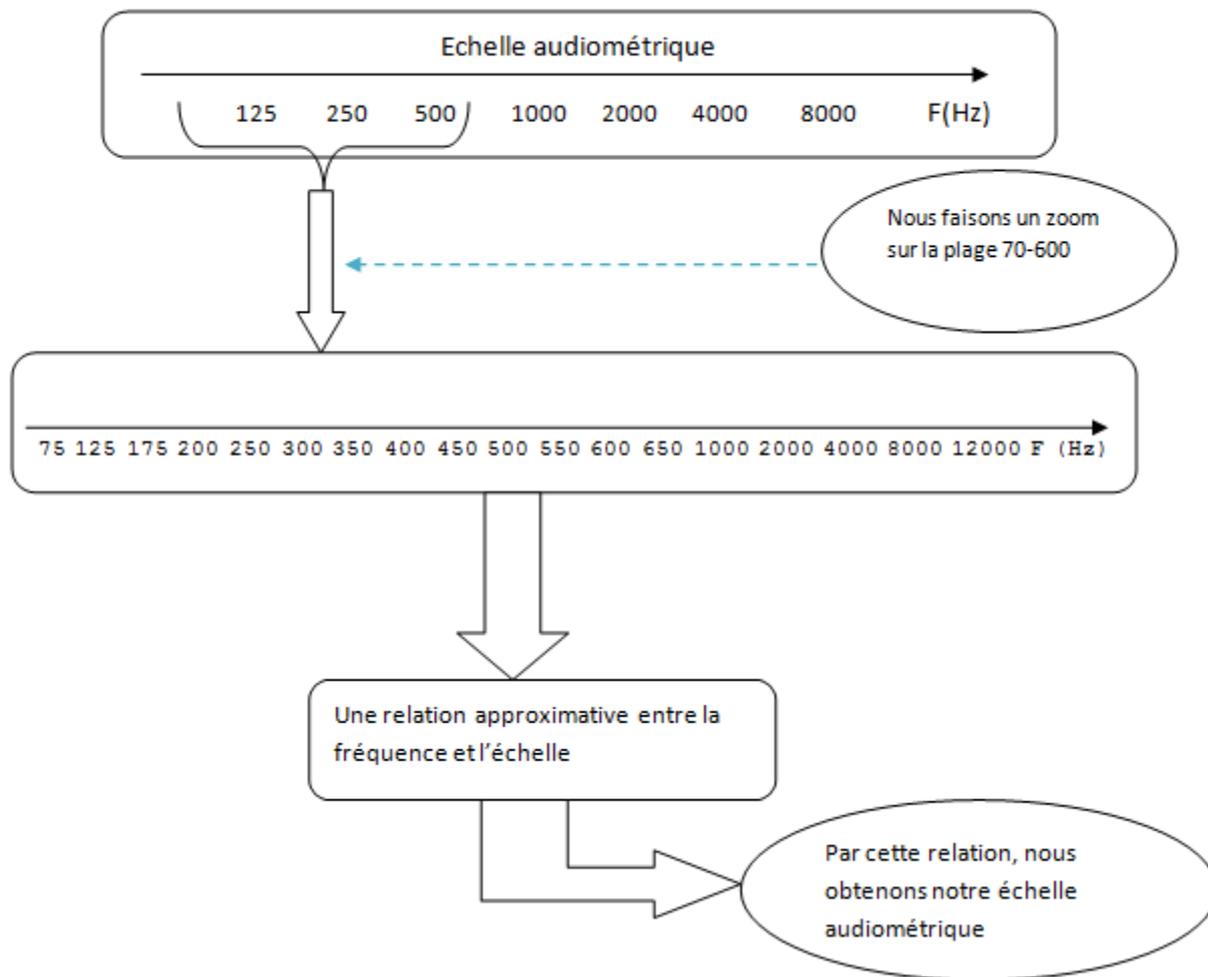


Figure 3.7 : Représentation d'échelle audiométrique modifiée

Après que nous obtenons la gamme fréquentielle désirée, une transformation fréquence-échelle est effectuée par l'équation (3.10).

$$\text{Scale} = \frac{F_0 * T}{\text{Frq}} \quad (3.10)$$

Scale : l'échelle de l'ondelette,

F_0 : fréquence fondamentale de l'ondelette choisie,

Frq : gamme fréquentielle,

T : période d'échantillonnage.

4^{ème} point : Calcul des SOS

Les SOS sont calculés pour tous les coefficients d'ondelettes du nième échelle (18 échelles différents).

✓ SOS (statistiques d'ordre supérieur)

Les statistiques d'ordre supérieur (SOS) sont les moments d'ordre élevé. Elles donnent une description plus complète des données et de leurs propriétés statistiques. Nous appliquons cette méthode dans le but de prendre des mesures statistiques des coefficients temporaires d'ondelettes issus d'une TOC. Le schéma ci-dessous montre comment nous obtenus le vecteur d'attributs (Figure 3.8).

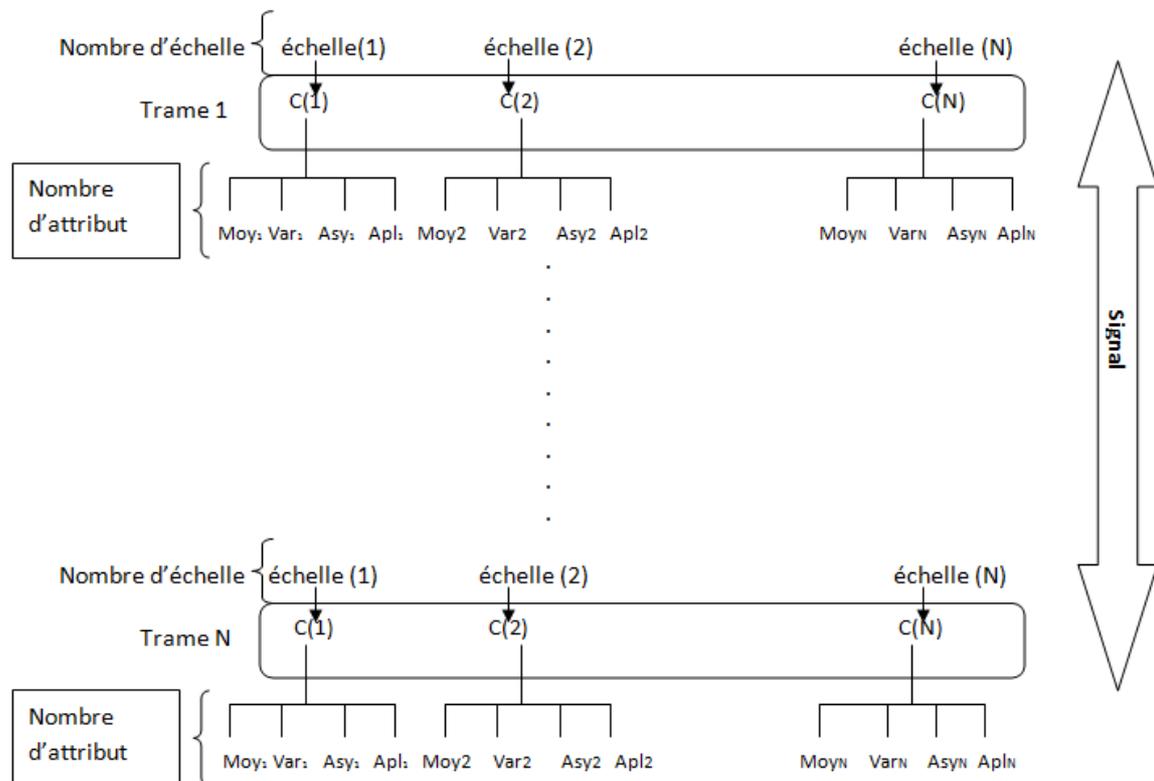


Figure 3.8 : Représentation du vecteur d'attribut à partir des paramètres de SOS

Les expressions de la moyenne, variance, asymétrie, aplatissement sont données comme suit[32] :

$$\text{Moyenne : } Moy = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N C_i \quad (3.11)$$

$$\text{Variance : } Var = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N |C_i - Moy|^2 \quad (3.12)$$

$$\text{Asymétrie : } Asy = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Ci - Moy)^3}{\left(\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Ci - Moy)^2} \right)^3} \quad (3.13)$$

$$\text{Aplatissement : } Apl = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Ci - Moy)^4}{\left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Ci - Moy)^2 \right)^2} \quad (3.14)$$

Ci : Coefficient du ième échelle,

N : Nombre d'échelles (dans notre cas $N=18$).

Ainsi, nous avons 18 échelles et 4 mesures statistiques. Le vecteur d'attributs est donné par 72 mesures différentes.

3.4.4 Normalisation d'attributs

En appliquant la méthode de mise à l'échelle min-max sur le vecteur d'attributs, il sera normalisé dans une plage fixe de -1 à 1. Cette normalisation est donnée par l'équation suivante :[33]:

$$X_{\text{norm}} = \frac{X - X_{\text{min}}}{X_{\text{max}} - X_{\text{min}}} \quad (3.15)$$

X_{norm} : Le vecteur d'attribut normalisé,

X : Le vecteur d'attribut,

X_{max} : La valeur maximale du vecteur d'attribut,

X_{min} :La valeur minimale du vecteur d'attribut.

3.4.5 Sélection d'attributs

La sélection des attributs est une approche qui permet de choisir le meilleur ensemble d'attributs utilisés en vue d'une classification. Cette étape a pour objectif de faciliter l'apprentissage et de réduire la complexité de calcul [34].

Il ya plusieurs techniques de sélection, nous avons utilisé la technique de Fisher (FDR – Fisher Discriminative Ratio) [33]. Cette méthode est utilisée pour trouver les attributs les plus pertinents pour la détection de pathologies. Le FDR est calculé à partir de l'équation suivante[35] :

$$FDR = \frac{(\text{moyn}(i) - \text{moyp}(i))^2}{\text{ecartn}(i)^2 + \text{ecartp}(i)^2} \quad (3.16)$$

Où $moyn$ et $moyp$ représentent la moyenne de l' i ème attribut pour les classes normales et pathologiques, respectivement.

$ecartn$ et $ecartp$ représentent la variance du i ème attribut pour les classes normales et pathologiques, respectivement. « i » représente l'indice d'attribut.

3.4.6 Classification

Pour différencier des patients normaux (sains) de classe(0) à d'autres patients malades de classe (1) nous avons utilisé **les SVMs**.

La stratégie suivie pour construire un modèle de classification se résume en 4étapes :

- **Etape 1 : vecteur d'entrée**

Construire le vecteur d'entrée normalisé à partir des données d'apprentissage (attributs) des deux classes de départ.

- **Etape 2 : Sélection du noyau**

La sélection du noyau est une étape très importante car le bon choix de noyau(kernel), et de ces paramètres (C et sigma), est un facteur important pour avoir une bonne classification. Pour cela, le noyau RBF (cas non linéaire) est choisi.

- **Etape 3 : Optimisation des paramètres C et sigma**

L'objectif de cette étape est d'identifier le couple optimal (C, γ), de sorte que le classificateur peut prédire avec une bonne précision des données nouvelles de catégorie inconnue. La méthode d'optimisation que nous avons utilisée s'appelle « *grid-search* ». Elle est utilisée en conjonction avec la validation croisée (voir la section suivante).

- **Etape 4 : Construction du modèle de classification.**

A partir des étapes précédentes, le modèle de classification (prédiction) sera estimé par la méthode SVM. Il sera utilisé par la suite pour le test de nouvelles instances.

3.5 Métriques d'évaluation

3.5.1 Matrice de confusion

L'évaluation de la classification est basée sur un tableau à deux dimensions, appelé matrice de confusion. Cette matrice trie tous les cas du modèle en catégories, en déterminant si la valeur prédite correspondait à la valeur réelle. Tous les cas dans chaque catégorie sont ensuite comptés et les totaux sont affichés dans la matrice [34].

Tableau 3.2 : Matrice de confusion

	Décision Positive	Décision Négative	
Etiquette positive	Vrais Positifs (VP)	Faux Négatifs (FN)	Pos
Etiquette négative	Faux Positifs(FP)	Vrais Négatifs (VN)	Neg
Total (T)	Ppos	Pneg	N

Etiquette positive : Patients malades.

Etiquette négative : Patients sains.

Décision Positive : Test était positif.

Décision Négative : Test négatif.

Vrais Positifs (VP) : individus malades réagissent positivement au test.

Vrais Négatifs (VN) : individus sains réagissent négativement au test.

Faux Positifs (FP) : individus sains réagissent positivement au test.

Faux Négatifs (FN) : individus malades réagissent négativement au test.

Le calcul des paramètres de cette matrice :

$$\text{Taux de vrais Positifs (TVP)} \quad \text{TVP} = \frac{VP}{Pos} = \frac{VP}{VP+FN} \quad (3.17)$$

$$\text{Taux de vrais Négatifs (TVN)} \quad \text{TVN} = \frac{VN}{Neg} = \frac{VN}{VN+FN} \quad (3.18)$$

$$\text{Taux de Faux Positifs(TFP)} \quad \text{TFP} = \frac{FP}{Neg} = \frac{FP}{FP+VN} \quad (3.19)$$

$$\text{Taux de Faux Négatifs (TFN)} \quad \text{TFN} = \frac{FN}{Pos} = \frac{FN}{FN+VP} \quad (3.20)$$

$$\text{Taux de bonne classification ou l'exactitude (TBC)} \quad \text{TBC} = \frac{VP+VN}{VP+FN+VN+FP} \quad (3.21)$$

3.5.2 Courbe ROC

Cette représentation a été largement étendue au domaine médical afin de discriminer entre la population des patients atteints de trouble vocal et des patient sains.

La courbe ROC représente la sensibilité en ordonnée en fonction, de la quantité (1-Spécificité) en abscisse. La sensibilité qui est en effet le taux des vrais positifs et la spécificité est le taux de vrais négatifs[34].

3.5.3 AUC, l'aire sous la courbe

L'aire sous la courbe (abrégée AUC, En Anglais *Area Under Curve*) est la mesure de l'aire de la surface située sous le tracé d'une fonction mathématique dessinée dans un repère. Formellement, cette valeur correspond à l'intégral de cette fonction.

Dans le meilleur des cas $AUC = 1$.

$$AUC = \sum_i S_i \quad (3.22)$$

S_i est la surface des trapèzes.

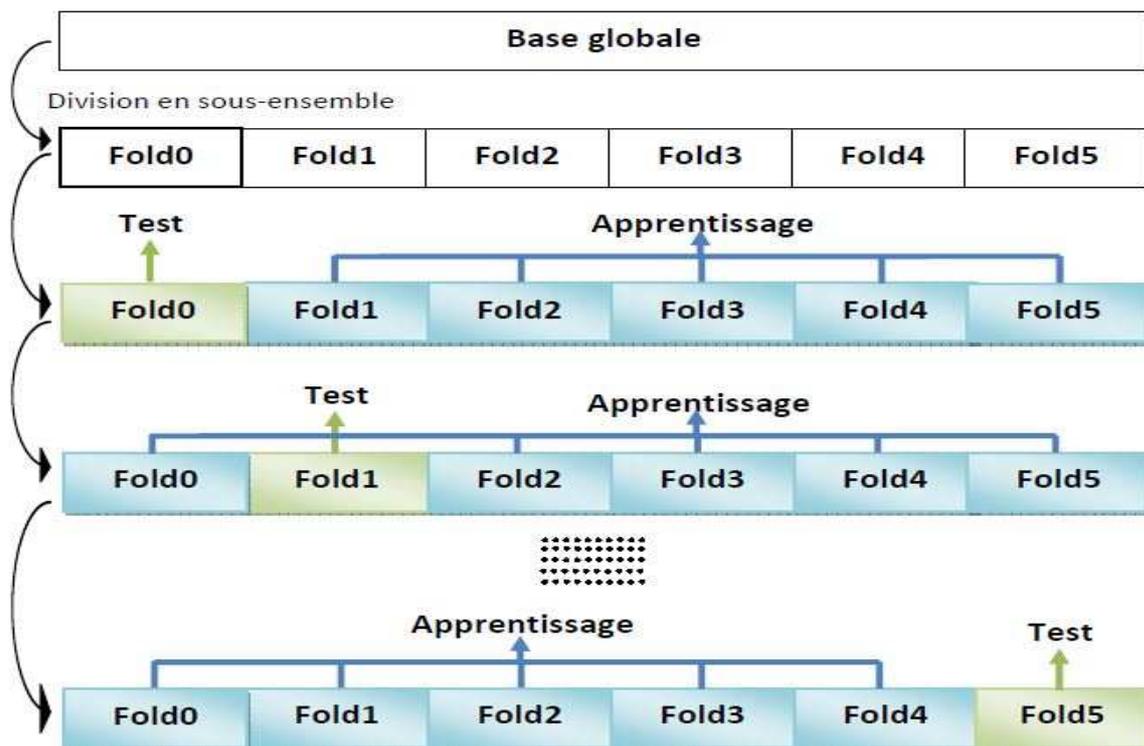


Figure 3.9 : Principe de la validation croisée

3.5.4 Validation croisée

La validation croisée est une technique très populaire depuis 40 ans et la plus utilisée pour estimer le risque réel d'un estimateur. La validation croisée se décline en plusieurs sous méthodes. La plus répandue est la méthode « k-Fold » avec typiquement $K \in [4,10]$.

La validation croisée consiste à appliquer les cinq étapes suivantes (Figure 3.9):

1. Diviser l'ensemble d'observations en k sous-ensembles de taille égale.
2. Pour i allant de 1 à k faire :
Retenir l'ensemble de numéros i pour le test de performance et faire l'apprentissage sur les k-1 ensembles restants.

À chaque itération, estimer l'erreur.

La validation croisée est utilisée dans la résolution d'un grand nombre de problèmes [36].

3.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté le système proposé pour l'aide au diagnostic des troubles de la voix. Les étapes de traitement sont : l'acquisition, la normalisation de données, l'extraction d'attributs, la sélection d'attributs pertinents et la classification.

Nous nous sommes intéressés aux méthodes d'analyse temps-fréquence, et plus précisément la transformée d'ondelette continue (TOC). La méthode d'extraction d'attributs que nous avons proposée est basée sur une combinaison de la TOC et des statistiques d'ordres supérieurs. La classification est effectuée à base des SVMs.

La dernière section de ce chapitre a été consacrée aux méthodes d'évaluation des classifieurs. Le prochain chapitre va être consacré aux résultats expérimentaux.

Chapitre 4 : Expérimentations, résultats et interprétations

4.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous exposerons les résultats obtenus par l'application de la méthode proposée en vue d'identification des troubles vocales. Deux bases de données différentes ont été utilisées : SVD et MEEI.

La première partie de notre travail consiste à extraire les attributs par l'analyse temps-fréquence et les statistiques d'ordre supérieur afin d'obtenir un vecteur de caractéristique.

Dans la deuxième partie, et afin d'améliorer les performances de classification, une procédure de sélection d'attributs pertinents sera effectuée par la technique de filtrage « Fisher ».

Nous évaluerons l'influence de la sélection des attributs sur les SVMs et nous comparons les performances de classification des solutions proposées.

4.2 Logiciels de développement

- Environnement MATLAB

C'est en exploitant les fonctionnalités de l'Environnement de Développement Intégré (EDI) MATLAB que les principaux travaux de ce projet ont été réalisés.

C'est la version 2015 qui a été utilisée (Matlab R2015b).

Un grand nombre de fonctions dédiées, au traitement de signal et aux statistiques est disponible.

Le choix de l'environnement MATLAB a été fait en raison de la rapidité des calculs et la facilité de développement sous ce dernier.

Les Toolboxes suivantes ont été utilisées :

- o Voicebox « boîte vocale » : c'est une boîte à outil pour le traitement de la voix, de la synthèse et de la reconnaissance (Cette toolbox fournit des algorithmes pour l'analyse des signaux audio)[37].

- Libsvm « library for SVM » : c'est une bibliothèque pour les machines à vecteurs de support [38].

4.3 Résultats expérimentaux

4.3.1 Bases de données

Dans cette étude, les enregistrements vocaux utilisés proviennent de deux bases de données différentes : la base de données « SVD » et la « MEEI ».

Pour la SVD, un ensemble de 197 normal et 197 voix pathologiques ont été utilisées. Les statistiques de cette base de données sont données sur le tableau 4.1.

Tableau 4.1 : Statistiques de la SVD

	Genre		Moyenne		Tranche d'âge		Ecart type	
	H	F	H	F	H	F	H	F
Normaux	116	81	31.35	28.70	20-41	20-42	5.97	6.29
Pathologiques	116	81	32.49	28.69	21-41	20-42	5.95	6.30

Le nombre de sons pathologiques est égale au nombre des sons normaux. La durée de chaque son est approximativement égale à 1s. La fréquence d'échantillonnage est $F_s = 50$ kHz.

Pour la base de données MEEI, nous avons sélectionné dans notre travail le même sous ensemble de voix que celui adoptée par les auteurs des références [15][19][15][11]. Il est constitué de 173 voyelles pathologiques et 53 voyelles normales prononcées par des locuteurs masculins et féminins. L'âge et le genre des locuteurs sont uniformément distribués dans les deux groupes. Chaque voyelle normale possède une durée égale à 3 secondes. Cependant, pour les voyelles pathologiques, chacune d'entre elles possède une durée égale à 1 seconde. Les voyelles de ce sous-ensemble sont enregistrées à des fréquences d'échantillonnages égales à 50 et 25Khz. Afin d'uniformiser le sous-ensemble, les fréquences d'échantillonnages ont été toutes converties à une fréquence commune de 25 kHz.

Tableau 4.2: Statistiques de la(MEEI) [39]

	Genre		Moyenne		Tranche d'âge		Ecart type	
	H	F	H	F	H	F	H	F
Normaux	21	32	38.8	34.2	26-59	22-52	8.5	7.9
Pathologiques	70	103	41.7	37.6	26-58	21-51	9.4	8.2

Le nombre de locuteurs dans les deux bases est équilibré. Cependant, l'intervalle d'âge du MEEI est plus large que celui de la SVD.

4.3.2 Prétraitement

Le prétraitement consiste à faire une normalisation des signaux en termes de variances et moyennes.

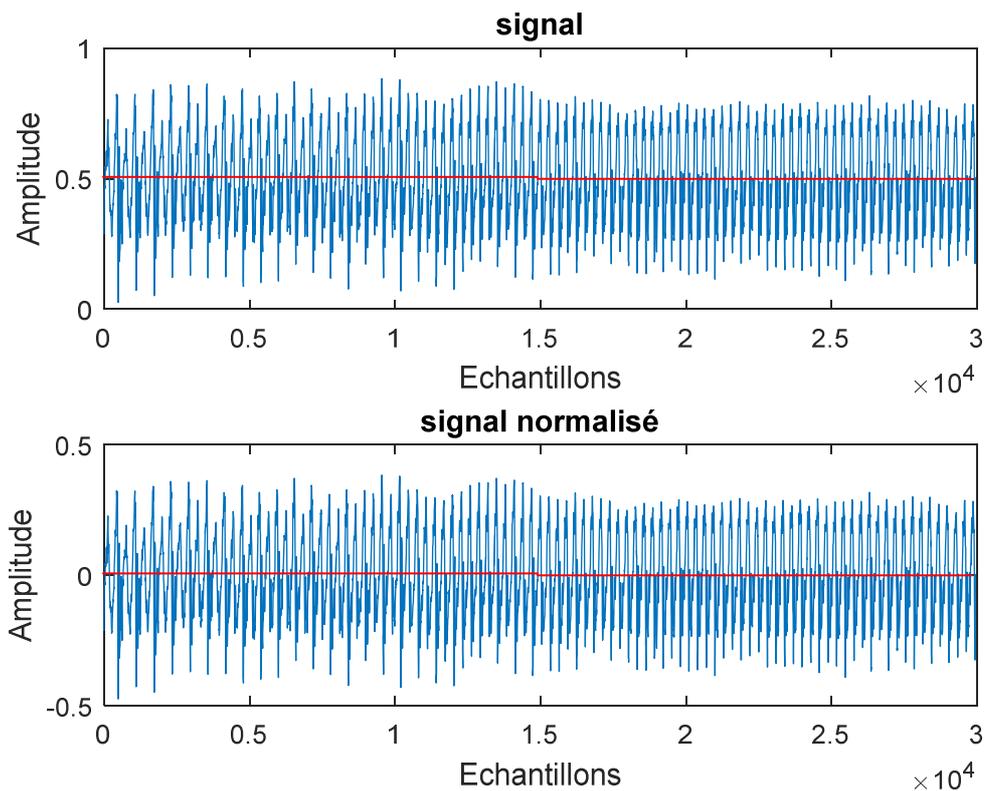


Figure 4.1 : Signal audio avant et après normalisation

— : La moyenne du signal.

En remarque que la variance n'est pas unitaire ainsi que la moyenne du signal audio = 0.5, après application de la normalisation sa moyenne devient= 0 comme montre la (Figure 4.1).

4.3.3 Application de la TOC

La figure suivante représente les coefficients d'ondelettes continues en 3D d'un signal audio (Db4).

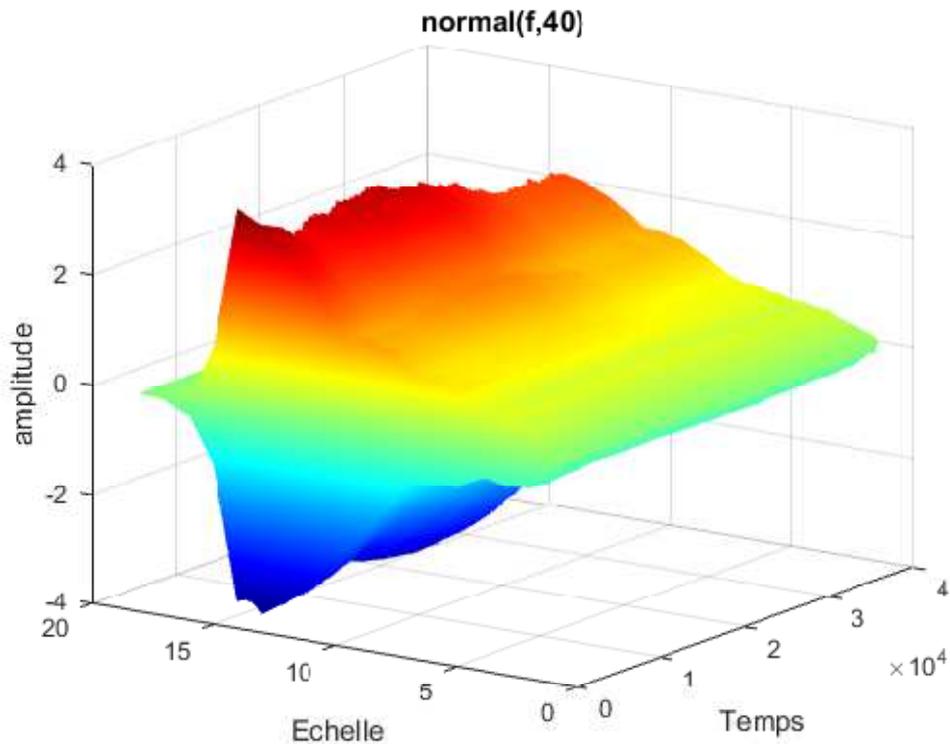


Figure 4.2 : Représentation des coefficients de la TOC d'un signal audio (Db4)

Par cette transformation nous avons la possibilité de voir la variation du signal en temps et en échelle.

La figure suivante, représentent les coefficients de la TOC des différents signaux normaux et pathologiques. Nous pouvons remarquer la différence entre les coefficients de la TOC d'un signal normal et un signal qui est atteint par une anomalie, nous constatons qu'il ya une rupture d'amplitudes. La forme de la rupture est aléatoire ce qui rend le problème difficile.

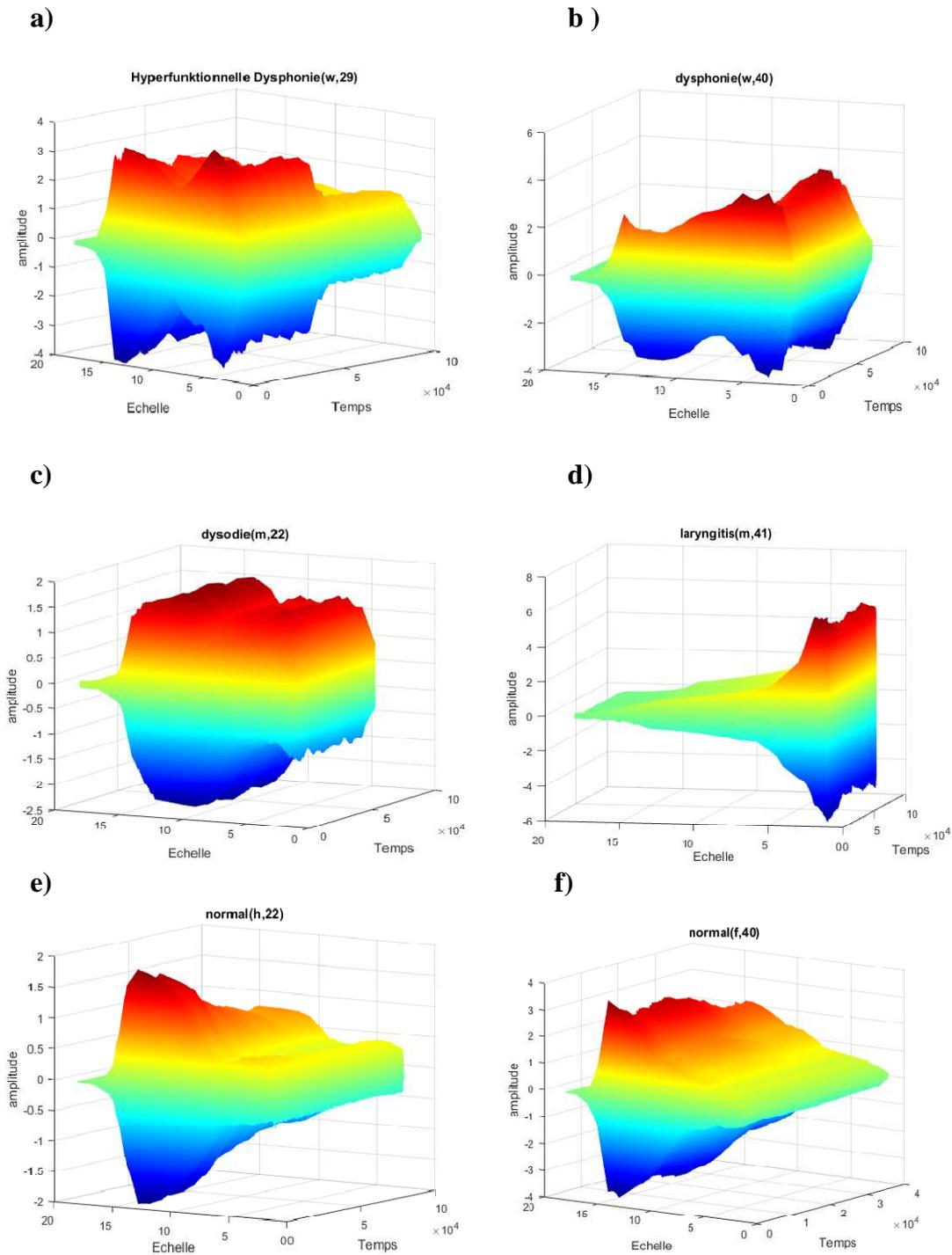


Figure 4.3 : Représentation de la TOC en 3D (Db4) de (a) Hyperfunktionnelle dysphonie, (b)Dysphonie,(c)laryngitis, (d)Dysodie,(e)normal H,(f)normal F.

Nous avons développé une fonction d'extraction d'attributs. Nous avons fait appel à un répertoire qui contient plusieurs sons pathologiques et normaux (pour chaque base de données). Les étapes de représentation temps fréquence, calcul des SOS, obtentions

d'attributs et leurs normalisations (voir la solution proposée) sont effectués pour chaque base de données. A la fin, nous obtenons une matrice d'apprentissage de N frames et 72 attributs. Environ 50% d'entre eux correspondent à des voix normales, et les 50% restants à ceux pathologiques (Figure 4.4).

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
1	-0.0722	0.0401	0.0488	-0.0195	-0.1684	-0.2323	-0.2140	-0.1747	-0.0864	-0.0241	0.0510	0.1247
2	-0.0025	0.2103	0.0981	-0.0509	-0.3337	-0.5002	-0.4849	-0.4121	-0.2955	-0.2220	-0.1324	-0.0336
3	0.0152	0.2269	0.0453	-0.0915	-0.3402	-0.4344	-0.4289	-0.4384	-0.3934	-0.3469	-0.2860	-0.2080
4	0.0563	0.2248	0.0288	-0.0880	-0.2261	-0.2971	-0.2966	-0.2937	-0.2388	-0.1888	-0.1147	-0.0071
5	0.0812	0.2360	0.0408	-0.0682	-0.1813	-0.2436	-0.2400	-0.2278	-0.1684	-0.1227	-0.0482	0.0532
6	0.0681	0.2261	0.0310	-0.0802	-0.1953	-0.2561	-0.2495	-0.2351	-0.1734	-0.1276	-0.0535	0.0472
7	0.0920	0.2521	0.0678	-0.0342	-0.1398	-0.2034	-0.2027	-0.1916	-0.1332	-0.0915	-0.0186	0.0848
8	0.1012	0.2613	0.1039	0.0323	-0.0159	-0.0825	-0.1134	-0.1369	-0.1149	-0.1121	-0.0701	0.0022
9	0.0485	0.1496	0.0215	0.0017	0.0549	0.0253	-0.0192	-0.1028	-0.1782	-0.2719	-0.3580	-0.4202
10	0.0430	0.0551	-0.0195	0.0318	0.1828	0.2293	0.2665	0.2856	0.3159	0.3321	0.3615	0.4310
11	-0.0566	-0.1487	-0.1841	-0.1731	-0.0741	0.0215	0.1002	0.1531	0.2112	0.2028	0.2049	0.2061
12	-0.2290	-0.3575	-0.3687	-0.4060	-0.3472	-0.2437	-0.1445	-0.1247	-0.0933	-0.0488	0.0071	0.1122
13	-0.2442	-0.3483	-0.3277	-0.3695	-0.3111	-0.1569	0.0039	0.0999	0.1987	0.2818	0.3646	0.4472
14	-0.2279	-0.2952	-0.2591	-0.3246	-0.2925	-0.1097	0.0570	0.1518	0.2057	0.1670	0.1324	0.1119
15	-0.1907	-0.1833	-0.1452	-0.2168	-0.2054	-0.1084	-0.0051	0.0286	0.0158	-0.0565	-0.0788	-0.0475
16	-0.1234	-0.0402	-0.0274	-0.0998	-0.2077	-0.2075	-0.1592	-0.1295	-0.0725	-0.0375	0.0091	0.0549
17	-0.0649	0.0665	0.0311	-0.0730	-0.2828	-0.3490	-0.3010	-0.1983	-0.0779	-0.0341	-0.0084	0.0222

Figure 4.4 : Matrice d'apprentissage

4.3.4 Sélection d'attributs

Le nombre d'attributs (NA) utilisé dans notre expérimentation est de 72. Pour chaque attribut, l'optimisation des paramètres de notre système est effectuée en se basant sur la technique de sélection : « Fisher ».

L'objectif de cette étape est de trouver les attributs les plus dominants, les graphes suivants représentent le score de Fisher (FDR) en fonction de l'indice de l'attribut qui lui appartient (Figure 4.5 et 4.6) :

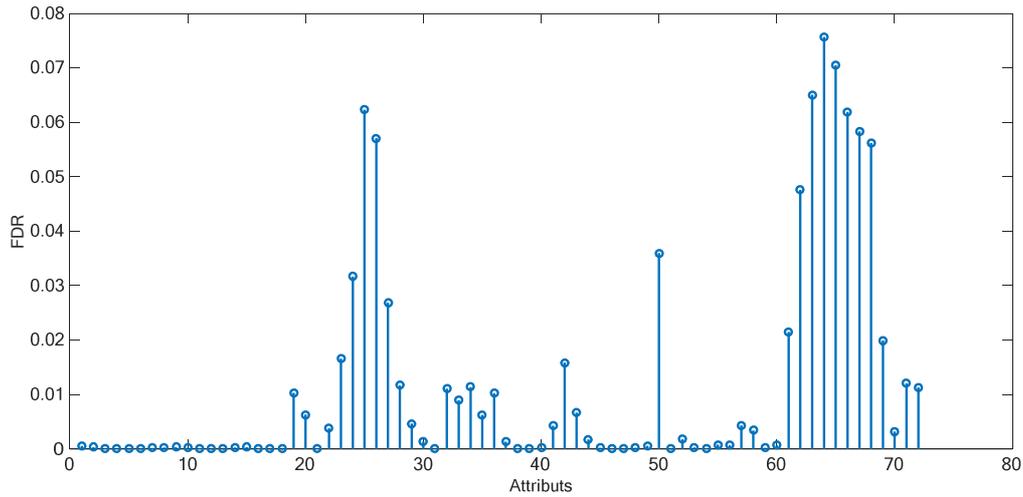


Figure 4.5 : Représentation graphique des attributs -base de données SVD-

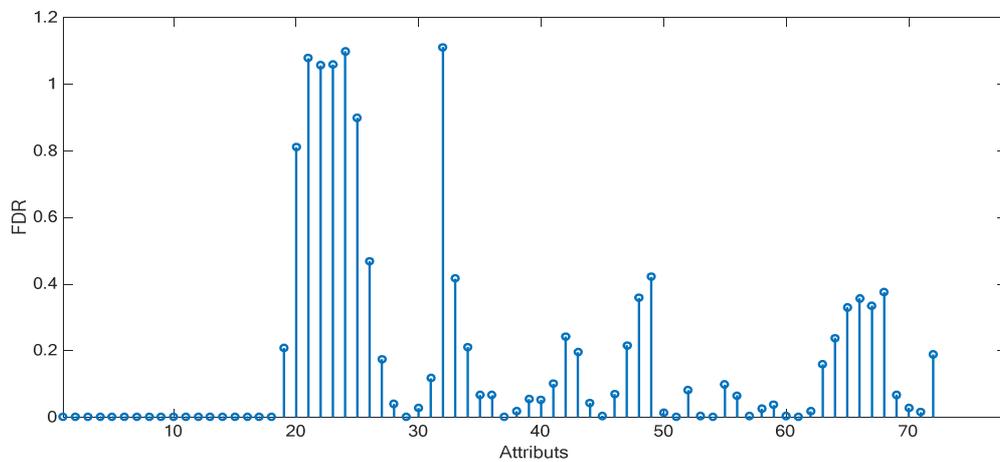


Figure 4.6: Représentation graphique des attributs -base de données MEEI-

Les attributs :

- 1 :18 : Les moyennes des 18 échelles,
- 19 :36 : Les variances des 18 échelles,
- 37 :54 : Les asymétries des 18 échelles,
- 55 :72 : Les aplatissements des 18 échelles.

D'après les résultats obtenus, nous remarquons que les attributs des moyennes ne sont pas significatifs (plage de [1 :18]). Cependant, les autres attributs sont plus au moins significatifs (les variances, les asymétries et les aplatissements). Leurs scores sont plutôt variables.

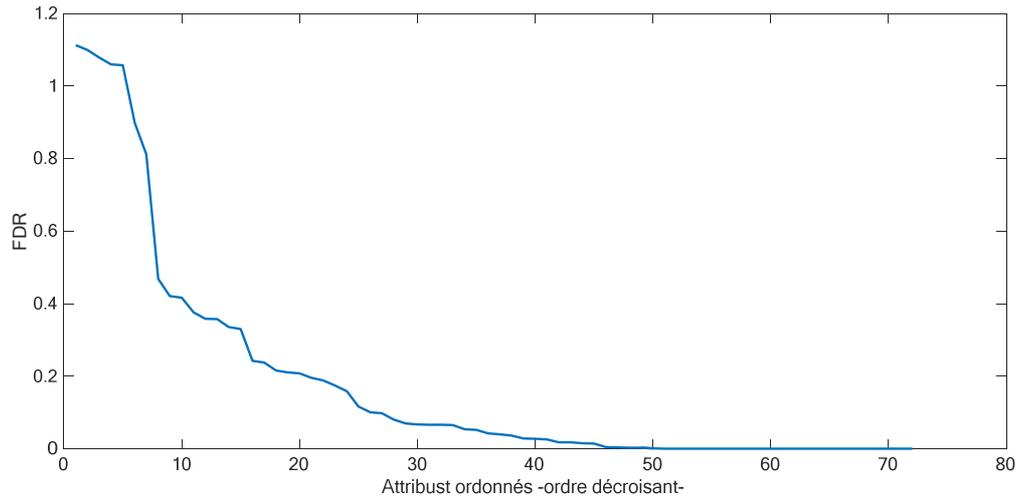


Figure 4.7 : Ordonnement décroissant d'attributs à base du FDR -base de données MEEI-

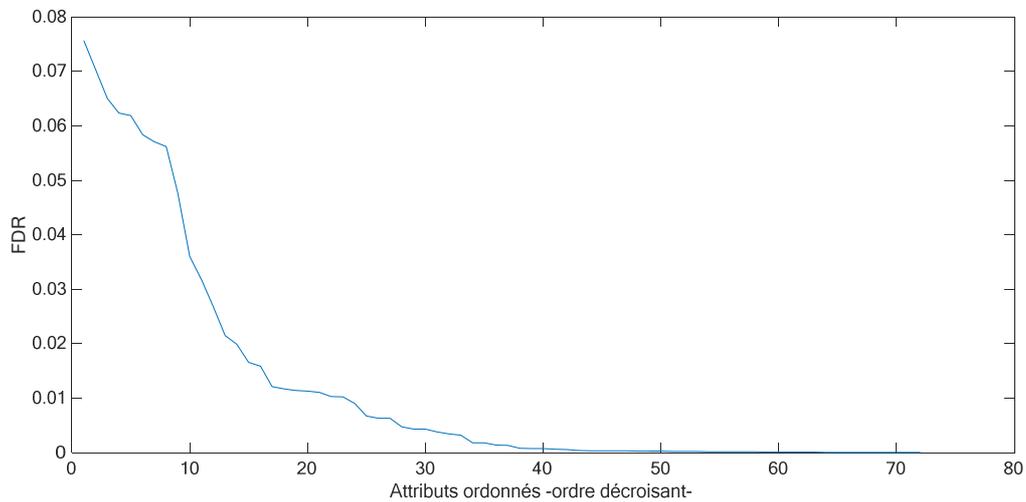


Figure 4.8 : Ordonnement décroissant d'attributs à base du FDR -base de données SVD-

Comme c'est préférable d'utiliser un nombre réduit d'attributs pour donner une bonne performance de classification normal-pathologique avec moins de complexité, le FDR nous a permis de sélectionner 42 attributs significatifs à partir de la totalité d'attributs, car nous avons remarqué que les attributs supérieurs à 42 n'améliorent pas notre système pour les deux bases de données MEEI et SVD(Figure 4.7 et 4.8).

4.3.5 Classification

Le vecteur d'entrée pour le SVM est la matrice d'attributs normalisé de la Figure 4.2

La problématique dans notre classification SVM est non linéaire. Le noyau choisi est le RBF. Pour l'optimisation des hypersparamètres (C , γ), nous avons choisi la méthode *grid search* via la validation croisée pour construire le model prédictif de classification.

Les résultats de la section sont obtenus en suivant une stratégie de validation croisée, selon lequel le processus du modèle de formation et de validation est répété 10 fois.

Dans chaque répétition, la base de données est divisée au hasard en deux sous-ensembles : premier, `dataTrain` qui est utilisé pour la formation du modèle, et le second, `dataTest` qui est utilisé pour évaluer la généralisation du modèle.

Chaque sous-ensemble conserve la même proportion de fichiers normaux et pathologiques comme l'ensemble de données d'origine.

Cette division de la base de données a été réalisée dans une base de fichier (Et non dans une base de trame) afin d'empêcher le système de faire l'apprentissage lié sur le même locuteur et ainsi de favoriser la généralisation. Les deux voix masculines et féminines ont été mélangés indistincte dans les deux ensembles.

Nous avons remarqué qu'en cas ou la division n'a pas été faite par fichier, la suite des résultats obtenus sont erronés du fait que le TBC atteint les 100% quel que soit la base de données utilisée.

4.3.5.1 Evaluation de la méthode

Dans cette partie nous utilisons la matrice de confusion et, la courbe ROC pour évaluer notre système selon les normes internationales faites pour l'identification des méthodes d'identifications des voix pathologiques sur les deux bases de données SVD et MEEI.

➤ **Expérimentation sur le base données MEEI**

En guise de comparaison nous avons expérimenté notre système sur la base de données MEEI disponible au CDTA. Nous avons obtenu les résultats suivants :

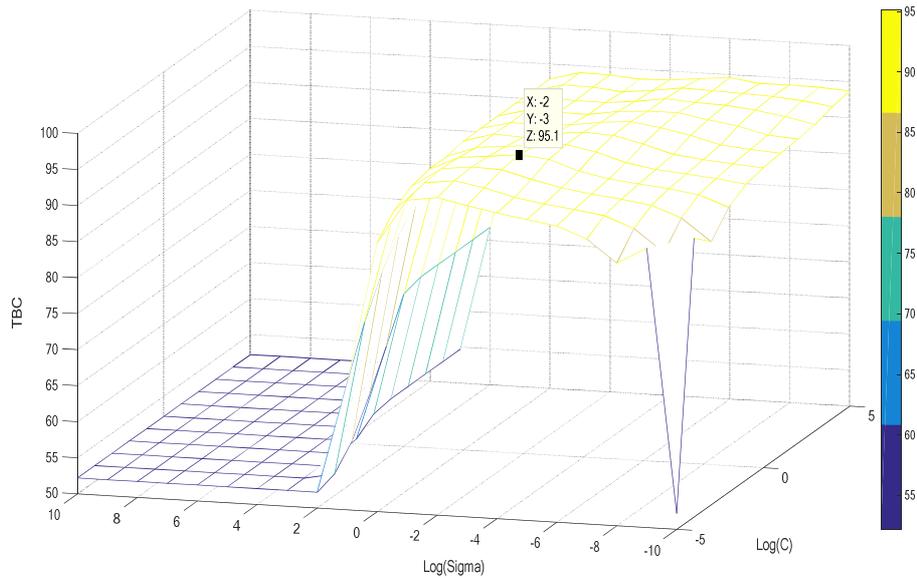


Figure 4.9: Représentation du TBC en fonction de (C, γ) sur la MEEI -grid search -

D'après les résultats de la figure 4.7, nous remarquons que le TBC est influencé par le paramètre sigma qui est plus élevé dans la marge de $[-2 : 10]$ et beaucoup plus faible pour sigma inférieur à 2. Néanmoins, le paramètre C n'influence nullement sur le TBC qui est stable sur toute la marge de $[-5 : 5]$.

Pour le $(C = -2, \gamma = 3)$, le **TBC = 95,1% (la valeur maximale)**

Tableau 4.3: Performances de la méthode proposée en utilisant la base MEEI (en %) -en utilisant l'ensemble total d'attributs (avant sélection) et les 42 attributs les plus significatifs (après sélection) –

	Avant sélection	Après selection
Sensibilité (TVP)	95.21	94.74
Spécificité (TVN)	95.45	95.61
TBC	95.17	95.00
AUC	99.21	99.20

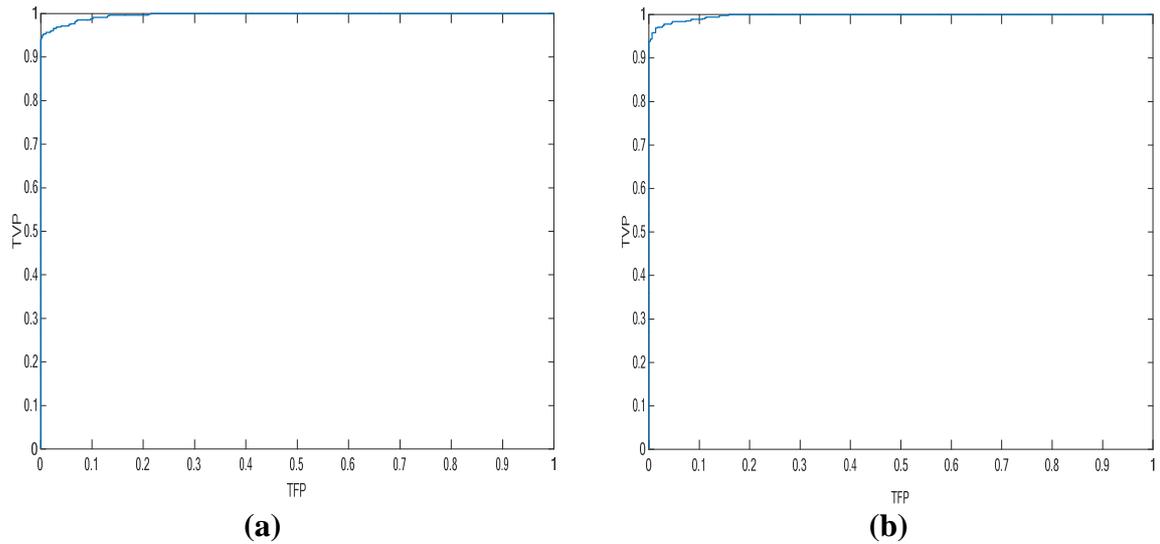


Figure 4.10 : Courbe ROC sur MEEI : a) : Avant la sélection d'attributs, b) : Après sélection des attributs

➤ **Expérimentation sur le corpus de la SVD**

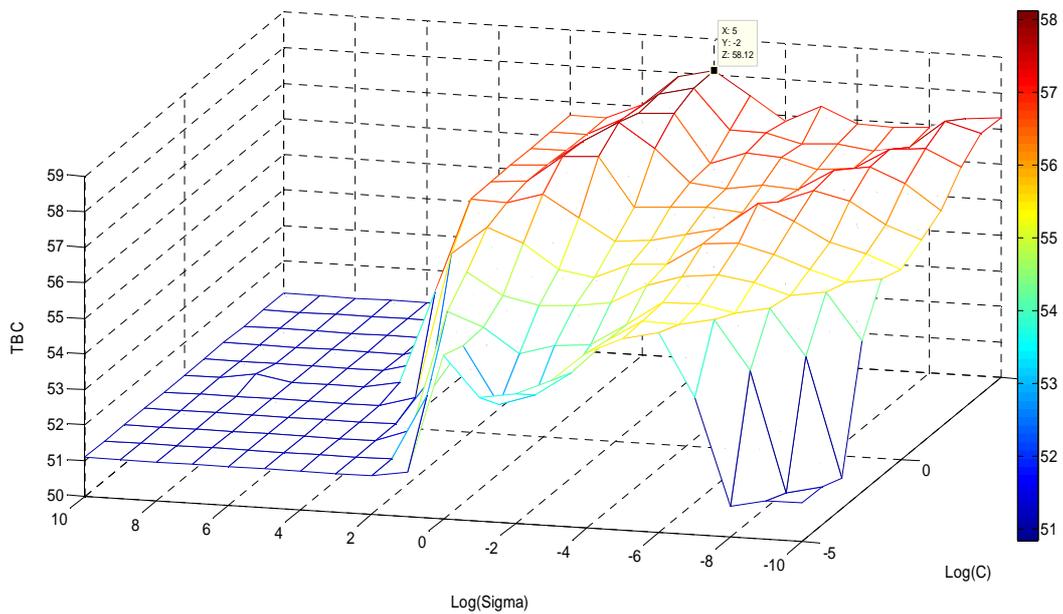


Figure 4.11 : Représentation du TBC en fonction de (C, γ) sur la SVD -grid search -

D'après la Figure 4.9, nous pouvons visualiser le couple optimal sur la SVD : $(C, \gamma) = (5, -2)$.

Tableau 4.4 : Performances de la méthode proposée en utilisant la base de données SVD (en %)–en utilisant l’ensemble total d’attributs (avant sélection) et les attributs significatifs (après sélection) -

	Avant la sélection	Après sélection
Sensibilité (TVP)	59.33	59.69
Spécificité (TVN)	56.69	57.94
TBC	58.12	58.78
AUC	61.65	63.03

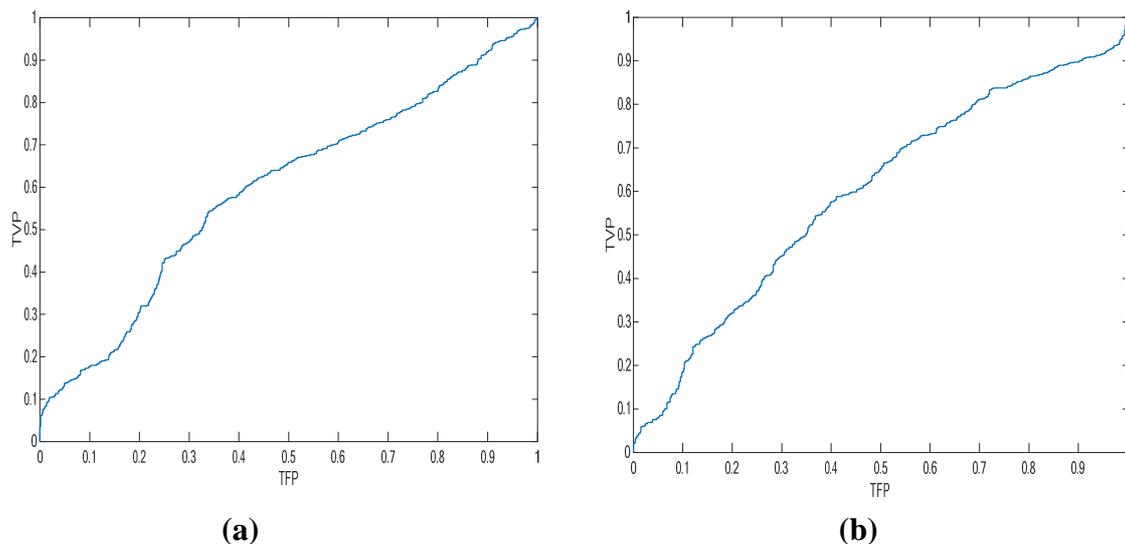


Figure 4.12: Courbe ROC sur la SVD a) Avant sélection d’attribut, b) Après sélection d’attribut

Les résultats du tableau 4.3 rejoignent ceux du tableau 4.4 pour montrer que la diminution de nombre d’attributs ne change pas le TBC d’une manière significative. L’importance de cette sélection ici réside sur la possibilité de réduction du nombre d’attributs qui entrainera une diminution en temps d’exécution et en complexité de calcul.

➤ **Comparaison entre les résultats des deux bases de données MEEI et SVD**

A la lumière de nos résultats, nous observons une différence entre les résultats obtenus en utilisant les deux bases de données. Les performances de classification (TBC, TVP, TVN et AUC) sur la MEEI sont nettement meilleurs que ceux sur la SVD. Il existe des facteurs intrinsèques dans les deux bases de données qui influencent sur la classification. Sur ceux, nous avons fait une étude pour démontrer ces facteurs. Nous citons quelques-uns :

- (i) Le nombre de présence de pathologies pour le patient.** (Plus le patient expose à plusieurs pathologies en même temps, plus la discrimination normal-pathologique est facile) :

Dans la base de données « MEEI », l'onde acoustique des patients peut être exposé à plusieurs pathologies à la fois et qui peut aller jusqu'à 8 pathologie en même temps. Cependant, la « SVD » expose au maximum à deux pathologies en même temps. L'annexe A et B récapitule les différentes pathologies qui existent pour les deux bases de données.

- (ii) La tranche d'âge.** (Les troubles vocaux (aux états avancés) apparaissent surtout chez les individus âgés) :

La tranche d'âge pour la base de données « MEEI » est de [26-58 (males) et 21-51 (femelles)] ans, tandis que pour la « SVD » elle est entre [20-41 (males) et 20-42 (femelles)] ans). (Annexes et Tableaux 4.1 et 4.2).

- (iii) Les pathologies dominantes : type de maladie.** (S'il existe une pathologie dominante dans le corpus des voix pathologiques, la tâche de discrimination normal-pathologique est plus facile).

La pathologie « Hyperfonctionnelle dysphonie » dans la base de données MEEI est la plus dominante (le pourcentage cette pathologie (79%) est plus élevé par rapport aux autres pathologies). Dans ce cas, nous pouvons conclure que la tâche de classifications normale-pathologique se résume à une classification normaux - Hyperfonctionnelle dysphonie qui est nettement plus facile que la première tâche.

Dans le cas de la SVD, il n'y a pas vraiment une pathologie dominante. Alors la tâche de classification par le biais de la SVD est nettement plus difficile (prouvée par les résultats trouvés).

Les deux tableaux (tableau 4.5 et tableau 4.6) montrent l'étude réalisée pour la distribution des pathologies dans la base de données « SVD » et « MEEI », respectivement.

- (iv) Etat d'avancement de la pathologie** (Il est clair que dans le cas où les patients ont atteints un stade avancé de pathologie, les signes acoustiques de ces derniers sont plus perceptives que ceux dans le cas d'un stade précoce).

Malheureusement, aucune information sur l'état ou la gravité des pathologies n'est signalé sur ces données acoustiques (MEEI et SVD).

Tableau 4.5 : Distribution des troubles diagnostiqués de la SVD

<u>Diagnostic</u>	nombre	%
Hyperfunktionelle Dysphonie	36	15,38
Non-fluency-Syndrom	2	0,85
Dysodie	14	5,98
dysphonie	17	7,26
Rekurrensparse	19	8,12
Laryngitis	26	11,11
Gesangsstimme	11	4,70
balbuties	11	4,70
rhinophonie mixta	1	0,43
Funktionelle Dysphonie	17	7,26
reinke odom	4	1,71
stimmlippenpolyp	6	2,56
psychogene dysphonie	6	2,56
Hypofunktionelle Dysphonie	2	0,86
Sigmatismus	4	1,71
phonationsknotchen	5	2,14
Mediale Halszyste	1	0,43
phonasthenie	3	1,28
leukoplakie	6	2,56
Mutationsfistelstimme	7	2,99
rhinophonie aperta	7	2,99
kontaktpachydermie	9	3,85
dysarthrophonie	4	1,71
kehlkopftumor	1	0,43
granulom	1	0,43
Diplophonie	1	0,43
Zentral-laryngale bewegungs	3	1,28
poltersyndrom	2	0,85
sangerstimme	1	0,43
hypotone dysphonie	1	0,43
spasmodische dysphonie	1	0,43
intubationsgranulom	1	0,43
N.laryngeus superior Neuralgie	1	0,43
velopharyngoplastik	1	0,43
Mutatio	1	0,43
hyperasthenie	1	0,43

Remarque : le nombre total des locuteurs pathologiques ne se résument pas a 197 puisqu'il y a des cas où les patients sont atteints de deux pathologies à la fois.

Tableau 4.6 : Distribution des troubles diagnostiqués de la MEEI[39]

<u>Diagnostic</u>	Nombre	(%)
Hyperfunction	137	(79.19)
A-P squeezing (mild)	33	(19.08)
Gastric reflux	30	(17.34)
A-P squeezing (moderate)	25	(14.45)
Ventricular compression (mild)	24	(13.87)
A-P squeezing	21	(12.14)
Vocal fold edema (bilateral)	21	(12.14)
Ventricular compression (moderate)	12	(6.94)
Keratosi/s/leukoplakia (bilateral)	11	(6.36)
Paralysis (unilateral right)	11	(6.36)
A-P squeezing (severe)	10	(5.78)
Paralysis (unilateral left)	10	(5.78)
Polypoid degeneration (Reinke's)	10	(5.78)
Vocal nodules (bilateral)	9	(5.20)
Adductor spasmodic dysphonia	8	(4.62)
Conversion dysphonia	7	(4.05)
Ventricular compression (severe)	7	(4.05)
Erythema (bilateral)	6	(3.47)
Interarytenoid hyperplasia	6	(3.47)
Scarring (bilateral)	6	(3.47)
Ventricular compression	6	(3.47)
Vocal fold edema	6	(3.47)
Vocal fold polyp (unilateral left)	6	(3.47)
Cyst (unilateral right)	5	(2.89)
Laryngeal web	4	(2.31)
Polypoid degeneration (Reinke's)	4	(2.31)
Vocal fold polyp (unilateral right)	4	(2.31)
Keratosi/s/leukoplakia (unilateral left)	3	(1.73)
Paradoxical vocal fold movement	3	(1.73)
Varix (unilateral right)	3	(1.73)
Vocal nodules	3	(1.73)
Vocal nodules (unilateral left)	3	(1.73)
Vocal tremor	3	(1.73)
Bowing (bilateral)	2	(1.16)
Cyst (unilateral left)	2	(1.16)
Chronic laryngitis	2	(1.16)
Erythema	2	(1.16)
Erythema (unilateral right)	2	(1.16)
Mass (unilateral right)	2	(1.16)
Nodular swelling (bilateral)	2	(1.16)

4.4 Conclusion

Nous avons proposé une méthode d'identification des troubles de la voix à base de l'analyse temps-fréquence et des machines à vecteurs de supports.

Les tests que nous avons effectués en utilisant la méthode proposée nous ont montrés que lorsque l'onde acoustique n'expose pas plusieurs pathologies en même temps (le cas de SVD), la discrimination normal –pathologique est nettement plus difficile à l'identifier (un TBC= 59.69%).

En revanche pour la base de données « MEEI », l'onde acoustique expose plusieurs pathologies en même temps, pour cela, nous avons obtenu un bon taux de bonne classification pour la détection des troubles de la voix (TBC=95.17%).

La MEEI est la base de données la plus utilisée dans le domaine d'identification des troubles vocaux. Les résultats que nous avons obtenus sont comparables à ceux reportés dans la littérature. Néanmoins, une étude comparative est nécessaire. L'amélioration du taux de bonne classification dans le cas où l'onde acoustique n'expose pas plusieurs pathologies en même temps est une problématique de recherche à résoudre.

Chapitre 5 : Conclusions et perspectives

5.1 Conclusions

Le travail que nous avons présenté s'inscrit dans le cadre d'identification des troubles vocaux à partir d'onde acoustique. La méthode proposée se résume en deux parties essentielles :

La première partie : pour extraire un ensemble d'attributs représentatif, nous nous sommes focalisées sur la transformée en ondelettes continue et les statistiques d'ordre supérieurs.

La transformée en ondelettes continue est une analyse temps-échelle qui donne une représentation en 3 dimensions relative au temps, échelle et amplitude. Même s'il s'agit d'une transformée redondante, elle offre cependant la possibilité de choisir des valeurs réelles des échelles d'analyse.

Vu que nous nous intéressons à concevoir une méthode objective d'identification des pathologies vocaux, nous avons proposé une échelle d'ondelette inspirée d'une analyse perceptive appelée « audiométrie tonale ».

L'échelle proposée est basée sur une version modifiée de la gamme fréquentielle utilisée dans l'audiométrie tonale. Principalement, cette modification vise à inclure une sous bande fréquentielle de variation glottique qui représente un indice révélateur de la voix pathologique. Cette échelle a été utilisée pour calculer la transformée en ondelettes continue à base de l'ondelette de Daubichies vu qu'elle fournit une bonne résolution en temps et en fréquence.

Les statistiques d'ordre supérieur, SOS, sont calculées à partir des coefficients d'ondelettes. Le vecteur d'attributs contient 72 statistiques. Nous avons utilisé la technique de Fisher afin de sélectionner les attributs les plus dominants d'une manière objective.

Nous avons trouvé que seulement 42 attributs parmi un ensemble 72 sont significatifs. L'avantage de cette sélection est d'avoir de bonnes performances avec un nombre réduit de paramètres.

La deuxième partie : la classification normal-pathologique est achevée en utilisant les SVMs qui sont déjà connus par leurs performances de classification dans la littérature.

Les performances de la méthode proposée sont évaluées sur deux bases de données : MEEI « Massachusetts Eye and Ear Infirmary » et SVD « Saarbrücken Voice Database ».

Un taux de bonne classification (TBC) de 95.17% a été obtenu en utilisant la base MEEI. Cependant, un TBC=59.69% a été obtenu en utilisant la SVD. Ces différences est due à plusieurs facteurs, nous citons : (i) le nombre de présence de pathologies pour le patient, (ii) la tranche d'âge, (iii) les pathologies dominantes, et (iv) l'état d'avancement de la pathologie.

Les conditions et les facteurs de pathologies de la SVD sont plus sévères que ceux de la MEEI.

5.2 Perspectives

Les travaux futurs seront focalisés sur l'amélioration des performances de classification pour des cas extrêmes (cas de la SVD). L'influence du type et l'ordre de l'ondelette analysante sur les performances de la méthode proposée va être examiné.

Une étude quantitative de nos résultats avec ceux de la littérature est aussi prévue. En outre, la méthode proposée dans notre étude pourra, dans le futur, faire l'objet d'une application Androïde qui serait accessible et largement utilisée en vue de l'identification les voix pathologiques.

Bibliographie

- [1] D. Docteur massot, "Voix normale et pathologique," 2014. [Online]. Available: <http://www.hubert-massot.com/#!-propos1/cd3a>. [Accessed 22 04 2016].
- [2] Irish Association of Speech and Language Therapists, "Information & expert advice on voice disorders," [Online]. Available: <http://www.iaslt.ie/newFront/Documents/PublicInformation/Voice/Voice-Disorders-Expert-Advice-Information-Document.pdf>. [Accessed 05 22 2016].
- [3] Lions voice clinic, "Types of voice disorders," [Online]. Available: <http://www.lionsvoiceclinic.umn.edu/page3b.htm#top>. [Accessed 22 04 2016].
- [4] Clinique d'orthophonie de Montréal, "Traitement des troubles de la voix," 2016. [Online]. Available: <http://www.arsenault-orthophonie.com/fr/les-problematiques/troubles-de-la-voix>. [Accessed 26 02 2016].
- [5] Institut Numerique., "L'évaluation subjective et objective de la voix," 16 05 2013. [Online]. Available: <http://www.institut-numerique.org/chapitre-3-levaluation-subjective-et-objective-de-la-voix-5194afdf80cc9>. [Accessed 3 03 2016].
- [6] A. Durieux and F. Laffont, EMC (Encyclopédie Médico-Chirurgicale), Scientifique et Médicales Elsevier, 1929.
- [7] J. I. Godino-Llorente, P. Gómez-Vilda, N. Sáenz-Lechón, M. Blanco-Velasco, F. Cruz-Roldán, Ferrer-Ballester and M. Angel, "Support vector machines applied to the detection of voice disorders," in *Nonlinear Analyses and Algorithms for Speech Processing*, 2005.
- [8] G. De Krom, "A cepstrum-based technique for determining a harmonics-to-noise ratio in speech signals," *Journal of Speech and Hearing Research*, vol. 36, no. 02, pp. 254-266, App 1993.
- [9] H. Kasuya, S. Ogawa, K. Mashima and S. Ebihara, "Normalized noise energy as an acoustic measure to evaluate pathologic voice," *Journal of the Acoustical Society of America*, vol. 80, no. 5, pp. 1329-1334, Nov 1986.
- [10] D. Michaelis, T. Gramss and H. Strube, "Glottal-to-Noise Excitation ratio- a new measure for describing pathological voices," *Acustica/Acta acustica*, vol. 83, pp. 700-706, 1997.
- [11] F. Ykhlef, W. Benzaba and J. B. Alonso, "Yet another approach for the measurement of the degree of voice normality: A simple scheme based on feature reduction and single Gaussian distributions," in *The 9th IEEE International Symposium on Multimedia (IEEE ISM'15)*, Florida, Miami Beach, USA, December, 14-16, 2015.

- [12] D. Khalid and B. Blaise, "On classification between normal and pathological voices using the MEEI-KayPENTAX database: Issues and consequences," in *INTER_SPEECH-2014*, Singapur, Singapur, Sep 2014.
- [13] K. P. I. D. Martynov, O. Kheidorov and Kotov, "Vocal fold pathology detection using modified wavelet-like," in *15th European Signal Processing Conference (EUSIPCO 2007)*, Poznan, Poland, September 3-7, 2007.
- [14] M. Hariharan, K. Polat, R. Sindhu and S. Yaacob, "A hybrid expert system approach for telemonitoring of vocal fold pathology," *Applied Soft Computing*, vol. 13, p. 4148–4161, 2013.
- [15] M. K. Arjmandi and M. Pooyan, "An optimum algorithm in pathological voice quality assessment using wavelet-packet-based features, linear discriminant analysis and support vector machine," *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 7, pp. 3-19, 2012.
- [16] Massachusetts. Eye and Ear Infirmary, "Voice disorders database," Kay Elemetrics Corp, 1994.
- [17] P. Manfred and J. B. William, "Saarbruecken Voice Database," [Online]. Available: http://www.stimmdatenbank.coli.uni-saarland.de/help_en.php4. [Accessed 07 03 2016].
- [18] MAPACI, "Voice Disorder Database [Online]," Available: <http://www.Mapaci.com/index-ingles.php>.
- [19] J. Godino-Llorente, V. Oasma-Ruiz, N. Sáenz-Lechón, I. Cobeta-Marco, R. González-Herranz and C. Ramírez-Calvo, "On combining information from modulation spectra and mel-frequency cepstral coefficients for automatic detection of pathological voices," *Logopedics Phoniatrics Vocology*, vol. 36, pp. 1-10, 2011.
- [20] P.-P. Béatrice and P. Jean-Christophe, *Le traitement de signal et ses applications, Techniques de l'Ingénieur*, 2001.
- [21] P. FLANDRIN, *Temps-fréquence*, Paris: Hermès, 1998.
- [22] "Continuous Wavelet Transform and Scale-Based Analysis," The Mathworks, 1994.
- [23] D. Gabor, "Theory of communication," *J. Inst. Elec. Eng*, vol. 93, no. 3, pp. 429-457, 1946.
- [24] T. ABID, "Analyse du signal ECG par les ondelettes," Annaba, Algérie, 2008.
- [25] A. Akansu, "Wavelets and Filter Banks: A Signal Processing Perspective," *IEEE Circuits and Devices Magazine*, pp. 14-18, 1994.
- [26] M. LAUBACH, "Wavelet-Based Processing of Neuronal Spike Trains prior to Discriminant Analysis," *J. Neurosci. Meth*, vol. 134, pp. 159-168, 2004.

- [27] V. Vapnik, *Statistical Learning Theory*, Wiley, New York, 1998.
- [28] G. Mak, "The implementation of support vector machines using the sequential minimal optimization algorithm," Montreal, Canada, 2000.
- [29] N. Marref, "Apprentissage incrémental et machines à vecteurs supports," Batna, Algérie, 2013.
- [30] S. Raschka, "sebastianraschka," 11 Juillet 2014. [Online]. Available: http://sebastianraschka.com/Articles/2014_about_feature_scaling.html. [Accessed 28 Mais 2016].
- [31] F. Ykhlef, W. Benzaba and L. Bendaoui, "Computer audiometer for Hearing loss testing," in *IEEE International Conference on Advances in Electronics*, Valancia, Spain, 2008.
- [32] E. Nemer, R. Goubran and S. Mahmoud, "Robust voice activity detection using higher-order statistics in the LPC residual domain," *IEEE Trans. Speech Audio Process*, vol. 3, no. 9, pp. 217-231, 2001.
- [33] S. Raschka, "sebastianraschka," 11 Juillet 2014. [Online]. Available: http://sebastianraschka.com/Articles/2014_about_feature_scaling.html. [Accessed 28 Mais 2016].
- [34] R. ABDELAZIZ and Z. NAB, "Système d'aide à la décision pour le diagnostic de la maladie de Parkinson à partir de la voix," Blida, 2015.
- [35] M. Ghulam and M. Moutasem, "Pathological voice detection and binary classification using MPEG-7 audio features," *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 11, pp. 1-9, 2014.
- [36] M. Cornec, "Validation croisée et modèles statistiques appliqués," Nanterre, Paris(France), 2009.
- [37] "Mathworks," [Online]. Available: <https://www.mathworks.com/matlabcentral/linkexchange/links/797-voicebox-speech-processing-toolbox-for-matlab>. [Accessed 04 06 2016].
- [38] C. Chih-Chung and L. Chih-Jen, "LIBSVM A library for support vector machines," 14 Décembre 2015. [Online]. Available: <https://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/>. [Accessed 20 Mars 2016].
- [39] F. Ruben, I. G.-L. Juan, S.-L. Nicolas, O.-R. Victor and M. G.-A. Juana, "Characterization of dysphonic voices by means of a filterbank-based spectral analysis: sustained vowels and running speech," *Journal of Voice*, vol. 27, no. 1, pp. 11-23.
- [40] A. Cohen, *Ondelettes et Traitement Numérique du Signal*, Masson, 1992.

- [41] E. S. Nafis and A. Farshad, "Wavelet adaptation for automatic voice disorders sorting," *Computers in Biology and Medicine*, vol. 43, pp. 699-704, 2013.
- [42] P. Flandrin, Temps-Fréquence, Ellipse, Ed., 1994.
- [43] J. Alonso, J. de Leon, I. Alonso et M. Ferrer, «Automatic detection of pathologies in the voice by HOS based parameters,» *EURASIP J. Appl. Signal Process*, vol. 4, pp. 275-284, 2001.
- [44] A. Meisam Khalil and P. Mohammad, "An optimum algorithm in pathological voice quality assessment using wavelet-packet-based features, linear discriminant analysis and support vector machine," *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 7, pp. 3-19, 2012.
- [45] M. Barrat and L. O., "Calcul rapide de la transformée en ondelettes," *Traitement du signal*, vol. 8, no. 1, pp. 43-49, 1991.
- [46] M. Cornec, "Validation croisée et modèles statistiques appliqués," Nanterre, Paris, France, 2009.
- [47] I. Daubechies, "The wavelet transforms time-frequency localization and signal analysis," vol. 36, no. 5, pp. 961-1005, Septembre 1990.
- [48] J. Deller, R. J, J. Proakis, G. J, J. Hansen and H. L. J, Discrete-time processing of speech signals, New York: Macmillan Series for Prentice Hall, 1993.
- [49] R. M. de Oliveira, J. Pereira and M. Grellet, "Adaptive estimation of residual signal for voice pathology diagnosis," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 47, no. 1, pp. 96-104, 2000, .
- [50] E. Nemer, R. Goubran and S. Mahmoud, "Robust voice activity detection using higher-order statistics in the LPC residual domain," *IEEE Trans. Speech Audio Process*, vol. 9, no. 3, pp. 217-231, 2001.
- [51] J. Godino-Llorente, V. Osma-Ruiz, N. Sáenz-Lechón and F. Cruz-Roldán, "The effectiveness of the glottal to noise excitation ratio for the screening of voice disorders," *J. Voice*, vol. 24, no. 1, pp. 47-56, 2010.
- [52] R. Kent and M. Ball, Voice Quality Measurement, New York: Thomson Learning, 2000.
- [53] M. Vahid and K. Igor, "The SVM-based feature reduction in vocal fold pathology diagnosis," *International Journal of Future Generation Communication and Networking*, vol. 06, no. 01, February, 2013.
- [54] G. Strang and N. T, Wavelets and Filter Banks, Wellesley-Cambridge press, 1996.

- [55] K. Shama, A. Krishna and N. holayya, "Study of harmonics-to-noise ratio and critical band energy spectrum of speech as acoustic indicators of laryngeal and voice pathology," *EURASIP J. Adv. Signal Process*, pp. 50-59, 2007.
- [56] K. P, I. D.Martynov, O. Kheidorov and Kotov, "Vocal fold pathology detection using modified wavelet-like," in *The 15th European Signal Processing Conference (EUSIPCO 2007)*, Poznan, Poland,, September 3-7, 2007.
- [57] M. Misiti and Y. M. e. al., "Wavelet toolbox user's guide," Mathworks, 1996.
- [58] Y. Meyer, "Wavelets, Vibrations and scalings," *CRM Monograph series*, vol. 9, 1997.
- [59] Y. Meyer, *Ondelettes et algorithmes récurrents*, Hermann, 1992.
- [60] Y. Meyer, *Les ondelettes,algorithmes et applications*, Paris: Armand Collin, 1992.
- [61] S. Maria, T. Sten, M. Anita and L. S. Gláucia, "Natural voice use in patients with voice disorders and vocally healthy speakers based on 2 days voice accumulator information from a database," *Journal of Voice*, vol. 29, p. 646–646, Septembre 2015.
- [62] S. Mallat, *A wavelet tour of signal processing*, Academic Press, 1998.

Annexe A

Les sons pathologiques de la base de données SVD

A.1

Patients(ID)	Pathologie 1	Pathologie 2
141	Laryngitis	
147	Mutationsfistelstimme	rhinophonie aperta
447	rhinophonie aperta	
493	Laryngitis	
497	Laryngitis	Leukoplakie
563	Laryngitis	
672	Balbuties	
723	funktionelle dysphonie	N.laryngeus superior Neuralgie
814	kontaktpachydermie	mutationsfistelstimme
854	hyperfunktionelle dysphonie	
892	balbuties	
895	kontaktpachydermie	Stimmlippenpolyp
910	kontaktpachydermie	laryngitis
911	psychogene dysphonie	
921	Dysarthrophonie	
927	rhinophonie aperta	
930	balbuties	laryngitis
935	laryngitis	leukoplakie
939	gesangsstimme	
940	Kehlkopftumor	
1115	rhinophonie aperta	velopharyngoplastik
1160	Gesangsstimme	
1161	laryngitis	
1190	kontaktpachydermie	
1194	Dysphonie	
1199	dysarthrophonie	
1202	Non-fluency-syndrom	
1219	Dysphonie	
1223	Rekurrensparese	

1224	gesangsstimme	
1258	funktionelle dysphonie	psychogene dysphonie
1282	hyperfunktionelle dysphonie	
1283	Laryngitis	
1296	Balbuties	
1297	Balbuties	
1298	Mutationsfistelstimme	
1318	funktionelle dysphonie	
1325	Rekurrensparese	
1328	funktionelle dysphonie	
1411	Mutationsfistelstimme	
1417	Phonasthenie	
1452	rhinophonie aperta	
1456	Laryngitis	
1492	hyperfunktionelle dysphonie	
1550	dysodie	
1556	Mutationsfistelstimme	
1569	hyperfunktionelle dysphonie	
1595	Balbuties	
1597	Dysphonie	
1599	laryngitis	leukoplakie
1603	hypofunktionelle dysphonie	
1613	laryngitis	leukoplakie
1615	gesangsstimme	Hyperasthenie
1621	Stimmlippenpolyp	
1628	Dysphonie	Mutatio
1642	funktionelle dysphonie	
1643	hyperfunktionelle dysphonie	phonationsknoten
1671	Rekurrensparese	
1684	Granulom	
1719	Stimmlippenpolyp	
1791	Diplophonie	
1793	Dysodie	
1795	Laryngitis	
1827	funktionelle dysphonie	
1897	Kontaktpachydermie	
1903	hyperfunktionelle dysphonie	
1907	Zentral-laryngale bewegungs	
1943	dysarthrophonie	Zentral-laryngale

		bewegungs
1953	Laryngitis	
1962	Poltersyndrom	
1980	Sangerstimme	
2000	Dysphonie	
2004	Mutationsfistelstimme	
2020	hypotone dysphonie	
2028	Dysphonie	Laryngitis
2057	dysarthrophonie	
2058	rekurrensparese	
2078	Rekurrensparese	
2081	hyperfunktionelle dysphonie	
2095	Zentral-laryngale bewegungs	
2099	Stimmlippenpolyp	
2101	laryngitis	Leukoplakie
2103	dysodie	Kontaktpachydermie
2125	Dysphonie	
2145	balbuties	
2148	Rekurrensparese	
2149	Balbuties	
2156	Laryngitis	
2187	Dysodie	
2191	Laryngitis	
2231	funktionelle dysphonie	kontaktpachydermie
2233	hyperfunktionelle dysphonie	
2243	Rekurrensparese	
2273	spasmodische dysphonie	
2306	poltersyndrom	
2313	dysodie	funktionelle dysphonie
2341	rekurrensparese	
2353	rhinophonie aperta	
2356	Dysphonie	
2360	funktionelle dysphonie	
2368	rhinophonie aperta	
2387	Dysphonie	
2434	intubationsgranulom	
2442	funktionelle dysphonie	
2461	Dysphonie	
2468	Mutationsfistelstimme	
2470	balbuties	

2492	hyperfunktionelle dysphonie	kontaktpachydermie
2497	funktionelle dysphonie	
2524	dysodie	funktionelle dysphonie
2552	Dysodie	
2554	Balbuties	
2558	dysodie	Sigmatismus
2559	Dysphonie	
2580	kontaktpachydermie	
2608	Dysphonie	
144	Hyperfunktionelle Dysphonie	
149	Non-fluency-Syndrom	
363	Hyperfunktionelle Dysphonie	
367	Dysodie	
445	dysphonie	
448	Rekurrenspare	
494	dysphonie	
498	Laryngitis	
154	gesangsstimme	
666	gesangsstimme	
668	balbuties	
669	Hyperfunktionelle Dysphonie	
673	Dysodie	
674	dysphonie	
692	Dysodie	hyperfunktionelle dysphonie
712	Rekurrenspare	
817	Gesangsstimme	
819	Hyperfunktionelle Dysphonie	laryngitis
822	Gesangsstimme	
827	Hyperfunktionelle Dysphonie	
853	rhinophonie mixta	
857	Hyperfunktionelle Dysphonie	
864	Rekurrenspare	
872	dysphonie	phonasthenie
913	Funktionelle Dysphonie	
919	Laryngitis	
926	Rekurrenspare	
928	Rekurrenspare	

934	Hyperfunktionnelle Dysphonie	
1041	Gesangsstimme	
1044	Hyperfunktionnelle Dysphonie	Phonationsknotchen
1045	reinke odom	
1051	Hyperfunktionnelle Dysphonie	Psychogene Dysphonie
1052	stimmlippenpolyp	
1053	psychogene dysphonie	
1054	Rekurrenspare	
1087	Hypofunktionnelle Dysphonie	
1113	Hyperfunktionnelle Dysphonie	
1118	Hyperfunktionnelle Dysphonie	
1164	Stimmlippenpolyp	
1189	Hyperfunktionnelle Dysphonie	
1196	Hyperfunktionnelle Dysphonie	
1221	Laryngitis	reinke odom
1229	Laryngitis	reinke odom
1241	Dysodie	funktionelle dysphonie
1249	Rekurrenspare	
1256	Rekurrenspare	
1260	Laryngitis	
1262	Rekurrenspare	
1263	Rekurrenspare	
1272	Rekurrenspare	
1274	Laryngitis	reinke odom
1281	Funktionelle Dysphonie	
1284	Hyperfunktionnelle Dysphonie	
1300	Laryngitis	
1378	Sigmatismus	
1395	Phonationsknotchen	
1406	Hyperfunktionnelle Dysphonie	
1442	Hyperfunktionnelle Dysphonie	
1469	Mediale Halszyste	
1471	Hyperfunktionnelle Dysphonie	
1491	Sigmatismus	
1501	Dysodie	

1592	Gesangsstimme	
1607	Hyperfunktionnelle Dysphonie	Phonationsknötchen
1616	Gesangsstimme	Phonationsknötchen
1766	Phonasthenie	
1794	Hyperfunktionnelle Dysphonie*	
1822	Hyperfunktionnelle Dysphonie*	
1899	Funktionelle Dysphonie	
1910	Hyperfunktionnelle Dysphonie	Psychogene Dysphonie
1944	Funktionelle Dysphonie	
1958	Funktionelle Dysphonie	Psychogene Dysphonie
2062	Hyperfunktionnelle Dysphonie	
2079	Laryngitis	Leukoplakie
2229	Hyperfunktionnelle Dysphonie	
2272	Hyperfunktionnelle Dysphonie	
2335	Dysodie	
2338	Hyperfunktionnelle Dysphonie	
2347	Dysphonie	
2590	Hyperfunktionnelle Dysphonie	

A.2 (suite d'informations)

Patients(ID)	Age	Genre	Phonème	Durée
141	41	H	a	1,467420
147	38	H	a	1,368840
447	35	H	a	1,720540
493	37	H	a	1,720540
497	39	H	a	1,036140
563	28	H	a	1,682320
672	27	H	a	1,910660
723	37	H	a	1,45440
814	36	H	a	1,934440
854	23	H	a	0,556620
892	23	H	a	1,150220

895	30	H	a	0,909620
910	40	H	a	1,711060
911	28	H	a	1,4560
921	41	H	a	1,406860
927	39	H	a	1,93110
930	22	H	a	1,95820
935	32	H	a	1,94870
939	39	H	a	1,94870
940	38	H	a	1,555860
1115	36	H	a	1,967720
1160	31	H	a	1,986720
1161	33	H	a	1,97720
1190	31	H	a	1,97720
1194	21	H	a	0,686040
1199	41	H	a	1,739560
1202	28	H	a	1,942340
1219	37	H	a	2,380860
1223	36	H	a	2,062760
1224	27	H	a	0,644020
1258	35	H	a	1,81560
1282	40	H	a	1,991460
1283	36	H	a	1,56370
1296	31	H	a	1,40780
1297	35	H	a	1,84910
1298	33	H	a	1,469620
1318	40	H	a	1,817520
1325	37	H	a	1,231080
1328	32	H	a	1,82510
1411	33	H	a	1,64450
1417	27	H	a	1,6540
1452	32	H	a	1,32130
1456	22	H	a	1,00710
1492	41	H	a	1,110740
1550	26	H	a	1,639240
1556	34	H	a	1,534740
1569	31	H	a	1,876360
1595	25	H	a	1,51930
1597	28	H	a	1,51580
1599	32	H	a	1,970920
1603	33	H	a	1,296080
1613	36	H	a	1,544880
1615	39	H	a	1,31560
1621	40	H	a	0,892080
1628	24	H	a	1,443640
1642	21	H	a	1,446520

1643	40	H	a	0,912180
1671	30	H	a	1,510420
1684	40	H	a	1,423920
1719	30	H	a	1,862960
1791	21	H	a	1,949940
1793	35	H	a	1,212460
1795	34	H	a	2,181120
1827	36	H	a	1,644160
1897	31	H	a	1,22240
1903	22	H	a	1,324920
1907	38	H	a	1,57640
1943	38	H	a	1,064660
1953	27	H	a	0,542360
1962	30	H	a	0,51110
1980	23	H	a	1,25390
2000	41	H	a	0,589320
2004	35	H	a	1,719640
2020	37	H	a	1,005880
2028	36	H	a	1,687420
2057	25	H	a	1,276300
2058	25	H	a	0,853560
2078	32	H	a	0,9071400
2081	28	H	a	1,076060
2095	38	H	a	1,158780
2099	36	H	a	0,579820
2101	41	H	a	1,069300
2103	34	H	a	1,213440
2125	33		a	0,840900
2145	39	H	a	0,759560
2148	23	H	a	0,762080
2149	28	H	a	0,654540
2156	33	H	a	0,703340
2187	22	H	a	0,518480
2191	38	H	a	1,740180
2231	37	H	a	1,19040
2233	35	H	a	1,022540
2243	32	H	a	0,846540
2273	35	H	a	0,829040
2306	38	H	a	1,566440
2313	33	H	a	1,918320
2341	26	H	a	1,28330
2353	23	H	a	1,93920
2356	41	H	a	0,503820
2360	22	H	a	1,336380

2368	34	H	a	1,948680
2387	32	H	a	1,026640
2434	38	H	a	1,773840
2442	32	H	a	0,991660
2461	37	H	a	1,14810
2468	21	H	a	1,460720
2470	28	H	a	1,964340
2492	34	H	a	1,655020
2497	28	H	a	1,390020
2524	40	H	a	1,673020
2552	23	H	a	1,642180
2554	23	H	a	0,589380
2558	30	H	a	0,69790
2559	36	H	a	1,451220
2580	39	H	a	1,068460
2608	36	H	a	1,019860
144	21	F	a	1,795060
149	22	F	a	1,177360
363	29	F	a	0,598880
367	23	F	a	1,21530
445	27	F	a	0,526420
448	34	F	a	1,505720
494	30	F	a	0,845780
498	26	F	a	0,825780
154	20	F	a	1,422920
666	23	F	a	1,243720
668	36	F	a	0,751440
669	29	F	a	0,9510
673	21	F	a	0,966860
674	41	F	a	1,330820
692	29	F	a	0,507640
712	42	F	a	1,96770
817	35	F	a	0,998120
819	38	F	a	1,043260
822	29	F	a	0,931580
827	39	F	a	0,951560
853	32	F	a	1,587460
857	41	F	a	1,96770
864	27	F	a	0,530260
872	40	F	a	1,97720
913	38	F	a	1,939180
919	25	F	a	1,749060
926	21	F	a	1,492420
928	25	F	a	1,66520
934	26		a	1,94870
1041	23	F	a	1,449080

1044	31	F	a	1,245280
1045	34	F	a	1,030020
1051	29	F	a	1,986720
1052	32	F	a	1,197780
1053	37	F	a	1,901160
1054	24	F	a	1,349840
1087	23	F	a	1,689260
1113	26	F	a	1,953440
1118	21	F	a	1,777580
1164	32	F	a	1,147560
1189	25	F	a	1,60860
1196	39	F	a	1,716560
1221	32	F	a	1,680920
1229	37	F	a	1,433220
1241	38	F	a	1,530440
1249	33	F	a	1,511420
1256	40	F	a	1,982720
1260	30	F	a	1,633140
1262	42	F	a	0,89050
1263	33	F	a	1,224560
1272	27	F	a	1,598460
1274	37	F	a	1,132760
1281	22	F	a	0,514360
1284	33	F	a	1,503340
1300	30	F	a	0,712960
1378	22	F	a	1,96770
1395	26	F	a	1,24502000000000
1406	31	F	a	1,98672000000000
1442	31	F	a	1,96194000000000
1469	25	F	a	1,21674000000000
1471	20	F	a	1,12170000000000
1491	20	F	a	1,16028000000000
1501	21	F	a	1,94868000000000
1592	23	F	a	1,95820000000000
1607	30	F	a	1,91068000000000
1616	20	F	a	1,29114000000000
1766	30	F	a	1,10378000000000
1794	22	F	a	1,83462000000000
1822	26	F	a	1,84150000000000
1899	20	F	a	1,85364000000000
1910	26	F	a	1,77872000000000
1944	22	F	a	1,07502000000000
1958	24	F	a	1,39002000000000
2062	28	F	a	1,90696000000000
2079	26	F	a	1,834620
2229	24	F	a	1,615980

2272	28	F	a	1,6540
2335	24	F	a	1,742880
2338	24	F	a	1,739580
2347	28	F	a	1,225820
2590	24	F	a	1,951760

Annexe B

Les sons pathologiques de la base de données MEEI

B.1

Patients	Pathologie 1	Pathologie 2	Pathologie 3	Pathologie 4	Pathologie 5	Pathologie 6	Pathologie 7	Pathologie 8
1	hyperfunction	A-P squeezing (moderate)	unusual adduction/compression					
2	A-P squeezing	cyst	hyperfunction	ventricular compression (mild)				
3	hyperfunction	laryngealtuberculosis						
4	abnormal vocal process	hyperfunction	ventricular compression (mild)	A-P squeezing (moderate)				
5	hyperfunction	micro-cyst	ventricular compression (mild)	A-P squeezing (moderate)	paresis			
6	chroniclaryngitis	erythema	polypoiddegeneration (Reinke's)					
7	gastric reflux	hemorrhage						
8	A-P squeezing	hyperfunction						
9	arytenoid dislocation	hyperfunction	paresis					
10	hyperfunction	A-P squeezing (mild)	ventricular compression (mild)					
11	diffuse mild irregularities of musculomembranous vocal folds	granulation tissue	hyperfunction	A-P squeezing (mild)				
12	inflammatory disease	vocal fold edema						
13	hyperfunction	ventricular vocal folds (mild)	vocal fold edema					
14	hyperfunction	ventricular phonation (mild)	A-P squeezing (moderate)	vocal nodules				

15	keratosis / leukoplakia							
16	hyperfunction	laryngeal web	A-P squeezing (mild)	papilloma	postsurgery			
17	Parkinson's Disease	choreaic movements	hyperfunction	A-P squeezing (severe)	ventricular compression (severe)			
18	Cricoid arthritis	hyperfunction	intubation trauma	laryngeal trauma - blunt	restriction of arytenoid movement	vocal fold edema		
19	A-P squeezing	hyperfunction	ventricular compression	vocal fold polyp				
20	granulation tissue	hyperfunction	A-P squeezing (mild)					
21	A-P squeezing	hyperfunction	nodular swelling	vocal fold edema				
22	hyperfunction	paralysis						
23	hyperfunction	A-P squeezing (moderate)	vocal nodules					
24	hyperfunction	A-P squeezing (mild)	ventricular compression (moderate)	polypoid degeneration (Reinke's)				
25	hyperfunction	A-P squeezing (severe)	vocal nodules					
26	idiopathic dysphonia							
27	hyperfunction	keratosis / leukoplakia	microinvasive lesion	A-P squeezing (mild)	ventricular compression (moderate)			
28	Cyst							
29	hyperfunction	varix						
30	anterior saccular cyst	hyperfunction	A-P squeezing (mild)	ventricular compression (moderate)	polypoid degeneration (Reinke's)			
31	Cyst	hyperfunction	vocal nodules					
32	hyperfunction	scarring	subglottal mass					
33	paralysis							

34	hyperfunction	A-P squeezing (mild)	papilloma	post vocal cord stripping	scarring	vocalfoldedema		
35	hyperfunction	ventricular compression (mild)	A-P squeezing (moderate)	paralysis				
36	hyperfunction	keratosis / leukoplakia	ventricular compression (moderate)	A-P squeezing (severe)				
37	hyperfunction							
38	hyperfunction	A-P squeezing (mild)	puberphonia					
39	hyperfunction	mass	A-P squeezing (moderate)	ventricular compression (severe)	polypoiddegeneration (Reinke's)			
40	paralysis							
41	discoordinatedarytenoidmovement	paresis	post CVA laryngealdiscoordinatation					
42	gastric reflux	hyperfunction	interarytenoid hyperplasia	intubation	laryngeal web	A-P squeezing (moderate)	ventricular compression	
43	A-P squeezing	Question of subglottic masses	hyperfunction	polypoid changes	ventricular compression (slight)			
44	ventricular compression (mild)	paralysis						
45	hyperfunction	glottal AP compression (mild)						
46	erythema	gastric reflux	hyperfunction	keratosis / leukoplakia	A-P squeezing (severe)	sulcusvocalis	ventricular compression	
47	hyperfunction	keratosis / leukoplakia	paralysis	polypoiddegeneration (Reinke's)				
48	vocalfoldedema							
49	A-P squeezing	hyperfunction	interarytenoid hyperplasia					
50	bowing	gastric reflux	hyperfunction	A-P squeezing (mild)	sulcusvocalis			

51	erythema	gastric reflux	hyperfunction	keratosis / leukoplakia	A-P squeezing (mild)	ventricular compression (moderate)		
52	Cyst	vocal nodules						
53	adductorspasmodic dysphonia	hyperfunction	A-P squeezing (mild)					
54	adductorspasmodic dysphonia							
55	A-P squeezing	hyperfunction	paralysis					
56	hyperfunction	A-P squeezing (moderate)	ventricular compression (moderate)	paralysis				
57	hyperfunction	A-P squeezing (mild)	ventricular compression (mild)					
58	gastric reflux	hyperfunction	mixed adductor / abductor spasmodic dysphonia	A-P squeezing (severe)	ventricular compression (severe)			
59	hyperfunction	vocal fold polyp						
60	polypoid degeneration (Reinke's)	vascular injection	vocal fold edema					
61	blunt trauma	hematoma	hyperfunction	laryngeal trauma	paralysis	scarring		
62	A-P squeezing	gastric reflux	hyperfunction	ventricular compression (severe)				
63	hemorrhagic Reinke's edema							
64	hyperfunction	vocal fold edema						
65	hyperfunction	pre-cricothyroid approximation	transsexual					
66	conversion dysphonia	hyperfunction	A-P squeezing (mild)	vocal fold edema				
67	adductorspasmodic dysphonia	hyperfunction	vocal fold edema					
68	hyperfunction	idiopathic laryngeal discoordination						

69	hemorrhagic polyp	vocal nodules						
70	vocal fold polyp	vocal nodules						
71	hyperfunction	mass	A-P squeezing (moderate)	ventricular compression (moderate)				
72	hyperfunction	paralysis						
73	hyperfunction	ventricular compression (mild)	A-P squeezing (moderate)	paralysis	veracosity			
74	A-P squeezing	gastric reflux	hyperfunction	interarytenoid hyperplasia	vocal fold edema			
75	hyperfunction							
76	fusiform mass	hyperfunction	pre-nodular swellings					
77	hyperfunction	paralysis	paresis					
78	conversion dysphonia							
79	hyperfunction	A-P squeezing (mild)	ventricular compression (mild)	papilloma	scarring			
80	hyperfunction	paradoxical vocal fold movement						
81	chronic hemorrhage	gastric reflux	hyperfunction	A-P squeezing (moderate)	scarring	varix		
82	adductor spasm dysphonia	vocal tremor						
83	hyperfunction	vocal fold edema	vocal nodules					
84	hyperfunction	vocal fold edema						
85	gastric reflux	polypoid degeneration (Reinke's)						
86	hyperfunction	polypoid degeneration (Reinke's)						
87	paresis							
88	hyperfunction	paralysis						
89	contact granuloma	hyperfunction	ventricular compression (mild)	paralysis				

90	gastric reflux	hemorrhage	hyperfunction	A-P squeezing (mild)	vocalfoldedema			
91	A-P squeezing	adductorspasmodicdysphonia	hyperfunction					
92	paralysis							
93	lesions posterior left vocal fold	ventricular compression (mild)	A-P squeezing (moderate)					
94	A-P squeezing	hyperfunction	ventricular compression (mild)					
95	hyperfunction							
96	hyperfunction	A-P squeezing (mild)	ventricular compression (mild)	paralysis				
97	hyperfunction	A-P squeezing (mild)	ventricular compression (mild)					
98	A-P squeezing	cyst	erythema	hyperfunction	vocalfoldedema			
99	gastric reflux	generalizededema of larynx	hyperfunction	A-P squeezing (severe)	ventricular compression (severe)			
100	A-P squeezing	hyperfunction	laryngocele					
101	hyperfunction	laryngeal web						
102	hyperfunction							
103	hyperfunction	A-P squeezing (mild)	nodularswelling	vocalfoldedema				
104	conversiondysphonia	hyperfunction	ventricular compression (mild)	A-P squeezing (moderate)	vocalfoldedema			
105	paralysis							
106	paralysis							
107	gastric reflux	hyperfunction	interarytenoid hyperplasia	keratosis / leukoplakia	A-P squeezing (mild)	ventricular compression (mild)	pachydermia	polypoiddegeneration (Reinke's)
108	keratosis / leukoplakia	multiloculatedpolyp	vocalfoldpolyp					
109	hyperfunction	ventricular compression (mild)	vocalfoldpolyp					

110	ventricular compression (full)	hyperfunction	A-P squeezing (moderate)	paralysis				
111	hyperfunction	keratosis / leukoplakia						
112	A-P squeezing	hyperfunction	vocal nodules					
113	adductorspasmodic dysphonia	conversiondysphonia	hyperfunction	A-P squeezing (moderate)				
114	hyperfunction	ventricular compression (moderate)	A-P squeezing (severe)	varix				
115	A-P squeezing	hyperfunction	vocal nodules					
116	A-P squeezing	hyperfunction	scarring	vocalfoldedema				
117	hyperfunction	A-P squeezing (mild)	vocal nodules					
118	erythema	hyperfunction	A-P squeezing (moderate)					
119	A-P squeezing	erythema	hyperfunction	vocalfoldedema				
120	erythema	gastric reflux	hyperfunction	interarytenoid hyperplasia	keratosis / leukoplakia	A-P squeezing (moderate)	ventricular compression (severe)	
121	abductorspasmodic dysphonia							
122	hyperfunction	A-P squeezing (mild)						
123	chroniclaryngitis	hyperfunction	inflamedarytenoid	A-P squeezing (moderate)	ventricular compression (moderate)			
124	A-P squeezing	erythema	hyperfunction	keratosis / leukoplakia	polypoiddegeneration (Reinke's)	ventricular phonation	vocalfoldedema	
125	anterior mass	hyperfunction	A-P squeezing (moderate)	A-P squeezing (moderate)	post vocal fold stripping	ventricular compression (severe)	post irradiation	vocal fold atrophic vocal fold edema
126	cysticappearing area	thick mucous and mucous stranding						
127	hyperfunction	irregularity						

128	gastric reflux	hyperfunction	ventricular compression (mild)	A-P squeezing (moderate)	paralysis	polypoiddegeneration (Reinke's)		
129	Varix							
130	Cyst	hyperfunction	keratosis / leukoplakia					
131	erythema	gastric reflux	hyperfunction	vocal fatigue	vocalfoldedema			
132	adductorspasmodic dysphonia	gastric reflux	hyperfunction	vocalfoldedema	vocaltremor			
133	gastric reflux	hyperfunction	vocalfoldpolyp					
134	exudative hyperkeratotic lesions of epithelium	hyperfunction	keratosis / leukoplakia					
135	hyperfunction	A-P squeezing (moderate)	ventricular compression (moderate)	vocalfoldedema				
136	hyperfunction	vocalfoldpolyp						
137	hyperfunction	A-P squeezing (moderate)	pre-nodularswellings	vocal nodules				
138	polypoiddegeneration (Reinke's)							
139	bowing	hyperfunction	ventricular compression (mild)	paralysis	A-P squeezing (severe)			
140	contactgranuloma	gastric reflux	hyperfunction	A-P squeezing (mild)	ventricular compression (moderate)			
141	erythema	gastric reflux	hyperfunction	vocalfoldedema				
142	hyperfunction	keratoticreaction to polyp	A-P squeezing (mild)	ventricular compression (moderate)	vocalfoldpolyp			
143	gastric reflux	A-P squeezing (mild)	ventricular compression (mild)	whitedebris/patches				
144	gastric reflux	hyperfunction	laryngocele	A-P squeezing (mild)	vocalfoldedema			
145	gastric reflux	hyperfunction	A-P squeezing (mild)	polypoiddegeneration (Reinke's)				
146	hyperfunction	A-P squeezing (mild)						

147	A-P squeezing	gastric reflux	hyperfunction	keratosis / leukoplakia	vocal fold polyp			
148	episodic functional dysphonia	hyperfunction						
149	gastric reflux	keratosis / leukoplakia	laryngocele					
150	asymmetry of arytenoid movement	hyperfunction	vocal nodules					
151	gastric reflux	hyperfunction	interarytenoid hyperplasia	ventricular compression (mild)	A-P squeezing (moderate)			
152	hyperfunction	paresis						
153	laryngeal web	scarring	subglottic stenosis					
154	conversion dysphonia	hyperfunction	paradoxical vocal fold movement					
155	hyperfunction	A-P squeezing (mild)	A-P compression (moderate)	vocal fold polyp				
156	A-P squeezing	Alfrinrhinitis	gastric reflux	hyperfunction	ventricular compression (mild)	vocal fold edema		
157	hyperfunction							
158	paralysis	scarring						
159	Cyst	hyperfunction	A-P squeezing (mild)	polypoid degeneration (Reinke's)				
160	conversion dysphonia	hyperfunction	paradoxical vocal fold movement					
161	hyperfunction	A-P squeezing (mild)	paralysis	postarytenoid adduction	postlaryngoplasty			
162	hyperfunction	A-P squeezing (severe)	vocal fold edema	vocal nodules				
163	erythema	gastric reflux	hyperfunction	keratosis / leukoplakia	ventricular compression (mild)	A-P squeezing (moderate)	polypoid degeneration (Reinke's)	
164	hyperfunction	nodular swelling						
165	paralysis							
166	conversion dysphonia	hyperfunction	vocal fold edema					

167	hyperfunction	A-P squeezing (mild)	vocal nodules					
168	A-P squeezing	adductorspasmod icdysphonia	hyperfunction	ventricular compression	vocaltremor			
169	hyperfunction							
170	hyperfunction	other	ventricular compression					
171	gastric reflux	hyperfunction	vocalfoldpolyp					
172	gastric reflux	hyperfunction	A-P squeezing (mild)	ventricular compression (mild)	vocalfoldedema			
173	atrophiclaryngitis	hyperfunction	mass	A-P squeezing (severe)	ventricular compression			

B.2 (suite d'informations)

Patients	Age	Genre	Phonème	Durée	Fumeur
1	57	M	a	1,008	Oui
2	48	M	a	1,00108	Oui
3	44	M	a	1,00324	Oui
4	39	F	a	1,00444	Oui
5	50	F	a	0,99572	Non
6	50	F	a	1,079	
7	28	M	a	1,07004	
8	34	M	a	0,97896	
9	37	M	a	1,00252	Non
10	39	M	a	1,00208	Oui
11	41	F	a	1,00856	Oui
12	49	F	a	1,04168	
13	47	F	a	1,00352	Oui
14	21	F	a	1,00356	Oui
15	56	M	a	1,0082	
16	30	M	a	1,00556	Non
17	50	M	a	1,00096	Non
18	36	M	a	1,00584	Non
19	33	M	a	1,0056	Oui
20	40	M	a	1,0082	Non
21	25	F	a	1,00136	Oui
22	43	M	a	1,0034	Non
23	38	F	a	1,009	Oui
24	31	F	a	1,00252	Oui
25	45	F	a	1,00348	
26	49	F	a	1,07112	
27	41	F	a	1,00584	Oui
28	52	M	a	1,02008	
29	46	M	a	1,00384	Oui
30	40	F	a	1,00652	Oui
31	47	M	a	1,0016	Oui
32	40	M	a	1,00376	Non
33	52	M	a	1,0234	
34	30	F	a	1,40548	Oui
35	49	M	a	1,00524	Non
36	38	F	a	1,00604	Oui
37	29	F	a	1,0008	Non
38	26	M	a	1,00008	Non
39	43	F	a	1,00088	Oui
40	46	M	a	0,92524	

41	53	M	a	1,00904	Non
42	45	F	a	0,45052	Oui
43	27	F	a	1,0008	Non
44	27	M	a	1,00568	
45	45	F	a	1,001	Non
46	54	M	a	1,00396	Oui
47	50	F	a	1,00184	Oui
48	36	F	a	1,0026	Oui
49	54	M	a	1,00608	Oui
50	38	M	a	1,00048	Non
51	42	M	a	1,00032	Non
52	48	F	a	1,003	
53	38	F	a	1,00544	Oui
54	37	F	a	1,002	Non
55	52	M	a	1,0068	Oui
56	40	M	a	1,00392	Non
57	54	M	a	1,00632	Oui
58	37	F	a	1,01776	Non
59	29	M	a	1,00144	Non
60	38	F	a	0,57256	
61	42	F	a	1,00956	Oui
62	49	M	a	1,00868	
63	47	M	a	1,00284	Oui
64	42	F	a	1,00324	
65	43	F	a	1,0082	
66	34	F	a	1,00228	Non
67	31	F	a	1,00072	Non
68	35	F	a	0,99448	
69	38	F	a	1,09468	
70	39	F	a	1,01612	
71	42	F	a	1,0024	Non
72	28	M	a	1,00124	
73	43	F	a	1,00888	Non
74	46	F	a	1,02616	
75	42	F	a	0,9954	
76	26	F	a	1,00616	
77	43	F	a	1,00012	Non
78	28	F	a	1,00444	Non
79	42	M	a	1,00208	Oui
80	40	F	a	0,9926	
81	44	F	a	1,00228	Non
82	38	F	a	1,00576	Oui
83	25	F	a	1,00388	
84	41	F	a	1,00784	

85	48	F	a	1,00196	Oui
86	42	F	a	0,99144	
87	44	F	a	0,9472	
88	45	F	a	1,01152	
89	45	F	a	0,8702	Non
90	32	F	a	1,00336	Non
91	24	F	a	1,00572	Oui
92	51	F	a	1,00356	Oui
93	24	F	a	1,00504	Non
94	32	M	a	1,00916	
95	39	M	a	1,036	
96	39	F	a	1,00088	Non
97	31	F	a	1,00556	Oui
98	33	F	a	1,01444	Non
99	40	F	a	1,14176	Non
100	36	M	a	1,00344	Oui
101	33	F	a	0,97148	
102	45	F	a	1,00488	Oui
103	37	F	a	1,07568	Non
104	39	F	a	1,00828	Non
105	29	F	a	1,001	
106	32	F	a	1,00648	
107	45	F	a	1,00476	Oui
108	47	F	a	1,02164	
109	48	M	a	1,007	Oui
110	42	F	a	1,00324	Non
111	41	M	a	1,0924	
112	40	F	a	1,00724	Non
113	38	M	a	0,99032	Oui
114	51	F	a	1,00252	Non
115	21	F	a	1,01304	Non
116	49	F	a	1,02236	
117	21	F	a	1,00456	Non
118	39	M	a	1,00296	Non
119	48	F	a	1,00108	
120	42	F	a	0,71968	Oui
121	34	F	a	1,00104	Oui
122	36	F	a	1,00128	Oui
123	40	F	a	0,24488	Non
124	43	M	a	1,00604	
125	33	M	a	1,00216	Oui
126	41	M	a	1,00592	Oui
127	34	M	a	1,00264	Oui
128	42	F	a	1,00544	Oui
129	37	M	a	1,05432	

130	45	F	a	1,00348	
131	34	F	a	1,00624	
132	49	F	a	1,00268	Non
133	40	M	a	1,00544	Non
134	53	M	a	1,00176	Oui
135	47	M	a	1,00904	Oui
136	27	M	a	1,0042	Non
137	25	F	a	1,00276	Non
138	48	F	a	1,02684	
139	57	M	a	1,009	Oui
140	57	M	a	1,00672	Oui
141	39	M	a	1,00536	Non
142	37	M	a	1,0094	Oui
143	28	M	a	1,00544	Non
144	26	M	a	1,00352	Non
145	32	F	a	1,00452	Oui
146	34	F	a	1,00652	Oui
147	30	F	a	1,00068	Oui
148	38	F	a	1,01316	
149	39	M	a	1,03308	
150	21	F	a	1,0002	Non
151	40	M	a	1,00772	Oui
152	33	M	a	1,00416	Non
153	26	M	a	1,00676	Non
154	33	F	a	1,03192	
155	31	M	a	1,00288	Non
156	28	F	a	1,00116	
157	46	F	a	1,00448	Oui
158	32	F	a	1,00352	Non
159	26	F	a	1,00252	Oui
160	28	F	a	1,00484	Oui
161	36	M	a	1,00884	Non
162	24	F	a	1,00864	Non
163	40	F	a	1,0022	Oui
164	21	F	a	1,00284	Oui
165	39	M	a	1,00264	Oui
166	39	F	a	1,00728	Non
167	34	F	a	1,00508	Oui
168	56	M	a	1,01156	
169	25	F	a	1,06572	
170	58	M	a	1,00356	Oui
171	56	M	a	1,00872	
172	56	M	a	1,00512	Non
173	36	M	a	1,00348	Oui