

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR
ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE
UNIVERSITE DE BATNA

FACULTE DE TECHNOLOGIE

MEMOIRE

Présenté au

DEPARTEMENT D'ELECTRONIQUE

Pour l'obtention du diplôme de

MAGISTER EN ELECTRONIQUE

Option : Traitement du signal

Par

GUERMOUI Mouloud

Ingénieur d'état en électronique - Université de Batna

Thème

Analyse spectrale du signal

Phonocardiogramme(PCG)

Mémoire soutenu publiquement le : / /.

Devant le jury composé de :

Dr. Lamir SAIDI	M.C. A U de Batna	Président
Pr. Moussa BENYOUCEF	Professeur U de Batna	Rapporteur
Dr. Abdelhamid BENAKCHA	M.C. A U de Biskra	Examineur
Dr. Redha BENZID	M.C. A U de Batna	Examineur

Année Universitaire 20011/20012

Remerciements

Je tiens à remercier tout d'abord **DIEU** le tout puissant qui nous a donnée durant toutes ces années la santé, le courage et la foi pour arriver à ce jour.

Je tiens à exprimer ma reconnaissance à mon encadreur **Mr. BENYOUCEF Moussa**, professeur au département d'électronique université de BATANA pour toute sa confiance qui m'a fait, son aide, son encouragement et ses conseils durant la réalisation de ce travail. Qu'il trouve ici l'expression de ma profonde et sincère reconnaissance.

Je tiens à remercier vivement monsieur **Mr. SAIDI Lamir**, maître de conférences au département d'électronique université de Batna, d'avoir accepté de présider le jury de ce mémoire.

J'adresse mes vives remerciement à **Mr. BENAKCHA Abdelhamid** maître de conférences à l'université de Biskra, d'avoir accepté de participer dans ce jury et d'examiner ce travail.

Un grand merci à monsieur **Mr. BENZID Redha**, maître de conférences au département d'électronique université de Batna, qui n'a épargné aucun effort lors des différentes discussions fructueuses que nous avons partagé. J'ai beaucoup profité de sa rigueur scientifique et de son expérience dans le domaine. Merci bien pour son respect son soutien moral que dieu le protège.

Je tiens à remercier particulièrement le personnel de département de l'électronique pour leur gentillesse et leur disponibilité.

Mes remerciements vont également à tous les enseignants et les responsables de notre département qui ont contribué à notre formation.

GUERMOUI-Mouloud

Dédicaces

Je dédie ce travail à :

Mes chers parents

Mon frère et ma sœur

Toute ma famille

L'ensemble des enseignants

Tous mes collègues et ami(e)s sans exception.

GUERMOUI-Mouloud

SOMMAIRE

INTRODUCTION GENERALE

I. INTRODUCTION.....	1
II. BUT DU TRAVAIL.....	2
III. ORGANISATION DU MEMOIRE.....	3

1^{er} Chapitre

CŒUR ET PHONOCARDIOGRAMME

I. INTRODUCTION.....	4
I.1.LE SYSTEME CARDIOVASCULAIRE	4
I.2.LA CIRCULATION VEINEUSE ET ARTERIELLE	4
I.3.LE CŒUR	5
I.3.1. ANATOMIE DU CŒUR.....	5
I.3.2. LES VALVES CARDIAQUES	6
I.3.3. FONCTIONNEMENT DU CŒUR.....	7
I.3.4. LA PROPAGATION DE L'EXCITATION	8
I.3.5. LE CIRCUIT ELECTRIQUE	9
I.4.LE PHONOCARDIOGRAMME (PCG)	11
I.4.1. INTRODUCTION	11
I.4.2. PHONOCARDIOGRAMME PCG	11
I.4.3.LE CYCLE CARDIAQUE ET LA BOUCLE PRESSION-VOLUME	12
I.5.3.1.LA BOUCLE PRESSION-VOLUME DU VENTRICULE GAUCHE	13
I.4.4.LES SONS ET LES SOUFFLES CARDIAQUES	15
I.5.4.1.LES SONS CARDIAQUES	15
I.5.4.2.LES SOUFFLES CARDIAQUES	21
I.4.5.REGIONS TRADITIONNELLES DE L'AUSCULTATION	23
I.4.6.LA GAMME DE FREQUENCE DU BRUITS ET DES SOUFFLES CARDIAQUES	24
I.4.7.LE STETHOSCOPE	25
I.5.CONCLUSION	25

2^{ème} Chapitre

TECHNIQUES ET METHODES D'ANALYSE DU SIGNAL PHONOCARDIOGRAMME

II. INTRODUCTION	26
II.1.COLLECTION D'ENREGISTREMENTS	27
II.2.PRETRAITEMENT DU SIGNAL PCG	27
II.1.1. FILTRAGE DU SIGNAL PHONOCARDIOGRAMME	27
II.3. SEGMENTATION AUTOMATIQUE DU SIGNAL PCG	28
II.3.1. DETECTION D'ENVELOPPE	28
II.3.2. LA DETERMINATION DU SEUIL	29
II.3.3. SEGMENTATION ET IDENTIFICATION DU S1 ET S2	30
II.3.4. REJECTION DU PICS SUPPLEMENTAIRE	31
II.4.PERFORMANCE DE L'ALGORITHME DE SEGMENTATION.....	33
II.5.LIMITATIONS DE L'ALGORITHME DE SEGMENTATION	35
II.6. EXTRACTION DES CARACTERISTIQUES	36
II.6.1.CALCUL DE L'ENERGIE	36
II.6.2.CALCUL DU POURCENTAGE TEMPORELLE DU S1 ET S2	37
II.7. ANALYSE FREQUENTIELLE	38
II.7.1. ANALYSE SPECTRALE DU SIGNAL PCG	39
II.7.1.1.LES COEFFICIENTS DE FOURRIER	44
II.7.2. ESTIMATION DE LA DENSITE SPECTRALE DU SIGNAL PCG	45
II.7.2. 1. ELEMENT DE LA THEORIE DE L'ESTIMATION	45
II.7.2.2. ESTIMATION NON PARAMETRIQUE	46
PERIODOGRAMME	46
II.7.2.3. ESTIMATION PARAMETRIQUE	48
A. DENSITE SPECTRALE AUTOREGRESSIVE	49
B. DETERMINATION DES COEFFICIENTS AR	50
II.7.2.4. APPLICATION AUX SIGNAUX PCGs	55
II.8. SIMULATION ET RESULTATS	58
II.9. CONCLUSION.....	60

3^{ème} Chapitre

REPRESENTATION TEMPS-FREQUENCE DU SIGNAL PCG

III. INTRODUCTION	61
III.1.ANALYSE TEMPS-FREQUENCE.....	62
III.1.1.TRANSFORMEE DE FOURIER A COURT-TERME.....	62
III.1.2.REPRESENTATION ENERGETIQUE.	63
III.1.3.LIMITATION DU SPECTROGRAMME.	63
III.2.ANALYSE ENERGETIQUE.....	64
III.2.1. FORMALISME GENERAL.	64
III.2.2.LA CLASSE DE COHEN	65
III.2. 2.1. LA DISTRIBUTION DE WIGNER-VILLE	66
III.2.3.REDUCTION DES INTERFERENCES	66
III.2.3.1.LA DISTRIBUTION PSEUDO WIGNER-VILLE LISSEE(PWVL)	67
III.2.3.2.LA DISTRIBUTION DE CHOI-WILLIAMS (CWD)	67
III.3.APPLICATION AUX SIGNAUX PCGs.....	64
III.3.1.SPECTROGRAMME DU SIGNAL PCG	68
III.3.1.1.SPECTROGRAMME DES SUJETS SAINS	68
III.3.1.2.SPECTROGRAMME DES SUJETS MALADES	70
III.3.2.LIMITATION DU SPECTROGRAMME	75
III.3.3.LA DISTRIBUTION DE WIGNER_VILLE LISSEE POUR UN SUJET SAIN	76
III.3.4.LA DISTRIBUTION PWVL POU UN CYCLE CARDIAQUE SAIN	77
III.3.5.LA DISTRIBUTION DE CHOI_WILLIAMS (CWD) POUR UN SUJET SAIN.....	78
III.3.6.LA DISTRIBUTION DE CHOI_WILLIAMS (CWD) DES SUJETS MALADES	79
III.4.CONCLUSION	81

4^{ème} Chapitre

CLASSIFICATION NEURONALE ET RESULTATS

IV. INTRODUCTION.....	83
-----------------------	----

IV.1. HISTORIQUE	83
IV.2. RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS ET APPLICATIONS	84
IV.2.1. FONCTIONS DE TRANSFERT	85
IV.2.2. STRUCTURE D'UN NEURONE ARTIFICIEL	87
IV.3. LE PERCEPTRON MULTICOUCHE	89
IV.4. LES MECANISMES D'APPRENTISSAGES DES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS	90
IV.5. APPLICATION AUX SIGNAUX PCG	93
IV.5.1. PRINCIPE D'UN SYSTEME DE CLASSIFICATION	94
IV.5.2. CRITERE DE PRECISION	95
IV.6. CLASSIFICATION PAR LE PERCEPTRON MULTICOUCHE(MLP)	96
IV.6.1. SELECTION DES MODELES	96
IV.6.2. VALIDATION CROISEE	96
IV.7. SIMULATION DU CLASSIFICATEUR MLP	98
IV.8. CONCLUSION	99
 CONCLUSION GENERALE	 100
 BIBLIOGRAPHIE.....	 102



Introduction générale

I. Introduction :

Selon les statistiques de l'organisation mondiale de la Santé 2003, les maladies cardiovasculaires sont la cause de décès d'environ 16,7 millions personnes dans le monde, ce qui équivaut à plus de 29% des décès mondiaux. La moyenne de mortalité due aux maladies cardiovasculaires représente 41% du total des décès en Afrique du Sud. Ce taux élevé a été pris en considération d'une façon sérieuse. Par exemple aux Etats - Unis cinq millions de personnes sont diagnostiquées chaque année. Ces statistiques montrent que les MCV est une menace mondiale majeure et par conséquent tout développement pour aider à la prévention de ces maladies est d'une grande importance [1].

L'auscultation cardiaque, la technique d'écoute des bruits du cœur avec un stéthoscope, été la moyen principal de diagnostique des pathologies cardiovasculaires (MCV) depuis le début du 19^{eme} siècle, la capacité de diagnostic des sons par auscultation est une compétence difficile, car les bruits de cœur sont des sons de courte durée et se produisent dans des intervalles de temps court. Aussi l'oreille humaine est mal adaptée pour l'auscultation cardiaque et ne permet pas au médecin pour obtenir des informations qualitatives et quantitatives sur les sons du cœur [1,2].

Malgré l'importance de l'auscultation cardiaque dans le diagnostic des maladies cardiovasculaire , l'évolution de la phonocardiographie a été plus lente depuis le début de 1970 que celle d'autres techniques de diagnostique pour plusieurs raisons: l'efficacité de l'ECG dans la détection des plusieurs pathologies cardiaques et l'apparition de l'imagerie médicale par ultrasons a fait de l'auscultation phonocardiographique un outil clinique secondaire , la complexité du signal phonocardiogramme et la difficulté d'analyser visuellement, les divers emplacements thoraciques pour l'enregistrement des bruits

cardiaques , les murmures est la fidélité du stéthoscope sont souvent les causes principales des difficultés durant l'acquisition puis l'analyse des mesures obtenue[1,3].

L'utilisation croissante des ordinateurs, les techniques numériques de traitement de signal , l'introduction des stéthoscopes électroniques qui fournissent une excellente qualité des signaux PCG et la limitation (difficulté) de l'électrocardiogramme dans la détection des pathologie concernant le dysfonctionnement valvulaire et le dysfonctionnement ventriculaire (communication inter-ventriculaire) ainsi que le dysfonctionnement auriculaire (communication inter-auriculaire) , ont augmenté la puissance et les performances de l'analyse des signaux PCG et ont mené à ce que nous pouvons maintenant appeler « phonocardiographie numérique » [4].

L'avancement de la phonocardiographie combinée avec les techniques numériques de traitement du signal ont renouvelé l'intérêt pour l'étude de la transmission acoustique des bruits du cœur et ont ouvert la porte à des nouvelles applications. Des chercheurs et des scientifiques ont obtenu des résultats prometteurs utilisant les techniques modernes de traitement du signal dans l'analyse des signaux PCG [5,6].

Le signal PCG est un signal non-stationnaire comme beaucoup d'autres signaux en biomédical, son analyse nécessite donc l'utilisation des outils qui tiennent compte des variations en fonction du temps. Plusieurs méthodes ont été présentées dans la littérature dont la plupart d'entre elles sont basées sur l'analyse temps-échelle qui a montré sa capacité d'analyser le signal PCG avec plus de précision dans [4] [7-10]. Nous nous intéressons ici aux représentations temps-fréquence en mettant l'accent sur les représentations énergétiques appartenant a la classe de Cohen et en tentant de représenter le plus fidèlement possible l'évolution du signal PCG ou cour du temps.

II. But du travail

L'objective majeure de ce travail et de montrer qu'on peut utilisée le signal PCG comme un outil performant dans le diagnostic des pathologies cardiaques utilisant les techniques avancée de traitement du signal.

III Organisation du mémoire

Le travail réalisé est organisé autour de quatre chapitres :

- Dans le premier chapitre, on a présenté le principe de fonctionnement du système cardiovasculaire et une description détaillée sur la phonocardiographie.
- Le deuxième chapitre a été consacré aux différentes techniques et méthodes d'analyse du signal PCG.
- Le troisième chapitre a fait l'objet du développement des représentations temps-fréquence appliquées au signal PCG, et particulièrement la distribution de Wigner ville qui est bien adaptée à l'analyse des signaux non stationnaires tout en mettant en exergue la limitation du spectrogramme.
- Une description sur les réseaux de neurones artificiels, et la classification des signaux PCG ont été examinés dans le quatrième chapitre.
- Ce travail a été achevé par une conclusion générale qui résume le travail effectué ainsi que quelques perspectives envisagées.

Chapitre I

Cœur et Phonocardiogramme

I. Introduction :

Nous présentons dans ce chapitre le fonctionnement général du système cardiovasculaire, puis en couvrira une courte description sur l'élément de base de la phonocardiographie (PCG). Cette présentation se limite au strict nécessaire pour une bonne compréhension du mémoire, le lecteur intéressé par une approche médicale rigoureuse pourra se reporter aux nombreux ouvrages médicaux disponibles sur le sujet, comme par exemple « Le cœur en action » aux éditions Sanofi-Synthelabo [DeBakey, 1997] , « Phonocardiography Signal Processing » [Abbas K. Abbas and Rasha Bassam ,2009].

I.1 Le système cardiovasculaire :

Le système cardiovasculaire assure la circulation du sang dans l'organisme et permet ainsi son alimentation en oxygène et en nutriments. Il est composé du cœur, sorte de double pompe, qui assure la circulation dans deux réseaux complémentaires : celui des artères et celui des veines.

I.2 La circulation artérielle et veineuse :

Le réseau artériel de la grande circulation est un circuit à haute pression, il conduit le sang oxygéné à travers le corps dans des vaisseaux sanguins appelés, selon leurs tailles, artères, artérioles ou capillaires artériels (Figure I.1). Ce dernier niveau est constitué de multiples petites ramifications qui facilitent le transfert de l'oxygène du sang aux organes. Le sang, devenu pauvre en oxygène, revient au cœur dans les veines, puis est envoyé par les artères pulmonaires dans la petite circulation où il est oxygéné dans les poumons. Le réseau veineux est le principal réservoir de sang : il contient environ 70% du volume total, qui est de 5 à 6 litres pour un adulte.

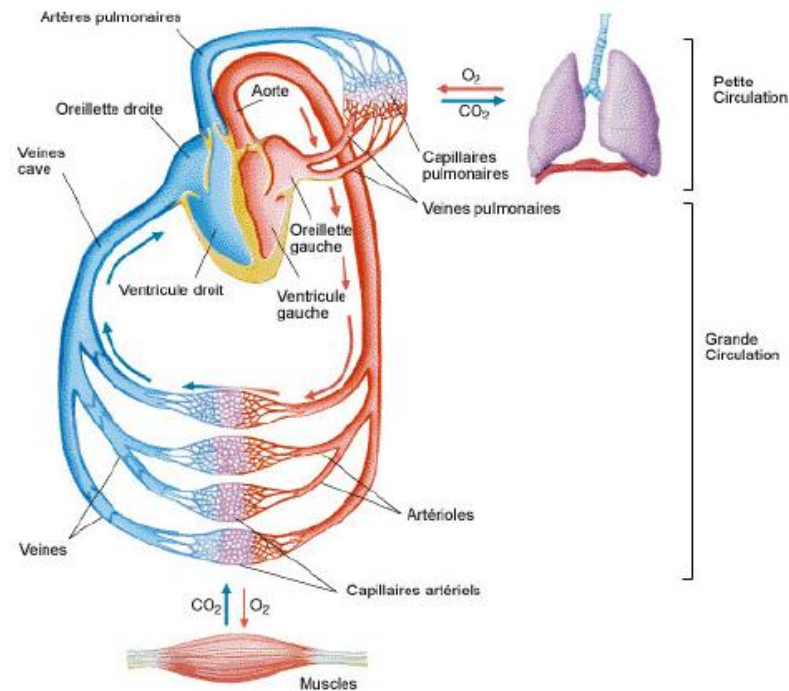


Figure I.1 : le système artériel et le système veineux.

I.3 Le cœur :

Le cœur est l'organe central du système cardiovasculaire, il agit grâce à ses contractions autonomes. Il est le moteur du système de circulation sanguine dans le corps humain, c'est le propulseur du sang aux organes.

I.3.1 Anatomie du cœur :

Le cœur est un organe creux et musculaire. Il peut être vu comme étant constitué de deux pompes placées en série. En effet, il se divise en deux parties (gauche et droite) composées chacune d'une oreillette en haut et d'un ventricule en bas qui communiquent à travers une valve. Un mur musculaire, le septum divise l'oreillette et le ventricule gauche de l'oreillette et du ventricule droit, évitant le passage du sang entre les deux moitiés du cœur.

Les ventricules ont pour fonction de pomper le sang vers le corps ou vers les poumons. Leurs parois sont plus épaisses que celles des oreillettes. La contraction des ventricules est fondamentale pour la distribution du sang. Les oreillettes en se contractant jouent un rôle d'appoint pour le remplissage des ventricules.

Le ventricule gauche est bien plus massif que le droit, parce qu'il doit exercer une force considérable pour pousser le sang dans tout le corps contre les résistances à l'écoulement,

alors que le ventricule droit n'assure que la circulation pulmonaire dont les résistances sont bien moindres.

L'examen médical du cœur comporte l'auscultation, l'examen radiologique, l'examen échographique est l'électrocardiogramme (ECG).

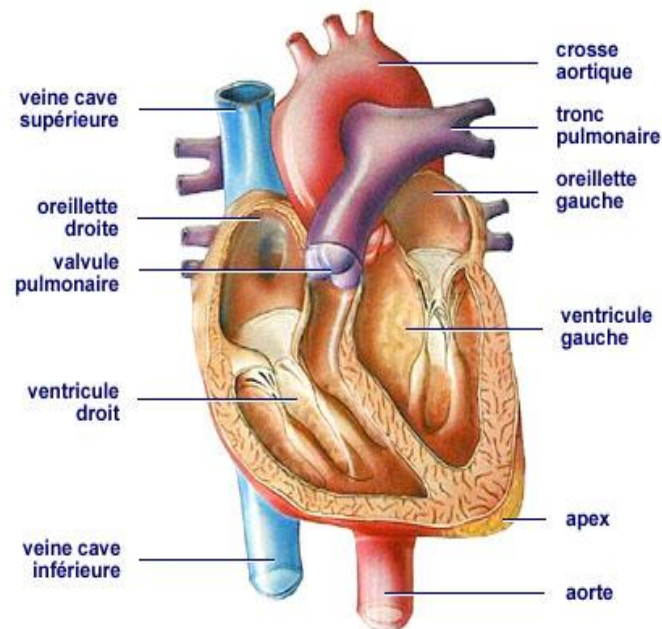


Figure I.2 : Coupe du cœur.

I.3.2 Les valves cardiaques :

Les valves cardiaques jouent un rôle très important dans la circulation sanguine. En effet pour qu'une pompe ait son maximum d'efficacité, il faut une valve d'admission et une valve d'échappement. Ces valves qui ne doivent jamais être ouvertes en même temps, empêchent le sang de refluer et assurent ainsi un écoulement unidirectionnel dans le cœur. Seuls les ventricules possèdent les deux types de valves.

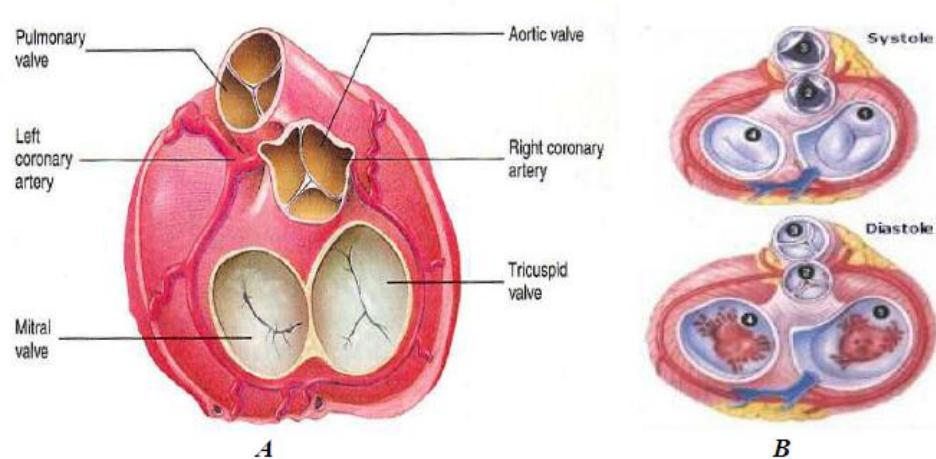


Figure I.3 : Les valves cardiaques.

- **Les valves d'admission**(Les valves auriculo-ventriculaires) : Celle du ventricule gauche est formée de deux lames et dénommée valve mitrale et du ventricule droit est formée de trois lames et dénommée valve tricuspide. Sont appelés auriculo-ventriculaires puisque ils gardent l'entrée des oreillettes aux ventricules.
- **Les valves d'échappement** (Les valves semi-lunaires) : se trouvent à l'entrée de l'aorte et de l'artère pulmonaire. Il s'agit de la valve aortique et la valve pulmonaire sont appelés semi-lunaire en raison de leur forme demi-lune une structure qui empêche le reflux du sang de l'aorte et l'artère pulmonaire dans les ventricules ayant leur ouverture dirigée vers l'extérieur du cœur [11].

I.3.3 Fonctionnement du cœur :

Le cœur agit comme une pompe double. Chaque moitié du cœur fonctionne séparément de l'autre. Le côté droit du cœur est chargé de renvoyer le sang pauvre en oxygène aux poumons pour éliminer le dioxyde de carbone et réoxygéner le sang. L'oreillette droite reçoit le sang veineux apporté par la veine cave. Le sang est ensuite propulsé dans le ventricule droit. Lorsque ce dernier se contracte le sang pénètre dans l'artère pulmonaire et dans les poumons. L'artère pulmonaire est la seule artère de l'organisme à transporter du sang pauvre en oxygène. Le côté gauche du cœur reçoit le sang fraîchement oxygéné provenant des poumons et le redistribue dans tout le corps. Le sang oxygéné pénètre dans l'oreillette gauche par les quatre veines pulmonaires. Ce sont les seules veines de l'organisme à transporter du sang oxygéné. Le sang est ensuite propulsé dans le ventricule gauche et doit traverser la valve mitrale, qui

contrôle le débit. Les parois du ventricule gauche sont trois fois plus grosses que les parois du ventricule droit. L'épaisseur du muscle cardiaque donne au ventricule gauche la puissance nécessaire pour pomper le sang dans tout le corps, de la tête aux pieds. Lorsque votre cœur se contracte, le sang est propulsé à travers la valve aortique dans l'aorte, qui est le plus gros vaisseau de l'organisme, et distribué dans le corps par l'intermédiaire d'un réseau d'artères (Figure I.1).

Cette fonction mécanique cardiaque est la conséquence d'une activation électrique organisée du myocarde. Pour accomplir cette fonction de pompe, le myocarde est constitué principalement de deux types de tissus :

- **Le tissu de conduction ou tissu nodal** : ce tissu est constitué de cellules présentant des propriétés spécialisées d'excitabilité, de conductibilité et d'automaticité. Ces propriétés permettent la génération régulière et spontanée des impulsions électriques et la conduction de ces impulsions d'une manière organisée au travers du myocarde, afin d'assurer une contraction adéquate et un pompage efficace.
- **Le tissu myocardique contractile** : ce type de tissu est largement majoritaire et présente aussi des propriétés d'excitabilité et de conductibilité cellulaire. Cependant, à la différence du tissu nodal, il est constitué des cellules pourvues d'un grand nombre de fibres musculaires capables de se contracter.

I.3.4 La propagation de l'excitation :

La transmission de l'excitation dans les fibres cardiaques s'effectue de proche en proche. Elle résulte d'un flux de courant entre les cellules qui viennent d'être activées et les cellules adjacentes au repos. L'excitation qui est à l'origine du battement cardiaque prend naissance dans le nœud sinusal. Elle se propage de cellule à cellule dans toute la masse du muscle auriculaire pour produire la contraction des oreillettes. L'excitation atteint alors le nœud auriculo-ventriculaire. Ce nœud a un rôle de régulateur. Il impose à l'onde de propagation un certain retard avant de la transmettre au faisceau de His. Celui-ci transmet l'excitation aux ventricules, plus précisément au Faisceau de His et aux fibres de Purkinje qui cheminent sur toute la surface interne des ventricules. Le nœud auriculo-ventriculaire et le faisceau de His constituent le seul lien fonctionnel normal entre les étages auriculaire et ventriculaire. Grâce au retard imposé par le nœud auriculo-ventriculaire, les ventricules ne sont dépolarisés qu'après la fin de la contraction des oreillettes, donc au moment où les ventricules sont remplis, la conduction dans le réseau de Purkinje est très rapide ce qui permet

d'obtenir une contraction à peu près simultanée de l'ensemble des myocards ventriculaires droit et gauche, d'où une expulsion optimale du volume sanguin ventriculaire vers les artères. La repolarisation se produit ensuite de façon plus lente [2,6].

I.3.5 Le circuit électrique :

Dans le cas normal, l'activité électrique du cœur suit la séquence d'activation suivante :

- **Le nœud sinusal (NS)** : l'activité électrique est générée spontanément dans le nœud sinusal. Il est situé dans la partie haute de la paroi intérieure de l'oreillette droite.
- **Les oreillettes** : l'impulsion cardiaque initiée dans le nœud sinusal est transmise aux deux oreillettes.
- **Le nœud auriculo-ventriculaire (NAV)** : il est situé en bas de l'oreillette droite et constitué de cellules qui présentent une conduction électrique lente. L'activation électrique qui arrive au NAV est ralentie (approximativement 100 ms) avant d'arriver au faisceau de His. Cette propriété physiologique du NAV permet de protéger les ventricules d'un nombre excessif d'activations auriculaires et concède aux oreillettes un temps de vidange plus grand, optimisant ainsi la contraction ventriculaire.
- **Le faisceau de His** : il est situé dans la partie haute du septum inter ventriculaire et ses fibres traversent le tissu connectif (non excitable) qui sépare électriquement les oreillettes des ventricules. Dans les cas normaux, le NAV et le faisceau de His constituent la seule voie de propagation de l'activité électrique cardiaque entre les oreillettes et les ventricules. L'ensemble de ces deux structures est souvent appelé la jonction auriculo-ventriculaire. Une fois dans l'étage ventriculaire, le faisceau de His se divise en deux branches, la gauche et la droite.
- **La branche droite** : elle est située le long de la partie droite du septum inter ventriculaire et facilite la conduction de l'activité électrique dans le ventricule droit.
- **La branche gauche** : cette branche se subdivise en deux hémis branches, l'une antérieure gauche et l'autre postérieure gauche.
- **Les fibres de Purkinje** : les branches du faisceau de His dans un réseau de fibres qui arrivent dans les parois ventriculaires. Les fibres de Purkinje terminent en anastomoses avec les fibres myocardiques musculaires, facilitant leur excitation [2,3] [14].

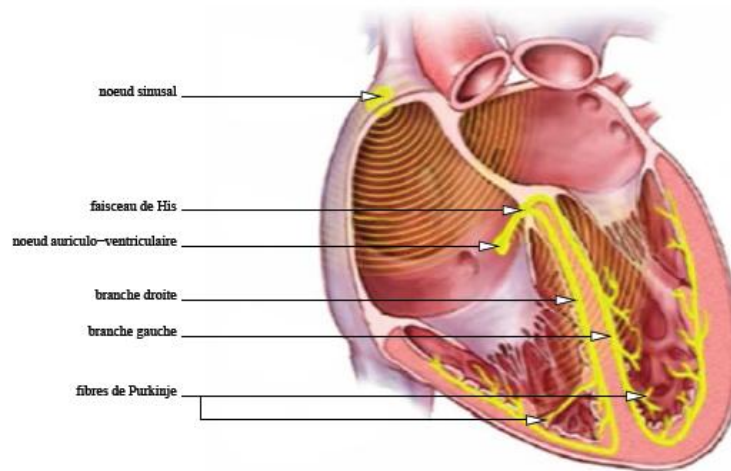


Figure I.4 Système spécialisé de conduction.

Donc le fonctionnement des cellules musculaires se compose de trois étapes principales :

1. Système d'excitation : c'est le nœud SA qui est le responsable de cette excitation qui participe à la propagation du potentiel d'action.
2. Système de couplage excitation-contraction : qui transforme le signal d'excitation électrique à un signal chimique et active le troisième système.
3. Système contractile : c'est un moteur moléculaire.

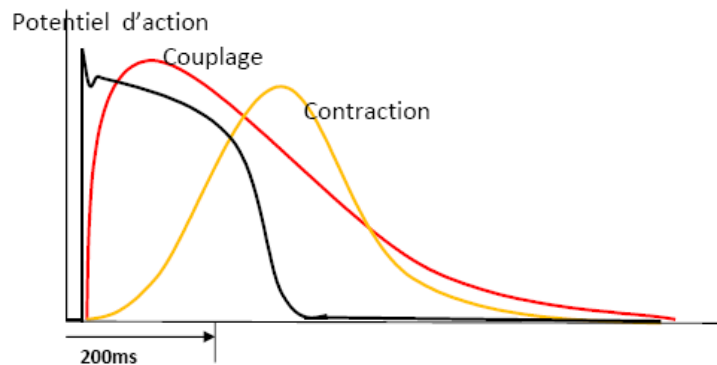


Figure I.5 L'excitation, la propagation et la contraction cardiaque.

I.4 Phonocardiogramme PCG :

I.4.1 Introduction :

Le terme phonocardiographie se réfère à la technique de traçage des bruits du cœur et l'enregistrement des vibrations acoustiques cardiaque au moyen de micro-capteur. Le traitement des bruits cardiaques en termes d'enregistrements s'avère très important pour le diagnostic des différentes pathologies cardiaques. Le signal enregistré est connu sous le nom de phonocardiogramme (PCG). Le signal PCG confirme, et surtout, affine les données de l'auscultation et apporte des renseignements complémentaires sur l'activité cardiaque. Les bruits cardiaques sont par définition des signaux non-stationnaires et sont situés dans la gamme des basses fréquences, approximativement entre 10Hz et 300Hz. L'analyse des bruits cardiaques par auscultation, basée seulement sur l'ouïe humaine, reste insuffisante pour un diagnostic fiable des cardiopathies et pour qu'un clinicien puisse obtenir toutes les informations qualitatives et quantitatives de l'activité cardiaque. Ces informations comme la localisation temporelle des bruits du cœur, le nombre de leurs composantes internes, leur contenu fréquentielle, l'importance des souffles diastoliques et systoliques peuvent être étudiée directement sur le signal PCG par l'utilisation de méthodes utilisant de techniques numériques du traitement de signal [1, 2,6].

I.4.2 Phonocardiogramme PCG :

Généralement, le PCG est composé de deux types de sons acoustiques: les sons du cœur et les murmures cardiaques (figure I.6). Dans un cycle cardiaque, jusqu'à quatre sons du cœur peut être trouvé: S1, S2, S3 et S4. S1 et S2 sont normalement observées chez tous les sujets. Tandis que S3 et S4 sont normales chez les sujets jeunes, mais pathologique chez les personnes âgées. Les sons du cœur sont des signaux transitoires de courte durée alors que les murmures cardiaques sont relativement plus longues et comme des signaux aléatoires. Ils sont généralement causés par un dysfonctionnement des valves cardiaques, sauf pour les murmures innocents qui peuvent se produire pendant la systole chez des sujets jeunes avec un cœur fort et normal. Les murmures cardiaques sont généralement séparés en deux types selon la chronologie du cycle cardiaque: Les murmures systoliques survenant entre S1 et S2 et les murmures diastoliques survenant entre S2 et S1 [2, 3,10].

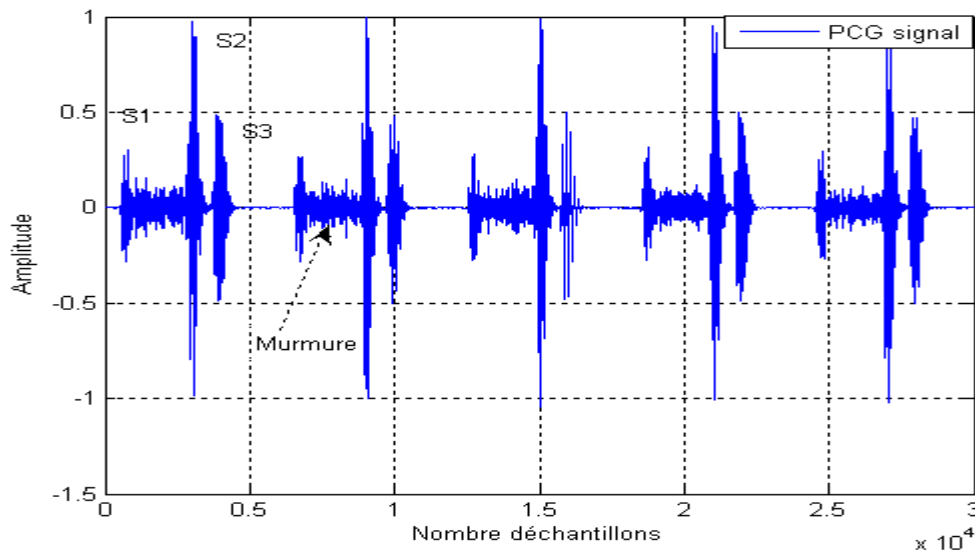


Figure I.6 : Signal PCG.

I.4.3 Le cycle cardiaque et la boucle pression-volume :

Le cycle cardiaque est une séquence synchronisée des contractions et les relâchements des oreillettes et des ventricules au cours de laquelle des événements importants, tels que l'ouverture et la fermeture des vannes et les variations de pression et le flux sanguin. Chaque contraction et relaxation est appelée systole et diastole, respectivement. La Figure I.7 présente les événements liés au cycle cardiaque.

Le schéma de la figure commence à la fin de la diastole ventriculaire, les valves AV sont ouvertes et les ventricules à proximité de leur capacité de volume sanguin maximum. Systole auriculaire aura ensuite lieu en poussant le sang à travers les valves AV. Ensuite, comme les ventricules commencent à se contracter (systole), la pression ventriculaire (PV) s'élève au-dessus de la pression auriculaire (PA), obligeant les valves AV à fermer. Depuis les valves semi-lunaires sont également fermés, le volume ventriculaire reste constant pendant cette courte période, connue sous le nom contraction isovolumique, ce qui provoque une augmentation rapide de la pression ventriculaire (PV).

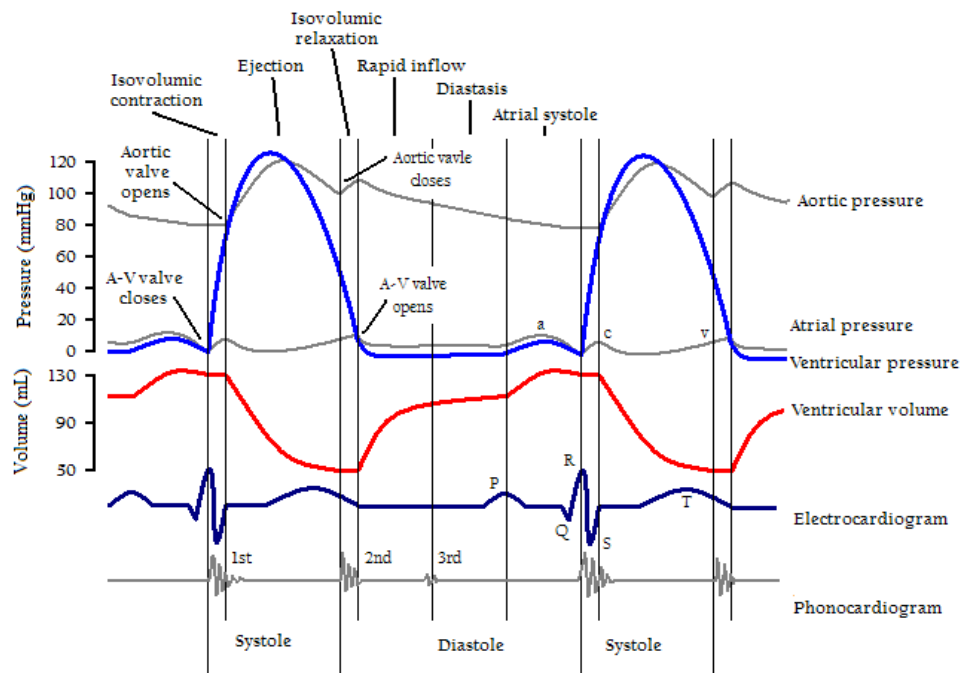


Figure I.7 : La boucle pression volume d'un cycle cardiaque.

Lorsque la PV est supérieur à la pression de la cuve de sortie (l'artère pulmonaire et l'aorte pour le cœur droit et gauche, respectivement), les valves semi-lunaires sont ouvertes, ce qui conduit à l'éjection du sang.

Lorsque la phase systolique se termine, les parois ventriculaires commencent à se détendre (diastole ventriculaire) causant la diminution de la PV, passant sous la pression du réservoir de sortie, ce qui provoque la fermeture des valves semi-lunaires. Cette période est appelée la détente isovolumique parce que les deux valves semi-lunaire et AV sont fermées, ce qui entraîne un volume ventriculaire constant et une nouvelle baisse des PV. Lorsque la PV tombe en dessous de la PA, les valves AV ouverte et le sang se jette dans les ventricules, enfin le cycle est compléter [1-3] [6] [15,16].

I.4.3.1 Boucle pression-volume du ventricule gauche :

La fonction du ventricule gauche peut être observée pendant tout un cycle cardiaque (diastole systole) en combinant les deux relations pression-volume .La boucle pression-volume du ventricule gauche (Figure I.8).Décrit un cycle complet de la contraction ventriculaire, éjection, relaxation, et remplissage comme suit:

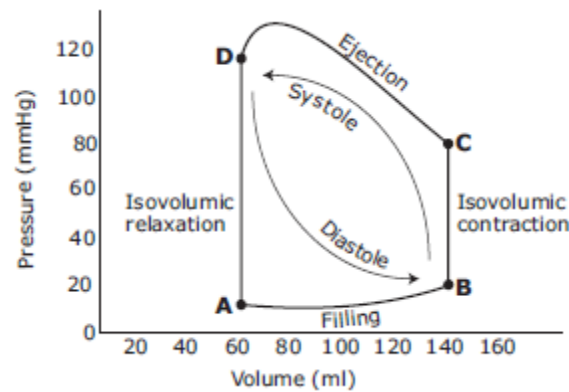


Figure I.8 : La boucle pression volume d'un cycle cardiaque.

- **Phase de contraction iso volumique (B→C) :** Commencez le cycle au point B, qui marque la fin de la diastole. Le ventricule gauche est rempli de sang de l'oreillette gauche, et son volume est le volume en fin de diastole, 140 ml. La pression correspondante est assez faible parce que le muscle ventriculaire est détendu. À ce stade, le ventricule est activé, il se contracte, et la pression ventriculaire augmente de façon spectaculaire. Parce que toutes les vannes sont fermées, le sang ne peut être éjecté du ventricule gauche, et le volume ventriculaire est constant, bien que la pression ventriculaire devienne très élevée au point C. Ainsi, cette phase du cycle est appelée contraction isovolumique.
- **Phase d'éjection ventriculaire (C → D) :** Au point C, la pression ventriculaire gauche devient supérieure à la pression aortique, ce qui provoque l'ouverture de la valve aortique. Une fois la valve est ouverte, le sang est éjecté rapidement, par le gradient de pression entre le ventricule gauche et l'aorte. Pendant cette phase, la pression ventriculaire gauche reste élevée en raison que le ventricule continue à se contracter. Le volume ventriculaire diminue considérablement, toutefois, que le sang est éjecté dans l'aorte. Le volume restant dans le ventricule au point D est le volume télé systolique, 70 ml. La largeur de la boucle pression-volume est le volume de sang éjecté, ou le volume d'éjection systolique. Le volume d'éjection systolique ventriculaire dans ce cycle est de 70 ml (140 à 70 ml).

- **Phase de relaxation isovolumique (D → A) :** Au point D, la systole se termine et le ventricule relaxe. La pression ventriculaire diminue inférieure à la pression aortique et la valve aortique se ferme. Bien que la pression ventriculaire diminue rapidement au cours de cette phase, le volume ventriculaire reste constant (isovolumique) à la valeur de fin de systole et 70 ml, puisque toutes les valves se referment.
- **Phase de remplissage ventriculaire (A → B) :** Au point A, la pression ventriculaire est tombée à un niveau qui est inférieure à la pression auriculaire gauche, provoquant l'ouverture de la valve mitrale (AV). Le ventricule gauche se remplit de sang de l'oreillette gauche passivement et activement, à la suite de la contraction auriculaire dans le prochain cycle. Le volume ventriculaire gauche augmente de retour au volume en fin de diastole de 140 ml. Au cours de cette dernière phase, le muscle ventriculaire est détendue, et la pression augmente à peine que le ventricule se remplit de sang compatible [15,16].

I.4.4 Les sons et les souffles (murmures) cardiaques:

I.4.4.1 Les sons cardiaques:

- **Le premier son cardiaque (S1) :**

Le premier son cardiaque (S1) se produit juste après la systole ventriculaire et le résultat de la fermeture de la valve mitrale (MC) suivi de près par la fermeture de la valve tricuspide (TC). Il est composé de deux grandes composantes (M1) pour la valve mitrale et (T1) pour la valve tricuspide. Comme le ventricule gauche se contracte d'abord, la composante M1 se produira plus tôt. Ce délai entre M1-T1 a une importance clinique majeure et est considéré comme physiologique si moins de 30 ms. Au dessus de cette valeur, il peut indiquer une rupture pathologique du S1 (Figure. I.10). S1 a une durée typique de 100-200 ms et son spectre de fréquence se situe principalement entre 10-200 Hz [6] [15-18].

Les deux valves mitrale et tricuspide se ferment lorsque la pression ventriculaire est supérieure à celle de l'oreillette. La valve aortique s'ouvre (AO), suivie de près par l'ouverture de la valve pulmonaire (PO). L'ouverture des deux valves semi-lunaires n'est normalement pas entendue. Une valve aortique malade ou pulmonaire peut produire des sons d'éjection [6] [15-18].

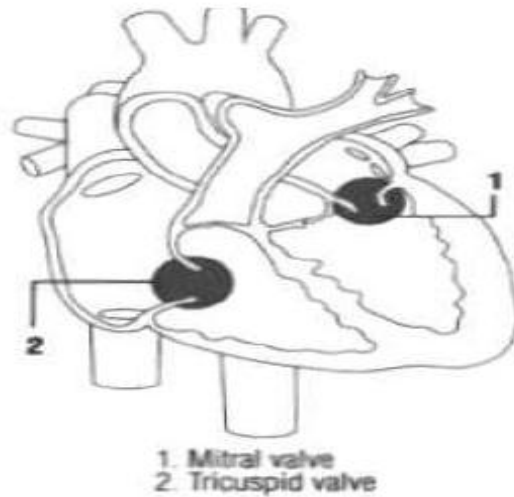


Figure I.9 : Les valves qui produiront le premier son S1.

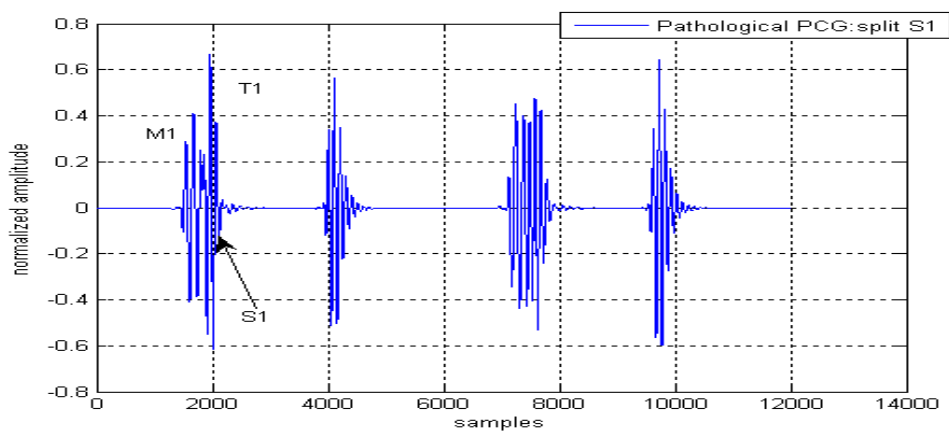


Figure I.10 : le dédoublement de S1.

▪ **Régions auscultatoires et relation avec l'ECG :**

Le premier son cardiaque est généralement perçu près de l'apex cardiaque sur la surface mitrale, dans le quatrième espace intercostal gauche. S1 se produit juste après le complexe QRS de l'électrocardiogramme (ECG) [15].

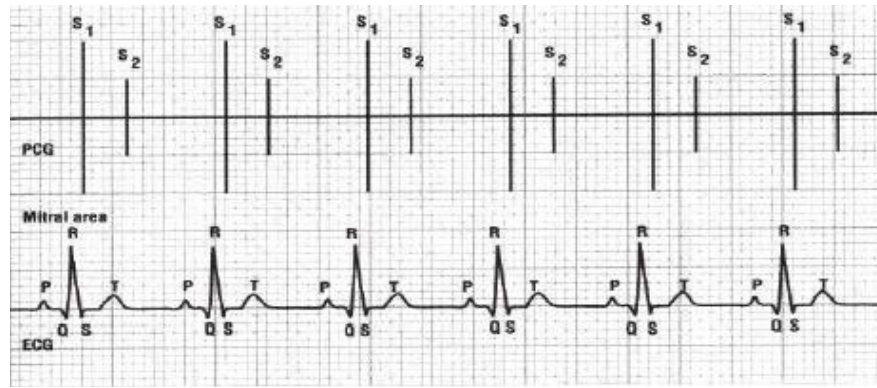


Figure I.11 : Relation du S1 avec l'ECG.

▪ **Le deuxième son cardiaque (S2) :**

Le deuxième bruit cardiaque (S2) est le résultat de la fermeture de la valve aortique (AC) suivis de près par la fermeture de la valve pulmonaire (PC), (Figure I.12). Tout comme S1, S2 dispose également de deux composantes principales, A2 et P2 qui se rapporte à la fermeture de la valve aortique et pulmonaire ci la durée entre A2 et P2 et supérieure à 30 ms elle peut correspond a une maladie (split) Figure I.13. Ces deux valves se ferment lorsque la pression systolique d'éjection dans l'aorte et l'artère pulmonaire diminue. Lorsque les pressions ventriculaires et auriculaires sont les mêmes, les valves qui les séparent en silence ouverte (mitrale et tricuspide). Si ces vannes sont anormaux ou sténoses, leurs ouvertures peuvent ne pas rester silencieuses. Un (opening snap) (OS) ou (**click**) peuvent être entendus [6] [15-18].

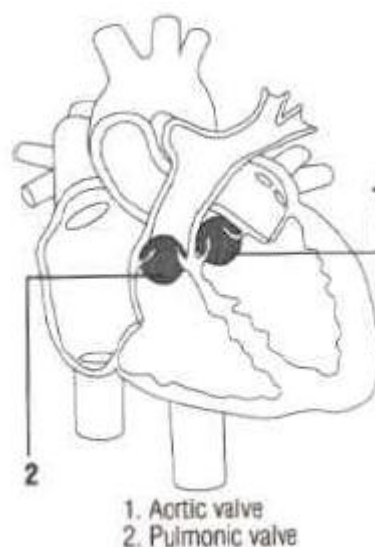


Figure I.12 : Les valves qui produiront le deuxième son S2.

S2 a une durée minimale de 80 ms. Les composants de fréquence de S2 sont généralement plus élevés que ceux du S1 et son spectre se situe principalement entre 50-250 [15].

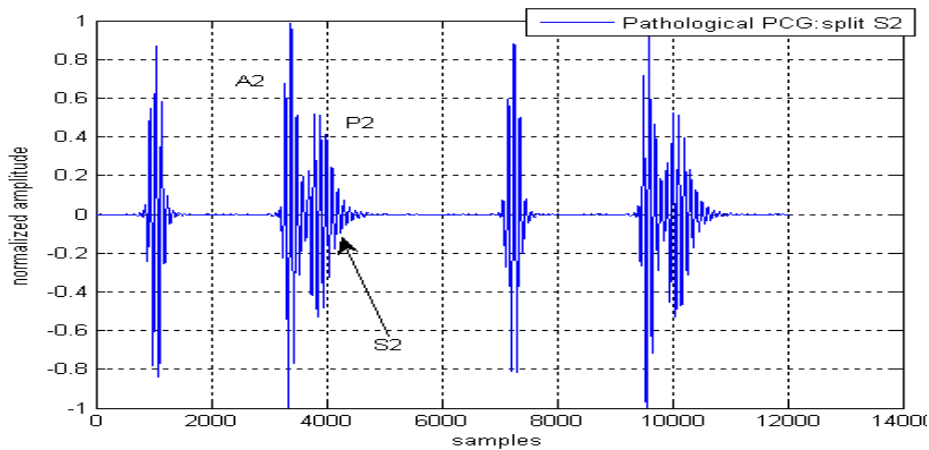


Figure I.13 : le dédoublement de S2.

- **Régions auscultatoires et relation avec l'ECG :**

Les deux composantes de S2 sont les mieux entendus sur la zone pulmonaire, lors de la deuxième ou troisième espace intercostal. S2 se produit juste après l'onde T de l'ECG du patient [15].



Figure I.14 : Relation du S2 avec l'ECG.

▪ Le troisième son cardiaque (S3) :

Le troisième son cardiaque (S3) peut provenir soit d'un ventricule ou des deux ventricules, mais la plupart des chercheurs attribuent S3 à des vibrations de la paroi ventriculaire gauche à la période de remplissage rapide. S3 peut être entendu à la diastole, quelques instants après le S2.

La présence de S3 peut être physiologique chez les jeunes, mais il est pathologique après 30 ans, il est généralement liée à une insuffisance cardiaque ou une dilatation ventriculaire. Le son S3 est un son de basse fréquence de faible amplitude et dont le spectre est compris entre 25-70 Hz (Figure. I.16) [15-18].

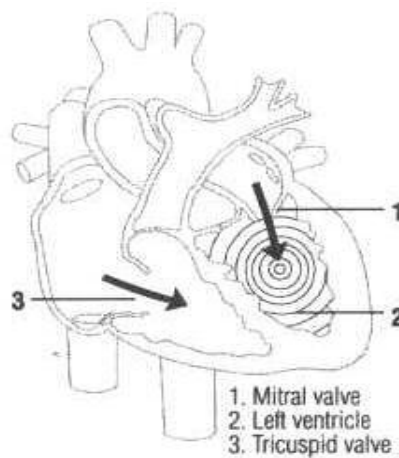


Figure I.15 : La région qui produit le troisième son S3.

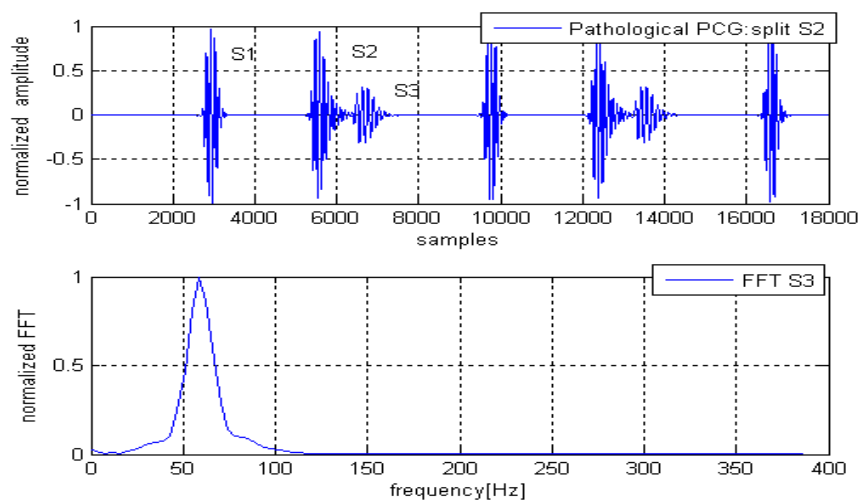


Figure I.16 : FFT du S3.

▪ Régions auscultatoires et relation avec l'ECG :

Habituellement, S3 est mieux entendu avec le Bell du stéthoscope sur la zone mitrale. Il est entendu mieux lors de l'expiration lorsque le flux sanguin dans le ventricule gauche est augmenté. S3 est entendu au début de la diastole et suit S2 par 0,14 à 0,20 secondes. S3 se produit pendant l'intervalle TP juste après l'onde T. Normalement, l'intervalle de S2-S3 est constant[15].



Figure I.17 : Relation du S3 avec L'ECG.

▪ Le Quatrième son cardiaque (S4) :

Le son S4 se produit à la fin de la diastole ventriculaire, c'est-à-dire après la contraction auriculaire et avant le premier son du cœur. Il est causé par les vibrations ventriculaires après la contraction des oreillettes. Il est également de faible amplitude, de basse fréquence. Sa présence nous renseigne sur la présence d'une pathologie (Figure. I.18) [15-18].

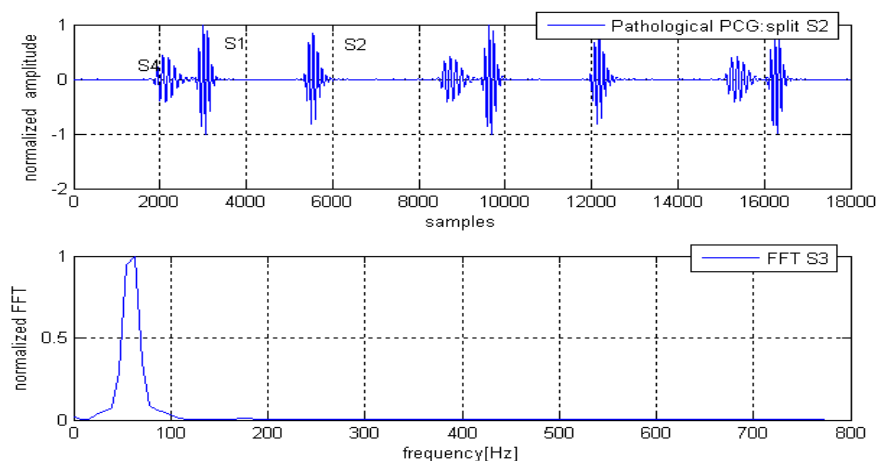


Figure I.18 : FFT du S4.

- **Régions auscultatoires et relation avec l'ECG :**

S4 est généralement mieux entendu avec la cloche du stéthoscope pendant l'expiration près de l'apex du cœur sur la région mitrale. On peut le voir facilement dans la forme d'onde ECG: S4 se produit au cours de l'intervalle PR et se précède S1 [15].

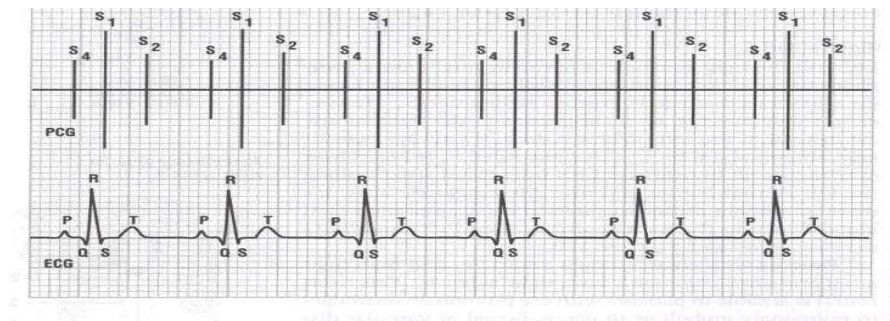


Figure I.19 : Relation du S4 avec L'ECG.

I.4.4.2 Les souffles cardiaques (murmures):

Les souffles (murmurs en anglais) sont des vibrations prolongées dues à un écoulement turbulent du sang. Les souffles cardiaques sont des sons de haute fréquence résultant de la circulation sanguine turbulent .Le flux turbulent est causé par des anomalies telles que la constriction ou les fuites des valves cardiaques, ils sont décrits selon la position dans le cycle cardiaque (systolique ou diastolique). Et sont généralement associées à des états pathologiques tels que la sténose valvulaire cardiaque ou d'insuffisance, par exemple, un «souffle innocent» est un souffle causé par des conditions physiologiques et peut être entendu dans les enfants et les sportifs [19].

- **Position des souffles dans le cycle cardiaque :**

a) Souffles systoliques : se produisent entre S1 et S2 et sont classés comme début, milieu ou fin systolique ou holosystolique (occupant tout la systole).

b) Souffles diastoliques : se produisent entre S2 et S1 et sont classés comme début, milieu ou fin de diastole.

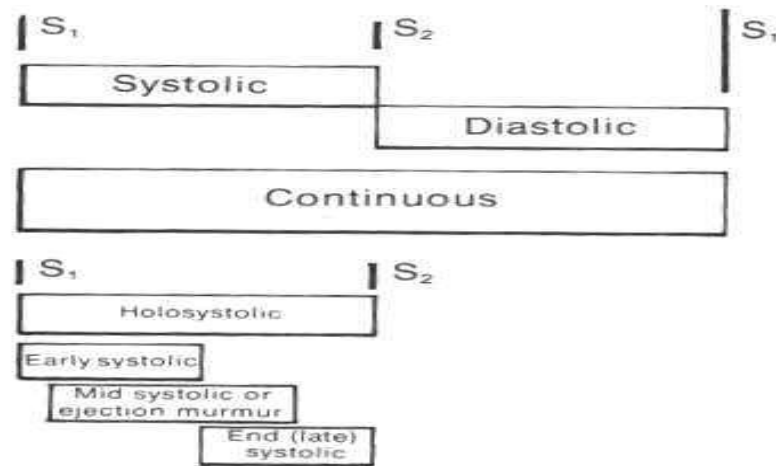


Figure I.20 : Position des souffles dans un cycle cardiaque.

Parmi les différents souffles systoliques on peut citer : Le souffle du rétrécissement valvulaire aortique, le souffle de rétrécissement valvulaire pulmonaire, Le souffle d'insuffisance mitrale, Le souffle d'insuffisance tricuspидienne, Le souffle de la communication inter-ventriculaire..., et pour les souffles diastoliques on peut citer : Le souffle d'insuffisance valvulaire aortique, rétrécissement mitral, rétrécissement tricuspидienne. La figure I.21 montre différents pathologies cardiaques et leur emplacement dans le cycle cardiaque [15-19].

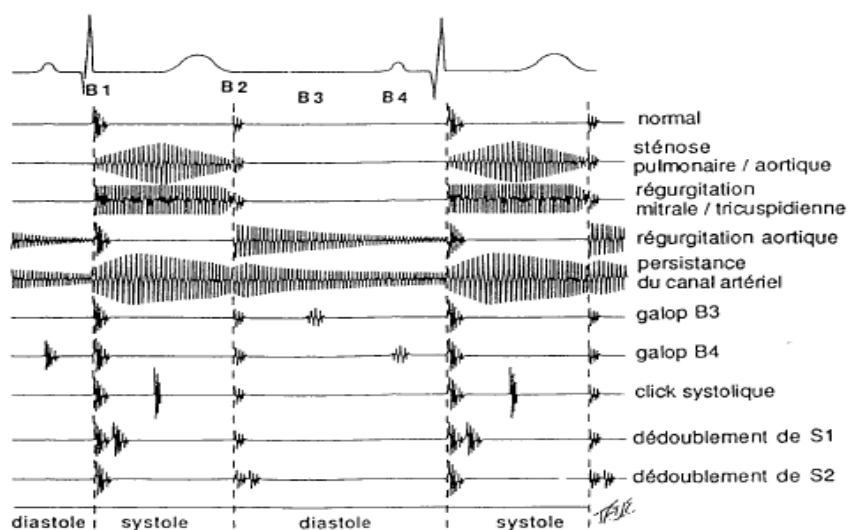


Figure I.21 : Principaux bruit et soufflés cardiaques.

I.4.5 Régions traditionnelles de l'auscultation:

Les Régions traditionnelles de l'auscultation, établie depuis plus d'un siècle, s'intéresse principalement à l'écoute du fonctionnement des quatre valves cardiaques (Figure I.22).

- **Région Mitrale:** située entre le cinquième espace et le sixième espace inter-costal gauche à l'apex cardiaque. Tout comme la région tricuspide les deux sons S1 et S2 peuvent être entendus, cependant, S1 est généralement plus fort que S2. Lorsqu'ils sont présents, S3 et S4 sont également audibles dans cette zone.
- **Région tricuspide:** située entre le quatrième espace et le cinquième espace inter-costal. Il fournit une bonne audibilité pour S1, S2 et S3, ainsi que d'autres sons provenant de la valve tricuspide.
- **Région Aortique:** entre le deuxième et le troisième espace inter-costal. Les Sons proviennent de la valve aortique, s'entendent mieux à cet endroit.
- **Région pulmonaire:** symétrique par rapport à la région aortique entre le deuxième espace et le troisième espace inter-costal gauche. Depuis S2 est causé par la fermeture des deux valves semi-lunaires, ce son est aussi entendu mieux à cet endroit, ainsi que des murmures provenant de la valve pulmonaire [15].

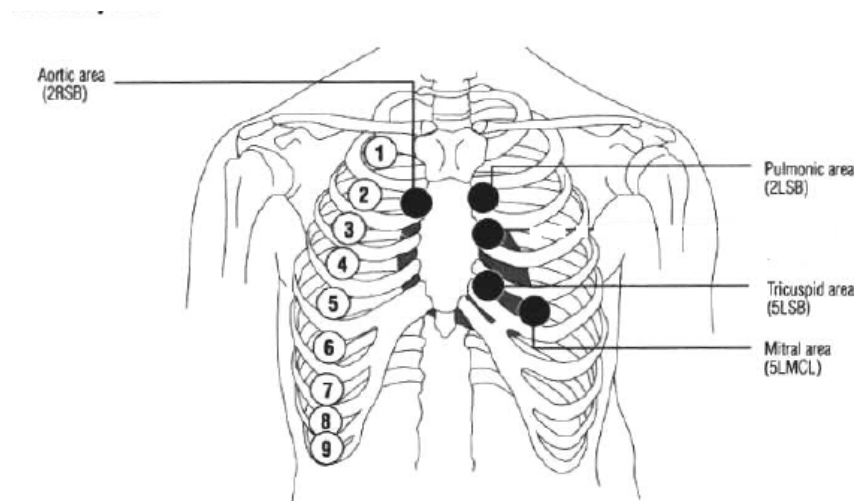


Figure I.22 : Localisation des zones de transmissions des bruits et murmures.

Au cours de l'auscultation, le médecin doit écouter sur les différentes zones d'auscultation, d'abord avec le diaphragme, puis avec la capsule. Le médecin doit être sûr d'écouter à travers plusieurs cycles cardiaques pour lui permettre suffisamment de temps pour

orienter les sons et entendre toutes les modifications subtiles. Le médecin doit chercher à établir un modèle et suivre méthodiquement chaque durée d'auscultation effectuée [41].

I.4.6 La gamme de fréquence pour le bruit du cœur et les souffles cardiaques :

L'oreille humaine est capable de détecter les vibrations sonores à partir de 16 Hz à 18000 Hz, cette gamme sonore est aussi fortement liée à l'intensité sonore. La figure I.23 montre le seuil d'audibilité de l'homme et la gamme de fréquence et l'intensité des bruits du cœur et des murmures. La zone de la parole est également affichée, indiquant que la plage optimale de l'acuité auditive de l'homme. Nous pouvons voir du diagramme que la gamme des bruits du cœur et des murmures est inférieure à 1000 Hz. En outre, la gamme audible des bruits du cœur au-dessus du seuil d'audibilité est d'environ de 40 Hz à 512 Hz, ce qui représente une très petite zone audible. Cela signifie qu'une bonne partie des bruits du cœur et les murmures sont hors de portée de voix de l'homme, en particulier pour les sons de basse fréquence qui sont inférieures à 30 Hz [19].

Ces limitations auditives apportent évidemment ces difficultés pour l'auscultation sensible des sons de basse fréquence.

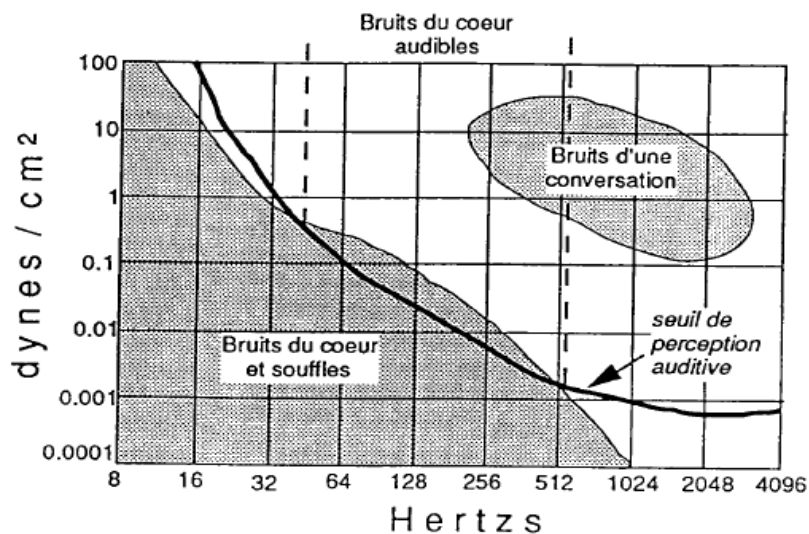


Figure I.23: La gamme de fréquence pour les bruits du cœur et les souffles cardiaques.

La structure complexe du signal PCG ajoute plus de difficultés pour l'auscultation. Par exemple, il est parfois difficile de distinguer les deux composantes du S2 ou S1, parce que l'intervalle de temps entre les composantes est trop petit. Cette difficulté augmente lorsque le patient augmente le rythme cardiaque. Un problème de masquage peut également se produire entre deux composants proches. Un autre facteur qui peut empêcher la détection des murmures de faible intensité cardiaque est la présence de bruit dans l'environnement

I.4.7 Le stéthoscope :

Le stéthoscope (stethos : poitrine, skopein : voir) est l'instrument nécessaire de l'auscultation. Il est formé par une pièce terminale comportant deux faces. L'une est équipée d'un diaphragme et l'autre d'une capsule : la pièce terminale est reliée par des tubulures à des embouts auriculaires (Figure. I.24). La capsule du stéthoscope doit permettre la transmission des sons de basses fréquences (20-100 Hz) et le diaphragme, celle des sons de hautes fréquences (100-1000 Hz) [10] [11].

Pour une auscultation correcte, il convient d'avoir :

- 1-un stéthoscope adéquat et bien mis en place (embouts auriculaire).
- 2-un sujet préparé (calme,...)
- 3-un environnement silencieux, (éviter le bruit parasite,...)
- 4-une mise en place adéquate du stéthoscope sur les différentes zones d'exploitation cardiaque.
- 5-réaliser une exploration systématique.
- 6-un bon entraînement : ne pas hésiter à passer plusieurs minutes pour ausculter.



Figure I.24 : Le stéthoscope.

I.5 Conclusion :

Dans ce chapitre, on a présenté le fonctionnement général du système cardiovasculaire ainsi que le fonctionnement du système électrique du cœur humain. On a présenté aussi une description détaillée sur la phonocardiographie, et les différentes caractéristiques des sons et des souffles cardiaques.

Chapitre II

Techniques et méthodes d'analyse du signal PCG

II. Introduction

Avec l'utilisation croissante des ordinateurs et des techniques numériques de traitement de signal telles que l'analyse spectrale, l'identification de modèle et la représentation temps-fréquence. Le PCG peut être analysé efficacement dans un système automatique, objective et reproductible. Un système automatique d'analyse des signaux PCG pourrait compléter l'auscultation traditionnelle, comme une aide différentielle de diagnostic ou d'un dispositif de dépistage dans des situations cliniques.

En général, un système automatique d'analyse des signaux PCG, qui vise à détecter et à identifier les différentes pathologies cardiaques pourrait être décomposé en plusieurs parties (Figure II.1): prétraitement, segmentation, analyse du son et les souffles cardiaques, extraction des caractéristiques et la classification. Le prétraitement prépare les données pour rendre le PCG adapté à l'analyse, il pourrait inclure l'amplification, le filtrage, la normalisation et la quantification. La phase de segmentation localise les limites de tous les cycles cardiaques dans le signal PCG, et elle détecte les différentes composantes du signal PCG qui sont : s1, s2, la période systolique et diastolique dans les différents cycles cardiaques. L'extraction des caractéristiques, est l'une des étapes les plus importantes dans un système automatique de classification. Avec des bonnes caractéristiques on peut classifier facilement les signaux PCG. Et la phase de classification qui permet de donner la décision (sain – malade).

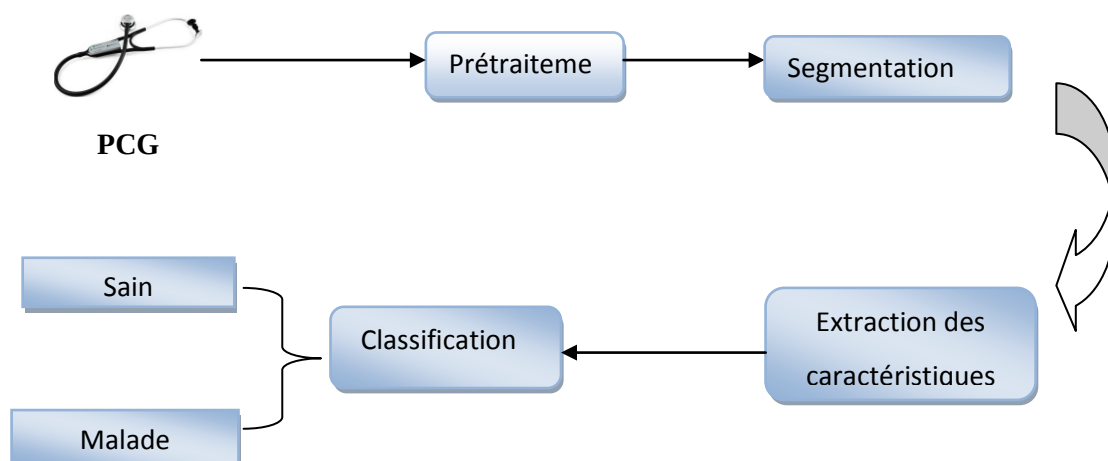


Figure II.1: système automatique d'analyse des saigneux PCG_s.

II.1 Collection d'enregistrement:

Quatre types des signaux PCG ont été analysés:

- Le son cardiaque normal(NS).
- Rétrécissement aortique (Early, Mid, Late).
- Insuffisance aortique(IA).
- Insuffisance mitral(IM).

Les différents enregistrements de ce travail ont été recueillis à partir de [29] [30] [31] [32] [33] [34]. Les enregistrements ont été enregistrés au format mp3 avec une précision de 8-16 bits et leur fréquence d'échantillonnage varie entre 8000Hz - 2250 Hz, ayant une durée entre 10_60 seconde. Aucune information ECG n'a été utilisée.

II.2-Prétraitement du PCG:

Le signal d'origine a été d'abord prétraité avant d'effectuer toute opération. Tous les signaux PCG sont ré-échantillonné à 8000 Hz avec 16 bits de précision et converti au format WAVE et normalisé selon :

$$x_{norm}(t) = \frac{x_{8000}(t)}{\max(|x_{8000}(t)|)} \quad (II.1).$$

Où: $x_{norm}(t)$ est le signal échantillonné.

II.2.1- Filtrage du signal Phonocardiogramme :

Les signaux PCG devrait contenir des sons cardiaques normaux, ainsi que des souffles (murmures) selon la santé du cœur, peuvent aussi contenir des bruits non-cardiaque selon l'environnement d'acquisition, tels que: le bruit biologique du patient (ex: la respiration...), et non biologiques du bruit provenant de l'environnement (vibrations, mouvements). Ces bruits peuvent perturber l'analyse et la segmentation des signaux PCG, surtout si le bruit ressemble à des sons cardiaques.

Les différents signaux PCG_s (normaux et anormaux) ont une gamme de fréquences de 20 à 700 Hz. donc un filtre passe-bande de type Tchebychev d'ordre N=3, et de bande passante WC= [20-700Hz] a été conçu pour le filtrage des signaux PCG. [25] [26] [28].

Pour avoir la performance du filtre on injecte un bruit à notre signal original, ensuite on filtre le signal bruité avec un filtre passe bande de Tchebychev. La figure II.2 montre le résultat de filtrage. On voit que le bruit est totalement éliminé sans aucune influence sur l'amplitude du signal.

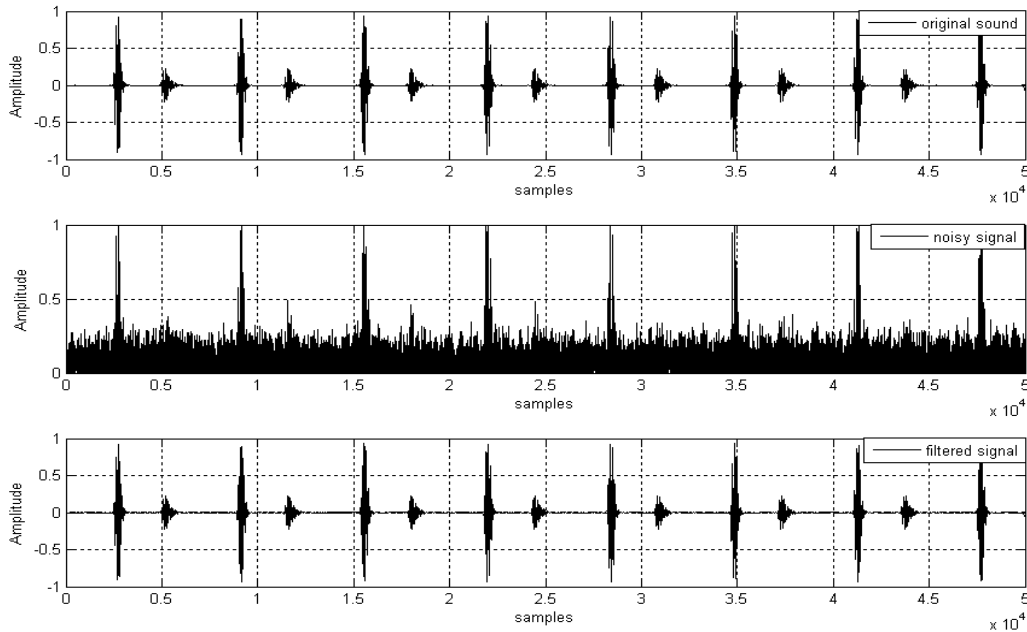


Figure II.2 : Filtrage du signal Phonocardiogramme.

II. 3.Segmentation automatique du PCG:

La segmentation du signal phonocardiogramme est la première étape dans l'analyse et la procédure la plus importante dans le diagnostic automatique des bruits du cœur. La majorité des tentatives de segmenter les bruits cardiaques utilisent l'électrocardiogramme (ECG) du signal comme référence. L'idée ici est de mettre en œuvre la segmentation basée sur le signal sonore du cœur lui-même sans aucune référence à l'ECG. Quatre étapes ont été développées pour diviser le signal PCG en courts segments [17] [28]:

II.3.1- Première étape: détection d'enveloppe:

Trois méthodes de détection de l'enveloppe du signal ont été testées: la transformation de Hilbert, le filtrage homomorphique, l'énergie moyenne de Shannon normalisée. La dernière méthode a été sélectionnée puisque l'énergie de Shannon fait la détection du son faible intensité d'une manière plus facile. L'effet de l'énergie de Shannon sur l'amplitude du signal PCG est représenté dans la figure II.3 [18] [28] :

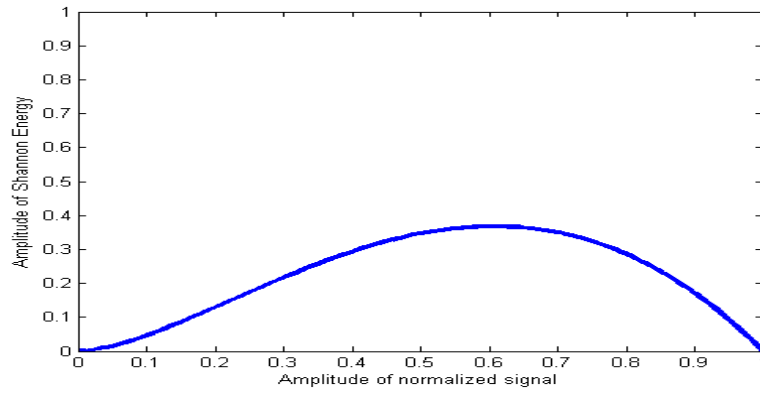


Figure II.3 : Amplitude de l'énergie de Shannon en fonction d'amplitude du signal PCG.

L'énergie de Shannon est définie comme suit:

$$E = -x^2 \log x^2 \quad (II.2).$$

L'énergie moyenne de Shannon est calculée par une fenêtre mobile, de 0,02 second avec 0,01 secondes de chevauchement [5] :

$$E_s = \frac{-1}{N} \sum_{i=1}^N x_{norm}^2(i) \log x_{norm}^2(i) \quad (II.3).$$

Où : N est la longueur de la fenêtre correspondante et x_{norm} le signal normalisé

L'énergie moyenne normalisée de Shannon est calculée comme suit:

$$P_a(t) = \frac{E_s(t) - M(E_s(t))}{S(E_s(t))} \quad (II.4).$$

Où, $M(E_s(t))$ est la valeur moyenne de $E_s(t)$, $S(E_s(t))$ est la déviation standard de $E_s(t)$.

II.3.2- Deuxième étape: la détermination du seuil :

La détermination du seuil est une phase très importante dans la segmentation du signal Phonocardiogramme. On a essayé plusieurs seuils afin de choisir le seuil suivant :

$$Th = \frac{30 \max(P_a(t))}{100} \quad (II.5).$$

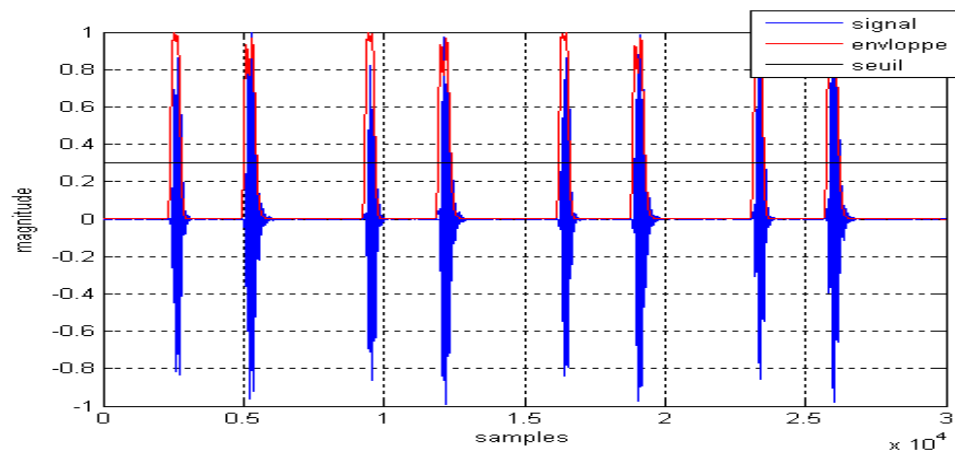


Figure II.4 : Le seuillage du signal PCG.

II.3.3- Troisième étape: la segmentation et l'identification de S1 et S2 :

Une fois le seuil est trouvé, l'étape suivante consiste à segmenter le signal en utilisant les étapes suivantes:

1. Trouver les points d'intersection entre chaque enveloppe et le seuil et le considéré comme un segment (figure II. 5).

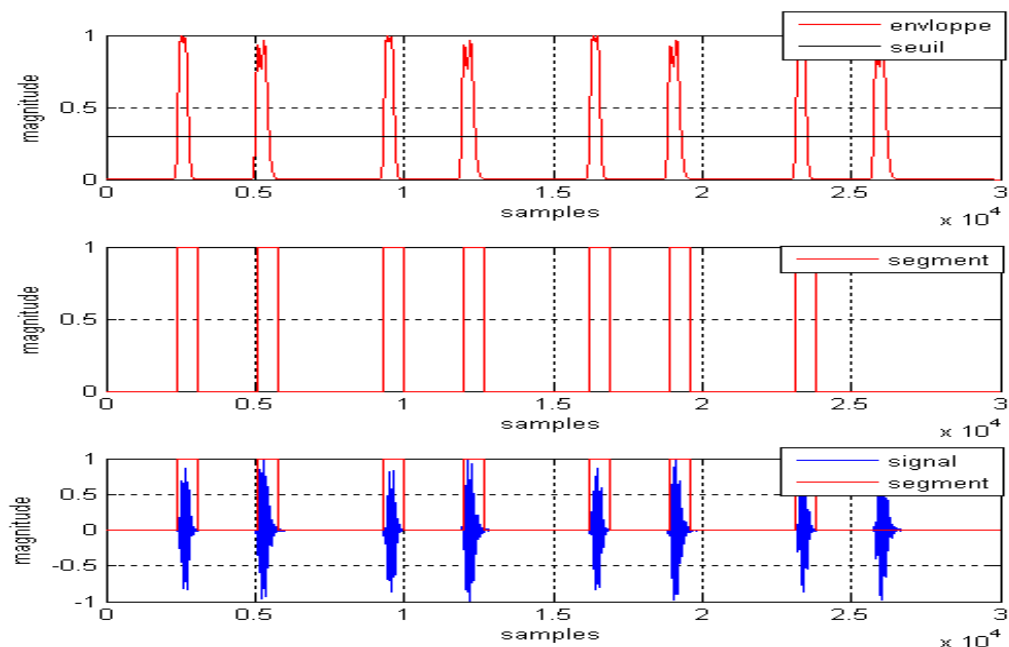


Figure II.5: La segmentation du signal PCG.

2. Pour les fréquences cardiaques normales, la période diastolique est plus longue que la période systolique. Par conséquent, il est supposé que le plus long intervalle entre deux sons correspond à la période diastolique et le son suivant immédiatement à cet intervalle correspond à S1 tandis que le son qui le précède immédiatement correspond à S2 [18] (figure II. 6).

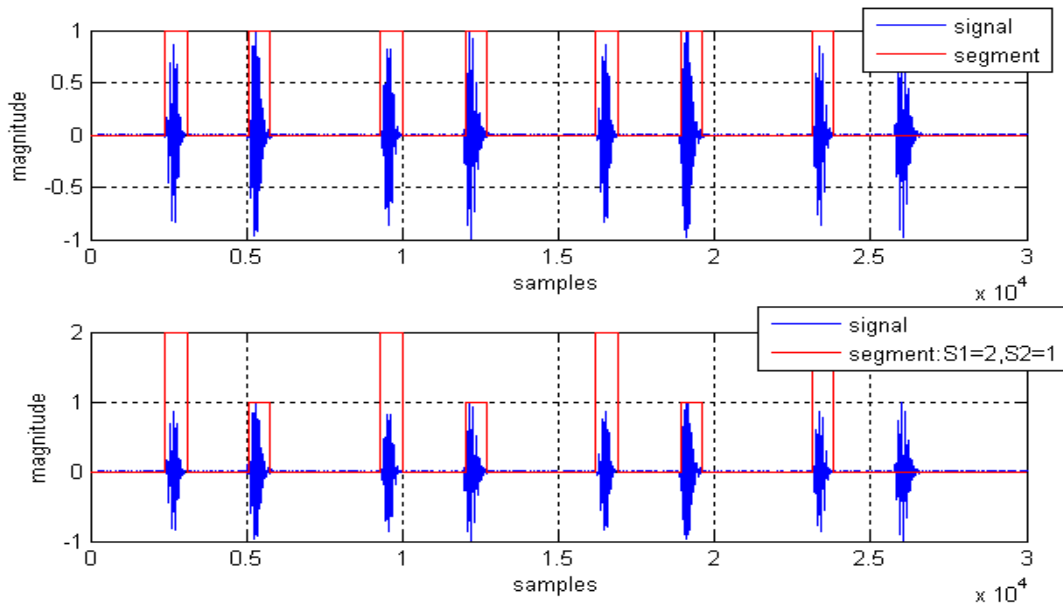


Figure II.6: Identification du S1 et S2.

II.3.4 : Quatrième étape : Rejection des pics supplémentaires :(Extra Peak)

Dans certains cas, des pathologies, le souffle cardiaque devient important (grande intensité), donc il en résulte des pics supplémentaires qui gênent la segmentation des signaux PCG_s (figure II.7).

Dans ce cas on a estimé la valeur minimale de la phase systolique et la phase diastolique dans les différents enregistrements et on a trouvé que la phase systolique a une valeur minimale égale à 0.2 [sec] et pour la phase diastolique on a une valeur minimale égale à 0.352 [sec].

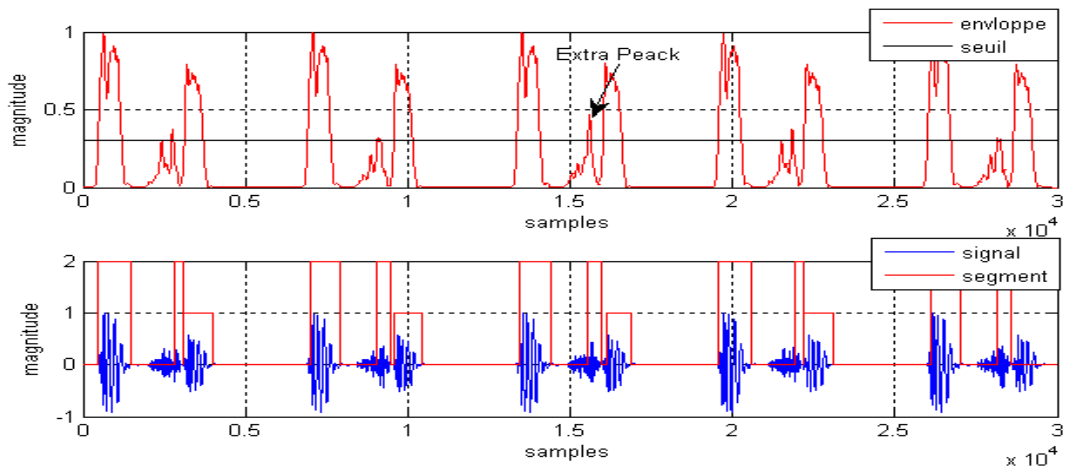


Figure II.7: Pics supplémentaires

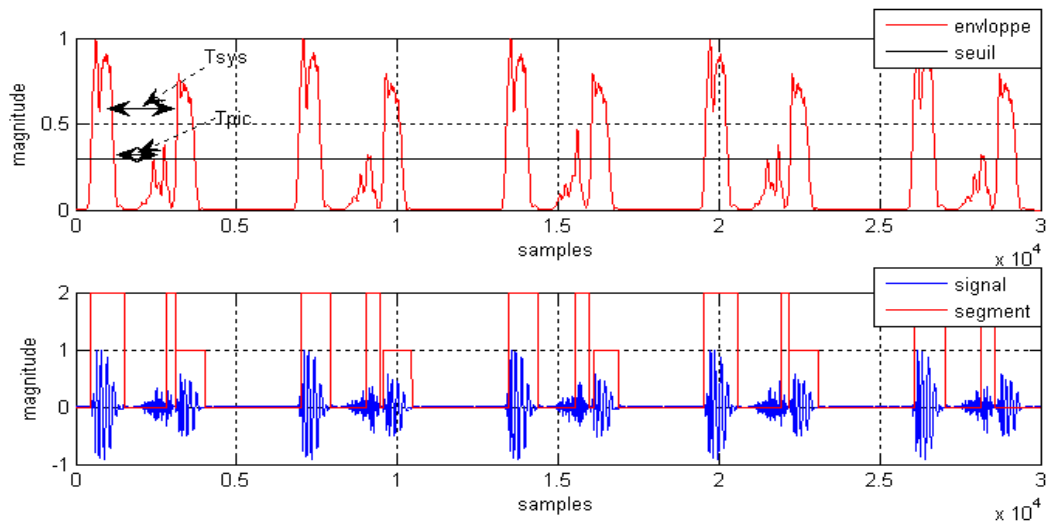
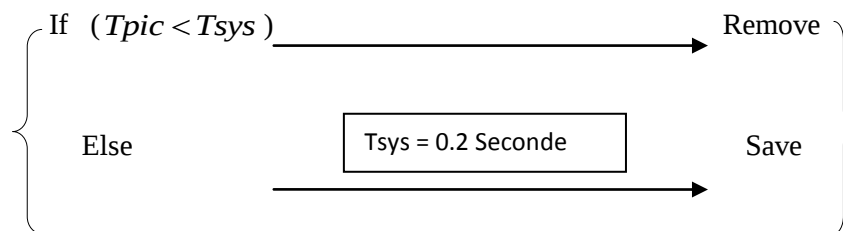


Figure II.8: Rejection des pics supplémentaires



En fait le même test pour la phase diastolique avec $T_{dia}=0.352\text{sec.}$

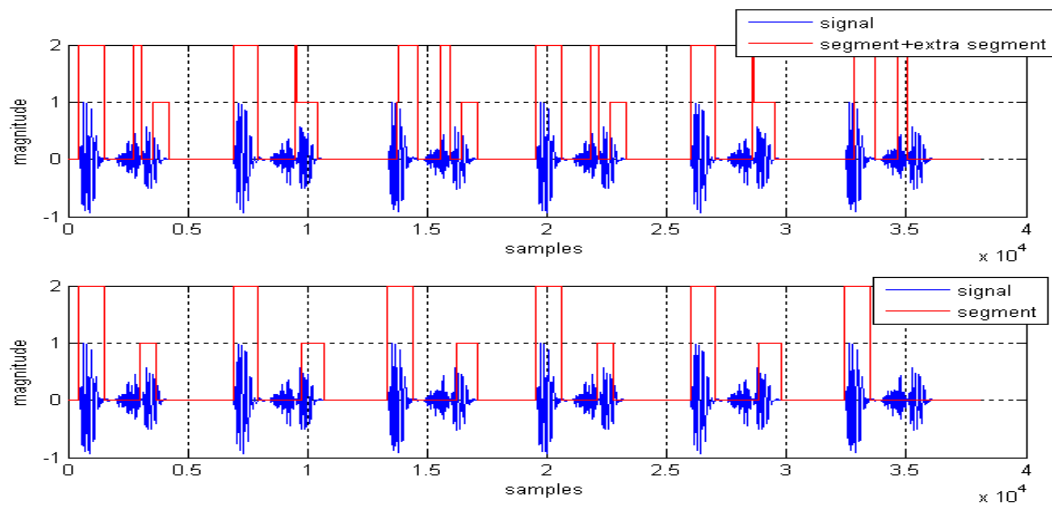


Figure II.9 : Rejection des pics supplémentaires.

II.4. Performance de l'algorithme de segmentation:

L'algorithme de segmentation a été testé sur plusieurs classes du signal phonocardiogramme et la performance de l'algorithme de segmentation est illustrée dans le tableau II.1.

PCG	Total	Correct	Incorrect	Performance(%)
NS	175	175	0	100
MI	135	125	10	92.6
AI	134	116	18	86.56
AS	128	105	23	78.9
Total	572	521	51	91.08

Tableau II.1 : Performance de l'algorithme de segmentation.

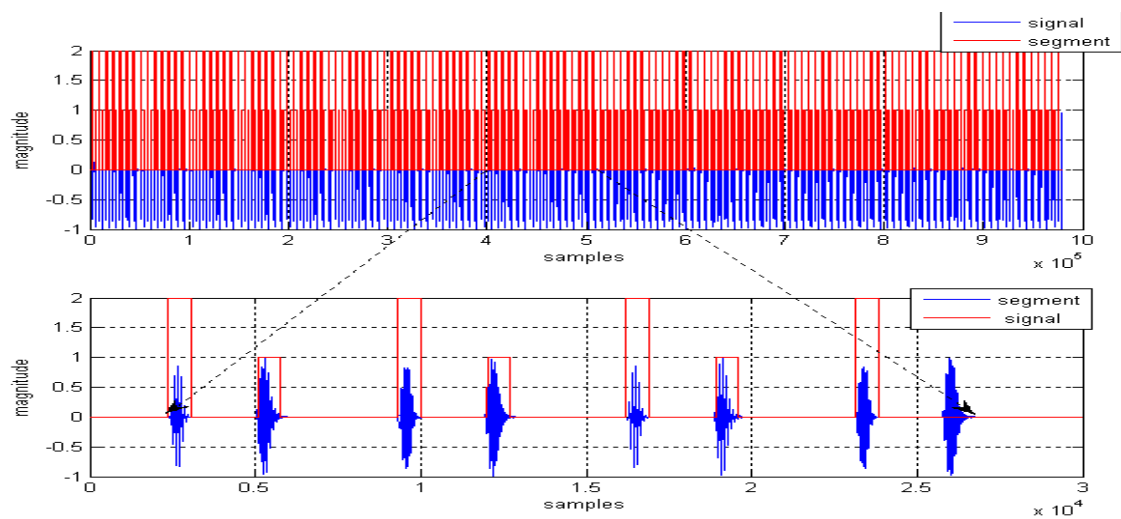


Figure II.10 : Segmentation du signal PCG normal.

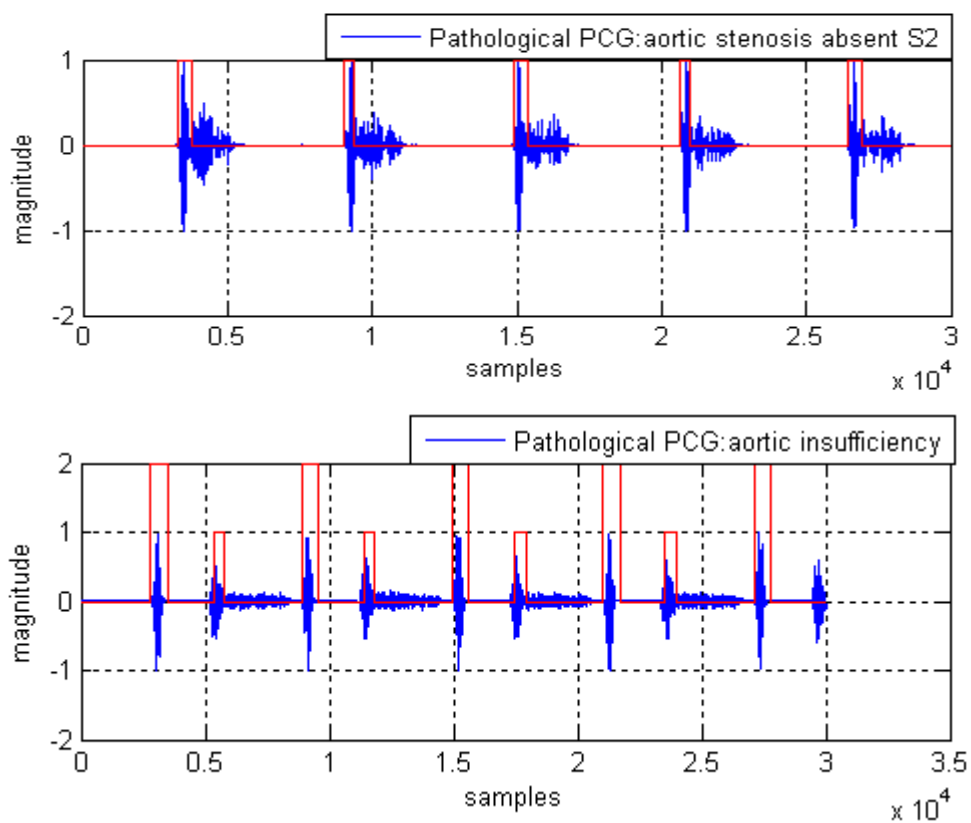


Figure II.11 : Segmentation du signal PCG cas pathologique (rétrécissement aortique, insuffisance aortique).

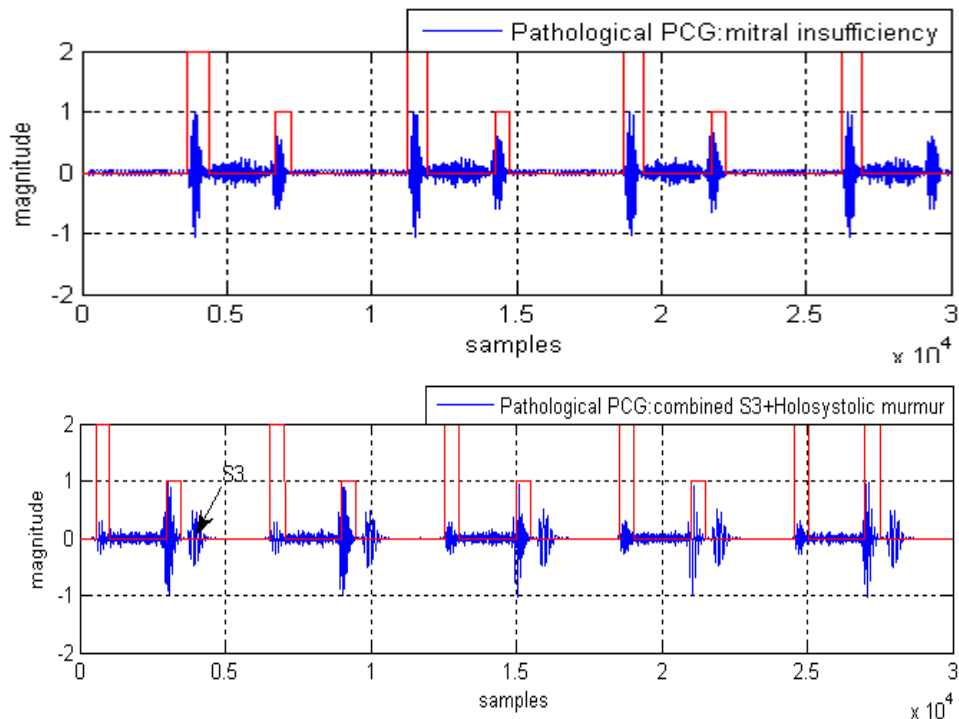


Figure II.11 : Segmentation du signal PCG cas pathologique (insuffisance mitral, S3 combiné avec murmure holosystolique).

II.5.- Limitation de l'algorithme de segmentation:

Notre algorithme de segmentation est limité dans les cas où le souffle cardiaque est plus grand que les deux sons cardiaques et lorsque ce dernier est chevauché avec l'un des deux sons (figure II.12).

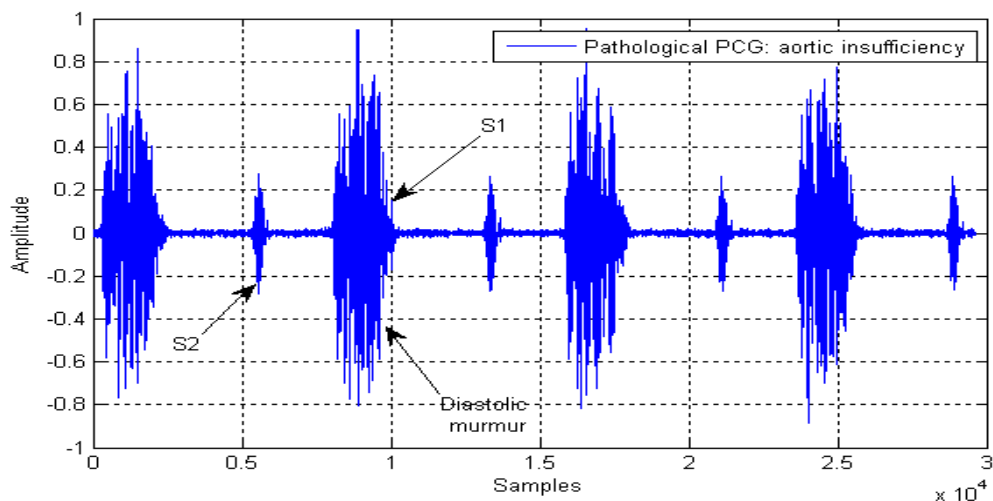


Figure II.12 : Limitation de l'algorithme de segmentation.

Dans ce cas la segmentation du signal PCG est faite d'une façon manuelle.

II-6. Extraction des caractéristiques:

L'extraction des caractéristiques est l'étape la plus importante dans un système de classification. Sans des bonnes caractéristiques, il devient très difficile de classer indépendamment les différentes classes. Par conséquent, il est d'un intérêt élevé de déterminer les caractéristiques qui sont importantes dans les différents signaux. Dans notre travail on a choisi les caractéristiques suivantes:

- Énergie (S1+la phase systolique) et (S2+la phase diastolique) pour chaque cycle cardiaque.
- Pourcentage temporel des deux sons S1 et S2 dans un cycle cardiaque.
- La somme des coefficients de Fourier des deux bruits S1 et S2.
- L'estimation des formants.
- Localisation temporelle et fréquentielle de la pathologie (chapitre III).

II-6.1 Calcul de l'énergie :

Le modèle de distribution de l'énergie du signal PCG est très important dans le diagnostic des défauts valvulaires et communication inter ventriculaire. En calculant la somme de l'énergie du premier son (S1) et la phase systolique d'une part et le deuxième son (S2) et la phase diastolique de l'autre part :

$$E_{sys} = \sum_{n=1}^{NS_1} S_1(n)^2 + \sum_{n=1}^{NSys} x_{sys}(n)^2 \quad (II.6).$$

$$E_{dia} = \sum_{n=1}^{NS_2} S_2(n)^2 + \sum_{n=1}^{ND} x_{Dia}(n)^2 \quad (II.7).$$

La présence de murmures est indiquée lorsque l'énergie significative apparaît après S1 dans le segment systolique ou après S2 dans le segment diastolique [27].

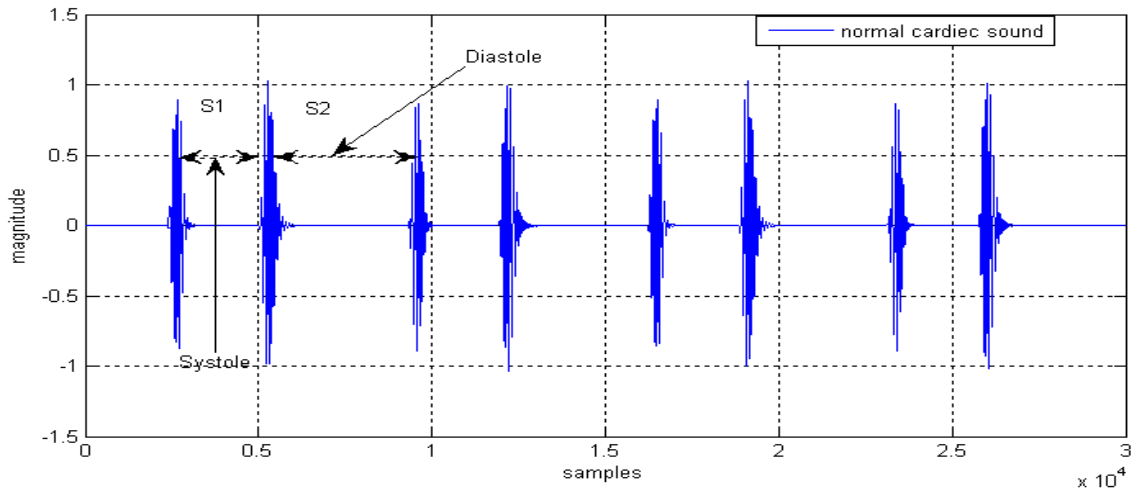


Figure II.13 : Cycle cardiaque comportant les bruits S1 et S2 et les deux phases

« Diastole et systole ».

II-6.2 Calcul du pourcentage temporel du S1 et S2 dans le cycle cardiaque :

D'après notre analyse temporelle des différentes pathologies cardiaques on a constaté que pour chaque variation temporelle du cycle cardiaque elle est suivie par une variation temporelle des deux sons **S1** et **S2**.

On utilise les résultats de segmentation pour calculer la durée des cycles cardiaques ensuite on calcule la durée du **S1** et **S2**, mais cette fois on a réglé les fenêtres de segmentation de telle sorte que le début et la fin de chaque fenêtre correspondent au début et la fin de chaque son, on calcule le pourcentage du **S1** et **S2** comme suit :

$$S1(\%) = \frac{S_{1T}}{Cy_T} * 100 \quad (II.8).$$

$$S_2(\%) = \frac{S_{2T}}{Cy_T} * 100 \quad (II.9).$$

Où : S_{1T} , S_{2T} et Cy_T la durée de S1, S2 et le cycle cardiaque respectivement.

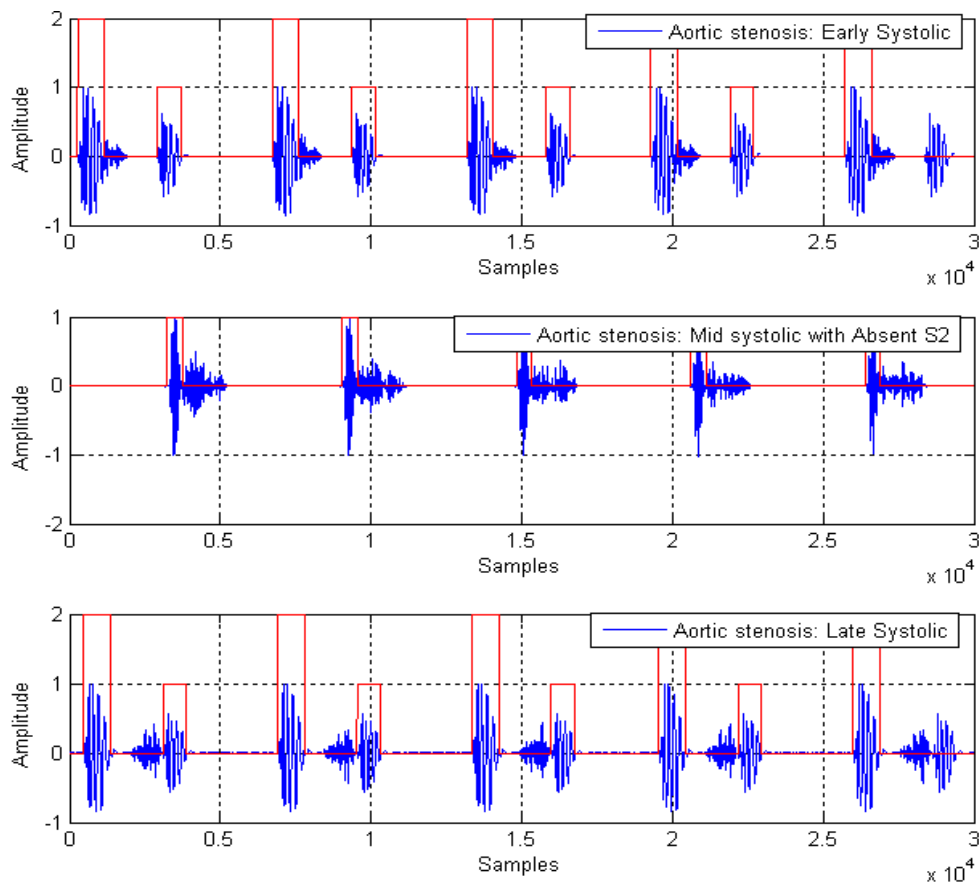


Figure II.14 : Les trois cas du rétrécissement aortique

La figure II.14 montre la variation temporelle dans le cycle cardiaque ainsi la variation du pourcentage temporel des deux sons S1 et S2 pour les trois cas du rétrécissement aortique.

II.7-Analyse Fréquentielle :

L'analyse spectrale est certainement l'un des outils les plus puissants dont dispose le traitement du signal et ce, grâce à la place prépondérante qu'occupe la fréquence qui est l'élément majeur sur lequel repose cette analyse, cette dernière concrétisée par la transformation de Fourier qui établit une dualité entre le domaine temporel et fréquentiel et met en œuvre deux représentations conjuguées et globales. Le domaine temporel, donne peu d'indications sur le comportement en fréquence, l'autre, de type fréquentiel masque l'instant d'émission et la durée de chacun des éléments composites du signal[41].

La relation entre le domaine temporel et fréquentiel pour un signal $s(t)$ est donnée par le couple d'équation suivante:

$$s(t) = \frac{1}{2\pi} \int S(\omega) e^{j\omega t} d\omega \quad (II.10)$$

$$S(\omega) = \int s(t)e^{-j\omega t} dt \quad (II.11)$$

t, ω : sont les paramètres temp et fréquence respectivement.

II.7.1-Analyse spectrale du signal Phonocardiogramme :

Cette analyse spectrale est effectuée pour mieux connaître le contenu fréquentiel (la gamme de fréquence) contenu dans les différents cycles cardiaques, et le contenu fréquentiel des composants des deux sons **S1** et **S2**.

a. Cas d'un sujet sain :

On utilise toujours les résultats de segmentation pour la détection des différents cycles cardiaques. La figure II.15 montre que le signal phonocardiographique d'un sujet normal a un contenu fréquentiel allant de **50 Hz à 250 Hz** confirmés par les résultats de [17][28][50][51] d'après la figure II.15 on peut voir que le contenu fréquentiel d'un sujet sain détecté par la transformation de Fourier a des valeurs dans la gamme, de **50-140 Hz**, et de **200-250 Hz**, la plupart d'énergie est concentrée autour de **100 ± 50 Hz** [17].

La figure II. 16 montre la transformée de Fourier de deux autres sujets sains. On constate d'une manière générale que les sons cardiaques sains, ont une gamme de fréquence de **50-250 Hz**.

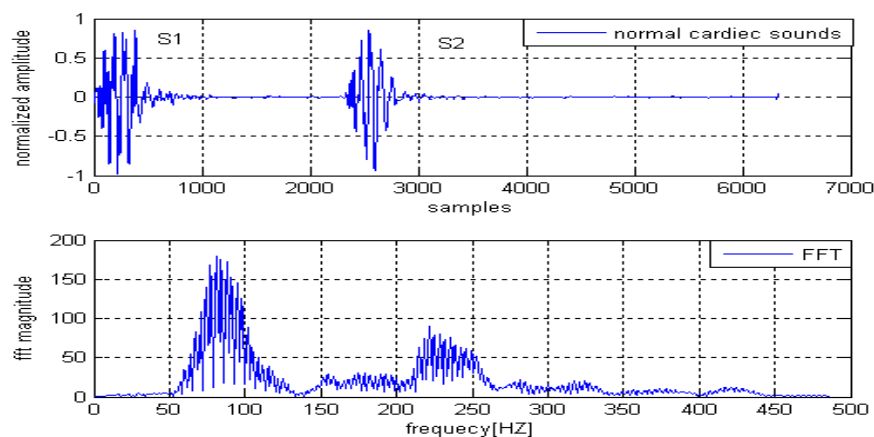


Figure II.15 : Analyse spectrale par FFT d'un cycle cardiaque.

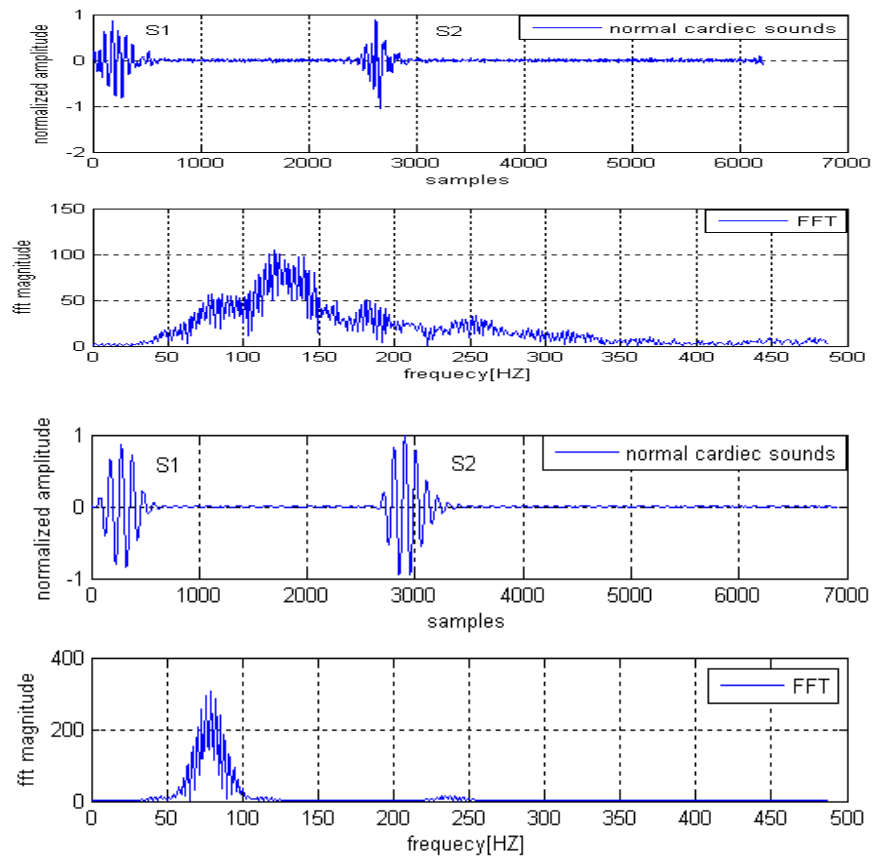


Figure II.16 : FFT des deux signaux PCG sain

L'étape suivante est de séparer S1 de S2 et extraire leurs contenus fréquentiel. La figure II.17 montre que l'étendu fréquentiel du bruit S1 couvre la gamme 20-250Hz et S2 a une gamme de fréquence allant de 20-270 Hz, confirmés par les résultats [17][28][51][54][55]. La figure II.18 et 19 montre l'analyse des bruit S1 et S2 des deux autres cas normale

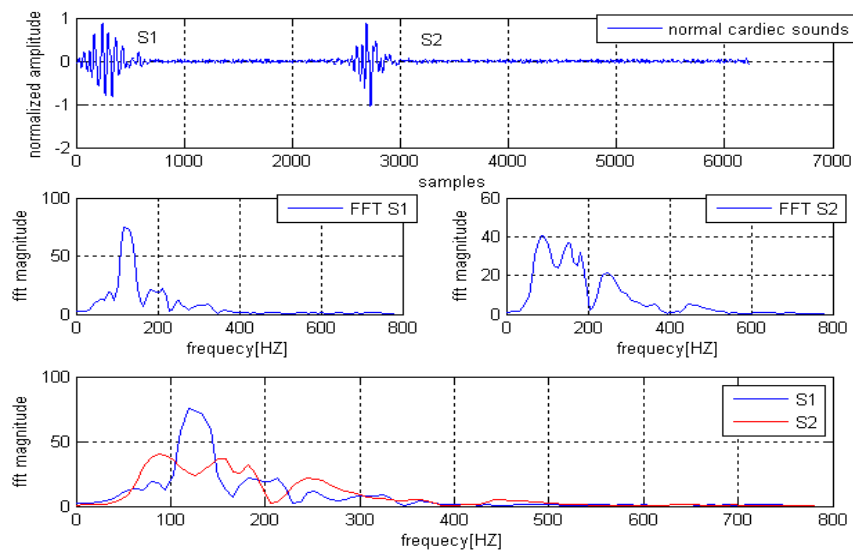


Figure II.17 : Analyse spectrale par FFT du S1 et S2.

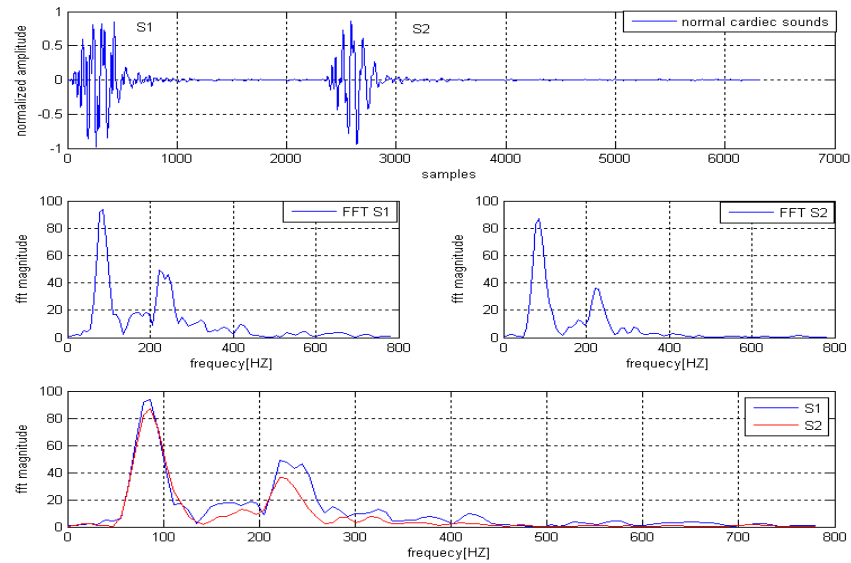


Figure II.18 : Analyse spectrale par FFT du S1 et S2 d'un sujet sain.

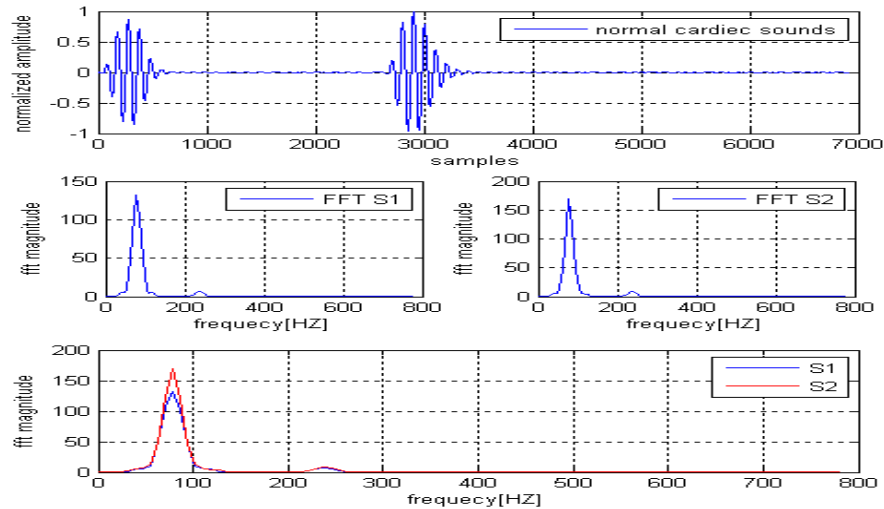


Figure II.19: Analyse spectrale par FFT du S1 et S2 d'un sujet sain.

D'après notre analyse des différents enregistrements du signal phonocardiogramme du sujets sains, on a constaté que les deux sons cardiaques presque ont la même gamme de fréquence allant de 20-280 Hz et la plus part d'énergie est concentré autour de 100Hz.

b. Cas d'un sujet malade :

Lorsque il s'agit d'un cas anormal dans la plus part des cas on observe une distribution inhabituelle de fréquence [17].

b.1 L'insuffisance mitrale : la figure II.20, 21 représente la transformée de Fourier des deux cycles cardiaques de l'insuffisance mitrale.

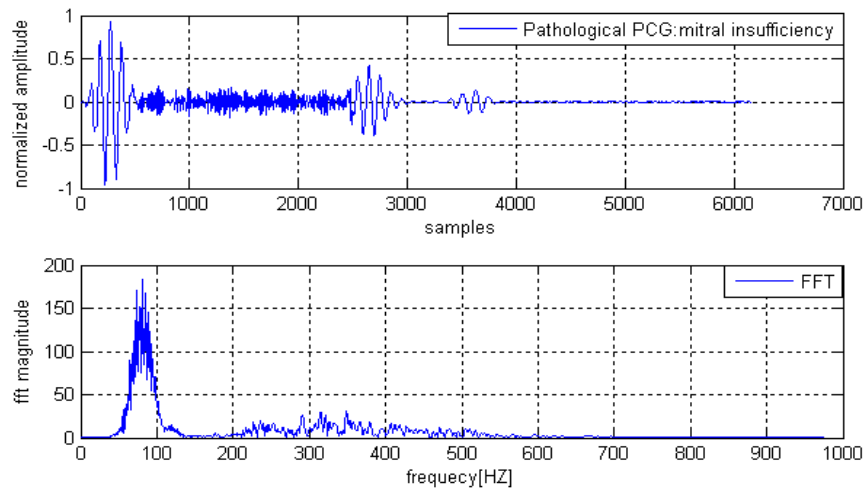


Figure II.20 : Analyse spectrale par FFT d'un cycle cardiaque insuffisance mitrale.

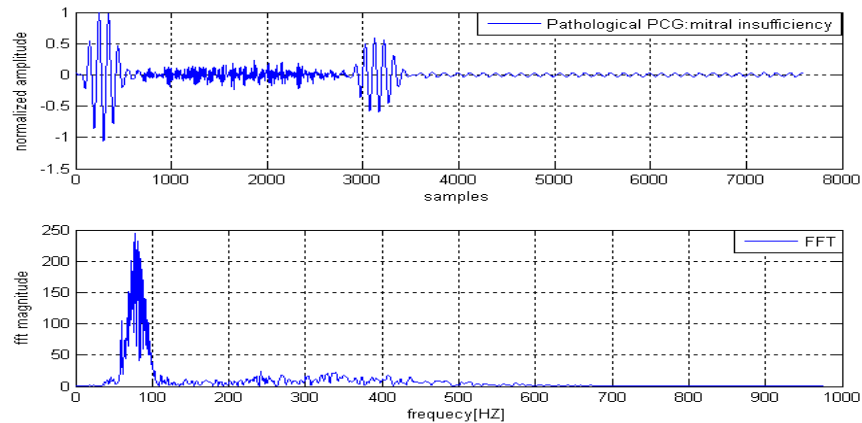


Figure II.21: Analyse spectrale par FFT d'un cycle cardiaque insuffisance mitrale.

b.2 L'insuffisance aortique :

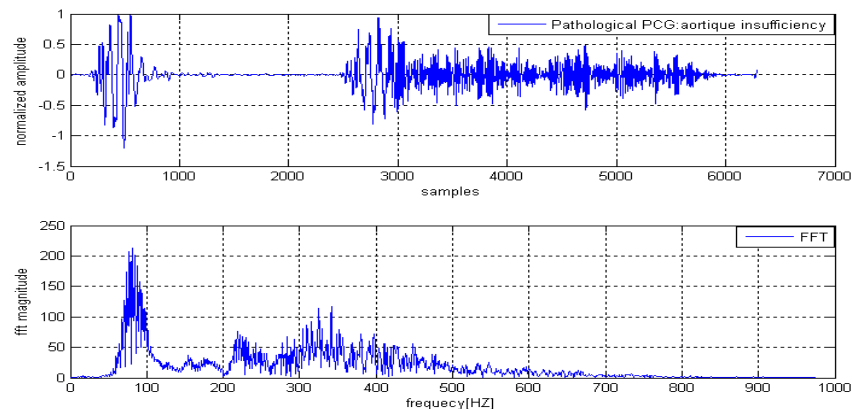


Figure II. 22: Analyse spectrale par FFT d'un cycle cardiaque insuffisance aortique

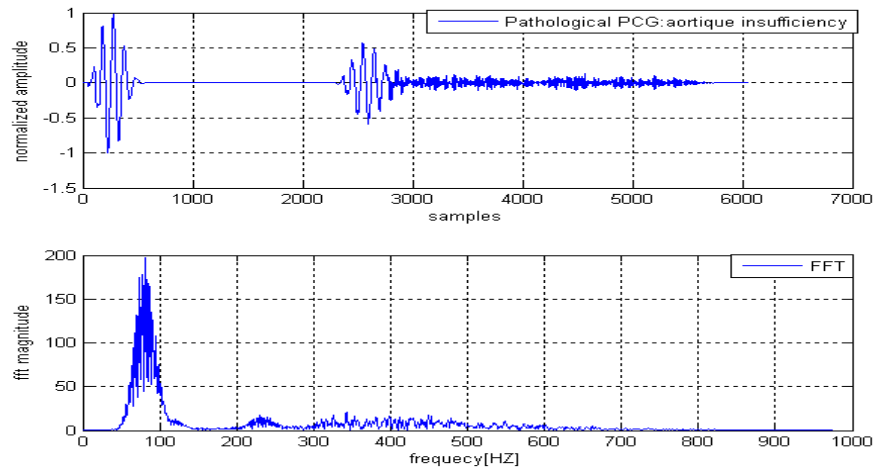


Figure II.23: Analyse spectrale par FFT d'un cycle cardiaque insuffisance aortique.

b.3 Rétrécissement aortique :

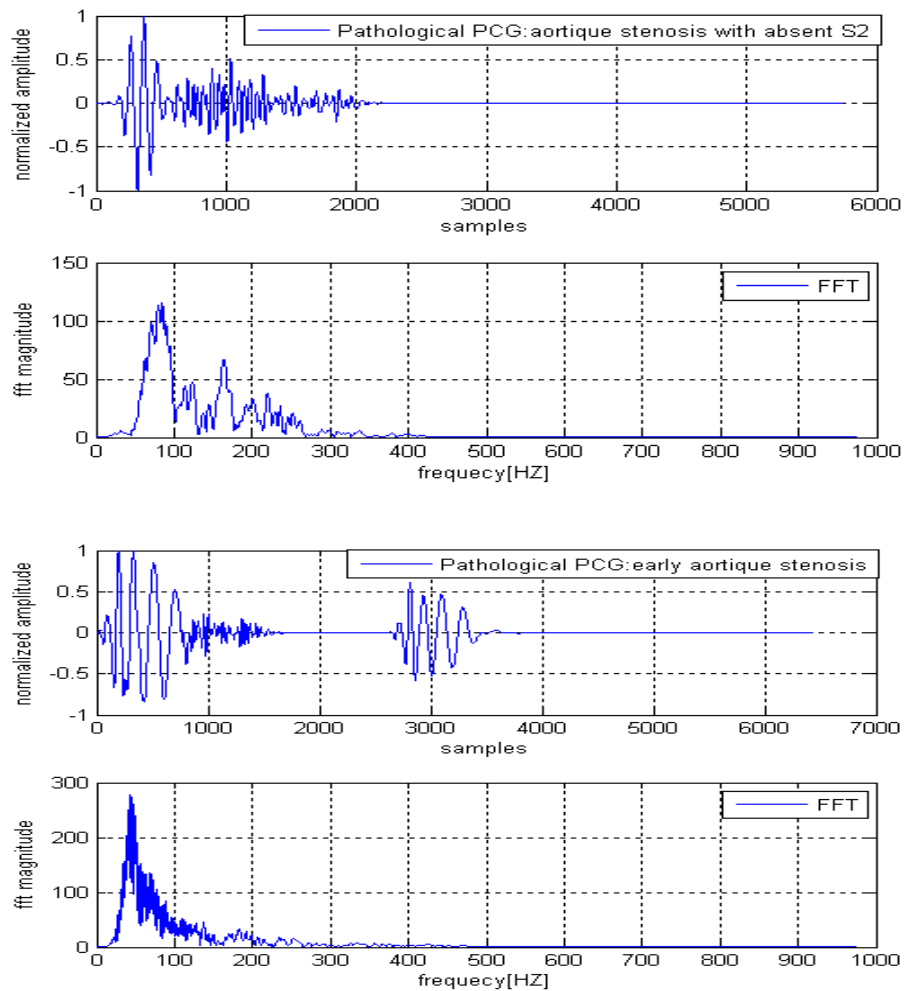


Figure II.24: Analyse spectrale par FFT d'un cycle cardiaque des deux cas du rétrécissement aortique (Absent S2, early).

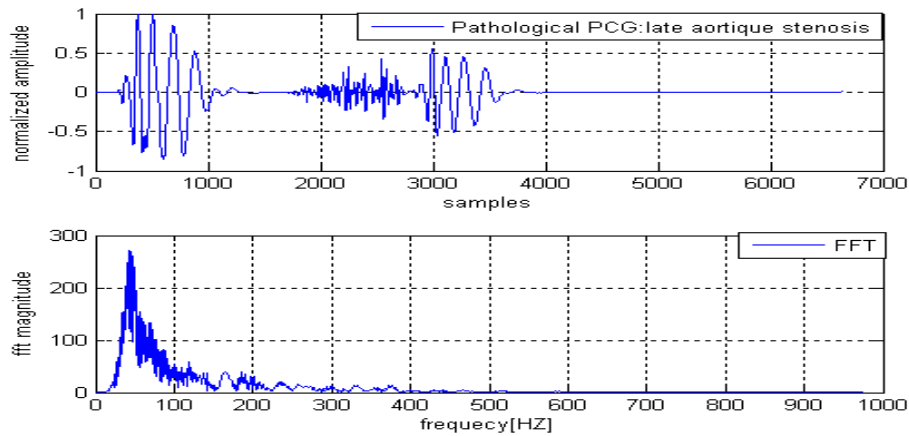


Figure II.25: Analyse spectrale par FFT d'un cycle cardiaque rétrécissement aortique du cas (Late)

II.7.1.1-Les coefficients de Fourier :

D'après l'analyse spectrale des bruits S1 et S2 des différents pathologies on a remarqué qu'il y a une variation en amplitude et en fréquence dans les différents cas [5].

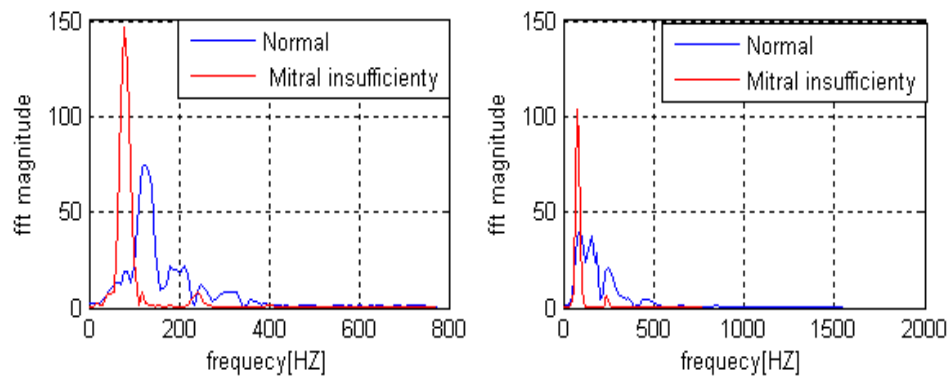


Figure II.26 : Analyse spectrale par FFT du S1 et S2 respectivement pour un son normal et pathologique (l'insuffisance mitral).

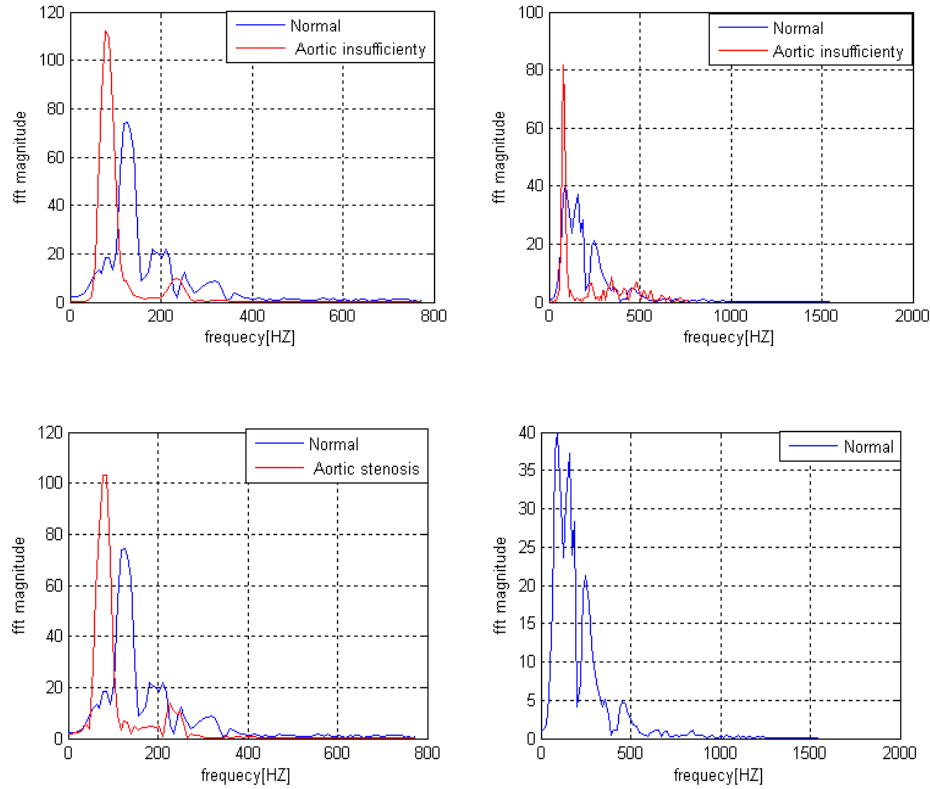


Figure II.27 : Analyse spectrale par FFT du S1 et S2 respectivement pour différents classes (normal, le rétrécissement aortique, l'insuffisance aortique).

Le spectre de chacun des bruits S1 et S2 a été calculé. Les grandeurs du coefficient de Fourier dans la gamme de fréquences 20-700 Hz ont été données comme suit :

$$CF_{s1} = \frac{\sum_{f=20}^{700} C}{N} \quad (II.12)$$

$$CF_{s2} = \frac{\sum_{f=20}^{700} C}{N} \quad (II.13)$$

C : indique l'amplitude du coefficient de Fourier pour chaque fréquence f.

N : l'étendu fréquentiel [20-700Hz].

II.7.2-Estimation de la densité spectrale du signal PCG:

II.7.2.1- Eléments de la théorie de l'estimation :

L'analyse spectrale d'un signal aléatoire est essentiellement un problème d'estimation. Dans la théorie de l'estimation on utilise les données disponibles pour estimer la valeur d'un paramètre caractéristique et pour établir la précision de cette estimation [42]. Pour une

comparaison objective, on utilise souvent deux grandeurs pour caractériser un estimateur : le biais et la variance.

Le biais d'un estimateur est par définition la différence entre son espérance mathématique et la vraie valeur cherchée, c'est-à-dire :

$$B_{\hat{\alpha}} = E \hat{\alpha} - \alpha \quad (II.14)$$

Si le biais est nul, la densité de probabilité de l'estimation est centrée sur la valeur cherchée. L'estimateur correspondant est appelé estimateur non biaisé si non l'estimateur est biaisé.

La variance d'un estimateur est une mesure de l'étendue de la densité de probabilité [42] [57]. Elle est définie par :

$$Var \hat{\alpha} = E \left[\hat{\alpha} - E \hat{\alpha} \right]^2 = \sigma_{\hat{\alpha}}^2 \quad (II.15)$$

Une faible valeur de la variance indique une concentration de la densité de probabilité autour de la valeur moyenne $E \hat{\alpha}$. Donc un estimateur satisfaisant doit posséder un biais et une variance aussi petits que possible. En générale, la diminution de l'un provoque malheureusement l'augmentation de l'autre.

Si le biais et la variance d'un estimateur tendent vers zéro lorsqu'on augmente le nombre K de variables observées, l'estimateur est appelé consistant [42] [44] [57].

II.7.2.2-Estimation non paramétrique :

- PERIODOGRAMME :

Le periodogramme est une méthode d'estimation spectrale non paramétrique qui n'impose aucun modèle pour le signal. Elle est fondée sur la transformation de Fourier discrète. Soit N échantillons du signal : $x_0, x_1, \dots, x_{N-1}$, le periodogramme est défini comme suit [45] [46]:

$$\hat{S}_{per}(f) = \frac{1}{N} \left| \sum_{n=0}^{N-1} x_n \cdot e^{-j2\pi f n} \right|^2 \quad (II.16).$$

On constate que le periodogramme est un estimateur biaisé :

$$E \left[\hat{S}_{per}(f) \right] = S_{per}(f) * \left(\frac{\sin \pi f N}{N \sin \pi f} \right)^2 \quad (II.17)$$

Le periodogramme est donc en moyenne la convolution du véritable spectre avec la transformée de Fourier de la fenêtre triangulaire. Néanmoins, lorsque $N \rightarrow \infty$, le biais devient nul. On peut montrer également que la variance est pratiquement égale à :

$$\text{Var}[\hat{S}_{\text{per}}(f)] \approx S_{\text{per}}(f)^2 \quad (\text{II.18})$$

Le periodogramme n'est donc pas un estimateur consistant de la DSP. Pour réduire cette variance Bartlett a proposé une modification au periodogramme. Dans la méthode de Bartlett les segments de taille N sont divisés en K segments de M points non superposés. Pour chaque segment on calcule le periodogramme, puis on définit le periodogramme de Bartlett comme étant la moyenne de ces periodogramme élémentaires. Le periodogramme de Bartlett, appelé aussi periodogramme moyenné, diminue la variance par un facteur K, mais réduit en même temps la résolution spectrale du même facteur K. Il faut donc trouver un compromis dans le choix de K entre la résolution spectrale et la diminution de la variance [45]. La figure II.28 représente le periodogramme est le periodogramme moyenné pour $k=10$ d'un cycle cardiaque normale.

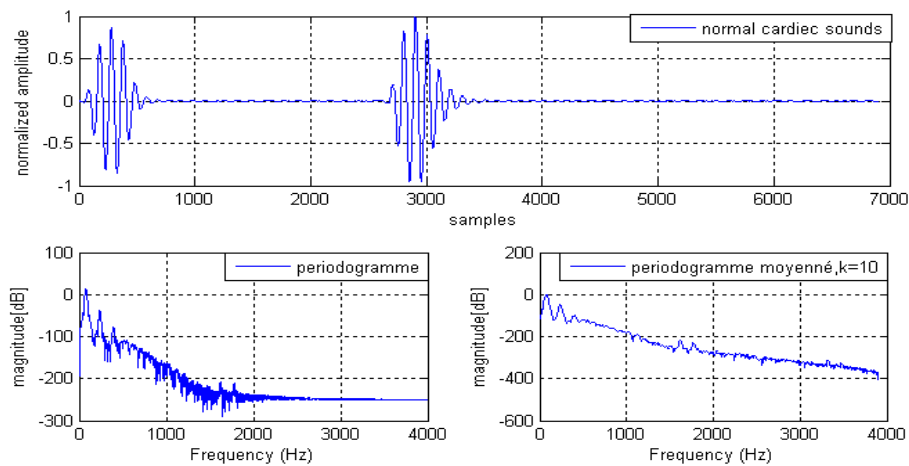


Figure II.28 : periodogramme et periodogramme moyenné d'un cycle cardiaque normal.

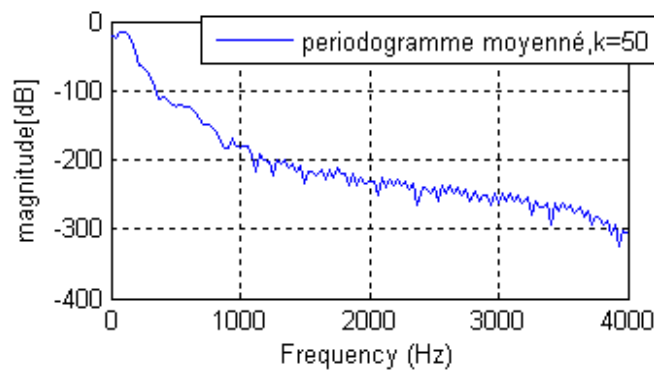


Figure II.29 : Periodogramme moyenné d'un cycle cardiaque normal pour $k=50$.

D'après les figures II.28 et 29 on voit que le periodogramme normal possède une grande variance et pour diminuer cette variance on a utilisé le periodogramme moyenné pour $k=10$ et pour $k=50$. La figure II.29 représente l'effet de réduction de la largeur de la fenêtre d'observation sur la résolution de la DSP. On a diminué la variance d'un facteur de 50 mais on a perdu la résolution. Le correlogramme basé sur l'estimation de la fonction d'auto corrélation ensuite la transformée de Fourier de la fonction d'auto corrélation, selon la fonction d'auto corrélation estimée on distingue deux types de correlogramme, correlogramme biaisé et correlogramme non biaisé. L'utilisation de ces deux dernières méthodes ne donne pas des bons résultats. Ce qui nous a conduit à une autre méthode d'estimation de la DSP [46].

II.7.2.3-Estimation paramétrique :

L'estimation de la densité spectrale d'un processus aléatoire est un problème qui peut être résolu par une modélisation paramétrique, cette modélisation permet de représenter toute information par un faible nombre de paramètres [46] [57].

Un modèle paramétrique peut être représenté par la figure suivante :



Figure II.30 : Modèle paramétrique

Ou :

$x[n]$ Est le processus modélisé

$H(z)$ Est la fonction de transfert du modèle.

$u[n]$ Est un bruit blanc

La modélisation consiste à produire un signal proche au mieux au signal original à l'aide d'un filtre linéaire d'entrée particulière. Selon la forme de la fonction de transfert $H(z)$, on distingue trois types de modélisation paramétrique. La modélisation Auto-Régressive à moyenne ajustée (ARMA), la modélisation à moyenne ajustée (MA) et la modélisation Auto-Régressive (AR).

A. Densité spectrale autorégressive (AR) :

Deux raisons, au moins, nous incitent à estimer la densité spectrale d'un processus en effectuant une modélisation Auto-Régressive [35].

- Le spectre AR autorise une meilleure résolution fréquentielle.
- L'estimation des paramètres du modèle s'effectue par résolution d'équation linéaire, ce qui entraîne une réduction du nombre d'opérations et, par conséquent du temps de calcul [46] [47].

La densité spectrale du processus Auto-Régressif $x(n)$ est donnée par :

$$S_x(z) = E \left[X(z) \cdot X^*(z) \right] \quad II.19$$

Où

*désigne la quantité conjuguée.

E est : L'opérateur espérance mathématique.

$X(z)$: Et la transformée en z du processus $x(n)$

Puisque $x(n)$ est la sortie d'un filtre tout pôle de fonction de transfert $\frac{1}{A(z)}$ et d'entrée $U(n)$, il peut donc être exprimé dans le domaine complexe z :

$$X(z) = H(z) \cdot U(z) = \frac{1}{A(z)} \cdot U(z) \quad (II.20)$$

Où : $U(n)$ est un bruit blanc stationnaire de moyenne nulle et de variance σ^2 inconnue.

En remplaçant $X(z)$ par son expression, $S_x(z)$ devient :

$$S_x(z) = \frac{\sigma^2}{\left| 1 + \sum_{i=1}^p a_i \cdot z^{-i} \right|^2} \quad (II.21)$$

Par conséquent, estimer la densité spectrale d'un processus **AR** revient à calculer les coefficients **AR** $a_1, a_2, \dots, a_p$, la variance σ^2 et l'ordre du modèle [46] [47] [57].

B. Détermination des coefficients AR :

Les paramètres a_i $1 \leq i \leq p$, la variance σ^2 et l'ordre p sont déterminés par résolution des équations de **YULE-WALKER**

▪ Equations de Yule –Walker:

Le principe consiste à déterminer le lien entre les paramètres **AR** inconnus et la fonction d'auto corrélation $C_{xx}(k)$ supposée connue :

$$C_{xx}(k) = E[x(n+k) \cdot x^*(n)] \quad II.22$$

$$\begin{aligned} &= E\left[x^*(n) \left(-\sum_{i=1}^p a_i x(n-i+k) + u(n+k)\right)\right] \\ &= E\left[-\sum_{i=1}^p a_i x(n-i+k) \cdot x^*(n)\right] + E[x^*(n) u(n+k)] \\ &= -\sum_{i=1}^p a_i E[x(n-i+k) x^*(n)] + E[x^*(n) u(n+k)] \end{aligned}$$

$$C_{xx}(k) = -\sum_{i=1}^p a_i C_{xx}(k-i) + E[x^*(n) u(n+k)] \quad (II.23)$$

Si $H(z)$ est la fonction de transfert d'un filtre stable et causal alors :

$$\begin{aligned} E[u(n+k) \cdot x^*(n)] &= E\left[u(n+k) \cdot \sum_{l=0}^{\infty} h^*(l) u^*(n-l)\right] \\ &= \sum_{l=0}^{\infty} h^*(l) \cdot E[u(n+k) \cdot u^*(n-l)] \\ &= \sum_{l=0}^{\infty} h^*(l) C_{uu}(n-l+k) \end{aligned}$$

Où $h(l)$ est la réponse impulsionnelle.

Or, $C_{uu}(n-l+k) = C_{uu}(l+k)$ et $C_{uu}(l+k) = \sigma^2 \delta(l+k)$ donc :

$$\begin{aligned} E[u(n+k) \cdot x^*(n)] &= \sum_{l=0}^{\infty} h^*(l) \cdot \sigma^2 \cdot \delta(l+k) \\ &= \sigma^2 \cdot h^*(-k) \end{aligned} \quad (II.24)$$

Nous aboutissons à :

$$E[u(n+k) \cdot x^*(n)] = \begin{cases} 0 & k > 0 \\ \sigma^2 & k = 0 \end{cases} \quad (II.25)$$

Ce qui permet d'exprimer la matrice d'autocréation par les équations suivantes :

$$C_{xx} \quad k = \begin{cases} -\sum_{i=1}^p a_i C_{xx} \quad k-i & k \geq 0 \\ \sum_{i=1}^p a_i C_{xx} \quad -i + \sigma^2 & k = 0 \end{cases} \quad (II.26)$$

Ce système d'équations est appelé équation de **Yule-Walker**. l'expression II.26 peut s'écrire sous la forme matricielle suivante :

$$\begin{bmatrix} C_{xx} & 0 & C_{xx} & 1 & \dots & C_{xx} & -p \\ C_{xx} & 1 & C_{xx} & 0 & \dots & C_{xx} & -p-1 \\ \cdot & & \cdot & & \cdot & & \cdot \\ C_{xx} & p & C_{xx} & p-1 & \dots & C_{xx} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ a_1 \\ \cdot \\ a_p \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sigma^2 \\ 0 \\ \cdot \\ 0 \end{bmatrix} \quad (II.27)$$

$-C_{xx} \quad k$ Est définie positive c'est-à-dire que les valeurs propre de cette matrice sont positives cette propriété assure la positivité de la densité spectrale estimée [46] [47] [57].

$-C_{xx} \quad k$ Est une matrice Hermitienne $C_{xx}^* \quad k = C_{xx} \quad -k$ (symétrique dans le cas des signaux réels) [25] [26].

$-C_{xx} \quad k$ Est une matrice de Toeplitz car les éléments de chaque diagonale (principale et secondaire) sont égaux [46] [47].

Ces deux dernières propriétés inspirent, naturellement, l'utilisation d'un algorithme rapide pour déterminer les paramètres **AR**.

C'est l'objectif de l'algorithme de **Levinson-Durbin**.

▪ Algorithme de Levinson-Durbin :

L'application de l'algorithme de Levinson-Durbin pour résoudre le système d'équations de Yule-Walker défini en (II.27) nécessite P^2 opération seulement, alors que le plus performant algorithme d'analyse numérique classique (Gausse, par exemple), requiert P^3 opérations [46] [57].

Les paramètres AR se calculent de manière récursive :

$$a_{11}, \sigma_1^2, a_{21}, a_{22}, \sigma_2^2, \dots, a_{p1}, a_{p2}, \dots, a_{pp}, \sigma_p^2 \quad (II.28)$$

Initialisation :

$$a_{11} = \frac{-C_{xx}(1)}{C_{xx}(0)}$$

$$\sigma^2_1 = 1 - |a_{11}|^2 \cdot C_{xx}(0).$$

La récursion $k = 2, 3, \dots, P$ donne :

$$a_{kk} = - \frac{\left[C_{xx}(k) + \sum_{l=1}^{k-1} a_{k-1,l} C_{xx}(k-l) \right]}{\sigma^2_{k-1}}$$

$$a_{kl} = a_{k-1,l} + a_{kk} a_{k-1,k-l}^*$$

$$\sigma^2_k = 1 - |a_{kk}|^2 \cdot \sigma^2_{k-1}$$

Les paramètres choisis correspondant à l'ordre optimal $k = p$ seront donc $a_{p1}, a_{p2}, \dots, a_{pp}, \sigma^2_p$ et joueront le rôle, respectivement de $a_1, a_2, \dots, a_p, \sigma^2$.

▪ **Algorithme de BURG:**

Les paramètres a_{kk} obtenus par l'algorithme de **Levinson-Durbin** peuvent être supérieurs à l'unité, ce qui entraîne une instabilité du filtre **AR**. L'algorithme de modélisation de Burg a été mis en œuvre dans le présent document pour calculer les coefficients AR des données numérisées du Phonocardiogramme, $\{x(n)\}$. La méthode de **Burg** est basée sur la minimisation de la somme de l'erreur quadratique moyenne progressive et de l'erreur quadratique moyenne rétrograde [35][36][46].

$$\xi_p = \sum_{n=p}^{N-1} |e_p^p(n)|^2 + \sum_{n=p}^{N-1} |e_p^r(n)|^2 \quad (II.29)$$

a) Calcul des erreurs :

- L'erreur progressive est définie comme étant l'erreur commise lorsqu'un échantillon est prédit par une combinaison linéaire des échantillons le précédant dans le temps.

¹ Le développement de l'algorithme de burg en détail se trouve dans [46] et [47]

$$\hat{x}(n) = -\sum_{k=1}^p a_k x(n-k) \quad (II.30)$$

Entraîne l'erreur progressive :

$$e_p^p = x(n) - \hat{x}(n) \quad (II.31)$$

- l'erreur rétrograde est définie comme étant l'erreur commise lorsqu'un échantillon est prédit par une combinaison linéaire des échantillons postérieurs.

$$\hat{x}(n-p) = -\sum_{k=1}^p a_p^* x(n+k-p) \quad (II.32)$$

Entraîne l'erreur rétrograde :

$$e_p^p(n) = x(n-p) - \hat{x}(n-p) \quad (II.33)$$

b) Détermination de la relation de récursion pour l'erreur progressive :

On a :

$$e_p^p(n) = x(n) + \sum_{k=1}^p a_{pk} x(n-k) \quad (II.34)$$

Nous avons, d'après la récursion de Levinson :

$$a_{pk} = a_{p-1,k} + a_{pp} a_{p-1,p-k}^* \quad k=2,3,\dots,p$$

En insérant cette récursion dans l'expression de l'erreur de prédiction progressive, nous aurons :

$$e_p^p(n) = e_{p-1}^p(n) + k_p e_{p-1}^r(n-1) \quad II.35$$

Ci la même pour l'erreur rétrograde :

$$e_p^r(n) = e_{p-1}^r(n-1) + k_p^* e_{p-1}^p(n) \quad II.36$$

Par conséquent, déterminer les coefficients a_{ii} revient à minimiser l'erreur

$$\xi_p = \sum_{n=p}^{N-1} |e_p^p(n)|^2 + \sum_{n=p}^{N-1} |e_p^r(n)|^2 \quad (II.37)$$

$$\frac{\partial \xi_p}{\partial k_p} = 0 \quad II.38$$

Les coefficients sont obtenus pour $k=1 \dots p$ par :

$$\hat{k}_k = a_{kk} = \frac{-2 \sum_{i=k}^{N-1} e_{k-1}^p(i) e_{k-1}^r(i-1)^*}{\sum_{i=k}^{N-1} [|e_{k-1}^r(i-1)|^2 + |e_{k-1}^p(i)|^2]} \quad II.39$$

Il est clair que k_p est toujours de module inférieur à l'unité ce qui garantit la stabilité du filtre **AR**.

ALGORITHME DE BURG**Initialisation**

$$C_{xx} \ 0 = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} |x \ k|^2$$

$$\sigma_0 = C_{xx} \ 0$$

$$e_0^p \ i = x \ i \quad i = 1, 2, \dots, N-1$$

$$e_0^r \ i = x \ i \quad i = 0, 1, 2, \dots, N-1$$

Calcul des coefficients :

Pour $k=1, 2, \dots, p$

$$a_{kk} = \hat{k}_k = \frac{-2 \sum_{i=k}^{N-1} e_{k-1}^p \ i \cdot e_{k-1}^r \ i-1^*}{\sum_{i=k}^{N-1} \left[|e_{k-1}^r \ i-1|^2 + |e_{k-1}^p \ i|^2 \right]}$$

Calcul de la récursion de Levinson :

$$a_{kj} = a_{k-1,j} + a_{kk} a_{k-1,k-j} \quad j = 1, \dots, k-1$$

$$\sigma_k^2 = 1 - |a_{kk}|^2 \sigma_{k-1}^2$$

Calcul des erreurs :

$$e_k^p \ i = e_{k-1}^p \ i + a_{kk} e_{k-1}^r \ i-1 \quad i = k+1, \dots, N-1$$

$$e_k^r \ i = e_{k-1}^r \ i-1 + a_{kk} e_{k-1}^p \ i \quad i = k, k+1, \dots, N-1$$

Dans ce travail on a utilisée l'algorithme de **BURG** avec ordre **P=14** puisque il rapproche mieux le signale prédit du signale originale et il donne une bonne résolution. Les deux premiers formants sont suffisant pour la caractérisation des différents classe du signale PCG.

La figure II.31 nous montre la différence entre le periodogramme de Yule-Walker et le spectre de Burg d'un cycle cardiaque, le spectre de Burg donne une bonne résolution spectrale et une bonne localisation du formant par contre le periodogramme de Yule-Walker ne donne pas des bons résultats concernant la résolution et la localisation du formant.

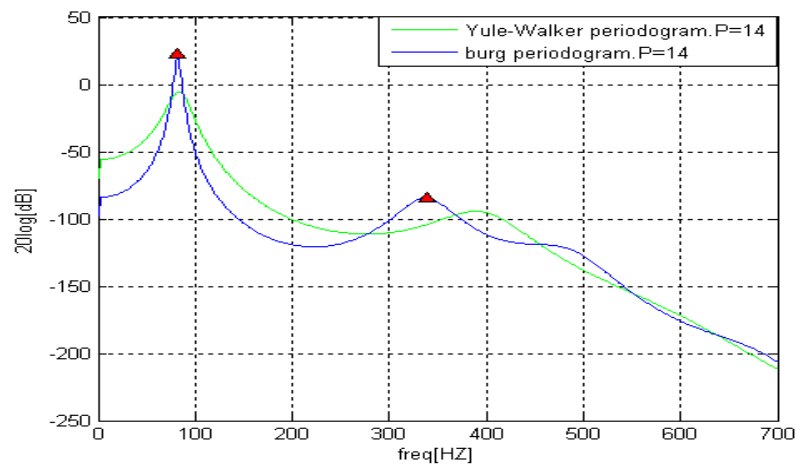


Figure II.31 : Comparaison entre le periodogramme de Burg et de Yule-Walker.

II.7.2.4 Application aux signaux PCGs:

Le spectre calculé par la méthode de burg de différentes classes du signal PCG nous donne.

a) Pour un sujet sain :

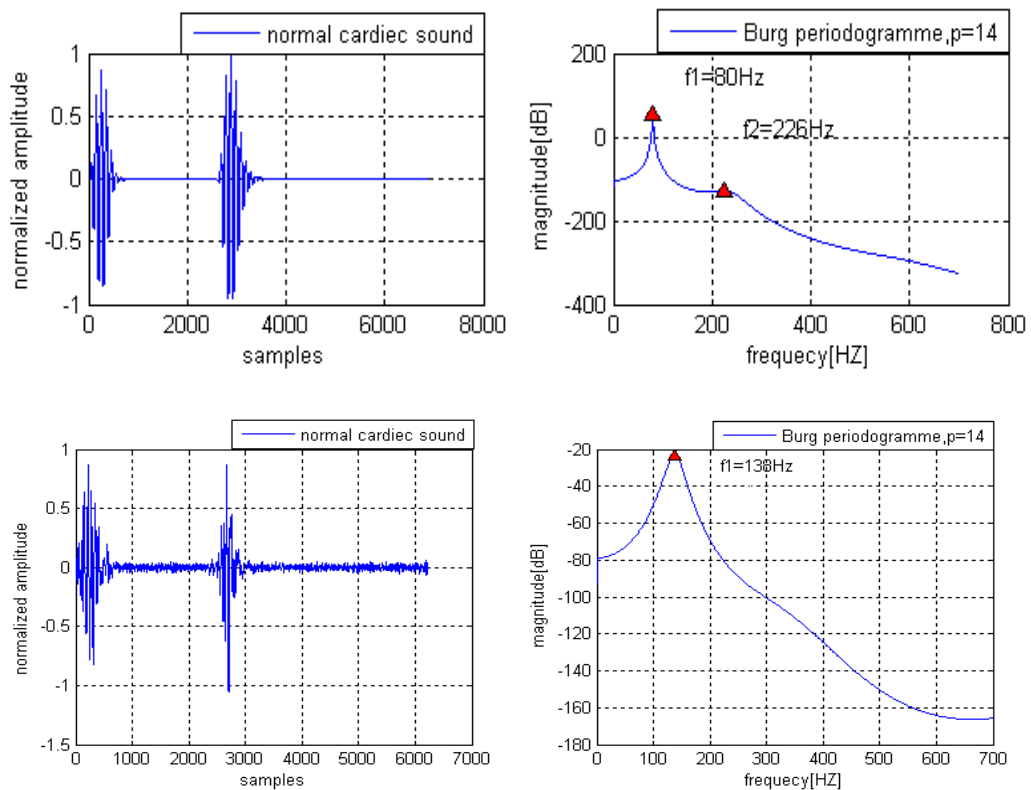


Figure II.32 : Periodogramme de Burg pour deux cycles cardiaques différents d'un sujet sain.

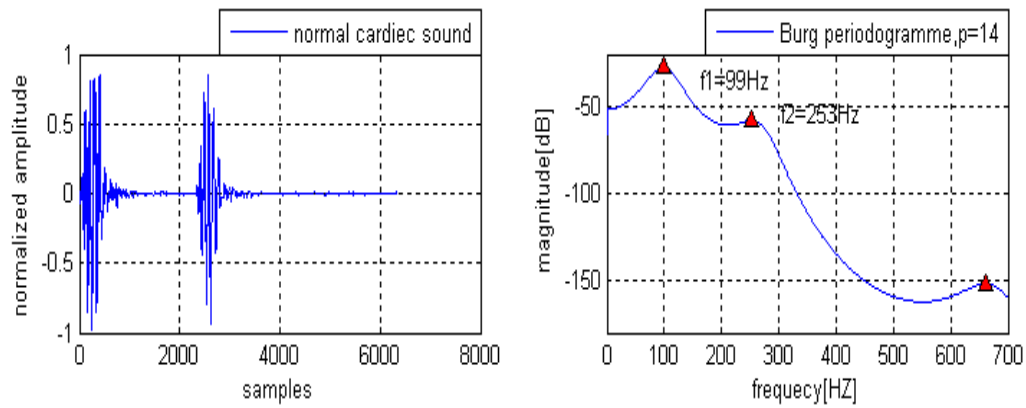


Figure II.32 : Periodogramme de Burg pour un cycle cardiaque d'un sujet sain.

b) Cas d'un sujet malade :

b.1) L'insuffisance mitrale :

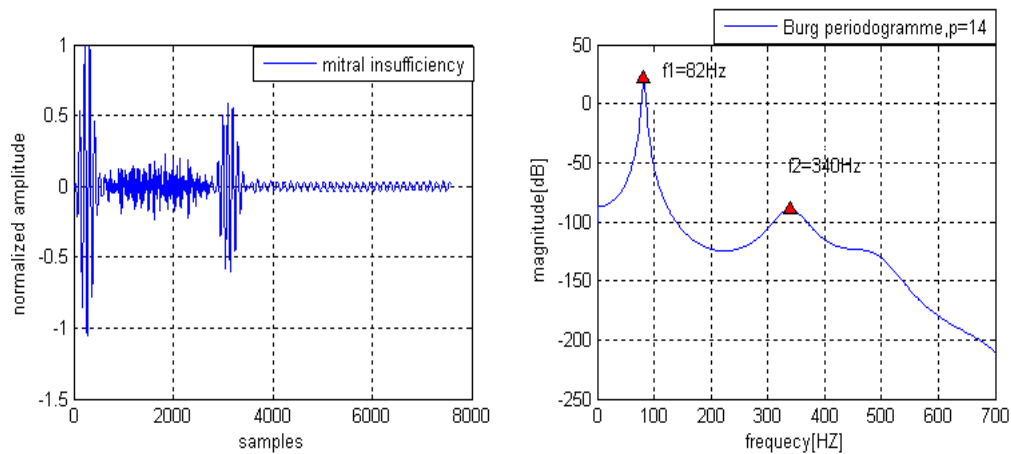


Figure II.33 : Periodogramme de Burg pour un cycle cardiaque d'insuffisance mitrale.

b.2) L'insuffisance aortique :

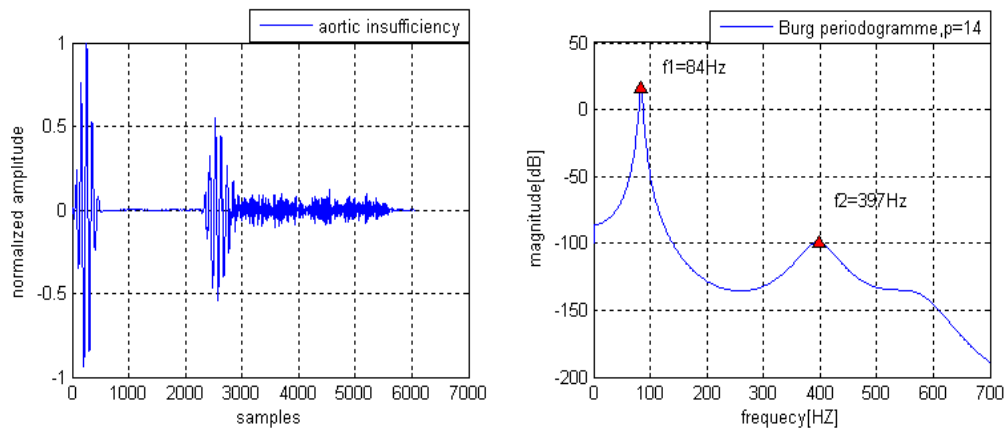


Figure II.34 : Periodogramme de Burg pour un cycle cardiaque d'insuffisance aortique.

b.3) Rétrécissement aortique :

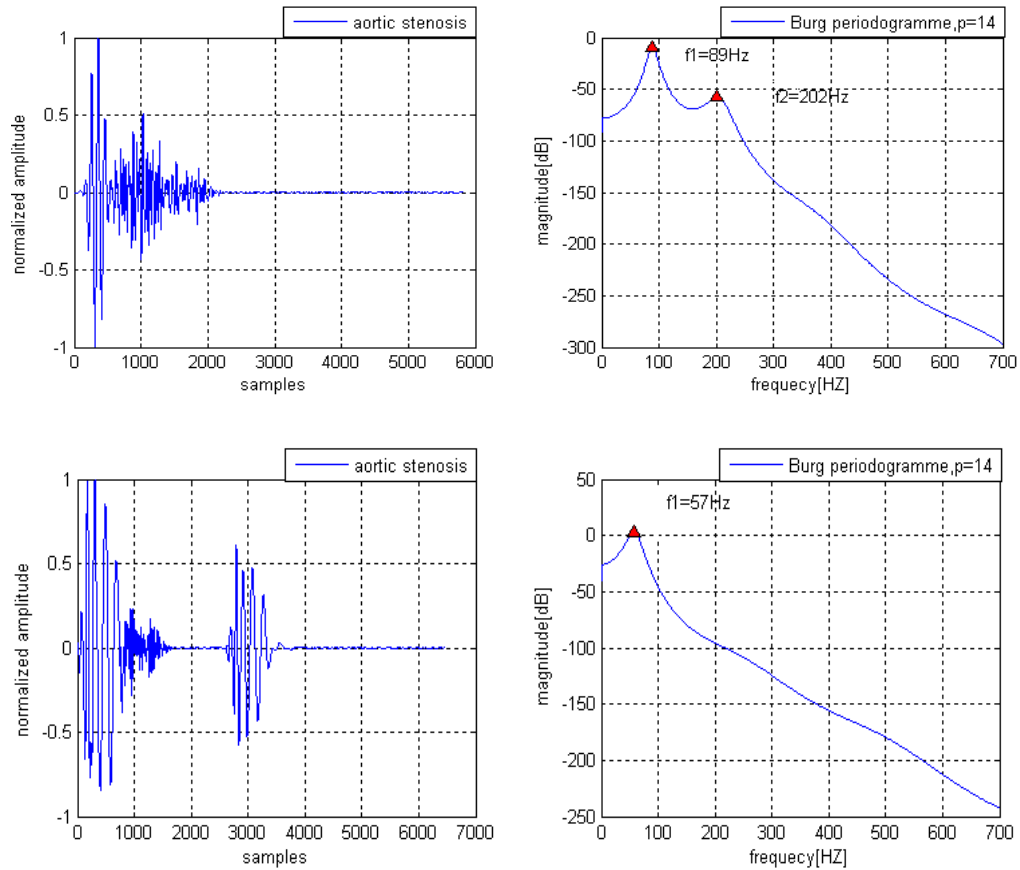


Figure II.35: Periodogramme de Burg pour deux cycles cardiaques du rétrécissement aortique.

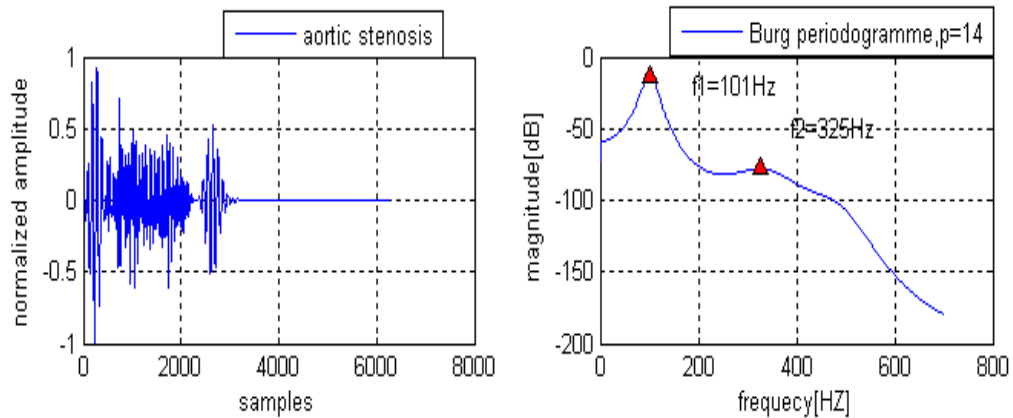


Figure II.36: Periodogramme de Burg pour un cycle cardiaque du rétrécissement aortique. (Milieu fort intensité)

II.8.Simulations et résultats :

Les résultats de calcul des caractéristiques extraits sont montrés dans les figures ces dessous, la figure II.37 montre la répartition de l'énergie de différentes classes.

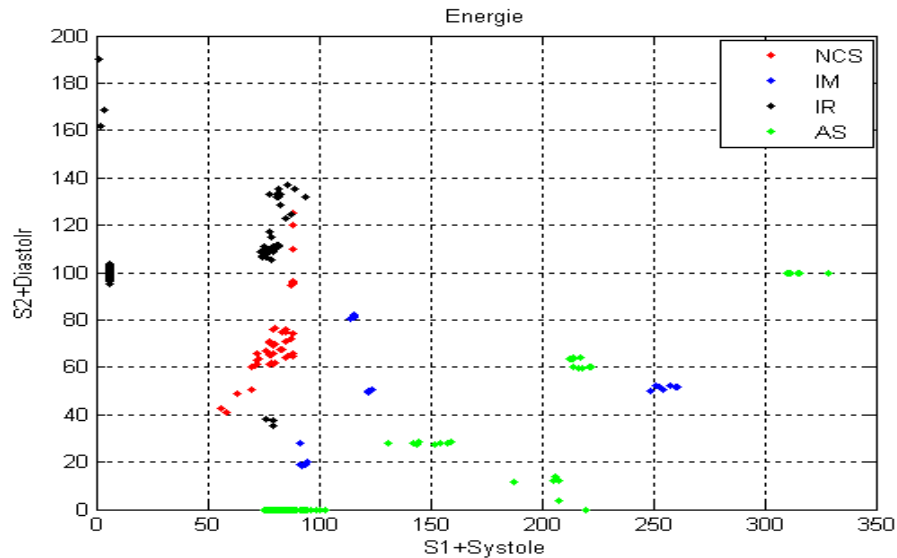


Figure II.37: L'énergie du S1+Systole en fonction de l'énergie du S2+Diastole.

Le tableau ci-dessus montre les résultats de calcul du pourcentage temporel pour les quatre classes, et la figure II.38 montre la répartition du pourcentage du S1 et S2 pour les différents classes.

Les résultats de calcul sont montrés dans le tableau 2 pour 10 cycles cardiaques des différents classes:

<i>NS</i>	S1(%)	7,8	8,5	8,7	8,5	9,2	7,4	8,5	9,3	8,7	8,56
	S2(%)	9,4	10,1	8,4	10,2	9,3	8,9	8,3	9,3	8,57	10,2
<i>MR</i>	S1(%)	6,4	6,4	6,08	6,24	6,43	5,94	6,5	5,88	6,3	6,37
	S2(%)	5,98	6,5	6,27	6,42	5,71	5,51	5,25	6,05	5,67	6,5
<i>AR</i>	S1(%)	5,77	6,68	5,85	6,61	5,77	6,97	4,11	5,76	6,64	6,92
	S2(%)	9,55	8,6	9,5	8,55	9,5	8,52	6,94	9,45	8,53	8,92
<i>AS</i>	S1(%)	6,79	12,5	6,5	7,65	6,73	12,72	5,42	11,13	12,49	11,03
	S2(%)	0	10,93	5,51	7,25	5,77	11,05	4,36	4,69	10,89	7,07

Tableau II.2 : pourcentage du S1 et S2 dans le cycle cardiaque.

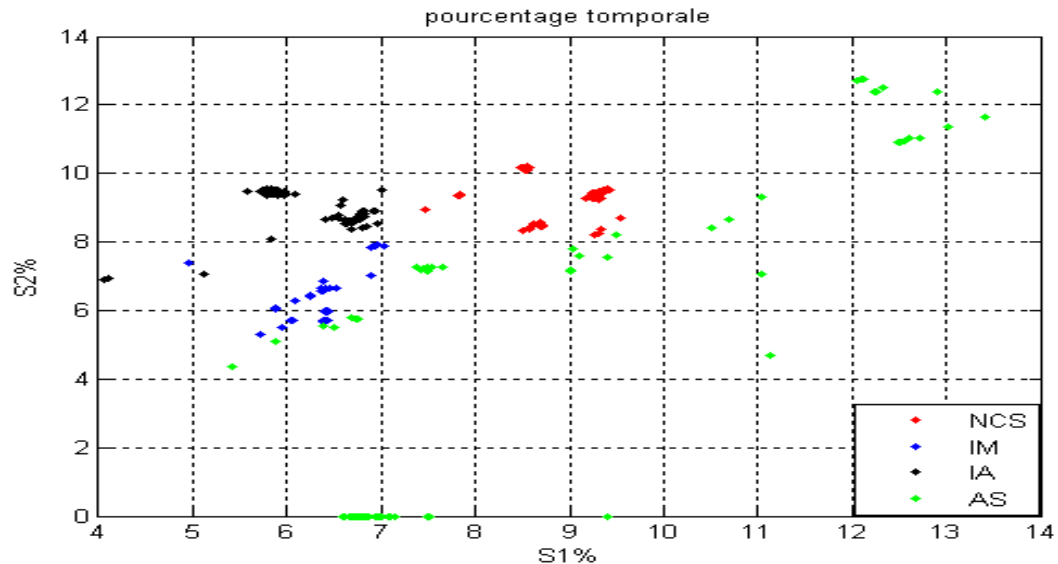


Figure II.38: Pourcentage du S1 en fonction du S2 dans le cycle cardiaque.

D'après la figure II.38 on voit que le pourcentage des deux bruits $S1$ et $S2$ dans un cycle cardiaque pour les sons normaux est dans l'intervalle de (7.3-10 et 8-10.5 %) respectivement, pour l'insuffisance mitrale (4-7 et 6-10 %), et pour la troisième classe l'insuffisance aortique on a (5.5-6.5 et 5.5-7%) par contre dans la quatrième classe le rétrécissement aortique (5-13.5 et 4-12 %). Dans cette classe on a une grande variance puisque elle contient trois cas de rétrécissement aortique (early, mid, late) voir Figure II.14.

La figure II.39 illustre les résultats de calcul des coefficients de Fourier pour les différentes classes.

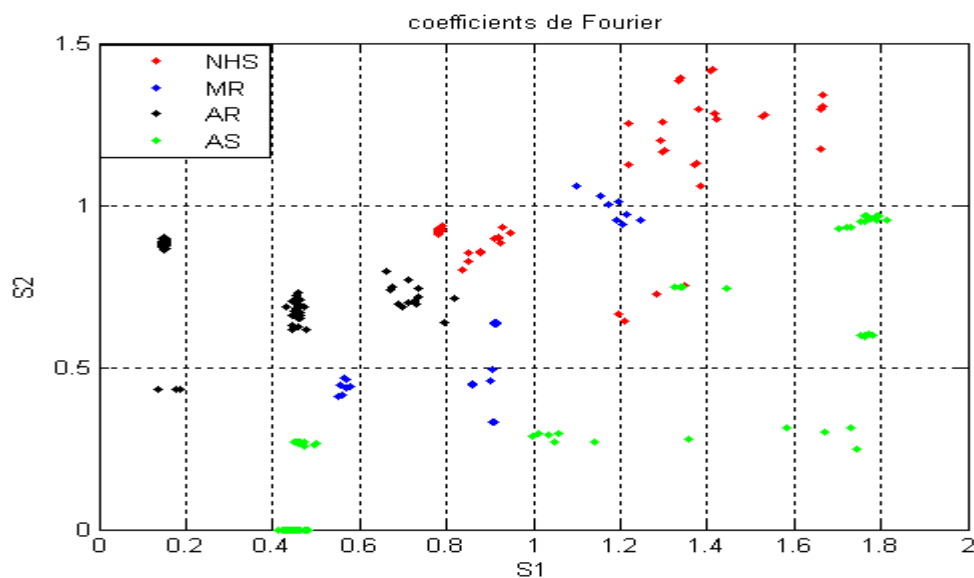


Figure II.39 : Répartition des coefficients de Fourier des différentes classes.

La figure II. 37 montres les résultats de l'estimation des formants pour 590 cycles cardiaques des différentes classes.

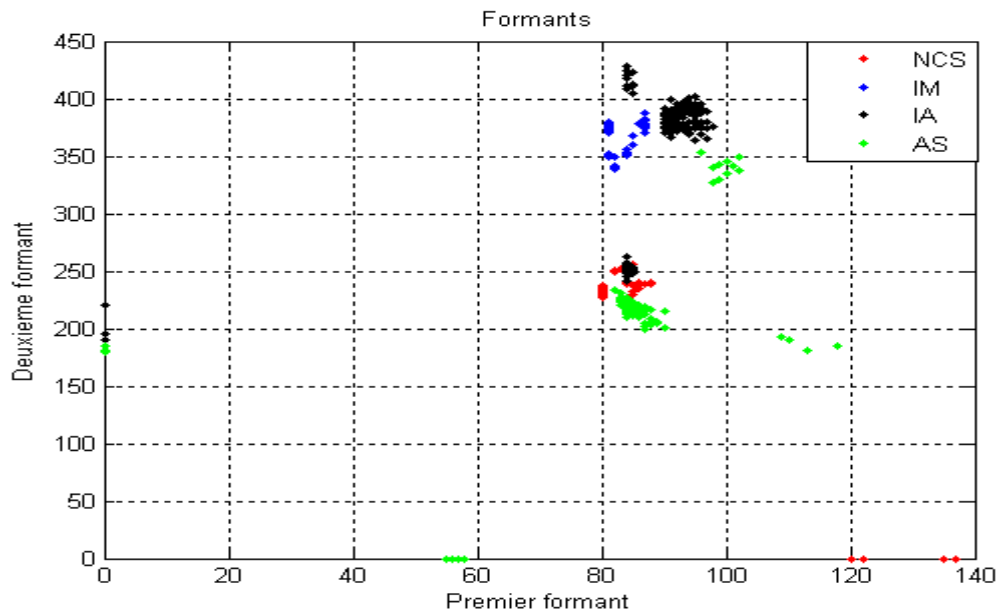


Figure II.40: Résultats d'estimation des formants.

II. 9.Conclusion :

Dans ce chapitre, on a présenté les étapes d'analyse du signal phonocardiogramme à savoir: la phase de prétraitement qui rend le signal PCG adapté pour toute opération, la segmentation automatique basée sur l'énergie normalisé de Shannon accompagnée par un conditionnement (rejection des pics supplémentaire). Cette dernière est utilisée pour améliorer la performance de segmentation. Les résultats obtenus sont très satisfaisant (performance=91.08%). Dans ce chapitre plusieurs caractéristiques ont été testée a fin de choisir les caractéristiques discriminatives, parmi ces caractéristiques : la variance et l'énergie de l'enveloppe, taux de passage par zéros de la pathologie et la durée de la phase systolique et diastolique, ceux-ci ne donnent pas des bons résultats (grand chauvechement entre les quatre classes).

Chapitre III

Représentation temps-fréquence du signal PCG

III. Introduction

L'analyse dans le domaine des fréquences était principalement basée sur des applications directes de la transformée de Fourier ou des techniques d'estimation spectrale autorégressive. Ces techniques nous ont renseignées sur les fréquences présentes dans le signal et sur la répartition de l'énergie sur ces fréquences. Cependant, ces méthodes présentent des limitations immédiates dans le cas des signaux non-stationnaires dont le comportement statistique évolue au cours du temps. Ces outils d'analyse ne donnent pas d'informations sur la manière dont la ou les fréquences varient en fonction du temps [37] [49].

Les signaux non-stationnaires tels que notre signal PCG, nécessitent pour l'analyse l'utilisation d'autres outils qui tiennent compte des variations en fonction du temps comme les méthodes temps-échelle et les méthodes temps-fréquence. D'une façon générale, les variations de la fréquence en fonction du temps suivent une loi décrite par la fréquence instantanée et de temps de retard. En effet, les distributions temps-fréquence se présentent comme des outils pour l'étude de la localisation temporelle du contenu spectral d'un signal non-stationnaire. Ces méthodes possèdent des capacités d'éclaircir des situations non discernées par les outils classiques d'analyse spectrale.

Nous nous intéressons ici aux représentations temps-fréquence et en tentant de représenter le plus fidèlement possible l'évolution du contenu spectral du signal Phonocardiogramme au cours du temps. En utilisant quelque représentation énergétique quadratique, en mettant l'accent sur la classe de Cohen qui regroupe toutes les distributions invariantes par translation temporelle et fréquentielle [40] [48].

III.1 Analyse temps-fréquence :

III.1.1 transformée de Fourier à court-terme :

La TFCT a été développée en 1945 par **Denis Gabor**. Sa technique consiste à découper le signal en différentes plages ou fenêtres de longueur fixe. Chaque plage est alors étudiée séparément des autres par l'analyse traditionnelle de Fourier.

Une telle méthode est appelée transformée de Fourier à court-terme ou “Short Time Fourier Transform” (STFT). L'idée consiste à tronquer le signal en ne le considérant que sur un intervalle fini $[-\tau, \tau]$. Ceci revient à multiplier le signal $x(t)$ par une fonction de fenêtrage $h(t)$ (Qui est égale à zéro en dehors de l'intervalle d'étude. Le produit [4]:

$$x(t)h(t-b) = x_b(t) \quad (III.1)$$

Contient alors les informations de $x(t)$ autour de $t = b$ alors :

$$x_b(t) = \begin{cases} x(t) & t \in b-\tau, b+\tau \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (III.2)$$

En changeant le paramètre b , la fenêtre se déplace le long de l'axe des temps. Ainsi, le but est d'obtenir une fonction de fenêtrage correctement définie à la fois en temps et en fréquence. Un compromis entre résolution temporelle et résolution fréquentielle, donné par le principe d'incertitude de Heisenberg doit être envisagé [4] [42] :

$$\Delta t \cdot \Delta f \geq \frac{1}{2} \quad (III.3)$$

L'inégalité ci-dessus devient une égalité si et seulement si $h(t)$ est de type gaussien. Cette méthode englobe, en plus de la théorie temps – échelle, les approches temps – fréquence de type TFCT proposée par Gabor pour remédier aux limitations de la transformée de Fourier et la transformée de Gabor. Cette dernière se base sur la décomposition d'un signal sur une famille de signaux élémentaires bien localisés conjointement (atomes ‘temps - fréquence’).

Ces signaux élémentaires jouent le rôle d'une base de décomposition et la représentation temps - fréquence est donc une collection des poids associés à chacun des atomes [48].

Le résultat du TFCT est une représentation du contenu fréquentiel local du signal. La représentation mathématique de la TFCT est donnée par l'équation:

$$\begin{aligned}
TFCT_x(t, f) &= \int x(s) h_{t,f}^*(s) ds \\
&= \int x(s) h^*(s-t) e^{-j2\pi fs} ds
\end{aligned} \tag{III.4}$$

Où les atomes temps-fréquence $h_{t,f}(s) = h(s-t)e^{j2\pi fs}$ sont tous issus de la fenêtre $h(t)$ par des translations temporelle et fréquentielle.

Les résolutions temporelles et fréquentielle de la TFCT dépendent de la taille de cette fenêtre .pour une fenêtre choisie, la résolution est constante toutes les fréquences et tous les instants. Améliorer la localisation en temps ne s'obtient qu'en réduisant la taille de la fenêtre, ce qui dégrade la résolution fréquentiel et inversement.

III.1.2 Représentation énergétique :

Bien que la linéarité soit une propriété souhaitable, la structure quadratique d'une représentation temps - fréquence est raisonnable lorsqu'on veut l'interpréter comme une distribution d'énergie.

L'interprétation d'une représentation temps – fréquence (RTF) comme une distribution énergétique est la voie ouverte par J. Ville presque parallèlement aux travaux de Gabor en 1948. Le prototype de la distribution énergétique est le spectrogramme il est définie comme suit [42,48]:

$$S_x(t, w) = \left| \int_{-\infty}^{\infty} x(s) H(s-t) e^{-jw t} ds \right|^2 \tag{III.5}$$

III.1.3 Limitation du spectrogramme :

Le spectrogramme et la seule distribution temps-fréquence qui possède la propriété de positivité. Le spectrogramme représente dans ce cas une distribution d'énergie dans le plan temps-fréquence. En prenant une fenêtre glissante on souhaite mieux suivre et capturer les variations du spectre du signal en fonction du temps. Cependant, cet objectif n'est pas atteint dans le cas de variations rapides du signal. L'utilisation d'une fenêtre courte permet de mettre en évidence des changements rapides mais engendre une mauvaise résolution spectral .Il y a donc un compromis, une fenêtre courte favorise la résolution temporelle au détriment de la résolution fréquentielle, et vice versa. Cette limitation est encore plus apparente dans le cas de signaux formés de composantes rapprochées. Le compromis de résolution est donné dans la figure III.17 pour deux fenêtres de longueurs différentes 70et 500:

III.2 Analyse énergétique :

III.2.1 formalisme général :

Les limitations évoquées précédemment sont certainement les raisons qui ont été à l'origine de la recherche d'une représentation temps- fréquence énergétique. Cette dernière combine entre le concept de puissance instantanée $|x(t)|^2$ et celui de densité spectrale d'énergie $|X(f)|^2$ pour obtenir une distribution conjointe d'énergie. C'est-à-dire une répartition de l'énergie du signal sur les deux variables temps et fréquence [42,48,49] .

Si l'on considère un signal déterministe $x(t)$ appartenant à l'espace de Hilbert $L^2 \mathfrak{R}$, son énergie s'écrit :

$$E_x = \int |x(t)|^2 dt = \int |X(f)|^2 df \quad (III.6)$$

Il est donc naturel de chercher une grandeur mixte $T_x(t, f)$ comme « densité conjointe d'énergie » telle que l'intégrale de cette dernière sur le plan temps-fréquence fournisse l'énergie de signal :

$$E_x = \iint T_x(t, f) dt df \quad (III.7)$$

Idéalement, il est préférable d'avoir les propriétés suivantes appelées marginales :

$$\int T_x(t, f) dt = |x(f)|^2 \quad (III.8)$$

$$\int T_x(t, f) df = |x(t)|^2 \quad (III.9)$$

C'est -à-dire que les densités monodimensionnelles sont les densités marginales de la RTF $T_x(t, f)$.

Outre l'interprétation énergétique d'une RTF quadratique, il existe une autre interprétation en généralisant les fonctions de corrélation. Une RTF corrélative $T_x(\tau, \nu)$ cherche à combiner le concept de corrélation temporelle $r_x(\tau)$ et celui de corrélation fréquentielle $R_x(\nu)$, ces corrélations étant définies respectivement par :

$$r_x(\tau) = \int x(t+\tau)x^*(t)dt \quad (III.10)$$

$$R_x(\nu) = \int X(f+\nu)X^*(f)df \quad (III.11)$$

Ces deux relations ont une forme quadratique. Les propriétés marginales s'écrivent alors :

$$T_x(\tau, 0) = r_x(\tau) \quad (III.12)$$

$$T_x(0, \nu) = R_x(\nu) \quad (III.13)$$

Les variables τ et ν représentant respectivement des décalages en temps et en fréquence. Le module carré d'une décomposition linéaire, comme le spectrogramme (module carré de la TFCT) et le scalogramme (module carré de la TO), peut être considéré comme une distribution d'énergie, car il satisfait (III.7) mais ce n'est qu'un cas très particulier des représentations quadratiques. [48,49] .

Pour un signal s'écrivant comme une combinaison linéaire de deux signaux, une RTF quadratique n'est plus la combinaison linéaire des RTF des deux signaux, mais elle est composée de quatre termes ainsi, pour le signal $x(t) = c_1 x_1(t) + c_2 x_2(t)$ on a :

$$T_x(t, f) = |c_1|^2 T_{x_1}(t, f) + |c_2|^2 T_{x_2}(t, f) + c_1 c_2^* T_{x_1 x_2}(t, f) + c_2 c_1^* T_{x_2 x_1}(t, f)$$

Où : $T_{x_1 x_2}(t, f)$ est la RTF croisée des signaux $x_1(t)$ et $x_2(t)$ et $T_x(t, f)$ est la RTF du signal $x(t)$. les termes $T_{x_1 x_2}$ et $T_{x_2 x_1}$ se comportant comme des termes d'interférence [48,49].

III.2.2 La classe de Cohen :

La classe de Cohen est formée par un ensemble de distributions temps-fréquence de forme bi linéaire du signal [49]. Cette classe notée CE comprend l'ensemble des distributions quadratiques énergétiques invariantes par translations temporelle et fréquentielle et dépendant d'une fonction arbitraire à deux variables $\varphi(\tau, \nu)$: la fonction de par métrisation ou noyau de la distribution. Ces distributions possèdent les propriétés d'invariance en temps et en fréquence. Elles sont bilinéaires par rapport au signal et offrent par conséquent plus d'informations que le spectre de puissance (carré du module de la transformée de Fourier) [48,49].

Dans le cas temps – fréquence, pour définir une classe de représentation temps - fréquence bilinéaire, on considère l'opérateur dont l'action est définie par :

$$\tilde{x}(t) = x(t - t') e^{j2\pi f t'}$$

Imposer la covariance par rapport à cet opérateur revient à demander à la représentation de suivre le signal dans ses translations dans le plan.

C'est à dire :

$$T_{\tilde{x}}(t, f) = T_x(t - t', f - f')$$

Elle englobe toutes les définitions (spectrogramme, Wigner – Ville, ...) et laissant le champ libre à d'autres propositions moyennant la spécification d'une fonction arbitraire de para

métrisation l'expression générale des distributions de la classe de Cohen et donnée par l'équation III.14 :

$$\begin{aligned} T_x(t, f; \varphi) &= \iint \int \varphi(\tau, \nu) e^{j2\pi\nu(S-t)} x(S + \frac{\tau}{2}) x^*(S - \frac{\tau}{2}) e^{-j2\pi f\tau} d\nu ds d\tau \\ &= \iint \int \phi(S-t, \xi-t) x(S + \frac{\tau}{2}) x^*(S - \frac{\tau}{2}) e^{-j2\pi\xi\tau} d\xi ds d\tau \end{aligned} \quad (III.14)$$

τ, s, t Sont des variables temporelles, f, ν des variable fréquentielle et φ est une fonction arbitraire, appelée noyau ou fonction de paramétrisation et ϕ sa transformée de Fourier, pour que la contrainte d'énergie soit satisfaite (eq. (III.10)), il faut que le noyau vérifier :

$$\varphi(0, 0) = 1 \quad (III.15) \quad (\text{Contrainte d'admissibilité}).$$

III.2.2.1 La distribution de Wigner-Ville (DWV) :

La distribution de Wigner-Ville (WVD) a été introduite par Wigner en Mécanique quantique en 1932 et utilisé avec le signal analytique par Ville en traitement de signal en 1948[49]. Par définition, la distribution de Wigner - Ville (TWV) s'obtient par le noyau le plus simple de cette classe :

$$\varphi(\tau, \nu) = 1 \longleftrightarrow \phi(t, f) = \delta(t)\delta(f) \quad (III.16)$$

En posant $\varphi(\tau, \nu) = 1$ dans l'expression unifiée (16) on obtient :

$$W_x(t, f) = \int x(t + \frac{\tau}{2}) x^*(t - \frac{\tau}{2}) e^{-j2\pi f\tau} d\tau \quad (III.17)$$

Dans le domaine des fréquences cette définition prend forme suivante :

$$W_x(t, f) = \int X(f + \frac{\nu}{2}) X^*(f - \frac{\nu}{2}) e^{-j2\pi f\nu} d\nu \quad (III.18)$$

La version discrète en temps de la DWV s'écrit :

$$W_x(n, f) = 2 \sum_l x(n+l) x^*(n-l) e^{-4\pi f l} \quad (III.19)$$

C'est la distribution qui possède la plus haute résolution conjointe temps-fréquence avec l'inconvénient majeur de produire des phénomènes d'interférence (cross terme). Ces derniers gênent la lisibilité de l'image temps-fréquence l'utilisation de la DWV reste par conséquent très limitée.

III.2.3 Réduction des interférences :

Le comportement oscillatoire des termes d'interférences nécessite pour réduire leur importance l'utilisation d'une opération de lissage dans le plan temps – fréquence (filtrage passe-bas) qui se traduit par une convolution de la DWV par une fonction de lissage temporel et fréquentiel $\phi(t, f)$ conduisant à une représentation modifiée de la DWV. Ce qui est équivalent à

une pondération dans le plan des ambiguïtés par une fonction $\phi(t, f)$. Ce lissage est suggéré par le comportement oscillatoire de ces termes [42,49].

III.2.3.1 La distribution pseudo Wigner-Ville lissée (SPWV) :

Cette distribution utilise un noyau séparable sous la forme :

$$\phi(\tau, \nu) = G(\nu) \cdot h(\tau)$$

$$WM_x(t, f) = \iint W_x(s, \varepsilon) \cdot \phi(t-s, f-\varepsilon) ds d\varepsilon \quad (III.18)$$

Pour que la version modifiée reste une distribution d'énergie, ϕ doit vérifier :

$$\iint \phi(t, f) dt df = \phi(0, 0) = 1 \quad (III.19)$$

ϕ est la transformée de Fourier bidimensionnelle de ϕ . La forme général de la DWV modifiée s'écrit :

$$WM_x(t, \nu) = \int_{-\infty}^{\infty} h'(\tau) \left[\int_{-\infty}^{\infty} g(s-t) x(s + \frac{\tau}{2}) x^*(s - \frac{\tau}{2}) ds \right] e^{-j2\pi\nu\tau} d\tau \quad (III.20)$$

La fenêtre $h(t)$ permet un lissage des termes d'interférence parallèlement à l'axe des fréquences (appelée souvent fenêtre d'observation). La fenêtre $g(t)$ permet le lissage des termes oscillant parallèlement à l'axe de temps.

Les avantages de cette distribution sont représentés par le libre choix séparé des deux fenêtres d'analyse qui permettent d'opter pour une résolution acceptable et une élimination modérée des termes d'interférence. Dans ce cas le lissage temporel sera indépendant du lissage fréquentiel [48].

III.2.3.2 La distribution de Choi-Williams (CWD) :

Choi et Williams ont montré que le noyau exponentiel fournit une représentation qui peut contrôler les TI tout en assurant un certain nombre de propriétés théorique, ils ont proposé une RTF appelée distribution de Choi Williams (DCW) et appartenant à la classe de Cohen construire à partir du noyau gaussien [48] paramétré par la variance σ :

$$f(\xi, \tau) = e^{-\frac{\pi \xi \tau^2}{2\sigma^2}} \quad (III.21)$$

La substitution de l'expression donnée par dans la formule unifiée donne la distribution de Choi-Williams :

$$DCW_x(t, \nu) = \sqrt{\frac{2}{\pi}} \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{\sigma}{|\tau|} e^{\frac{-2\sigma^2(s-t)^2}{\tau^2}} x(s + \frac{\tau}{2}) x^*(s - \frac{\tau}{2}) e^{-j2\pi\nu\tau} ds d\tau \quad (III.22)$$

Cette distribution assure une bonne élimination des termes d'interférence avec une bonne résolution temps-fréquence à l'aide du paramètre σ (variance de la fonction gaussienne) qui permet de contrôler le lissage en temps et en fréquence. Nous notons qu'en faisant tendre σ vers l'infinie, nous retrouvons l'expression de la WVD [48].

III.3 Application aux signaux PCGs:

Différentes représentations temps-fréquence ont été appliquées au signal PCG.

III.3.1 Spectrogramme du signal PCG :

L'analyse par spectrogramme constitue la première représentation temps-fréquence appliquée aux différents cas des signaux PCG.

III.3.1.1 Spectrogramme des sujets sains:

L'analyse par spectrogramme du signal PCG servira à fournir une représentation temps-fréquence graphique des signaux PCG ce qui permettra de localiser les différents bruits cardiaques (S1, S2), et leurs composantes internes (A2, P2, M1, T1) et des différents murmures systoliques et diastoliques.

Le spectrogramme d'un cycle cardiaque normal est représenté dans la figure III.1. L'application du spectrogramme sur un cycle cardiaque normale, montre que les composantes spectrales de base sont parfaitement détectées. Les deux composantes principales du bruit S1 à savoir M1 (due à la fermeture de la valve mitrale) et T1 (due à la fermeture de la valve tricuspide) sont nettement visibles sur la Figure III.1 et les deux composantes du S2 : A2 (due à la fermeture de la valve aortique) et P2 (due à la fermeture de la valve pulmonaire) du deuxième bruit cardiaque S2 sont elles aussi évidentes sur la (figure III.1.)

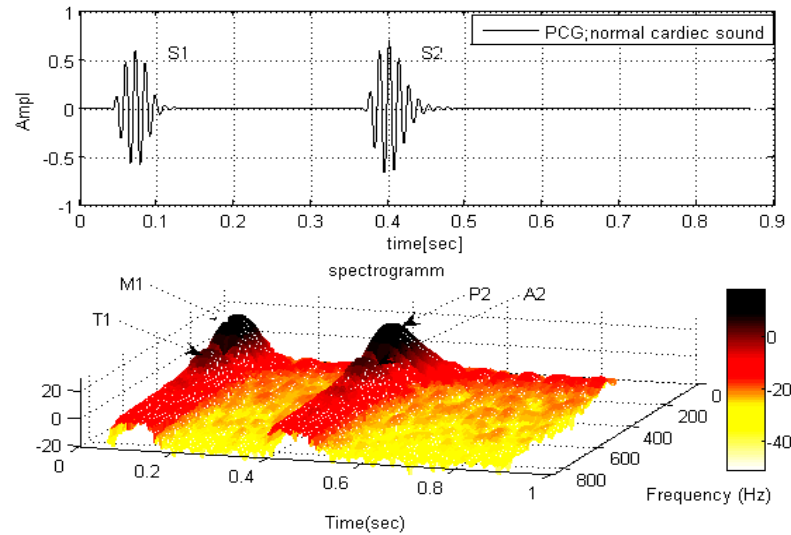


Figure III.1 : Spectrogram d'un cycle cardiaque sain.

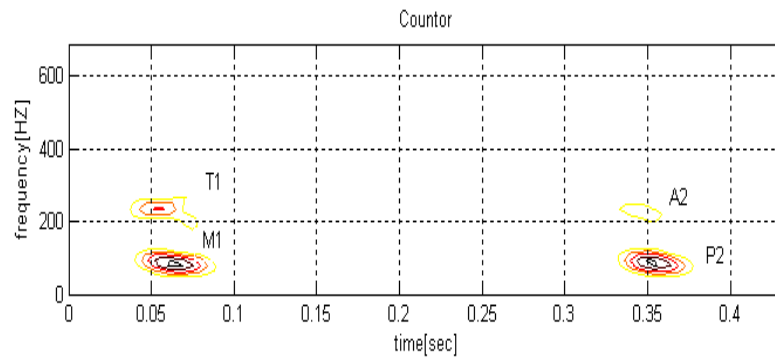


Figure III.2: Contour du spectrogramme d'un cycle cardiaque sain.

La figure III.3 montre le spectrogramme d'un autre cycle cardiaque sain.

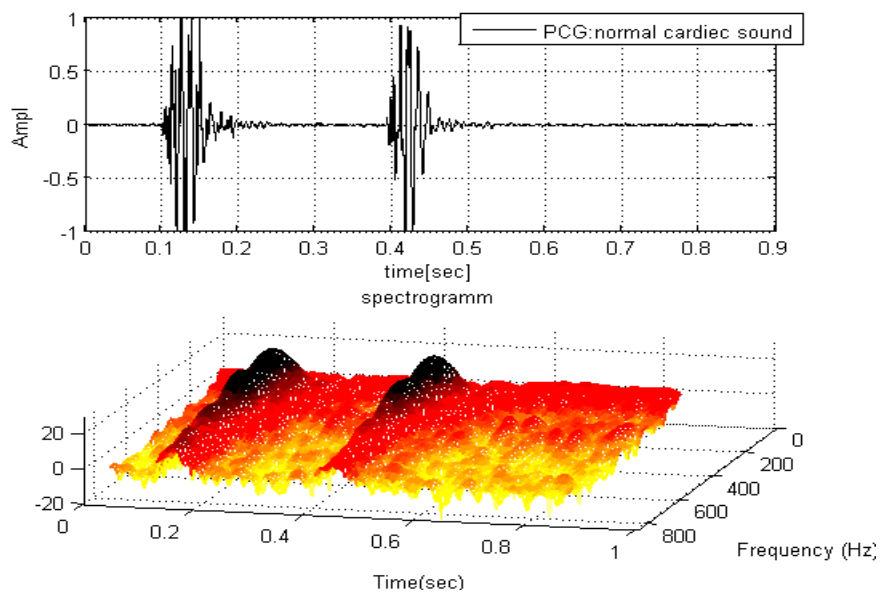


Figure III.3 : Spectrogram trios dimension d'un cycle cardiaque sain.

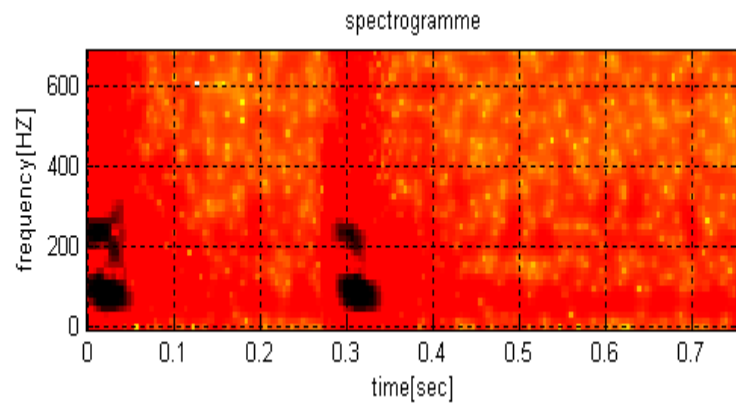


Figure III.4 : Spectrogramme deux dimensions d'un cycle cardiaque sain.

L'analyse par spectrogramme des cycles cardiaques normaux confirme que le contenu fréquentiel pour un sujet sain est dans la gamme de fréquence : 23-35 jusqu'au 250-280 Hz comme il a été montré dans [31,32, 41,51].

III.3.1.2 Spectrogramme des sujets malades:

L'analyse par spectrogramme est également appliquée ici pour analyser trois autres cas pathologiques.

- a) L'insuffisance mitrale :** l'analyse par spectrogramme des sujets souffrant de l'insuffisance mitrale est donnée par les figures suivantes :

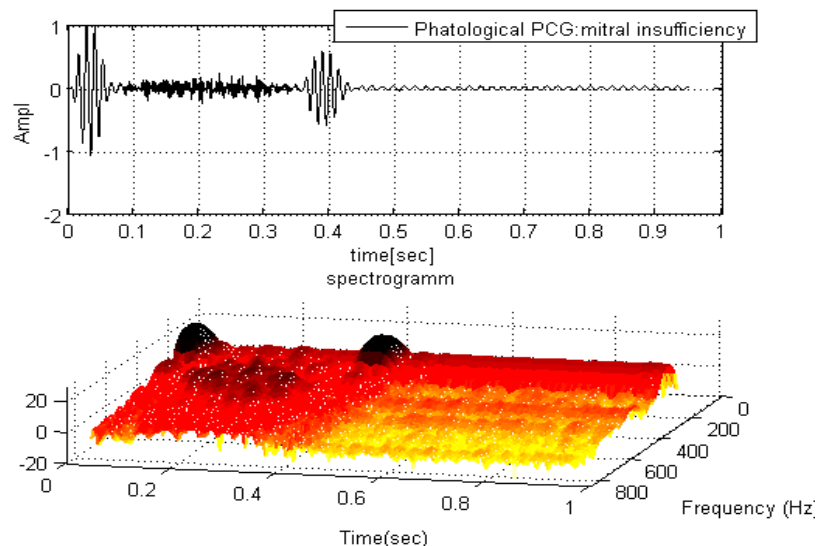


Figure III.5: Spectrogramme d'un cycle cardiaque pathologique 'L'insuffisance mitrale'.

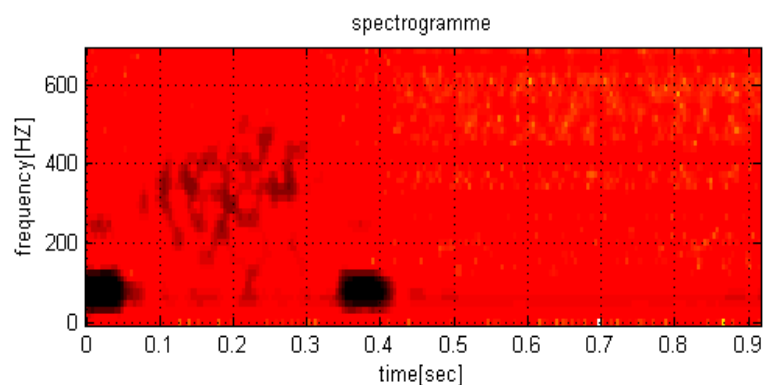


Figure III.6: Spectrogramme deux dimensions d'un cycle cardiaque pathologique
'L'insuffisance mitrale'.

Les figures III.7 et III.8 montrent le spectrogramme d'un autre cycle cardiaque :

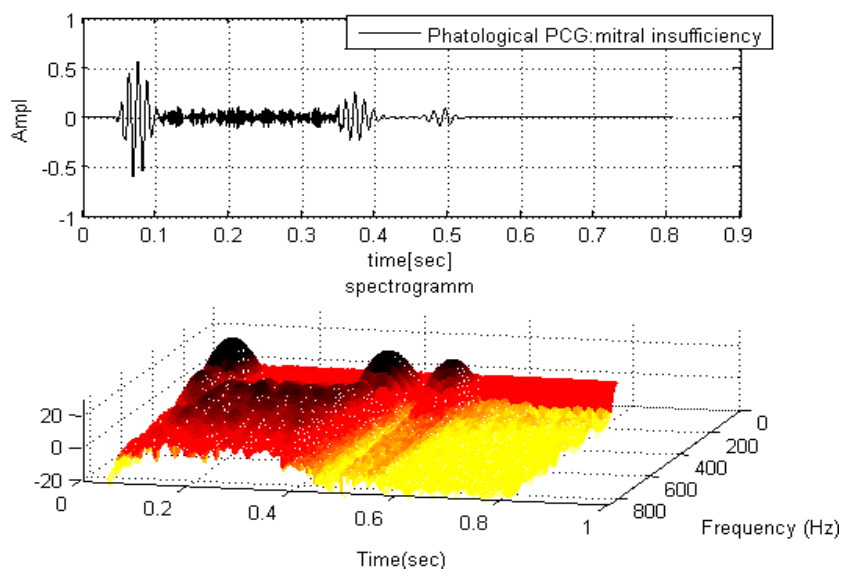


Figure III.7: Spectrogramme d'un autre cycle cardiaque pathologique
'L'insuffisance mitrale'.

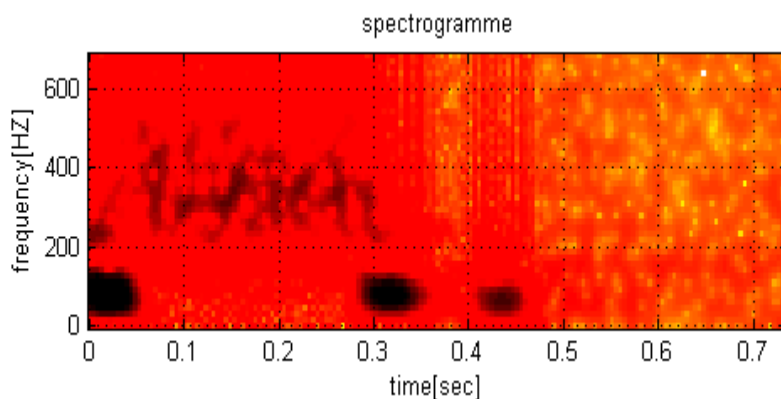


Figure III.8: Spectrogramme deux dimensions d'un autre cycle cardiaque pathologique
'L'insuffisance mitrale'.

L'analyse par spectrogramme de l'insuffisance mitrale montre que la pathologie possède un contenu fréquentiel dans la gamme 200-420 Hz, confirmé par les résultats [17] et [31]

b) L'insuffisance aortique :

L'analyse par spectrogramme d'un sujet souffrant de l'insuffisance aortique et donnée par les figures III.9 et III.10 :

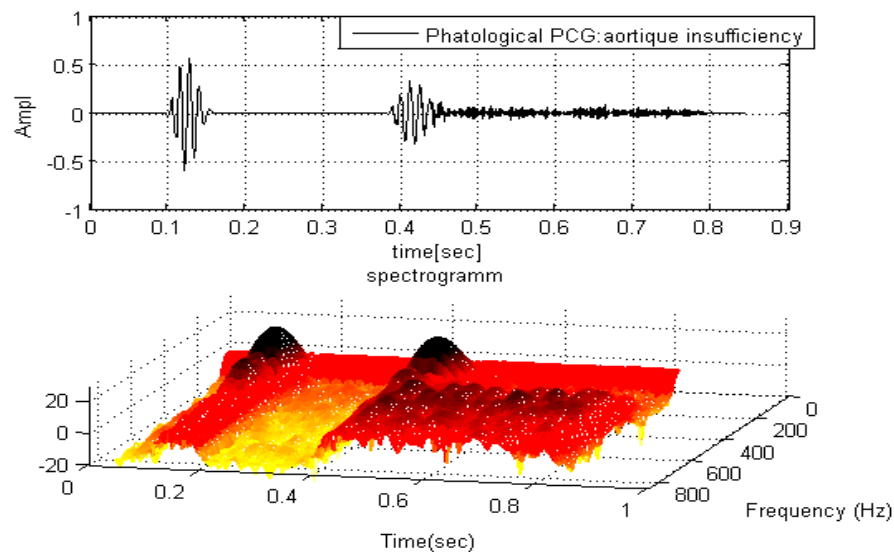


Figure III.9: Spectrogramme d'un cycle cardiaque pathologique 'L'insuffisance aortique'.

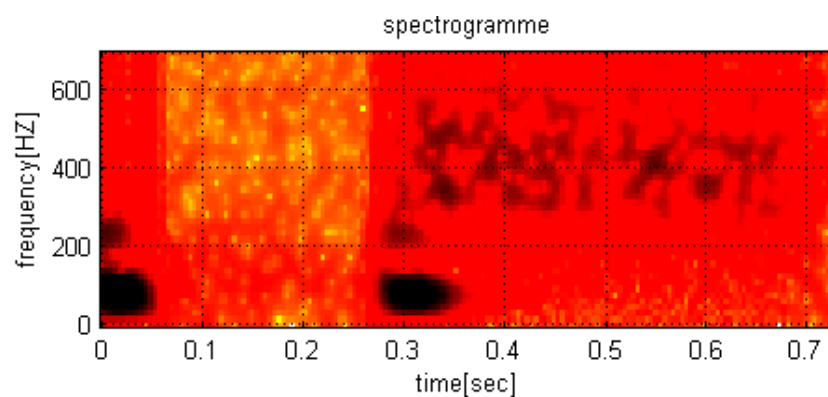


Figure III.10: Spectrogramme deux dimensions d'un cycle cardiaque pathologique 'L'insuffisance aortique'

c) Rétrécissement aortique :

L'analyse par spectrogramme des sujets souffrant du rétrécissement aortique sont données par les figures suivant :

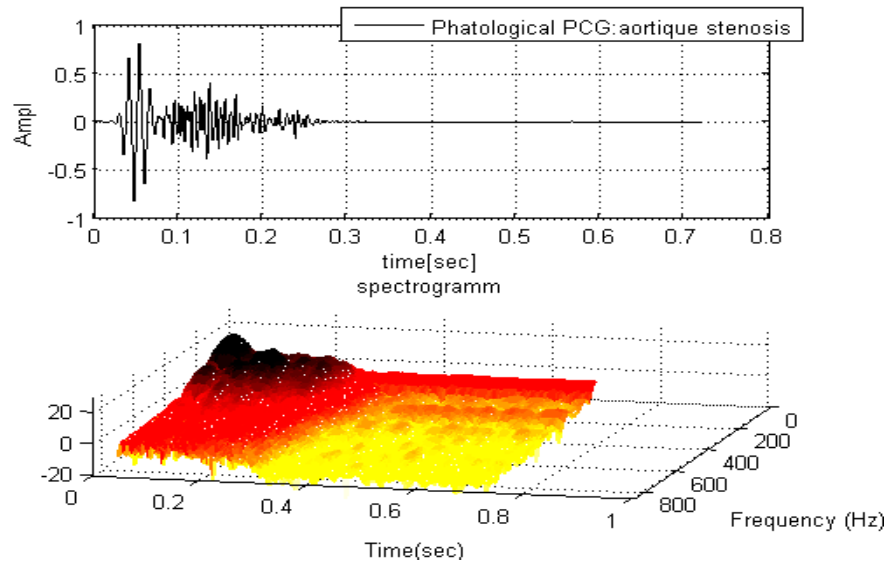


Figure III.11: Spectrogramme d'un cycle cardiaque pathologique 'Rétrécissement aortique'.

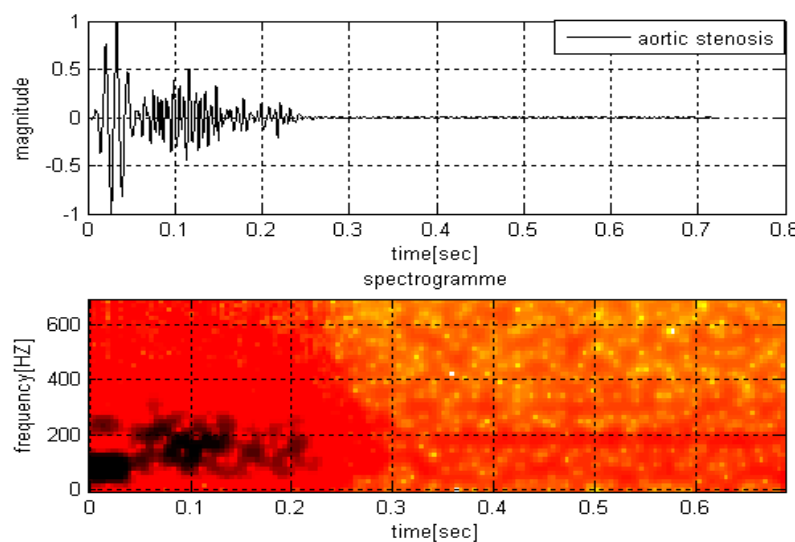


Figure III.12: Spectrogramme deux dimensions d'un cycle cardiaque pathologique 'Rétrécissement aortique'.

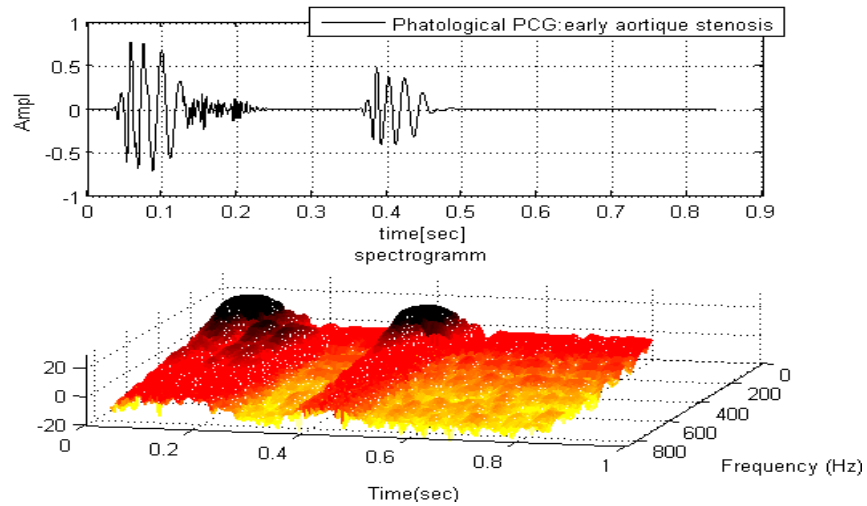


Figure III.13 : Spectrogramme d'un cycle cardiaque pathologique
'Early aortic stenosis'.

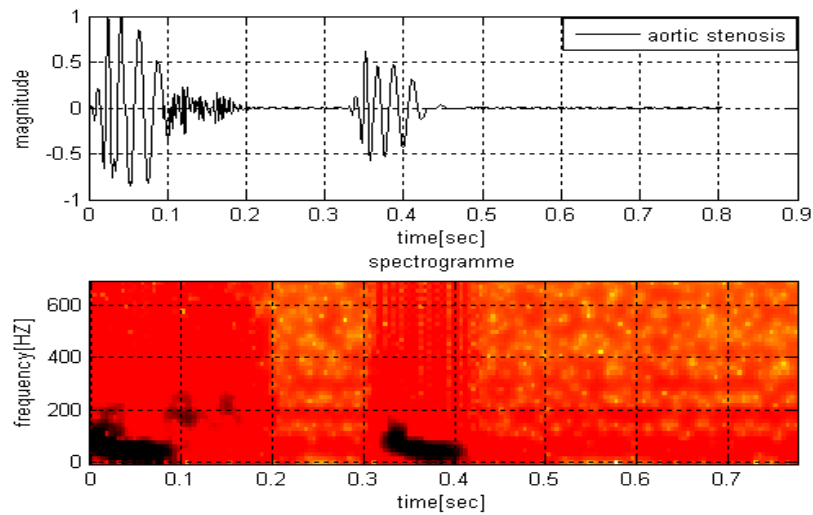


Figure .14 : Spectrogramme deux dimensions du deux cycle cardiaque différents
'Rétrécissement aortique'

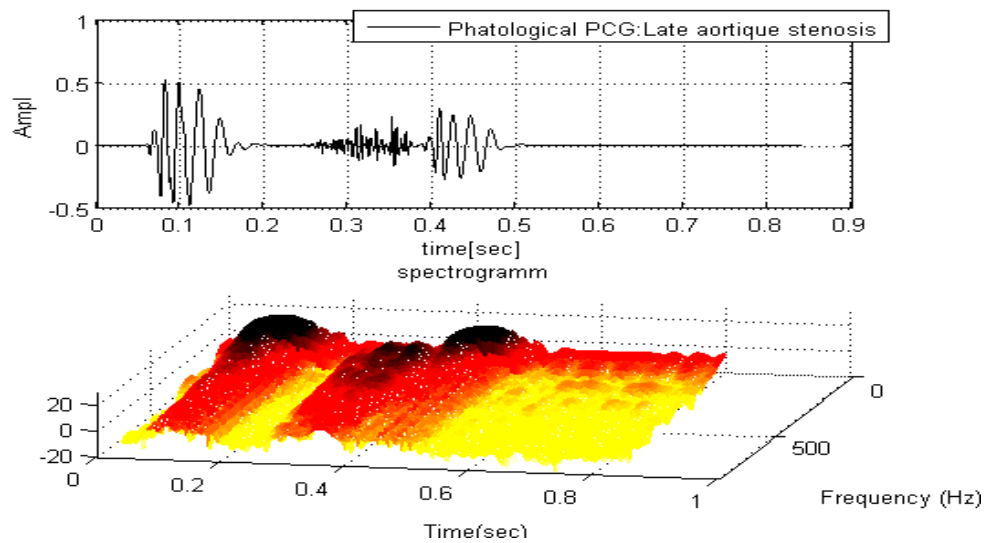


Figure III.15 : Spectrogramme d'un cycle cardiaque pathologique, 'Late aortic stenosis'.

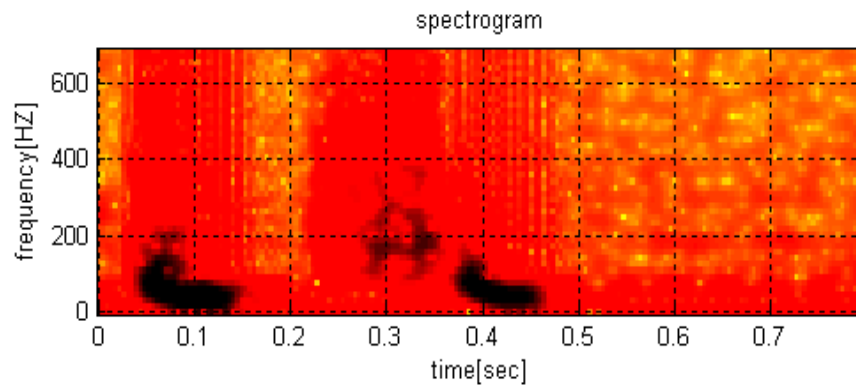


Figure III.16 : Spectrogramme d'un cycle cardiaque pathologique, 'Late aortique stenosis'.

D'après l'analyse des deux dernières pathologies, on constate que pour l'insuffisance aortique la pathologie a une gamme de fréquence de 250-510 Hz, par contre dans le cas du rétrécissement aortique la pathologie possède un contenu basse fréquence allant de 93-280 Hz, (confirmé par les résultats [17, 31, 52]).

III.3.2 Limitation du Spectrogramme :

Le compromis de résolution du spectrogramme est donné dans la figure III.17, pour deux fenêtres de longueurs différents 70 et 500 :

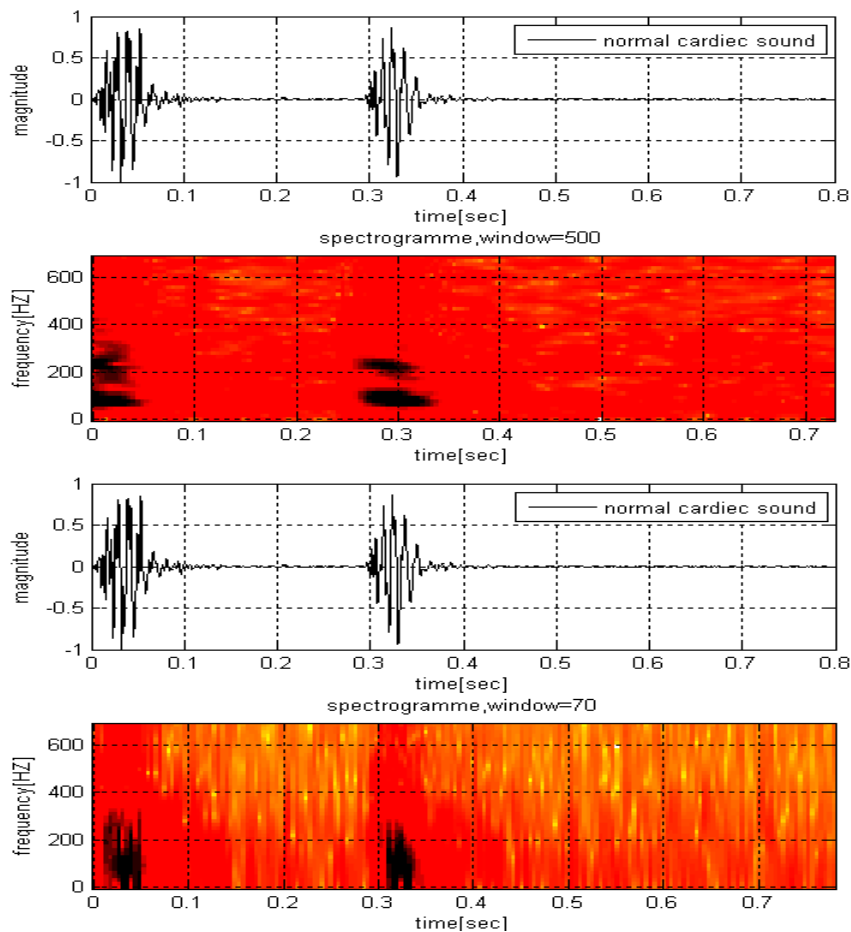


Figure III.17 : Spectrogramme d'un cycle cardiaque sain pour deux fenêtres différentes.

Cette situation est régie par le principe d'incertitude de Gabord-Heisenberg, on ne peut avoir une localisation parfaite à la fois en temps et en fréquence. En effet la résolution spectrale dépendra de la longueur de fenêtre utilisée. Une fenêtre assez longue assure une bonne résolution fréquentielle, une fenêtre assez faible permet de cerner des variations non-stationnaires mais avec une faible résolution. D'où l'utilisation d'outils temps-fréquence permettant d'améliorer la résolution conjointe temps-fréquence.

III.3.3 La distribution de Wigner_ville (DWV) pour un cycle cardiaque sain :

La figure III.18 montre la distribution de Wigner_ville d'un cycle cardiaque d'un sujet sain.

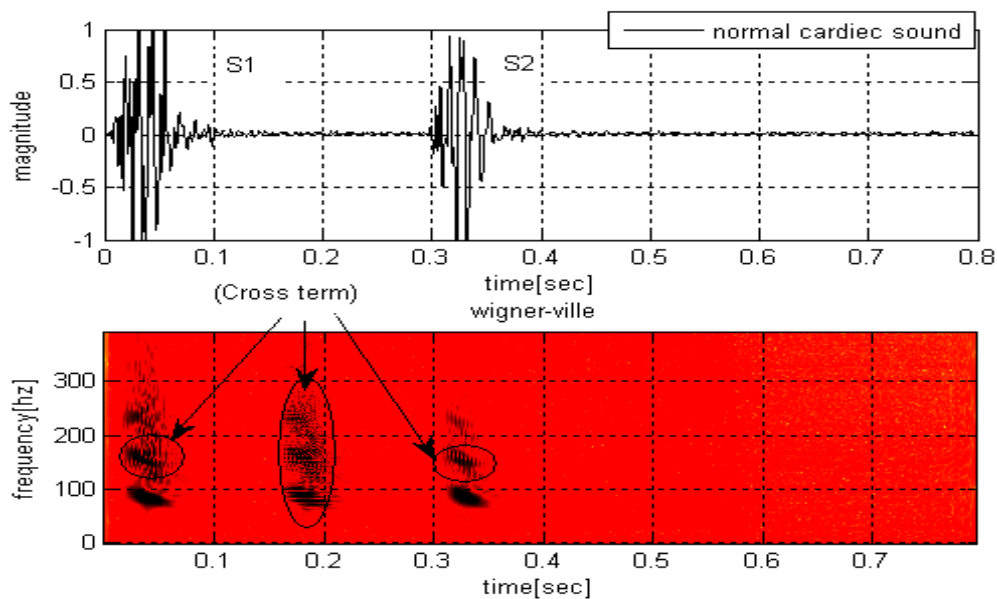


Figure III.18 : La distribution de **Wigner_ville** d'un cycle cardiaque normal.

2

L'image temp – fréquence obtenire par la distrubition de Wigner-ville permet de montrer la nature oscillatoire ainsi que la position géométrique des termes d'interférences c'est-à-dire au milieu des auto-termes (termes propres du signal PCG).L'importance des termes d'interférences peut se mesurer en nombre comme en niveau puisque dans notre cas en a six composent des termes d'interférence qui excèdent les termes propres du signal. Donc il est nécessaire de les atténuer « reduire » pour obtenir une meilleure lisibilité de l'image du plan temps – fréquence.

² Si un signal contient n composantes, le nombre de termes apparaissant dans le plan temps-fréquence et égale à : $N = \frac{n \cdot n - 1}{2}$

III.3.4 La distribution Pseudo Wigner_ville lissée (SPWV) pour un cycle cardiaque sain :

La distribution pseudo Wigner Ville lissée pour différents fenêtres d'analyse a été représentée dans les figures III.19, III.20 et III.21.

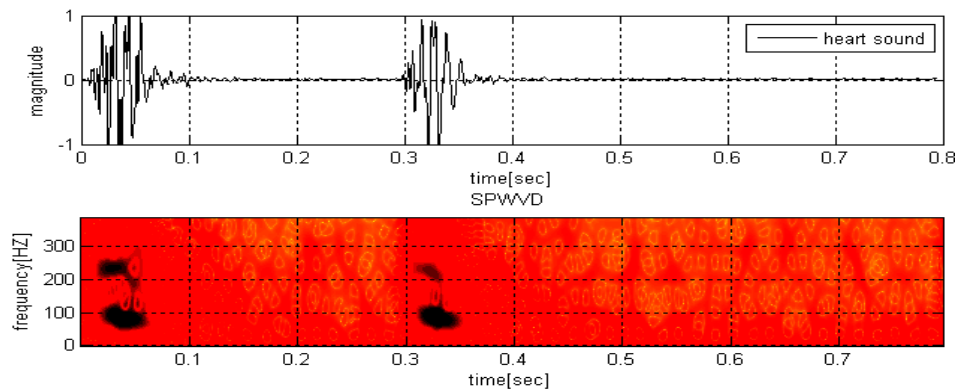


Figure III.19 : la DWVM pour $G=50$, $H=100$ d'un cycle cardiaque sein.

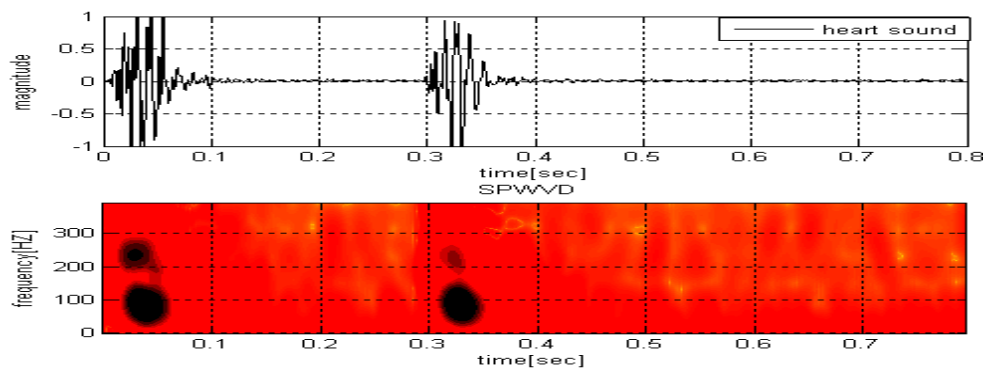


Figure III.20 : la DWVM pour $G=100$, $H=50$ d'un cycle cardiaque sein.

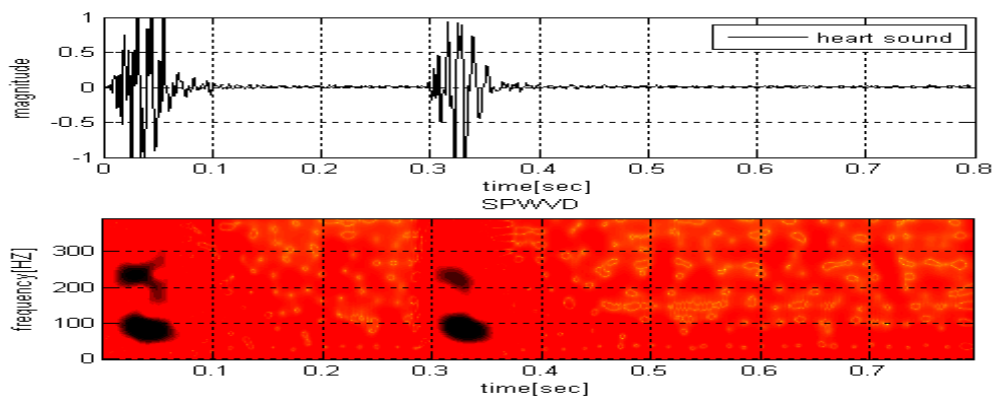


Figure III.21 : la DWVM pour $G=100$, $H=100$ d'un cycle cardiaque sein.

D'après les figures, on constate que la DWVM effectue un bon lissage (élimine presque tous les TI), au prix de la résolution et si en conservant la qualité de résolution on ne peut pas contrôler les

TI. On se trouve alors confronté au compromis entre une bonne résolution et une bonne atténuation des termes d'interférences.

Pour faire disparaître ces termes tout en conservant les qualités de résolution de la DWV et de ses propriétés. Plusieurs tentatives ont été proposées dans ce domaine basées sur l'utilisation d'un autre type de lissage dit lissage conjoint. Ce dernier, en assurant le contrôle des termes d'interférences, permet de préserver des propriétés théoriques souhaitables, et ce en imposant à la fonction de para métrisation d'être de la forme:

$$f(\xi, \tau) = \phi(\xi\tau) \quad (III.23)$$

III.3.5 La distribution de Choi-Williams (CWD) d'un sujet sain :

La distribution de Choi-Williams appliquée au signal PCG a été effectuée pour $\sigma = 6.061$ [5], les résultats sont montrés dans les figures suivantes :

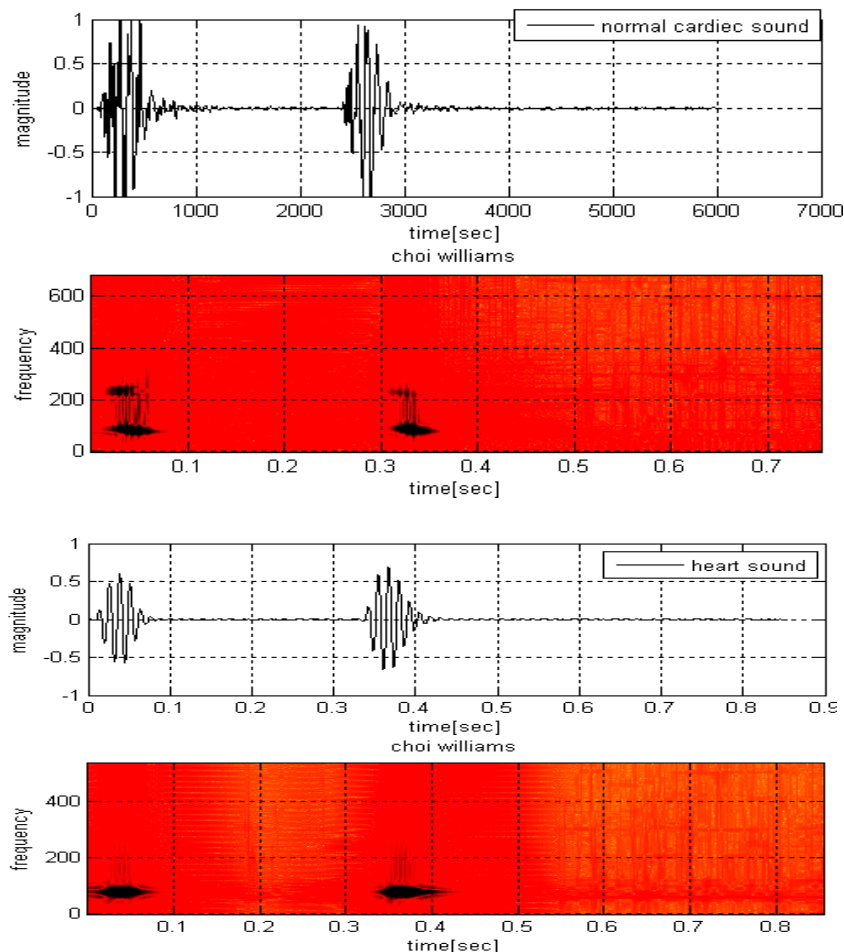


Figure III.22 : La DCW pour deux cycles cardiaques sains.

Dans toutes les représentations temps-fréquences énergétiques on a effectuée une décimation sur deux pour minimiser le temps de calcul.

III.3.6 La distribution de Choi-Williams pour des sujets malades:

La distribution de Choi-Williams pour les autres cas pathologiques est illustrée dans les figures III.23, III.24, III.25 et III.26 :

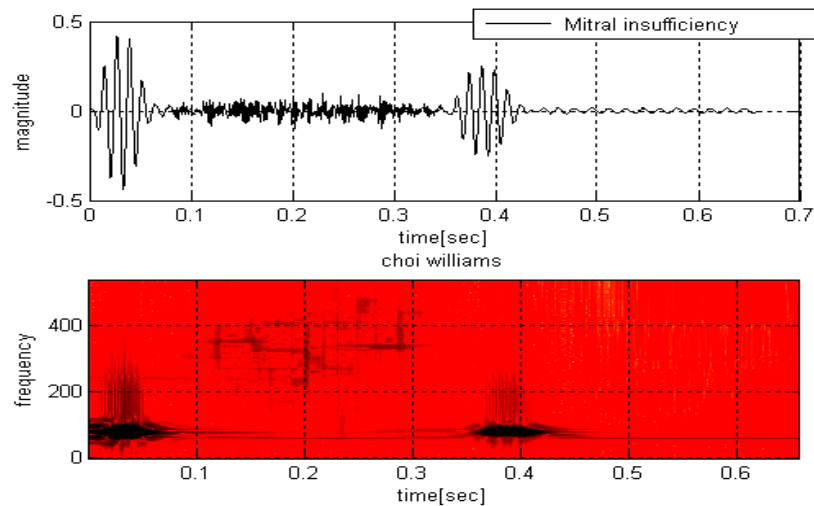


Figure III.23 : La DCW pour un cycle cardiaque pathologique 'L'insuffisance mitrale'.

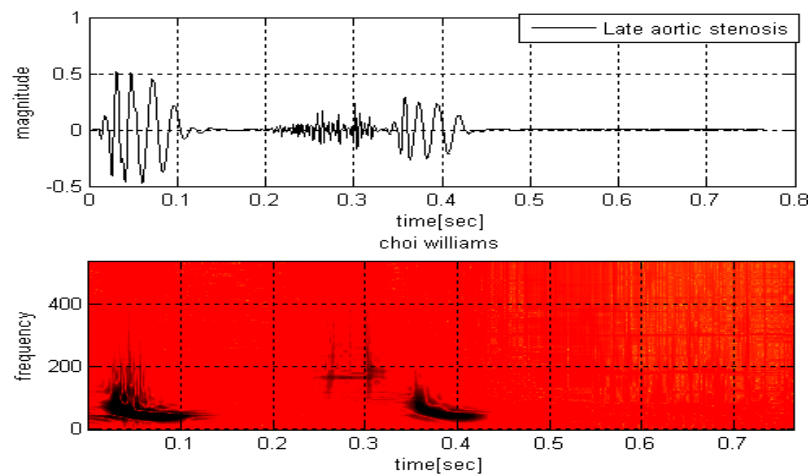


Figure III.24 : La DCW pour un cycle cardiaque pathologique 'Late aortic stenoses'.

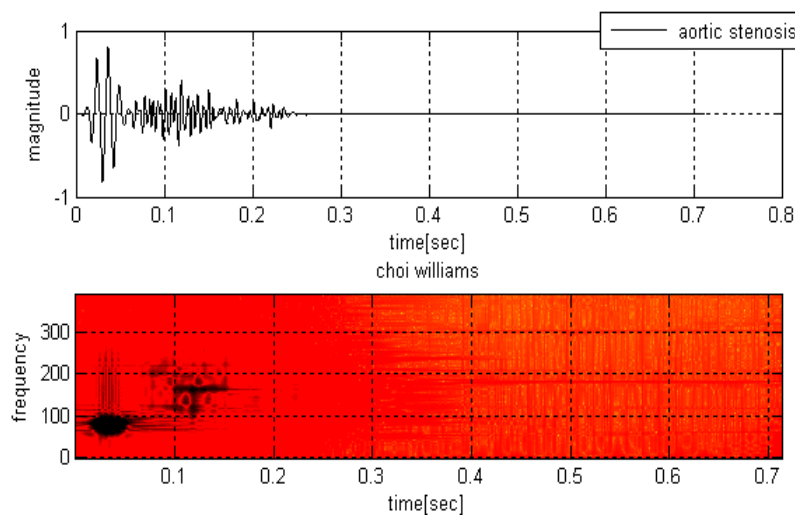


Figure III.25 : La DCW pour un cycle cardiaque pathologique
'Mild aortic stenosis'

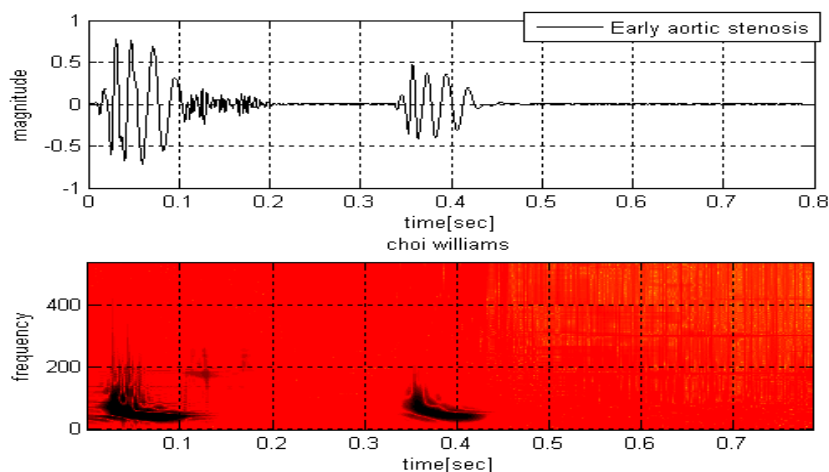


Figure III.25 : La DCW pour un cycle cardiaque pathologique
'Early aortic stenosis'

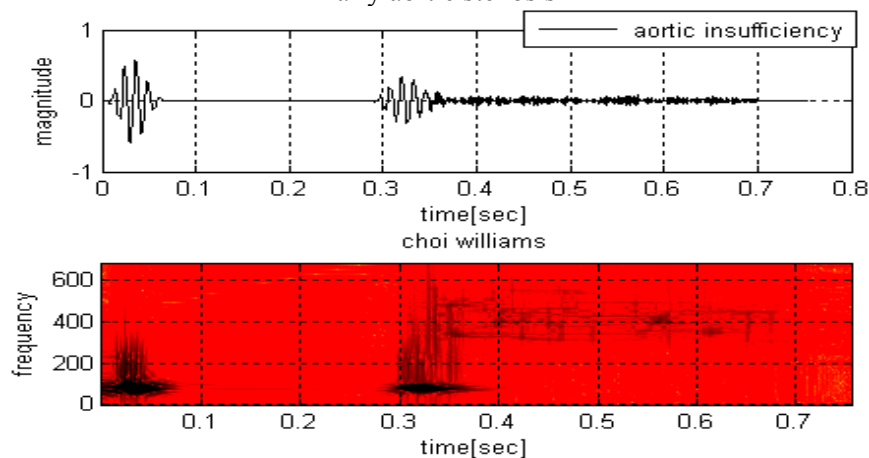


Figure III.26 : La DCW pour un cycle cardiaque pathologique
'Aortic insufficiency'

Dans les cas pathologiques on a estimé le centre de pathologie, et on a précisé la localisation temporelle et fréquentielle du centre comme le montre la Figure III.27.

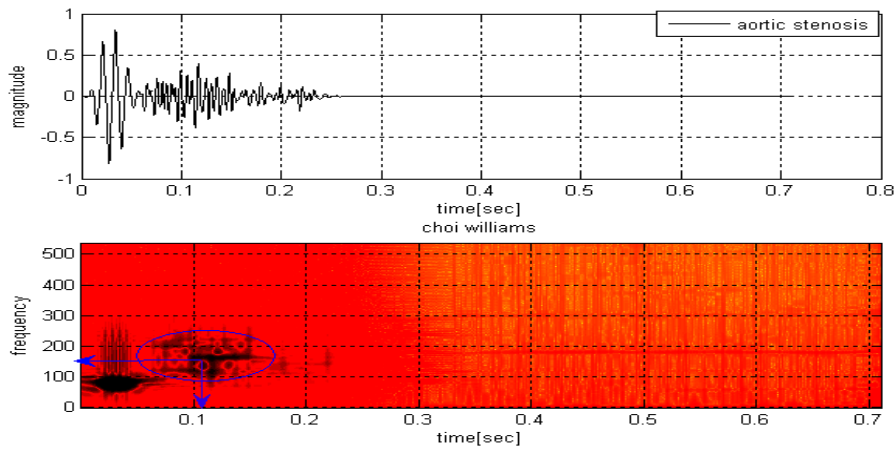


Figure III.27 : localisation temporelle et fréquentielle de la pathologie.

La localisation temporelle est fréquentielle de différentes pathologies.

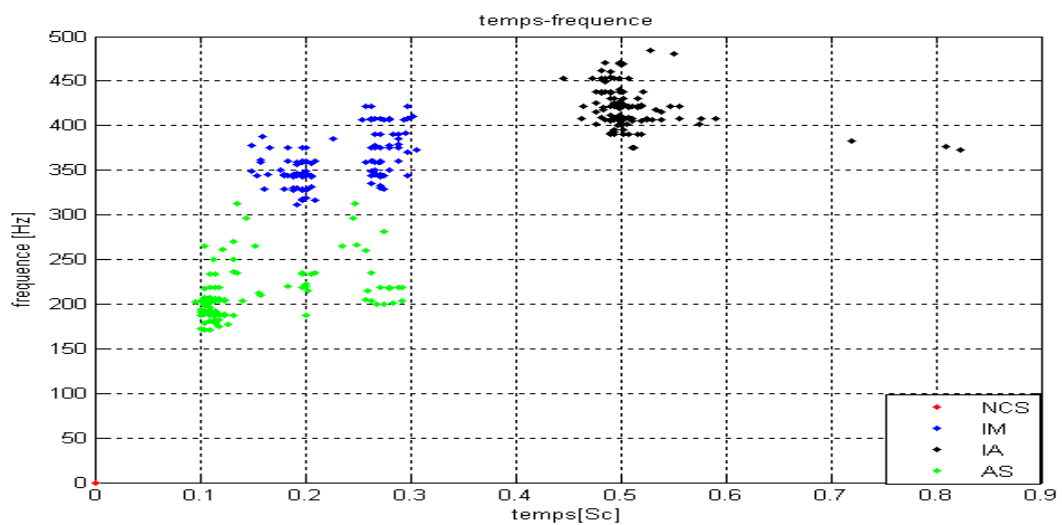


Figure III.28 : Les centres temps- fréquences des différentes pathologies des.

III.4 Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons présenté la représentation conjointe temps -fréquence ainsi que les avantages des TFDs pour l'analyse des signaux non stationnaires. Ces derniers constituent une classe importante de signaux, dont les signaux PCGs font partie de ces signaux. L'application de ces représentations temps-fréquence est bien adaptée à ce genre de signaux. Mais leur application fait apparaître les termes d'interférences qui rendent difficile toute interprétation de

l'image temps-fréquence. A fin de réduire l'effet des termes d'interférences une opération de lissage est nécessaire.

La PWVD contribue à la réduction des TF mais au détriment de la résolution. Une autre distribution est appliquée à savoir la DCW, celle-ci supprime totalement les termes d'interférences existant entre les deux sons cardiaques S1 et S2 tout en gardant la résolution en temps et en fréquence, par contre les TI existent entre les composantes propres de chaque bruit S1 et S2 sont diminués, puisque elles occupent la même localisation temporelle et sont très proche en fréquence.

Dans ce chapitre on n'est intéressé beaucoup plus à la localisation temporelle et fréquentielle de la pathologie comme une caractéristique.

Autres distribution temps-fréquence ont été appliquées au signal Phonocardiogramme telle que la distribution de Zhao-Atlas-Marks (**ZAMD**), la distribution à interférence réduite de Jeong-Williams (**DIR**). L'application de ces deux distributions n'a pas donné de bons résultats.

La réduction totale des T-F nécessite un bon lissage qui dépend d'un bon choix du noyau de la distribution, en générale, on ne peut trouver une RTF qui s'applique à tous les signaux. En pratique, il est souhaitable d'opter pour une RTF en fonction du type de problème à traiter.

Chapitre IV

Classification neuronale et résultats

IV. Introduction :

La classification est l'une des techniques les plus utilisées en médecine. Elle constitue le principe de base de plusieurs systèmes d'aide au diagnostic. Il s'agit d'affecter un ensemble d'objets (enregistrements des phonocardiogramme électrocardiogrammes, encéphalogrammes, etc.) à une classe selon un descripteur de celle-ci. Cette description est effectuée grâce à des propriétés ou des conditions typiques propres aux classes. Les objets sont alors classés suivant qu'ils vérifient ou non ces conditions ou propriétés.

La technique de classification appliquée est le Réseau de Neurones Artificiels (RNA) qui est caractérisé par sa propriété d'approximation universelle, sa vitesse de décision et sa bonne capacité de généralisation. Les deux variantes les plus utilisées dans la classification neuronale sont les réseaux multicouches (Multi-layer Perceptron MLP) utilisant l'apprentissage par la méthode de rétropropagation du gradient (BP) et les réseaux à noyaux utilisant la fonction radiale (RBF) comme fonction de transfert des neurones de la couche cachée. Nous nous sommes adaptés pour l'application des réseaux multicouches (MLP) pour la classification des pathologies cardiaques existant dans le signal PCG. On va d'abord éclaircir les concepts généraux des réseaux de neurones ensuite en va essayer de trouver l'architecture optimale des réseaux de neurones artificiels pour la classification des différentes pathologies cardiaques des signaux PCG.

IV-1 Historique :

Le début des réseaux de neurones artificiels était en 1943 avec les travaux de **McCulloch** et **Pitts** qui ont montré qu'un réseau de neurones, sans contrainte de topologie, peut représenter n'importe quelle fonction booléenne et donc émuler un ordinateur. En 1958, **Rosenblatt** propose le premier algorithme d'apprentissage, qui permet d'ajuster les paramètres d'un neurone. En 1969, **Minsky** et **Papert** publient le livre *Perceptrons* dans lequel ils utilisent une solide argumentation mathématique pour démontrer les limitations des réseaux de neurones à une seule couche. Ce livre aura une influence telle que la plupart des chercheurs quitteront le champ de recherche sur les réseaux de neurones. En 1982, Hopfield propose des réseaux de neurones associatifs et l'intérêt pour les réseaux de neurones renaît chez les scientifiques. En 1986, **Rumelhart**, **Hinton** et **Williams** publient, l'algorithme de la

rétropropagation de l'erreur qui permet d'optimiser les paramètres d'un réseau de neurones à plusieurs couches. A partir de ce moment, la recherche sur les réseaux de neurones connaît un essor fulgurant et les applications commerciales de ce succès académique suivent au cours des années 90 [53].

IV-2 Réseaux de neurones artificiels et applications :

Un réseau de neurone est une structure de traitement parallèle et distribué d'informations comportant plusieurs éléments de traitement (neurones), qui peuvent posséder des mémoires locales et exécuter des opérations de traitements d'information locale, interconnectés les uns aux autres avec des canaux de signaux unidirectionnels. Chaque élément de traitement a une sortie unique branchée à plusieurs connexions collatérales, qui transmettent le même signal, le signal de sortie du neurone. Tout le traitement effectué dans un élément, doit être complètement local, c'est-à-dire, il ne dépend que des valeurs courantes des signaux d'entrée et des données stockées dans ce même local, (Figure IV.1).

Les réseaux de neurones servent aujourd'hui à toutes sortes d'applications dans divers domaines. Par exemple : La reconnaissance de forme (visage, photo satellite...), la reconnaissance de l'écriture, un système pour la synthèse de la parole, les systèmes de lecture automatique des chèques bancaires et d'adresses postales, la détection des objets mobiles, en robotique, pour le diagnostic médical, en télécommunication.... les réseaux de neurones ont aujourd'hui un impact considérable, et ce sont des outils bien adaptés pour la résolution des différentes problèmes complexes.

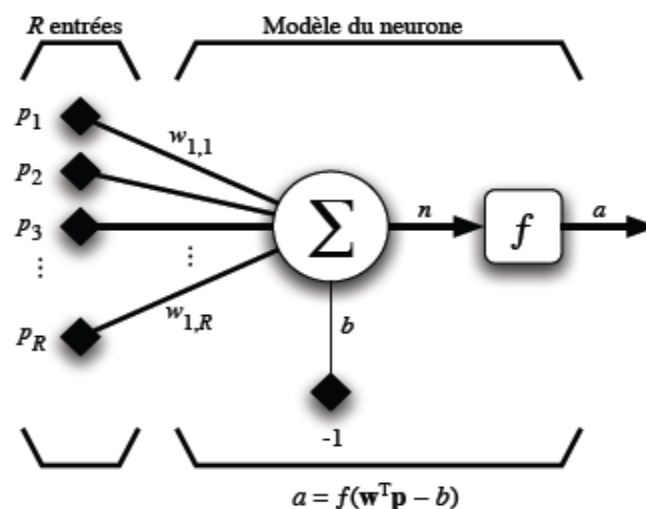


Figure IV.1 : Modèle d'un neurone artificiel.

Le modèle mathématique d'un neurone artificiel est illustré à la figure IV.1. Un neurone est essentiellement constitué d'un intégrateur qui effectue la somme pondérée de ses entrées. Le résultat n de cette somme est ensuite transformé par une fonction de transfert f qui produit la sortie a du neurone. En suivant les notations présentées à la section précédente, les R entrées des neurones correspondent au vecteur $\mathbf{P} = [p_1 p_2 \dots p_R]^T$.

Alors que $\mathbf{W} = [w_{1,1} w_{1,2} \dots w_{1,R}]^T$ représente le vecteur des poids du neurone.

La sortie n de l'intégrateur est donnée par l'équation suivante :

$$\begin{aligned} n &= \sum_{j=1}^R w_{1,j} p_j - b \\ &= w_{1,1} p_1 + w_{1,2} p_2 + \dots + w_{1,R} p_R - b \end{aligned} \quad IV.1$$

Que l'on peut aussi écrire sous forme matricielle :

$$n = \mathbf{W}^T \mathbf{P} - b \quad IV.2$$

Cette sortie correspond à une somme pondérée des poids et des entrées moins ce qu'on nomme le biais b du neurone. Le résultat n de la somme pondérée s'appelle le niveau d'activation du neurone. Le biais b s'appelle aussi le seuil d'activation du neurone. Lorsque le niveau d'activation atteint ou dépasse le seuil b , alors l'argument de f devient positif (ou nul). Sinon, il est négatif [1].

IV-2.1 FONCTIONS DE TRANSFERT:

Il se trouve que plusieurs possibilités existent. Différentes fonctions de transfert pouvant être utilisées comme fonction d'activation du neurone. Les trois les plus utilisées sont les fonctions «seuil» (en anglais «hard limit»), «linéaire» et «sigmoïde».

Comme son nom l'indique, la fonction seuil applique un seuil sur son entrée. Plus précisément, une entrée négative ne passe pas le seuil, la fonction retourne alors la valeur 0 (on peut interpréter ce 0 comme signifiant faux), alors qu'une entrée positive ou nulle dépasse le seuil, et la fonction retourne 1 (vrai). Utilisée dans le contexte d'un neurone, cette fonction est illustrée à la figure IV.2a. On remarque alors que le biais b dans l'expression de $a = \text{hardlim}(\mathbf{w}^T \mathbf{p} - b)$ détermine l'emplacement du seuil sur l'axe $\mathbf{w}^T \mathbf{p}$, où la fonction passe de 0 à 1.

La fonction linéaire est très simple, elle affecte directement son entrée à sa sortie :

$$a = n \quad IV.3$$

Appliquée dans le contexte d'un neurone, cette fonction est illustrée à la figure IV.3 b.

Dans ce cas, la sortie du neurone correspond à son niveau d'activation dont le passage à zéro se produit lorsque $\mathbf{w}^T \mathbf{p} = b$.

La fonction de transfert sigmoïde est quant à elle illustrée à la figure III.3.c. Son équation est donnée par :

$$a = \frac{1}{1 + \exp^{-n}} \quad IV.4$$

Elle ressemble soit à la fonction seuil, soit à la fonction linéaire, selon que l'on est loin ou près de b , respectivement. La fonction seuil est non-linéaire car il y a une discontinuité lorsque $\mathbf{w}^T \mathbf{p} = b$. De son côté, la fonction linéaire est tout à fait linéaire. Elle ne comporte aucun changement de pente. La sigmoïde est un compromis intéressant entre les deux précédentes. Notons finalement, que la fonction «tangente hyperbolique» est une version symétrique de la sigmoïde [53].

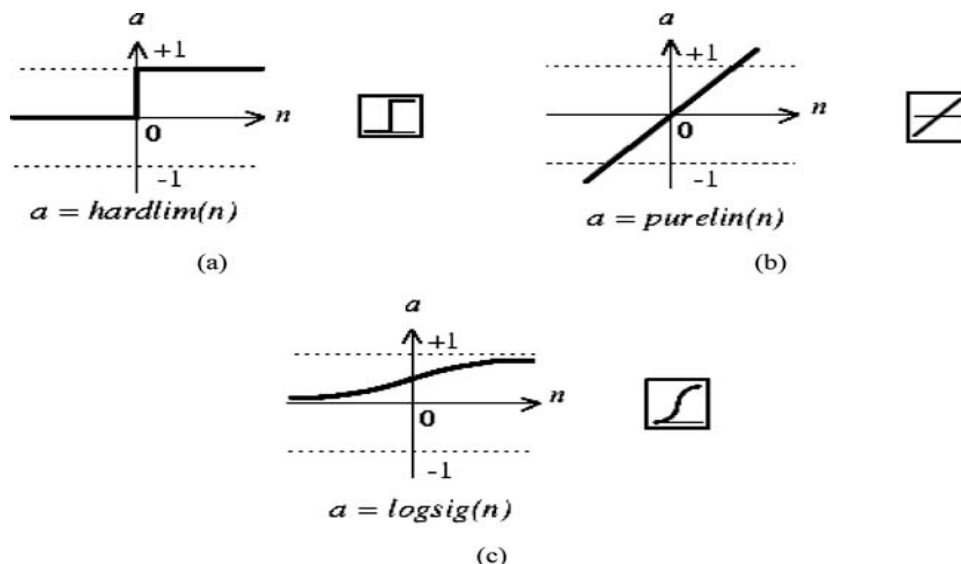


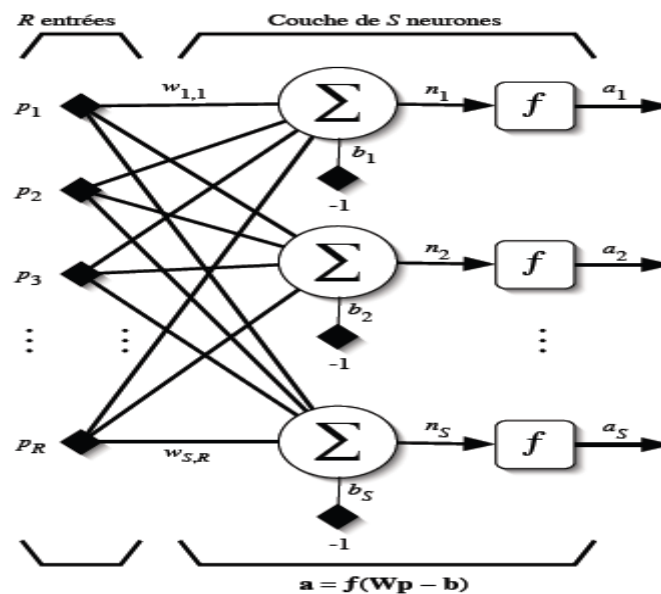
Figure IV.2 : Fonction de transfert : (a) du neurone «seuil» ; (b) «linéaire», et(c) du neurone «Sigmoïde»

IV-2.2 Structure d'un neurone artificiel:

Le neurone calcule la somme de ses entrées puis cette valeur passe à travers la fonction d'activation pour produire sa sortie.

Un réseau de neurones est un maillage de plusieurs neurones, généralement organisé en couches. Pour construire une couche de S neurones, il s'agit simplement de les assembler comme à la figure IV.3. Les S neurones d'une même couche sont tous branchés aux R entrées. On dit alors que la couche est totalement connectée. Un poids $w_{i,j}$ est associé à chacune des connexions. Nous noterons toujours le premier indice par i et le deuxième par j (jamais l'inverse). Le premier indice (rangée) désigne toujours le numéro de neurone sur la couche, alors que le deuxième indice (colonne) spécifie le numéro de l'entrée. Ainsi, $w_{i,j}$ désigne le poids de la connexion qui relie le neurone i à son entrée j . L'ensemble des poids d'une couche forme donc une matrice W de dimension $S \times R$.

$$W = \begin{bmatrix} w_{1,1} & w_{1,2} & \dots & w_{1,R} \\ w_{2,1} & w_{2,2} & \dots & w_{2,R} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{S,1} & w_{S,2} & \dots & w_{S,R} \end{bmatrix} \quad \text{VI.5}$$

FIGURE IV.3 : Couche de S neurones.

Notez bien que $S \neq R$, dans le cas général (les nombres de neurones et d'entrées sont indépendants). Si l'on considère que les S neurones forment un vecteur de neurones, alors on peut créer les vecteurs $b = b_1 b_2 \dots b_S^T$, $n = n_1 n_2 \dots n_S^T$, $a = a_1 a_2 \dots a_S^T$. Ceci nous amène à la représentation graphique simplifiée, illustrée à la figure IV.4.

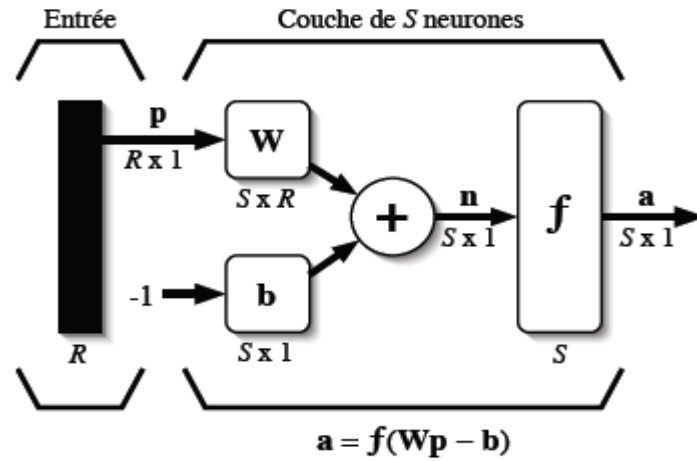


FIGURE IV.4 : Représentation matricielle d'une couche de S neurones.

Finalement, pour construire un réseau, il ne suffit plus que de combiner des couches comme à la figure IV.5. Cet exemple comporte R entrées et trois couches de neurones comptant respectivement S_1 , S_2 et S_3 neurones. Dans le cas général, de nouveau, S_1 , S_2 , S_3 . Chaque couche possède sa propre matrice de poids W^k , où k désigne l'indice de couche. Dans le contexte des vecteurs et des matrices relatives à une couche, nous emploierons toujours un exposant pour désigner cet indice. Ainsi, les vecteurs b^k, n^k, a^k sont aussi associés à la couche k [53,55].

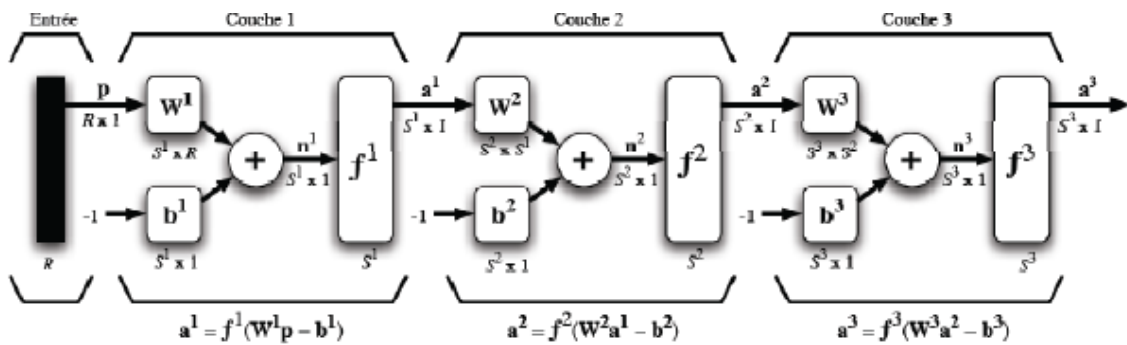


Figure VI.5 : Représentation matricielle d'un réseau de trois couches.

Il importe de remarquer dans cet exemple que les couches qui suivent la première ont comme entrée de la sortie de la couche précédente. Ainsi, on peut enfilez autant de couche que l'on veut, du moins en théorie. Nous pouvons aussi fixer un nombre quelconque de neurones sur chaque couche. Finalement, notez aussi que l'on peut changer de fonction de transfert d'une couche à l'autre. Ainsi, toujours dans le cas général. La dernière couche est nommée «couche de sortie». Les couches qui précèdent la couche de sortie sont nommées «couches cachées».

- Couche d'entrée : les neurones de cette couche reçoivent les valeurs d'entrée du réseau et les transmettent aux neurones cachés. Chaque neurone reçoit une valeur, il ne fait pas donc de sommation.
- Couches cachées : chaque neurone de cette couche reçoit l'information de plusieurs couches précédentes, effectue la sommation pondérée par les poids, puis la transforme selon sa fonction d'activation. Par la suite, il envoie cette réponse aux neurones de la couche suivante.
- Couche de sortie : elle joue le même rôle que les couches cachées, la seule différence entre ces deux types de couches est que la sortie des neurones de la couche de sortie n'est liée à aucun autre neurone [53].

IV-3 Le perceptron multicouche (Multi Layer Perceptron MLP):

Ce type de réseau peut résoudre des problèmes non linéairement séparables et des problèmes logiques plus compliqués, et notamment le fameux problème du XOR. Les réseaux MLP sont constitués par des unités organisées en couches à savoir: une couche d'entrée, une ou plusieurs couches cachées, et une couche de sortie figure IV.6. Les unités de la couche d'entrée reçoivent les signaux provenant de l'environnement. Ces signaux représentent les informations traitées par le réseau. Les couches intermédiaires n'ayant aucun contact avec l'extérieur sont appelées couches cachées. La couche de sortie rend disponible le résultat de l'activation du réseau à l'environnement extérieur. Habituellement, chaque neurone d'une couche est connecté à tous les neurones de la couche suivante.

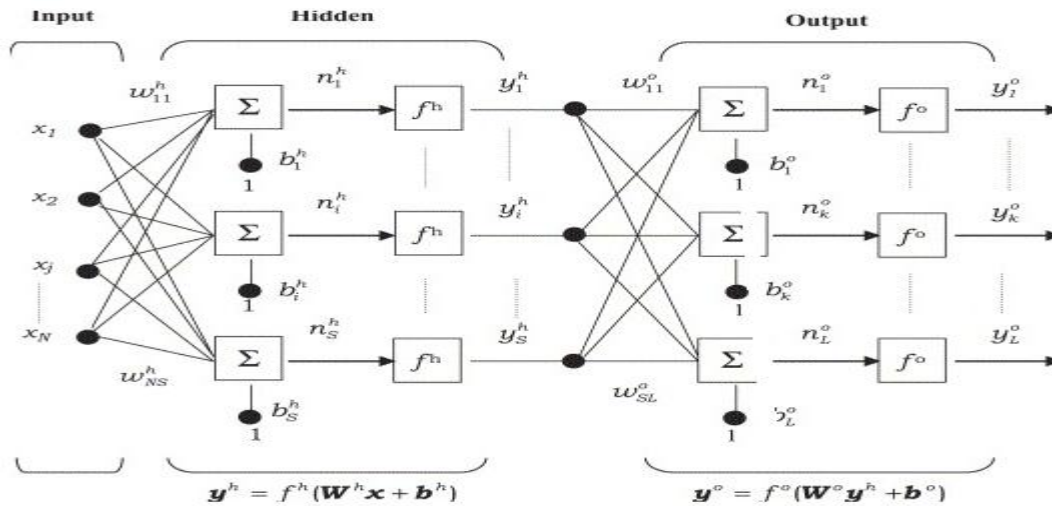


Figure IV.6 : Réseau de neurone multicouche.

IV-4 Les mécanismes d'apprentissages des réseaux de neurones artificiels:

L'apprentissage est un processus graduel, itératif, où les poids du réseau sont modifiés plusieurs fois selon une règle d'apprentissage avant d'atteindre leurs valeurs finales. Les approches d'apprentissage connexionniste peuvent être réparties en deux grandes familles :

- L'apprentissage supervisé.
- L'apprentissage non supervisé.

Un apprentissage est dit supervisé lorsque l'on force le réseau à converger vers un état final précis, en même temps qu'on lui présente un motif.

En un apprentissage non-supervisé, si le réseau est laissé libre de converger vers n'importe quel état final lorsqu'on lui présente un motif.

Dans notre travail nous allons utiliser l'apprentissage supervisé, on présente au réseau de neurones les entrées et les sorties désirées correspondantes. Ici le réseau s'adapte par une comparaison entre le résultat qu'il a calculé, en fonction des entrées fournies et la réponse attendue en sortie. De cette façon, le réseau va modifier ses poids jusqu'à ce que le résultat soit le plus proche possible de la sortie désirée, correspondant à une entrée donnée l'apprentissage comprend généralement quatre étapes :initialisation des poids ,présentation des donnée, le calcul d'erreur et le calcul du vecteur de correction [53] .

Les réseaux MLP utilisent une méthode d'apprentissage de type supervisé réalisé par un algorithme de minimisation sur l'erreur estimée à partir des sorties du réseau. L'emploi de cette méthode permet d'entraîner les unités de sortie du réseau, où l'erreur peut être obtenue directement par simple différence entre la valeur de sortie désirée et la valeur obtenue par le

réseau, mais il permet aussi d'entraîner les unités cachées grâce à une technique de propagation en arrière de l'erreur à travers les couches du réseau, d'où le nom de "Rétropropagation" (Back-Propagation Learning).

On considère un réseau comportant une couche d'entrée à n neurones, une couche de sortie à m neurones et il comporte une à plusieurs couches cachées.

Supposant qu'on a un ensemble d'apprentissage composé de k pair de vecteurs :

$$x_1, o_1, x_2, o_2, \dots, x_k, o_k$$

Avec :

$w_{j,k,i}$: La connexion entre le neurone k de la couche $j-1$ et le neurone i de la couche j .

$y_{p,j,k}$: L'entrée totale du neurone k pour l'échantillon p de la couche j .

$w_{j,k,0}$: Le poids fictif du neurone k de la couche j correspondant à un biais dont l'entrée est fixée à 1.

L'entrée totale du k nœud pour la couche j est :

$$y_{p,j,k} = \sum_{i=0}^n w_{j,k,i} x_{p,j-1,i} \quad IV.6$$

La sortie de ce nœud sera :

$$x_{p,j,k} = F(y_{p,j,k}) \quad IV.7$$

Où F est une fonction de transfert, dans ce travail la fonction d'activation utilisée est la fonction Tansig (figure VI.7).

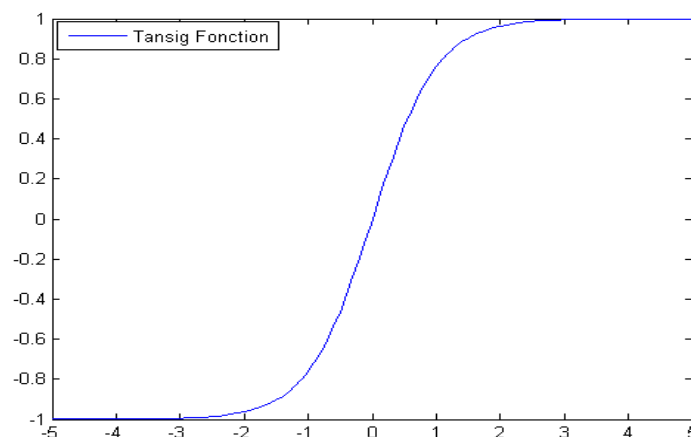


Figure IV.7 Fonction Tansig.

La rétropropagation consiste à rétro-propager l'erreur commise par un neurone à ses synapses et aux neurones qui y sont reliés. Pour les réseaux de neurones, on utilise habituellement la rétropropagation du gradient de l'erreur.

L'algorithme de rétropropagation du gradient change les poids d'un réseau dont l'architecture est fixée par l'opérateur. Cet algorithme repose sur la minimisation de l'erreur quadratique entre les sorties calculées et celles souhaitées. Le terme rétropropagation du gradient provient du fait que l'erreur calculée en sortie est transmise en sens inverse vers l'entrée [53,55].

L'erreur commise sur le k^{eme} nœud de sortie est [2] :

$$\delta_{pk} = Y_{pk} - x_{plk} \quad IV.8$$

L'erreur totale est [2] :

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^m \delta_{p,k}^2 = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^m (O_{p,k} - x_{p,l,k})^2 \quad IV.9$$

Pour minimiser E_p , on calcule son gradient par rapport à chaque poids w , puis on modifie les poids dans le sens inverse du gradient.

- Mise à jour des poids de la couche de sortie :

$$\nabla E_p = \frac{\partial E_p}{\partial w_{l,k,j}} = \frac{1}{2} \frac{\partial (O_{p,k} - x_{p,l,k})^2}{\partial w_{l,k,j}} \quad IV.10$$

$$W_{l,k,j}^{t+1} = w_{l,k,j}^t + \Delta_p w_{l,k,j}^t \quad IV.11$$

$$\Delta_p W_{l,k,j}^t = \mu (O_{p,k} - x_{p,l,k}) f'(y_{p,l,k} - x_{p,l-1,k}) \quad IV.12$$

μ : Pas d'apprentissage $0 < \mu < 1$.

La valeur μ est généralement choisie en respectant un certain compromis entre la vitesse de convergence et la précision des résultats.

On pose :

$$e_{p,l,k} = O_{p,k} - x_{p,l,k} f'(y_{p,l,k}) \quad IV.13$$

Ou :

$e_{p,l,k}$ Erreur de signal du k^{eme} nœud de la couche de sortie.

L'équation des modifications des poids aura la forme suivante :

$$w_{l,k,j}^{t+1} = w_{l,k,j}^t + \mu e_{p,l,k} x_{p,l-1,k} \quad IV.14$$

- Mise à jour des poids des couches cachées :

La mise à jour de chaque poids de la couche cachée dépend de toutes les erreurs de signal $e_{p,l,k}$, sur la couche de sortie. En définissant le terme de l'erreur des couches cachées

$$e_{p,l-1,j} = f' y_{p,l-1,j} \sum e_{p,l,k} w_{l,k,j} \quad IV.15$$

L'équation de mise à jour des poids de la couche cachée est donnée par [2] :

$$w_{p,l-1,j}^{t+1} = w_{p,l-1,j}^t + \mu e_{p,l-1,j} x_{p,l-2,i} \quad IV.16$$

La convergence du réseau par rétropropagation est un problème crucial car il requiert de nombreuses itérations. Pour pallier à ce problème, un paramètre est souvent rajouté pour accélérer la convergence. Ce paramètre est appelé le momentum. Le momentum est un moyen efficace pour accélérer l'apprentissage et aussi pour pouvoir sortir des minimums locaux [55].

La règle de mise à jour des poids devient alors :

$$w_{j,k,i}^{t+1} = w_{j,k,i}^t + \mu e_{p,j,k} x_{p,j-1,i} + m [w_{j,k,i}^t - w_{j,k,i}^{t-1}] \quad IV.17 .$$

Avec m : est la constante du momentum.

IV-5 Application aux signaux PCG_s :

La classification des signaux PCG dans des catégories différentes en fonction de leurs caractéristiques, peut être réalisée aisément par l'utilisation d'un réseau de neurone multicouche.

VI-5.1 Principe d'un système de classification :

La figure IV.7 montre le diagramme d'un système de classification. Les signaux PCG_s sont segmentés en différents cycles cardiaques, avant d'en extraire les vecteurs des caractéristiques.

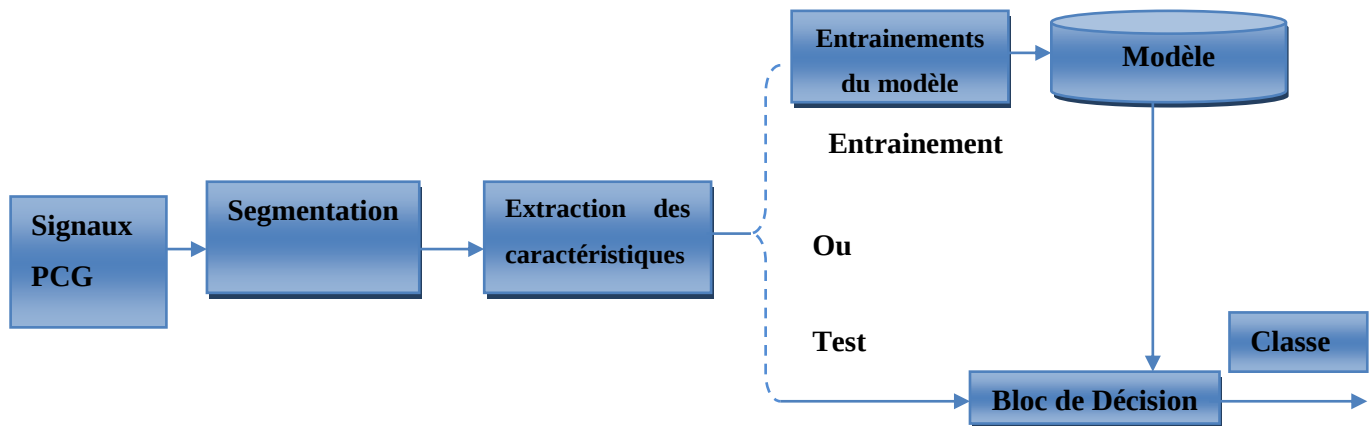


Figure IV.7 : Diagramme d'un système de classification.

Comme illustré sur la figure IV.7, un système de classification opère en deux phases consécutives : une phase de conception qui consiste à choisir l'architecture optimale du modèle et une phase de généralisation pour réaliser la classification [54,56].

Dans notre travail on a divisé les données en trois ensembles : apprentissage, validation, teste.

- Le premier ensemble est utilisé pour estimer les paramètres du modèle.
- L'ensemble de validation est utilisé pour trouver le meilleur modèle, c'est-à-dire la meilleure architecture qui nous donne meilleur taux de classification.
- L'ensemble de test est utilisé pour estimer la performance du meilleur modèle sélectionné.

VI-5.2 Critère de précision :

La classification porte sur les quatre classes suivantes: les sons normaux, l'insuffisance mitrale, l'insuffisance aortique et le rétrécissement aortique.

Le critère de précision taux de classification (accuracy) est calculé par l'équation suivante :

$$ACC_{total} = \frac{\sum \text{cycles cardiaques bien classé}}{N} \quad IV.18$$

$$ACC_N = \frac{\sum \text{cycles cardiaques}_N \text{ bien classé}}{N_n} \quad IV.19$$

$$ACC_{IM} = \frac{\sum \text{cycles cardiaques}_{IM} \text{ bien classé}}{N_{IM}} \quad IV.10$$

$$ACC_{IA} = \frac{\sum \text{cycles cardiaques}_{IA} \text{ bien classé}}{N_{IA}} \quad (IV.21)$$

$$ACC_{IR} = \frac{\sum \text{cycles cardiaques}_{IR} \text{ bien classé}}{N_{IR}} \quad (IV.22)$$

D'où :

ACC totale : Taux de classification de tous les cycles PCG.

ACC_N : Taux de classification des cycles PCG normaux.

ACC_{IM} : Taux de classification des cycles PCG pathologiques (cas de l'insuffisance mitrale).

ACC_{IA} : Taux de classification des cycles PCG pathologiques (cas de l'insuffisance aortique).

ACC_{RA} : Taux de classification des cycles PCG pathologiques (cas de rétrécissements aortique).

Notre base de données est constituée de : 175 cycle cardiaque pour les sons normaux (120 pour l'apprentissage et validation, 55 pour le test) ,135 cycle cardiaque pour l'insuffisance mitrale (95 pour l'apprentissage et validation, 40 pour le test) ,134 cycle cardiaque pour l'insuffisance aortique (94 pour l'apprentissage et validation, 40 pour le test) ,128 cycle cardiaque pour le rétrécissement aortique (94 pour l'apprentissage et validation, 34 pour le test).

IV-6 Classification par le perceptron multicouche (Multi Layer Perceptron MLP) :**IV.6.1 Sélection des modèles :**

Parmi les techniques les plus utilisées pour la sélection du meilleur modèle on a : La validation croisée, K-Fold validation et leave one out validation. On a utilisée la première méthode qui se base sur la construction de plusieurs modèles de même architecture sur des sous-ensembles des données disponibles. La performance de chacun des modèles est alors estimée sur la partie des données qui n'a pas été utilisée lors de sa construction. Ces résultats sont ensuite combinés pour donner une estimation du pouvoir de généralisation de l'architecture testée [56].

IV.6.2 Validation croisée (cross validation) :

Pour estimer l'architecture du modèle optimal on a présenté un tirage aléatoire des données pour chaque itération et pour :

- M varie de 2 à 35.
- IR varie de 0.1 à 0.9 avec un pas de 0.1.
- MU varie de 0.1 à 0.9 avec un pas de 0.1.
- Calculer le taux de classification en fonction de M, IR et MU.

Où :

M : nombre de neurone.

IR : Taux d'apprentissage

Mu : Momentum.

Afin d'extraire le modèle optimal on a calculé la moyenne des précisions des tous les modèles (10 modèles) et la valeur maximale de la moyenne représente le modèle désiré, donc la précision est une fonction de M, IR et MU.

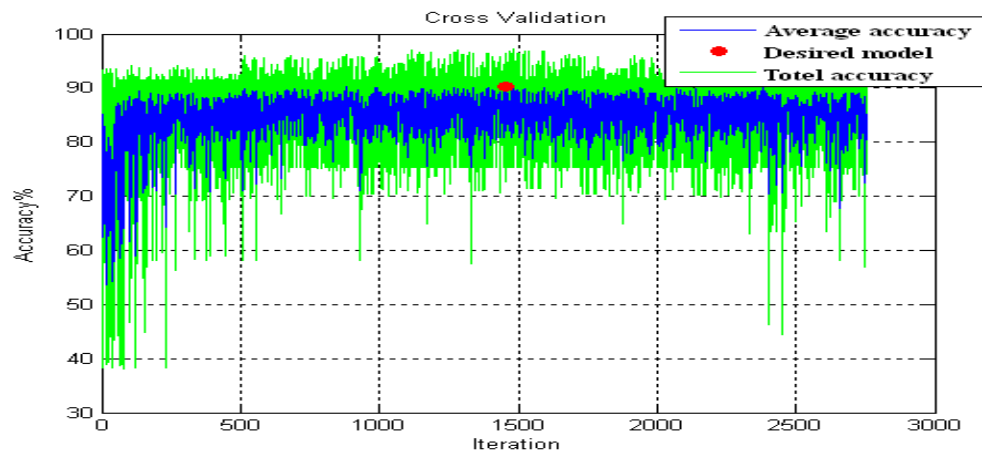


Figure IV.8 : la précision sur l'ensemble de validation en fonction d'itération.

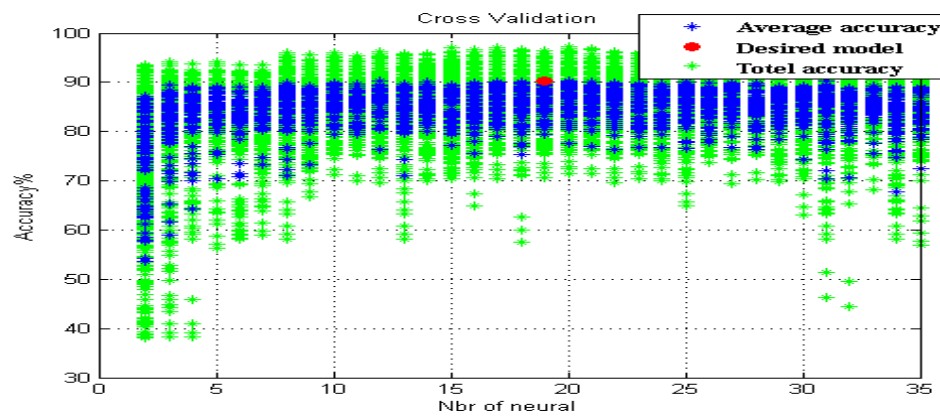


Figure IV.9 : la précision sur l'ensemble de validation en fonction de nombre de neurones.

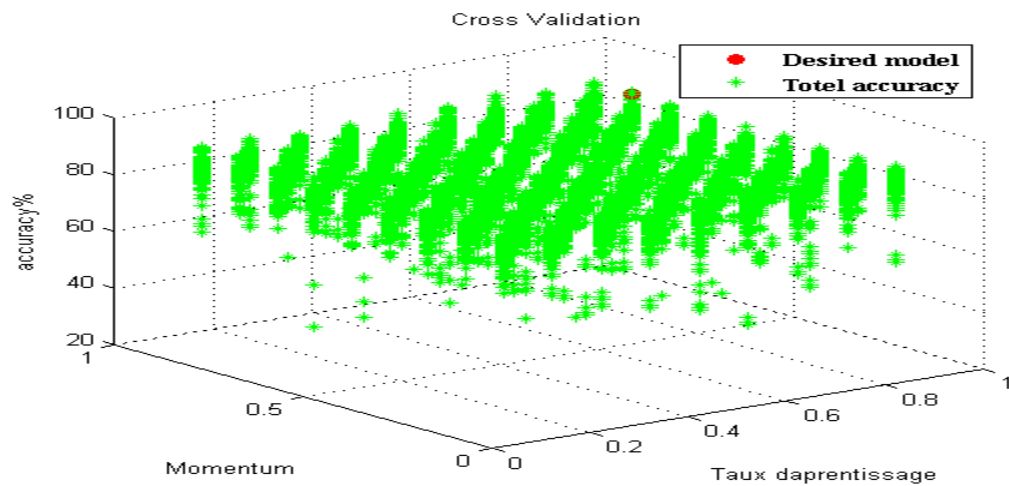


Figure IV.10 : la précision sur l'ensemble de validation en fonction du momentum et taux d'apprentissage.

IV-7 Simulation du classificateur MLP :

L'architecture du modèle optimal estimée par la validation croisée (figure IV.8.9.10) :

- Une seule couche cachée de nombre de neurones $M = 19$.
- $IR = 0.9$.
- $Mu = 0.8$.

On varié aussi le nombre des couches cachées de 1-3, l'utilisation des deux ou trois couches diminuent le taux de classification et augmentant le temps de calcul par contre l'utilisation d'une seule couche cachée avec 19 neurones démunie le temps de calcul et augmente le taux de classification.

Pour la fonction de transfert on a utilisée la fonction Tansig comme fonction de transfert pour la couche cachée et pour la couche de sorti qui contiens deux neurone.

Le modèle optimale a été testé sur un ensemble de test (169 cycles cardiaques des différentes classes). Les résultats obtenus sont données dans le tableau IV.1.

Classe	Cycles	Bien classée	Mal classée	Accuracy(%)
NHS	55	55	0	100
IM	40	36	4	90
IA	40	37	3	92.5
AS	34	27	7	79.4
Totale	169	155	14	91.7

Figure IV.1 : Résultats de la classification par MLP.

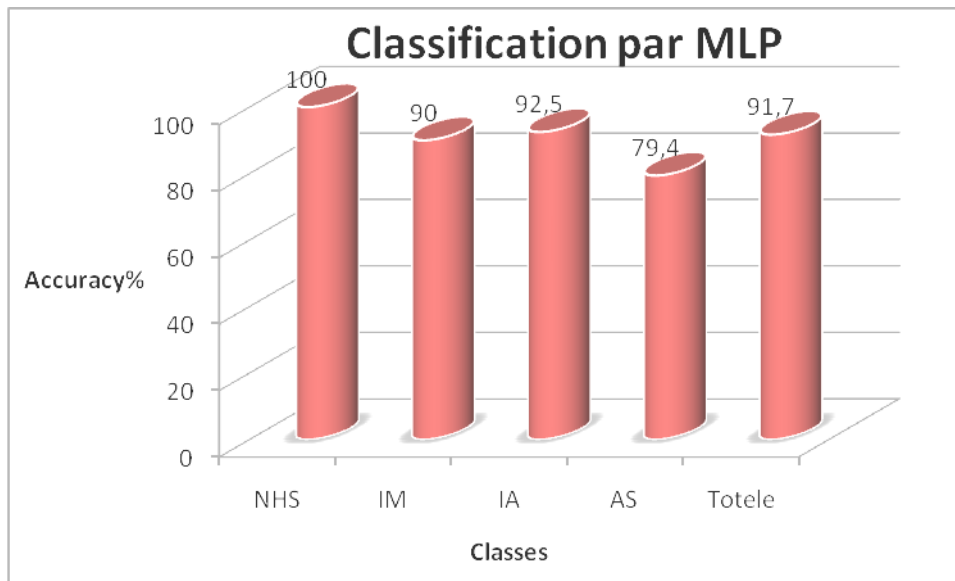


Figure IV.1 : Classification par MLP.

IV-8 Conclusion:

Dans ce chapitre, on a utilisé pour la classification des différents types des signaux PCG le classificateur MLP. Un tel classificateur fonctionne en trois étapes : L'apprentissage, la validation et le test. Lors de la phase d'apprentissage, on présente au classificateur les vecteurs de caractéristiques (les observations) extraites à partir du signal PCG pour estimer les paramètres du modèle. La phase de validation est utilisée pour trouver l'architecture du meilleur modèle et la phase de test est utilisée pour estimer la performance de notre modèle. On a constaté que les résultats de classification obtenus avec les techniques de traitement proposées sont très satisfaisants, surtout pour le cas normal où on a obtenu une performance de 100%. Les défauts d'un tel système de classification apparaissent dans le cas de la sténose aortique, où la performance est un peu faible (79.4%). Ceci revient peut-être aux bruits existant dans le signal ou à l'analyse des trois cas de la sténose aortique et leur fusion dans une classe unique. En conclusion, le résultat global de classification est assez respectable (91.7%), nous pensons néanmoins qu'il répond aux exigences que nous sommes fixées au départ.

Conclusion générale:

Le travail présenté dans ce mémoire concerne l'analyse du signal phonocardiogramme pour la détection des pathologies cardiaques.

La procédure de traitement d'un tel signal avait été basée sur trois axes principaux. La segmentation automatique du signal PCG, qui constitue la procédure la plus importante dans le diagnostic automatique des signaux PCG_s, l'extraction des caractéristiques et la classification neuronale des différentes classes du signal PCG.

Pour la segmentation, on a choisi la méthode de Shannon accompagnée par un conditionnement sur les pics supplémentaires (réjection des faux pics) pour augmenter la performance de segmentation. Les résultats obtenus sont très satisfaisants en comparant aux autres travaux pertinents. Par exemple dans [27], la performance de l'algorithme de segmentation basée sur le filtrage homomorphique testé sur 340 cycles cardiaques est 90.45%, pour trois classes. Par contre dans notre travail on a testé l'algorithme de segmentation sur 572 cycles cardiaques pour quatre classes est la performance obtenue est 91.08%.

L'étape suivante est d'extraire les caractéristiques discriminatives des différents patients. L'efficacité des caractéristiques extraites depuis chaque cycle cardiaque segmenté est prouvée dans la phase de classification dans la quelle la performance obtenue est (91.7%).

Nous avons présenté les limitations de l'utilisation des méthodes classiques telle que la transformation de Fourier et la modélisation autorégressive dans l'étude des signaux non-stationnaire. Pour ce fait des méthodes temps-fréquence ont été utilisées telle que la TFCT et le spectrogramme ou encore la TWV. L'analyse basée sur la transformation de Wigner_ville, adaptée à l'analyse des signaux complexes comme le signal phonocardiogramme met en évidence beaucoup de points qui sont confus ou moins clairs lorsque le spectrogramme est utilisé comme outil d'analyse temps-fréquence (problème de résolution) mais elle fait apparaître des termes d'interférences. L'implémentation de la distribution de Choi_Williams, permet de réduire les termes d'interférences tout en gardent la qualité de résolution temporelle et fréquentielle, mais elle ne peut pas distinguer les composantes propres de chaque son.

Pour la phase de classification on a conçu un simple classificateur, basé sur le réseau de neurone multicouche, avec dix neurones dans la couche d'entrée (correspond aux nombre

des caractéristiques), une seule couche cachée contient 19 neurones et une couche de sortie contient deux neurones. Les résultats de classification obtenus sont moyens en les comparant à ceux issus de l'application de la théorie des ondelettes ou un taux de classification 98.5% est obtenu pour trois classes dans [27], et un taux 93% pour deux classes (utilisant les coefficients d'ondelettes (Daubechie) comme caractéristiques dans []).

Les caractéristiques proposées dans ce travail peuvent être réduites, en se basant sur les techniques de sélection des variables pertinentes par exemple (forward selection, forward-backward selection). Autrement, ces caractéristiques peuvent être aussi combinées avec d'autres caractéristiques, pour améliorer la performance.

En conclusion, on peut dire que :

- Le signal PCG est traitable avec succès sans aucune référence au signal ECG.
- Le signal phonocardiogramme est un moyen de diagnostic très important dans la détection des pathologies cardiaque concernant le dysfonctionnement valvulaire.
- La complexité du signal phonocardiogramme nécessite autres méthodes complémentaires, telle que les méthodes temps-échelle, qui permettront de localiser les différents bruits cardiaques (S1, S2), et leurs composants internes. Par exemple s'il s'agit d'analyser le doublet (split) du S1 ou bien du S2, la théorie d'ondelettes offre une bonne localisation des composantes internes des deux.
- Il est bien connu qu'un MLP prend plus de temps durant l'apprentissage que d'autres types de classificateurs tels que les RBF et les SVM. Alors, il est préférable d'utiliser l'un de ces deux derniers afin de réduire le temps de calcul d'une part, et de faire renforcer la performance de classification d'autre part.

Comme perspective à ce travail nous envisageons :

- D'utiliser la théorie d'ondelette pour mieux caractériser le signal phonocardiogramme.
- Ajouter autre cas pathologiques dans notre système de classification.
- Utiliser autres techniques de segmentation avec un seuil dynamique, pour améliorer la performance de segmentation.
- Utiliser autre classificateurs tel que les RBF et les SVM, et essayer autre caractéristiques pour augmenter le taux de classification.

Bibliographies:

- [1] **C.visagie**«Screening for abnormal heart sounds and murmurs by implementing Neural Networks», **university of Stellenbosch, South Africa 2007.**
- [2] **Obaidat.M**«Phonocardiogram signal analysis: techniques and performance comparison», **Journal of Medical Engineering Technology**, vol.17, pp.221-227, 1993.
- [3] **Seyedeh Zahra Fatemian**«A Wavelet-based Approach to Electrocardiogram (ECG) and Phonocardiogram (PCG) Subject Recognition»,**University of Toronto 2009.**
- [4] **S. M. Debbal and F. Bereksi-Reguig**«Analysis of the second heart sound using continuous wavelet transform» **Journal of Medical Engineering & Technology**, Volume 28, Number 4, (July/August 2004), pages 151–156.
- [5] **S.M.Debbal**«Analyse du signal phonocardiogramme par application des transformées d'ondelettes » **Thèse de doctorat d'état.Faculté des sciences de l'ingénieur, Département d'électronique, Université AboubekrBelkaid Tlemcen Juillet 2004.**
- [6] **A. K. Abbas and R. Bassam**, «Phonocardiography Signal Processing», **Morgan andClaypool, 2009.**
- [7] **S. M. Debbal and F. Bereksi-Reguig**«Heartbeat analysis with the wavelet transform»**Journal of Mechanics in Medicine and Biology Vol. 4, No. 2 (2004) 133–141.**
- [8] **Bassam Al-Naami • Jamal Al-Nabulsi •Hani Amasha • John Torry**«Utilizing wavelet transform and support vector machine for detection of the paradoxical splitting in the second heart sound » **Med BiolEngComput (2010) 48:177–184DOI 10.1007/s11517-009-0548-7.**
- [9] **P.S.Vikhe, S.T.Hamde, N.S.Nehe**« Wavelet Transform Based Abnormality Analysis of Heart Sound » **2009 International Conference on Advances in Computing, Control, and Telecommunication Technologies.**
- [10] **D BarschdorfF , U Femmer 1, E Trowitzsch**«Automatic Phonocardiogram Signal Analysis in Infants based on Wavelet Transforms and Artificial Neural Networks » **Computers in Cardiology 1995 IEEE**
- [11] **Mohamed Ben Messaoud** «Traitement des Électrocardiogrammes en Vue de Diagnostic des Pathologies Cardiaques» **Rapport de Synthèse en vue de l'obtention de habilitation universitaire Université de Sfax, 2088**
- [12] **M. SkanderBensegueni**«Analyse et compression du signal ECG par méthodes utilisant la transformée en ondelettes » **Mémoire de Magister Université Constantine 2009**
- [13] **Meziane Hadj Boumédiène**«Acquisition de signaux Electrocardiogrammes (ECG) à l'aide de la carte DSPACE » **Mémoire de fin d'étude Université Telemcen 2003**
- [14] **GariD.Clifford Francisco Azuaje Patrick E.McSharry**, «Advanced Methods and Tools for ECG Data Analysis », 2006 **ARTECH HOUSE, INC.**
- [15] **Matias Brusco, B.S.E.E.** «Development of a PDA-BASED wearable digital phonocardiograph», **THESIS presented to the Faculty of the Graduate School of the University of Texas at El Paso, December 2004.**

- [16] **Tiago Filipe** «Integrated Master in Biomedical Engineering »**Faculty of Sciences and Technology University of Coimbra 2010**
- [17] **Danyleong-kong** «a software system for real-time cardiac acoustic mapping», **THESIS presented to the Faculty of the Graduate Studies and Research, Montreal, Quebec Canada-, 1997**
- [18] **Xuan Zhang** « Analysis-Synthesis and Time-frequency Scaling of Phonocardiogram», **thesis submitted for the degree of master of engineering, McGill University, Montreal 1996**
- [19] **Pierre-Louis TOUTAIN, Hervé LEFEBVRE**« *Les bruits physiologiques du cœur chez le cheval et le chien*», **Service de Physiologie Ecole Vétérinaire de Toulouse, Novembre 1993.**
- [20] **Francis WK Smith, Bruce W.Keene, Larry Patrick Tilley**« *Rapid Interpretation of Heart and Lung Sounds*», **A Guide To Cardiac And Respiratory Auscultation in DOGS and CATS.**
- [21] University of Michigan medical school, USA.
<http://www.med.umich.edu/lrc/psb/heartsounds>
- [22] University of Dundee, Ninewells Hospital & Medical School, Dundee, Scotland
<http://www.dundee.ac.uk/medther/Cardiology/hsmur.html>
- [23] University of Washington, Dept of medicine, USA.
<http://depts.washington.edu/physdx/heart/demo.html>
- [24] <http://www.medstudents.com.br/cardio/heartsounds/heartsou.htm>
- [25] <http://www.texasheart.org/heartsounds>
- [26] <http://www.blaufuss.org/>
- [27] **CotaNavin Gupta, RamaswamyPalaniappan, SundaramSwaminathan**«*Classification of Homomorphic Segmented Phonocardiogram Signals Using Grow and Learn Network*»
Proceedings of the 2005 IEEE Engineering in Medicine and Biology 27th Annual Conference Shanghai, China, September 1-4, 2005
- [28] **CotaNavin Gupta, RamaswamyPalaniappan, SundaramSwaminathan, Shankar M. Krishnan** «*Neural network classification of Homomorphic segmented heart sounds*», **science direct accepted 19 June 2005**
- [29] **Jérôme Dumont** « *Fouille de dynamiques multi variées, application à des données temporelles en cardiologie*», **thèse présentée pour le grade de docteur de l'université de RENNES, 2008**
- [30] **H Liang, S Lukkarinen, I Hartimo, Helsinki University of Technology, Espoo, Finland**
«*Heart Sound Segmentation Algorithm Based on Heart Sound Envelopgram*» ,0276-6547197
\$10.00 0 1997 IEEE
- [31] **S.M.Debbal, F.Bereksi-Reguig**« Computerized heart sounds analysis», **ELSEVIER septembre 2007.**
- [32] **S.M. Debbal, F. Bereksi-Reguig**« Time-frequency analysis of the first and the second

- Heartbeat sounds», *Applied Mathematics and Computation* 184 (2007) 1041–1052, ELSEVIER.
- [35] **James Ning, Student Member, IEEE, Nikolay Atanasov, Student Member, IEEE, and Taikang Ning, Senior Member, IEEE**, «Quantitative Analysis of Heart Sounds and Systolic Heart Murmurs Using Wavelet Transform and AR Modeling», *31st Annual International Conference of the IEEE EMBS Minneapolis, Minnesota, USA, September 2-6, 2009*.
 - [36] **P. Stanić Molcer, I. Kecskés, V. Delić, E. Domijan and M. Domijan**, « Examination of Formant Frequencies for Further Classification of Heart Murmurs », *SISY 2010 • 2010 IEEE 8th International Symposium on Intelligent Systems and Informatics • September 10-11, 2010, Subotica, Serbia*
 - [37] **B.El-Asir, L.Khadra & A.H.Al-Abbasi, M.M.J. Mohammed**, «Time-Frequency Analysis of heart sound » *1996 IEEE TENCON - Digital Signal Processing Applications*
 - [39] **Sheila R. Messer, John Agrarian, Derek Abbott**, «Optimal wavelet denoising for phonocardiograms». Revised 15 June 2001; accepted 21 august 2001. *Microelectronics Journal* 32(2001)931 941
 - [40] **Todd R. Reed, Nancy E. Reed, Peter Fritz son** «Heart sound analysis for symptom detection and computer-aided diagnosis », *Simulation Modeling Practice and Theory* 12 (2004) 129–146, 2004 Elsevier, November 2003
 - [41] **Mustafa Yamaçlı, Zümray Dokur, Tamer Ölmez** «Segmentation of S1-S2 Sounds in Phonocardiogram Records Using Wavelet Energies» *2008 IEEE*
 - [42] **Benyoucef. Moussa** «Contribution à l'étude et à l'analyse du signal de parole» *Mémoire présente pour l'obtention du grade de Docteur, Université de BATNA*.
 - [43] **M.KUNT**, «Traitement numérique des signaux», *3e édition Dunod*
 - [44] **Rais El'hadi BEKKA**, «Fondements du traitement du signal», *office des Publications Universitaires*
 - [45] **Abdeljalil ouahabi**, «techniques avancées de traitement du signal et applications», *ALGER 1993*.
 - [46] **Abdallah KACHA** «Estimation spectrale des signaux de courte durée», *Thèse de magister, Université BATNA 1997*.
 - [47] **Monson H. Hayes** «Statistical digital signal processing and modeling» *Georgia Institute of Technology*.
 - [48] **Flandra. P.**, «Temps-fréquence», *Ed. Hermes ,1993*
 - [49] **Shamsollahi B, Senhadji L, LE Bouquin Jeannes R** «Time frequency Representations Theory And Applications », *Innov.Techn.Biol.Med.Vol 19,n°3,1998*.
 - [50] **Daoud Boutana** «Analyse temps-fréquence des signaux aléatoires non stationnaires : applications aux signaux de parole», *Thèse pour l'obtention du grade de docteur d'état ,2005*.

- [51] **P. S.Vikhe, N.S.Nehe, Mrs.V.R.Thool**« Heart Sound Abnormality Detection Using Short Time Fourier Transform and Continuous Wavelet Transform » **Second International Conference on Emerging Trends in Engineering and Technology, ICETET-09**
- [52] **Julian Jasper¹ and KhairRazlan Othman²**«Feature Extraction for Human Identification Based on Envelolgram Signal Analysis of Cardiac Sounds in Time-Frequency Domain», **International Conference on Electronics and Information Engineering (ICEIE 2010), IEEE Volume 2**
- [53] **Marc Parizeau** « Réseaux de neurones » **Hiver 2006 Université LAVAL**
- [54] **N. Benoudjit 1, K. Ferroudji 1, M. Bahaz 1, A. Bouakaz 2 ;** « In vitro microemboli classification using neural network models and RF signals ». **Ultrasonics 51. pp. 247–252. 2011.**
- [55] **Ferroudji Karim** « Classification des particules par ultrason et réseaux de neurones artificiels (Application aux embolies)» **Thèse de Magister Université BATNA 2009.**
- [56] **M. Guermoui,M.Benyoucef** « Segmentation and Classification of the Phonocardiographic Signal based on Shannon Energy and Multilayer Perceptron ».**2nd International Conference On Information Processing And Electrical Engineering,ICIPEE'12 ,14-16 April ,TEBESSA.Algeria**
- [57] **M Guermoui, R Benzid, M L Mekhalfi, K Farroudji;** « Multiclass Support Vector Machines Classification of Heart diseases In Segmented Cardiac Sounds (PCG) ». **Submitted to the First International Conference on Electrical Engineering and Control Applications (ICEECA'2012) November, 20-22-2012 Khenchela, Algeria**

Résumé :

Dans ce travail, on a essayé de mettre en relief que le phonocardiogramme qui est la représentation graphique de l'activité mécanique du cœur est une représentation complémentaire très importante et nécessaire à l'électrocardiogramme dans la détection des pathologies cardiaques. Les techniques avancées de traitement du signal (Modélisation paramétrique, représentation temps-fréquence, Réseaux de neurones artificiels) ont été utilisés pour l'extraction des caractéristiques est finalement la classification neuronale.

Mots-clés : Signal Phonocardiogramme, Bruit du cœur, Segmentation automatique du PCG, Modélisation paramétrique, Représentation temps-fréquence, Classification, Réseaux de neurones artificiels

Abstract:

We shows in this work that the phonocardiogram ,considered as the mechanical heart activity ,can be used as a complementary and powerful tool to electrocardiogram in the heart disease detection by the use of advanced techniques of signal processing (Parametric modeling, Time-frequency representation, Neural network...). An expert system is designed containing many steps that are: Automatic segmentation, features extraction and finally neural network based classification.

Key Words: Phonocardiogram (PCG), Heart sounds (HSs), Automatic segmentation of heart sounds, Classification, neural networks.