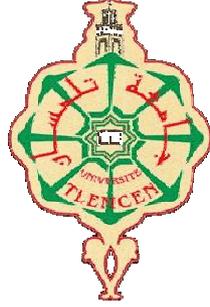


الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
وزارة التعليم العالي والبحث العلمي
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
جامعة أبي بكر بلقايد - تلمسان

Université Aboubakr Belkaïd- Tlemcen –
Faculté de TECHNOLOGIE



MEMOIRE

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

En : Génie biomédical.

Spécialité : Instrumentation et maintenance biomédicale.

Par : Mebarki Djihane Reguia.

Sujet :

**Traitement et classification des signaux
Phonocardiogrammes (PCGs) par réseaux de neurones.**

Soutenu publiquement, le 22/ 06 /2023, devant le jury composé de :

Mme Ziani Cherif Souhila.	MCA	Université de Tlemcen	Président
Mr Baba Ahmed Ilyes.	MAA	Université de Tlemcen	Examineur
Mme Meziani Fadia.	MCA	Université de Tlemcen	Encadreur
Mme Benchaib Yasmine.	MCA	Université de Tlemcen	Co-Encadreur

Année universitaire : 2022 /2023.

Dédicace

Je dédie ce modeste travail et ces expressions :

À mes chers parents, qui ont été mes piliers et m'ont soutenu dans chaque étape de ma vie. Leur amour inconditionnel et leur soutien indéfectible ont été ma source d'inspiration.

À ma sœur bien-aimée et mes deux frères, qui sont mes compagnons de vie et mes meilleurs amis, je vous remercie d'avoir été là à chaque tournant, avec votre soutien et votre encouragement sans faille.

À mes trois amies chères, Nihed, Imane et Zineb, qui ont illuminé mon parcours avec leur amitié sincère et leur soutien inébranlable, je vous suis reconnaissant pour les moments précieux que nous avons partagés et pour votre présence dans ma vie.

Enfin, à l'ensemble des personnes qui m'aiment et me soutiennent. Merci d'avoir fait partie de ma vie et d'avoir contribué à mon épanouissement.

Remerciement

Tout d'abord, je remercie Allah tout puissant pour m'avoir donné durant toutes ces années la santé, le courage et la foi pour arriver à ce jour, ainsi quela volonté de mener à bien ce projet.

Je tiens à remercier chaleureusement ma directrice de thèse, Mme. Meziani F., docteur à l'Université de Tlemcen, pour avoir proposé ce sujet et pour son aide, son encouragement et ses conseils précieux tout au long de la réalisation de ce travail. Je lui exprime ma profonde gratitude et mes remerciements sincères pour ses efforts.

Je suis également reconnaissant envers Mme. Benchaib Yasmine, docteur au département de génie biomédical de l'université de Tlemcen, pour avoir accepté de participer à ce travail et pour son aide et ses conseils.

Je souhaite exprimer ma gratitude à Mme. Ziani Cherif Souhila, docteur au département de génie biomédical de l'université de Tlemcen, qui a accepté de présider le jury de mon PFE. Je lui adresse un hommage respectueux.

Mes remerciements vont également à Mr. Baba Ahmed Ilyes, maître de conférences à l'université de Tlemcen, d'avoir accepté de participer au jury et d'examiner ce travail.

Je tiens à remercier sincèrement Mr. Keciba Mohamed, chef d'entreprise CMS medical devices, pour les discussions fructueuses que nous avons eues. J'ai grandement bénéficié de ses connaissances scientifiques et de son expérience dans le domaine. Je lui suis reconnaissante pour son respect et son soutien moral.

Enfin, mes remerciements vont à tous les enseignants et responsables de notre département qui ont contribué à notre formation.

Résumé :

Le signal phonocardiogramme (**PCG**) est un enregistrement sonore qui provient de l'activité mécanique du cœur humain. Bien que son utilisation soit moins courante de nos jours, il offre des informations précieuses sur l'état cardiaque grâce aux avancées technologiques. Le traitement des bruits cardiaques enregistrés revêt une grande importance dans le diagnostic des différentes pathologies cardiaques, en particulier celles liées aux valves cardiaques qui sont à l'origine de ces bruits. La classification des signaux **PCG** pour la reconnaissance des cas pathologiques représente un défi majeur pour les cardiologues. Dans cette étude, nous proposons une méthode d'aide au diagnostic basée sur l'analyse automatique des signaux phonocardiogrammes. Nous avons analysé des signaux **PCG** provenant d'une base de données du site de "l'American College University". Pour améliorer la qualité de ces enregistrements, nous avons appliqué un filtre de seuillage des coefficients d'ondelettes. Ensuite, nous avons effectué la segmentation en utilisant une approche temporelle basée sur l'énergie de Shannon et le calcul de l'enveloppe d'énergie. Nous avons extrait des paramètres permettant de distinguer les cas pathologiques des cas sains. Enfin, nous avons utilisé le réseau de neurones artificiels(**RNA**) pour effectuer la classification.

Mots clés : Cœur, signal PCG, ECG, RNA, ANN, TO, énergie de Shannon, LSC, segmentation, classification.

Abstract:

The phonocardiogram (PCG) signal, which captures the mechanical activity of the human heart, remains a valuable tool in diagnosing various heart conditions, particularly those associated with heart valve abnormalities that give rise to distinct sounds. In this study, we present a novel diagnostic aid method leveraging automatic analysis of phonocardiogram signals. Our approach involves the analysis of PCG signals obtained from a database available on the "American College University" website. To enhance the quality of these recordings, we employed a threshold filtering technique on wave coefficients. Subsequently, we conducted segmentation using a time-based approach by utilizing Shannon's energy and calculating the energy envelope. By extracting pertinent parameters, we aimed to differentiate pathological cases from healthy cases. Ultimately, an artificial neural network (ANN) was employed for efficient classification.

Key words: Heart, PCG signal, ECG, RNA, ANN, TO, Shannon's energy, LSC, segmentation, classification.

الملخص:

إشارة الفونوكارديوغرام (PCG) هي تسجيل صوتي ينبع من النشاط الميكانيكي للقلب البشري. على الرغم من أن استخدامها أصبح أقل شيوعًا في الوقت الحاضر، إلا أنها توفر معلومات قيمة حول حالة القلب بفضل التقدم التكنولوجي. يكتسي معالجة الأصوات القلبية المسجلة أهمية كبيرة في تشخيص مختلف الأمراض القلبية، وخاصة تلك المرتبطة بصمامات القلب التي تكون سببًا لهذه الأصوات. يشكل تصنيف إشارات PCG للاعتراف بالحالات المرضية تحديًا كبيرًا أمام أطباء القلب. في هذه الدراسة، نقدم طريقة مساعدة في التشخيص تعتمد على تحليل تلقائي لإشارات الفونوكارديوغرام. لقد قمنا بتحليل إشارات PCG من قاعدة بيانات مأخوذة من موقع "جامعة كلية أمريكية". لتحسين جودة هذه التسجيلات، قمنا بتطبيق مرشح تحوي لمعاملات التحويم. بعد ذلك، قمنا بتقسيم الإشارات باستخدام نهج زمني يعتمد على طاقة شانون وحساب الغلاف الطاقوي. استخرجنا معايير للتمييز بين الحالات المرضية والحالات السليمة. وأخيرًا، استخدمنا الشبكات العصبية الاصطناعية للقيام بعملية التصنيف.

Table des matières

Dédicace.....	- 2 -
Remerciement.....	- 3 -
Résumé :	- 4 -
Table des matières.....	- 6 -
Liste des figures et tableaux.....	- 10 -
Abréviations	- 12 -
Introduction Générale.....	- 13 -

Chapitre I :Notions de base médicale

I. Introduction :.....	18
II. Système cardiovasculaire :	18
1. Définition :	18
2. La circulation sanguine :	18
3. Le cœur :.....	19
a. Anatomie et physiologie du cœur :.....	19
b. Les valves cardiaques :.....	20
1. Les valves auriculo-ventriculaires (AV) :	21
a) La valve tricuspide :	21
b) La valve mitrale :	21
2. Les valves sigmoïdes :.....	21
a) La valve pulmonaire :.....	22
b) La valve aortique :	22
4. La révolution cardiaque :.....	22
1. La systole cardiaque :	23
a) La systole auriculaire :	23
b) La systole ventriculaire :.....	23
2. La diastole cardiaque :.....	23
a) La diastole isovolumétrique :	23
b) La diastole isotonique :	23
.5 L'activité du cœur :	24
a. L'activité mécanique :	24
b. L'activité électrique :	24
III. L'auscultation et la phonocardiographie :.....	25

1. L'auscultation :	25
a. L'auscultation cardiaque :	25
2. Le stéthoscope :	26
3. Les zones auscultatoires :	27
a. Le foyer mitral :	27
b. Le foyer tricuspide :	27
c. Le foyer aortique :	27
d. Le foyer pulmonaire :	27
4. La phonocardiographie :	28
5. Le phonocardiogramme :	28
IV. La gamme fréquentielle des bruits et des souffles cardiaques :	29
1. PCG normal :	30
2. PCG pathologique :	32
3. Les bruits surajoutés :	32
4. Les souffles cardiaques :	35
V. Conclusion :	41

Chapitre II:Etat de l'art sur l'analyse du signal phono cardiogramme(PCG)

I. Introduction :	43
II. Analyse des signaux PCGs :	43
III. Collection des enregistrements :	44
IV. Prétraitement du signal phonocardiogramme :	45
1. Echantillonnage et normalisation :	45
2. Filtrage des signaux PCGs :	46
3. La transformée en ondelettes :	47
1. Débruitage par seuillage des coefficients d'ondelettes :	48
a) Le seuillage dur (Hard thresholding):	48
b) Le seuillage doux (soft thresholding):	48
2. Méthodologie du débruitage appliquée :	48
a) Choix de la transformée en ondelettes :	49
b) Décomposition en ondelettes :	49
c) Seuillage des coefficients d'ondelettes :	50
d) Reconstruction du signal :	50
V. Segmentation du signal phonocardiogramme :	51
1. Identification et localisation des événements cardiaques :	51

a. Méthode indirecte :	51
b. Méthode directe :	51
2. Extraction des paramètres :	53
3. L'énergie moyenne de Shannon :	54
a. L'enveloppe de l'énergie de Shannon :	55
VI. Classification des signaux phono cardiogrammes :	55
VII. Conclusion :	57

Chapitre III:Segmentation et caractérisation des signaux PCGs

I. Introduction :	59
II. Base de données :	59
III. Segmentation des signaux PCGs :	59
1. Méthodes et techniques :	59
2. Algorithme de séparation :	61
1. Détection de l'enveloppe d'énergie de Shannon :	62
a. La normalisation du signal :	62
b. Débruitage par ondelettes :	62
c. Détection d'enveloppe :	63
2. Identification et extraction des bruits et souffles cardiaques :	65
IV. Paramètres d'analyse des signaux phono cardiogrammes(PCGs) :	70
a. Premier paramètre d'analyse : Etendue temporelle (ΔT)	70
b. Deuxième paramètres d'analyse : Rapport temporel (R_t)	71
c. Troisième paramètre d'analyse : Rapport énergétique(RE)	71
V. Discussions des résultats obtenus :	73
1. Signaux ayant une morphologie similaire à celle du PCG normal :	73
2. Signaux à clicks :	74
3. Signaux à souffles :	75
a. Cas de sténose aortique (AS) :	75
b. Cas de la sténose mitrale (MS) :	76
c. Cas de l'insuffisance aortique (AI) :	76
VI. Conclusion	77

Chapitre IV:Classification des signaux PCGs par réseau de neurones artificiels

I. Introduction :	79
II. Classification des signaux PCG :	79
III. Réseaux de neurones artificiels :	79
1. Neurone formel (artificiel) :	79

a. Structure :	79
b. Fonctionnement d'un neurone formel :	81
2. Le perceptron multicouche (PMC) :	82
a. La mise en-œuvre d'un PMC :	82
3. L'architecture d'un PMC :	82
4. Apprentissage d'un PMC :	83
5. Implémentation du réseau PMC :	83
IV. Etude et résultats :	84
1. Préparation des données et calculs associés :	84
2. Architecture et paramètres choisies :	85
3. Paramètres d'évaluation des performances :	86
4. Méthode de validation :	87
5. Discussions des résultats :	87
V. Conclusion :	88
Conclusion Générale	90
Annexe	93
Références	95

Table des figures

Chapitre I : Notions de base médicale

Fig I. 1 : Système circulatoire.[1]	19
Fig I. 2 : Coupe transversale du cœur.[2]	20
Fig I. 3 : Fonctionnement d'une valve cardiaque.	21
Fig I. 4 : Les valves cardiaques.....	22
Fig I. 5 : Phases de la révolution cardiaque : 1a) contraction auriculaire, 1b) remplissage ventriculaire, 2a) phase de contraction isovolumétrique, 2b) phase d'éjection ventriculaire, 3) phase de relaxation isovolumétrique, 4) remplissage auriculaire.....	24
Fig I. 6 : Deux figures illustrent l'activité cardiaque : 1) l'activité mécanique présentée par la révolution cardiaque, 2) l'activité électrique illustrée par le réseau nodal le responsable de cette activité. [8]	25
Fig I. 7 : Le stéthoscope.[11]	26
Fig I. 8 : Les 4 foyers d'auscultation : le foyer mitral, le foyer tricuspide, le foyer aortique et le foyer pulmonaire. [13]	28
Fig I. 9 : a) Le phonocardiographe : appareil qui enregistre les bruits cardiaques (B1, B2, B3 et B4) et b) le tracé qui résulte (le phonocardiogramme).....	29
Fig I. 10 : La gamme fréquentielle des bruits et des souffles cardiaques.[11].....	29
Fig I. 11 : PCG normal qui contient le 1 ^{er} bruit cardiaque S1, le 2 ^{ème} bruit cardiaque S2, les 2 phases d'un cycle cardiaque systolique et diastolique.	30
Fig I. 12 : Représentation temporelle et spectrale du premier et deuxième bruit cardiaque (B1 et B2).31	31
Fig I. 13 : Illustration des bruits de galop.	33
Fig I. 14 : Bruit surajoutés systoliques et diastoliques.	35
Fig I. 15 : Un cycle cardiaque qui présente un souffle de sténose aortique.....	37
Fig I. 16 : Un cycle cardiaque qui présente un souffle de sténose pulmonaire avec un clic d'éjection systolique.....	37
Fig I. 17 : Un cycle cardiaque qui contient un souffle d'une régurgitation mitrale.....	38
Fig I. 18 : Un cycle cardiaque qui contient un souffle d'une régurgitation tricuspidienn.....	39
Fig I. 19 : Un cycle cardiaque qui contient un souffle d'une insuffisance aortique.	39
Fig I. 20 : Un cycle cardiaque qui contient un souffle d'une sténose mitrale.....	40

Chapitre II : Etat de l'art sur l'analyse du signal phono cardiogramme(PCG)

Fig II. 1 : Chaîne d'un système automatique d'analyse des signaux phonocardiogrammes.	44
Fig II. 2 : Quelques exemples de types d'ondelettes.	47
Fig II. 3 : L'organigramme de débruitage par seuillage des coefficients d'ondelettes.....	49
Fig II. 4 : Principe des méthodes de localisation directes des sons cardiaques.	53

Chapitre III : Segmentation et caractérisation des signaux PCGs

Fig III. 1 : Représentation énergétiques d'un signal PCG pathologique (OS) : a) : Signal PCG, b) : Entropie de Shannon du signal, c) : Energie de Shannon du signal.	61
Fig III. 2 : Algorithme de séparation des bruits et des souffles cardiaques.....	62
Fig III. 3 : Un signal PCG avec un souffle systolique : a) sténose aortique(AS), b) : débruitage par ondelettes (six niveaux).....	63
Fig III. 4 : Condition de la suppression des valeurs inférieures à 90%.	64

Fig III. 5 :Détection de l'enveloppe : a) : cas normal et b) : cas à click et c) : cas à souffle systolique.	65
Fig III. 6 :Algorithme de détection des minima-latéraux de chaque bruit.	65
Fig III. 7 :Identification et détection des minima-latéraux de chaque bruit : a) : Un signal PCG Normal(N), b) : Un signal à click : sommation de galop (SG), c) : Un signal à souffle systolique : sténose aortique (AS).	67
Fig III. 8 :Séparation des bruits cardiaque B1et B2 du signal PCG sans souffle(N):	68
Fig III. 9 :Séparation des clicks du signal PCG à click (OS) : a):Signal PCG, b): les clicks.	68
Fig III. 10 :Séparation des souffles systoliques du signal PCG (AS) : a):Signal PCG, b): les souffles.	69
Fig III. 11 :Séparation des souffles diastoliques du signal PCG (SG) : a): Signal PCG, b): les souffles.	69
Fig III. 12 :Séparation des souffles diastoliques du signal PCG (AI) : a): Signal PCG, b): les souffles.	70
Fig III. 13 :Variation des rapports temporels des signaux ayant une morphologie similaire à celle du signal PCG normal.....	74
Fig III. 14 :Variation des : a) : Rapports temporels et b) : Rapports énergétiques (RE%) des signaux à clicks.	75
Fig III. 15 :Variation des : a) : Rapports temporels et b) : Rapports énergétiques (RE%) des signaux à souffle : Sténose Mitrale(MS).	76

Chapitre IV : Classification des signaux PCGs par réseau de neurones artificiels

Fig IV. 1 : Mise ne correspondance entre a) Un neurone biologique, b) un neurone artificiel.	81
Fig IV. 2 :Quelques types de fonctions de transfert pour le neurone artificiel : a) fonction à seuil (S : la valeur du seuil), b) linéaire par morceaux, c) sigmoïde.	82
Fig IV. 3 : Exemple d'un perceptron multicouche.	83
Fig IV. 4 : Organigramme de l'apprentissage d'un réseau neuronal de type PMC.	84

Liste des tableaux

Tab III. 1 : Valeurs de différents paramètres pour différents signaux PCGs.....	73
Tab IV. 1 :Résultats de classification par PMC.....	88
Tab IV. 2 :Matrice de confusion des donnés de classification.	88

Abréviations

AG : Atrium de gallop.

AI : Insuffisance aortique.

ANN : Artificiel neural network.

AS : Sténose aortique.

AV : auriculo-ventriculaire.

ECG : Electrocardiogramme.

IM : Insuffisance mitrale.

LSC : Localisation des sons cardiaques.

MS : Sténose mitrale.

OS: Open snap.

PCG : Phonocardiogramme.

RE : Rapport énergétique.

RNA : Réseau de neurones artificiels.

SG : Somme de gallop.

SURE: Stein's Unbiased Risk Estimator.

TO : Transformée en ondelettes.

TOC : Transformée en ondelettes continues.

TOD : Transformée en ondelettes discrètes.

TPO : Transformée par paquet d'ondelettes.

WT : Wavlet transform.

Introduction

Générale

Les maladies cardiaques, y compris les valvulopathies, représentent un problème de santé majeur dans le monde entier. Selon des statistiques récentes, les maladies cardiaques deviennent la principale cause de mortalité mondiale avec un taux de de **31%**, et dans de nombreux pays touchant des millions de personnes chaque année.

Les valvulopathies sont des affections qui affectent les valves cardiaques, entraînant un dysfonctionnement du système de pompage du cœur, et la prise en charge de ces derniers est considérablement évoluée en raison de la connaissance de leur mécanisme. Donc un diagnostic précoce et un bon suivi est le premier pas menant à la prise en charge de ces maladies.

Dans le domaine médical, le diagnostic des valvulopathies repose souvent sur l'identification d'un souffle lors de l'auscultation au stéthoscope. Cette méthode d'écoute des bruits cardiaques a été le principal moyen de diagnostic des maladies cardiovasculaires depuis le 19^{ème} siècle. Cependant, l'auscultation cardiaque est une compétence complexe car les bruits cardiaques sont de courte durée et se produisent dans de courts intervalles de temps. De plus, l'oreille humaine n'est pas adaptée pour fournir des informations précises sur les sons cardiaques. Les techniques d'imagerie telles que l'échographie Doppler ou le cathétérisme sont utilisées pour compléter l'examen en offrant une évaluation plus précise. Cependant, ces techniques sont complexes à utiliser et nécessitent l'intervention d'un spécialiste en cardiologie, en plus d'être coûteuses. Il est donc nécessaire de trouver une solution plus simple et efficace pour traiter les signaux phonocardiogrammes (**PCGs**).

Grâce aux avancées des techniques numériques de traitement du signal, à l'utilisation des stéthoscopes électroniques fournissant une excellente qualité des signaux **PCG** et aux limitations de l'électrocardiogramme dans la détection de certaines pathologies, la phonocardiographie numérique a gagné en puissance et en performances d'analyse des signaux **PCGs**.

La phonocardiographie, en tant que méthode non invasive, permet aux cliniciens d'enregistrer graphiquement les bruits cardiaques et les souffles entendus lors de l'auscultation. Le signal phonocardiogramme complète les données obtenues par l'auscultation en fournissant des informations supplémentaires sur les activités sonores liées à la chronologie des signes pathologiques pendant un cycle cardiaque, les situant par rapport aux

bruits cardiaques normaux. L'avancée de la phonocardiographie combinée aux techniques numériques de traitement du signal a suscité un nouvel intérêt pour l'étude de la transmission acoustique des bruits cardiaques. Des chercheurs ont obtenu des résultats prometteurs en utilisant ces techniques, ouvrant la voie à de nouvelles applications.

Le signal **PCG** est non stationnaire, tout comme de nombreux autres signaux physiologiques et électrophysiologiques. Son analyse nécessite donc l'utilisation d'outils prenant en compte les variations temporelles. Plusieurs méthodes ont été proposées dans la littérature, et c'est dans ce contexte que notre travail s'inscrit. Nous nous concentrons sur l'étude et l'analyse du signal phonocardiogramme (**PCG**) afin de contribuer à un meilleur diagnostic de l'état cardiaque du patient.

Dans cette étude, notre objectif principal est d'explorer le fonctionnement mécanique du cœur en utilisant le signal phonocardiogramme (PCG) comme un outil puissant pour le diagnostic des pathologies cardiaques, en particulier les valvulopathies. Nous proposons un système d'aide au diagnostic qui repose sur des techniques avancées de traitement du signal. Notre approche se concentre sur l'analyse temporelle et morphologique pour localiser les bruits et souffles cardiaques dans le signal PCG. De plus, nous mettons en place une procédure de classification des signaux PCG en distinguant les patients sains (signaux normaux) des patients présentant un dysfonctionnement valvulaire (signaux anormaux) à l'aide des réseaux de neurones artificiels. Notre étude se base sur une base de données composée de 105 signaux.

La démarche adoptée de notre étude s'articule autour de quatre principaux chapitres :

Chapitre I : Notions de base médicale

Pour justifier l'approche algorithmique de notre travail, il est primordial de présenter le contexte médical dans lequel ce projet s'inscrit. Dans un premier temps, nous décrirons l'architecture et le fonctionnement du cœur humain, en mettant en évidence les aspects pertinents pour notre étude. Ensuite, nous fournirons une description détaillée de la phonocardiographie, en liant l'anatomie étudiée avec la technique proposée.

Chapitre II : Etat de l'art sur l'analyse des signaux phonocardiogrammes (PCGs)

Le second chapitre est consacré à l'état de l'art de l'analyse du signal phonocardiogramme (**PCG**). Nous passerons en revue les avancées récentes dans ce domaine, en mettant l'accent sur les techniques et les méthodes utilisées. Aussi nous fournirons une présentation théorique des différentes méthodes que nous avons sélectionnées et appliquées dans le cadre de notre travail.

Chapitre III : Segmentation des signaux PCG et extraction des paramètres.

Dans cette partie de mémoire, nous nous sommes concentrés sur le développement d'une représentation temporelle appliquée au signal phonocardiogramme (**PCG**). Plus spécifiquement, nous avons exploré l'utilisation de l'énergie moyenne de Shannon et son enveloppe comme outils pour l'analyse et la segmentation des signaux **PCG**. Ainsi que nous avons examiné les avantages de cette approche, et ses limites et contraintes.

Chapitre IV : Classification par réseaux de neurones et résultats

Nous avons adopté une approche basée sur l'utilisation de réseaux de neurones artificiels (**RNA**) pour la classification des signaux phonocardiogrammes. Nous avons consacré ce chapitre à une explication détaillée de ce classificateur, en présentant les méthodes spécifiques que nous avons utilisées pour l'entraînement et la configuration du **RNA**. Ainsi que nous avons discuté les résultats obtenus lors de notre étude.

Chapitre I

Notions de base médicale

I. Introduction :

Pendant longtemps, les médecins ont utilisé l'auscultation, aidée par un simple outil tel que le stéthoscope pour détecter et caractériser les pathologies cardiaques. Cependant, cette méthode s'avère souvent délicate et insuffisante pour prendre une décision fiable basée sur la capacité de l'ouïe humaine. Il existe certaines anomalies cardiaques qui sont mieux détectées par des bruits cardiaques. Ainsi, avec le signal phonocardiogramme (**PCG**) et son traitement, l'auscultation cardiaque est à nouveau considérée par les médecins pour leur diagnostic médical.

Pour comprendre l'origine des signaux cardiaques, il est important de connaître la morphologie du cœur humain, son fonctionnement et son rôle dans le système cardiovasculaire. Dans ce chapitre préliminaire, nous expliquons également le principe du PCG, les différentes définitions et caractéristiques des bruits cardiaques, ainsi que leur origine de production. Enfin, nous décrivons les caractéristiques temporelles et fréquentielles de ces bruits cardiaques.

II. Système cardiovasculaire :

1. Définition :

Le système cardiovasculaire, également connu sous le nom « d'appareil circulatoire principal » se compose du cœur qui fonctionne comme une double pompe et des vaisseaux sanguins qui se divisent en deux réseaux : les artères et les veines. Son rôle est de maintenir un flux sanguin constant à travers le corps pour fournir de l'oxygène O_2 et des nutriments aux tissus périphériques tout en éliminant les déchets tels que le dioxyde de carbone CO_2 . Pour assurer la survie du corps, chaque cellule doit recevoir un apport continu d'oxygène et de nutriments. [1]

2. La circulation sanguine :

Les vaisseaux sanguins se divisent en deux circuits distincts : la circulation pulmonaire et la circulation systémique. La circulation pulmonaire est responsable des échanges gazeux entre le sang et l'air contenu dans les poumons. Le sang devenu pauvre en oxygène est transporté par les vaisseaux sanguins appelés capillaires veineux, veinules et veines, avant d'être envoyé dans les artères pulmonaires. De là, il est cheminé vers les poumons pour être oxygéné.

La circulation systémique permet l'irrigation sanguine de tous les organes et tissus du corps. Lorsque le cœur se contracte, ses deux ventricules éjectent simultanément le sang dans les deux circuits. Le réseau artériel de la grande circulation est un circuit à haute pression qui transporte le sang oxygéné à travers le corps via des vaisseaux sanguins tels que les artères, les artérioles et les capillaires artériels(FigI.1). [1]

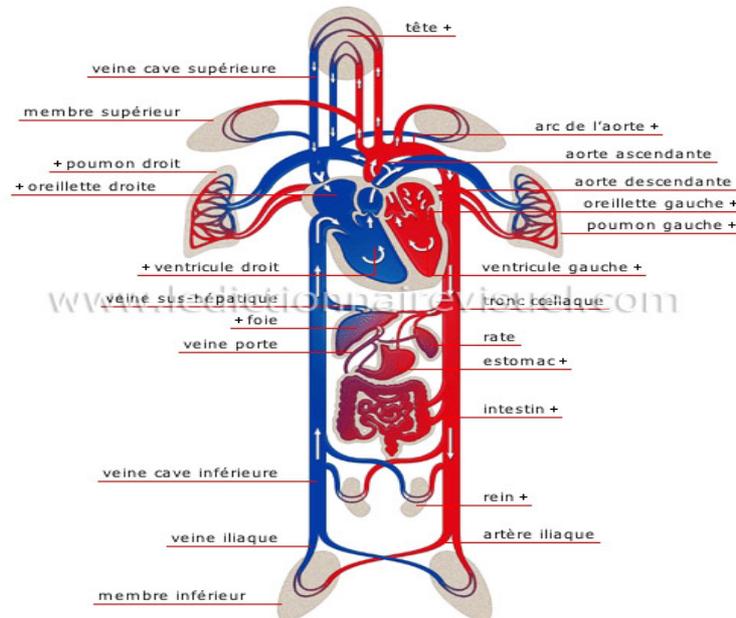


Fig I. 1 :Système circulatoire.[1]

3. Le cœur :

Le cœur est un organe vital et le moteur du système cardiovasculaire. Il propulse le sang dans l'ensemble des vaisseaux sanguins du corps. Situé au centre gauche de la cage thoracique entre les poumons et il est placé à l'oblique, où les deux tiers de sa masse se trouvent dans le côté gauche. Il pèse entre 250g à 300g et mesure entre 10 à 12 cm de hauteur, 8 à 9 cm de largeur et 6 cm d'épaisseur. Le cœur effectue des contractions autonomes environ 70 fois par minute. Grâce à ces contractions, il propulse chaque jour environ 8000 litres de sang dans le système cardiovasculaire. [1], [2]

a. Anatomie et physiologie du cœur :

Le cœur est un organe creux et musculaire, comme étant constitué de deux pompes placées en série. Il est principalement constitué d'un muscle appelé 'le myocarde'. Il est délimité en deux parties (gauche et droite), chacune comprenant une oreillette en haut et un ventricule en bas qui communiquent à travers une valve, cette dernière rend le passage du sang unidirectionnel entre les deux cavités oreillette-ventricule et aussi au cours de l'éjection.

Un mur musculaire appelé ‘le septum’ sépare les deux moitiés gauche et droite du cœur, empêchant ainsi le passage du sang entre eux. **(FigI.2)**

Les ventricules ont pour rôle de pomper le sang vers le corps ou vers les poumons, et leurs parois sont plus épaisses que celles des oreillettes, vue que le ventricule gauche est plus massif que le ventricule droit car il doit exercer une force considérable pour pomper le sang dans tout l’organisme. Leur contraction est cruciale pour la distribution du sang, tandis que les oreillettes jouent un rôle d’appoint pour le remplissage des ventricules. [2]

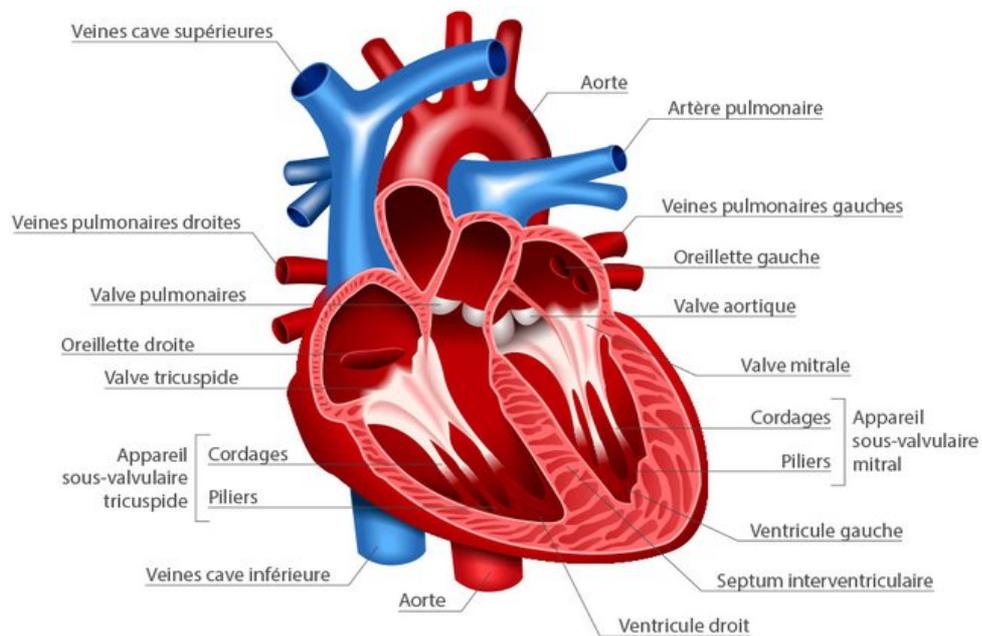


Fig I. 2 :Coupe transversale du cœur.[2]

b. Les valves cardiaques :

Les valves sont essentielles pour maintenir une circulation sanguine adéquate en séparant les différentes cavités du cœur, et sont constituées de deux ou trois feuillets appelé « valvules », « cuspides » ou « folioles » qui s’ouvrent et se ferment au rythme de pompage des cavités cardiaques, d’une façon complètement passive où l’ouverture et la fermeture dépendent de la différence de pression de chaque côté de la valve, afin de contrôler le flux sanguin dans le cœur. Les valves ont pour rôle d’assurer au sang un écoulement dans une seule direction (unidirectionnel) et d’empêcher le reflux sanguin **(Fig I.3)**, ainsi elles ne doivent jamais être ouvertes en même temps.

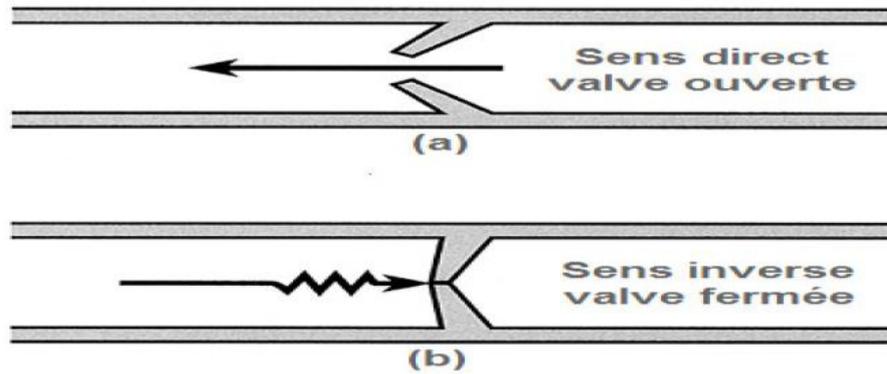


Fig I. 3 : Fonctionnement d'une valve cardiaque.

Il existe 4 valves au niveau du cœur sont classées en deux types (**Fig I.4**) : [3], [4], [5]

1. Les valves auriculo-ventriculaires (AV) :

Elles sont des structures qui séparent les oreillettes des ventricules du cœur, permettent ainsi de contrôler le passage du sang entre chaque cavité. Leur appellation vient du fait qu'elles se trouvent à l'entrée des oreillettes aux ventricules. Ce type comporte :

a) La valve tricuspide :

C'est une valve cardiaque composée de trois feuillets ou cuspidés, elle sépare les deux cavités droites. Lorsque la valve tricuspide s'ouvre elle permet au sang de circuler de l'oreillette droite vers le ventricule droit, tandis qu'elle se referme pour empêcher le retour du sang du ventricule droit vers l'oreillette droite.

b) La valve mitrale :

La valve mitrale possède deux feuillets, elle sépare les deux cavités gauches du cœur. Son rôle est de s'ouvrir pour permettre au sang de circuler de l'oreillette gauche vers le ventricule gauche et d'empêcher le reflux sanguin du ventricule gauche vers l'oreillette gauche.

2. Les valves sigmoïdes :

Elles sont également appelées valves semi-lunaires, jouent un rôle important dans la circulation sanguine en séparant les ventricules des grandes artères aortique et pulmonaire, et contrôlent le passage du sang vers les artères. Leur forme empêche le reflux sanguin de l'aorte

et de l'artère pulmonaire dans les ventricules, et leur ouverture est dirigée vers l'extérieur du cœur. Ce type comporte :

a) La valve pulmonaire :

Également appelée valve semi-lunaire pulmonaire est située entre le ventricule droit et l'artère pulmonaire. Elle s'ouvre pour permettre au sang d'être pompé du ventricule droit vers les poumons via l'artère pulmonaire où il pourra être oxygéné.

b) La valve aortique :

Cette structure cardiaque qui sépare le ventricule gauche de l'aorte, l'artère principale qui transporte le sang oxygéné vers le reste du corps. Elle s'ouvre lors de la contraction du ventricule gauche pour permettre au sang de quitter le cœur. Comme les autres valves, elle a un rôle pour empêcher le reflux sanguin, de l'aorte vers le ventricule gauche.

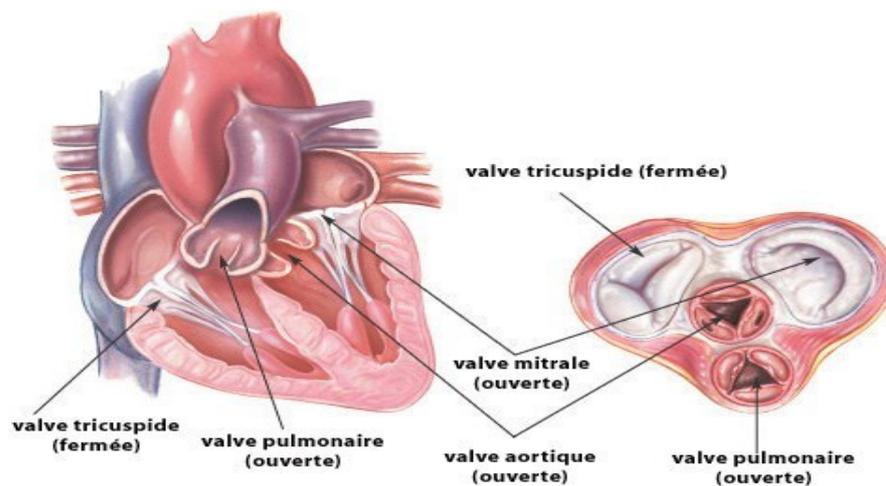


Fig I. 4 :Les valves cardiaques.

4. La révolution cardiaque :

Un fonctionnement normal du cœur peut être décrit par un cycle cardiaque, qui présente une séquence synchronisée de contractions et de relâchement des oreillettes et des ventricules au cours de laquelle se produisent des événements importants tels que l'ouverture et la fermeture des valves, ainsi que des variations de pression et de flux sanguin. Chaque contraction est appelée systole et chaque relaxation est appelée diastole, ces deux phases sont principales dans une révolution cardiaque afin d'assurer un fonctionnement efficace et régulier du cœur (**Fig I.5**). [6]

1. La systole cardiaque :

a) La systole auriculaire :

Egalement appelée contraction auriculaire, les oreillettes se contractent et éjectent le sang dans les ventricules, suite à cette contraction la pression intra-auriculaire augmente. Après l'expulsion du sang, les valves auriculo-ventriculaire entre les oreillettes et les ventricules se ferment, produisent ainsi un son de battement de cœur.

b) La systole ventriculaire :

Pendant laquelle les ventricules se contractent pour éjecter le sang dans le circulatoire et vers les poumons pour l'oxygénation. Une fois que le sang est expulsé, les deux valves sigmoïdes se ferment pour empêcher le reflux de sang vers les ventricules, la fermeture de ces valves produit un deuxième bruit cardiaque plus aigu que le premier, pendant cette phase, les oreillettes sont relâchées et se remplissent de sang en préparant pour la prochaine systole auriculaire.

2. La diastole cardiaque :

a) La diastole isovolumétrique :

Pendant la phase diastolique, la pression intra-ventriculaire diminue et devient inférieure à celle présente dans les artères pulmonaire et aortique. Cette baisse de pression provoque la fermeture des valves sigmoïde et engendre le deuxième bruit cardiaque. A ce stade, toutes les valves sont fermées, les ventricules se relâchent à volume constant, ce qui est appelé «la diastole générale isovolumétrique». Pendant cette période les oreillettes se remplissent de sang.

b) La diastole isotonique :

Au cours cette phase, les ventricules se détendent car la pression à l'intérieur des ventricules est plus faible que celle à l'intérieur des oreillettes. Cette baisse de pression entraîne l'ouverture des valves auriculo-ventriculaire, permettant au sang de remplir les ventricules à pression constante, ce qui est appelé « la diastole isotonique ». Ce processus permet la préparation d'une nouvelle révolution cardiaque.

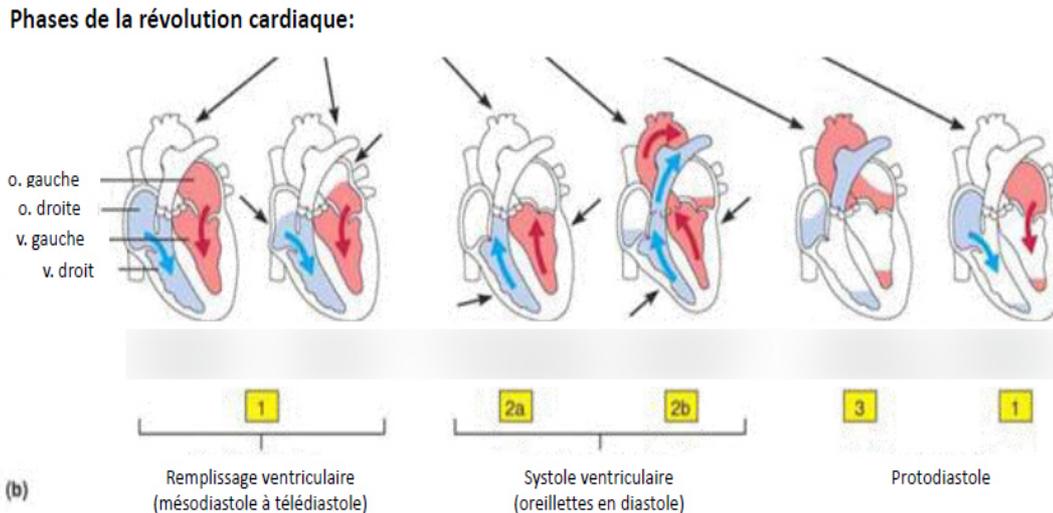


Fig I. 5 : Phases de la révolution cardiaque : **1a)** contraction auriculaire, **1b)** remplissage ventriculaire, **2a)** phase de contraction isovolumétrique, **2b)** phase d'éjection ventriculaire, **3)** phase de relaxation isovolumétrique, **4)** remplissage auriculaire.

5. L'activité du cœur :

Ce processus est représenté dans la capacité de pompage du cœur qui lui permet d'assurer la circulation sanguine grâce à aux contractions et aux dilatations régulières qui reflètent son fonctionnement. A chaque battement cardiaque, le sang est expulsé dans les artères, ce qui crée le pouls. Pour qu'un cycle cardiaque ce produise, le cœur assure deux activités conjointes synchronisées (**Fig I.6**) :

a. L'activité mécanique :

Elle fait référence à une succession de contractions et de relâchements des muscles cardiaques, qui entraînent respectivement la phase systolique et diastolique (**Fig I.71**). Ces phases provoquent des variations hémodynamiques, c'est-à-dire des variations du volume sanguin et de pression dans les cavités cardiaques, ainsi en contrôlant les valves cardiaques. Ces derniers, jouent également un rôle crucial en permettant un passage sanguin unidirectionnel grâce à leur ouverture et fermeture synchronisées. [7]

b. L'activité électrique :

La contraction et la relaxation du myocarde nécessitent une stimulation électrique. Le nœud sinusal situé dans l'oreillette droite est le pacemaker naturel qui génère cette impulsion électrique. Cette impulsion est transmise aux cellules musculaires cardiaques par un réseau composé par la suite d'un nœud auriculo-ventriculaire, faisceaux de His et le réseau de

Purkinje, qui permet aux différentes chambres cardiaques de se contracter et de se relâcher de manière synchronisée (Fig I.7 2)). Cette activité régule la fréquence et le rythme cardiaque, et un rythme cardiaque régulier est appelé « un rythme sinusal normal ». [8]

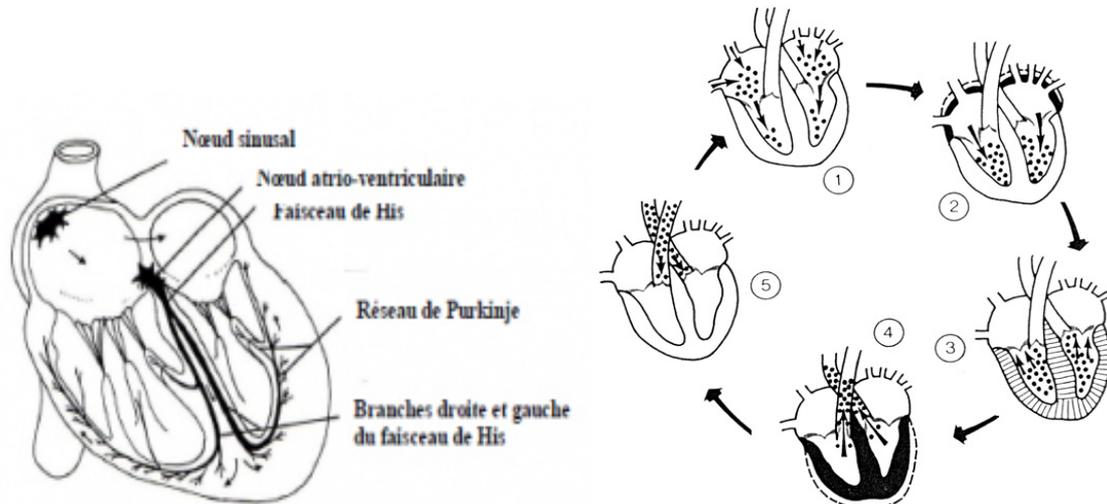


Fig I. 6 :Deux figures illustrent l'activité cardiaque : 1) l'activité mécanique présentée par la révolution cardiaque, 2) l'activité électrique illustrée par le réseau nodal le responsable de cette activité. [8]

III. L'auscultation et la phonocardiographie :

1. L'auscultation :

C'est une méthode de diagnostic utilisée par les médecins lors d'un examen clinique physique pour écouter les bruits produits par les organes tels que le cœur, les poumons...etc. Cette technique permet d'évaluer la fonction des organes et de détecter la présence de maladies éventuelles, et elle se pratique la plupart du temps à l'aide d'un stéthoscope. Les résultats de l'auscultation fournissent des informations essentielles pour aider le médecin à poser un diagnostic et à proposer des examens supplémentaires si nécessaire. [9]

a. L'auscultation cardiaque :

Il existe 3 types d'auscultation différentes, mais dans cette étude on s'intéresse sur l'auscultation cardiaque. Lors de cette dernière le médecin peut entendre deux bruits réguliers qui correspondent à la fermeture des valves cardiaques et à l'éjection du sang par les ventricules. Cependant, d'autres bruits inhabituels peuvent être perçue et indiquer la présence

d'une anomalie. Ainsi elle permet de détecter des anomalies du rythme cardiaque, une ouverture ou fermeture anormale des valves et la présence de bruits de souffle dus à des turbulences sanguines, ou encore un frottement du péricarde.

L'auscultation du cœur nécessite une ouïe excellente et la capacité de faire des distinctions subtiles de tonalité et de durée. Cependant, les professionnels de santé ayant une audition altérée, c'est pourquoi qu'ils utilisent des stéthoscopes pour améliorer la qualité de leur écoute. Les sons aigus sont mieux perçus avec le diaphragme du stéthoscope, tandis que les sons graves sont mieux entendus avec le cône. [9], [10]

2. Le stéthoscope :

Le stéthoscope dont le nom vient des termes grecs « stethos (poitrine) et skopein (observer) » est un outil indispensable pour l'auscultation. Il se compose d'une pièce terminale munie de deux faces, l'une équipée d'un diaphragme et l'autre d'une capsule. Cette pièce est reliée par des tubulures à des embouts auriculaires. Le diaphragme permet la transmission des sons de hautes fréquences (100-1000hz), tandis que la capsule permet celle des sons de basses fréquences (20-100hz) (Fig I.7).

Pour réaliser une auscultation cardiaque efficace, plusieurs éléments sont importants à prendre compte :

- Il est indispensable de disposer d'un stéthoscope de qualité et de s'assurer qu'il est correctement positionné.
- Il est préférable que le sujet soit préparé et calme, et que l'environnement soit calme pour éviter tout bruit parasite.
- Il est important de placer le stéthoscope de manière appropriée sur les différentes zones du cœur.
- Un bon entraînement est essentiel pour maîtriser cette technique.
- Il ne faut pas hésiter à prendre le temps nécessaire pour réaliser une auscultation complète et précise. [11]



Fig I. 7 :Le stéthoscope.[11]

3. Les zones auscultatoires :

Lorsqu'on ausculte le cœur, les bruits que l'on entend sont principalement produits par les matériaux (les valves) et les événements hémodynamiques des fluides (le sang) en particulier :

- Les événements dynamiques : la contraction et la relaxation des oreillettes et des ventricules.
- Le mouvement des valves.
- L'écoulement du sang et la turbulence qui se produit au moment de la fermeture des valves.

L'objectif de l'auscultation cardiaque est donc de détecter ces bruits internes à l'organisme, et les sites d'auscultation optimales sont : **(Fig I.8) [12], [13]**

a. Le foyer mitral : [12], [13]

C'est la région du cœur où le sang traverse la valve mitrale et se dirige vers la pointe du cœur, et la meilleure position pour ausculter cette zone se trouve au niveau du 5^{ème} espace intercostal, sur la ligne médico-claviculaire et en position sous-mamelonnaire.

b. Le foyer tricuspide :

Lorsque le flux sanguin traverse la valve tricuspide, il se dirige vers le bas en raison de l'angle de 45° du cœur. Par conséquent, le foyer tricuspide est mieux perçu au niveau du sternum, au niveau de la région xiphoïdienne.

c. Le foyer aortique :

Il est situé à l'extrémité interne du 2^{ème} espace intercostal parasternal droit, et c'est l'endroit où l'on peut mieux entendre les bruits liés aux sigmoïdes aortiques lors de l'auscultation cardiaque. Les souffles aortiques peuvent être également audibles au 3^{ème} espace intercostal gauche correspondant à la localisation anatomique exacte de l'anneau aortique

d. Le foyer pulmonaire :

Cette région correspond à l'extrémité interne du 2^{ème} espace intercostal gauche, situé le long du sternum, il est également utilisé pour écouter la valve aortique (en tant que foyer aortique accessoire qui se prolonge le long du bord gauche de sternum).

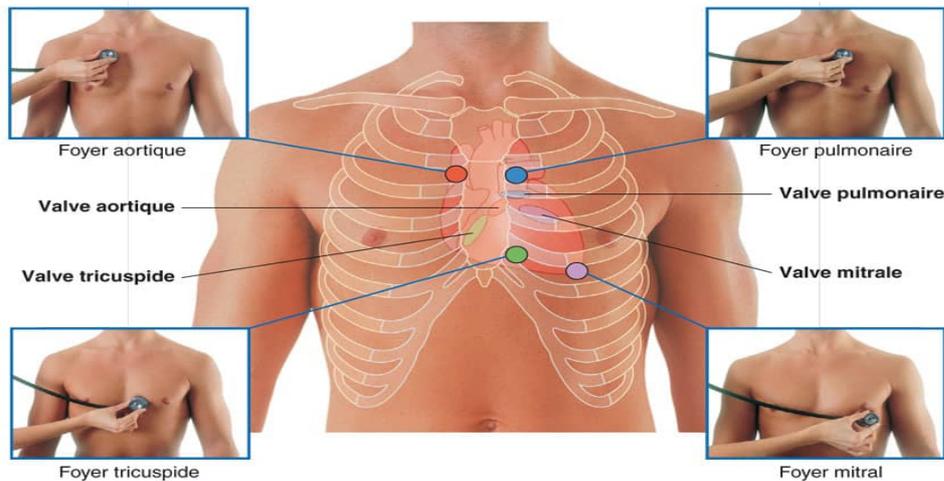


Fig I. 8 : Les 4 foyers d'auscultation : le foyer mitral, le foyer tricuspide, le foyer aortique et le foyer pulmonaire. [13]

4. La phonocardiographie :

La phonocardiographie est une technique qui permet de capter et d'enregistrer les vibrations acoustiques du cœur à l'aide d'un stéthoscope muni d'un microcapteur, relié à un dispositif. Les enregistrements obtenus sont sous forme d'un tracé appelé « phonocardiogramme (PCG) », sont d'une grande importance dans le diagnostic des pathologies cardiaques, en particulier les valvulopathies (**Fig I.9**). En effet, l'analyse des bruits cardiaques par une simple auscultation humaine est insuffisante pour obtenir des informations qualitatives et quantitatives précises sur l'activité cardiaque, car elle est basée seulement sur l'ouïe humaine. [6], [11]

5. Le phonocardiogramme :

Le phonocardiogramme est une représentation graphique des sons produits par le fonctionnement mécanique du cœur au fil du temps. En effet, il permet de localiser temporellement les bruits cardiaques, de déterminer le nombre de leurs composantes internes, de caractériser leur contenu fréquentiel et d'évaluer l'importance des souffles cardiaques.

Ainsi l'analyse du signal PCG vient confirmer et compléter les données de l'auscultation et permet d'obtenir une meilleure compréhension de l'activité cardiaque.



Fig I. 9 :a) : Le phonocardiographe : appareil qui enregistre les bruits cardiaques (B1, B2, B3 et B4) et **b)** le tracé qui résulte (le phonocardiogramme).

IV. La gamme fréquentielle des bruits et des souffles cardiaques :

L'ouïe humaine est capable de percevoir les vibrations sonores dans une gamme fréquentielle allant de [20Hz-20KHz], avec une forte corrélation entre la gamme sonore et l'intensité sonore. Selon la figure (**Fig I.10**) qui représente le seuil d'audibilité de l'homme ainsi que la gamme fréquentielle et l'intensité des bruits cardiaques et des murmures est inférieure à 1KHz.

En outre, la gamme audible des bruits cardiaques au-dessus du seuil d'audibilité est environ [250Hz-550Hz] ce qui représente une zone audible très limitée, vue qu'une grande partie des bruits cardiaques et des souffles sont inaudibles pour l'homme, en particulier les sons de basse fréquence qui sont inférieure à 30 Hz. Ces limitations auditives constituent évidemment des défis pour l'auscultation précise des sons de basse fréquences. [11]

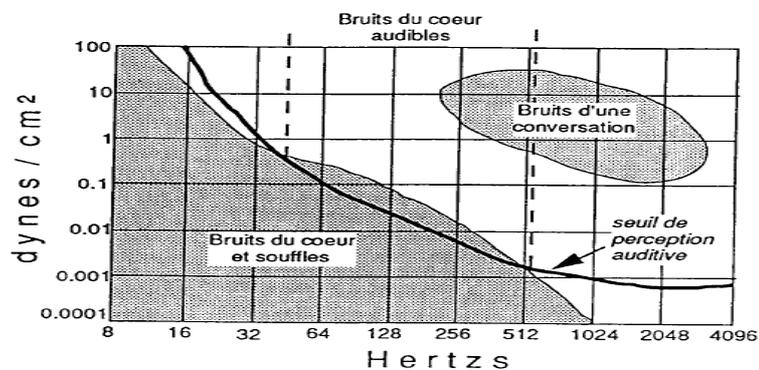


Fig I. 10 :La gamme fréquentielle des bruits et des souffles cardiaques.[11]

1. PCG normal :

Dans l'état normal, le cœur donne naissance à quatre bruits cardiaques : le 1^{er} bruit B1 et le 2^{ème} bruit B2, lors de chaque cycle cardiaque. Le B1 est plus fort et plus long que le B2 et marque le début de la systole, tandis que le B2 marque la fin de la systole et le début de la diastole. **(Fig I.11)**

Dans certains cas, il peut également inclure un 3^{ème} bruit B3 ou un 4^{ème} bruit B4 sont des bruits moins intenses et moins fréquent qui peuvent être présents chez certains individus en l'absence de pathologie cardiaque, sachant que dans certains cas peuvent indiquer des signes précoces de dysfonctionnement cardiaque. [11], [12]

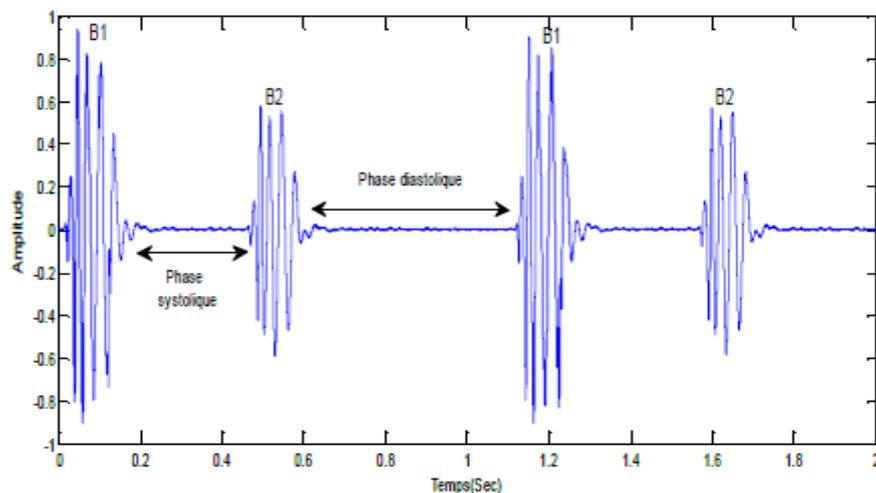


Fig I. 11 :PCG normal qui contient le 1^{er} bruit cardiaque S1, le 2^{ème} bruit cardiaque S2, les 2 phases d'un cycle cardiaque systolique et diastolique.

-Le premier bruit B1 :

En effet, le B1 se produit au début de la phase systolique correspond à la période de contraction ventriculaire. Il est causé par la fermeture des valves auriculo-ventriculaires (mitrale et tricuspide). Il est caractérisé par une forte amplitude, une durée relativement longue par rapport aux autres bruits cardiaques, et contient deux composantes : M1 correspond à la fermeture de la valve mitrale et T1 correspond à la fermeture de la valve tricuspide. **(Fig I.12)**

Lorsque le ventricule gauche se contracte en premier, la composante M1 se produit plus tôt que la composante T1. La durée entre ces deux composantes est aussi importante, et est considérée comme physiologique s'elle est inférieure à 30ms, au-dessus de cette valeur peut

indiquer une pathologie. La durée typique du B1 est de [100-200ms] et sa fréquence comprise entre [10-200Hz]. Le B1 se produit juste après le complexe QRS de l'électrocardiogramme (ECG). [11], [12], [14]

-Le deuxième bruit B2 :

Le son B2 se produit en début de la diastole et qui marque aussi la fin de la systole. Il est dû à la fermeture des valves sigmoïdes (la valve aortique et pulmonaire). Comme pour le B1, B2 est également composé de deux composantes principales A2 et P2, qui correspondent respectivement à la fermeture de la valve aortique et pulmonaire (**Fig I.12**). En général, la fermeture de la valve aortique précède celle de la valve pulmonaire. La durée entre ces deux composantes appelée "Split", Peut être indicative d'une maladie si elle dépasse 30ms. La fréquence de B2 est généralement plus élevée que celle de B1 et se situe entre 50 et 250Hz. Le B2 se produit après l'onde T de l'ECG. [11], [12], [14]

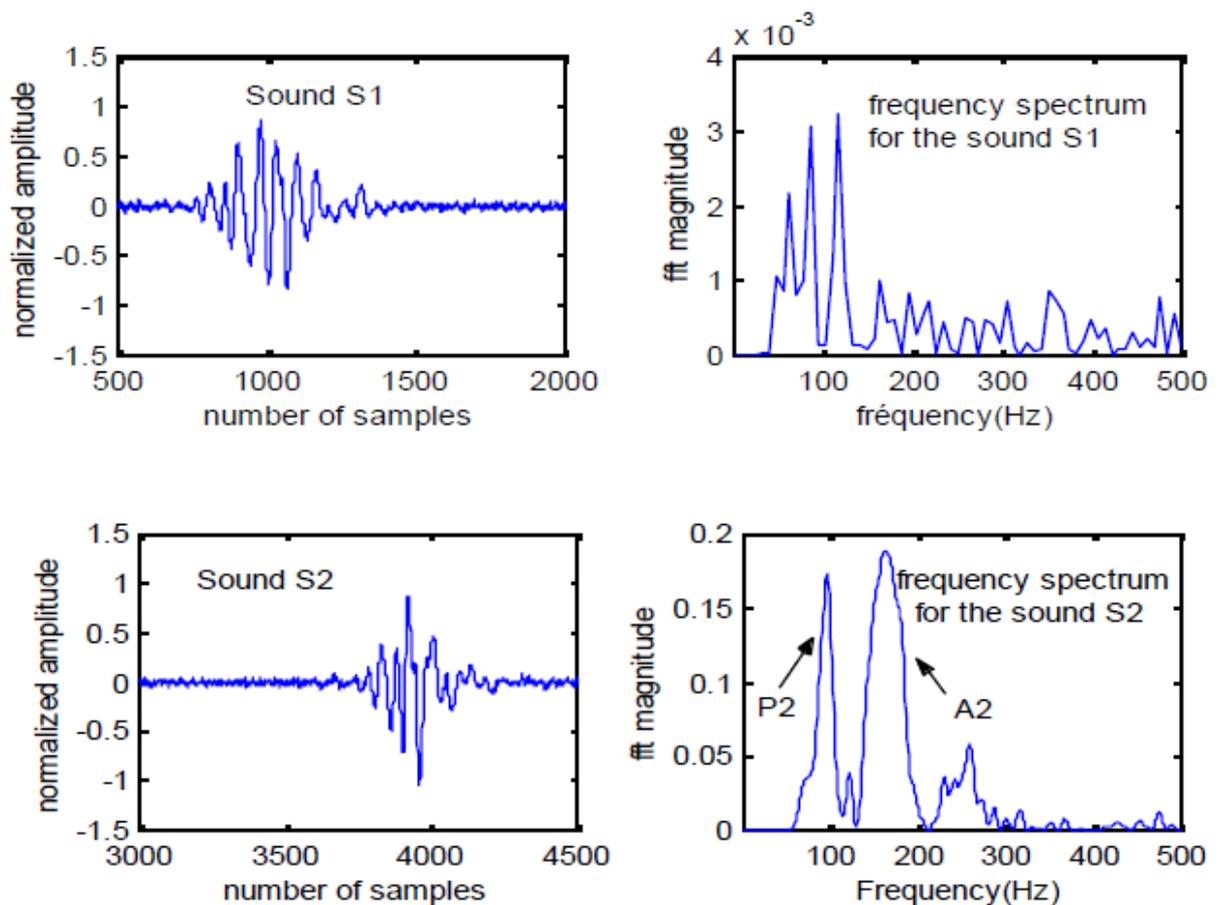


Fig I. 12 :Représentation temporelle et spectrale du premier et deuxième bruit cardiaque (B1 et B2).

-Le troisième bruit B3 :

C'est un bruit hémodynamique, contrairement à B1 et B2, n'est pas un claquement mais plutôt une vibration provoquée par le passage du sang à travers la valve auriculo-ventriculaire (AV). Le troisième bruit B3 peu intense et sourd correspond à la phase initiale de remplissage rapide du ventricule gauche. Il peut devenir audible lorsqu'il y a une augmentation du flux de remplissage, comme lors d'une activité physique, chez les jeunes adultes, les enfants et les nouveau-nés, et il dure généralement environ 100ms avec une fréquence de [130-140Hz].

Chez l'adulte plus de 30 ans, sa présence peut indiquer un dysfonctionnement ventriculaire sérieux, mais peut être également normal pendant la grossesse. Le B3 se produit au début de la diastole et suit B2 de [0,14 - 0.20s], pendant l'intervalle TP juste après l'onde T de l'électrocardiogramme. [11], [12], [14]

-Le quatrième bruit B4 :

Ce bruit cardiaque est généré par l'augmentation du remplissage ventriculaire pendant la fin de la diastole ventriculaire, qui est provoquée par la contraction auriculaire. Il se produit après la contraction auriculaire et avant le premier son cardiaque B1. Il est de faible amplitude et de basse fréquence, sa présence peut indiquer la présence d'une pathologie cardiaque chez les sujets adultes de plus de 30 ans. Le B4 se produit au cours de l'intervalle PR de l'électrocardiogramme et se précède le B1. [11], [12], [14]

2. PCG pathologique :

Ces enregistrements sont produits par le cœur lors d'un fonctionnement anormal, et peuvent être le résultat de diverses affections cardiaques, très souvent sont liés à des anomalies des valves cardiaques ou des problèmes hémodynamiques.

Les principaux signes auscultatoires comprennent : Les anomalies liées aux bruits physiologiques, les bruits surajoutés et les souffles cardiaques. [12]

3. Les bruits surajoutés :

Les bruits cardiaques, également appelés sons cardiaques sont des sons brefs et transitoires qui résultent de l'ouverture et la fermeture des valves cardiaques. Ils sont divisés en deux catégories, systolique et diastolique. [14], [15]

➤ **Les sons de galop :**

Il s'agit du B3 et B4, ces bruits cardiaques sont pathologiques après l'âge de 30 ans, et peuvent être forts et palpables à l'apex du cœur en décubitus latéral gauche ou à la xiphoïde. Il existe les gallops droits et gauches, sachant que les gallops gauches sont plus fréquents et indiquent un trouble de compliance du ventricule gauche. Il existe 3 types de galop : [14], [15]

-Le galop proto-diastolique :

Egalement appelé le troisième bruit B3, et est produit par la vidange puissante et rapide du sang de l'oreillette vers le ventricule gauche, au début de la diastole ce que signifie le terme "Proto".

-Le galop présystolique :

C'est une autre appellation pour le B4 pathologique (après 30 ans), Il est produit par l'augmentation du remplissage ventriculaire provoquée par la contraction auriculaire à la fin de la diastole ventriculaire, et survient juste avant le premier son cardiaque B1.

-Le galop de sommation :

Aussi appelé "Le galop méso-diastolique" ou "Galop de fusion" qui se produit au milieu de la phase diastolique, et est un bruit qui résulte de la fusion des bruit B3 et B4 (B3+B4) lorsque la diastole est courte (en cas de tachycardie).

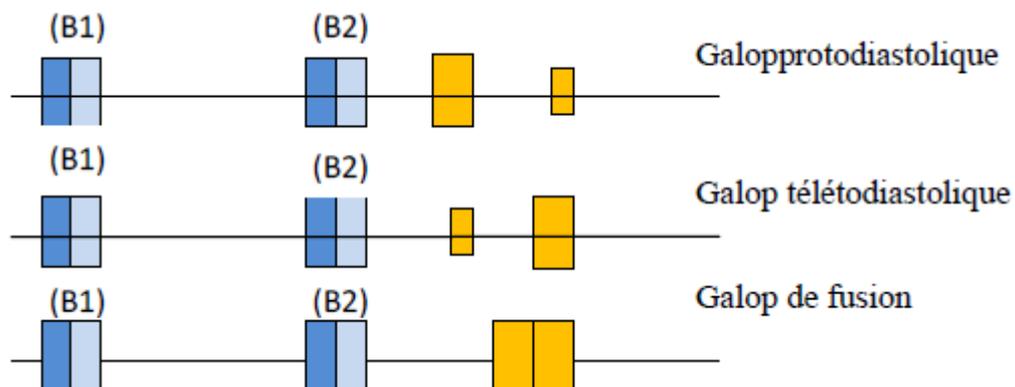


Fig I. 13 :Illustration des bruits de galop.

➤ **Claquement d'ouverture valvulaire (CO) :**

Il se produit pendant la proto-diastole dans le cas d'une sténose mitrale ou rarement dans la sténose tricuspidiennne. Le claquement est très aigu et bref et est produit par l'ouverture rapide de la valve mitrale. Plus le rétrécissement mitral est sévère (càd plus la pression auriculaire gauche est forte), plus le claquement d'ouverture est proche de la composante pulmonaire de B2. Il est souvent entendu au bord inférieur gauche du sternum et parfois à l'apex. [14], [15]

➤ **Les clics :**

Ils se produisent uniquement pendant la systole et se distinguent des sons B1 et B2 par leur tonalité plus élevée et leur durée brève. Certains clics peuvent se produire à des différents moments de la systole en fonction des modifications hémodynamiques, et peuvent être isolés ou multiples. [14], [15]

-Type 1 :

Appelé clic proto-systolique, est un bruit sec de timbre aigu entendu juste après le B1. Il est causé par l'ouverture des sigmoïdes aortiques, marquant le début du souffle systolique du rétrécissement aortique valvulaire.

-Type 2 :

Appelé clic méso-systolique est entendu dans la ballonnisation de la valve mitrale correspond au prolapsus mitral dans l'oreillette gauche lors de la contraction du ventricule gauche.

-Type 3 :

Ce type de clics est dû à une dégénérescence myxoïde des valvules et peut se produire à tout moment de la systole, mais se rapproche de B1 pendant les manœuvres qui réduisent brièvement le remplissage ventriculaire.

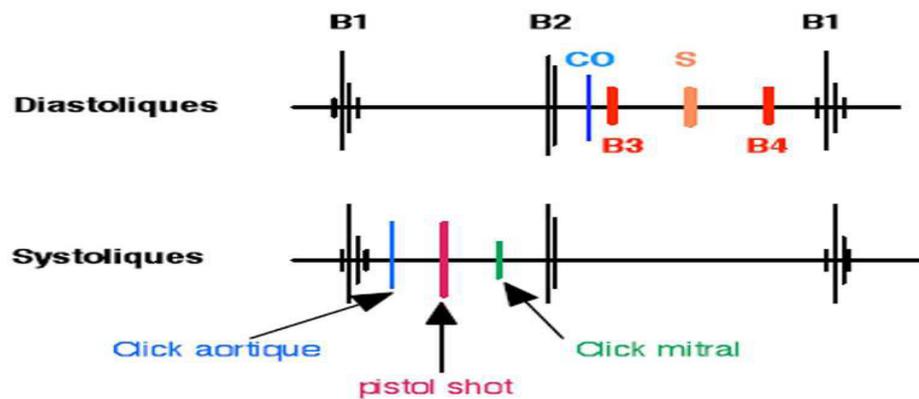


Fig I. 14 :Bruit surajoutés systoliques et diastoliques.

4. Les souffles cardiaques :

Les souffles cardiaques sont générés par des turbulences dans le flux sanguin et ont une durée plus longue que les bruits cardiaques normaux. Les souffles peuvent être classés en souffles systoliques, diastoliques ou continus. L'analyse du souffle se fait généralement en évaluant cinq critères : [12]

- L'intensité :

Elle est évaluée sur une échelle de 1 à 6, avec 1 étant le plus faible et 6 le plus fort. Les souffles sont jugés à partir de 4/6sonr considérés comme intenses car ils s'accompagnent d'un frémissement palpable. Généralement, Les souffles systoliques sont plus susceptibles de frémir que les souffles diastoliques qui sont généralement de faible intensité. [12]

- **Le timbre** : correspond à la tonalité du souffle et peut être râpeux, doux, roulement...etc.
- **La durée** : qui peut être systolique, diastolique ou continue.
- **Le siège** : l'endroit où le souffle est perçu avec le maximum d'intensité.
- **L'irradiation** : correspond à la direction dans laquelle le souffle se propage.

Les souffles peuvent être classés selon le fonctionnement musculaire et hémodynamique en 3 catégories : [12]

-Les souffles anorganiques :

Ces souffles sont uniquement proto-diastoliques et ne sont pas nécessairement liés à une maladie cardiaque, mais peuvent être causés par des facteurs externes tels que l'anémie,

l'hypotension ou l'hyperthyroïdie. Ils peuvent varier en intensité en fonction du cycle respiratoire et leur topographie est variable. Ils ont tendance à disparaître en position debout et sont plus fréquemment entendus chez les sujets jeunes.

-Les souffles anorganiques :

Correspondent à une lésion des orifices valvulaires. Ils se caractérisent par une intensité constante, une localisation précise à un foyer déterminé, une irradiation dans une direction spécifique, un timbre franc et un frémissement palpable. Les souffles organiques sont généralement associés à trois principales valvulopathies : L'insuffisance mitrale, le rétrécissement aortique et l'insuffisance aortique.

-Les souffles fonctionnels :

Ils sont dus à un dysfonctionnement temporaire du muscle cardiaque ou à une hyperpression dans les gros vaisseaux à la base du cœur, ce qui peut entraîner une distension des orifices valvulaires et une insuffisance valvulaire. Contrairement aux souffles organiques, Ils peuvent disparaître avec le repos ou le traitement médical et ne s'accompagnent pas de frémissements.

En terme de localisation temporelle, les souffles sont classés en deux grandes catégories : les souffles systoliques (la phase entre le B1 et le B2) et diastoliques (la phase entre le B2 et le prochain B1) qui comportent les 2 types de dysfonctionnement valvulaire que ce soit une sténose (dit aussi un rétrécissement qui est une mal-ouverture de la valve cardiaque) ou une régurgitation (dit aussi une insuffisance qui est une mal-fermeture de la valve cardiaque) :

➤ Les souffles systoliques :

En effet, les souffles cardiaques occupent une bande de fréquence généralement ne dépasse pas 1KHz, ils peuvent être proto, méso, télé ou holosystolique (comme peuvent être pansystolique). [14], [15]

• La sténose aortique :

C'est une maladie fréquente chez les adultes, son souffle est généralement fort, de type crescendo-décrescendo et est positionné temporellement dans la phase systolique, avec une

gamme de fréquence allant de [100-300 Hz]. Sa durée et son intensité augmente avec la sévérité de la sténose.

A l'auscultation, un B4 peut être perçu, comme un clic d'éjection peut également être entendu tôt après B1 dans le cas d'une sténose aortique.

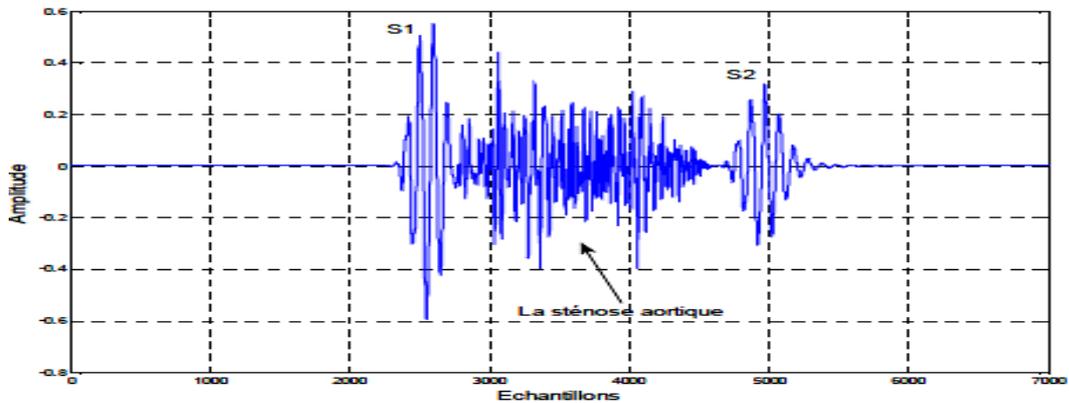


Fig I. 15 :Un cycle cardiaque qui présente un souffle de sténose aortique.

- **Le rétrécissement pulmonaire :**

Le souffle associé est râpeux, crescendo-décrescendo et localisé principalement au 2^{ème} espace parasternal gauche ou 4^{ème} espace intercostal. Lors de l'auscultation d'une sténose pulmonaire congénitale, le 1^{er} bruit B1 est normal et le dédoublement du 2^{ème} bruit B2 est élargi en raison d'une éjection pulmonaire prolongée. Un clic dans les sténoses pulmonaires congénitales peut être entendu près de B2 et est causé par une tension anormale de la paroi ventriculaire. [14], [15]

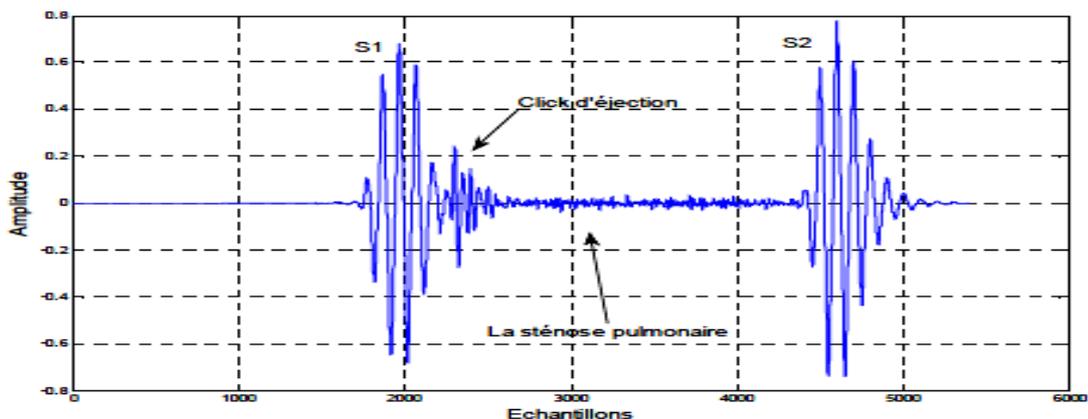


Fig I. 16 :Un cycle cardiaque qui présente un souffle de sténose pulmonaire avec un clic d'éjection systolique.

• L'insuffisance mitrale :

Elle est généralement caractérisée par un souffle holosystolique (qui est présent durant toute la systole). Sa fréquence est plus élevée et son amplitude est plus faible par rapport à la sténose aortique.

Lors de l'auscultation, le 1^{er} bruit B1 peut être doux ou fort et un 3^{ème} bruit B3 à la pointe peut refléter une dilatation du ventricule gauche et une insuffisance mitrale sévère. [14], [15]

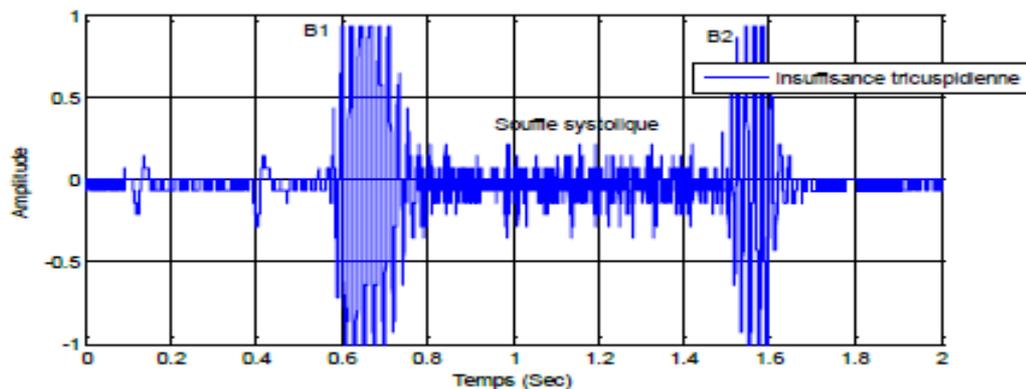


Fig I. 17 :Un cycle cardiaque qui contient un souffle d'une régurgitation mitrale.

• L'insuffisance tricuspидienne :

Elle peut être difficile à détecter car son souffle est souvent inaudible, aussi c'est une maladie rare par rapport aux autres valvulopathies.

Le souffle est holosystolique et peut être entendu sur le bord gauche ou droit du sternum ou dans l'épigastre. Sa fréquence peut varier en fonction de la gravité de l'insuffisance tricuspидienne et de sa cause.

Lors de l'auscultation, le 1^{er} bruit B1 peut être normal ou faiblement audible, et le 2^{ème} bruit B2 peut être dédoublé. Un 3^{ème} bruit B3 du ventricule droit peut également être audible près du sternum en cas de dysfonctionnement du ventricule droit.

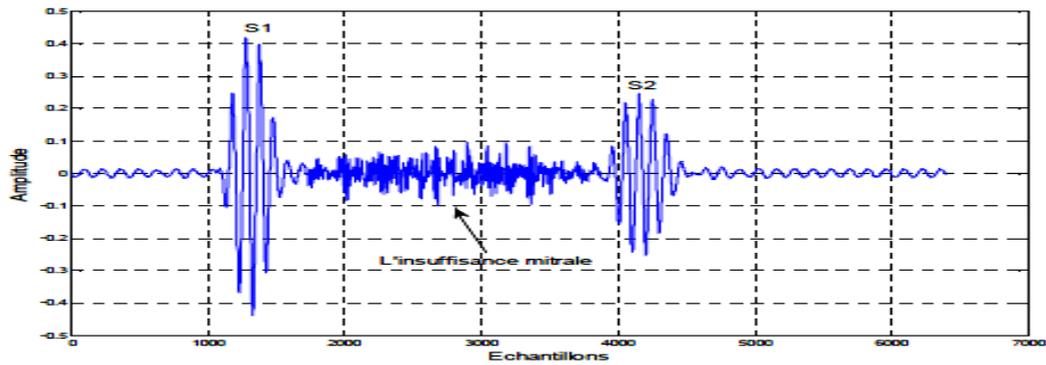


Fig I. 18 :Un cycle cardiaque qui contient un souffle d'une régurgitation tricuspédienne.

➤ **Les souffles diastoliques :**

• **L'insuffisance aortique :**

Un bruit diastolique de timbre aigu et decrescendo qui commence peu après la composante aortique de (A2). Il est plus intense au 3^{ème} ou 4^{ème} espace intercostal parasternal gauche et est souvent faible, il peut se produire qu'en proto-diastole. A l'auscultation, le 1^{er} bruit B1 est normal, tandis que le 2^{ème} bruit B2 est frappé et sourd. L'insuffisance aortique occupe une gamme fréquentielle de [150-220Hz]. [14], [15]

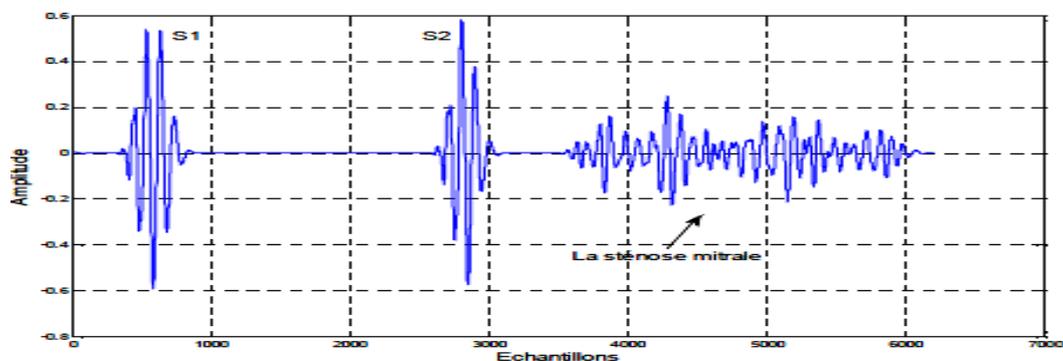


Fig I. 19 :Un cycle cardiaque qui contient un souffle d'une insuffisance aortique.

• **Le rétrécissement mitral :**

La sténose mitrale est pathologie diastolique qui affecte davantage les femmes que les hommes (ratio de 4 femmes pour 1 homme). Les signes auscultatoires comprennent un 1^{er} bruit B1 intense et est mieux perçu à l'apex. Toutefois, en présence d'une calcification importante de la valvule, le B1 peut être absent et le 2^{ème} bruit B2 normalement dédoublé.

Aussi un claquement d'ouverture précoce (se produit au début de la diastole) peut se produire en raison d'un ballonnement des valves mitrales dans le ventricule gauche. Le souffle de cette pathologie occupe une gamme de [50-250Hz]. [14], [15]

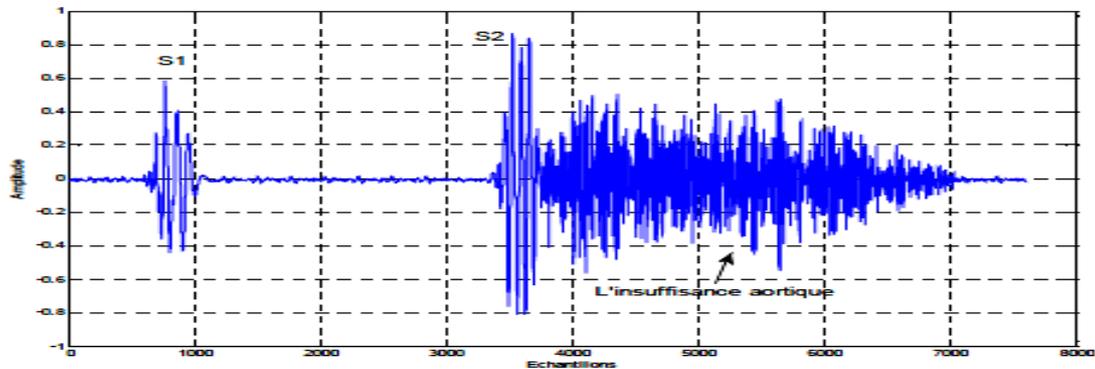


Fig I. 20 :Un cycle cardiaque qui contient un souffle d'une sténose mitrale.

•L'insuffisance pulmonaire :

Le souffle associé à l'insuffisance pulmonaire causée par l'hypertension artérielle pulmonaire est de haute fréquence et de timbre aigu. Il commence avec la fermeture de la valve pulmonaire (P2) et se termine avant le 1^{er} bruit cardiaque B1, il est appelé aussi "Le souffle de Graham Steell". Le souffle est mieux perçu dans la partie supérieure du bord gauche du sternum et peut être confondu avec le souffle d'insuffisance aortique, mais peut être distingué lors de l'inspiration qui amplifie le souffle d'insuffisance pulmonaire.

Lors de l'auscultation, le premier bruit est normal, tandis que le deuxième peut être dédoublé. En cas d'insuffisance cardiaque, un troisième bruit B3 ou un quatrième bruit B4 du ventricule droit peut être présent. [14], [15]

•La sténose tricuspidiennne :

Le rétrécissement tricuspidiennne est généralement difficile à détecter lors de l'auscultation, mais il peut produire un claquement d'ouverture faible ainsi qu'un roulement méso-diastolique avec un renforcement présystolique. La durée et l'intensité de ce roulement augmentent avec les manœuvres qui augmentent le retour veineux, telles que l'effort et l'inspiration, et diminuent avec les manœuvres qui réduisent le retour veineux, telles que la position debout. [14], [15]

➤ Le frottement péricardique :

Un frottement péricardique est causé par le frottement des couches viscérales et pariétales inflammatoires du péricarde. Ce bruit superficiel se produit au niveau du mésocardium, il est très localisé et ne s'irradie pas (naît et meurt sur place).

Le son est aigu ou grincement et peut être présent pendant la systole, la diastole ou les deux (tri-phasicité) si la contraction auriculaire accentue la composante diastolique pendant la télé-diastole. L'intensité du frottement peut varier, allant d'un crissement de cuir neuf rugueux à un froissement de la soie discret. [14], [15]

➤ **Les souffles continus :**

Ils sont des bruits anormaux qui sont présents sans interruption tout au long du cycle cardiaque, pendant la systole et la diastolique, et qui indiquent un flux de shunt constant, ils sont toujours anormaux et nécessitent une évaluation médicale.

Le souffle continu est rare, mais le souffle du canal artériel est l'un des exemples les plus fréquents, es est généralement plus intense au niveau du deuxième espace intercostal sous l'extrémité médiale de la clavicule gauche. [12], [14]

IV. Conclusion :

Ce chapitre a introduit plusieurs notions générales relatives à l'anatomie du système cardiovasculaire, aux pathologies associés, à la phonocardiographie et aux bruit cardiaques. Le signal phonocardiogramme **PCG** est un outil de diagnostic clé dans l'évaluation des valvulopathies, et sur tout offrant une méthode non invasive pour diagnostiquer précisément la gravité de la pathologie et ses effets. Néanmoins le signal **PCG** acquis est noyé dans le bruit provenant de diverses sources et qui nécessite l'utilisation de technique de traitement de signal, pour améliorer la qualité du signal et extraire les composants d'intérêt. Pour cela, il y a plusieurs méthodes d'analyse et de traitement de signal, pour filtrer et extraire les différents composants.

Chapitre II

Etat de l'art sur l'analyse du signal phono cardiogramme(PCG)

I. Introduction :

L'analyse des signaux phono cardiogrammes(PCG) a suscité un intérêt croissant en tant qu'outil de détection et de diagnostic des affections cardiaques. Cependant, cette analyse comporte deux défis majeurs pour les chercheurs : la segmentation des sons cardiaques, également appelée localisation, qui consiste à identifier avec précision la position des sons cardiaques **B1** et **B2** dans le signal, et la classification des signaux **PCGs** pour distinguer les cas normaux des cas anormaux. Ces défis ont conduit à de nombreuses recherches visant à développer des méthodes efficaces pour lire et étudier les signaux **PCGs**, en proposant des approches comprenant plusieurs étapes pour extraire des informations diagnostiques. L'objectif est de créer un système rapide, facile à utiliser et fournissant des résultats fiables. Ces travaux de recherche visent à améliorer la compréhension et l'interprétation des signaux **PCGs**, afin d'aider les professionnels de la santé à diagnostiquer de manière précise et rapide les affections cardiaques.

II. Analyse des signaux PCGs :

Un système automatique d'analyse des signaux phonocardiogrammes (**PCG**), visant à détecter et à identifier les différentes pathologies cardiaques, peut être divisé en plusieurs étapes (**Fig II.1**) : prétraitement, segmentation, analyse des bruits cardiaques et des souffles, extraction des caractéristiques et classification.

Le prétraitement consiste à préparer les données PCG pour l'analyse en appliquant des opérations telles que l'amplification, le filtrage, la normalisation et la quantification. Cette étape vise à rendre le signal PCG adapté à l'analyse ultérieure.

La phase de segmentation localise les limites de chaque cycle cardiaque dans le signal PCG et identifie les différentes composantes du signal, telles que les bruits S1 et S2, ainsi que les périodes systolique et diastolique dans chaque cycle cardiaque.

L'extraction des caractéristiques est une étape essentielle d'un système automatique de classification. En utilisant des caractéristiques appropriées, il devient plus facile de classifier les signaux PCG et de les différencier.

Enfin, la phase de classification permet de prendre une décision concernant la présence d'une pathologie cardiaque, en classifiant les signaux PCG comme étant sains ou pathologiques.

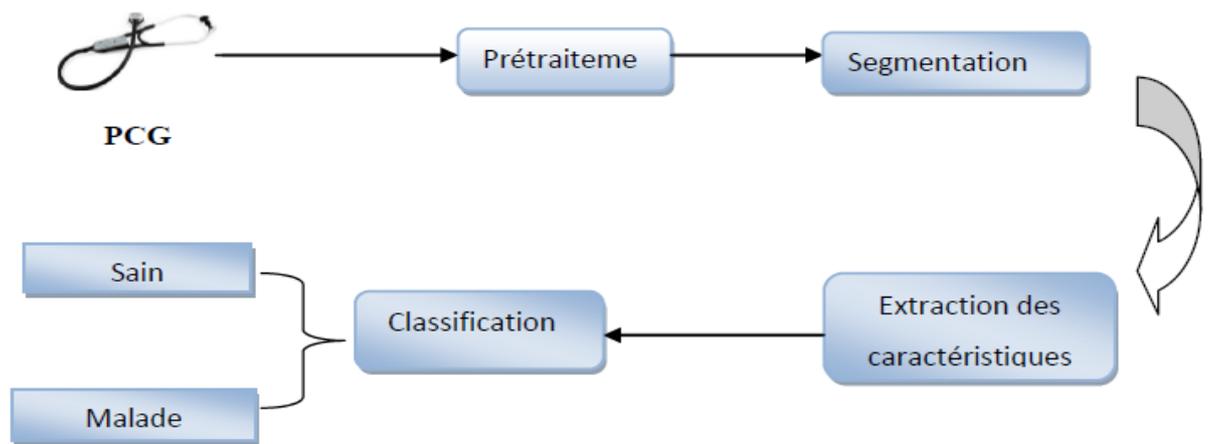


Fig II. 1 :Chaîne d'un système automatique d'analyse des signaux phonocardiogrammes.

III. Collection des enregistrements :

Une base de données joue un rôle essentiel dans le stockage et la récupération de données structurées ou semi-structurées, qui sont nécessaires pour des travaux de recherche ou des projets spécifiques. Elle est souvent liée au thème ou à l'activité choisie, et constitue un élément fondamental dans de nombreux domaines. La qualité et l'authenticité des informations contenues dans une base de données peuvent avoir un impact significatif sur le succès d'un projet.

Dans le domaine de l'étude des signaux phonocardiogrammes, plusieurs bases de données ont été développées pour faciliter le traitement et la classification de ces signaux ;

IGA GRZEGORCZYK et al ont analysé environ 3000 sons cardiaques de la base de données publique Computing in Cardiology (CinC) de l'ensemble d'entraînement PhysioNet Challenge 2016.

Ils ont catégorisé chaque signal comme étant normal ou nécessite la consultation d'un expert. Alors que l'objectif principal de leur travail était de créer un algorithme qui divisera l'ensemble de ces signaux en ces 2 groupes précédents. [17]

Par contre, SENEQUE HOUNTONDJI dans son travail a constitué un dossier contenant des signaux Phonocardiogramme normaux et d'autres anormaux (Data-set A et B) enregistrés à partir d'un stéthoscope, aussi il a utilisé des données de validation de la base de donnée

"Pascal (Pattern Analysis, Statistical Modeling and Computational Learning) Classifying Heart Sound Challenge". [18]

Où MOHAMMED NABIH-ALI et al ont collecté les signaux PCG seulement à partir de la base de données PASCAL sur les bruits cardiaques. [19]

IV. Prétraitement du signal phonocardiogramme :

Cette phase est essentielle dans l'analyse des signaux phonocardiogrammes car elle permet de préparer les signaux bruts pour faciliter l'analyse et l'extraction d'informations. Le prétraitement peut inclure plusieurs étapes telles que l'échantillonnage, la normalisation, le filtrage. Les signaux phonocardiogrammes ont souvent une faible amplitude et une bande passante limitée, ce qui le rend plus sensibles aux interférences et au bruit.

1. Echantillonnage et normalisation :

Tous les signaux PCGs ont été enregistrés en format WAVE et ré-échantillonnés à une fréquence de 8KHz. Cette fréquence d'échantillonnage a été choisie car elle a été prouvée comme étant la plus appropriée pour l'enregistrement des signaux phonocardiogrammes. Aussi elle est considérée suffisante car la bande fréquentielle des bruits cardiaques se situe principalement entre [20-700 Hz], et cela répond au théorème de Shannon : [16]

$$f_e > 2 * f_{\max} \quad (2.1)$$

Avant d'entreprendre chaque étape de traitement, il est courant de normaliser le signal audio. La normalisation consiste à appliquer un gain spécifique au fichier audio numérique afin d'atteindre un niveau d'amplitude ou de volume cible tout en préservant la gamme dynamique du signal. L'objectif de la normalisation audio est d'obtenir le volume maximal d'un clip audio sélectionné [20]. En supposant que $X(t)$ est notre signal original échantillonné et $X_{\text{norm}}(t)$ sa version normalisée :

$$X_{\text{norm}}(t) = \frac{X(t)}{\max(|X(t)|)} \quad (2.2)$$

Et dans ce cadre, de plusieurs travaux montrent l'importance de passer par cette étape qui facilite le traitement ultérieur :

Dans son travail, Mouloud Guermoui a suivi plusieurs étapes de prétraitement après avoir recueilli différents enregistrements des signaux **PCGs**. Tout d'abord, tous les signaux ont été ré-échantillonnés à une fréquence de **8000 Hz** avec une précision de 16 bits. Ensuite, ils ont été convertis au format WAVE et normalisés pour garantir une représentation cohérente et faciliter le traitement ultérieur. [11]

Hasna Lamraoui dans son mémoire, s'est appuyée sur le théorème de Shannon pour choisir une fréquence d'échantillonnage de 8 kHz. Après le sous-échantillonnage du signal **PCG**, le signal $x(t)$ a été normalisé de manière à ce que sa valeur maximale soit égale à 1, afin d'assurer une représentation cohérente du signal. [21]

2. Filtrage des signaux PCGs :

La présence de ces bruits peut rendre l'analyse et la segmentation des signaux **PCGs** plus difficiles, en particulier lorsqu'ils ressemblent aux sons cardiaques. Afin de poursuivre le processus d'analyse en utilisant des techniques avancées pour améliorer la qualité du signal. Le niveau de bruit influence énormément la segmentation des événements et de ce fait la classification et le diagnostic, pour cela plusieurs algorithmes pour la suppression du bruit dans un signal **PCG** ont été proposés dans la littérature :

Naveen Dewangan et al, dans leur recherche décrivent des algorithmes de filtrage adaptatifs et leur application dans l'annulation adaptative du bruit. L'idée principale est d'utiliser l'algorithme LMS (Least-Mean-Squares) pour concevoir un filtre adaptatif qui permet de réduire le bruit de manière efficace. [22]

Hountondji Sénèque dans son travail a réalisé un filtrage en utilisant un filtre passe-bande de type Butterworth d'ordre 6 avec des fréquences de coupure de 20 Hz et 500 Hz. Cette plage fréquentielle correspond aux sons cardiaques fréquemment utilisés dans la littérature. [18]

Dans une autre étude, Hasna Lamraoui et afin d'éliminer le bruit des signaux **PCG** de type AR, elle a appliqué un filtre passe-bas en utilisant la série de Fourier, en fixant la fréquence de coupure à 150 Hz. Cela a permis de supprimer les fréquences supérieures à 150 Hz, qui sont caractéristiques des signaux pathologiques, tout en préservant les composantes du signal **PCG** d'intérêt. [21]

L'une des techniques utilisées est le débruitage par ondelettes, et dans cette section nous explorerons l'application des ondelettes dans le contexte du débruitage du PCG dans notre travail.

3. La transformée en ondelettes :

Une ondelette est une fonction oscillante (ce qui explique le mot "onde") de moyenne nulle, souvent représentée par le symbole ψ , qui présente une certaine régularité et dont le support est limité (ce qui explique le mot "ondelette", qui veut dire petite onde). L'ondelette mère ψ donne naissance à une famille d'ondelettes :

$$\{\psi_{u,s}(t) = \frac{1}{\sqrt{s}} \psi\left(\frac{t-u}{s}\right)\} \quad (u,s) \in \mathbb{R} \times \mathbb{R}^+ \quad (2.3)$$

Où le paramètre temporel (délai) est représenté par u et le paramètre d'échelle par s . L'ondelette $\psi_{u,s}$ correspond à la translation de l'ondelette mère ψ par u et à sa dilatation par s (ou contraction si $s < 1$). Par conséquent, lorsque l'échelle s augmente, la résolution s'améliore. [23].

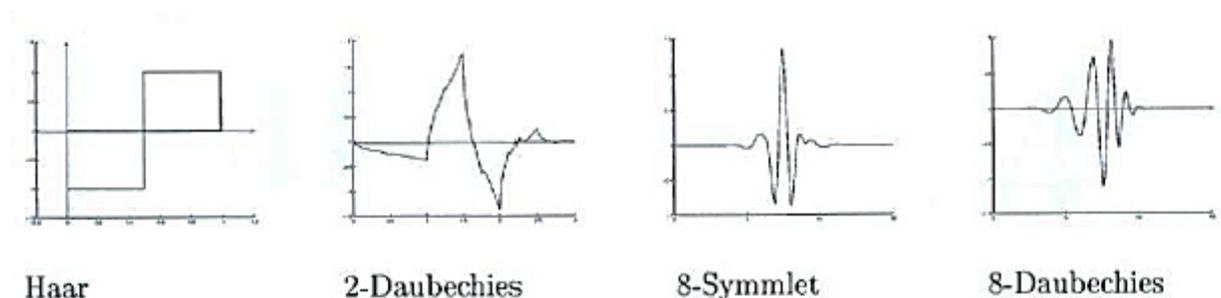


Fig II. 2 :Quelques exemples de types d'ondelettes.

La transformée en ondelettes (TO) ou (WT : Wavelet transform en anglais) est une méthode couramment utilisée dans le traitement des signaux biomédicaux en raison de ses caractéristiques oscillatoires, de sa taille finie et de sa capacité à traiter les signaux biomédicaux non stationnaires et transitoires. [24]

La TO permet aussi de présenter le signal dans le domaine temps-fréquence, offrant ainsi une résolution élevée en fréquence pour le contenu basse fréquence du signal et une résolution temporelle élevée pour son contenu haute fréquence. C'est pourquoi elle est considérée comme un outil puissant pour l'analyse des signaux non stationnaires tels que les

signaux physiologiques notamment les signaux phonocardiogrammes (PCGs). Il existe trois types de TO : [24]

- La transformée en ondelettes continue TOC.
- La transformée en ondelettes discrète TOD.
- La transformée en ondelettes en paquets TPO.

1. Débruitage par seuillage des coefficients d'ondelettes :

Le modèle considéré pour le débruitage classique, où le signal mesuré x est un mélange additif d'un signal informatif s et d'autre qui représente le bruit r :

$$x(t)=s(t)+r(t) \quad (2.4)$$

Le seuillage des coefficients d'ondelettes est une technique couramment utilisée pour le débruitage des signaux en utilisant la transformée en ondelettes. L'idée fondamentale est d'exploité les propriétés de la représentation en ondelettes pour supprimer les coefficients d'ondelettes associés au bruit, tout en préservant les coefficients importants correspondant aux caractéristiques du signal d'intérêt. [16]

Dans la littérature les méthodes de seuillage couramment utilisées en débruitage par ondelettes sont : le seuillage dur (**Hard thresholding**) et le seuillage doux (**soft thresholding**) : [16]

a) Le seuillage dur (Hard thresholding):

Il consiste à mettre à zéro les coefficients d'ondelettes dont la valeur absolue est inférieure à un seuil fixe prédéterminé, et à conserver les coefficients dont la valeur absolue est supérieure au seuil.

b) Le seuillage doux (soft thresholding):

Il consiste à réduire les coefficients d'ondelettes dont la valeur absolue est inférieure à un seuil fixe prédéterminé, et à conserver les coefficients dont la valeur absolue est supérieure au seuil en les réduisant proportionnellement.

2. Méthodologie du débruitage appliquée : Dans le cadre de débruitage par seuillage des coefficients d'ondelettes, cela comprend plusieurs étapes clés peut être décrites comme suit : (**Fig II.3**)

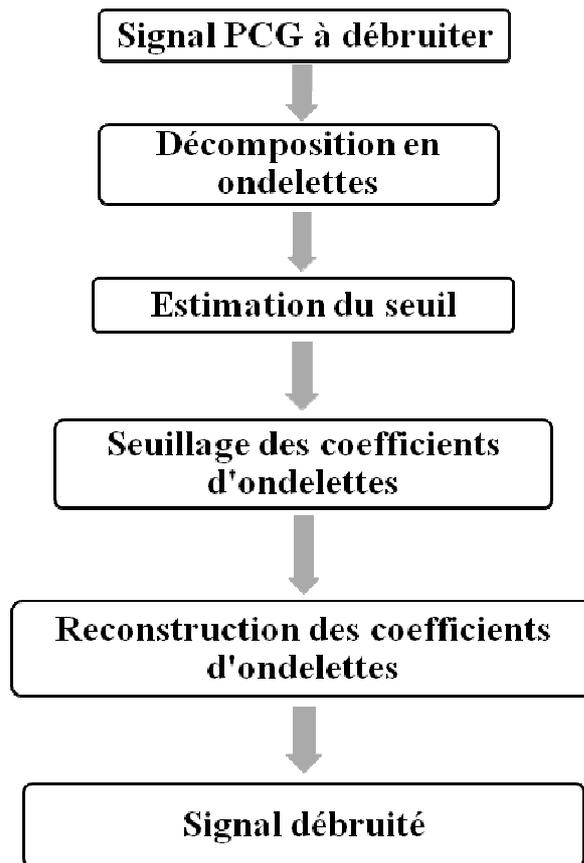


Fig II. 3 : L'organigramme de débruitage par seuillage des coefficients d'ondelettes.

a) Choix de la transformée en ondelettes :

La sélection de la transformée en ondelettes est une étape fondamentale, car il existe plusieurs familles d'ondelettes avec des caractéristiques et des propriétés distinctes. Le choix optimal dépendra des caractéristiques spécifiques du signal à débruiter ainsi que les objectifs de débruitage visés.

Dans le cadre de notre travail, le choix de l'ondelette mère "db7" (ondelette Daubechies d'ordre 7) a été effectué après une recherche bibliographique approfondie portant sur divers travaux scientifiques. Cette sélection a été motivée par les similitudes observées entre les variations du signal PCG et les caractéristiques de l'ondelette "db7". [16]

Il convient de souligner que Debbal et Beriksi dans leur travail ont également conclu que l'ondelette Daubechies d'ordre 7 était particulièrement adaptée à l'analyse du signal phonocardiogramme. [16]

b) Décomposition en ondelettes :

Cette étape consiste à appliquer la transformée en ondelettes au signal d'entrée afin d'obtenir une représentation sous forme de coefficients d'ondelettes à différentes échelles et

niveaux de résolution. Une fois la décomposition est effectuée, les coefficients d'ondelettes peuvent être traités et modifiés pour réduire le bruit en préservant les caractéristiques importantes du signal. Le niveau choisie pour cela est le 3^{ème} niveau de décomposition, ce qui indique que le signal sera décomposé en 3 échelles.

c) Seuillage des coefficients d'ondelettes :

Après l'application de la décomposition, nous appliquons une des méthodes de seuillage afin de supprimer les coefficients considérés comme du bruit et conserver les coefficients contenant les informations utiles du signal. Dans le cadre de notre travail et afin d'estimer le seuil nous avons utilisé la méthode développée par Donoho et Johstone, et est connue par le seuillage universel. Cette méthode propose un seuil basé sur l'estimation de l'énergie du bruit, en supposant la présence d'un bruit gaussien superposé au signal.

Le seuil S est calculé par l'équation :

$$S = \sigma \sqrt{2 \log N} \quad (2.5)$$

Où N représente le nombre de points du signal, et σ^2 est la variance du bruit. La variance du bruit peut être estimée en utilisant la médiane du bruit notée : $M_{w_{1k}}$, et calculée comme :

$$\sigma = M_{w_{1k}} / 0.6745 \quad (2.6)$$

Il existe plusieurs méthodes de seuillage, et dans le travail présent nous avons appliqué la méthode "SURE" (Stein's Unbiased Risk Estimator). C'est une méthode de d'estimation du risque universel de débruitage qui est utilisée pour choisir le seuil optimal dans le seuillage universel

d) Reconstruction du signal :

Une fois que les coefficients d'ondelettes ont été seuillés, C'est-à-dire que les coefficients considérés comme bruit ont été supprimés, à ce niveau il est nécessaire d'effectuer une reconstruction inverse en utilisant les coefficients restants. Cela permet de reconstruire le signal filtré à partir de sa décomposition en ondelettes.

V. Segmentation du signal phonocardiogramme :

La segmentation des signaux physiologiques, notamment les signaux phonocardiogrammes, joue un rôle important dans l'analyse et représente une étape essentielle de notre travail d'analyse automatique des bruits cardiaques.

Cette phase consiste à diviser le signal en segments ou événements distincts, tels que les bruits de cœur B1, B2 et les souffles cardiaques, cette division permet d'étudier ces événements spécifiques, ce qui facilite l'interprétation des caractéristiques du signal et permet une analyse plus approfondie pour la détection des anomalies cardiaques en particulier valvulaires. Dans le cadre de notre travail l'étape de segmentation se divise en deux grandes parties : l'identification et la localisation des événements cardiaques et l'extraction des paramètres.

1. Identification et localisation des événements cardiaques :

Dans la littérature, les méthodes de localisation des bruits cardiaques se divisent généralement en deux approches principales : [25]

a. Méthode indirecte :

Cette approche utilise le signal de l'électrocardiogramme (**ECG**) comme référence, en se basant sur le fait que le premier bruit cardiaque (S1) se produit après un intervalle de temps spécifique du complexe QRS, qui peut être détecté automatiquement. Cependant, cette méthode présente certaines limitations :

- Le retard temporel variable entre les activités électriques et mécaniques du cœur, qui n'est pas constant pour tous les patients.
- La nécessité de plusieurs instruments supplémentaires.

b. Méthode directe :

Cette approche ne nécessite pas l'utilisation de l'**ECG** et s'applique directement au signal phonocardiogramme (**PCG**). Elle vise à localiser les bruits cardiaques en se basant sur les caractéristiques propres du signal **PCG**. Ainsi elle offre une alternative plus directe et évite les limitations liées à l'**ECG**.

Dans les méthodes de localisation directe des bruits cardiaques, l'extraction de l'enveloppe d'amplitude est l'approche principale utilisée. L'objectif est de maximiser la distinction entre les sons cardiaques et les autres sons provenant de différentes sources (bruits pathologiques, bruits environnementaux, bruits pulmonaires, frottement du stéthoscope, position du patient, etc.).

Pour ce faire, différentes transformations mathématiques peuvent être appliquées, se classant généralement en quatre groupes : [25]

- Transformations temporelles et morphologiques : Ces transformations se basent sur l'analyse de la forme temporelle du signal pour extraire des caractéristiques distinctives des bruits cardiaques.
- Transformations fréquentielles : Ces transformations se concentrent sur l'analyse de la distribution spectrale du signal pour identifier les fréquences associées aux bruits cardiaques.
- Transformations temps-fréquence : Ces transformations combinent à la fois l'information temporelle et fréquentielle du signal pour capturer les variations dans le temps et la fréquence des bruits cardiaques.
- Transformations basées sur la complexité du signal : Ces transformations évaluent la complexité du signal pour différencier les bruits cardiaques des autres sources de bruit

La localisation dans le contexte du signal phonocardiogramme (**PCG**) vise à détecter avec précision la position des sons cardiaques B1 (premier bruit cardiaque) et B2 (deuxième bruit cardiaque) dans le signal. Cette étape est cruciale car elle permet d'identifier les instants précis où ces bruits cardiaques se produisent, ce qui permet d'obtenir des informations précieuses sur le fonctionnement cardiaque, ainsi que la détection de conditions cardiaques anormales, ce qui est essentiel pour l'analyse et le diagnostic.

Au fil des années, de nombreux chercheurs se sont penchés sur la localisation des sons cardiaques dans le **PCG**, dans une recherche a été menée par Ana Gavrovska et ses collègues visant à développer un nouvel algorithme pour la détection automatique des sons cardiaques fondamentaux. Leur approche repose sur une représentation temps-fréquence conjointe basée sur la distribution pseudo-affine de Wigner-Ville (PAWVD), le schéma de levage des

ondelettes de Haar (Haar-LS) et l'énergie de Shannon moyenne normalisée (NASE) avec l'autocorrélation. [26]

Dans une étude menée par Chengyu Liu et al, ils ont exploré l'amélioration de la précision de segmentation du premier et deuxième son cardiaque dans des enregistrements PCG bruités du monde réel. Pour cela, les chercheurs ont utilisé un modèle semi-Markov caché (HSMM), en incorporant des informations a priori sur la durée des états. Ils ont étendu le modèle en utilisant la régression logistique pour estimer la probabilité d'émission. De plus, un algorithme de Viterbi modifié a été développé pour décoder la séquence d'états la plus probable. [27]

Une recherche récente menée par Tien-en Chen et leur groupe ont proposé une méthode utilisant un réseau neuronal profond (DNN) pour la reconnaissance et l'identification des bruits cardiaques B1 et B2. L'objectif était de déterminer si des performances de reconnaissance fiables pour B1 et B2 pouvaient être obtenues même dans des situations où les informations de durée et d'intervalle ne sont pas disponibles. [28]

La plupart des algorithmes de localisation des sons cardiaques (LSC), suivent le processus expliqué dans cette figure :

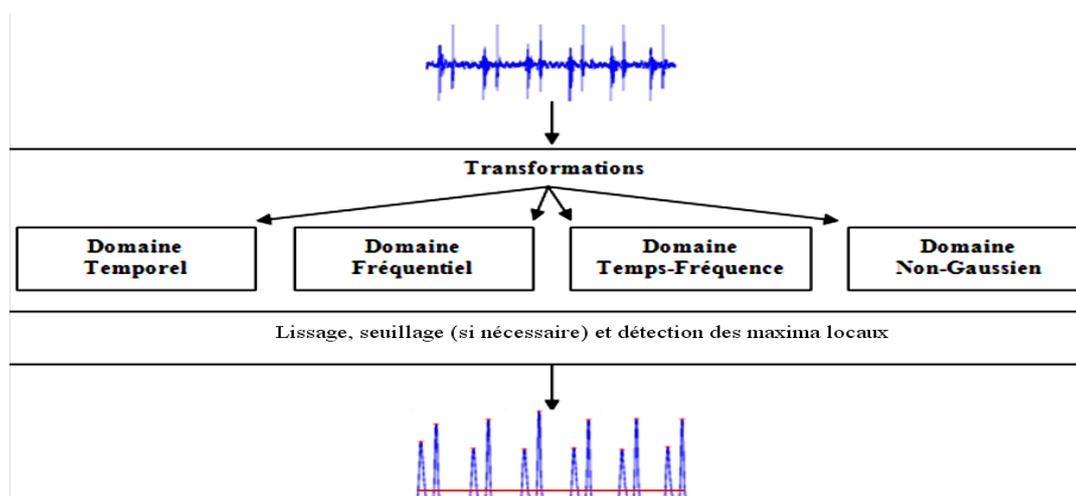


Fig II. 4 :Principe des méthodes de localisation directes des sons cardiaques.

2. Extraction des paramètres :

Cette étape consiste à extraire des caractéristiques particulières du signal qui permettent une quantification et une représentation concises des propriétés cardiaques. Elle permet également de caractériser et de quantifier de manière objective les événements cardiaques, ce

qui facilite l'analyse et l'interprétation des signaux **PCGs** dans le cadre du diagnostic et de l'évaluation de la santé cardiaque. Ces paramètres servent ensuite de données d'entrée pour les algorithmes de classification, qui peuvent être utilisés pour distinguer les différents types de pathologies cardiaques, aussi les cas présents.

Dans une étude menée, l'auteur [18] a effectué la localisation des bruits cardiaques B1 et B2 en comparant et évaluant 3 techniques qui sont : l'énergie de Shannon, la transformée de Hilbert et la transformée en ondelette continue, en termes d'erreurs de détection dans le cadre d'un défi de localisation. Une fois la meilleure méthode identifiée, elle a été utilisée pour extraire des constantes et des paramètres à partir d'un ensemble de signaux **PCG** normaux et anormaux, pour enfin réaliser une classification.

Une étude distincte menée par Nogueira et al, les signaux **PCG** ont été segmentés en utilisant un algorithme basé sur un modèle semi-Markovien de régression logistique caché, avec les signaux d'électrocardiogramme (**ECG**) utilisés comme référence. Deux groupes de caractéristiques ont ensuite été extraits des segments de **PCG** : un groupe basé sur des motifs dans le domaine temporel, et un groupe basé sur les coefficients cepstraux de fréquence Mel dans le domaine fréquentiel. Ces caractéristiques ont ensuite été combinées pour former une représentation bidimensionnelle temps-fréquence sous la forme d'une carte thermique. [29]

Dans le cadre de notre travail, nous appliquons une transformation temporelle aux signaux phonocardiogrammes (**PCGs**) dans le but d'analyser et de séparer les événements cardiaques des souffles présents dans ces signaux. Cette approche nous permet d'examiner et d'étudier les signaux **PCGs** en se basant sur leurs propriétés temporelles.

En distinguant les cas normaux des cas pathologiques, nous extrayons des caractéristiques et des paramètres distinctifs qui facilitent la différenciation entre les deux. Dans la section suivante de ce chapitre, nous allons introduire et définir cette technique. Par la suite, dans le chapitre suivant, en fournissant des explications détaillées et en présentant des résultats spécifiques.

3. L'énergie moyenne de Shannon :

L'énergie de Shannon est une mesure qui met en évidence l'intensité moyenne d'un signal tout en atténuant l'effet du bruit. Lorsqu'elle est appliquée à un signal **PCG**, elle nous

permet de localiser les sons cardiaques en extrayant leur enveloppe. Cette mesure est calculée à l'aide de la formule suivante : [25]

$$E = -X^2(t) * \log(X^2(t)) \quad (2.7)$$

Où X(t) représente le signal PCG à un instant donné.

L'énergie de Shannon nous offre une façon de mettre en évidence les caractéristiques importantes du signal PCG, tout en minimisant l'influence du bruit indésirable.

a. L'enveloppe de l'énergie de Shannon :

L'enveloppe de l'énergie de Shannon fournit une représentation simplifiée et visuelle des variations d'intensité des sons cardiaques dans le signal PCG, ce qui facilite l'interprétation et l'analyse des données cardiaques. L'enveloppe de Shannon peut être calculée de deux manières différentes : [25]

- En utilisant une fenêtre glissante de longueur 20 ms, ce qui équivaut à N = 40 échantillons si la fréquence d'échantillonnage est de 2 KHz, avec un chevauchement de 50 %. Dans cette approche, l'enveloppe de Shannon ou l'énergie moyenne normalisée de Shannon du signal est calculée de cette façon :

$$P = \frac{E_i - M(E)}{S(E)} \quad (2.8)$$

Avec E_i est la moyenne de l'énergie de Shannon dans la fenêtre i.

$M(E)$ est la moyenne des E_i calculés, et $S(E)$ est son écart-type.

- En appliquant la transformation de Shannon sur chaque échantillon du signal, sans utiliser de fenêtrage. Dans cette méthode, la valeur de N est égale au nombre total d'échantillons du signal x(t). La sortie est ensuite filtrée ou lissée à l'aide d'un filtre passe-bas tel qu'un Butterworth du 5ème ordre avec une fréquence de coupure de 30 Hz.

VI. Classification des signaux phono cardiogrammes :

La classification des signaux PCGs est une méthode permettant de différencier les signaux cardiaques normaux des signaux présentant des pathologies, d'identifier les affections cardiaques spécifiques, et d'aider au suivi et au traitement des patients. Elle repose sur

l'utilisation de techniques d'apprentissage automatique et de traitement du signal qui exploitent les caractéristiques extraites des signaux **PCGs**, telles que les formes d'onde, les intervalles temporels et les fréquences.

L'objectif principal de la classification des signaux **PCGs** est d'améliorer la précision du diagnostic cardiaque et de fournir des informations cliniquement pertinentes pour les décisions médicales.

Au fil du temps, plusieurs chercheurs ont étudié l'utilisation des machines à vecteurs de support (SVM) pour la classification des bruits cardiaques. Les études se distinguent par les méthodes d'extraction de caractéristiques utilisées, telles que les ondelettes et les caractéristiques temporelles, fréquentielles et temps-fréquence.

Dans le travail de RIVDAN Saraçoglu, une extraction de caractéristiques à partir de signaux sonores cardiaques a été effectuée. Pour la classification, ils ont opté pour l'utilisation d'un modèle de Markov caché discret (DHMM). Cette approche, connue sous le nom de PCA-DHMM, a été appliquée à deux ensembles de données distincts pour évaluer sa performance. Pour la classification, ils ont opté pour l'utilisation d'un modèle de Markov caché discret (DHMM). Cette approche, connue sous le nom de PCA-DHMM, a été appliquée à deux ensembles de données distincts pour évaluer sa performance. [30]

De plus, les modèles de Markov cachés (HMM) ont également été utilisés pour classer les pathologies dans les enregistrements de phonocardiogrammes (**PCGs**). Ces approches différentes ont pour objectif d'améliorer la précision et la fiabilité de la classification des bruits cardiaques. Par contre, Seneque Hountondji a trouvé la meilleure précision de classification avec un taux de 73.8% avec l'utilisation du Weighted KNN. [18]

Dans une étude récente menée par Simarjot R.K et son collègue, son objectif était de classer les signaux PCG en différentes classes en utilisant des caractéristiques sélectionnées. Pour ce faire, plusieurs classificateurs ont été utilisés, notamment le k-NN (k plus proches voisins), le k-NN flou et le Réseau de neurones artificiels (**ANN**). Ces classificateurs ont été choisis en raison de leurs capacités à traiter des données complexes et à effectuer des tâches de classification précises. [31]

Selon Mohammed Nabih Ali et al, l'extraction des caractéristiques a été effectuée en utilisant la transformée en ondelettes discrètes (DWT). Ensuite, pour la classification, ils ont

utilisé un réseau de neurones artificiels (ANN) qui a atteint une précision globale de 97 %." [54]

Dans notre étude, l'approche adoptée pour la classification est basée sur l'utilisation des réseaux de neurones artificiels (**RNA**). Dans le cadre de ce travail, un chapitre complet sera consacré à l'explication détaillée de ce classificateur. Les méthodes spécifiques utilisées pour entraîner et configurer le **RNA** seront présentées, mettant en évidence les choix architecturaux, les fonctions d'activation, les algorithmes d'apprentissage. De plus, les résultats obtenus lors de l'étude seront également discutés.

VII. Conclusion :

Ce chapitre a permis de faire le point sur les avancées récentes dans le domaine de l'analyse des signaux phonocardiogrammes (**PCGs**). Nous avons souligné l'importance de la segmentation précise des sons cardiaques, ainsi que la caractérisation des paramètres et des caractéristiques spécifiques. De plus, la classification précise des différentes classes de bruits cardiaques a été mise en évidence.

Cette revue de l'état de l'art nous a permis d'approfondir notre compréhension des progrès réalisés dans ce domaine et d'identifier les lacunes et les opportunités de recherche future.

Les techniques présentées dans ce chapitre constituent une base solide pour notre propre étude, qui vise à développer une approche novatrice pour la détection et la classification précises des bruits cardiaques à partir des signaux **PCGs**.

Dans le prochain chapitre, nous décrirons en détail notre méthodologie, en expliquant comment nous avons adapté et appliqué ces techniques dans le cadre de notre étude.

Chapitre III

Segmentation et caractérisation des signaux PCGs

Introduction :

Le signal **PCG** constitue un support d'information à valoriser par un traitement numérique afin de mieux apprécier les pathologies et de pouvoir les traiter plus aisément.

Avant de procéder à n'importe quelle application d'analyse numérique, pour déterminer les caractéristiques et paramètres les plus pertinents dans l'estimation des signaux **PCGs**, il faut comprendre le signal phono cardiogramme (**PCG**). Comprendre le phono cardiogramme(**PCG**) implique donc la connaissance de différents évènements constituant le **PCG** : bruits (B1 et B2) et souffles cardiaques.

Dans ce contexte, la séparation des bruits et des souffles cardiaques, nécessite une méthode de segmentation basée sur les outils de traitements du signal.

En se basant sur cette idée, nous allons essayer dans cette partie d'appliquer cette approche pour la segmentation des signaux phono cardiogrammes, afin de déterminer les paramètres les plus pertinents utilisés dans l'analyse des signaux **PCGs** et par suite dans la classification.

I. Base de données :

Dans cette analyse, les différents signaux phono cardiogrammes (**PCGs**) traités, sont des enregistrements audio (**.wav**), prélevés via trois différentes bases de données [32], [34], présentant un degré de sévérité pathologie différent donnée par la table de l'annexe. I (Voir Annexe), avec aucun autre détail sur par exemple l'état du patient, l'âge, le sexe, ...etc.

Cette base de données a été largement utilisée par l'équipe de traitement du signal sous la direction de **M^r Debbel Sidi Mohamed**, université de Tlemcen, labo **GBM**.

II. Segmentation des signaux PCGs :

1. Méthodes et techniques :

Dans la littérature diverses approches peuvent être appliquées pour extraire l'enveloppe du signal, comme la transformé d'Hilbert, le calcul du carré du signal, la valeur absolue, l'entropie de Shannon et l'énergie de Shannon. [35], [36]

L'entropie et l'énergie de Shannon [37], voir l'équation (3.1)-(3.2), donnent le plus grand poids aux intensités moyennes du signal, par conséquent, le bruit de faible intensité et les perturbations de hautes intensités seront atténués.

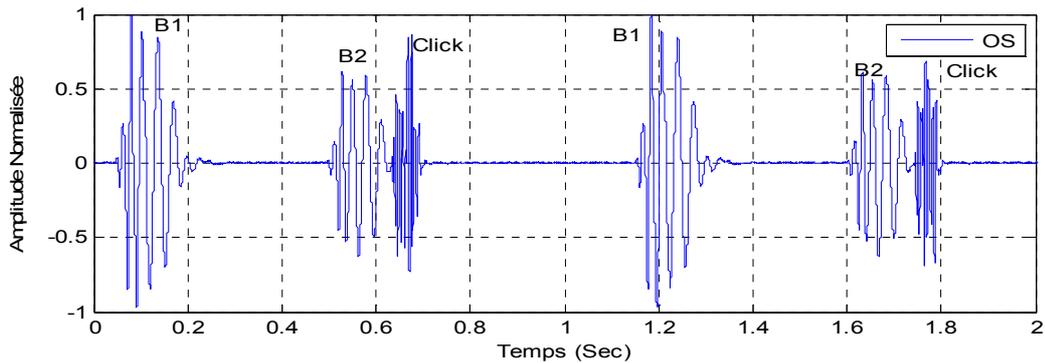
$$\bullet \text{ Entropie de Shannon : } E = -|S(t)| * \log|S(t)| \quad (3.1)$$

• **Energie de Shannon : $E = -S(t)^2 * \log S(t)^2$ (3.2)**

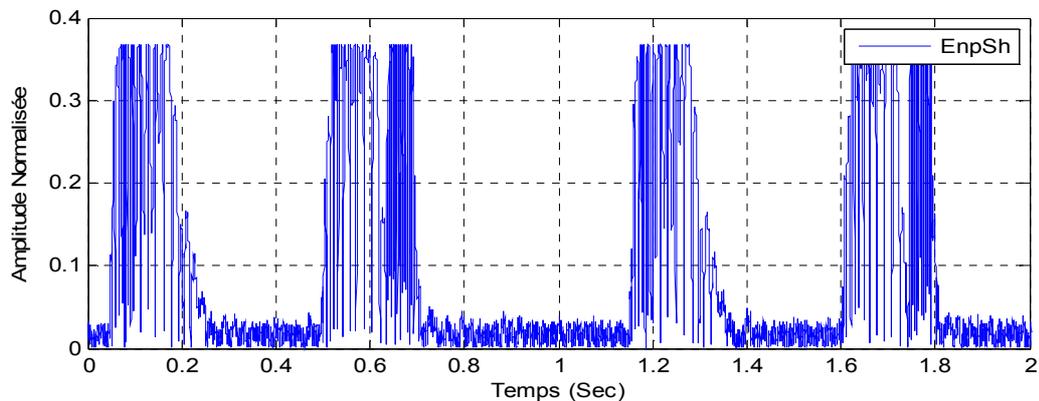
Les représentations énergétiques illustrées sur la figure : **Fig III.1 (a, b et c)**, montrent l'intérêt de l'énergie de Shannon dans le traitement du signal **PCG**.

Selon cette figure nous pouvons remarquer que l'entropie et l'énergie de Shannon permettent d'atténuer l'ampleur des oscillations de haute intensité [37]. La forme de la courbe d'énergie de Shannon (**Fig III.1b**) favorise les faibles oscillations, ce qui donnera des représentations énergétiques prenant en considération l'ensemble des bruits et des souffles cardiaques [38].

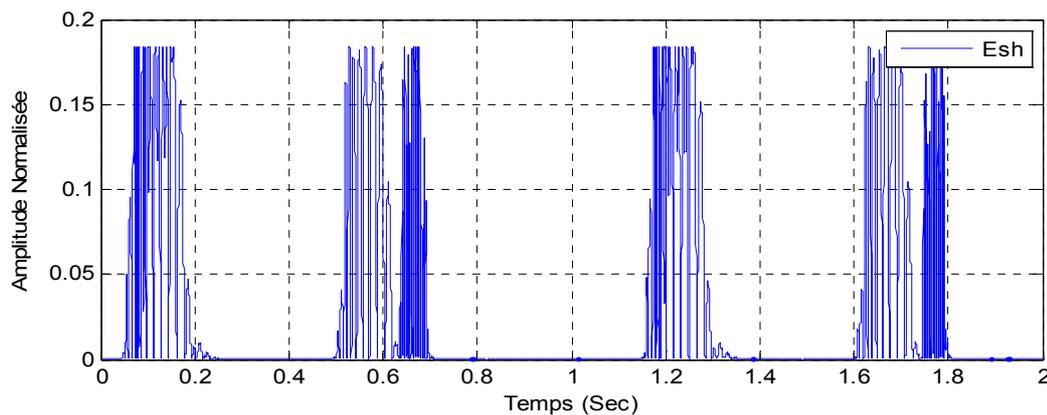
Aussi on peut constater que l'enveloppe obtenue à travers l'énergie de Shannon est la plus adéquate pour le traitement du signal phono cardiogramme [39], cette approche permet de mieux représenter les oscillations de faibles amplitudes en évitant leurs exténuations au profit de celles de valeurs plus élevées. Cela est très efficace dans le cas où les souffles rencontrés sont de faible intensité.



(a)



(b)



(c)

Fig III. 1 :Représentation énergétiques d'un signal PCG pathologique (OS) : **a)**Signal PCG, **b)**Entropie de Shannon du signal, **c)**Energie de Shannon du signal.

2. Algorithme de séparation :

Différentes techniques basées sur la détection de l'enveloppe d'énergie de Shannon ont été proposés [36], [37], [40], [41]. Or ces différentes approches sont efficaces uniquement dans le cas où les bruits cardiaques **B1** et **B2**, sont plus énergétiques que le souffle.

Dans notre étude, l'algorithme de séparation développé par **Mr O.Tahar**[9], est basé sur la technique de débruitage par ondelette(wavelet denoising). Cette technique présente une étape primordiale pour résoudre le problème dans le cas où le contenu fréquentiel des souffles cardiaques (**systolique** ou **diastolique**) est plus important que celui des bruits cardiaques (**B1** et **B2**).

L'organigramme (**Fig III.2**) suivant décrit les différentes étapes de notre algorithme de segmentation :

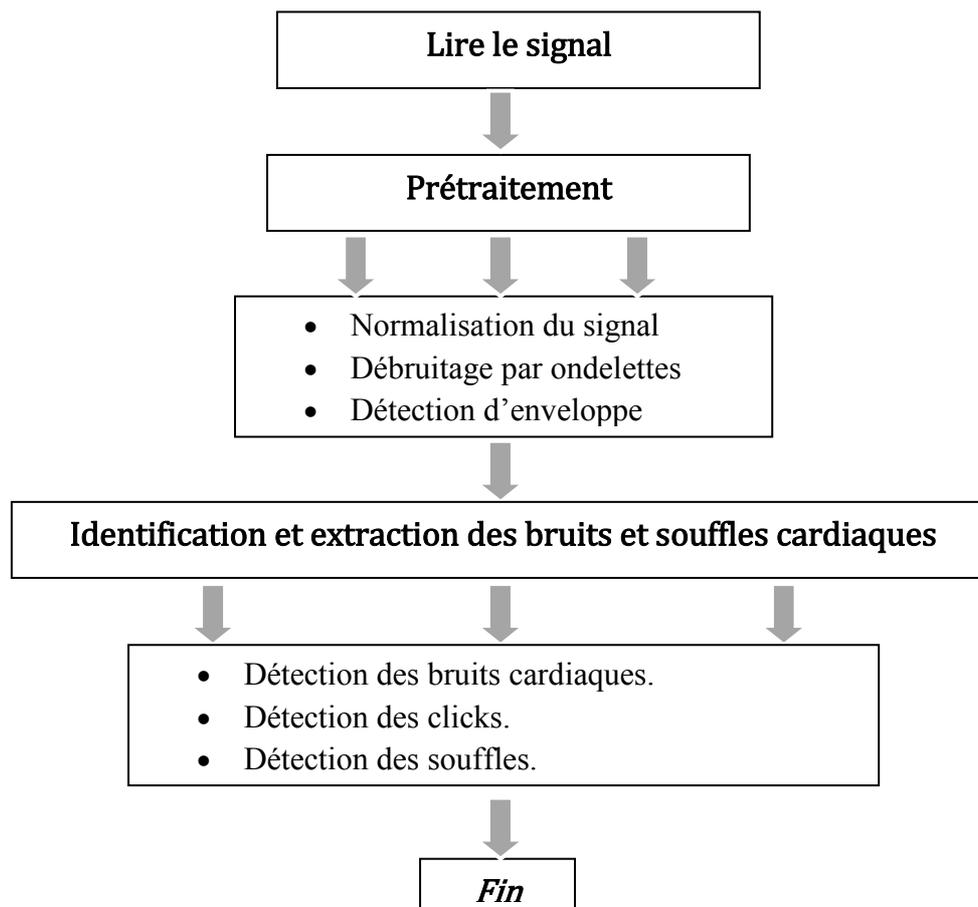


Fig III. 2 :Algorithme de séparation des bruits et des souffles cardiaques.

Cet algorithme présente deux étapes importantes :

1. Détection de l'enveloppe d'énergie de Shannon :

Dû à la complexité du signal phono cardiogramme (PCG), cet algorithme (**FigIII.2**) est conçu d'une manière supervisée, c.-à-d. l'utilisateur doit ajuster certains paramètres comme : le niveau de la décomposition et le seuil, pour atteindre la segmentation optimale.

a. La normalisation du signal :

Après la lecture du signal, la normalisation permet de représenter le signal échantillonné avec une fréquence de 8Kh avec une amplitude bien limité entre : **-1** et **+1**.

b. Débruitage par ondelettes :

Après la normalisation du signal **PCG** l'utilisateur a le choix d'effectuer un filtrage par ondelettes. Cette étape est nécessaire, pour annuler les composantes de haute fréquence dans le cas où les souffles présents sont de haute intensité, et que le contenu fréquentiel de ces derniers est plus important que ceux des bruits cardiaques. [41].

La figure ci-dessous est une représentation des six niveaux de débruitage par ondelettes du signal PCG de la sténose aortique(AS) (**Fig III.3**). Dans notre analyse le débruitage optimal est abouti dans le 5^{ème} niveau, néanmoins, quelques traces du souffle restent toujours non filtrées, au-delà de ce niveau le signal commence à se déformer.

Le signal restitué dans ce niveau est utilisé dans la détection et l'identification des bruits cardiaques.

Or pour détecter et identifier les bruits et les souffle cardiaques, on considère que le débruitage idéal est celui du 3^{ème} niveau de la décomposition.

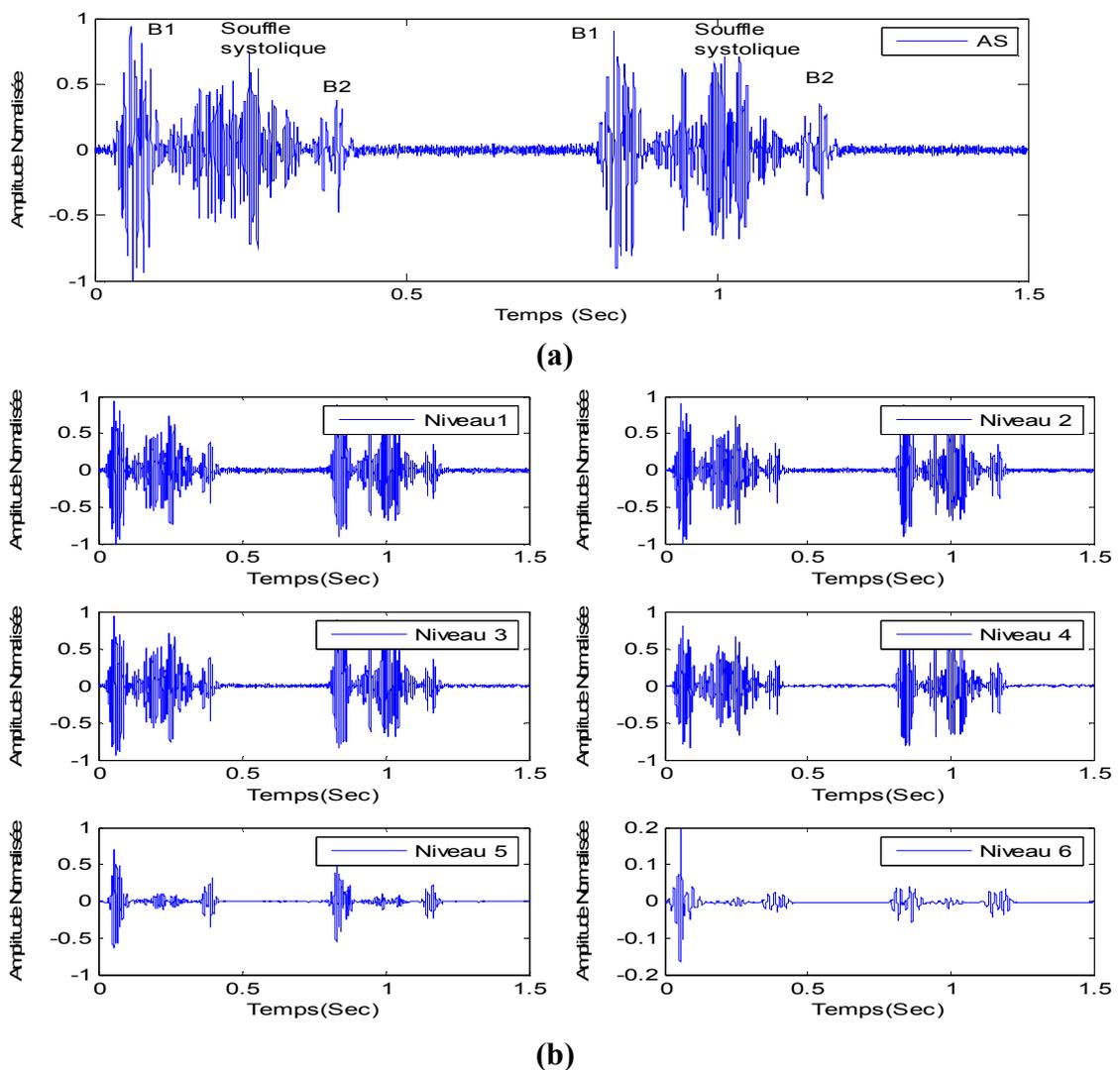


Fig III. 3 :Un signal PCG avec un souffle systolique :a)sténose aortique(AS), b) : débruitage par ondelettes (six niveaux).

c. Détection d'enveloppe :

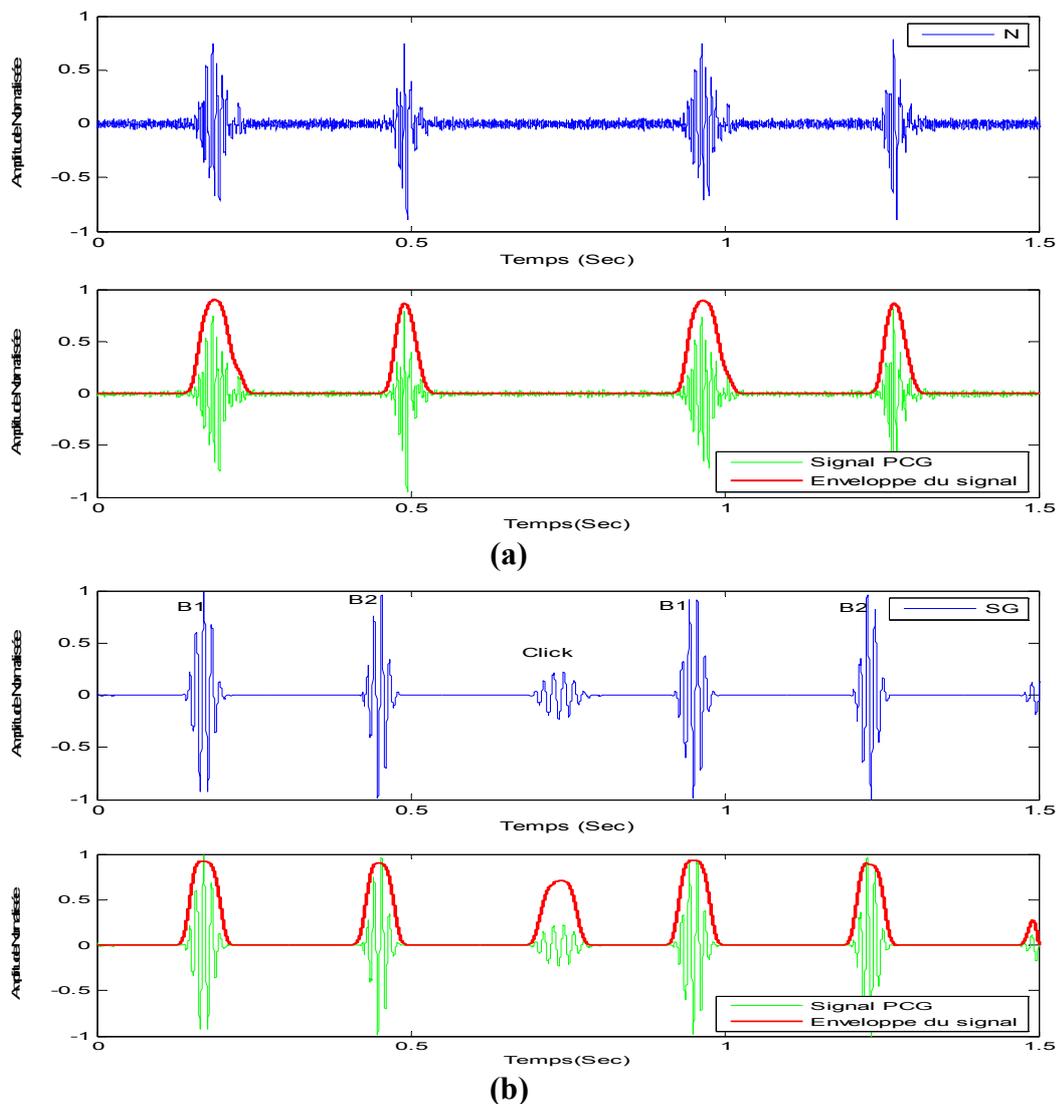
L'extraction de l'enveloppe d'énergie de Shannon peut être effectuée par une simple opération du filtrage passe-bas (le filtre utilisé est de type **FIR**, **FC=20 Hz**) [**Annexe. I**].

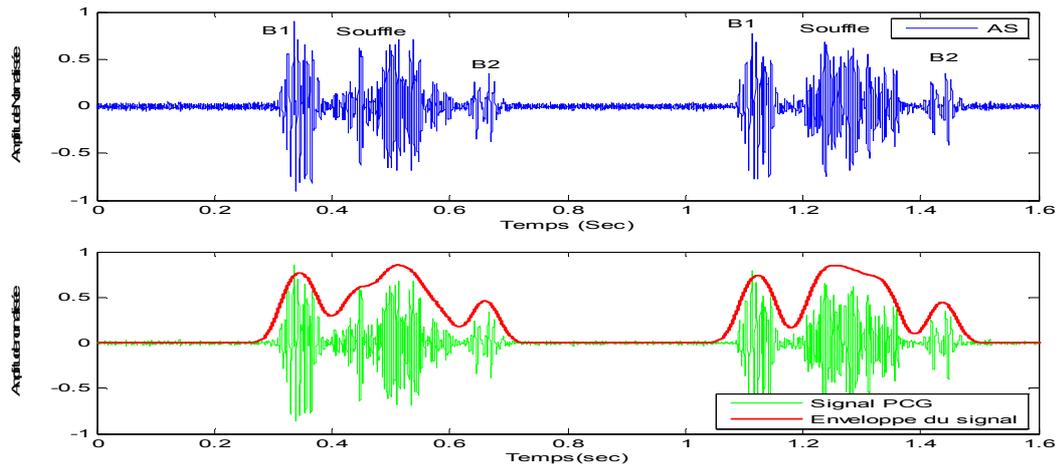
Ce filtrage est renforcé par un algorithme pour négliger les faibles énergies « inférieures à 90% du maximum » (un premier seuil (S1) est fixé). (FigIII.4)

$$\text{Enveloppe d'énergie} = E_p(i) \geq 0.9 E_p(i)_{\max} : \begin{cases} \text{Oui} & E_p(i) = E_p(i)_{\max} \\ \text{Non} & E_p(i) = 0 \end{cases}$$

Fig III. 4 :Condition de la suppression des valeurs inférieures à 90%.

L'application de cette approche sur trois différents cas : un cas **Normal**, un cas à **Click** et un cas à **souffle** est donnée par les figures suivantes :





(c)

Fig III. 5 :Détection de l'enveloppe : **a)** : cas normal et **b)** : cas à click et **c)** : cas à souffle systolique.

2. Identification et extraction des bruits et souffles cardiaques :

Après la détection d'enveloppe, la séparation des bruits et des souffles cardiaques se base particulièrement sur l'identification et la détection des minima-latéraux de chaque pic de l'enveloppe énergétique. Cette opération est effectuée par l'application d'un seuil fixé **manuellement** (un deuxième seuil (S_2) est fixé), puis détecter les instants de ces positions et par conséquent le positionnement des bruits et des souffles cardiaques. (**Fig III.6**)

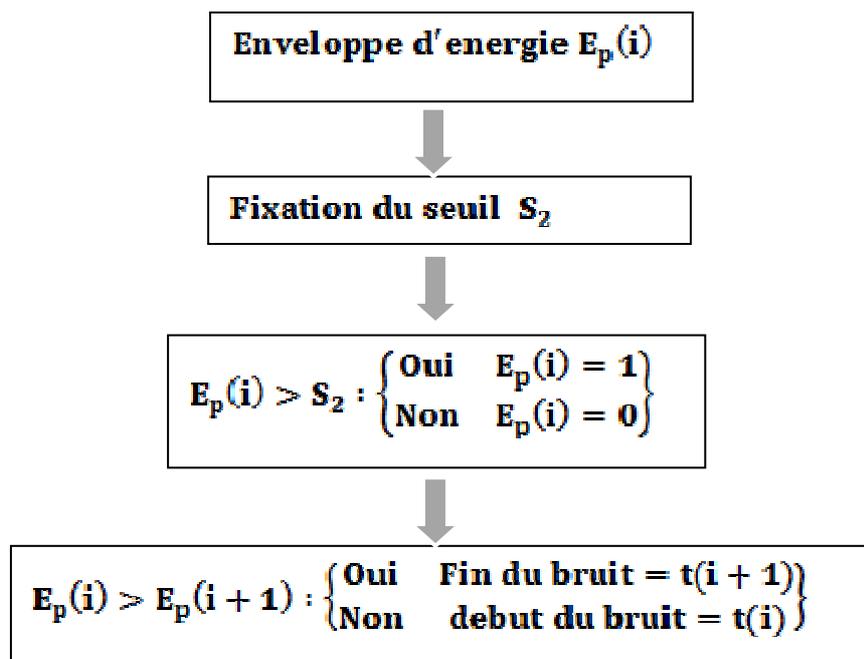
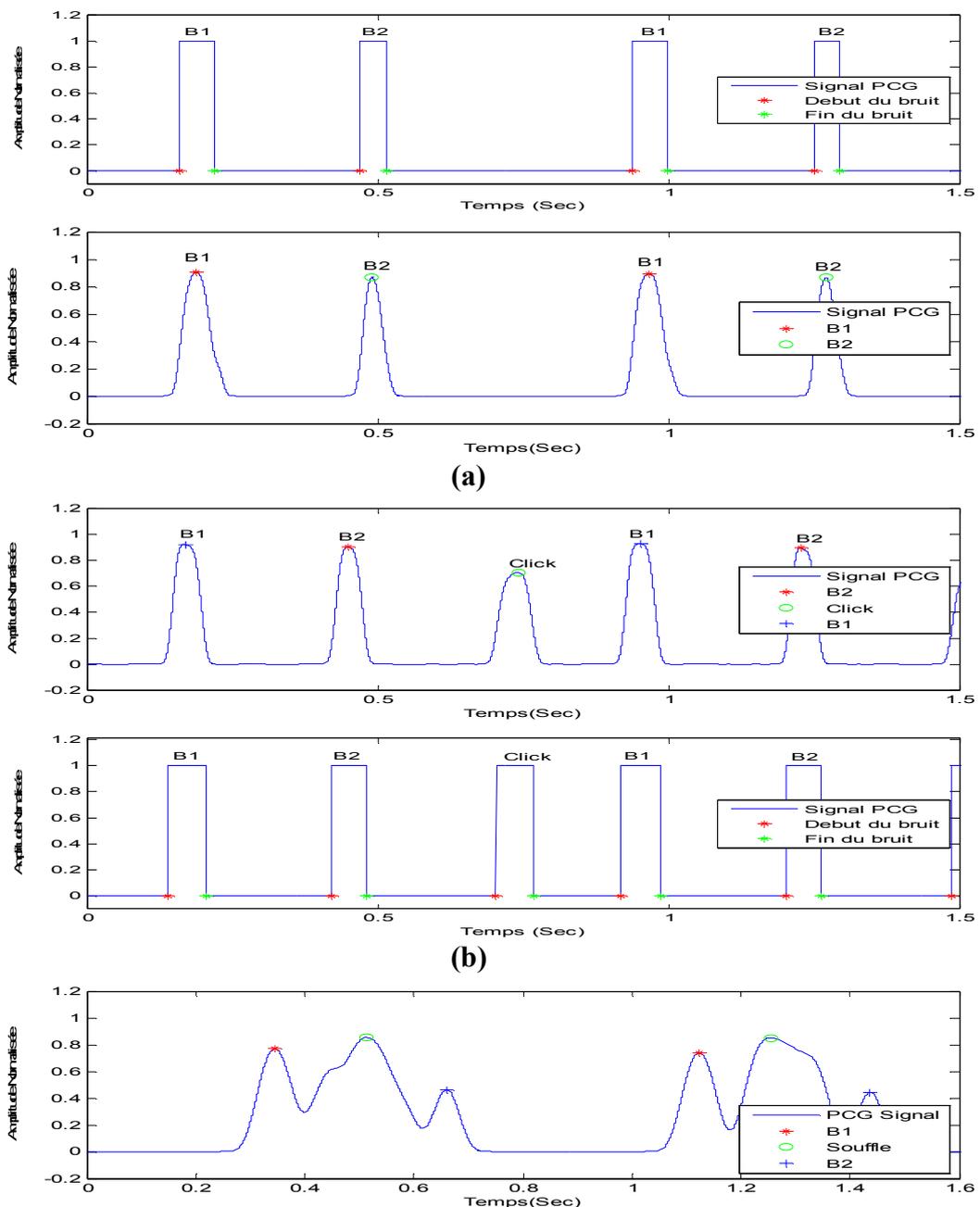


Fig III. 6 :Algorithme de détection des minima-latéraux de chaque bruit.

L'identification des bruits cardiaques **B1** et **B2** est réalisée, en s'appuyant sur le fait que la durée de la systole est plus courte que celle de la diastole. La condition de détection des bruits **B1** et **B2** est :

$$\text{If } t(i+2) - t(i+1) > t(i+1) - t(i) \Rightarrow \begin{cases} \mathbf{B_1} = \mathbf{P(i)} \\ \mathbf{B_2} = \mathbf{P(i+1)} \end{cases}$$

L'application de notre algorithme sur les mêmes cas précédant est donnée par les figures suivantes.



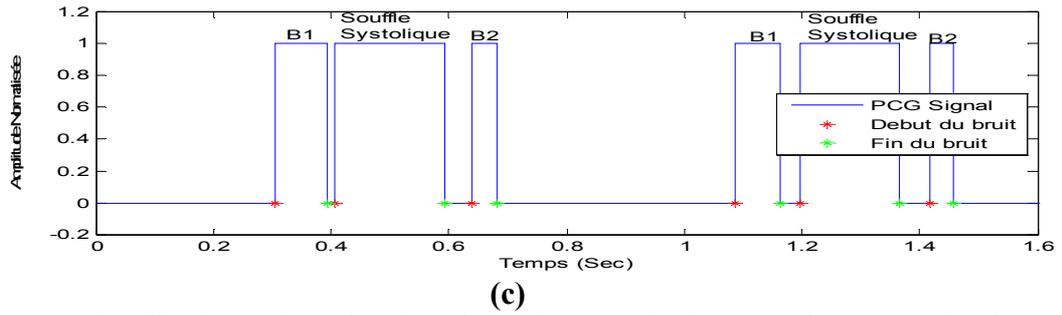
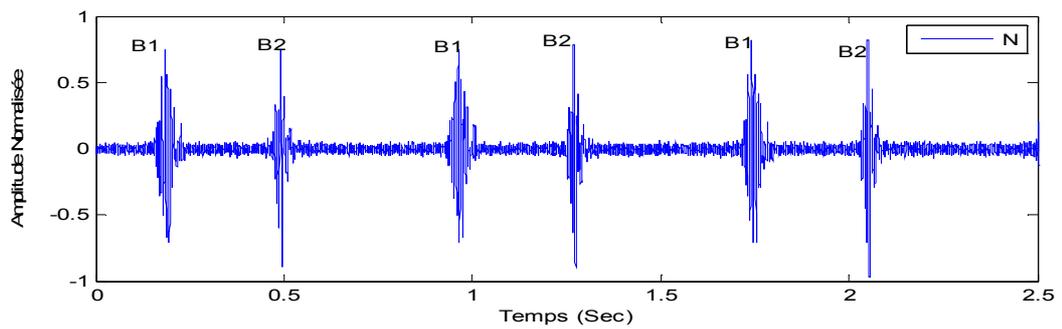


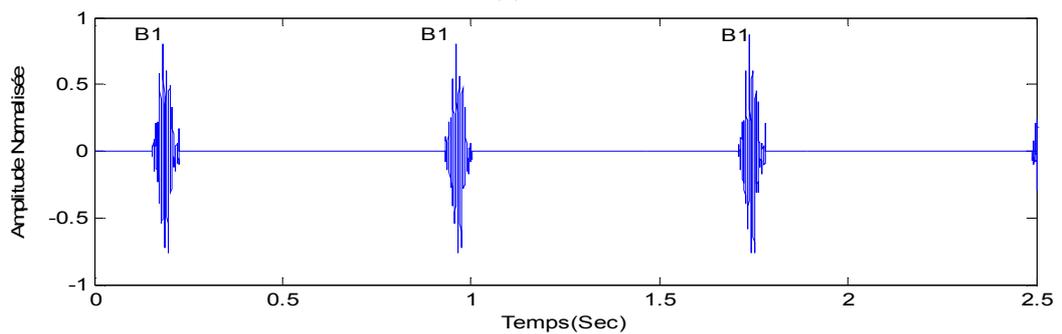
Fig III. 7 : Identification et détection des minima-latéraux de chaque bruit : **a)** : Un signal PCG Normal(N), **b)** : Un signal à click : sommation de galop (SG), **c)** : Un signal à souffle systolique : sténose aortique (AS).

Après la détection et l'identification de différents événements : bruits et des souffles cardiaques, la séparation des bruits, des clicks et des souffles devient plus pratique à faire.

Les résultats de l'application de cet algorithme sur quelques signaux PCGs sont affichés par les figures suivantes :



(a)



(b)

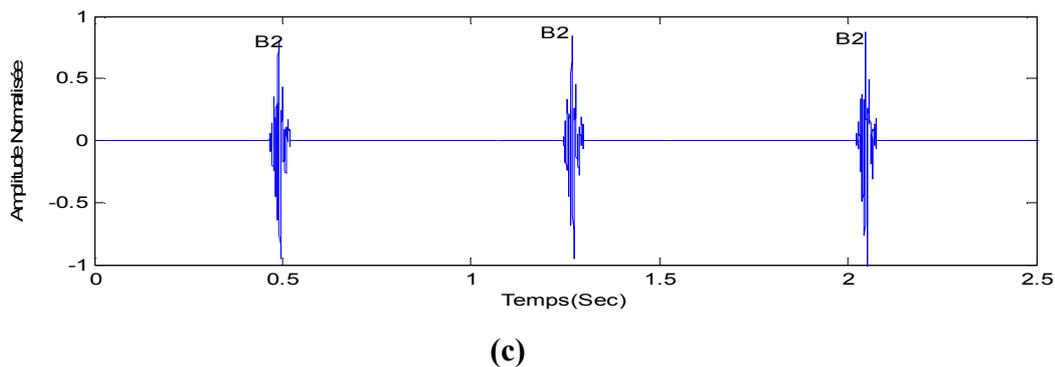


Fig III. 8 :Séparation des bruits cardiaque B1et B2 du signal PCG sans souffle(N):

a) Signal PCG N, b) Bruits cardiaques B1, c)Bruits cardiaques B2.

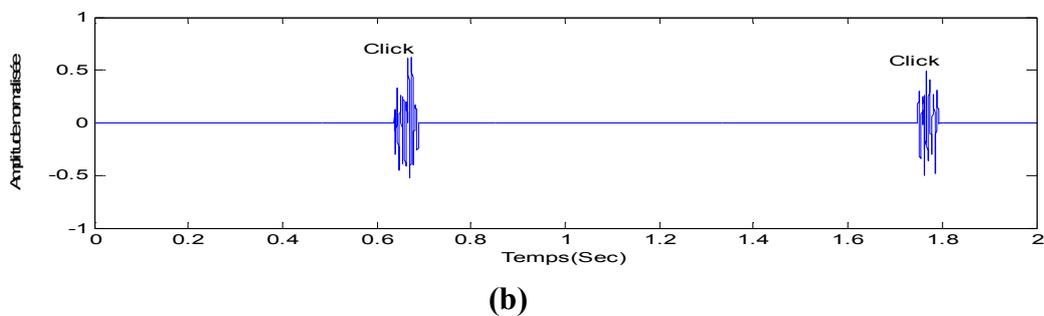
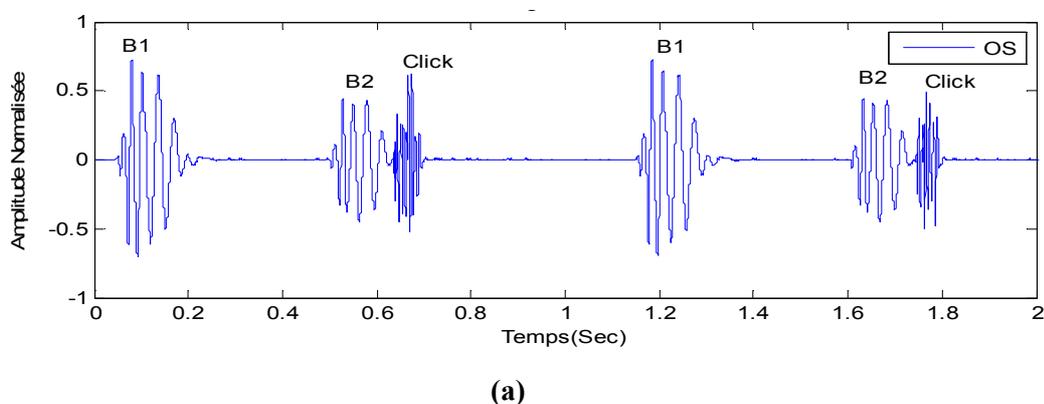
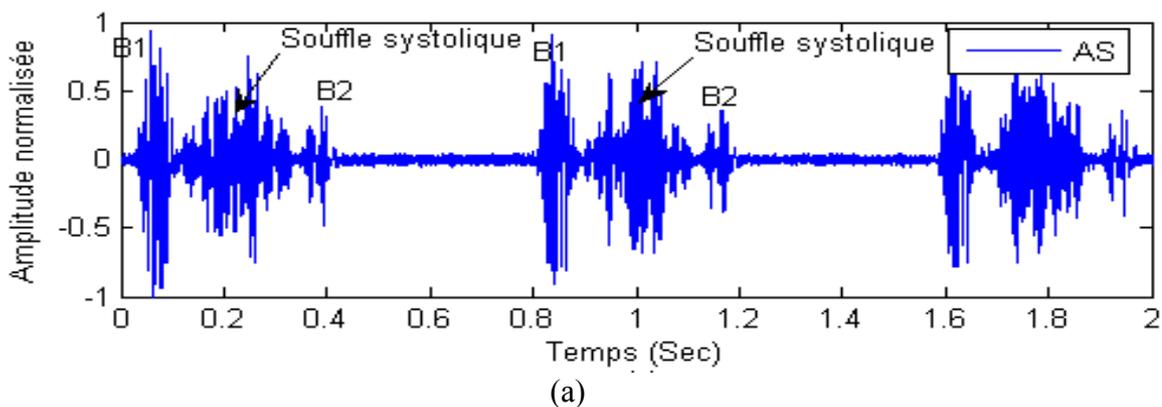


Fig III. 9 :Séparation des clicks du signal PCG à click (OS) :a):Signal PCG, b): les clicks.



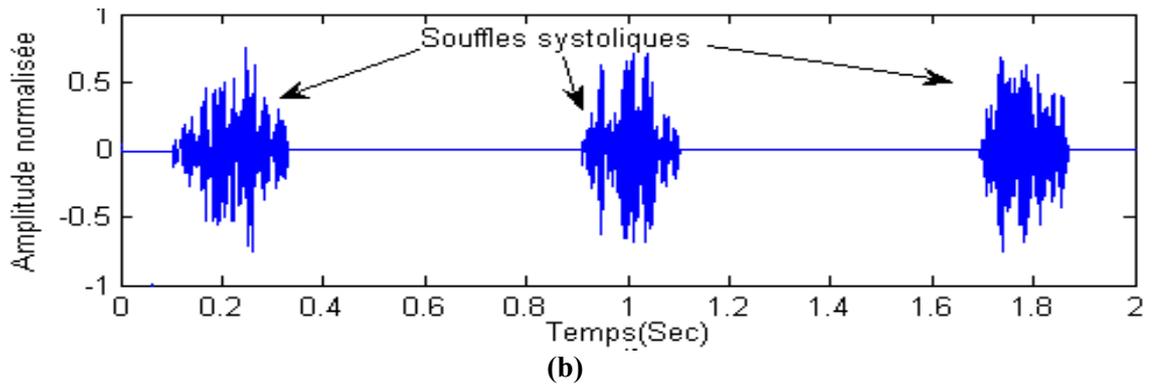


Fig III. 10 :Séparation des souffles systoliques du signal PCG (AS) :a):Signal PCG, b): les souffles.

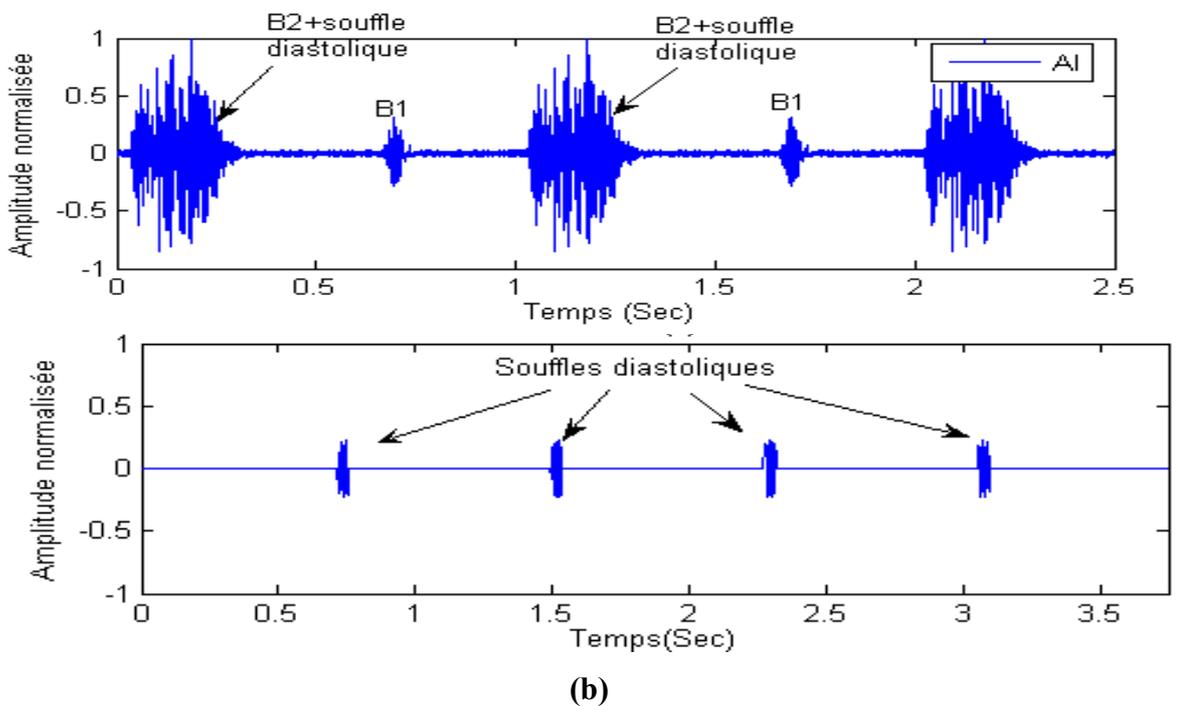
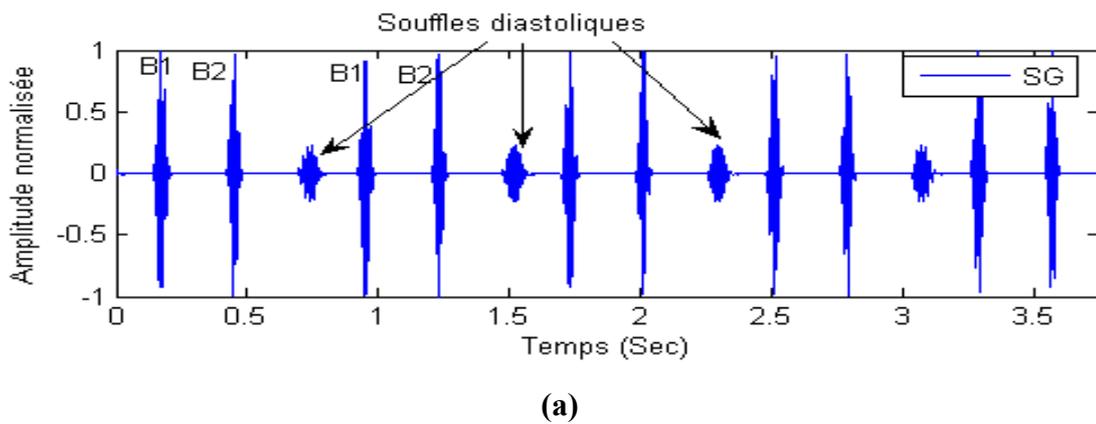


Fig III. 11 :Séparation des souffles diastoliques du signal PCG (SG) :a): Signal PCG, b): les souffles.

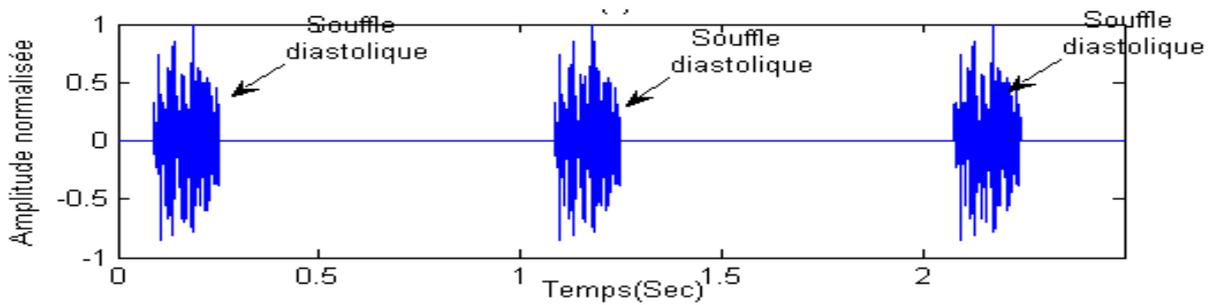


Fig III. 12 :Séparation des souffles diastoliques du signal PCG (AI) :a): Signal PCG, b): les souffles.

A partir de ces différentes représentations, les résultats obtenus sont satisfaisants de point de vue identification, localisation et segmentation de différents évènements constituant le signal **PCG**, cela explique la puissance des approches utilisées dans l'extraction des bruits **B1** et **B2** et souffles cardiaques. Néanmoins ce dernier trouve ses limites dans la détermination exacte des instants de début et de fin des bruits et des souffles même si on change le seuil, ainsi dans les cas très complexes, où les bruits sont complètement immergés dans le souffle.

III. Paramètres d'analyse des signaux phono cardiogrammes(PCGs) :

La segmentation des signaux **PCGs** est une étape cruciale dans l'analyse des signaux cardiaques. Elle consiste à décomposer le signal **PCG** en quatre parties essentielles : **B1**, **systole**, **B2** et **diastole**. Cette phase est la référence sur laquelle toute étude de pathologie se basera.

Le but de cette partie c'est d'établir un certain nombre de paramètres susceptibles, pouvant aider à déceler toute variation du signal **PCG** analysé par rapport au signal **PCG** normal pris comme référence. [42]

a. Premier paramètre d'analyse : Etendue temporelle(ΔT)des bruits **B1** , **B2** et souffle cardiaques :

La localisation des instants de débuts et de fins de chaque bruit , nous permet d'apprécier leurs durées, la durée du cycle cardiaque ainsi que la fréquence cardiaque qui représente le nombre de battement par minute (bpm).

b. Deuxième paramètres d'analyse : Rapport temporel (R_t)

L'étendue temporelle des bruits **B1** et **B2** peuvent changer d'un signal à un autre mais dont la représentation graphique peut ne pas être très révélatrice. Pour cela le calcul de rapport temporel (R_t) peut beaucoup aider pour découvrir les différences probables entre le cas normal et les différents cas pathologiques. [43]

On pose :

$$R_t = \frac{\Delta T(\mathbf{B1}) - \Delta T(\mathbf{B2})}{\Delta T(\mathbf{B1})} : \text{Rapport temporel} \quad (3.3)$$

Avec : ΔT : L'étendue temporelle du bruit **B1** ou **B2**.

c. Troisième paramètre d'analyse : Rapport énergétique (RE) [9]

Ce rapport (Eq.3.3) est un paramètre important de la sévérité est de l'augmentation énergétique du souffle au profit des bruits **B1** et **B2**. Il est calculé par le rapport entre l'énergie du souffle (E_s) et l'énergie totale des bruits ($E_{B1} + E_{B2}$).

$$RE = \frac{E_s}{E_{(B1,B2)} + E_s} \text{ avec } \left\{ \begin{array}{l} E_{(B1,B2)} : \text{énergie des bruits (B1, B2).} \\ E_s : \text{énergie du souffle.} \end{array} \right\} (3.4)$$

Le rapport d'énergie **RE** %, mettra en valeur la dominance totale du souffle sur les bruits **B1** et **B2**. Dans notre analyse nous allons classer les signaux **PCGs** selon trois degrés de sévérité :

- Légère, $RE < 30\%$,
- Modérée, $30\% \leq RE < 70\%$,
- Sévère, $RE \geq 70\%$.

La limitation de cette approche réside dans les cas très serrés. Dans ces derniers l'écoulement transvalvulaire est considérablement diminué ce qui produit généralement un souffle de faible intensité. [39], [44], [45]

Le tableau suivant (**Tab3.1**) regroupe les résultats obtenus de différents paramètres présentés auparavant sur quelques signaux **PCGs**, et qui seront représentés par des histogrammes selon la nature et la sévérité du signal.

Sujet	ΔT_{B1} (sec)	ΔT_{B2} (sec)	ΔT_{Souf} (sec)	R_t	E_{souf}	RE(%)	Sévérité
Signaux ayant une morphologie similaire à celle du signal PCG normal							
NL	0.13	0.11		0.72			
NS	0.12	0.2		0.66			
N	0.09	0.07		0.33			
N2	0.03	0.02		0.33			
IM	0.13	0.09		0.30			
CA	0.10	0.08		0.21			
Signaux à clics							
Atrial de Gallop (AG)							
AG1	0.22	0.19	0.13	0.14	10.91	2.83	Légère
AG2	0.23	0.21	0.17	0.08	38.26	9.32	Légère
AG3	0.12	0.10	0.15	0.16		25.90	Légère
AG4	0.19	0.20	0.24	-0.05	149.01	34.79	Modérée
Open Snap (OS)							
OS1	0.22	0.15	0.07	0.31	22.62	5.45	Légère
OS3	0.18	0.11	0.08	0.39		41.58	Modérée
OS2	0.24	0.13	0.09	0.45	148.8	66.37	Modérée
Sommation de Gallop (SG)							
SG1	0.46	0.44	0.13	0.04	6.28	1.24	Légère
SG2	0.30	0.28	0.22	0.07	25.13	5.97	Légère
SG3	0.28	0.24	0.44	0.14	35.03	10.02	Légère
Signaux à souffles							
Sténose aortique (AS)							
AS1	0.25	0.23	0.65	0.05	31.15	10.44	Légère
AS2	0.11	0.09	0.17	0.17	134.58	18.31	Légère
AS3	0.17	0.15	0.65	0.10	185.88	37.69	Modérée
AS4	0.06	0.07	0.24	-0.17	164.67	70.89	sévère
AS5	0.04	0.06	0.26	-0.28	172.38	71.25	sévère
AS6	0.06	0.08	0.27	-0.33	232.24	73.01	sévère
Sténose mitrale (MS)							
MS1	0.10	0.08	0.18	0.2	39.49	10.76	Légère
MS3	0.17	0.15	0.91	0.06	72.79	15.29	Légère
MS2	0.6	0.72	1.80	0.16	199.51	17.15	Légère
MS4	0.12	0.1	0.57	0.16	336.75	49.07	Modérée
MS5	0.072	0.06	0.48	0.14	186.76	58.74	Modérée
MS6	0.13	0.1	0.78	0.23	652.05	62.88	Modérée
Insuffisance aortique (AI)							
AI1	0.07	0.06	0.40	0.14	66.68	28.64	Légère
AI2	0.04	0.042	0.27	-0.02	133.49	30.35	Modérée
AI3	0.037	0.043	0.25	-0.01	116.15	68.07	Modérée
AI4	0.41	0.38	0.42	0.07	388.92	83.51	sévère
AI5	0.05	0.08	0.67	-0.60	253.21	83.99	sévère
AI6	0.024	0.04	0.42	-0,66	368.28	84.64	sévère

Tab III. 1 : Valeurs de différents paramètres pour différents signaux PCGs.

IV. Discussions des résultats obtenus :(Tab 3.1)

1. Signaux ayant une morphologie similaire à celle du PCG normal :

Dans le domaine du traitement des signaux **PCGs**, pour un cas normal (**PCG normal**) nous avons l'inégalité suivante : $\Delta T_{B1} > \Delta T_{B2}$. Si cette inégalité est préservée cela veut dire que la pathologie ou son degré de sévérité n'a pas affecté les caractéristiques temporelles des bruits cardiaques : **B1** et **B2**. [46]

Le résultat de la table ci-dessus : (**Tab3.1**) et la (**FigIII.13**), montre que plus le rapport temporel, présente une valeur rapprochée à celle du cas normal plus le signal étudié présente une sévérité pathologique moindre. Ici **l'insuffisance mitrale (IM)** est la moins sévère que d'autre cas.

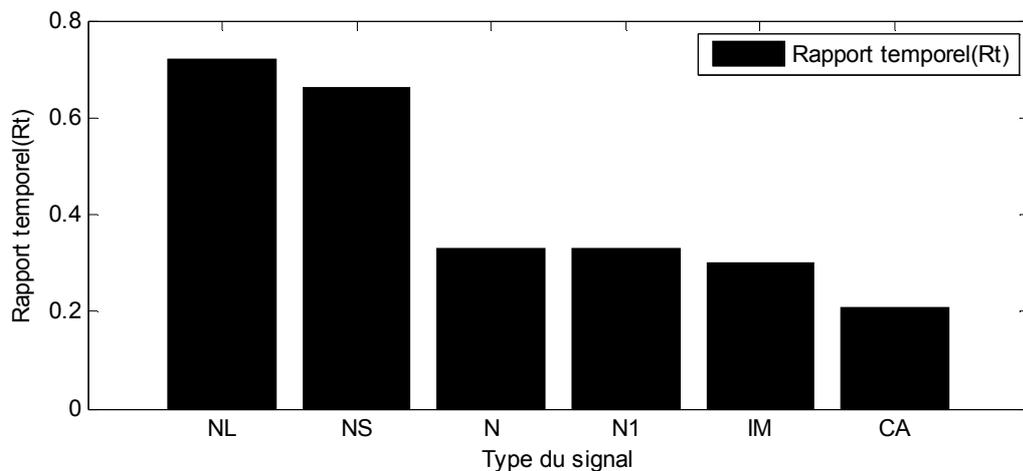


Fig III. 13 :Variation des rapports temporels des signaux ayant une morphologie similaire à celle du signal PCG normal.

2. Signaux à clicks :

Pour les quatre cas étudiés : « **AG1, AG2, AG3 et AG4** », il existe une proportionnalité relative entre l'importance énergétique du click et la sévérité pathologique spécifiée par le rapport énergétique (**RE%**) : plus le click présente une énergie importante plus le rapport énergétique est élevé et par suite une sévérité pathologique accentuée : c'est le cas **AG4**.

(Fig b) III.14)

L'étendue temporelle du premier bruit cardiaque (**B1**)des trois cas à click léger : « **AG1, AG2et AG3** », est plus importante par rapport à celle du deuxième bruit cardiaque (**B2**). Cette variation importante, appréciée par le signe positif du rapport temporel (**Fig 3**), le contraire pour le quatrième cas à click modéré : « **AG4** » où cette variation pourrait être éventuellement s'expliquer par la variation importante du délai temporel (ou Split) entre les deux composants essentiels du deuxième bruit cardiaque **B2** : aortique (**A2**) et pulmonaires (**P2**). [47], [49]

La même analyse et les mêmes remarques faites ici pour le deuxième et le troisième cas (**Open Snap (OS)** et **Sommation de Gallop (SG)**).

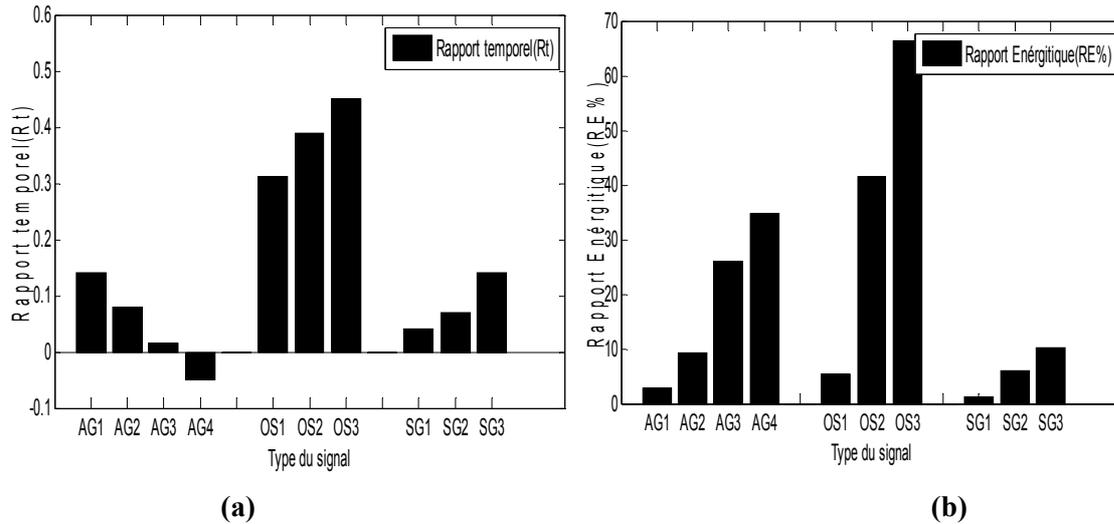


Fig III. 14 :Variation des : a) :Rapports temporels et b) :Rapports énergétiques (RE%) des signaux à clicks.

3. Signaux à souffles :

a. Cas de sténose aortique (AS) : (FigIII.15)

La première remarque à constater est que le contenu temporel du souffle est plus important que le click. Le résultat figuré dans la (Tab 3.1), montre que le contenu temporel du premier bruit cardiaque (B1) des signaux à souffle léger est inférieur à celui des signaux à souffle sévère. La signification de cette variation négative est montrée par des rapports temporels (Fig a) III.15) dus à une sévérité pathologique de plus en plus accentuée. [47], [49]

La variation des rapports énergétiques (Fig b) III.15), montre une proportionnalité relative avec l'importance énergétique du souffle : plus le souffle présente une énergie importante plus le rapport énergétique est élevé et par suite une sévérité pathologique accentuée : c'est le cas AS4, AS5 et AS6. (Tab 3.1) et (Fig b)III.15).

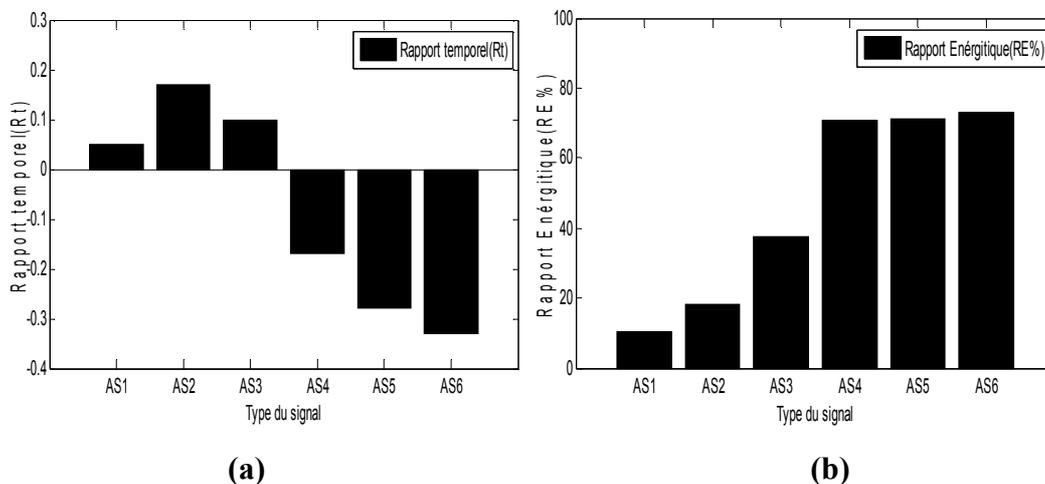


Fig III.15 : Variation des : a) : Rapports temporels et b) : Rapports énergétiques (RE%) des signaux à souffle : Sténose Aortique(AS).

b. Cas de la sténose mitrale (MS) :

L'étendue temporelle de différents cas de souffle de la sténose mitrale (MS) (Tab 3.1), montre que ce type des signaux présente un souffle diastolique plus étendu par rapport à celui des signaux à souffle systolique. Les deux paramètres présentés par l'histogrammes de la figure : (Fig III.16), font apparaître clairement des dis similitudes pouvant exister entre les deux catégories : les signaux à souffle léger et les signaux à souffle modéré. Ici le rapport temporel présente des valeurs inférieur à celles des normaux, indique la présence de la pathologie.

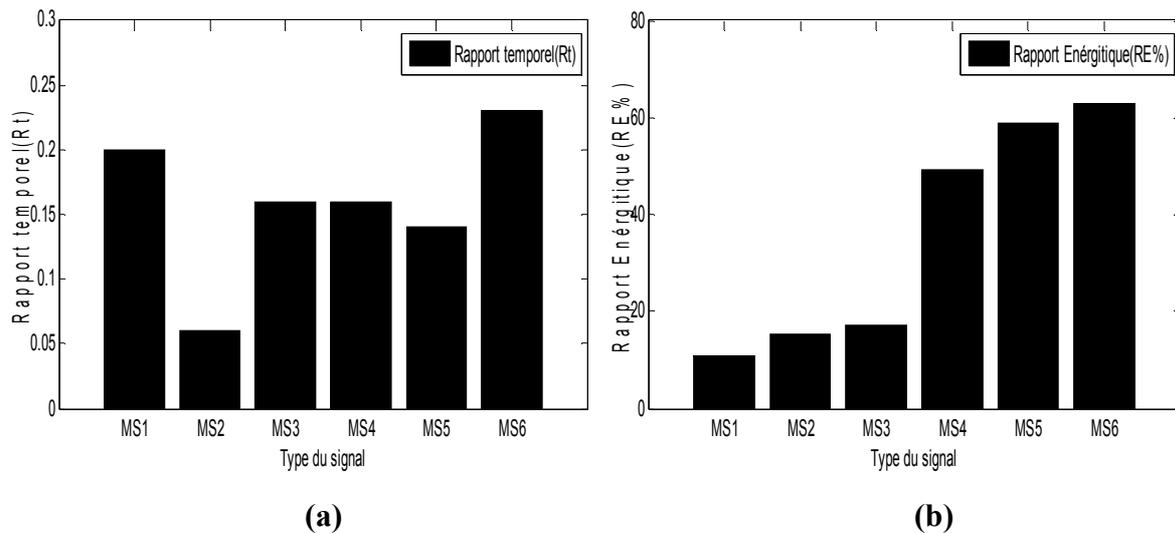
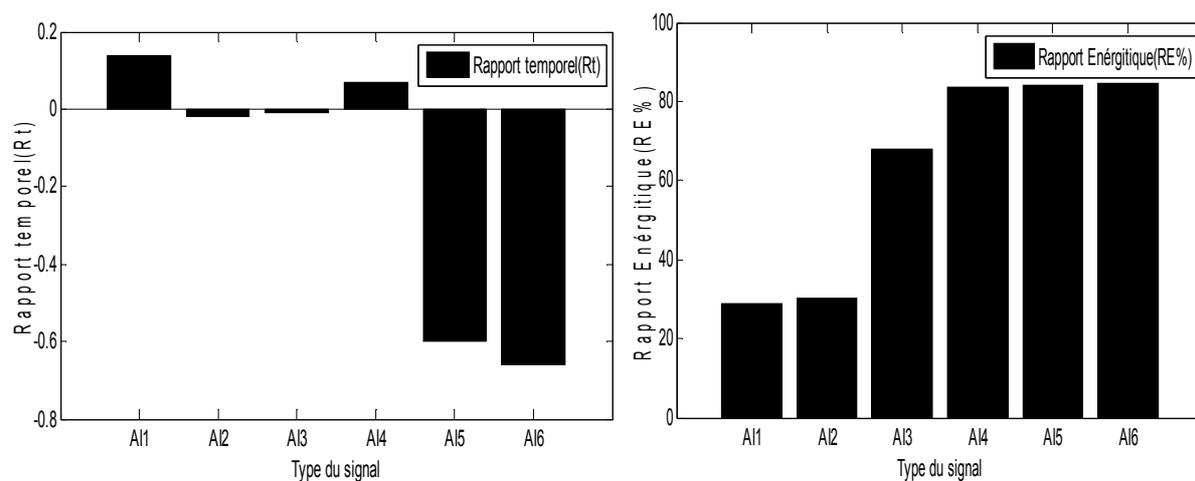


Fig III. 15 : Variation des : **a) :** Rapports temporels et **b) :** Rapports énergétiques (RE%) des signaux à souffle : Sténose Mitrale (MS).

c. Cas de l'insuffisance aortique (AI) :

La même constatations et la même analyse faite ici pour les souffles des signaux d'insuffisances aortiques (AI) représentés par la (Fig III.17), à la différence que leurs souffles présentent un contenu fréquentiel plus important.



(a) **(b)**
Fig III.17: Variation des : **a)** : Rapports temporels et **b)** : Rapports énergétiques (RE%) des signaux à souffle : Insuffisance Aortique(AI).

V. Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre l'algorithme développé pour segmenter les signaux Phonocardiogrammes (PCG). Ce dernier nous a permis de bien identifier et localiser les bruits cardiaques (B1, B2, souffles systoliques et diastoliques). Les résultats obtenus paraissent très satisfaisants, cela revient à la puissance des outils utilisés dans cet algorithme, tels que, l'enveloppe d'énergie de Shannon et le débruitage par seuillage.

Selon les résultats obtenus, nous avons pu conclure que le rapport temporel (**Rt**), l'énergie du souffle (**E_{souf}**) et le rapport énergétique (**RE**) sont très prometteurs, ils ont montré une évolution bien corrélée avec l'évolution de la sévérité pathologie des signaux PCGs. Ceci confirme la validité du choix de ces deux paramètres comme **paramètres d'analyse et de classification**.

Chapitre IV

Classification des signaux PCGs par réseau de neurones artificiels

I. Introduction :

Dans le domaine médical, la classification joue un rôle crucial en permettant de distinguer les cas pathologiques des cas normaux et en apportant un soutien au diagnostic. Cette approche consiste à attribuer des enregistrements tels que les signaux cardiaque **PCG** et **ECG**, à des classes spécifiques en se basant sur leurs caractéristiques distinctives. Pour ce faire, des propriétés ou des conditions spécifiques à chaque classe sont identifiées, et les objets sont classés en fonction de leur adéquation à ces critères. Dans notre étude, nous nous concentrons spécifiquement sur l'utilisation des réseaux de neurones artificiels pour la classification des phonocardiogrammes (**PCGs**). Nous examinons en détail le fonctionnement de ces réseaux et évaluons leurs performances en matière de classification des **PCGs**.

II. Classification des signaux PCG :

Les réseaux de neurones artificiels offrent une approche adaptable pour la classification des **PCG**, permettant d'exploiter les caractéristiques complexes et subtiles de ces signaux. Cette approche combine des techniques d'apprentissage automatique et des modèles inspirés du fonctionnement du cerveau pour obtenir des résultats précis et fiables dans la classification des **PCG**. Où l'intérêt majeur de l'application de ces approches réside dans la capacité à distinguer les cas pathologiques des cas normaux, pour un diagnostic et une évaluation précis des problèmes cardiaques, aidant ainsi les professionnels de la santé à prendre des décisions éclairées et à fournir des traitements adaptés aux patients.

III. Réseaux de neurones artificiels :

Un réseau de neurones artificiels, également appelé réseau neuronal artificiel, est un modèle inspiré de la structure du cerveau humain. Il est composé de réseaux d'unité de calcul élémentaire interconnectés appelés neurones formels, ces réseaux sont composés d'au moins deux couches de neurones qui interagissent entre elles afin d'apprendre à effectuer des tâches spécifiques. Ce réseau est entraîné à partir d'un flux de données d'apprentissage pour améliorer ses performances et sa capacité à résoudre des problèmes. [50]

1. Neurone formel (artificiel) :

a. Structure : Un neurone formel, également appelé neurone artificiel, est un modèle

mathématique inspiré du fonctionnement des neurones biologiques. Il est utilisé en intelligence artificielle et en apprentissage automatique pour effectuer des tâches de traitement de l'information.

De manière simplifiée, un neurone biologique est une cellule dotée de plusieurs composants clés (**Fig IV.1 a**) : [51], [52]

- **Les synapses** : qui sont les points de connexion avec d'autres neurones, les fibres nerveuses ou musculaires.
- **Les dendrites** : qui sont les entrées du neurone, recevant les signaux provenant d'autres neurones.
- **Les axones** : qui sont les sorties du neurone, transmettant les signaux vers d'autres neurones ou fibres musculaires.
- **Le noyau** : qui joue un rôle essentiel en activant les sorties du neurone en fonction des stimulations reçues par les dendrites.

Par analogie, le neurone formel est un modèle qui se caractérise par un état interne représenté par une variable s appartenant à un ensemble S , des signaux d'entrée x_1, x_2, \dots, x_p , et une fonction d'activation qui permet de calculer la sortie du neurone en fonction de l'état interne et des signaux d'entrée.

$$s = h(x_1, \dots, x_p) = g \left(\alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i x_i \right) = g \left(\alpha_0 + \alpha' x \right) \quad (4.1)$$

Il présente 3 éléments principaux (**Fig IV.1 b**) : [51], [53]

- **Les entrées** : Ce sont les signaux ou les données qui sont transmis au neurone. Chaque entrée est associée à un poids qui détermine son importance relative dans le calcul effectué par le neurone.

- **La fonction d'activation** : C'est une fonction mathématique qui transforme la somme pondérée des entrées en une sortie. Cette fonction permet d'introduire une non-linéarité dans le modèle, ce qui lui donne une capacité de représentation plus puissante.

- **Les poids** : Ce sont des valeurs numériques qui sont assignées à chaque entrée du neurone. Les poids déterminent l'influence respective de chaque entrée sur la sortie du neurone. Ils sont ajustés pendant le processus d'apprentissage afin d'optimiser les performances du modèle.

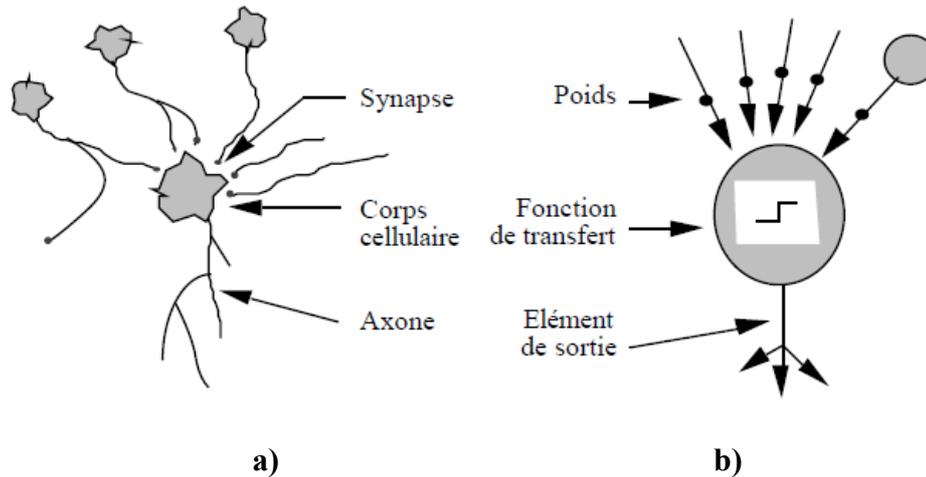


Fig IV. 1 :Mise en correspondance entre a) Un neurone biologique, b) un neurone artificiel.

b. Fonctionnement d'un neurone formel :

Comprendre le fonctionnement des neurones formels est essentiel pour apprendre le mécanisme de fonctionnement des réseaux neuronaux et leurs applications dans le domaine de l'intelligence artificielle(AI) et d'autres domaines, ainsi on peut exploiter pleinement le potentiel de ces réseaux pour résoudre des problèmes complexes et réaliser des tâches cognitives avancées. En résumant son fonctionnement : [51], [52]

- Le neurone formel reçoit des entrées, qui peuvent être des valeurs numériques ou binaires, où chaque entrée est associée à un poids.
- Il effectue une somme pondérée des entrées en multipliant chaque entrée par son poids correspondant et en les ajoutant ensemble selon l'équation suivante :

$$\mathbf{a} = \Sigma (\mathbf{w}_i \cdot \mathbf{e}_i) \quad (4.2)$$

•Ensuite, il applique une fonction d'activation à la somme pondérée pour déterminer sa sortie. La fonction d'activation peut être une fonction seuil, une fonction sigmoïde, une fonction ReLU, etc. (FigIV.2). Vu que, les différents types de neurones se distinguent par leur fonctions d'activation.

•La sortie du neurone peut être utilisée comme entrée pour d'autres neurones ou peut être la sortie finale du réseau.

•L'architecture d'un réseau de neurones formels peut varier en fonction du problème à résoudre, comprenant souvent plusieurs couches de neurones interconnectés.

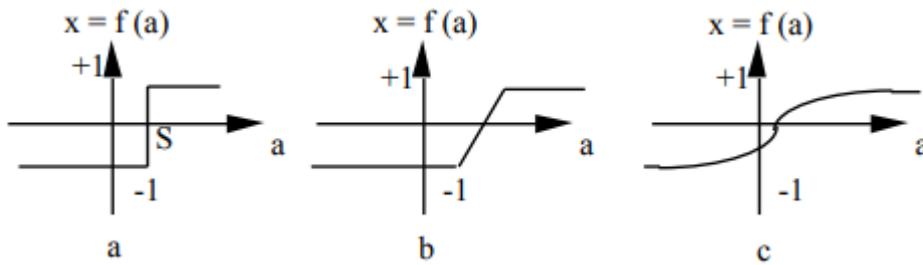


Fig IV. 2 : Quelques types de fonctions de transfert pour le neurone artificiel : **a)** fonction à seuil (S : la valeur du seuil), **b)** linéaire par morceaux, **c)** sigmoïde.

2. Le perceptron multicouche (PMC) :

Il existe différents types de réseaux neuronaux qui ont été développés, chacun avec des caractéristiques et des utilisations spécifiques, ainsi que chacun a ses propres architectures et capacités de traitement de l'information. Dans ce travail, nous nous concentrons uniquement sur un type spécifique de réseau de neurones appelé perceptron multicouches (**PMC**) ou (**MLP : "Multi-Layer Perceptron"**) en anglais. Ce réseau est utilisé dans le cadre de l'apprentissage supervisé, où il est entraîné à partir de données étiquetées.

a. La mise en œuvre d'un PMC :

La mise en œuvre d'un perceptron multicouche est un processus qui comprend deux parties essentielles :

- **Partie conception :** Cette étape vise à choisir l'architecture optimale du réseau de neurones.

- **Partie de calcul numérique :** Une fois l'architecture définie, cette étape consiste à effectuer la mise en pratique du réseau de neurones en deux phases l'apprentissage et le test.

3. L'architecture d'un PMC :

Le perceptron multicouche (**PMC**) est un type de réseau de neurones composé de plusieurs couches successives (**Fig IV.3**). Chaque couche est constituée d'un ensemble de neurones qui ne sont généralement pas connectés entre eux à l'intérieur de la même couche. Habituellement, chaque neurone d'une couche est connecté à tous les neurones de la couche suivante, et cette connexion se fait uniquement dans une direction, de la couche d'entrée à la

couche de sortie. Il peut y avoir une ou plusieurs couches cachées dans le réseau, et elles jouent un rôle essentiel dans le transfert et la transformation des informations.

La couche de sortie est la dernière couche du réseau et produit les résultats finaux ou les prédictions. Chaque neurone de cette couche est généralement associé à une classe ou une valeur de sortie spécifique. Cette architecture polyvalente a permis de résoudre de nombreux problèmes de classification, de régression et d'autres tâches d'apprentissage automatique. [51], [52]

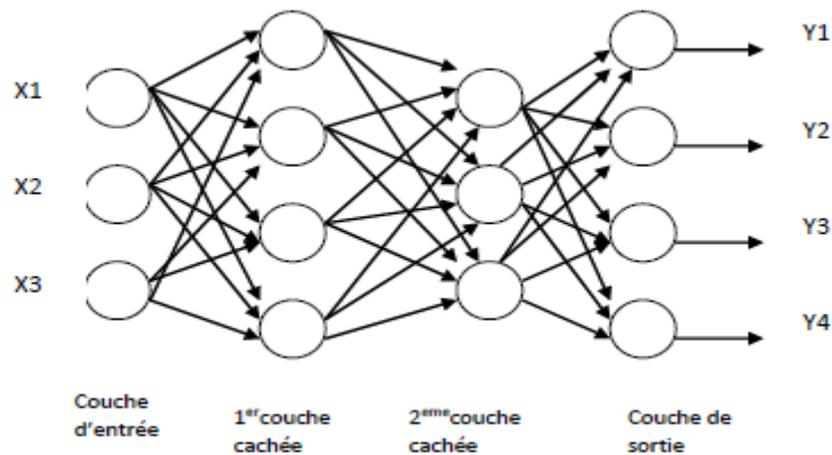


Fig IV. 3 :Exemple d'un perceptron multicouche.

4. Apprentissage d'un PMC :

Cette partie se décompose généralement en deux grandes phases : l'apprentissage et le test. Afin de permettre aux réseaux de neurones de résoudre un problème spécifique.

a) Phase d'apprentissage : est la phase où le réseau neuronal est exposé à un ensemble de données d'entraînement afin d'ajuster ses poids et ses paramètres internes, cela se fait généralement à l'aide d'un algorithme d'apprentissage. L'objectif est d'optimiser les performances du réseau en minimisant les erreurs entre ses prédictions et les résultats attendus.

b) Phase de test : se déroule après l'apprentissage et vise à évaluer les performances du réseau sur de nouvelles données appelé "un ensemble de test". Le réseau est confronté à des exemples inconnus et ses prédictions sont comparées aux résultats réels pour évaluer sa capacité à généraliser et à faire des prédictions précises.

5. Implémentation du réseau PMC :

L'implémentation fait référence à la création pratique du réseau neuronal, c'est-à-dire à sa construction et sa mise en œuvre sur un système informatique. Cela comprend plusieurs étapes, telles que la définition de l'architecture du réseau, la création des neurones et des connexions, la configuration des paramètres du réseau, et la mise en place des mécanismes d'apprentissage et de prédiction. L'organigramme suivant (**Fig IV.4**) illustre l'ensemble du processus d'apprentissage du réseau PMC :

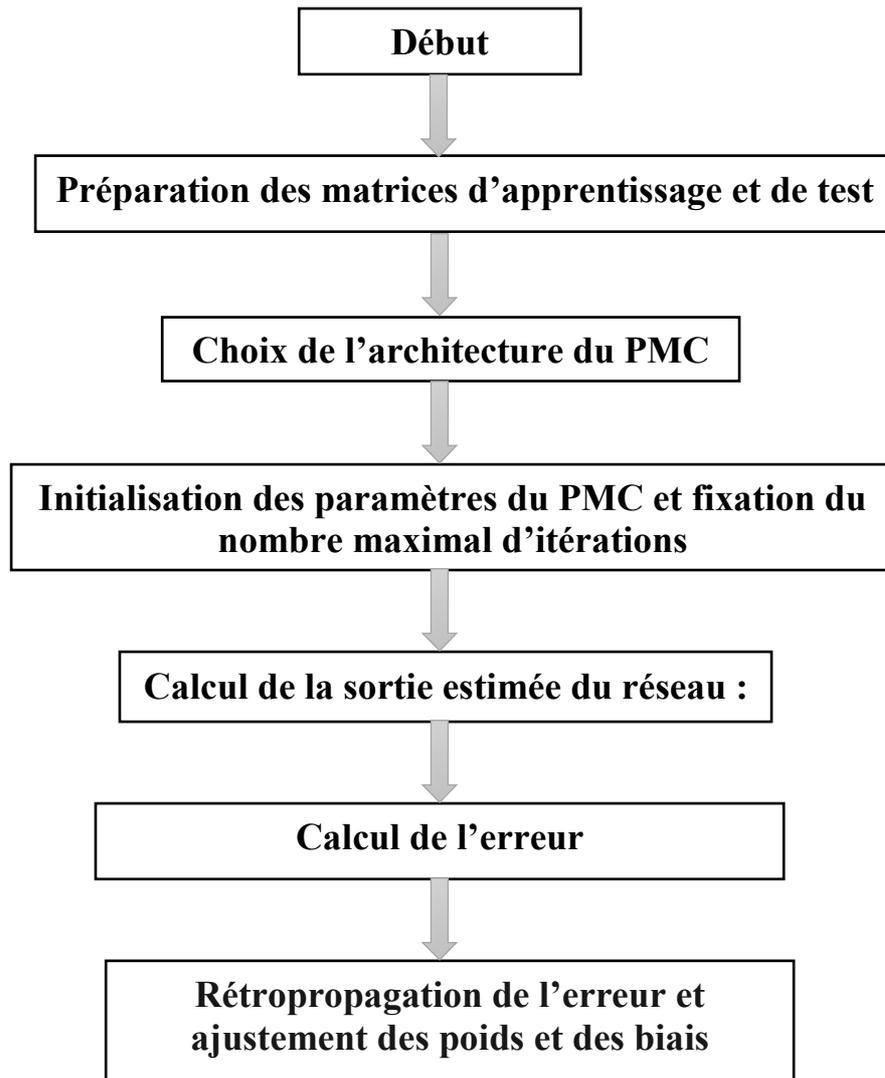


Fig IV. 4 :Organigramme de l'apprentissage d'un réseau neuronal de type PMC.

IV. Etude et résultats :

1. Préparation des données et calculs associés :

Dans cette étude nous avons opté pour les descripteurs suivants :

- **La fréquence cardiaque :**

Mesure le nombre de battements cardiaques par unité de temps, généralement exprimé en battements par minute (Bpm), et est calculée par :

$$F_c = 120/d_c \quad (4.3)$$

F_c : fréquence cardiaque.

d_c : Durée du cycle (s).

• **L'étendu temporel du souffle :**

La localisation des instants de débuts et de fins de chaque du souffle, nous permet d'apprécier leurs durées :

$$\Delta T_{\text{souff}} = t_{\text{fin}} - t_{\text{déb}} \quad (4.4)$$

ΔT_{souff} : La durée du souffle.

t_{fin} : Temps de fin du souffle.

t_{déb} : Temps de début du souffle.

• **L'énergie du souffle :**

C'est d'intégrer les valeurs d'amplitude au carré correspond au souffle, cela revient à calculer la somme des carrés des amplitudes.

Divisons la somme obtenue par la durée du cycle cardiaque pour normaliser l'énergie par unité de temps.

$$E_{\text{SOUFF}} = \frac{\int_{T_1}^{T_2} S_{\text{souff}}(t)^2 dt}{\Delta T_{\text{souff}}} \quad (4.5)$$

S_{souff}(t) : La partie du signal correspond au souffle.

• **Le rapport énergétique (RE%) : (Voir chapitre III)**

2. Architecture et paramètres choisies :

L'approche empirique est largement utilisée pour déterminer le nombre optimal de couches cachées dans un réseau neuronal. Cette méthode consiste à expérimenter différentes configurations en modifiant le nombre de neurones dans la couche cachée. Pour chaque configuration, les performances du réseau sont évaluées en termes d'erreurs d'apprentissage et

de test (**Tab 4.1**). Le nombre de neurones cachés qui conduit à des erreurs minimales à la fois pour l'apprentissage et les tests est généralement retenu.

Dans cette étude, une couche cachée composée de **10** nœuds a été identifiée comme étant l'architecture la plus convenable. Après avoir sélectionné le réseau **PMC** et le vecteur d'entrées appropriés, il est nécessaire d'initialiser les poids du réseau avec de petites valeurs aléatoires. Ensuite, l'apprentissage est effectué en utilisant l'algorithme de rétropropagation de l'erreur. Dans notre cas, nous avons divisé notre base de données en **70%** des signaux pour former la matrice d'apprentissage, tandis que les **30%** restants ont été réservés pour les tests.

Pour garantir un bon apprentissage, nous avons fixé le nombre d'époques d'entraînement à **400**. Aussi un nombre trop élevé d'itérations pourrait entraîner un sur-apprentissage, tandis qu'un nombre trop faible risquerait de ne pas permettre à l'apprentissage de converger. Le seuil d'erreur globale a été fixé à **1×10^{-7}** , ce qui signifie que l'apprentissage se poursuit jusqu'à ce que l'erreur globale atteigne à peu près ce seuil.

3. Paramètres d'évaluation des performances :

Les paramètres d'évaluation des performances de classification permettent de mesurer l'efficacité du modèle de classification, en l'occurrence les réseaux de neurones artificiels de type perceptron multicouche, dans la tâche de classification des données. Ce processus est réalisé en utilisant une matrice de confusion. Cette dernière est une représentation tabulaire qui indique le nombre d'instances classées dans différentes combinaisons de classes prédites et de classes réelles par un classificateur. Pour mesurer les performances, on utilise des paramètres statistiques tels que la sensibilité, la spécificité et la précision [24] :

-La sensibilité (Se) : est définie comme le rapport entre le nombre de motifs positifs correctement détectés et le nombre total de motifs positifs réels. Elle mesure la capacité du modèle à identifier correctement les motifs positifs.

-La spécificité (Sp) : est définie comme le rapport entre le nombre de motifs négatifs correctement détectés et le nombre total de motifs négatifs réels. Elle mesure la capacité du modèle à identifier correctement les motifs négatifs.

-**La précision (Ac)** : est définie comme le rapport entre le nombre de motifs correctement classés (positifs et négatifs) et le nombre total de motifs. Elle mesure la proportion de motifs correctement classés par rapport à l'ensemble des motifs.

4. Méthode de validation :

Ces paramètres sont généralement calculés à partir des résultats de la validation du modèle. La méthode de validation est la procédure utilisée pour estimer les performances du modèle en utilisant un ensemble de données. Il existe plusieurs méthodes de validation couramment utilisées, notamment la validation croisée.

Dans notre expérience nous avons réalisé une validation classique qui est faite en divisant les données en deux parties :

- **70%** Pour construire la base d'apprentissage.
- **30%** Pour construire la base de test.

5. Discussions des résultats :

En variant le nombre de couches cachées de 1 à 3, cela diminue le taux de classification et augmente le temps de calcul par contre l'utilisation d'une seule couche cachée avec 10 neurones diminue le temps de calcul et augmente le taux de classification. Après la phase d'apprentissage et le test avec une matrice de données différentes, le tableau suivant (**Tab 4.1**) résume les résultats obtenus de classification qui été faite sur 4 classes entre cas normaux et pathologiques en distinguant aussi 3 degré de sévérité des cas pathologiques (**léger, modéré et sévère**) :

<i>Classe</i>	<i>Sensibilité</i>	<i>Spécificité</i>	<i>Précision</i>	<i>Taux de classification (%)</i>	<i>Nombre d'itérations</i>	<i>Erreur</i>
<i>Normal</i>	100	100	100	100	14	0.0004
<i>Pathologique léger</i>	100	100	100	100	9	0.0011
<i>Pathologique modéré</i>	71.43	94.59	88.46	93.02	18	0.0008
<i>Pathologique sévère</i>	95.24	95.83	98.35	97.73	10	0.0047

Totale	91.67	97.06	96.70	97.68	12.75	0.0017
---------------	-------	-------	-------	-------	-------	--------

Tab IV. 1 :Résultats de classification par PMC.

Classe	Vrai positif	Vrai négatif	Faux positif	Faux négatif
Normal	12	32	0	0
Pathologique léger	12	32	0	0
Pathologique modéré	5	35	1	2
Pathologique sévère	20	23	0	1

Tab IV. 2 :Matrice de confusion des données de classification.

Les résultats obtenus révèlent que la classe des cas normaux légers a été correctement identifiée avec un taux de précision de 100%, ce qui correspond à 12 cas sur un total de 44. De même, la classe des cas pathologiques légers a également été reconnue avec une précision de 100% (12 cas sur 44). Pour la classe des cas pathologiques sévères, notre classificateur a atteint un taux de précision élevé de 97.73%. En ce qui concerne la dernière classe, qui correspond aux cas pathologiques modérés, nous avons observé un taux de précision légèrement inférieur, atteignant 93.02%, malgré cela ce résultat demeure satisfaisant. Nous pouvons dire enfin, que le résultat global de la classification est assez acceptable pour les quatre classes, et qu'il répond néanmoins aux exigences que nous avons fixées au départ.

V. Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons utilisé le classificateur Perceptron Multicouche pour effectuer la classification des signaux PCG. Ce classificateur fonctionne en trois étapes : l'apprentissage, la validation et le test. Pendant la phase d'apprentissage, les vecteurs de caractéristiques (observations) extraites à partir du signal PCG sont utilisés comme entrées

pour estimer les paramètres du modèle. La phase de validation permet de déterminer l'architecture optimale du modèle, tandis que la phase de test évalue les performances du modèle. Les résultats obtenus avec les techniques de traitement proposées ont démontré une classification très satisfaisante. En conclusion, le taux de classification global atteint un niveau respectable de 97.68%, ce qui répond aux objectifs fixés initialement.

Conclusion Générale

Ce mémoire se concentre sur l'analyse du signal phonocardiogramme (**PCG**) pour détecter les pathologies cardiaques. Les bruits cardiaques, enregistrés sous forme de **PCG**, fournissent des informations précieuses sur le fonctionnement mécanique du cœur. Pour améliorer la détection des différentes pathologies cardiaques, nous avons appliqué des techniques avancées de traitement du signal.

La procédure de traitement du signal **PCG** repose sur trois principaux axes. Tout d'abord, un prétraitement est effectué pour améliorer la qualité des signaux. Nous avons utilisé le seuillage par coefficients d'ondelettes comme approche de filtrage, ce qui s'est avéré efficace dans le traitement des signaux **PCGs**. Les choix tels que la fréquence d'échantillonnage, l'ondelette analysante et le niveau de décomposition ont été déterminés en se basant sur une vaste expérience dans la littérature.

Ensuite, la segmentation automatique du signal **PCG** est réalisée, ce qui est une étape cruciale dans le diagnostic automatique des signaux **PCGs**. Nous avons adopté une approche temporelle en utilisant l'énergie moyenne de Shannon et son enveloppe pour améliorer la précision de la segmentation. Elle permet de mettre en évidence les moments où des événements cardiaques spécifiques se produisent, en utilisant cette mesure, il devient possible de détecter et de segmenter avec précision ces événements dans le signal **PCG**.

Dans la dernière étape, les caractéristiques discriminantes sont extraites des cycles cardiaques segmentés. L'efficacité de ces caractéristiques dans la classification a été démontrée, avec une performance obtenue de (**97.06%**). Pour la phase de classification nous avons conçu un simple classificateur, basé sur le réseau de neurone multicouche, avec quatre neurones dans la couche d'entrée (correspond au nombre des caractéristiques), une seule couche cachée contient dix neurones et une couche de sortie contient quatre neurones. Les résultats de classification obtenus sont moyens en les comparant avec celle de la littérature. Autrement, ces caractéristiques peuvent être aussi combinées avec d'autres caractéristiques, pour améliorer la performance.

En conclusion, l'application du filtrage par seuillage de coefficients d'ondelettes, combiné à l'utilisation de l'énergie moyenne de Shannon et son enveloppe pour la segmentation et la caractérisation des signaux phonocardiogramme, ainsi que la classification utilisant les réseaux de neurones artificiels, offre une approche prometteuse pour l'analyse des signaux **PCGs**. Ces techniques permettent d'obtenir un large éventail d'informations sur les

bruits cardiaques, ce qui peut être d'une grande valeur pour les cliniciens dans l'établissement de leur diagnostic médical.

Annexe

Annexe. I

Le filtre passe bas utiliser dans notre étude est de réponse impulsionnelle finie (FIR : finite impulse response) définie par la relation suivante :

$$h(n) = \int_{-f_0}^{f_0} e^{i2\pi f_0 n} df = 2f_0 \sin(2f_0 n) \quad (1)$$

Ainsi les paramètres du filtre sont donnés par :

$$h(n) = 40 \sin(40n) \text{ avec } -25 \leq n \leq 25 \quad (2)$$

Afin d'implanter ce filtre, le choix de la fenêtre est très important .la fenêtre choisie est celle de Hamming définie par l'équation suivante :

$$\left\{ \begin{array}{ll} 0.54 + 0.46 \cos \frac{2\pi t}{T_0} & |t| \leq \frac{T_0}{2} \\ 0 & |t| > \frac{T_0}{2} \end{array} \right\} \text{ avec } T_0 : \text{ la durée de la fenêtre } (3)$$

Références

Références :

- [1] Le coeur et le système cardiovasculaire | Dictionnaire Visuel : <http://ikonet.com/fr/ledictionnairevisuel/static/qc/coeur> .
- [2] T. Verson, « Anatomie-physiologie » : <http://t.verson.free.fr/physiologie/anatomie/anatomie.htm> .
- [3] Le groupe AHA de l'American Heart Association, "Valvular Heart Disease", May 7, 2020 : <https://www.heart.org/en/health-topics/heart-valve-problems-and-disease/about-heart-valves/> .
- [4] Chirurgiens Cardiaques Associés : <https://www.chirurgien-cardiaque.com/chirurgie-des-valves-cardiaque/> .
- [5] Dr. Kellali Narimane, cours de physiologie cardio-vasculaire : http://fac.umc.edu.dz/vet/Cours_Ligne/cours_21_22/Physiologie_A2/PHYSIOLOGIE_CARDIAQUE.pdf .
- [6] Mme Benhamza, Régulation cardiaque, BPH en 1^{ère} ST2S cœur, publié 21 2020mai : <https://biobenhamza.home.blog/category/bph-en-1ere-st2s/coeur-bph-en-1ere-st2s/> .
- [7] Dr. S.Ferhi, Le cycle cardiaque, Cours de deuxième année des études médicales 2021/2022 : http://medecine.univ-batna2.dz/sites/default/files/medecine/files/cycle_cardiaque_2021_2022_0.pdf .
- [8] Astrid Saint Auguste, Science et Avenir, comment fonctionne le cœur ? le 22.03.2022 à 12h07 : https://www.sciencesetavenir.fr/sante/coeur-et-cardio/comment-fonctionne-le-coeur_162276 .
- [9] PasseportSanté, L'auscultation, vérifier le 08/02/2022 : <https://www.passeportsante.net/fr/Maux/examens-medicaux-operations/Fiche.aspx?doc=auscultation#:~:text=L'auscultation%20avec%20un%20st%C3%A9thoscope,parle%20alors%20d'auscultation%20m%C3%A9diante> .
- [10] Jessica I. Gupta et Michael J. Shea, University of Michigan Health, Examen médical mars 2023, auscultation cardiaque : <https://www.msmanuals.com/fr/professional/troubles-cardiovasculaires/prise-en-charge-du-patient-cardiaque/auscultation-cardiaque> .
- [11] GUERMOUI Mouloud. Analyse spectrale du signal phonocardiogramme (PCG). Mémoire de MAGISTER EN ELECTRONIQUE, option : Traitement du signal 2011/2012 : <https://docplayer.fr/51015432-Analyse-spectrale-du-signal-phonocardiogramme-pcg.html> .
- [12] BOUDGHENE STAMBOULI ZINEB, Classification des Signaux Phonocardiogramme sur la Base de L'étude du Rapport SNR. Mémoire de MAGISTER EN ÉLECTRONIQUE

BIOMEDICALE 2011/2012 : <https://www.theses-algerie.com/1753434275693116/memoire-de-magister/universite-abou-bekr-belkaid---tlemcen/classification-des-signaux-phonocardiogrammes-sur-la-base-de-l-%C3%A9tude-du-rapport-snr-> .

[13] R.Monique, DFGSM 2-3 : système cardiovasculaire 18-01-2021 : <https://www.elsevier.com/fr-fr/connect/etudes-de-medecine/dfgsm-2-3-systeme-cardio-vasculaire> .

[14] Jessica I. Gupta, MD, University of Michigan Health;Michael J. Shea, MD, Michigan Medicine at the University of Michigan, LE MANUEL MSD version pour professionnels de santé, auscultation médicale, examen médical mars 2023 : <https://www.msmanuals.com/fr/professional/troubles-cardiovasculaires/prise-en-charge-du-patient-cardiaque/auscultation-cardiaque> .

[15] Guy P. Armstrong, MD, Waitemata District Health Board and Waitemata Cardiology, Auckland, LE MANUEL MSD version pour professionnels de santé, Revue générale des valvulopathies cardiaques (Troubles des valves cardiaques), Examen médical juil. 2022 : <https://www.msmanuals.com/fr/professional/troubles-cardiovasculaires/valvulopathies/revue-g%C3%A9n%C3%A9rale-des-valvulopathies-cardiaques> .

[16] F. Meziani, Analyse du degré de sévérité pathologique des signaux phono cardiogrammes(PCG) par application des transformées en ondelettes. Thèse de doctorat en électronique biomédicale. Université de Tlemcen.2013. [En ligne]. Format PDF Disponible sur: <http://dspace.univ-tlemcen.dz/bitstream/112/3133/1/these-doctorat.pdf> .

[17] Iga Grzegorzcyk et al,PCG Classification Using a Neural Network Approach. Faculty of Physics, Warsaw University of Technology, Warsaw, Poland:

[18] SENEQUE HOUNTONDJI, Analyse du signal phonocardiogramme pour l'extraction de constantes cardiaques, MEMOIRE DE FIN DE FORMATION 2018/2019 :

[19] Mohammed Nabih-Ali et al,International Journal of Biology and Biomedicine. Volume 2, 2017:

[20] Kate Brunotts, Normalisation audio 16 juin 2022 : <https://emastered.com/fr/blog/audio-normalization> .

[21] LAMRAOUI HASNA, Caractérisation du signal phonocardiogramme, Mémoire de MAGISTER en Électronique OPTION : Traitement du signal 2015/2016 : <http://eprints.univ-batna2.dz/1117/1/ing%20Hasna%20Lamraoui.pdf> .

[22] Naveen Dewangan et al,

- [23] C. Charles, Université de Liège, Gembloux Agro-Bio Tech (Unité de Statistique, Informatique et Mathématique appliquées à la bioingénierie), introduction aux ondelettes : https://orbi.uliege.be/bitstream/2268/87186/1/Intro_ond1_v2.pdf
- [24] Bouzidi Wafaa, Analyse et traitement du signal électro-encéphalogramme, Mémoire de master en instrumentation biomédicale, 2020/2021 : <http://dspace.univ-tlemcen.dz/bitstream/112/17192/1/Ms.GBM.Bouzidi.pdf> .
- [25] ALI MOKHADAM et al, Un module de segmentation des bruits cardiaques robuste basé sur la transformée en S. Biomedical processing and control, volume 8, Issue 3, page 273-281.
- [26] Ana Gavrovska et al, Automatic heart sound detection in pediatric patients without electrocardiogram reference via pseudo-affine Wigner–Ville distribution and Haar wavelet lifting, Computer Methods and Programs in Biomedicine, Volume 113, Issue 2, 2014, Pages 515-528: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0169260713003945?via%3Dihub> .
- [27] Chengyu Liu et al, 2017 Physiol. Meas. **38** 1730, DOI 10.1088/1361-6579/aa6e9f, <https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1361-6579/aa6e9f/meta> .
- [28] T. -E. Chen et al., "S1 and S2 Heart Sound Recognition Using Deep Neural Networks," in IEEE Transactions on Biomedical Engineering, vol. 64, no. 2, pp. 372-380, Feb. 2017, doi: 10.1109/TBME.2016.2559800 : <https://ieeexplore.ieee.org/document/7460939> .
- [29] Nogueira, D.M., Ferreira, C.A., Gomes, E.F. et al. Classifying Heart Sounds Using Images of Motifs, MFCC and Temporal Features. J Med Syst **43**, 168 (2019). <https://doi.org/10.1007/s10916-019-1286-5> .
- [30] RIVDAN Saraçoğlu, Hidden Markov model-based classification of heart valve disease with PCA for dimension reduction, Engineering application of artificial intelligence, volume 25, Issue 7, October 2012, Pages 1523-1528: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0952197612001649> .
- [31] Simarjot Kaur Randhawa et al, Classification of Heart Sound Signals Using Multi-modal Features, Procedia Computer Science, Volume 58, 2015, Pages 165-171, ISSN 1877-0509, <https://doi.org/10.1016/j.procs.2015.08.045>. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877050915021560> .
- [32] <http://www.cardiosource.com/heartsounds>.
- [33] American college of cardiology, [<http://www.Egeneral medical.com>].
- [34] Heart Sounds and Murmurs, [<http://www.dundee.ac.uk/medther/Cardiology/hsmur.html>].
- [35] R. L. Allen and D. W. Mills. Signal analysis: time, frequency, scale and structure. New York, Piscataway, N.J.: Wiley; IEEE Press, 2004.

- [36] R. N. Bracewell, *The Fourier transform and its applications*, 3.ed. Boston: McGraw Hill, 2000.
- [37] H. Liang, S. Lukkarinen, and I. Hartimo. Heart sound segmentation algorithm based on heart sound envelopogram," in *Computers in Cardiology*, Lund, Sweden, pp 105-108, 1997.
- [38] Akay M, "Time Frequency and Wavelets in Biomedical Signal Processing", IEEE Press, New York, 1998.
- [39] F. Meziani, S. M. Debbal, and A. Atbi, Analysis of phonocardiogram signals using wavelet transform, *Journal of Medical Engineering & Technology*, 36, (5-6): pp 283–302, 2012.
- [40] T.Omari. Etude de degré de sévérité pathologique des sténoses aortiques, thèse de magister, Université de Tlemcen, pp 51, 2009.
- [41] D.L.Donoho, I.M Johnstone. Adapting to unknown smoothness via wavelet shrinkage. *Journal of the American Statistical Association*, 90(432), pp 1200–1224, 1995.
- [42] L.Hamza.Cherif. Analyse des signaux phono cardiogrammes par application de la transformée en ondelettes discrète et paquets d'ondelettes, Thèse de magister de l'université de Tlemcen, 2007.
- [43] S.M Debbal and F. Bereksi-Reguig. Second cardiac sound : analysis techniques and performance comparison; *Journal of Mechanics in Medicine and Biology (JMMB)*; ISSN : 0219-5194; 5 (3), September 2005.
- [44] S.M.Debbal and F.Bereksi-Reguig. Frequency analysis of the heartbeat sounds, *Biomedical Soft Computing and Human Sciences*, 13(1), pp 85-90, 2008.
- [45] J.Talha, HA.Ahmad and AK.Shoab. Classification of Phonocardiogram using an Adaptive Fuzzy Inference System. *Proceedings of International Conference on Image Processing, Computer Vision (IPCV)*, Monte Carlo Resort, LasVegas, Nevada, USA, July, pp 609-614, 2009.
- [46] F.Meziani, S. M. Debbal, and A. Atbi, Analysis of the pathological severity degree of aortic stenosis (AS) and mitral stenosis (MS) using the discrete wavelet transform (DWT), *Journal of Medical Engineering & Technology*, 37(1): 61–74, 2013.
- [47] S. M Debbal and F. Bereksi Reguig. Heart beat Sound Analysis with the wavelet Transform, *Journal of Mechanics in Medicine and Biology (JMMB)*; 4(2). pp 133-141, 2004.
- [48] A. K. Abbas, R. Bassam. *Phonocardiography Signal Processing*, Morgan and Claypool, 2009.
- [49] Y.M Akay, M.Akay, W.Welkowitz and J.Kotis. Non-invasive Detection of Coronary Artery Disease. *IEEE Engineering in Medicine and Biology*. pp 761-764. 1994.

- [50] Antoine Crochet-Damais, JDN Réseau de neurones artificiels : réseaux neuronaux pour l'IA (Mis à jour le 29/06/22) : <https://www.journaldunet.fr/web-tech/guide-de-l-intelligence-artificielle/1501851-reseau-de-neurones-artificiels/> .
- [51] Cours réseaux de neurones (Mise-à jour 13/10/2018), Université de Toulouse : <https://www.math.univ-toulouse.fr/~besse/Wikistat/pdf/st-m-app-rn.pdf> .
- [52] Claude Touzet, LES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS, INTRODUCTION AU CONNEXIONNISME : COURS, EXERCICES ET TRAVAUX PRATIQUES. EC2, 1992, Collection de l'EERIE, N. Giambiasi. fihal-01338010 : https://hal-amu.archives-ouvertes.fr/hal-01338010/file/Les_reseaux_de_neurones_artificiels.pdf .
- [53] Simon Haykin, 1998, Neural Networks: A Comprehensive Foundation (2nd. ed.). Prentice Hall PTR, USA: https://cdn.preterhuman.net/texts/science_and_technology/artificial_intelligence/Neural%20Networks%20-%20A%20Comprehensive%20Foundation%20-%20Simon%20Haykin.pdf .
- [54] Mohammed Nabih-Ali, El-Sayed A. El-Dahshan, Ashraf S. Yahia, published by Circuits and Systems, Vol.8 No.7, 2017. [10.4236/cs.2017.87012](https://doi.org/10.4236/cs.2017.87012) .