République algérienne démocratique et populaire

Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique

Université Yahia Farès De Médéa

Faculté de science

Département De Mathématique Et De L'informatique

Mémoire Présenté pour l'obtention du diplôme
De
MASTER en Informatique

Présenté Par : Hocine Bey Faiza

Spécialité : Ingénierie des systèmes et technologie Web
Thème :

Segmentation Automatique Des PCG (Phono-cardiogramme) Avec réseaux de Neurone Artificiel

Azouz Mohamed	**MBA**	**Université de Médéa**	**Examinateur**
Boudjebour Karim	**MBA**	**Université de Médéa**	**président de jury**
Ahfir Maamar	**Pr**	**Université de Médéa**	**Encadreur**

Année Universitaire 2021/2022

Remerciements

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

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

Je voudrais exprimer, ma gratitude et ma considération à Monsieur **Belmecheri Mecheri Zeid**, Dr à l'université de Laghoaut , pour son aide .

Je remercie ma mère **Fatima Boulbadaoui** qui m'a appris que la science est une arme de l'homme

Dédicaces

Je dédie ce travail à :

Mes chers parents

Faiza Hbey

Table des Matières

Table des Matières I

Liste Des Figures III

Les abréviations V

Résumé : VI

Introduction Générale 1

Chapitre Ⅰ : I

Généralité sur le phono-cardiogramme I

I.1 Introduction : 4

I.2 Le phono-cardiogramme : 4

I.3 Les sons et les souffles cardiovasculaires : 5

I.3.1 Les sons cardiaques 5

I.3.1.1 Le premier son (S1) 5

I.3.1.2 Le deuxième son (S2) 5

I.3.1.3 L'ouverture de la mitrale 5

I.3.1.4 Le troisième son (S3) 5

I.3.1.5 Le quatrième son (S4) 6

I.3.2 Les souffles cardiaques 7

I.3.2.1 Les souffles diastoliques 8

I.3.2.1.1 Rétrécissement mitral 8

I.3.2.1.2 Insuffisance aortique 8

I.3.2.2 Les souffles systoliques 9

I.3.2.2.1 Rétrécissement aortique 9

I.3.2.2.2 Insuffisance mitrale 9

I.3.2.2.3 Rétrécissement pulmonaire 10

I.3.2.2.4 Communication inter-ventriculaire 10

I.4 La gamme de fréquence pour les sons et souffles cardiaques : 11

I.5 Le stéthoscope : 12

I.6 Conclusion : 13

Chapitre Ⅱ : 1

Réseaux de neurones artificiels 1

II.1 Introduction 15

II.2 Architecture des réseaux de neurones 15

II.2.1 Les réseaux de neurones non bouclés 15

II.2.1.1 Réseaux de neurones monocouches 15

II.2.1.2 Réseaux de neurones multicouches 16

II.2.1.3 Réseaux de neurones à connexions locales 17

II.2.2 Les réseaux de neurones bouclés (récurrent) 18

II.3 L'apprentissage 19

II.3.1 Stratégies d'apprentissage 20

II.3.2 Données et processus 21
II.3.3 Apprentissage en ligne et l'apprentissage hors ligne "batch" 21
II.3.4 Apprentissage global et apprentissage local : 22

II.4 Conclusion : 22

Chapitre Ⅲ : 13

Segmentation du signal PCG avec réseaux de neurone récurrent (RNR) 13

III.1 Base de données choisi : 24

III.2 Segmentation Manuelle du signal PCG : 25

III.3 Segmentation du PCG avec RNR 27
III.3.1 Apprentissage automatique : 27

III.4 Test et résultats : 29

III.5 Discussion et commentaire de résultats : 33

III.6 Conclusion : 34

Conclusion Générale : XXXV

Bibliographie : XXXVI

Liste Des Figures

FIGURE 1- 1:REPRESENTATION DES CYCLES CARDIAQUES PCG D'UN SUJET NORMAL 4
FIGURE 1- 2:REPRESENTATION D'UN CYCLE CARDIAQUE CONTENANT LE SIGNAL (S3) 6
FIGURE 1- 3:REPRESENTATION D'UN CYCLE CARDIAQUE CONTENANT LE SIGNAL (S4) 6
FIGURE 1- 4:CARACTERISATION SCHEMATIQUE DES DIFFERENTES VARIETES DES SOUFFLES QUE L'ON PEUT RENCONTRER 7
FIGURE 1- 5:REPRESENTATION D'UN CYCLE CARDIAQUE CONTENANT UN RETRECISSEMENT MITRAL 8
FIGURE 1- 6:REPRESENTATION D'UN CYCLE CARDIAQUE CONTENANT UNE INSUFFISANCE AORTIQUE 8
FIGURE 1- 7:REPRESENTATION D'UN CYCLE CARDIAQUE CONTENANT UNE RETRECISSEMENT AORTIQUE DE FORTE 9
FIGURE 1- 8:REPRESENTATION D'UN CYCLE CARDIAQUE CONTENANT UNE REGURGITATION MITRALE 9
FIGURE 1- 9:REPRESENTATION D'UN CYCLE CARDIAQUE CONTENANT UNE RETRECISSEMENT PULMONAIRE 10
FIGURE 1- 10:REPRESENTATION D'UN CYCLE CARDIAQUE CONTENANT UNE COMMUNICATION INTER-VENTRICULAIRE 11
FIGURE 1- 11:REPRESENTATION DE LA PERCEPTION AUDITIVE DE L'OREILLE HUMAINE ET LA GAMME DES FREQUENCES 11
FIGURE 1- 12:STETHOSCOPE 12

FIGURE 2- 1:SCHEMA D'UN RESEAU DE NEURONES MONOCOUCHE 16
FIGURE 2- 2: SCHEMA D'UN RESEAU DE NEURONES NON BOUCLE (PERCEPTRON MULTICOUCHES). 17
FIGURE 2- 3: SCHEMA D'UN RESEAU DE NEURONES A CONNEXIONS LOCALES. 17
FIGURE 2- 4: SCHEMA DE RESEAU DE NEURONES BOUCLE 18
FIGURE 2- 5 : FORME CANONIQUE D'UN RESEAU DE NEURONES BOUCLE. 19
FIGURE 2- 6: PRINCIPE DE L'APPRENTISSAGE. 20
FIGURE 2- 7:PRINCIPE DE FONCTIONNEMENT ET D'ANALYSE DES PROCESSUS. 21

FIGURE 3- 1:APEX, NORMAL S1 S2, SUPINE, BELL 24
FIGURE 3- 2:APEX, S4, LLD, BELL 24
FIGURE 3- 3:SEUIL APPLIQUE SUR LE SIGNAL PCG 25
FIGURE 3- 4:SIGNAL CARREAPRES L'APPLICATION D'UN SEUIL 25
FIGURE 3- 5:TARGET INDIQUENT LES 4 ETATS DU SIGNAL PCG (S1, SYSTOLE, S2,DIASTOLE) 26
FIGURE 3- 6:BASE DE DONNE UTILISER 26
FIGURE 3- 7:DESIGNED LRNN COMPOSED WITH : 1 INPUT UNIT, 4 NEURONES IN 4 OUTPUT LAYERS AND 5 NEURONS IN THE HIDDEN LAYER. 27
FIGURE 3- 8: LE PROGRES D'ENTRAINEMENT DE RESEAUX DE NEURONE 27
FIGURE 3- 9:MEILLEURE PERFORMANCE EST 5.603 E-11 A 54 EPCH 28
FIGURE 3- 10: RÉSULTAT DE L'ENTRAINEMENT DE TARGET 28
FIGURE 3- 11:PARTIE DU CODE DE TEST 29
FIGURE 3- 12:TEST DE SIGNAL 1 (EN BLEU) BASE DE DONNE DE SIGNAL 1(EN ROUGE) 30
FIGURE 3- 13:TEST DE SIGNAL 5 (EN BLEU) BASE DE DONNE DE SIGNAL 5(EN ROUGE) 30
FIGURE 3- 14:TEST DE SIGNAL 6 (EN BLEU) BASE DE DONNE DE SIGNAL 6(EN ROUGE) 31
FIGURE 3- 15:TEST DE SIGNAL 3 (EN BLEU) BASE DE DONNE DE SIGNAL 3(EN ROUGE) 31
FIGURE 3- 16:TEST DE SIGNAL 4 (EN BLEU) BASE DE DONNE DE SIGNAL 4(EN ROUGE) 32
FIGURE 3- 17:TEST DE SIGNAL 2 (EN BLEU) BASE DE DONNE DE SIGNAL 2(EN ROUGE) 32
FIGURE 3- 18:TEST DE SIGNAL 7 (EN BLEU) BASE DE DONNE DE SIGNAL 7(EN ROUGE) 33

Les abréviations

PCG	Phono-cardiogramme
WHO	World Health Organisation (organisation Mondial de la santé)
ECG	Électronique cardiogramme
Fao	Foyer Aortique
FP	Foyer Pulmonaire
PT	pointe
FT	Foyer Tricuspidien
RNA	Réseaux de neurone artificiel
RNAR	Réseaux de neurone artificiel récurrent
S1	Premier son cardiaque
S2	Deuxième son cardiaque
S3	Troisième son cardiaque
S4	Quatrième son cardiaque
SC	Sons cardiaque

Résumé :

Le diagnostic des maladies cardiaques se fait toujours de manière traditionnelle et difficile. Notre travail vise à améliorer le diagnostic en réduisant les coûts et la rapidité du diagnostic. Dans le passé, le diagnostic n'était posé que par un cardiologue expérimenté. Avec ce programme que nous avons travaillé et formé, il peut être simplement diagnostiqué par un médecin généraliste ou un infirmier, il est possible de connaître la systole, la diastole, S1, S2.

Ce programme aide au travail d'un stéthoscope électronique qui enregistre le son du rythme cardiaque et effectue des opérations cachées pour l'utilisateur, qui analyse et comprend le son comme s'il s'agissait d'un médecin spécialisé. Il contourne les sons des boutons et ne laisse que les sons qui déterminent le rythme cardiaque de base et l'état de silence en utilisant la segmentation avec réseaux de neurone artificielle.

Mots Clés : Réseaux de neurone artificielle, stéthoscope, son cardiaque, diagnostique

ملخص:

تشخيص أمراض القلب دائما تتم بالطريقة التقليدية والصعبة و عملنا يهدف إلى تحسين التشخيص من خلال تقليص التكاليف وسرعة التشخيص ففي السابق لا يتم التشخيص إلا من قبل طبيب مختص في القلب ذو خبرة أما بهذا البرنامج الذي عملناه ودربناه يمكن ببساطة تشخيصه من قبل طبيب عام أو ممرض فقد أصبح ممكنا معرفة الـ systole، diastole ، S1 ، S2 .

هذا البرنامج يساعد في عمل سماعة طبيب الكترونية تقوم بتسجيل صوت دقات القلب والقيام بعمليات مخفية للمستخدم والتي تقوم بتحليل وفهم الصوت كما لو أنها طبيب مختص فتقوم بتجاوز أصوات الضوضاء و لا تترك إلا الأصوات التي تحدد لنا ضربات القلب الأساسية و حالة السكوت باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية في التجزئة .

الكلمات المفتاحية : سماعة الطبيب ، تشخيص ، صوت دقات القلب ، شبكات عصبية اصطناعية

Abstract :

Diagnosing of heart diseases is always done in the traditional and difficult way. Our work aims to improve the diagnosis by reducing costs and speed of diagnosis. In the past, the diagnosis was made only by an experienced cardiologist. With this program that we worked and trained, it could simply be diagnosed by a general physician or a nurse. It is possible to know the systole, diastole, S1, S2.

This program helps in the work of an electronic stethoscope that records the sound of the heartbeat and performs hidden operations for the user, which analyzes and understands the sound as if it were a specialized doctor. It bypasses the murmurs sounds and leaves only the sounds that determine the basic heartbeat and the state of silence using segmentation with artificial neural networks

Keywords: Artificial neural networks, stethoscope, cardiac sound, diagnostics.

Introduction Générale

Les maladies cardiovasculaires représentent la cause la plus fréquente du décès dans le monde selon les études statistiques annuelles faites au niveau de l'organisation mondiale de la santé (WHO) [1].

L'auscultation du cœur est la technique d'écoute des sons cardiaques et considérée comme un outil important pour le diagnostic des cardiopathies. Sa contribution remarquable dans ce domaine a donné naissance à une approche scientifique en utilisant cette technique de l'examen physique. Sa forme moderne appelée phonocardiographie, qui utilise les stéthoscopes électroniques, pour l'enregistrement acoustique et le traitement automatisé des sons du cœur.

Au cours des dernières années, un bon nombre de méthodes de diagnostic sophistiquées en cardiologie, y compris l'électrocardiogramme (ECG) et l'échocardiographie, ont beaucoup ajouté à notre compréhension de l'action du cœur et ses pathologies. Cependant, l'auscultation cardiaque non invasive de base reste l'approche rentable et simple à l'examen cardiaque.

Il a été rapporté qu'un pourcentage inquiétant de diplômés en médecine ne peut pas diagnostiquer correctement les maladies cardiaques à l'aide d'un stéthoscope [2]. L'art de l'écoute des sons cardiaques et d'interpréter leur signification est difficile à maîtriser, car ils sont le résultat de plusieurs événements de courte durée qui se produisent dans un intervalle de temps très court. La faible sensibilité de l'oreille humaine dans la gamme basse fréquence des sons cardiaques rend cette tâche encore plus difficile. La Phonocardiographie (PCG) est révélée très utile dans la description et la compréhension des sons cardiaques, car elle offre un affichage visuel de la forme d'onde du son du cœur [3] ; mais la compréhension des fonctions du cœur et la complexité inhérente du signal PCG reste illimitées.

L'auscultation Assistée par l'ordinateur avec l'utilisation des techniques numériques en traitement du signal peut extraire des informations utiles pour le diagnostic des maladies. Une variété des méthodes, telles que l'analyse temps-fréquence des signaux PCG et d'ordre supérieur statistique [4] ont été appliquées à la classification et l'analyse des sons cardiaques pour une meilleure discrimination des cas pathologies. Qui parmi eux la segmentation avec réseaux de neurone

Un cycle de bruit cardiaque normal complet se compose principalement du premier son cardiaque (S1) suivie par le second son cardiaque (S2). Le cycle de sons cœur peut être segmenté en deux grandes parties, la systole et la diastole.

Parfois, après le son S2, les sons cardiaques S3 et S4 peuvent être présents chez les enfants et les jeunes adultes, ils peuvent représenter à un cas pathologique. Les bruits cardiaques anormaux appelés souffles, reportez-vous à diverses conditions pathologiques que par l'emplacement, la forme, la durée et d'autres caractéristiques associées. Par conséquent, aux fins d'analyse et de diagnostic utile, le signal du son cardiaque doit être segmenté, la détection de l'emplacement des deux sons S1 et S2 est une étape préliminaire et importante avant une analyse plus poussée du signal PCG pour la classification de la maladie.

But du travail :

Le but visé à travers ce travail est de segmenter les signaux PCG par l'application de réseaux de neurone artificiel récurrent afin d'extraire les composants qui ont un sens clinique : S1 , Le systole ,S2 , Le diastole.

Organisation du mémoire :

Ce mémoire est organisé en trois chapitres avec une introduction et une conclusion générale comme suit :

Chapitre 1 : Généralité sur le phono-cardiogramme

Ce chapitre est consacré à la description de l'auscultation cardiaque et les différents sons cardiaques

Chapitre 2 : Réseaux de neurone artificiel

Le deuxième chapitre aborder l'étude théorique des genres des réseaux de neurones et de l'apprentissage automatique avec ces réseaux

Chapitre 3 : Segmentation du signal PCG avec RNR

Au cours de ce chapitre, un d'apprentissage avec réseaux de neurone récurrente pour la segmentation automatique a été appliquer au signal PCG pré-segmenté, afin d'extraire les sons cardiaque S1 et S2 depuis le signal PCG original.

Chapitre I :

Généralité sur le phono-cardiogramme

I.1 Introduction :

Ce chapitre est principalement consacré aux différents bruits cardiaques dans les états de santé et pathologiques du cœur, et il explique également la source des sons que nous entendons lors du diagnostic du cœur à l'aide d'un stéthoscope

I.2 Le phono-cardiogramme :

Un phono-cardiogramme est un examen simple, complètement indolore avec un nom compliqué. Phono signifie simplement son, cardiogramme signifie que c'est un enregistrement de l'activité du cœur qui est reporté sur une bande d'enregistrement en papier comme un signal. Un phono-cardiogramme, en fait, est simplement un enregistrement au niveau de face antérieur de thorax des vibrations produites par les bruits cardiaques, il permet donc d'enregistrer les sons normaux (S1, S2), les sons surajoutés et les souffles. Des bruits cardiaques.

Le PCG est composé de deux types de sons acoustiques, les sons du cœur et les murmures cardiaques. Dans un cycle cardiaque, jusqu'à quatre sons du cœur peut être trouvé : S1, S2, S3 et S4. S1 et S2 sont normalement observées chez tous les sujets.

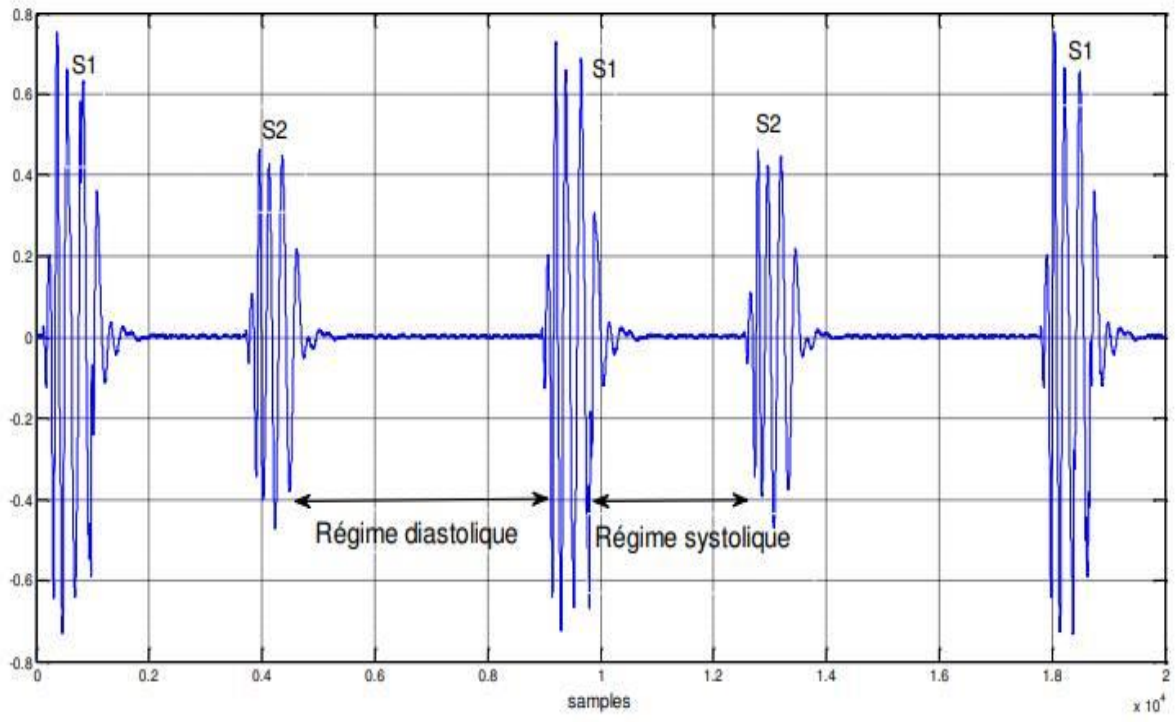


Figure 1- 1:Représentation des cycles cardiaques PCG d'un sujet normal

I.3 Les sons et les souffles cardiovasculaires :

En général le fonctionnement de système cardiovasculaire est résumé en deux phénomènes : mécanique basée sur les contractions cardiaques, l'ouverture et la fermeture des valves atrio-ventriculaires et sigmoïdes, deuxième phénomène est acoustique correspond aux sons produits lors le premier phénomène. L'exagération ou l'abolition de ces sons est considérée comme pathologique (bruit surajouté et souffles)

I.3.1 Les sons cardiaques

I.3.1.1 Le premier son (S1)

Le son S1 correspondant au début de la systole ventriculaire est dû à la fermeture des valves auriculo-ventriculaires qui a lieu lorsque la pression intra ventriculaire devient supérieure à la pression intra auriculaire. Ce premier son est fait de deux composantes : la composante mitrale (M1) qui précède la composante tricuspide (T1). Il est caractérisé par son amplitude forte et sa durée longue (100-200ms) par apport aux autres sons (S2, S3, S4), son spectre de fréquence se situe principalement entre 10-200 Hz. L'ouverture des valves sigmoïdes est inaudible [3].

I.3.1.2 Le deuxième son (S2)

Le son S1 marque la fin de la systole ventriculaire et signifiant le début de la diastole est dû à la fermeture des valves sigmoïdes qui a lieu lorsque la pression ventriculaire devient inferieure à la pression artérielle au- dessus des sigmoïdes. Ce deuxième bruit est fait de deux composantes : la composante aortique(A2) précédant la composante pulmonaire(P2).S2 a une durée minimale de 80 ms, sa durée est courte si comparé à celle de S1 du fait de la forme semi lunaire des valves aortique et pulmonaire qui se ferme rapidement. Les composants de fréquence de S2 sont généralement plus élevés que ceux du S1 et son spectre se situe principalement entre 50-250Hz [3].

I.3.1.3 L'ouverture de la mitrale

À lieu lorsque la pression intra ventriculaire devient inferieure à la pression auriculaire normalement elle est inaudible [6].

I.3.1.4 Le troisième son (S3)

Correspond à la fin du remplissage rapide du ventricule, il se produit 0.15second après la composante aortique du deuxième son. C'est un signal de faible fréquence et faible intensité qui peut être entendu au début de la phase diastolique (juste après S2), S3 est considéré normal pour les enfants et l'adulte comme il peut être signe de maladie chez les vieux [3].

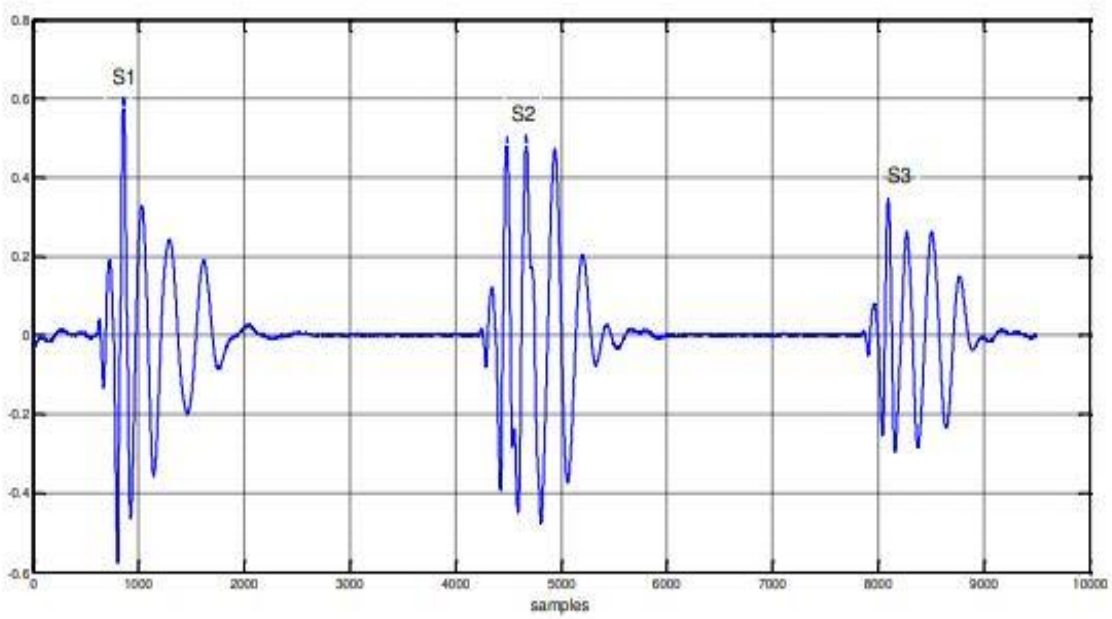


Figure 1- 2:Représentation d'un cycle cardiaque contenant le signal (S3)

I.3.1.5Le quatrième son (S4)

Correspond à la systole auriculaire ou phase de remplissage actif du ventricule , normalement inaudible de faible fréquence et faible intensité, se produit à la fin du régime diastolique (juste avant S1). S3 et S4 accompagnent souvent d'autres maladies cardiaques congénitales [3].

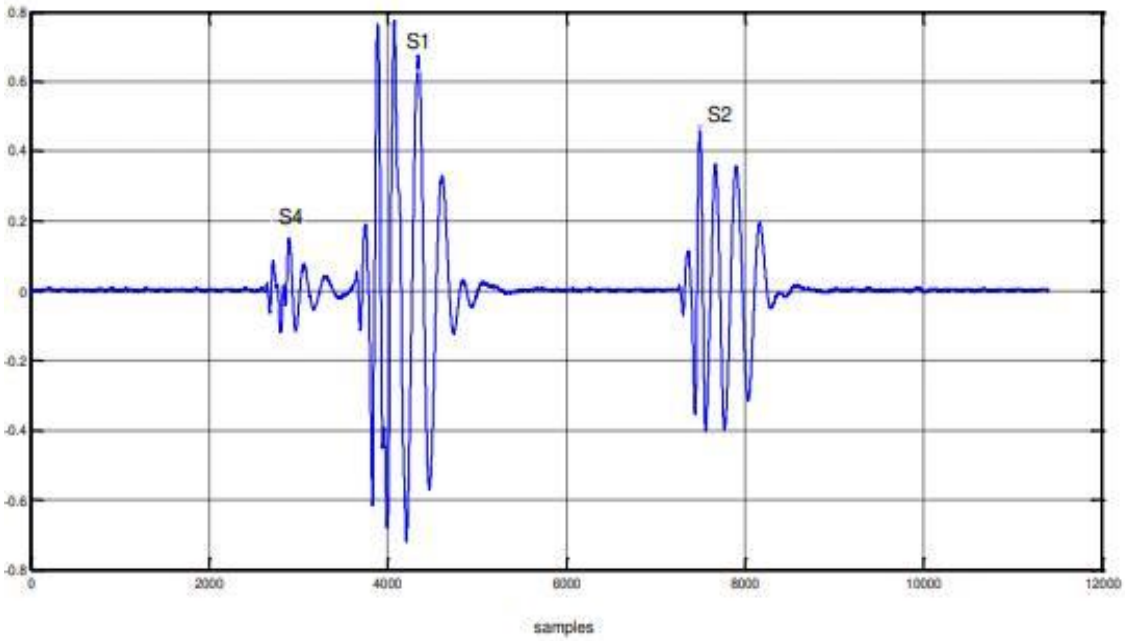


Figure 1- 3:Représentation d'un cycle cardiaque contenant le signal (S4)

I.3.2Les souffles cardiaques

Un souffle est un phénomène sonore d'une durée plus longue et doux que celle d'un bruit, il est produit par l'écoulement du sang d'une zone de haute pression vers une zone de basse pression à travers d'un orifice rétrécie, Selon la position des souffles dans le cycle cardiaque on distingue [6] :

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

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

Parmi les différents souffles systoliques en peut citer : Le souffle du rétrécissement valvulaire aortique, le souffle de rétrécissement valvulaire pulmonaire, Le souffle d'insuffisance mitrale, Le souffle d'insuffisance tricuspidienne, Le souffle de la communication interventriculaire…, et pour les souffles diastoliques en peut citer : Le souffle d'insuffisance valvulaire aortique, rétrécissement mitral, rétrécissement tricuspidienne.

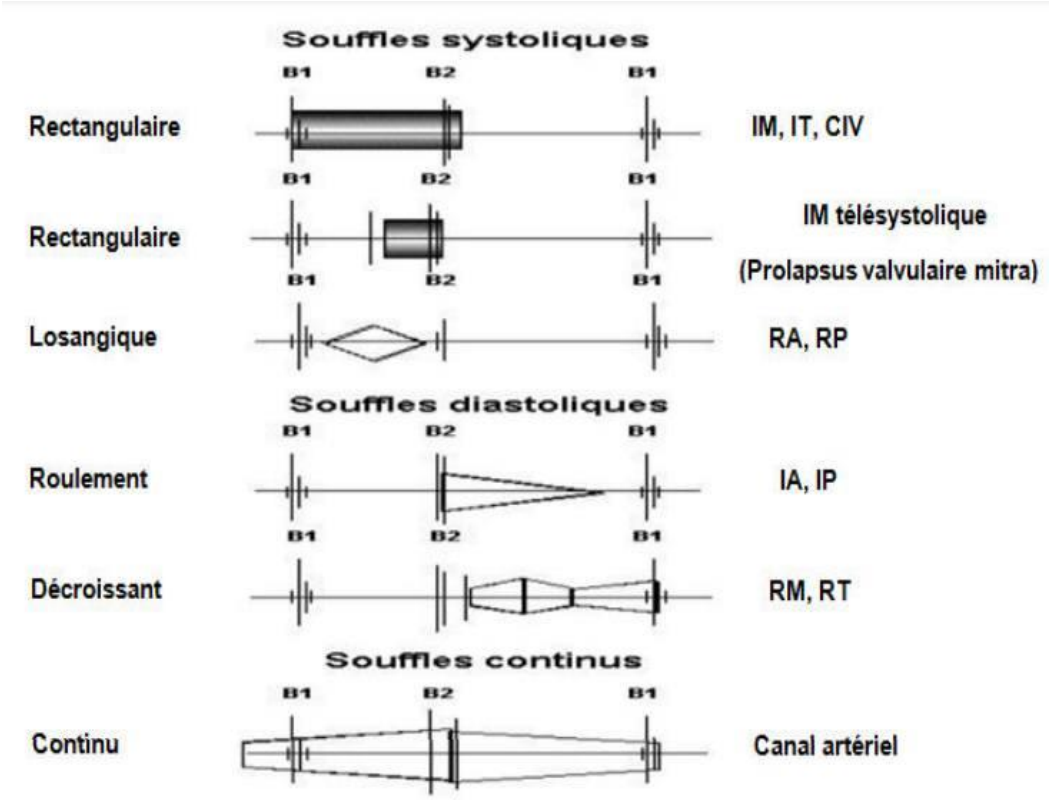


Figure 1- 4:Caractérisation schématique des différentes variétés des souffles que l'on peut rencontrer

I.3.2.1Les souffles diastoliques

I.3.2.1.1Rétrécissement mitral

Le rétrécissement mitral réalise un obstacle au remplissage diastolique du ventricule gauche avec réduction de l'orifice mitral fonctionnelle (Surface mitrale inferieure à 2.5 cm2.). Le passage de sang à travers cette valve rétrécie va produire un souffle diastolique bien entendu autour de la région mitrale [12].

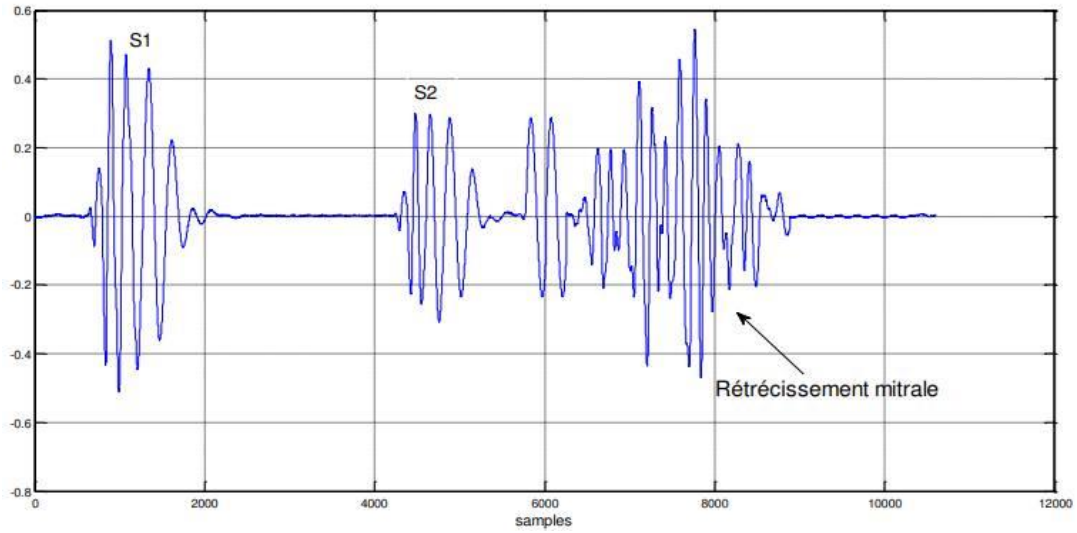


Figure 1- 5:Représentation d'un cycle cardiaque contenant un rétrécissement mitral

I.3.2.1.2Insuffisance aortique

L'insuffisance aortique "IA" se caractérise par un reflux anormal (régurgitation) du sang de l'aorte dans le ventricule gauche pendant la diastole survient lorsque la valve aortique du cœur ne se ferme pas complètement [6][7].

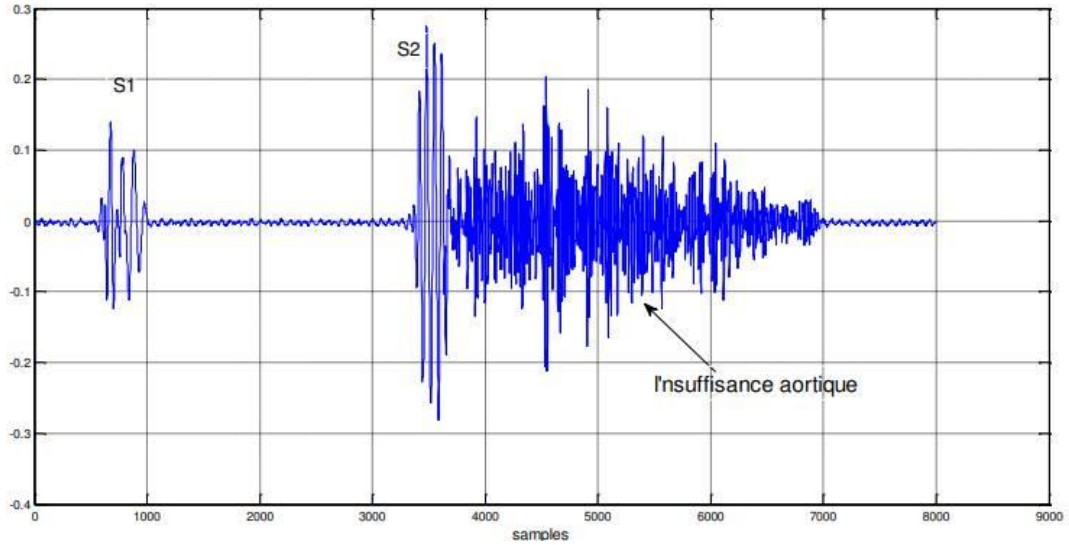


Figure 1- 6:Représentation d'un cycle cardiaque contenant une insuffisance aortique

I.3.2.2 Les souffles systoliques

I.3.2.2.1Rétrécissement aortique

C'est la réduction de la surface de l'orifice aortique (normalement de 3 cm2) qui fait obstacle à l'éjection de sang du ventricule gauche aux différents organes pendant la systole [4][7].

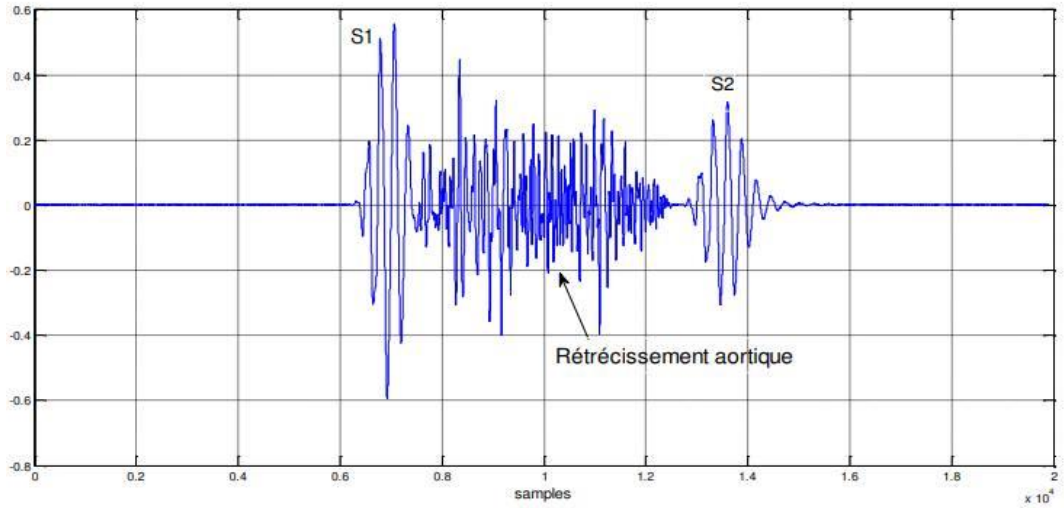


Figure 1- 7:Représentation d'un cycle cardiaque contenant une Rétrécissement aortique de forte

I.3.2.2.2 Insuffisance mitrale

L'insuffisance mitrale "I.M" est caractérisée par le reflux systolique du sang du ventricule gauche vers l'oreillette gauche du fait de la perte d'étanchéité de la valve mitrale. La conséquence sera une surcharge volumétrique du ventricule gauche et une augmentation des pressions dans l'oreillette gauche et dans la circulation pulmonaire [6].

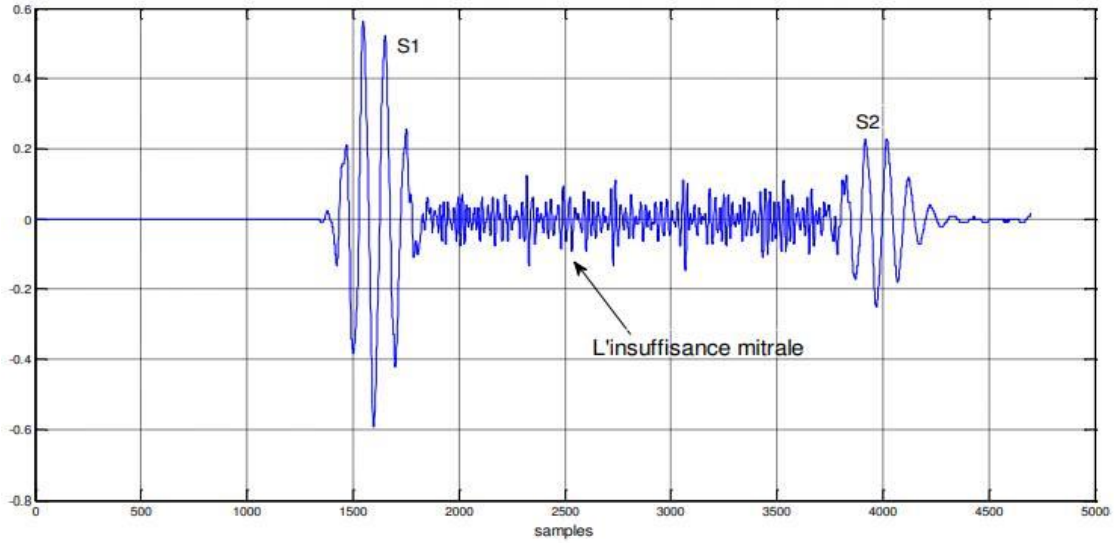


Figure 1- 8:Représentation d'un cycle cardiaque contenant une régurgitation mitrale

I.3.2.2.3 Rétrécissement pulmonaire

La valvule pulmonaire (qui permet au sang de circuler du ventricule (cavité inférieure) droit du cœur vers les poumons) devient rétrécie. Par conséquent, le ventricule droit doit pomper plus fort que la normale pour surmonter cet obstacle. Cela peut causer une surcharge du ventricule droit et provoquer une augmentation de son volume [6].

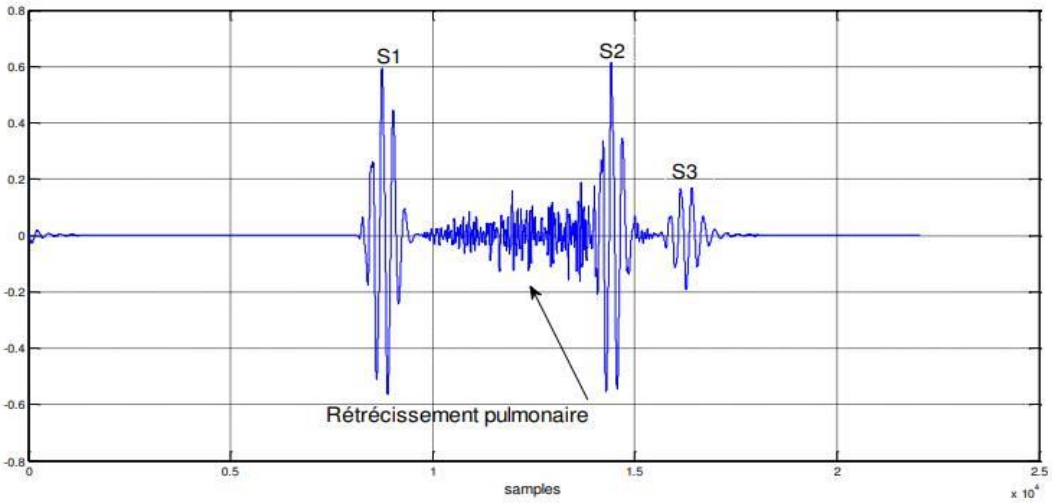


Figure 1- 9:Représentation d'un cycle cardiaque contenant une Rétrécissement pulmonaire

I.3.2.2.4 Communication inter-ventriculaire

La communication inter-ventriculaire (CIV) est la malformation cardiaque congénitale la plus fréquente et représenterait près de 40 % de l'ensemble des cardiopathies congénitales chez l'homme.

Dans le cœur normal, la cloison qui sépare les ventricules droit et gauche, dénommée « septum inter-ventriculaire », est totalement hermétique. Une CIV correspond à la présence d'un orifice plus ou moins large dans cette cloison, permettant un passage direct du sang d'un ventricule vers l'autre. Les conséquences de cette malformation dépendent essentiellement de la taille de la communication. L'évolution d'une CIV dépend de sa localisation sur le septum, certaines étant susceptibles de se fermer spontanément dans les mois ou années suivant la naissance à L'auscultation cardiaque on not un souffle systolique diffus (en rayons de roue) dont l'intensité est inversement proportionnelle à la taille de la communication. L'intensité du souffle ne reflète donc absolument pas la gravité de la CIV (on pourrait même écrire au contraire...) [6].

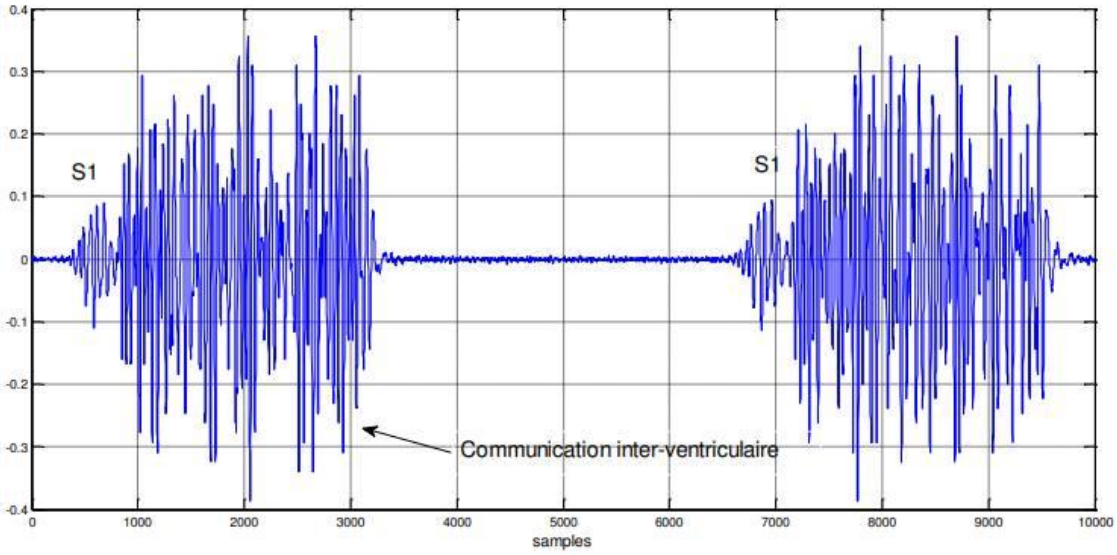


Figure 1- 10:Représentation d'un cycle cardiaque contenant une Communication inter-ventriculaire

I.4 La gamme de fréquence pour les sons et souffles cardiaques :

L'oreille humaine peut détecter les sons de 16Hz à18000Hz avec une sensibilité qui varie suivant la fréquence. La Figure 13 montre le seuil d'audibilité de l'homme et la gamme des fréquences et intensité des sons et murmures cardiaques. La bande de fréquence des sons cardiaques audible par l'oreille humaine est limité, seulement la bande entre 40 Hz à 512 Hz peut être audible. Le reste de la bande de fréquence du son cardiaque est hors portée de l'oriel humain. Ces limitations auditives apportent évidemment ces difficultés pour l'auscultation sensible des sons de basse fréquence (S3 et S4), et les sons de haute fréquence (des murmures) [7].

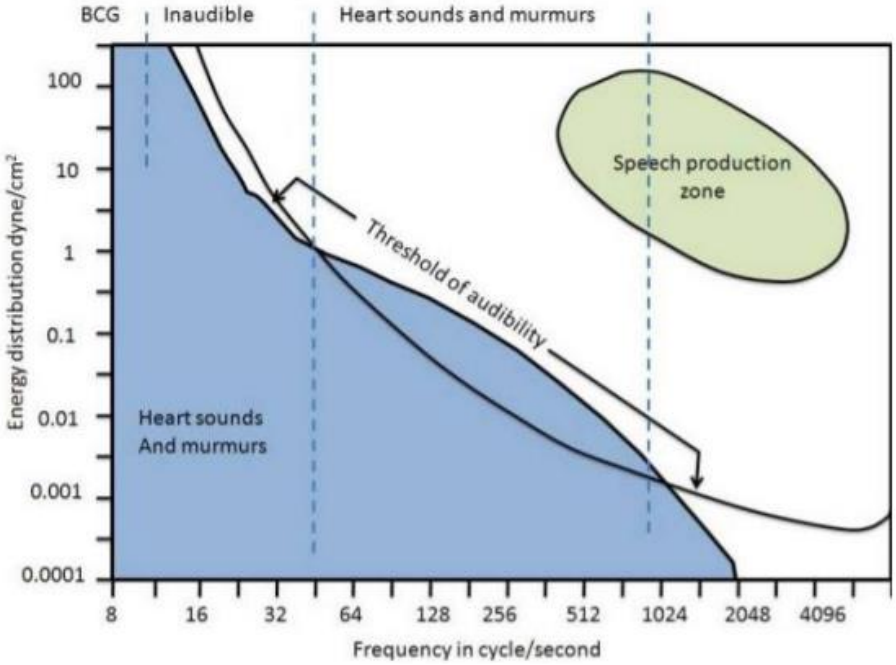


Figure 1- 11:Représentation de la perception auditive de l'oreille humaine et la gamme des fréquences

En outre, la structure complexe du signal PCG ajoute plus de difficultés à l'auscultation :

- L'incapacité de distinguer entre les deux bruits/sons fondamentaux S1 et S2 sur un sujet qui présente un rythme cardiaque très élevé.

- L'incapacité de détecter les murmures à faible intensité dans un milieu où il y'a la présence de bruit externe.

I.5 Le stéthoscope :

Le stéthoscope compose de deux mots, (stéthos) qui indique le poitrine et (skope) qui renvoie à la vision . Le stéthoscope est l'instrument nécessaire de l'auscultation. Il est formé par une pièce terminale comportant deux faces. L'une est équipée d'un diaphragme et l'autre d'une capsule, La pièce terminale est reliée par des tubulures à des embouts auriculaires (Figure 14). La capsule du stéthoscope doit permettre la transmission des sons de basses fréquence (20 - 100 Hz) et le diaphragme, Celle des sons de hautes fréquences (100 - 1000 Hz).

Pour une auscultation correcte, il convient d'avoir :

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



Figure 1- 12:Stéthoscope

I.6 Conclusion :

Dans ce chapitre, On a présenté les principales caractéristiques des sons cardiaques, les différentes valvulopathie (rétrécissement et insuffisance cardiaque) avec leurs enregistrements représentatifs dans des figures illustratives.

Chapitre II :

Réseaux de neurones artificiels

II.1 Introduction

Les réseaux de neurone artificiels sont des systèmes dont la conception est à l'origine schématiquement inspirée du fonctionnement des neurones biologiques, et qui par la suite se sont rapproché des méthodes statistiques. Dans ce chapitre, nous allons présenter les types de réseaux de neurones bouclés et non bouclés et leur application dans l'apprentissage automatique.

II.2 Architecture des réseaux de neurones

L'architecture d'un réseau de neurones est l'organisation des neurones entre eux au sein d'un même réseau. Autrement dit, il s'agit de la façon dont ils ordonnés et connectés. La majorité des réseaux de neurones utilise le même type de neurones. Quelques architectures plus rares se basent sur des neurones dédiés. L'architecture d'un réseau de neurones dépend de la tâche à apprendre. Un réseau de neurone est en général composé de plusieurs couches de neurones, des entrées jusqu'aux sorties. On distingue deux grands types d'architectures de réseaux de neurones : les réseaux de neurones non bouclés et les réseaux de neurones bouclés. [7]

II.2.1Les réseaux de neurones non bouclés

Un réseau de neurones non bouclé réalise une (ou plusieurs) fonctions algébriques de ses entrées, par composition des fonctions réalisées par chacun de ses neurones. Un réseau de neurones non bouclé est représenté graphiquement par un ensemble de neurones "connectés" entre eux, l'information circulant des entrées vers les sorties sans "retour en arrière"; si l'on représente le réseau comme un graphe dont les nœuds sont les neurones et les arêtes les "connexions" entre ceux-ci, le graphe d'un réseau non bouclé est acyclique. Le terme de "connexions" est une métaphore : dans la très grande majorité des applications, les réseaux de neurones sont des formules algébriques dont les valeurs numériques sont calculées par des programmes d'ordinateurs, non des objets physiques (circuits électroniques spécialisés) ; néanmoins, le terme de connexion, issu des origines biologiques des réseaux de neurones, est passé dans l'usage, car il est commode quoique trompeur. Il a même donné naissance au terme de connexionnisme.[7]

II.2.1.1Réseaux de neurones monocouches

La structure d'un réseau monocouche est telle que des neurones organisés en entrée soient entièrement connectés à d'autres neurones organisés en sortie par une couche modifiable de poids (figure 2-1).[7]

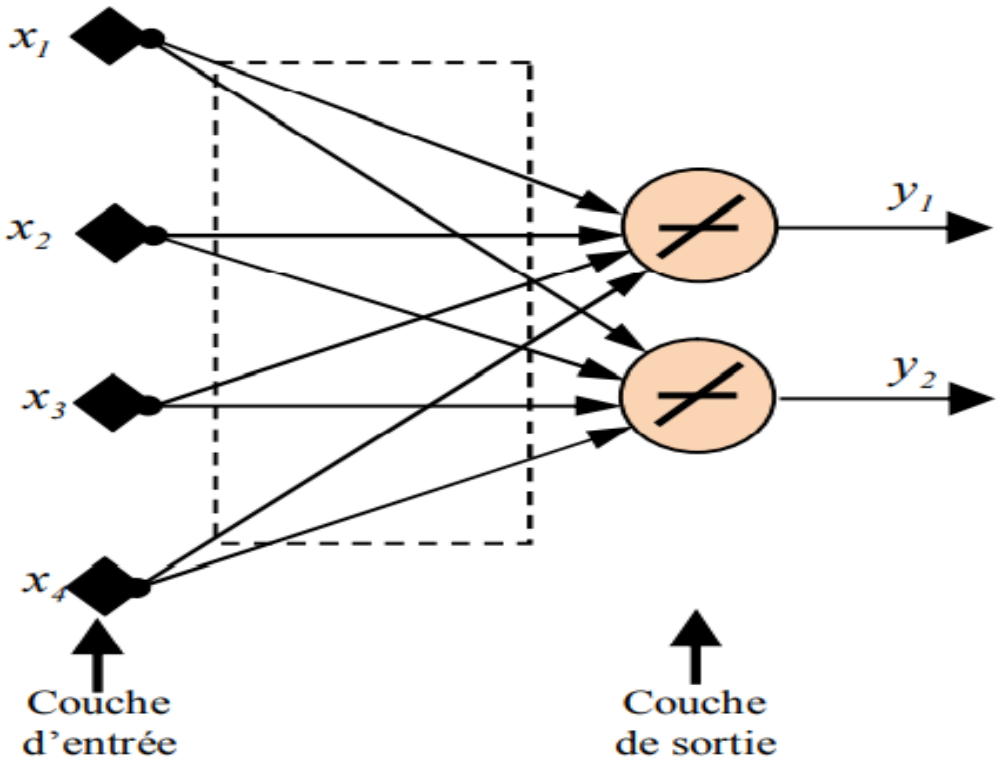


Figure 2- 1:Schéma d'un réseau de neurones monocouche

II.2.1.2Réseaux de neurones multicouches

Les neurones sont arrangés par couche. Il n'y a pas de connexion entre neurones d'une même couche, et les connexions ne se font qu'avec les neurones de couches avales. Habituellement, chaque neurone d'une couche est connecté à tous les neurones de la couche suivante et celle-ci seulement. Ceci nous permet d'introduire la notion de sens de parcours de l'information (de l'activation) au sein d'un réseau et donc définir les concepts de neurone d'entrée, neurone de sortie. Par extension, on appelle couche d'entrée l'ensemble des neurones d'entrée, couche de sortie l'ensemble des neurones de sortie. Les couches intermédiaires n'ayant aucun contact avec l'extérieur sont appelées couches cachées.

La figure [2-2] représente un réseau de neurones non bouclé qui a une structure particulière, très fréquemment utilisée : il comprend des entrées, deux couches de neurones cachés et des neurones de sortie. Les neurones de la couche cachée ne sont pas connectés entre eux. Cette structure est appelée Perceptron multicouches

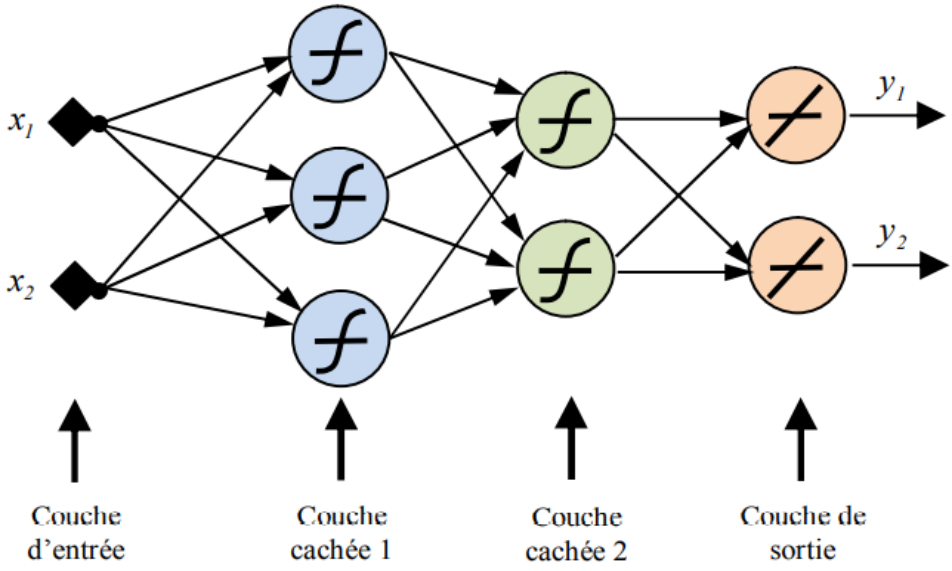


Figure 2- 2: Schéma d'un réseau de neurones non bouclé (Perceptron multicouches).

On note aussi que Les réseaux multicouches sont beaucoup plus puissants que les réseaux simples à une seule couche. En utilisant deux couches (une couche cachée et une couche de sortie), à condition d'employer une fonction d'activation sigmoïde sur la couche cachée, on peut entraîner un réseau à produire une approximation de la plupart des fonctions, avec une précision arbitraire (cela peut cependant requérir un grand nombre de neurones sur la couche cachée). Sauf dans des rares cas, les réseaux de neurones artificiels exploitent deux ou trois couches. [7]

II.2.1.3Réseaux de neurones à connexions locales

Il s'agit d'une structure multicouche, mais qui à l'image de la rétine conserve une certaine topologie. Chaque neurone entretient des relations avec un nombre réduit et localisé de neurones de la couche avale. Les connexions sont donc moins nombreuses que dans le cas d'un réseau multicouche classique (figure 2-3).

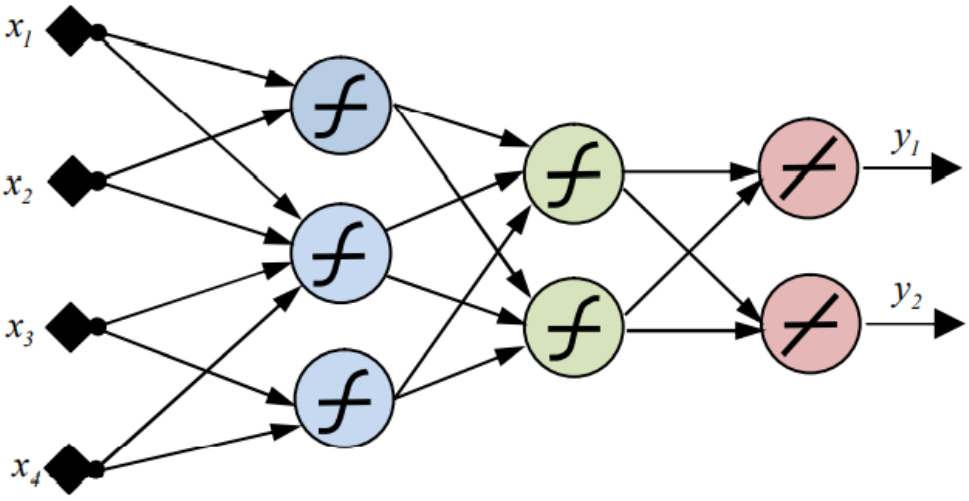


Figure 2- 3: Schéma d'un réseau de neurones à connexions locales.

Les réseaux de neurones non bouclés sont des objets statiques : si les entrées sont indépendantes du temps, les sorties le sont également. Ils sont utilisés principalement pour effectuer des tâches d'approximation de fonction non linéaire, de classification ou de modélisation de processus statiques non linéaire. [7]

II.2.2Les réseaux de neurones bouclés (récurrent)

Contrairement aux réseaux de neurones non bouclés dont le graphe de connexions est acyclique, les réseaux de neurones bouclés peuvent avoir une topologie de connexions quelconque, comprenant notamment des boucles qui ramènent aux entrées la valeur d'une ou plusieurs sorties. Pour qu'un tel système soit causal, il faut évidemment qu'à toute boucle soit associé un retard : un réseau de neurones bouclé est donc un système dynamique, régi par des équations différentielles ; comme l'immense majorité des applications sont réalisées par des programmes d'ordinateurs, on se place dans le cadre des systèmes à temps discret, où les équations différentielles sont remplacées par des équations aux différences. Il s'agit donc de réseaux de neurones avec retour en arrière (feedback network or recurrent network), (Figure 2-4).

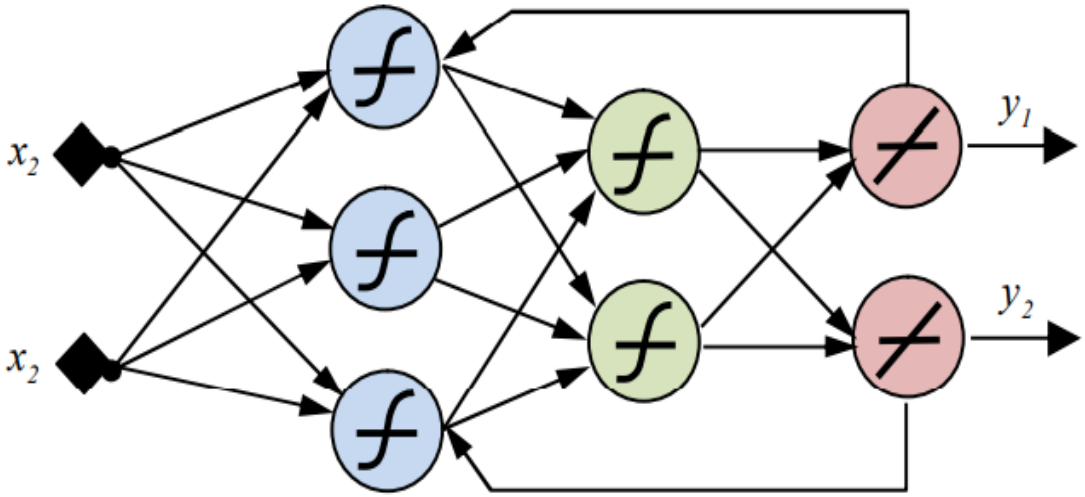


Figure 2- 4: Schéma de réseau de neurones bouclé

Un réseau de neurones bouclé à temps discret est donc régi par une (ou plusieurs) équations aux différences non linéaires, résultant de la composition des fonctions réalisées par chacun des neurones et des retards associés à chacune des connexions

La forme la plus générale des équations régissant un réseau de neurones bouclé est appelée forme canonique :

$$x(k+1) = \varphi[x(k), u(k)] \qquad (1)$$
$$y(k) = \psi[x(k), u(k)] \qquad (2)$$

Où φ et ψ sont des fonctions non linéaires réalisées par un réseau de neurones non bouclé (mais pas obligatoirement, un perceptron multicouche), et où k désigne le temps (discret). La forme canonique est

représentée sur la (figure 2-5). Tout réseau de neurones, aussi compliqué soit-il, peut être mis sous cette forme canonique, de manière complètement automatique.

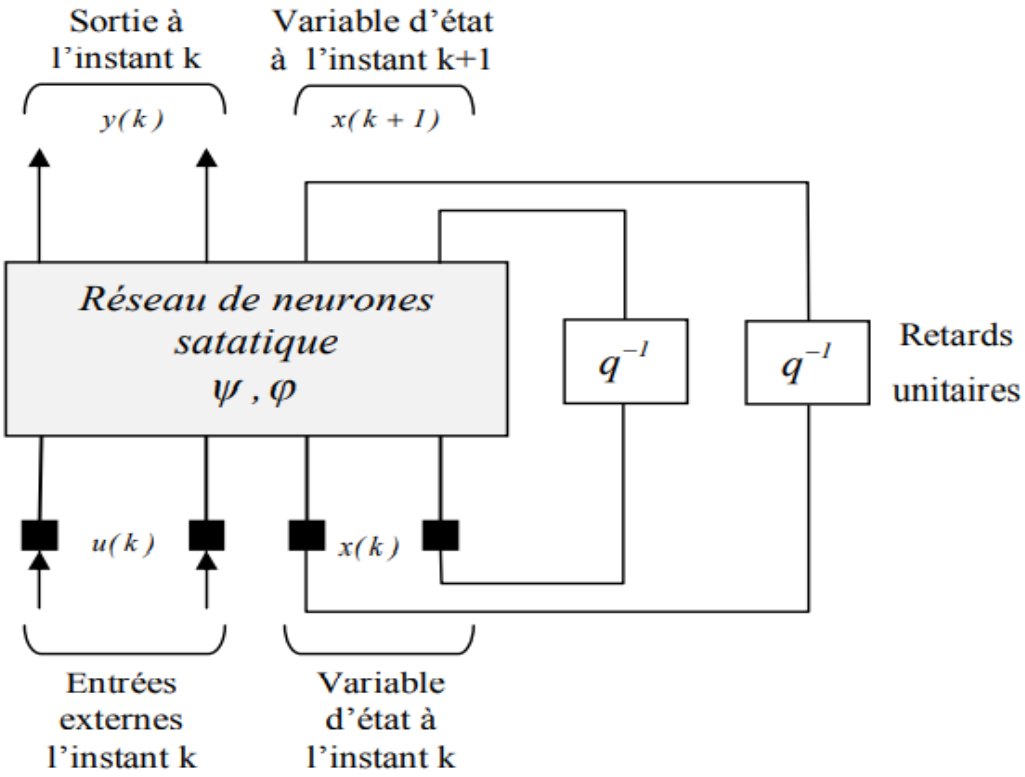


Figure 2- 5 : Forme canonique d'un réseau de neurones bouclé.

Les réseaux de neurones bouclés sont utilisés pour effectuer des tâches de modélisation de systèmes dynamiques, de commande de processus, ou de filtrage.

II.3 L'apprentissage

Parmi les propriétés désirables pour un réseau de neurones, la plus fondamentale est sûrement la capacité d'apprendre de son environnement, d'améliorer sa performance à travers un processus d'apprentissage. Mais , il n'existe pas de définition générale, universellement acceptée, car ce concept touche à trop de notions distinctes qui dépendent du point de vue que l'on adopte. Dans le contexte des réseaux de neurones artificiels, nous adopterons un point de vue pragmatique en proposant la définition suivante :

" L'apprentissage est un processus dynamique et itératif permettant de modifier les paramètres d'un réseau en réaction avec les stimuli qu'il reçoit de son environnement. Le type d'apprentissage est déterminé par la manière dont les changements de paramètre surviennent ".

Cette définition implique qu'un réseau se doit d'être stimulé par un environnement, qu'il subisse des changements en réaction avec cette stimulation, et que ceux-ci provoquent dans le futur une réponse nouvelle vis-à-vis de l'environnement. Ainsi, le réseau peut s'améliorer avec le temps.

II.3.1Stratégies d'apprentissage

L'apprentissage au sein des différentes architectures dépend de l'architecture du réseau et de l'environnement du problème. Les deux règles d'apprentissage pour mettre corriger les poids d'un neurone (règle de Hebb et de Widrow) ne concernent qu'un neurone seul. Ces règles peuvent servir pour mettre à jour les poids d'un neurone, de certains réseaux de neurones, mais ne peuvent être généralisées et s'appliquer à n'importe quelle architecture. Chaque architecture possède ses spécificités et nécessite une règle d'adaptation des poids qui lui est propre.

L'apprentissage n'est pas modélisable dans le cadre de la logique déductive : celle-ci en effet procède à partir de connaissances déjà établies dont on tire des connaissances dérivées. Or il s'agit ici de la démarche inverse : par observations limitées tirer des généralisations plausibles. La notion d'apprentissage recouvre deux réalités (figure 2-6) :

- La mémorisation : le fait d'assimiler sous une forme dense des exemples éventuellement nombreux ;

- La généralisation : le fait d'être capable, grâce aux exemples appris, de traiter des exemples distincts, encore non rencontrés, mais similaires

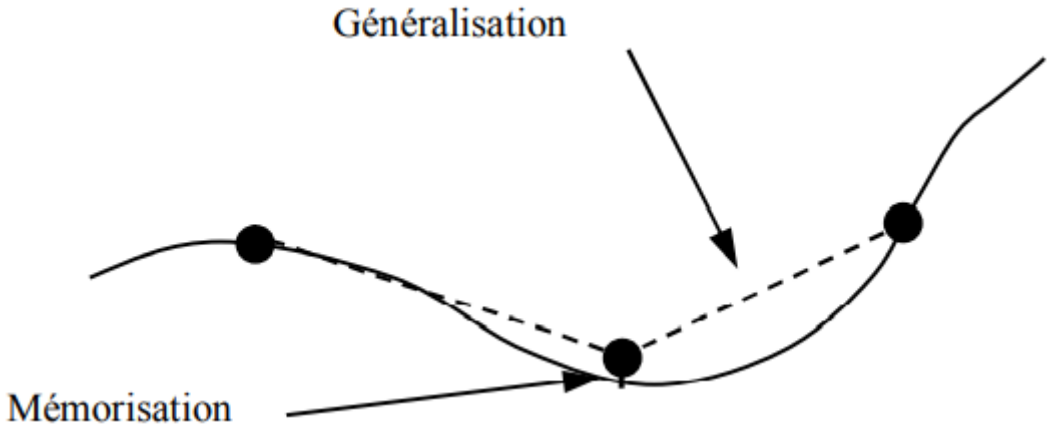


Figure 2- 6: Principe de l'apprentissage.

Le concept de la mémorisation et celui de la généralisation sont partiellement en opposition. Si on privilégie l'un, on élaborera un système qui ne traitera pas forcément de façon très efficace l'autre

Dans le cas des systèmes d'apprentissage statistique, utilisés pour optimiser les modèles statistiques classiques, réseaux de neurones et automates markoviens, c'est la généralisation qui est préférée. Il faut trouver un compromis en choisissant un coefficient d'apprentissage satisfaisant (par essai-erreur).

II.3.2Données et processus

Analyser un processus, c'est à dire comprendre son fonctionnement, caractériser ses états, savoir ce qui est significatif, quelle est sa structure, requiert l'observation d'un certain nombre (parfois grand) de variables issues de ce processus et liées à son fonctionnement et son environnement (Figure 2-7).

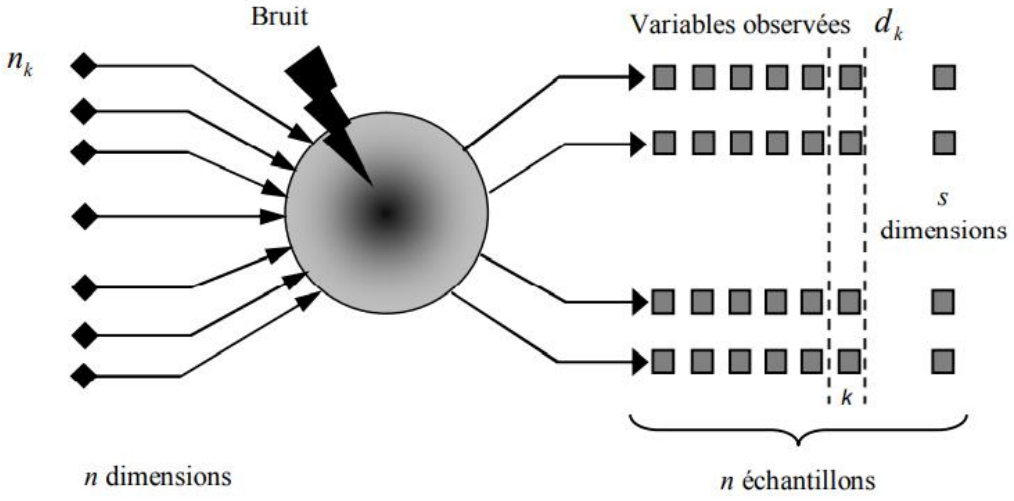


Figure 2- 7:Principe de fonctionnement et d'analyse des processus.

Si les données ne sont pas représentatives du processus, on ne pourra l'apprendre que partiellement. Le choix des données est crucial pour un bon apprentissage. Il faut bien choisir par exemple: Le type des données, leur nature, leur pertinence/importance, la quantité, l'ordre dans lequel elles sont prises en compte.

II.3.3Apprentissage en ligne et l'apprentissage hors ligne "batch"

L'apprentissage est un moyen flexible et efficace d'extraire une structure stochastique d'un environnement. Deux types différents d'apprentissage sont utilisés, à savoir l'apprentissage hors ligne ou en paquet et l'apprentissage en ligne.

- La procédure d'apprentissage en paquet utilise tous les exemples d'entraînement de façon répétée de sorte que sa performance est comparable à celle d'une procédure d'estimation statistique.

- L'apprentissage en ligne est plus dynamique, en mettant à jour l'estimation courante par l'observation des nouvelles données une par une. C'est une procédure itérative. L'apprentissage en ligne est en général lent mais est recommandé dans des environnements changeants.

II.3.4Apprentissage global et apprentissage local :

- L'apprentissage global est le processus qui met à jour l'intégralité des poids d'un réseau. Dans ce cas, tous les poids sont modifiés à chaque itération.

- L'apprentissage local vise à ne mettre à jour que certains poids à chaque itération. Plusieurs techniques existent : à travers le concept de voisinage, à travers des règles spécifiques d'apprentissage, etc.

II.4 Conclusion :

Dans ce chapitre nous avons vue la description des réseaux de neurone en bref pour que nous appliquons cette méthode d'apprentissage sur la segmentation des PCG dans chapitre 3 .

Chapitre III :

Segmentation du signal PCG avec réseaux de neurone récurrent (RNR)

III.1 Base de données choisi :

La source de nos signaux PCG est la base de données de l'université Michigan (USA) depuis le site web suivant : https://open.umich.edu/find/open-educational-resources/medical/heart-sound-murmur-library.

Cette base se compose de 23 enregistrements audio format (mp3) du signal phono-cardiogramme PCG.

Les fichiers audios sont de longueurs variables, entre 56 secondes et 75 secondes. Chacun de ces enregistrements PCG est annoté par des cardiologues différents pour la localisation des bruits S1 et S2 et aussi de spécifier si le signal PCG est normal ou pathologique. Deux exemples des signaux PCG sont données dans les (figure 3.1) et (figure 3.2).

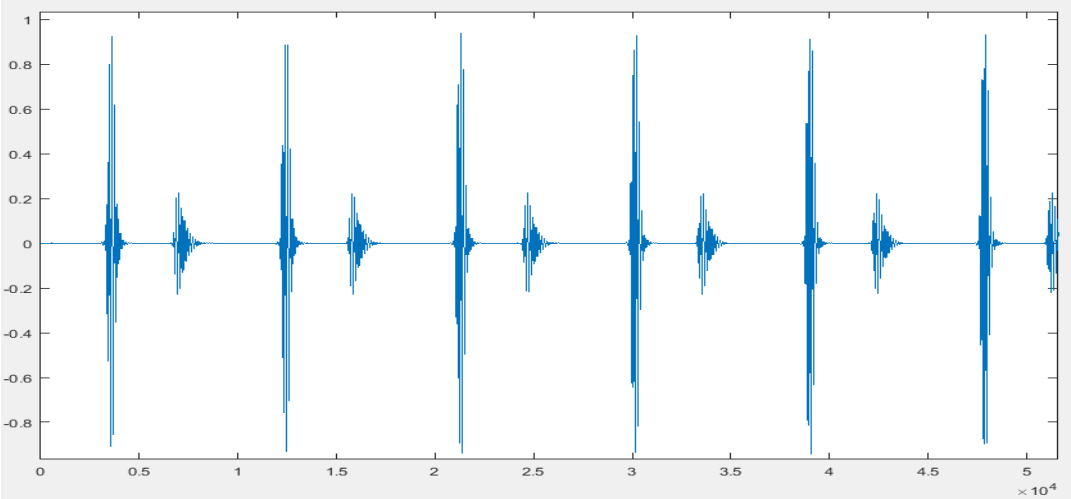


Figure 3- 1:Apex, Normal S1 S2, Supine, Bell

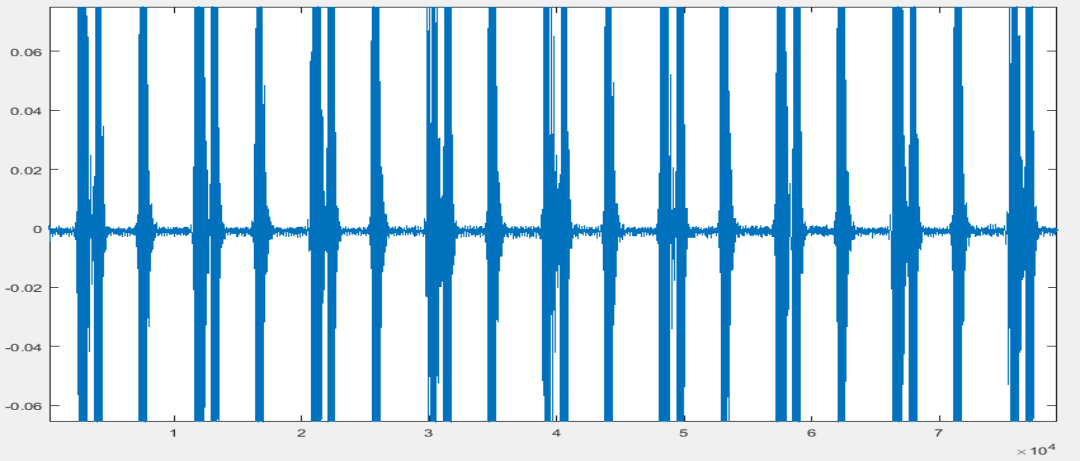


Figure 3- 2:Apex, S4, LLD, Bell

III.2 Segmentation Manuelle du signal PCG :

La base de données que nous avons choisie a été restreinte en 7 signaux représentant des cas normaux et des cas pathologiques pré segmentée manuellement par un expert en utilisant l'approche suivante :

1. Transformer le signal numérique (PCG) en signal carré en utilisant un seuil.

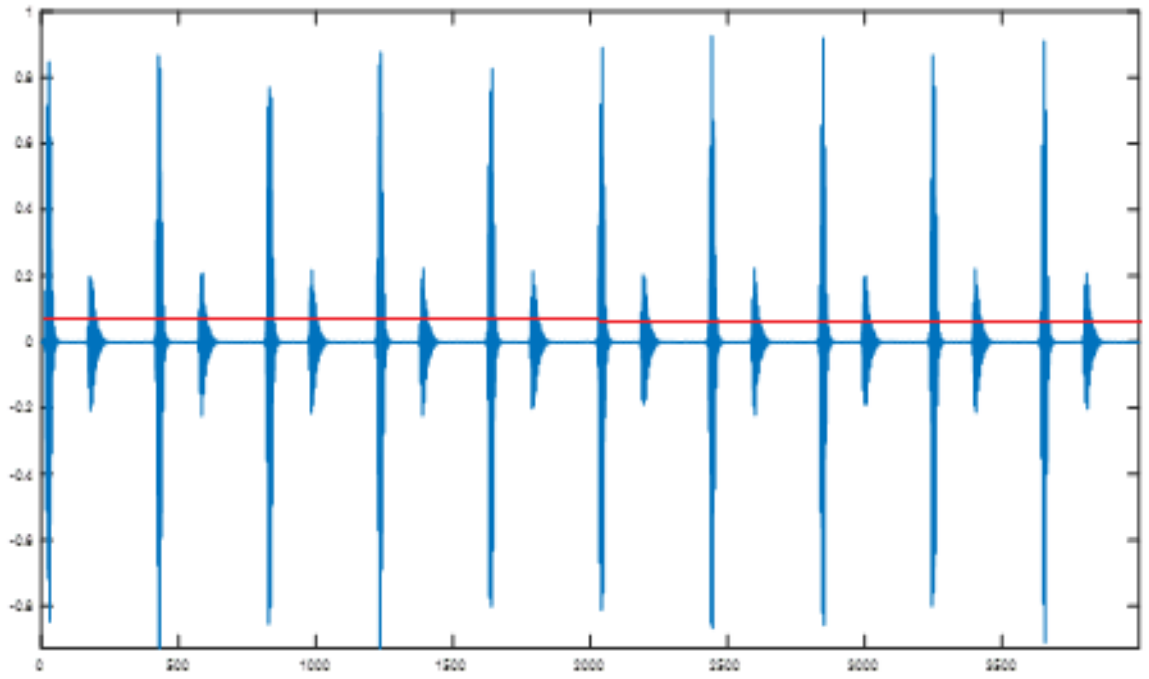


Figure 3- 3:Seuil appliqué sur le signal PCG

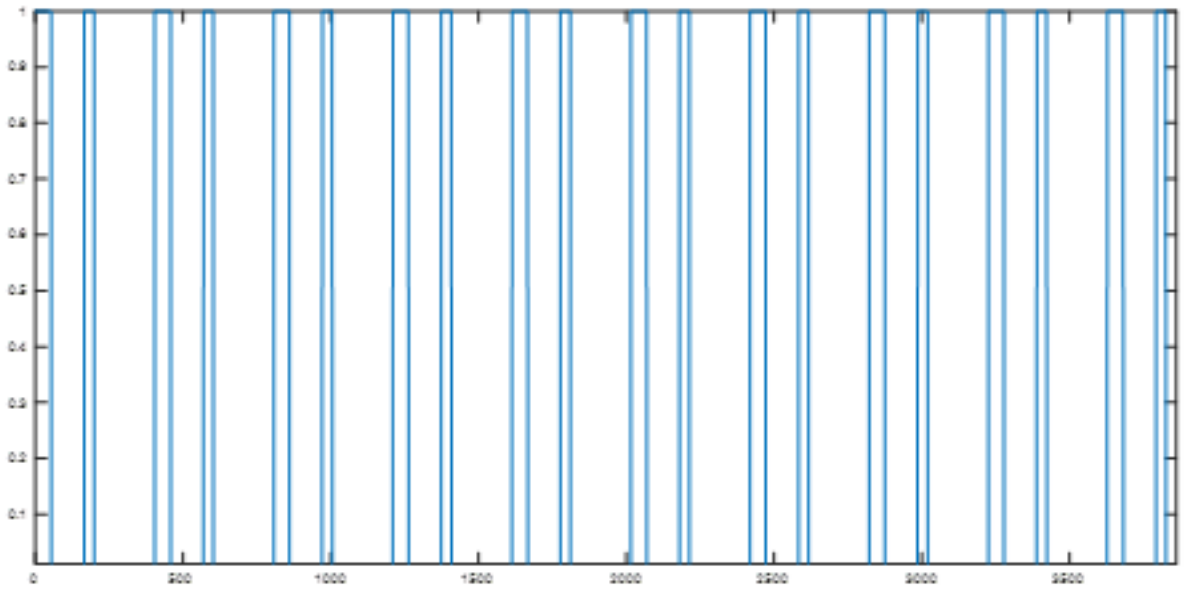


Figure 3- 4:Signal carré après l'application d'un seuil

2. Transformerer le signal binaire (carré) (1,0) manuellement par un expert en Target de 4 états indiquant : S1 (1), Systole (2), S2 (3) et Diastole (4)

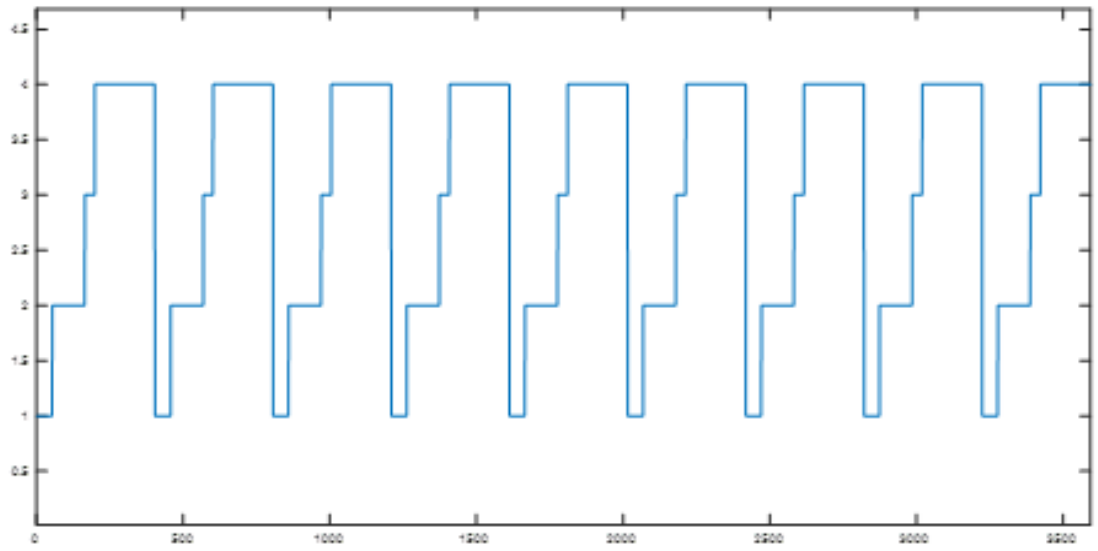


Figure 3- 5:Target indique les 4 états du signal PCG (S1, systole, S2, diastole)

La forme finale de la base de données que nous avons utilisé dans notre programme pour entrainer les réseaux de neurones comme un train de PCGs est donnée dans la Figure suivante :

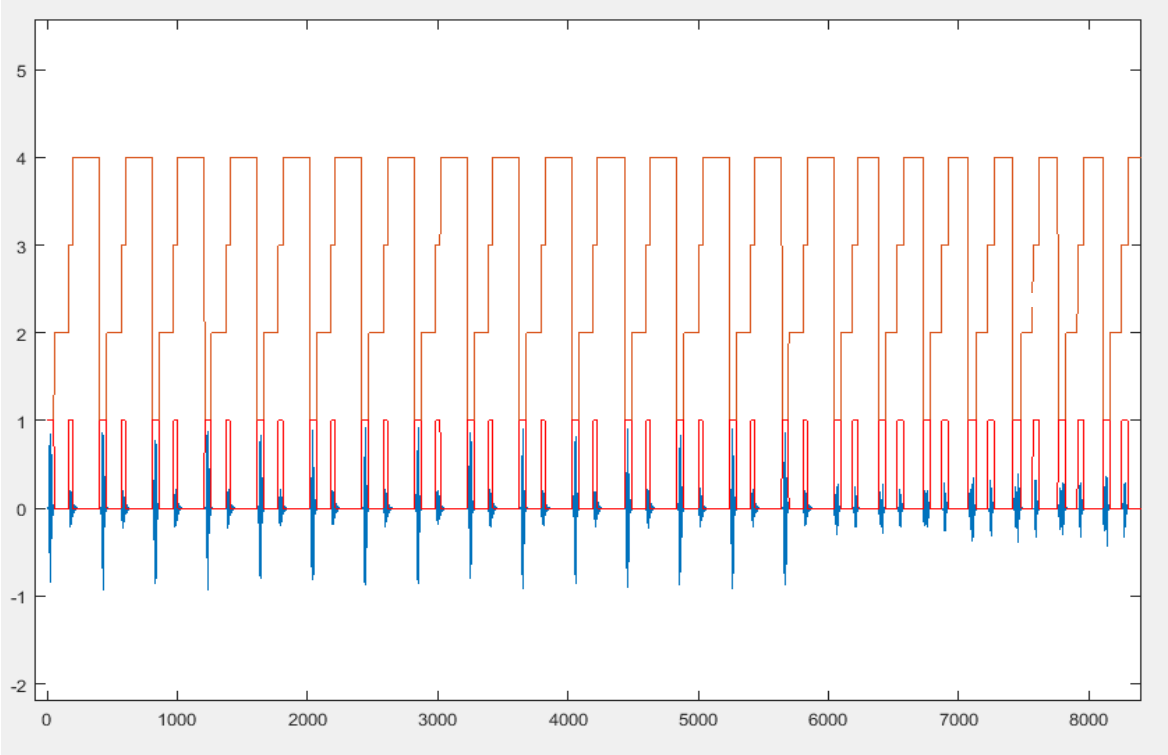


Figure 3- 6:base de donné utiliser

III.3 Segmentation du PCG avec RNR

III.3.1 Apprentissage automatique :

Le réseau neuronal dynamique utilisé dans cette étude est le réseau neuronal de recueil des couches (LRNN) [8], une version simplifiée antérieure de ce réseau a été introduite par Elman [9]. La commande « LayRecnet » dans MATLAB généralise le réseau Elman pour avoir un nombre arbitraire de couches et de fonctions de transfert dans chaque couche [10]

Le réseau récurrent de couches proposé pour cette étude est composé de : 01 unité d'entrée, 05 neurones dans la couche cachée et 04 neurones dans la couche de sortie, un neurone pour représenter chaque état. Le réseau a une boucle de rétroaction avec un tap de 20 retard. Les fonctions de transfert Tan-sigmoïde sont utilisées pour les couches cachées et de sortie (Figure 3-7) . 54 itérations (époques) sont atteintes pour un apprentissage de convergence avec un objectif de performance d'erreur quadratique moyenne (MSE) d'est 5.603 e-11. La valeur de biais est associée à chaque nœud dans couches les intermédiaire et de sortie d'un réseau dont l'activation est toujours 1. (Figure3-8)(Figure3-9)(Figure3-10) :

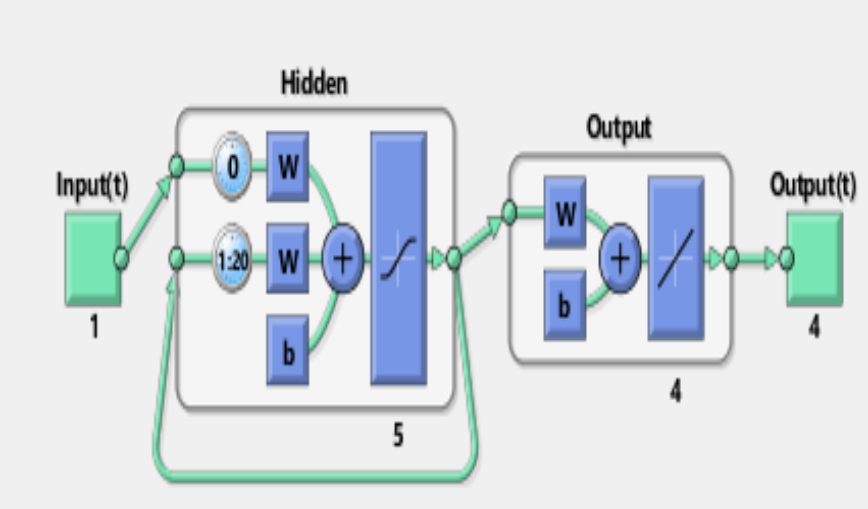


Figure 3- 7:Designed LRNN composed with : 1 input unit, 4 neurones in 4 output layers and 5 neurons in the hidden layer.

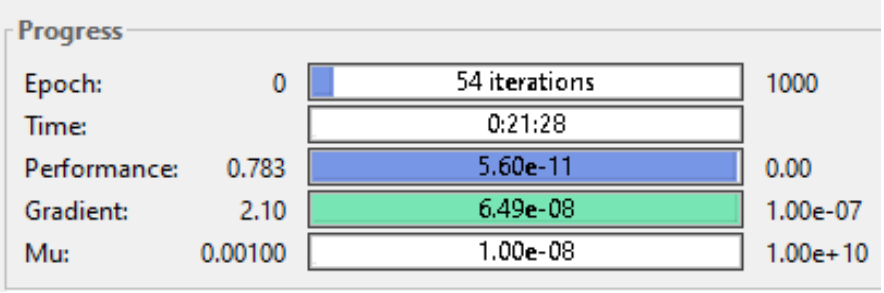


Figure 3- 8: le progrès d'entrainement de réseaux de neurone

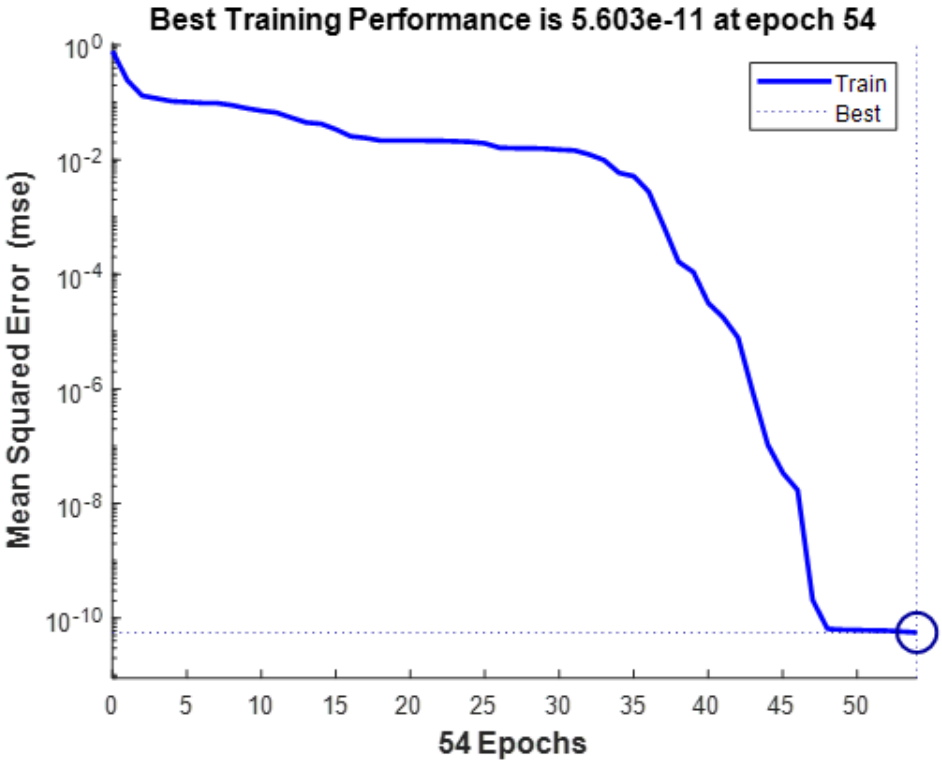


Figure 3- 9:meilleure performance est 5.603 e-11 à 54 époch

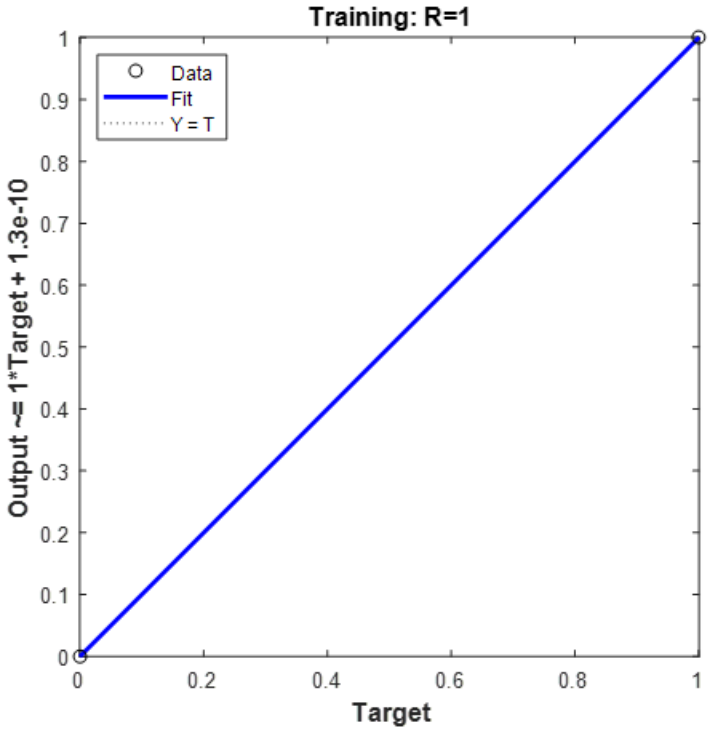


Figure 3- 10: Résultat de l'entrainement de Target

III.4 Test et résultats :

Nous avons effectué un test sur les même 7 signaux que nous avons choisie dans la base de données utilisons le réseau de neurone récurrent entrainé, En comparent les résultats des signaux après l'entrainement avec la première base de données, Donc Nous avons testé chaque signal cardiaque individuellement pour voir à quel point notre entraînement était efficace de connaitre les 4 état (S1, systole, s2, diastole) et combien d'erreurs il y avait.

Voici une partie du code de test :

```
Y1=cell2mat(Y1);

for i=1:length (Y1)
    [ ~, maxy]=max(Y1(:,i));
     eta(i)=maxy;
%      if Y1(i)>0
 %          eta(i)=1;else eta(i)=0;
  %    end
end
figure;

plot(eta);hold on;plot(data,'r');
```

Figure 3- 11:partie du code de test

Le résultat du test des signaux était le suivant :

- Les trois signaux (1,5 et 6) leurs Target ne contient aucune erreur ils sont complètement identiques aux premiers signaux de la base de données. Comme les figures suivantes représentent (3-12, 3-13,3-14)

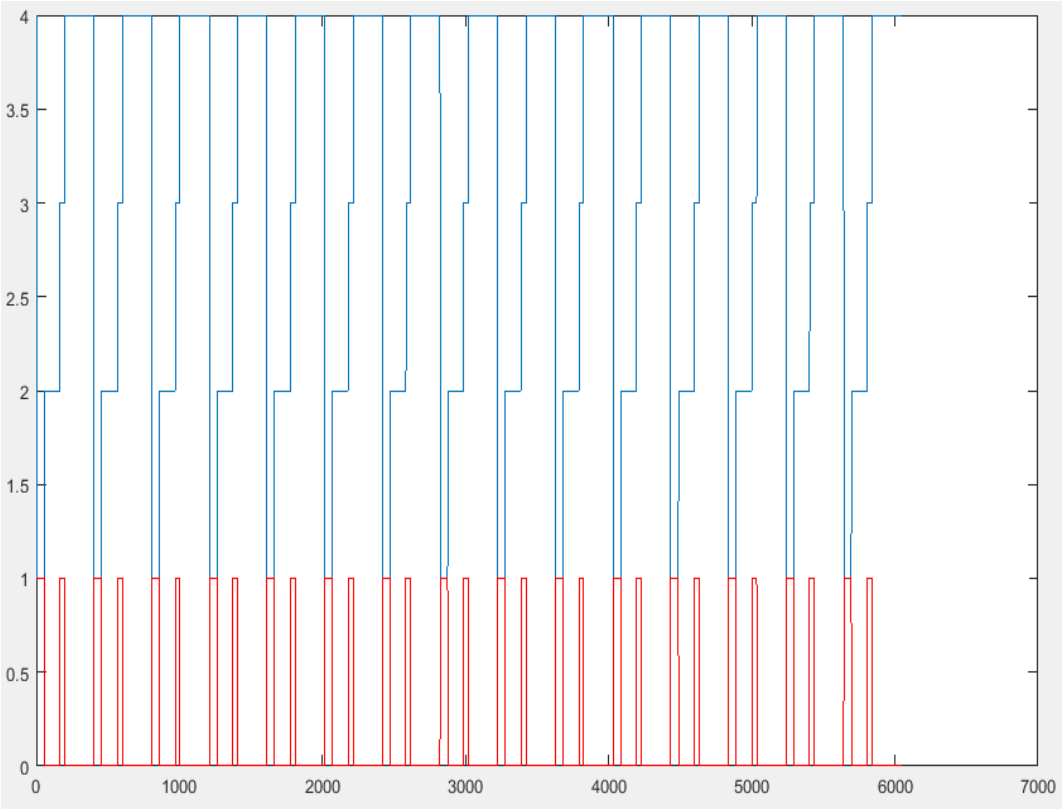


Figure 3- 12:test de signal 1 (en bleu) base de données de signal 1(en rouge)

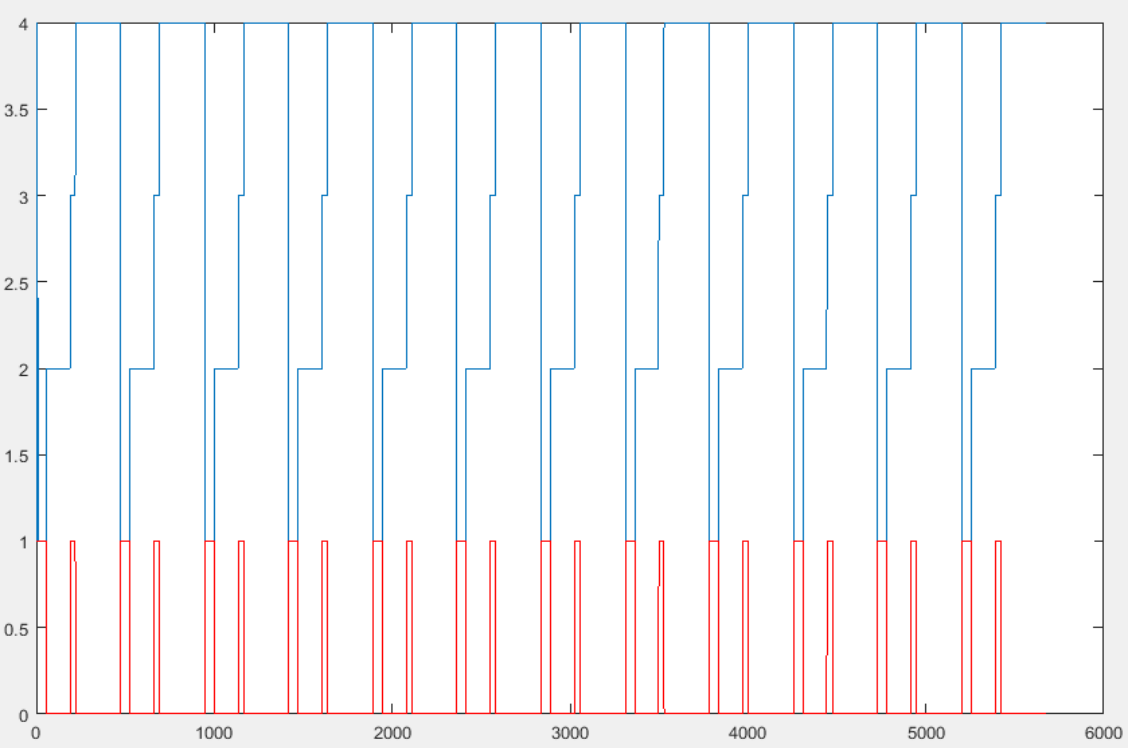


Figure 3- 13:test de signal 5 (en bleu) base de données de signal 5(en rouge)

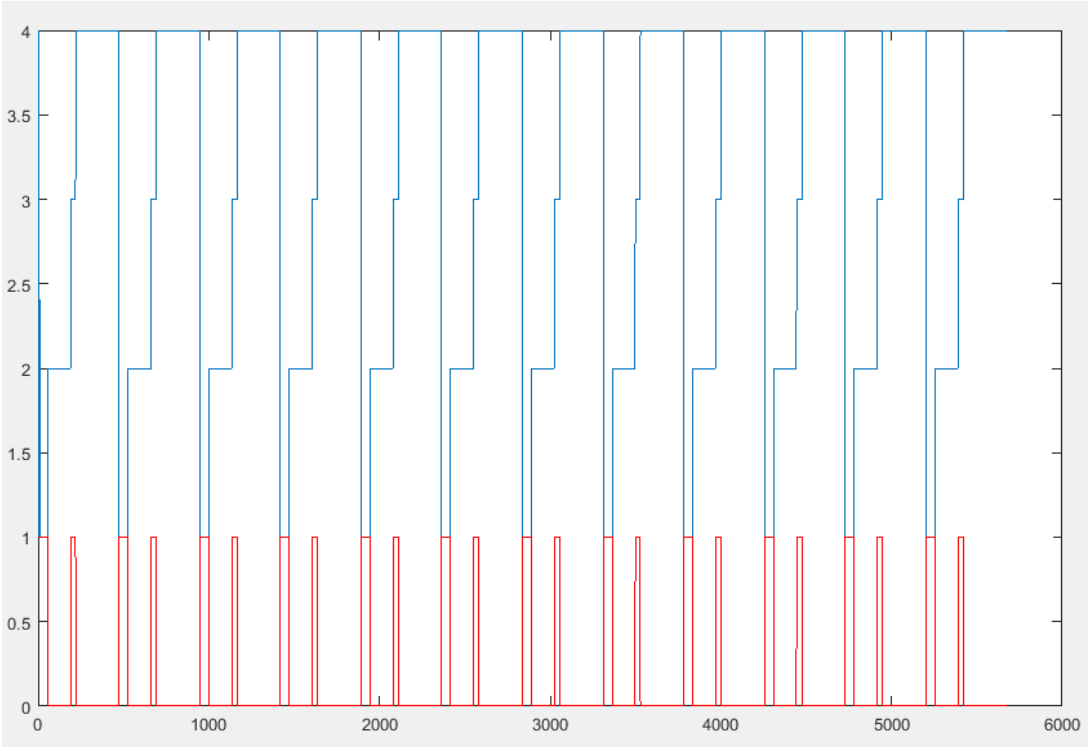


Figure 3- 14:test de signal 6 (en bleu) base de données de signal 6(en rouge)

- Cconcernant les troisième et quatrième signal, nous avons trouvé 6 erreurs pour chacun d'eux. Toutes les erreurs consistaient à ne pas connaître le premier son S1.

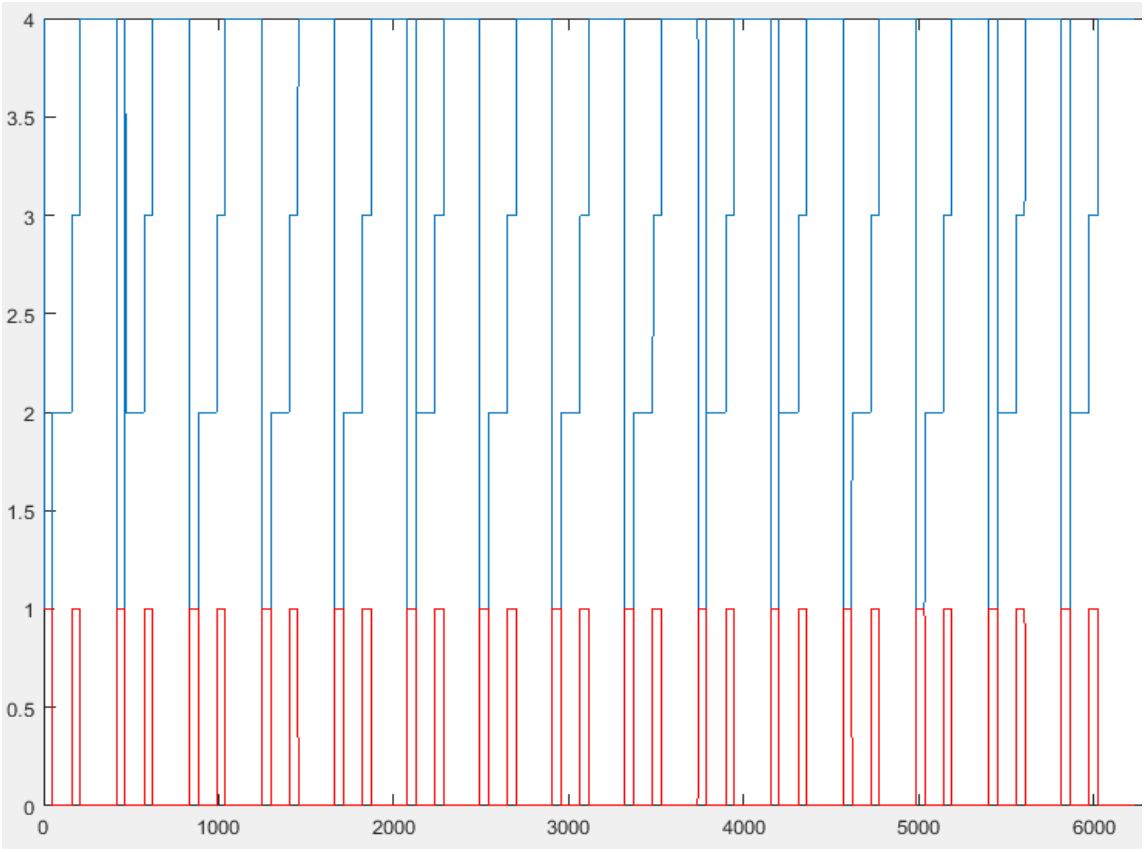


Figure 3- 15:test de signal 3 (en bleu) base de données de signal 3(en rouge)

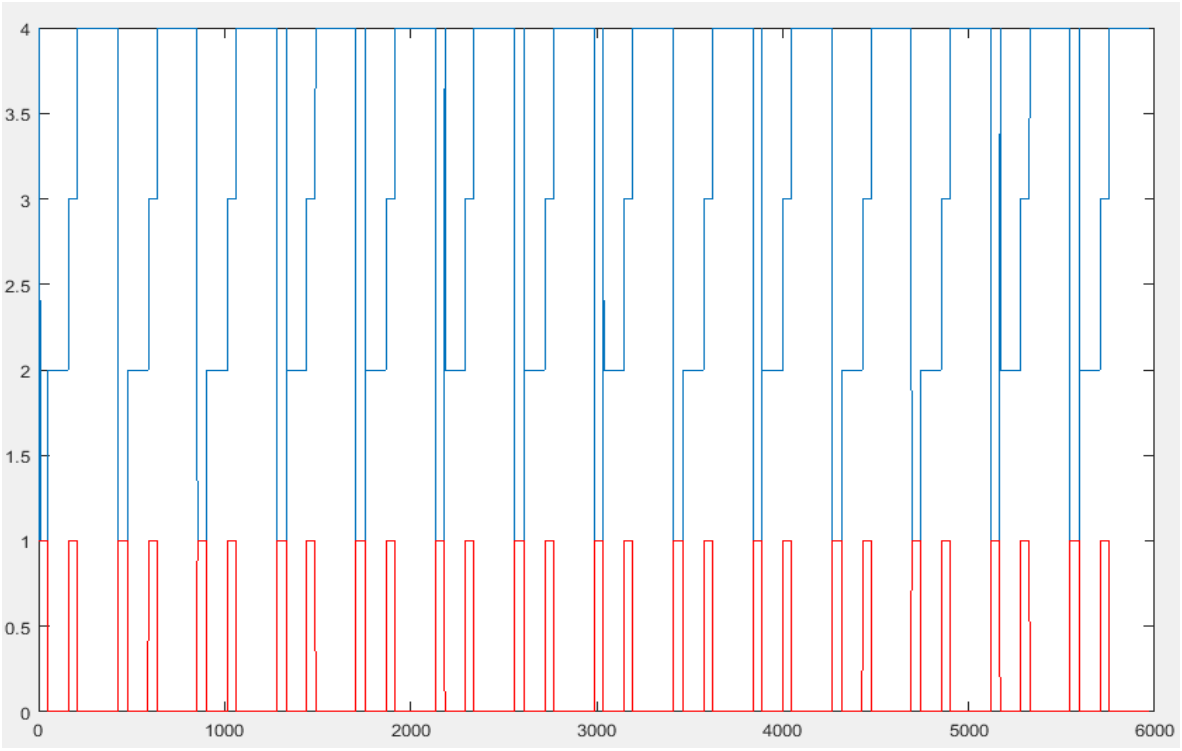


Figure 3- 16:test de signal 4 (en bleu) base de données de signal 4(en rouge)

- En ce qui concerne le deuxième signal, nous avons trouvé une erreur au début du signal, qui est de ne pas connaître tous les sons. Comme la figure (3-17) représente :

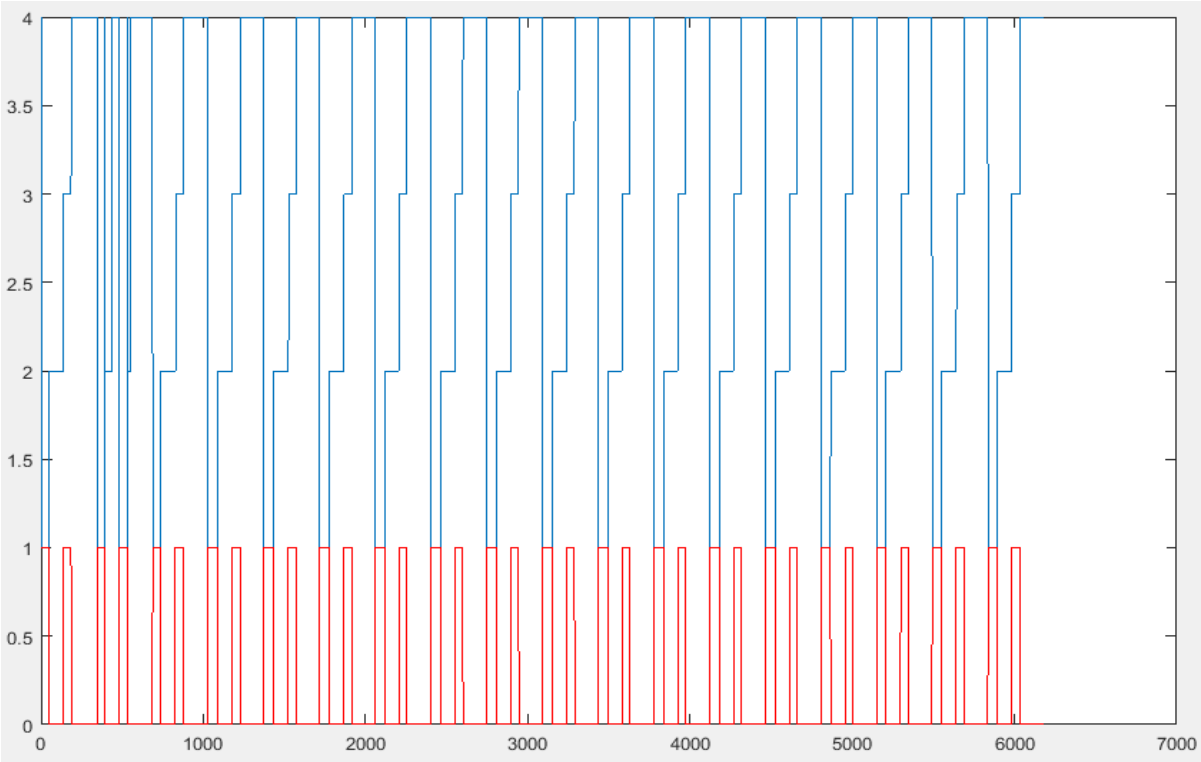


Figure 3- 17:test de signal 2 (en bleu) base de données de signal 2(en rouge)

- Concernant le dernier signal, qui est le septième signal, aucun son n'a été reconnu et le taux d'erreur était de 100 %. Comme la figure (3-18) représente :

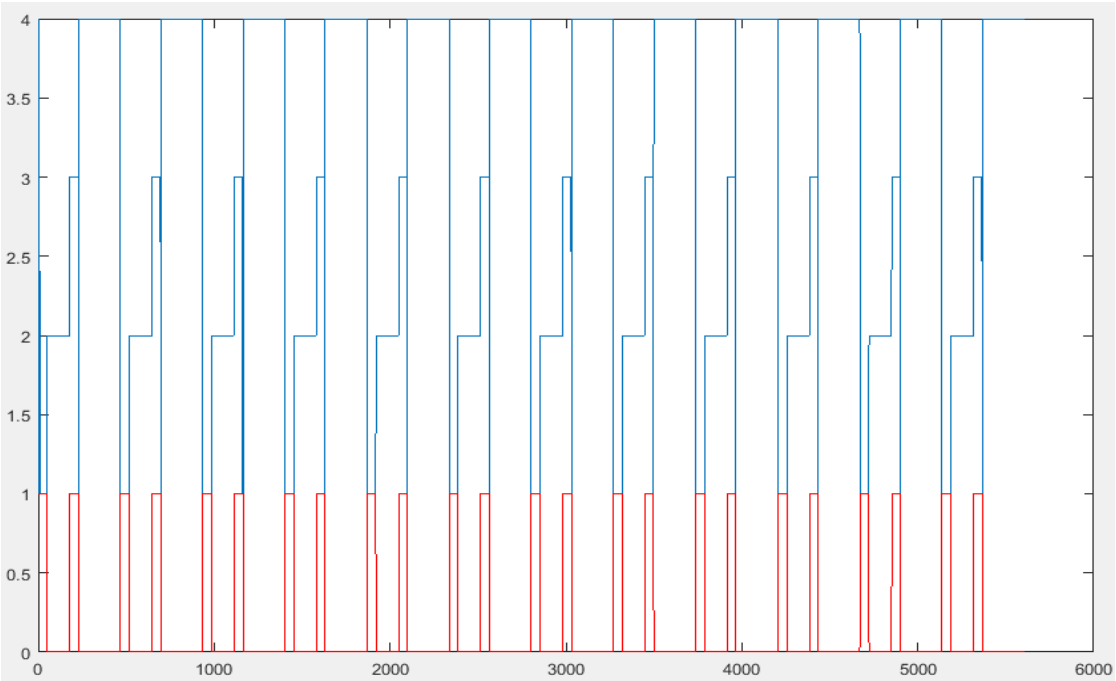


Figure 3- 18:test de signal 7 (en bleu) base de données de signal 7(en rouge)

III.5 Discussion et commentaire de résultats :

Le premier, cinquièmes et sixièmes signaux sont complètement identiques à la base de données, Cela indique que notre programme a bien appris à analyser les bruits cardiaques liés à ces signaux. Quant au second signal, il y a une erreur que l'on peut négliger car elle se situe au début du signal, ce qui explique que le signal n'a pas encore été clarifié au réseau entraîné. En ce qui concerne les troisième et quatrièmes signaux, il y a 6 erreurs dans la reconnaissance du premier son du cœur, S1 sur 15 Target du signal 3 et 14 Target du signal 4 chaque Target compose de 4 son (S1, systole, S2, diastole), Concernant le septième signal, aucun son n'a été détecté et le taux d'erreur était de 100 %.

Nous avons calculé le taux d'erreur pour toute la chaine des signaux de 1 à 7 en connaissant le nombre total de targettes et le nombre de sorties que nous avons trouvés en erreur, et le résultat de taux d’erreur était = 25,51%. Donc Le taux de succès est (100-25,51= 74.75%).

III.6 Conclusion :

La simulation de cette méthode de segmentation proposée a été implémentée sur Matlab et testée sur une base de données de PCGs non bruitées de l'université de Michigan (USA).

Bien que notre base de données ne soit pas grande, elle a eu un énorme taux de réussite de 75, Et Après l'analyse des résultats obtenus, nous concluons que notre réseau neuronal récurrent a besoin d'une base de données plus importante qui peut être entraînée afin de mieux reconnaître les sons cardiaques

Conclusion Générale :

Le travail effectué dans ce mémoire a permis d'implémenter et d'évaluer une méthode de segmentation des phono-cardiogrammes correspondant aux signaux cardiaques enregistrés à partir des patients adultes dans un milieu clinique (université Michigan USA). Cette technique est nécessaire pour son introduction dans un système d'aide au diagnostic qui peut être utilisée par le personnel médicale dans les premiers soins.

Le principal travail de segmentation est basé sur la détection des deux sons fondamentaux du cœur humain traduits sur un phono-cardiogramme par les sons S1 et S2 et leurs localisations. Cette étape du travail est primordiale et indispensable pour l'analyses et l'interprétations des PCGs.

Les résultats obtenus dans sa mémoire sont prometteurs malgré la limitation de la base de données utilisé (7 signaux PCG). La performance de la segmentation automatique atteinte peut être amélioré par le choix optimale des paramètres appropries du réseau neuronal récurrent, et dans le cadre d'une base de données plus large.

Bibliographie :

[1] World Health Organization statistical Information System, "WHO mortality database". http://www.who.int/healthinfo/statistics/mortality.

[2] S. Mangione, L. Nieman, "Cardiac auscultatory skills of internal medicine and family practice trainees", J Am Med Assoc, vol 278, pp. 717–722, 1997.

[3] A.K. Abbas, R. Bassam, "Phonocardiography Signal Processing", Morgan & Claypool 2009.

[4] Z. Sharif, MS. Zainal, AZ. Shaameri, SHS. Salleh, "Analysis and classification of heart sounds and murmurs based on the instantaneous energy and frequency estimations", TENCON 2000 Proceedings, Vol. 2, Kuala Lumpur, Malaysia, 24–27 September 2000, pp. 130–134.

[6] Ing.hasna lamraoui , « Caractérisation du signal phonocardiogramme» , Université Hadj Lakhdar Batna 2 2016.

[7] Dr Belmecheri Mecheri Zeid, « Algorithmes de traitement de signal cardiaque pour Diagnostic Automatique des Patients », Université de Laghouat

[8] Youcef_Djeriri , « Les Réseaux de Neurones Artificiels », Université de Sidi-Bel-Abbes , septembre 2017

[9] M. Beale, M. Hagan and H. Demuth, "Neural Network ToolboxTM User's Guide;," in *The matworks inc*, MA, USA, Natick, 2012.

[10] M. Beale, M. Hagan and H. Demuth, "Neural Network ToolboxTM User's Guide" in *The matworks inc*, MA, USA, Natick, 2012.

[11] "https://www.mathworks.com/help/deeplearning/ref/layrecnet.html," [Online].