



جامعة أبو بكر بلقايد - تلمسان

Université Abou Bakr Belkaïd de Tlemcen

Faculté de Technologie

Département de Génie Biomédical

MEMOIRE DE PROJET DE FIN D'ETUDES

Pour l'obtention du Diplôme de

MASTER en GENIE BIOMEDICAL

Spécialité : Instrumentation Biomédicale

Présenté par : OUCHENI Hadjira et SAKER Karima

**Authentification biométrique basée sur le signal
phonocardiogramme (PCG) : état actuel et
orientation future**

Soutenu le 24 juin 2018 devant le Jury

Mr. DEBBAL Sidi Mohammed	<i>Prof</i>	Université de Tlemcen	Président
Mr HAMZA CHERIF Lotfi	<i>MCA</i>	Université de Tlemcen	Encadreur
Mr KHOLKHAL Mourad	<i>MCB</i>	Université de Tlemcen	Examineur

Année universitaire 2017-2018

Remerciements

Avant tout, nous remercions le Dieu de m'avoir donné la patience et la force pour réaliser ce présent travail.

الحمد لله

Nous tenons à exprimer nos vifs remerciements à notre encadreur Monsieur: HAMZA CHERRIF Lotfi maitre de conférences (A) à l'université Abu-bekr Belkaid de Tlemcen, pour avoir dirigé notre travail.

Nous sommes très honorés que Monsieur DEBBAL Sidi Mohammed professeur à la faculté de Technologie ait accepté de présider le jury de ce travail de mémoire de PFE. Nous voudrions bien le remercier.

Nous sommes très heureuses de la présence de notre jury Monsieur KHOLKHAL Mourad, maitre de conférences (B) à la même faculté en tant qu'examineur.

Nous voudrions bien remercier le professeur BEREKSI REGUIG Fethi , qui a assuré notre formation du 1er et 2ème cycle. Ses savoir-faire qui touchent à plusieurs domaines, ses bienveillances sont d'un apport considérable dans la rigueur scientifique.

La collaboration de l'ensemble des enseignants ayant assuré notre formation qu'ils soient vivement remerciés. C'est eux qui nous ont guidé nos premiers pas vers ce monde merveilleux de l'électronique.

Nous tenons aussi à remercier certains collègues et nos amis de l'université de Tlemcen avec lesquels nous avons appris énormément de choses et dans divers domaines.

Dédicace

Avec l'aide de dieu clément, on a pu réaliser ce modeste mémoire qui est le fruit d'un long et dure travail.

Je dédie ce travail avec grande joie et cœur ouvert à mes très chers parents qui m'ont soutenu et encouragé avec leurs présences et leurs participations actives durant mes études. Un grand merci pour eux.

Ensuite, à ceux qui me sont très chers mon beau père et ma belle-mère je leur dédie ce travail de fin d'étude.

*En fin, je ne saurais oublier mes frères **Mostafa, Mohammed** et **Djilali** et mes sœurs **Hakima, Fatima, Zahira** et **Naima**, pour leurs soutien morale. Mes tantes paternelles et maternelles pour leurs soutiens inconditionnels.*

*Sans jamais oublier mon fiancé **Rabah** je leur dédie ce travail de fin d'étude.*

*Je voudrai bien dédier ce travail à mes amies **Karima, Sara BELAROUCI, Sarah, Khalissa, Keltoum** et **Romaissa**, à tous mes collègues de l'université de Tlemcen avec qui j'ai passé de bons moments de joie et de détente.*

A tous, ceux que j'ai cités et à ceux qui ne sont pas cités, à tous qui m'ont apporté à un moment ou un autre un aide à la conduite de ce travail : un grand merci du fond de mon cœur.

A TOUS, JE LEUR DEDIE CE MODESTE TRAVAIL

H. OUCHENI

Dédicace

Avec l'aide de dieu clément, on a pu réaliser ce modeste mémoire qui est le fruit d'un long et dure travail.

Je dédie ce travail avec grande joie et cœur ouvert à mes très chers parents qui m'ont soutenu et encouragé avec leurs présences et leurs participations actives durant mes études. Un grand merci pour eux.

*Ensuite, à ceux qui me sont très chers mes oncles **Othman** et **Tahar** et la famille **Bouriche** je leur dédie ce travail de fin d'étude.*

*En fin, je ne saurais oublier mes frères **Bilal**, **Okba Alla el dine** et ma sœur **Wafa**, pour leurs soutien morale. Mes tantes paternelles et maternelles pour leurs soutiens inconditionnels.*

*Je voudrai bien dédier ce travail à mes amies **Hadjira**, **Sara BELAROUCI**, **Sarah**, **Houda**, **Khalissa**, **Keltoum**, à tous mes collègues de l'université de Tlemcen avec qui j'ai passé de bons moments de joie et de détente.*

A tous, ceux que j'ai cités et à ceux qui ne sont pas cités, à tous qui m'ont apporté à un moment ou un autre un aide à la conduite de ce travail : un grand merci du fond de mon cœur.

A TOUS, JE LEUR DEDIE CE MODESTE TRAVAIL

K.SAKER

Résumé

Comme les empreintes digitales, le signal Phonocardiogramme est propre à chaque personne et doit donc permettre de l'identifier. Tout le travail qui se fait dans ce sujet confirme que le profil cardiaque ne varie pas avec l'âge ni même si le rythme du cœur s'emballerait suite à un effort ou une émotion. Par ailleurs, notre travail vise à examiner l'ensemble des études antérieures relatives à l'utilisation du signal phonocardiogramme dans la reconnaissance biométrique et proposer une alternative basée sur l'étude des paramètres fréquentiels du signal phonocardiogramme. L'idée est d'élaborer un algorithme apte pour une authentification fréquentielle des bruits cardiaques B1 et B2, qui peut être par la suite intégré dans tout type d'appareil électronique pour servir de système d'authentification biométrique.

Abstract

Like fingerprints, the Phonocardiogram signal is specific to each person and must therefore make it possible to identify it. All the work done in this subject confirms that this cardiac profile does not vary with age or even if the rhythm of the heart is racing after an effort or an emotion. In addition, our work aims to examine all previous studies concerning the use of the phonocardiogram signal in biometric recognition and to propose an alternative based on the study of the frequency parameters of the phonocardiogram signal. The idea is to develop an algorithm suitable for frequency authentication of heart sounds B1 and B2, which can be subsequently integrated into any type of electronic device to serve as a biometric authentication system.

Table des matières

Introduction générale.....	1
----------------------------	---

Chapitre I

L'anatomie du cœur

1.1.Introduction.....	3
1.2.Le cœur humain.....	3
1.2.1.Anatomie du cœur.....	3
1.2.1.1. Le cœur droit.....	4
1.2.1.2. Le cœur gauche.....	4
1.2.1.3. Les valves cardiaques.....	4
1.2.1.3.1. L'orifice tricuspide.....	5
1.2.1.3.2. L'orifice pulmonaire.....	5
1.2.1.3.3. L'orifice mitral.....	5
1.2.1.3.4. L'orifice aortique.....	5
1.3.Le Phonocardiogramme.....	6
1.3.1. Auscultation cardiaque.....	7
1.4. Les sons et les souffles cardiovasculaires.....	8
1.4.1. Les bruits cardiaques.....	8
1.4.1.1. Le premier bruit (B1)	8
1.4.1.2. Le deuxième bruit (B2)	8
1.4.1.3. Le troisième bruit (B3)	8
1.4.1.4. Le quatrième bruit (B4)	9
1.4.2.Les souffles cardiaques.....	9
1.5. La phonocardiographie.....	10
1.6.Electrocardiogramme.....	10
1.7.Conclusion.....	11

Chapitre II

La biométrie et l'état de l'art

II.1.	Introduction.....	13
II.2.	Historique de la biométrie.....	13
II.3.	Les différentes catégories de la biométrie.....	14
II.3.1.	Celles basées sur l'analyse de traces biologiques	15
II.3.2.	Celles basées sur l'analyse comportementale	15
II.3.3.	Celles basées sur l'analyse morphologique	15
II.4.	Rythme cardiaque	15
II.5.	Etat de l'art	16
II.6.	Conclusion	28

Chapitre III

L'algorithme d'authentification biométrique basée sur le signal phonocardiogramme (PCG)

III.1.	Introduction	31
III.2.	Algorithme d'authentification biométrique.....	31
III.2.1.	signal phonocardiogramme (PCG).....	32
I.2.3.2.	Base de données choisi.....	32
II.2.3.2.	Segmentation.....	34
III.2.2.1.	Les méthodes de segmentation	34
III.2.2.2.	Le choix de la méthode de segmentation	35
III.2.2.2.1.	Etude énergétique	35
III.2.2.2.2.	Détection de l'enveloppe de l'énergie.....	37
III.2.2.2.3.	Algorithme de segmentation (séparation du B1 et B2).....	38
III.2.2.2.4.	Résultats obtenus	40
III.2.3.	étude fréquentielle des deux bruits cardiaques B1 et B2.....	41

III.2.3.1. Analyse du signal PCG par FFT	41
III.2.3.1.1. Théorème de Fourier	41
III.2.3.1.2. Analyse de FOURIER.....	42
III.2.3.1.3. Numérisation (Echantillonnage).....	42
III.2.3.1.4. La transformée de FOURIER discrète.....	42
III.2.3.1.5. Résultat du calcul de la FFT.....	42
III.2.3.2. l'application de la FFT sur le signal.....	44
III.2.4. identification de la fréquence maximale des bruits cardiaques (B1 et B2)	45
III.2.4.1. Etude fréquentielle de certains signaux phonocardiogramme PCG.....	45
III.2.5. Résultats	46
III.2.6. plateforme de système biométrique	47
III.2.6.1. Explication générale de notre interface	47
III.3. Conclusion.....	50
Conclusion générale	51
Bibliographie	47

Liste des figures

Figure I-1. Schéma en coupe du cœur.....	4
Figure I-2. Signal phonocardiogramme comportant les quatre bruits cardiaques B1, B2, B3 et B4 et les deux phases « Systole et Diastole »	6
Figure I-3. Foyers d'auscultation cardiaque.....	7
Figure I-4. Représentation d'un cycle cardiaque contenant le bruit (B3).....	9
Figure I-5. Représentation d'un cycle cardiaque contenant le bruit (B4)	9
Figure I-6. Phonocardiographe cardiosim IV	10
Figure I-7. Représentation d'un cycle cardiaque superposé avec l'onde ECG correspondante.....	11
Figure II- 1. Différentes modalités biométriques.....	14
Figure II- 2. Schéma fonctionnel du système de biométrie cardiaque proposé par Beritelli & Serrano	17
Figure II-3. Schéma fonctionnel du processus d'identification utilisant le système structurel.....	18
Figure II-4. Schéma fonctionnel du processus d'identification utilisant le système statistique.....	19
Figure II-5. Schéma fonctionnel du système de biométrie cardiaque proposé par Arunava karmakar	20
FigureII-6. Schéma fonctionnel du processus d'identification utilisant le système structurel.....	21
Figure II-7. Schéma fonctionnel du processus d'identification utilisant le système statistique.....	22
Figure II-8. Courbes de compromis d'erreur de détection (DET) des deux systèmes.....	23
Figure II-9. Schéma fonctionnel du système d'identification du son du cœur.....	24
Figure II-10. Schéma fonctionnel du processus d'extraction de caractéristiques.....	25
Figure II-11. Organigrammes pour cinq méthodes pour détecter les ondes S1 et S2 dans sons cardiaques.Méthode I(a), (b) Méthode II, (c) Méthode III, (d) Méthode IV, (e) Méthode V.....	26

Figure II-12. Les phases d'inscription et de classification (modes identification et vérification) avec les 3 étapes d'authentification.....	27
Figure III-1. L'organigramme de système d'authentification biométrique.....	31
Figure III-2. La représentation temporelle de signal AG.....	32
Figure III-3. La représentation temporelle de signal NST.....	33
Figure III-4. La représentation temporelle de signal LAS.....	33
Figure III-5. La représentation temporelle de signal MP.....	33
Figure III-6. La représentation temporelle de signal MR.....	33
Figure III-7. Schéma descriptif des différentes méthodes de segmentation des bruits cardiaque.....	35
Figure III-8. Variation des différentes transformations temporelles.....	36
Figure III-9. Détection d'enveloppe.....	37
Figure III.10. Organigramme d'algorithme de séparation des bruits cardiaque B1 et B2.....	38
Figure III-11. L'enveloppe de l'énergie avec un seuil de 50% de la valeur maximale.....	39
Figure III-12. L'enveloppe de l'énergie avec un seuil de 90% de la valeur maximal.....	39
Figure III-13. Séparation des bruits cardiaques B1 et B2 des signaux PCG MP et AG.....	40
Figure III-14. Exemple de signal numérisé.....	42
Figure III-15. Symétrie de la FFT.....	43
Figure III-16. Spectre de bruits B1 de signal PCG VG.....	44
Figure III-17. Les spectres des bruits B1 (à gauche) et B2 (à droite) du signal PCG VG....	44
Figure III-18. Plateforme de système d'authentification biométrique.....	47
Figure III-19. Résultat de base de données non identifiée.....	49
Figure III-20. Résultat de base de données identifiée.....	49

Liste des tableaux

Tableau III-1. Liste des signaux PCG32

Tableau III-2. Etude fréquentielle des signaux.....45

Tableau III-3. Etude fréquentielle d'un intervalle et seuil fixe.....46

Introduction générale

Quand on parle de biométrie, on pense souvent à la reconnaissance des empreintes digitales, de l'iris des yeux, du visage ou de la voix. Mais les progrès dans ce domaine ont permis d'explorer des pistes très prometteuses comme la démarche d'une personne, sa manière de taper sur un clavier informatique ou encore le mouvement de ses yeux. On peut désormais ajouter à cela les battements du cœur. Car des travaux ont montré que les bruits cardiaques, et plus précisément leur forme, sont propres à chaque individu [1].

La biométrie signifie « mesure + vivant » ou « mesure du vivant », et désigne dans un sens très large l'étude quantitative des êtres vivants. Parmi les principaux domaines d'application de la biométrie, on peut citer l'agronomie, l'anthropologie, l'écologie et la médecine. L'usage de ce terme se rapporte de plus en plus à l'usage de ces techniques à des fins de reconnaissance, d'authentification et d'identification [1].

La reconnaissance biométrique fait peu à peu partie de nos vies quotidiennes, car elle remplace les systèmes communs d'identification et de contrôle d'accès basés sur les clés, les cartes, les codes ou les mots de passe. Tandis que ceux-ci peuvent être perdus, copiés ou volés, les systèmes biométriques sont basés sur des traits intrinsèques qui sont toujours avec la personne et assurent la correspondance entre les sujets et les références.[2]

Dans notre travail nous prenons le phonocardiogramme (PCG) comme une grandeur pour faire l'authentification biométrique. Le phonocardiogramme PCG résultant de l'activité mécanique du cœur à travers l'ouverture et la fermeture des valves cardiaques, Le signal PCG trouve aussi une application très intéressante dans le domaine de la biométrie : certaines études ont démontré la possibilité d'utiliser le signal de PCG pour l'identification humaine.

Le son du cœur est généralement utilisé pour déterminer l'état du cœur humain. Des recherches récentes ont prouvé que la technique d'auscultation cardiaque qui utilise les caractéristiques du signal de phonocardiogramme (PCG), peut être utilisée comme système d'authentification biométrique. Une méthode automatique pour l'identification et la vérification de personnes à partir de PCG utilisant un ensemble de caractéristiques basé sur la réponse fréquentielle des bruits cardiaques B1 et B2 à travers une étude fréquentielles, nous pouvons caractérisées chaque bruits cardiaque par une fréquence qui est la fréquence maximale du spectre de la transformée du Fourier rapide à travers cette dernière nous pouvons faire l'authentification biométrique.

Chapitre I

Anatomie du cœur

I-1- Introduction

Les technologies biométriques sont flexibles dans le sens qu'elles permettent de saisir une multitude de caractéristiques biométriques et offrent aux utilisateurs plusieurs modalités de fonctionnement [3]. Ce chapitre est consacré à la l'étude du signal qui représente les bruits et les souffles cardiaques et son utilité dans le domaine de la biométrie, nous allons particulièrement décrypter le signal phonocardiogramme PCG pour cette approche.

I-2- Le cœur humain

Le cœur est l'organe central du système cardiovasculaire, il agit grâce à ses contractions autonomes. Il est le moteur du système de circulation sanguine dans le corps humain, c'est le propulseur du sang oxygéné aux organes et considéré comme une pompe naturelle [4].

I-2-1-Anatomie du cœur

Le cœur est un organe musculaire creux formé de trois couches (parois) distinctes qui sont de l'extérieur vers l'intérieur: le péricarde (enveloppe externe), le myocarde (muscle cardiaque) et l'endocarde qui tapisse le fond du cœur. Il est composé de deux entités distinctes séparées: le cœur droit et le cœur gauche.

Chaque cœur est composé d'un ventricule sur la partie inférieure et d'une oreillette sur la partie supérieure, séparés par des valves : tricuspide pour le cœur droit et mitral pour le cœur gauche. Le septum inter auriculaire est la cloison séparant les deux oreillettes, le septum inter ventriculaire est la cloison séparant les deux ventricules. Il n'y a pas de connexion du tissu myocardique entre oreillettes et ventricules. Le passage de sang est unidirectionnel de l'oreillette vers le ventricule et cela via les valves cardiaques [4].

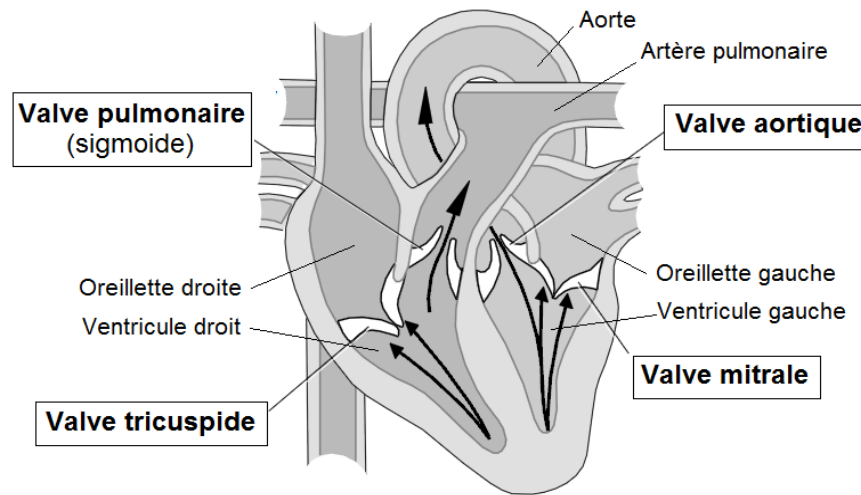


Figure I-1. Schéma en coupe du cœur.

I-2-1-1-Le cœur droit

La partie droite (le ventricule droit et l'oreillette droite) Figure I-1, du cœur est responsable de la récupération de sang désoxygéné depuis les organes de corps à travers les deux veines caves inférieure et supérieure ; et le renvoyer vers les poumons pour le ré oxygéner à travers l'artère pulmonaire [4].

I-2-1-2- Le cœur gauche

Le sang riche en oxygène rentre à l'atrium gauche à travers les 04 veines pulmonaires et après il est pompé vers le ventricule gauche qui le transmet vers les organes du corps via l'aorte.

Comme tous les points du corps, le cœur nécessite en lui-même du sang oxygéné, pour cela le ventricule gauche pompe le sang riche en oxygène aux cellules cardiaque par le biais des artères coronaires qui sont situés sur la surface du cœur et qui vont à leur tour diffuser de sang oxygéné Vers tous les points de corps [4].

I-2-1-3- Les valves cardiaques

Les valves cardiaques (**Figure I-1**), jouent un rôle très important dans la circulation sanguine. Ces valves qui ne doivent jamais être ouvertes en même temps, empêchent le sang de régurgiter et assurent ainsi un écoulement unidirectionnel dans le cœur. Seuls les ventricules possèdent les deux types de valves.

Quant à lui, le cœur est divisé en quatre chambres, les deux atriums (droit et gauche) et les deux ventricules (droit et gauche), entre l'oreillette droite et le ventricule droit se trouve la valve tricuspide, entre l'atrium gauche et le ventricule gauche la communication est assurée par la valve mitrale, entre le ventricule droit et l'artère pulmonaire se trouve la valve pulmonaire et la valve aortique se trouve entre le ventricule gauche et l'aorte[4].

I-2-1-3-1-L'orifice tricuspide

Il est constitué de trois valves formant un anneau, la valve septale, la valve antérieure et la valve postérieure. Chaque valve est reliée à la paroi musculaire du ventricule par des cordages qui se divisent près des bords valvulaires (comme une « toile de parachute »). Le rôle des valves est d'empêcher le retour du sang du ventricule vers l'atrium sans compromettre le passage du sang de l'atrium vers le ventricule. Un orifice peut être atteint d'un rétrécissement ou d'une insuffisance (comme par une rupture de cordage) [4].

I-2-1-3-2- L'orifice pulmonaire

Il est situé en haut de l'infundibulum pulmonaire. Il est pourvu d'une valve qui possède trois cuspidés. Chaque cuspidé a la forme d'un « nid de pigeon » accompagné d'un nodule à son extrémité libre. Cette conformation permet le passage facile du sang du ventricule vers l'artère pulmonaire et empêche le reflux du sang de l'artère vers le ventricule. Ces valves peuvent également être rétrécies ou insuffisantes [4].

I-2-1-3-3-L'orifice mitral

Les cavités gauches du cœur suivent le même schéma global que celui des cavités du cœur droit. Des différences existent, parmi lesquelles il convient de noter que l'orifice mitral ne comporte que deux valves, que la paroi postérieure de l'atrium reçoit les quatre veines pulmonaires sans qu'il y ait de résidu valvulaire [4].

I-2-1-3-4- L'orifice aortique

Il est constitué comme l'orifice pulmonaire, sauf qu'il est le siège de la naissance des artères coronaires juste en dehors des « nids de pigeon » de deux des trois cuspidés. L'entrée du flux sanguin dans ces artères coronaires se fait alors lors du reflux sanguin qui survient avec la fermeture des cuspidés [4].

I-3-Le Phonocardiogramme

L'activité cardiaque est accompagnée par l'apparition d'un ensemble de bruits. Ces vibrations acoustiques générées au cours de la révolution cardiaque ne sont pas toutes audibles à l'ère humaine. C'est la raison pour laquelle l'auscultation effectuée par les cardiologues envers leurs patients est toujours subjective. L'ensemble de ces bruits constitue le signal Phonocardiographique (**PCG**).

Généralement, le tracé Phonocardiographique (**Figure I-2**) est composé essentiellement des bruits B1 et B2, qui apparaissent respectivement au début des phases systolique et diastolique de chaque cycle cardiaque. Le signal PCG est un moyen peu coûteux permettant de véhiculer l'information physiologique cardiaque sous forme de vibration acoustique. Avec une analyse judicieuse par des techniques de traitement du signal, ce signal peut alors constituer un outil efficace d'aide au diagnostic médical. Lorsqu'il s'agit de pathologies cardiovasculaires, des souffles sont alors enregistrés sur le tracé Phonocardiographique, et leurs amplitudes sont d'autant plus intenses lors de l'acquisition depuis le foyer d'auscultation favorisant la source de la pathologie par rapport aux autres organes intracardiaques [4].

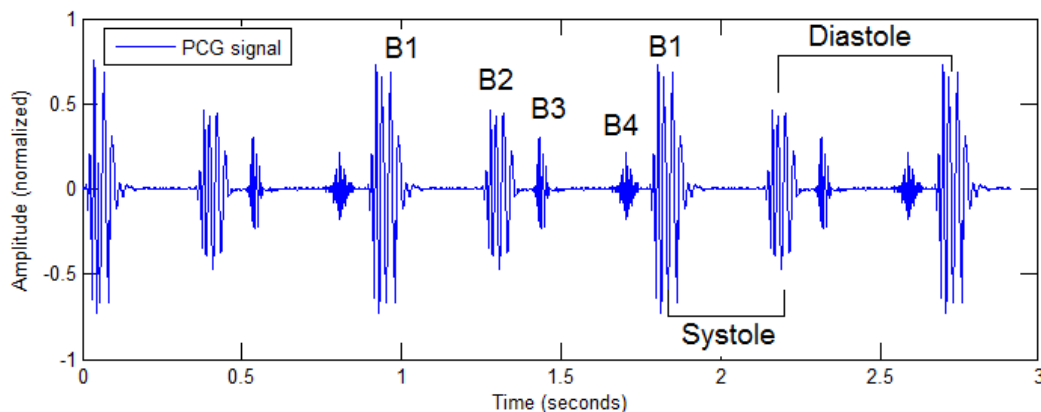


Figure I-2. Signal phonocardiogramme comportant les quatre bruits cardiaques B1, B2, B3 et B4 et les deux phases « Systole et Diastole ».

Il existe quatre types de bruits cardiaques connus par B1, B2, B3 et B4 (**figure I-2**), qui peuvent être auscultés et visualisés sur un le signal PCG. Ces mesures seraient obtenues en mettant le stéthoscope sur l'un des 4 foyers d'auscultation (zone de mesure). Les bruits B1 et B2 sont les deux principaux bruits entendus dans une auscultation d'un sujet sain. L'intervalle entre le premier et le deuxième bruit définit la systole (éjection ventriculaire), tandis que l'intervalle entre

le deuxième et le premier bruit suivant définit la diastole (remplissage ventriculaire). Les quatre foyers de mesure : **A**= mitral, **T**=tricuspide, **P**=pulmonaire et **A**=aortique (**figure I-3**) [5].

I-3-1- Auscultation cardiaque

L'auscultation est une des techniques les plus utiles pour le diagnostic de la maladie du cœur ; autrement dit, l'auscultation du cœur s'intéresse principalement à l'écoute des bruits qui se produisent à l'intérieur de l'organisme par l'intermédiaire d'un stéthoscope. Les bruits des battements cardiaques sont principalement causés par la turbulence du sang au moment de la fermeture des valves.

Une approche systématique de l'auscultation du cœur de chaque patient s'impose. On se concentre d'abord sur les bruits en commençant par le premier. Après les deux bruits physiologiques aux différents points d'auscultation, on cherche d'éventuels bruits supplémentaires, avant de se concentrer sur les souffles [6].

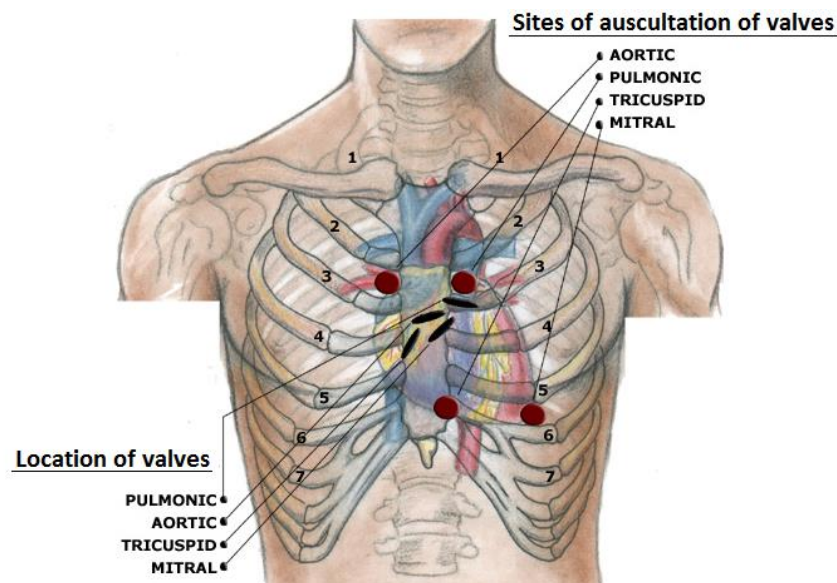


Figure I-3.Foyers d'auscultation cardiaque

I-4- Les sons et les souffles cardiovasculaires

En général le fonctionnement de système cardiovasculaire est résumé en deux phénomènes : mécanique basé sur les contractions cardiaques, l'ouverture et la fermeture des valves atrio-ventriculaires et sigmoïdes, deuxième phénomène est acoustique correspond aux sons produites lors le premier phénomène. L'exagération ou l'abolition de ces sons est considéré comme pathologique (bruit surajouté et souffles) [4].

I-4-1- Les bruits cardiaques

I-4-1-1- Le premier bruit (B1)

Le bruit B1 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 rapport aux autres sons (B2, B3, B4), son spectre de fréquence se situe principalement entre 10-200 Hz. L'ouverture des valves sigmoïdes est inaudible [4].

I-4-1-2- Le deuxième bruit (B2)

Le bruit B2 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 inférieure 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). B2 a une durée minimale de 80 ms, sa durée est courte si comparé à celle de B1 du fait de la forme semi-lunaire des valves aortique et pulmonaire qui se ferme rapidement. Les composants de fréquence de B2 sont généralement plus élevés que ceux du B1 et son spectre se situe principalement entre 50-250Hz [4].

I-4-1-3- Le troisième bruit (B3)

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 B2), B3 est considéré normal pour les enfants et l'adulte comme il peut être signe de maladie chez les vieux [4].

I-4-1-4-Le quatrième bruit (B4)

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 B1). B3 et B4 accompagnent souvent d'autres maladies cardiaques congénitales [4].

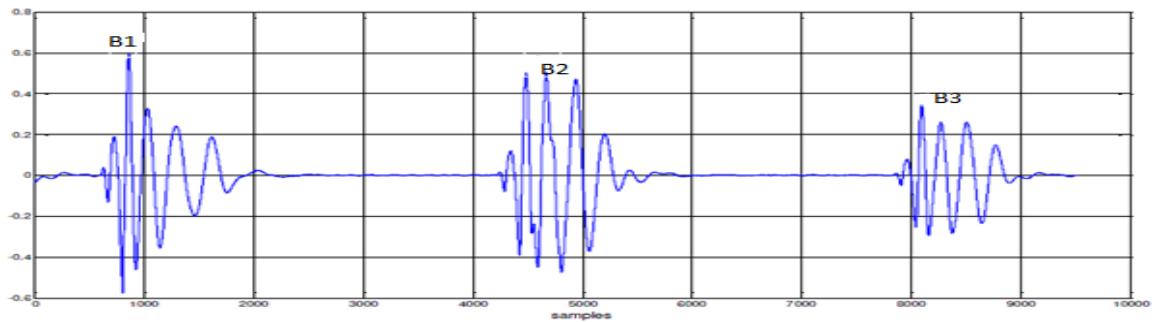


Figure I-4. Représentation d'un cycle cardiaque contenant le bruit (B3)

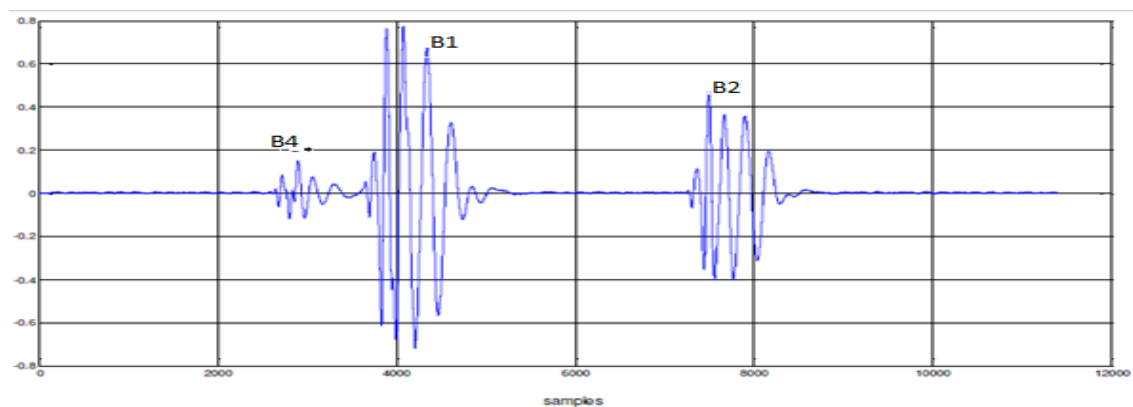


Figure I-5. Représentation d'un cycle cardiaque contenant le bruit (B4).

I-4-2-Les 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:

- **Souffles systoliques** : se produisent entre B1 et B2 et sont classés comme début, milieu ou fin systolique ou holosystolique (occupant tout la systole).

- **Souffles diastoliques** : se produisent entre B2 et B1 et sont classés comme début, milieu ou fin de diastole.

Parmi les différents souffles systoliques on peut citer : Le souffle du rétrécissement valvulaire aortique, le souffle de rétrécissement valvulaire pulmonaire, Le souffle d'insuffisance mitrale, Le souffle d'insuffisance tricuspidiennne, Le souffle de la communication inter ventriculaire..., et pour les souffles diastoliques on peut citer : Le souffle d'insuffisance valvulaire aortique, rétrécissement mitral, rétrécissement tricuspidiennne. [4]

I-5- La phonocardiographie

Le Phonocardiographe (PCG) est un appareil qui obtient des enregistrements de sons cardio-vasculaire, grâce à une technique de traçage des bruits du cœur au moyen de stéthoscope (un microphone qui se place sur la partie cardiaque et serve à l'auscultation des sons produits par le cœur et les poumons). Les enregistrements de sons sont évalués, sur l'écran de papier (PCG) ou d'un ordinateur (simulation) [4].



Figure I-6. Phonocardiographe cardiosim IV

I-6- Electrocardiogramme

Le PCG est synchronisé sur l'ECG et on peut l'entendre avec un stéthoscope. Sa composante S1 débute à la fin pic R de l'ECG alors que la composante B2 débute à la fin de l'onde T de l'ECG. L'amplitude de B1 et B2 dépend de la position, du sexe et de l'âge du patient. L'ECG est un graphe tracé par un appareil électronique appelé électrocardiographe permettant de mesurer et enregistrer l'activité électrique cardiaque dont les détails du tracé dépendent principalement du nombre d'électrodes appliqué sur le corps afin de mesurer son potentiel, le tracé d'un ECG est composé de plusieurs ondes successives nommées P, Q, R ; S, T:

- L'onde(P) qui représente l'excitation électrique (dépolariation) de l'atrium qui correspond à la contraction des atriums (droit et gauche).
- Le complexe QRS représente la dépolariation des ventricules qui indique la contraction ventriculaire dont l'onde Q indique le début du régime systolique.
- L'onde T indique la repolarisation des ventricules en indiquant ainsi la fin du régime systolique (le début du régime diastolique après une certaine petite durée) [4].



Figure I-7. Représentation d'un cycle cardiaque superposé avec l'onde ECG correspondante.

I-7-Conclusion

Dans ce chapitre, on a présenté l'anatomie et la physiologie du cœur humain avec des figures et des schémas illustratifs, On a présenté aussi les principales caractéristiques des bruits cardiaques, les différentes plages de fréquences et les durées des bruits cardiaques B1 et B2. Le but derrière cette étude et de mettre on évidence les bruits cardiaques B1 et B2 principaux compositeurs du signal phonocardiogramme. Ces derniers seront étudiés pour une éventuelle reconnaissance biométrique. Le chapitre suivant sera consacré à l'étude de la biométrie basée sur des signaux physiologiques.

Chapitre II

La biométrie et l'état de l'art

II-1- Introduction

Dans ce chapitre, nous avons étudié d'une manière générale la biométrie, qui a pour objectif d'identifier des individus, notamment à partir de leurs caractéristiques biologiques. Cette pratique tend à remplacer les méthodes traditionnelles de vérification d'identité des individus ; entre autres, les mots de passe et les codes de sécurité. Au quotidien, la biométrie trouve de vastes applications et la recherche de nouvelles méthodes biométriques est d'actualité.

II-2- Historique sur la biométrie

Dans la Chine des dynasties, les documents étaient signés à l'aide d'empreintes digitales. Ils ont écrit que les marchands chinois relevaient les empreintes des mains et des pieds des enfants de jeune âge sur du papier en utilisant de l'encre afin de les distinguer les uns des autres. C'est une des méthodes les plus anciennes de la biométrie en pratique et elle est toujours utilisée de nos jours. En Amérique précolombienne, nombre d'architectes laissèrent également la trace de leurs mains colorées sur les parois de grottes aménagées.

Mais ce n'est qu'au début du XVIIIème siècle que le Docteur Henri Faulds développe l'utilisation de traces de doigt pour l'identification des personnes. A la même époque, l'anglais Francis Galton réalise des travaux de mesures de corps humains et crée une table de statistiques basée sur les tailles et les poids des personnes. Il met au point la méthode "Fingerprints" qui établit l'unicité et la permanence des figures cutanées.

En 1881, le médecin italien Cesare Lombroso tente de prouver que l'humain criminel présente des caractéristiques repérables et stables. Ainsi, le poids du cerveau des honnêtes gens pèserait entre 1475 et 1550 grammes tandis que celui des criminels serait d'à peu près 1455 grammes. Ces théories, non fondées scientifiquement, sont vite abandonnées.

En 1885, Alphonse Bertillon ne laisse cependant pas de côté cette hypothèse, responsable de l'identité judiciaire en France, il construit "le Bertillonage" qui s'appuie sur les mensurations des criminels. Le principe connaît un vif succès jusqu'au jour où une erreur judiciaire grave vient détruire le rêve de ségrégation.

Après l'échec du Bertillonage, la police a commencé à utiliser la technique des empreintes digitales, qui a été développée par Richard Edward Henry de Scotland Yard, ressemblant

essentiellement aux mêmes méthodes employées par les Chinois durant des années. Au XIXème siècle, la police criminelle fait considérablement avancer la recherche du fait de la multiplication des Analyses d'Indices Biologiques (ADN)

Dans les trois dernières décennies, la biométrie a évolué d'une seule méthode simple (empreintes digitales) vers plus de dix méthodes discrètes. Les sociétés de biométrie comptent des centaines de nouvelles méthodes appliquées et continuent à améliorer leurs méthodes de sécurité tant que la technologie répond à leurs exigences. Les prix du hardware requis continuent à baisser rendant des systèmes faisables pour de faibles et moyens budgets.

Cependant le développement de l'industrie, fait ainsi le souci du public concernant les libertés et l'intimité. Des lois et des règlements continuent à être rédigés et des normes commencent à être mises en place. Tandis qu'aucune autre technique biométrique n'a encore atteint le succès de l'utilisation de l'empreinte digitale, certaines commencent à être employées dans des secteurs d'activité judiciaire et commerciale.

Aujourd'hui, la biométrie est une technologie à part entière qui utilise des critères permanents, uniques et infalsifiables. Elle permet de garantir la sécurité des accès aux environnements physiques et numériques et révolutionne du même coup que le e-business et le e-commerce. [7]

II-3- les différentes catégories de la biométrie

La biométrie permet l'identification ou l'authentification d'une personne sur les bases de données reconnaissables et vérifiables qui lui sont propres. [7]



Figure II- 1. Différentes modalités biométriques

On peut classer les techniques biométriques en trois catégories :

II-3-1- Celles basées sur l'analyse de traces biologiques

Ce type de biométrie se fait à l'aide de l'ADN d'une personne, de son sang, ou de sa salive...

II-3-2- Celles basées sur l'analyse comportementale

Se base sur l'analyse de certains comportements d'une personne comme le tracé de sa signature, l'empreinte de sa voix, sa démarche et sa façon de taper sur le clavier.

II-3-3- Celles basées sur l'analyse morphologique

Est basée sur l'identification de traits physiques particuliers qui, pour toute personne, sont uniques et permanents. Cette catégorie regroupe la reconnaissance de la forme du visage, de la forme de la main, des empreintes digitales, de la rétine et de l'iris de l'œil.

Ces éléments ont l'avantage d'être stables dans la vie d'un individu et ne subissent pas autant les effets du stress par exemple, que l'on retrouve dans l'identification comportementale [7]

Notre travail est basé sur un signal physiologique qui est le signal phonocardiogramme comme une grandeur utilisée en biométrie.

II-4- Rythme cardiaque

Comme les empreintes digitales, le rythme cardiaque est propre à chaque personne et doit donc permettre de l'identifier.

En effet, des chercheurs ont découvert que le rythme cardiaque, et plus précisément la forme des pics d'un électrocardiogramme, sont propres à chaque individu. Une chercheuse a mis au point un capteur cardiaque, HeartID, identifiant en 1,2 seconde et qui peut être intégré dans tout type d'appareil électronique pour servir de système d'authentification biométrique. On pourrait le voir arriver sur les Smartphones, tablettes et consoles de jeu dans un avenir proche.

Différents laboratoires de recherche situés en Europe et en Amérique du Nord travaillant sur ce sujet confirment que ce profil cardiaque ne varie pas avec l'âge ni même si le rythme du cœur s'emballé suite à un effort ou une émotion. Par ailleurs, les progrès techniques récents sur les électrocardiogrammes ont permis de mettre au point des capteurs miniaturisés et bon marché qui fonctionnent à partir du bout des doigts. L'idée d'utiliser le rythme cardiaque comme outil biométrique a donc rapidement fait son chemin. [7]

II-5- Etat de l'art

Le signal phonocardiogramme représentant l'évolution temporelle des bruits cardiaques est considéré, comme beaucoup d'autres signaux en biomédical, comme étant un signal non-stationnaires. Pour comprendre efficacement des tels signaux il est important d'étudier leurs caractéristiques temps-fréquence.

La principale approche utilisée par **Beritelli & Serrano (2007)** par lequel ils proposent une étude préliminaire pour la mise en place d'un système d'identification automatique basé sur l'analyse fréquentielle (au moyen de la Chirp z-Transform (CZT)) des principaux sons cardiaques B1 et B2 enregistrés par un stéthoscope électronique (un Littmann 4100). Elle est appliquée dans un contexte dans lequel les enregistrements PCG sont faites par des non-experts, ils ont créé une base de données contenant le cœur enregistrements sonores de 20 personnes (douze femmes et huit homme) utilisant un algorithme de segmentation pour détecter les sons cardiaques, ce qui est essentiel pour les phases d'analyse de fréquence et l'adaptation de signal.

Après ils ont effectué l'analyse des sons cardiaque dans le domaine fréquentiel pour effectuer cette analyse ils ont utilisé l'algorithme de transformation chirp (CZT), d'après les calculs les auteurs ont montré que B1 et B2 sons pour la même personne essentiellement présenter le même spectre de fréquence dans l'intervalle pris en considération. La dernière phase de la mise en place d'un système d'identification biométrique automatique correspond à une empreinte cardiaque (inconnue) à l'analyser avec les modèles stockés dans le système Les auteurs construisent des modèles d'identité en utilisant des vecteurs de caractérisation(Considérant les spectres comme des vecteurs N-dimensionnels)et de teste, et si la revendication d'identité est vraie un calcul de la distance euclidienne entre le modèle stocké et les entités extraites pendant la phase de vérification d'identité est réalisé pour l'authentification .

Les résultats des tests effectués indiquent que les deux sons cardiaques principaux dans une séquence PCG sont donc un bon signe physiologique qui peut être pris en considération dans les systèmes biométriques modernes. [8]

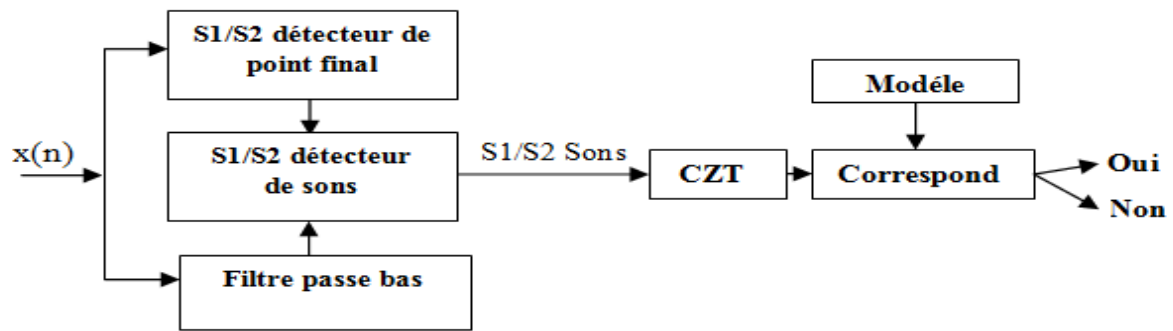


Figure II- 2 .Schéma fonctionnel du système de biométrie cardiaque proposé par **Beritelli & Serrano**

Phua et al (2008) décrivent une approche différente de la biométrie cardiaque basée sur le PCG. Au lieu de faire une analyse structurale du signal d'entrée, ils utilisent l'ensemble des séquences. Donc une exploration rapide de la faisabilité de l'utilisation de sons cardiaques en tant que biométrie cardiaque, en enregistrant une base de données de tests composée de 128 personnes, en utilisant des sons cardiaques d'une minute et diviser le même signal dans un train et une séquence de test. Ayant obtenu une bonne et une performante reconnaissance à l'aide de la boîte à outils HTK Speech Recognition, ils font un test plus profond en utilisant une base de données enregistrée à partir de 10 personnes et contenant 100 sons pour chaque personne, enquêtant la performance du système en utilisant différents algorithmes d'extraction de caractéristiques (MFCC, Linear Bande de fréquences Cepstra (LFBC)), différents schémas de classification ont été élaborés et on donne des résultats satisfaisants surtout avec la méthode du Vector Quantization (VQ) ce dernier s'avère être le système le plus performant.[9]

Beritelli & Spadaccini(2009) ont proposé deux systèmes biométriques basés sur des sons cardiaques et ils ont utilisé la base de données HSCT-11 pour comparer leur performance, exprimée en termes de taux d'erreur égal.

La base de données HSCT-11 est une base de données accessible gratuitement à la communauté de recherche c'est la plus grande base de données en termes du nombre de personnes qui y ont contribué HSCT-11 contient des sons cardiaques acquis de 206 personnes, soit 157 hommes et 49 femmes.

Le premier système qui est proposé par **Beritelli & Spadaccini** est appelé le système structurel dans ce système les auteurs développent le système qui décrit par Beritelli & Serrano (2007), en évoluant ses performances sur une base de données plus importantes et avec un ensemble de

caractéristiques plus approprié (Coefficients de Cepstrum Mel-Frequency MFCC), en ajoutant une fonction au domaine temporel spécifique aux sons cardiaques, appelée rapport de la première seconde (FSR) et avec l'ajout d'un algorithme de sélection de données basée sur la qualité d'algorithme de sélection de sous-séquence.

La première étape du processus d'identification est l'exécution du meilleur algorithme de détection de sous-séquence qui sépare le signal en fenêtres de 4 secondes et calcule un indice de qualité pour chacune des fenêtres, Après la meilleure sélection de sous-séquence, le système utilise algorithme de segmentation pour trouver les tonalités S1 et S2 dans cette sous-séquence. Ensuite, l'extraction de caractéristiques est effectuée, en utilisant des coefficients de cepstrum Mel-Frequency (MFCC)

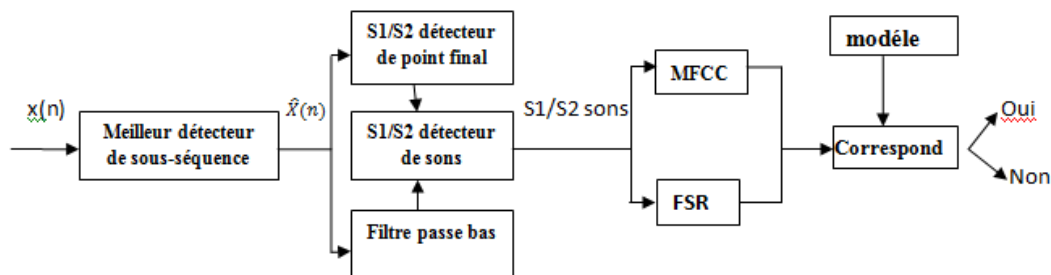


Figure II-3. Schéma fonctionnel du processus d'identification utilisant le système structurel

Le deuxième système qui est proposé par les auteurs est appelé le système statistique qui utilise des modèles de mélange gaussiens(GMM) pour représenter des modèles d'identité et utilise la technique de reconnaissance GMM-UBM

Ce système a donné de bonnes performances malgré une base de données réduite. Le taux d'erreur égal (EER) final obtenu à l'aide de cette technique est de 13,70% sur une base de données de 165 personnes, contenant deux séquences cardiaques par personne, par contre le système structurel a donné des mauvais

Résultats par rapport au système statistique, le taux d'erreur égal (EER) final obtenu par système structurel est de 36,86%. [10]

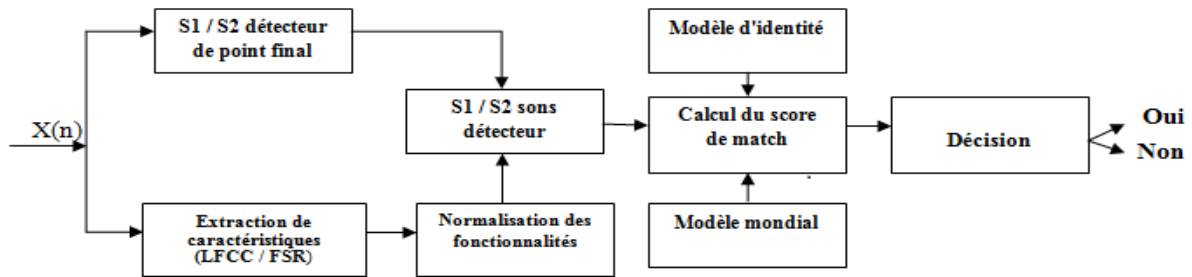


Figure II-4. Schéma fonctionnel du processus d'identification utilisant le système statistique

Une nouvelle technique a été proposée par **Arunava karmakar (2012)** en utilisant des caractéristiques basées sur les ondelettes système d'identification automatique. Comme à la première étape dans ce système est la normalisation de signal PCG qui est la technique la plus simple pour faire varier le signal entre -1 et +1. Cela peut être fait en deux étapes.

Dans la première étape, ils ont trouvé la valeur absolue maximale du signal et dans la deuxième étape ils ont divisé le signal entier par cette valeur. Le signal résultant sera dans plage +1 à -1, puis le signal doit être passé par un filtre passe bas (le filtre utilisé est Butterworth) de l'ordre de 10 à 300 Hz ce dernier libère le signal des bruits et des artefacts à haute fréquence.

L'étape suivante est extraction du cycle cardiaque lorsque le signal PSG est un quasi périodique dont la période normale se situe dans la plage de 0,4-0,12 secondes, après ils ont passé à l'alignement qui a contribué au processus de segmentation. Blocs de cycle cardiaque extraits ont été alignés en utilisant une corrélation croisée entre deux blocs différents pour un même échantillon. Donc le signal PCG est segmenté en cycles cardiaques, alignés, segmenté en premier et deuxième bruits cardiaques (B1 et B2) et décomposé jusqu'au deuxième niveau en utilisant la deuxième ondelette de Daubechies (db2).

La fonctionnalité est générée à partir du deuxième niveau, donc le travail propose un ensemble de caractéristiques temps- fréquence basé sur l'ondelette de Daubechies avec la décomposition au deuxième niveau. L'information du domaine temps-fréquence est obtenue à partir de la transformée en ondelettes qui est à son tour reflété dans l'ensemble des caractéristiques basés sur une ondelette qui porte des informations importantes pour l'identification biométrique.

La base de données est collectée auprès de 10 volontaires (entre 20 et 40 groupes d'âge) pendant trois mois en utilisant un stéthoscope numérique fabriqué par HDfono Doc. L'algorithme proposé est testé sur 4946 échantillons de PCG de durée 20 secondes et qui donne 96,178% de précision d'identification et un taux d'erreur égal (EER) à 17,98%. Le résultat expérimental a

démontré que le bruit du cœur qui est naturel est un paramètre physiologique qui peut être utilisé dans les systèmes biométriques modernes. [1]

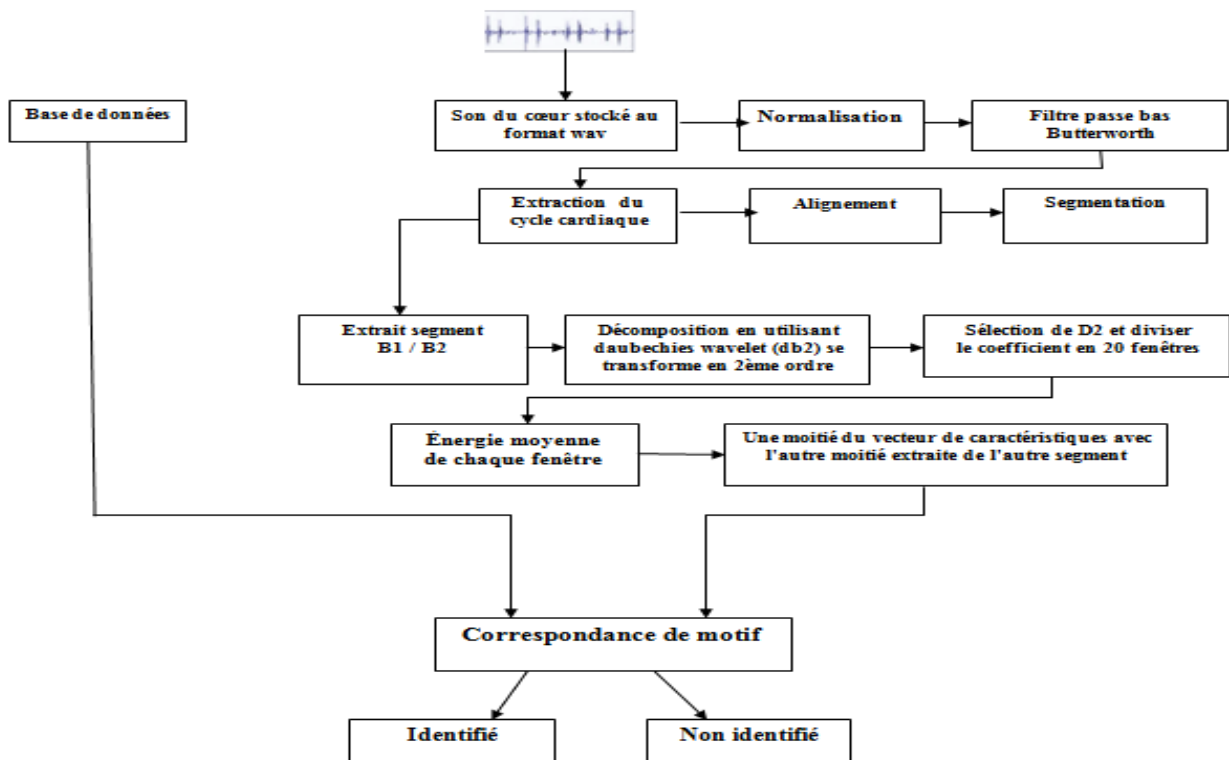


Figure II-5. Schéma fonctionnel du système de biométrie cardiaque proposé par **Arunava karmakar**

Après une évaluation des performances des systèmes de reconnaissance biométriques cardiaques sur un ensemble de données ouvertes **Spadaccini et Beritelli (2013)** fournissent une base de données de bruits cardiaques publics de 206 personnes, avec deux enregistrements de chaque personne avec des sons cardiaques normaux (HSCT11). Le capteur utilisé pour l'acquisition de données est un stéthoscope électronique numérique ThinkLabs Rhythm. Les fichiers ont été acquis en utilisant une fréquence d'échantillonnage de 11025 Hz et 16 bits par échantillon, et stockés au format .wav. Deux systèmes biométriques basés sur les bruits du cœur [10]

- Algorithmes pour Heartsounds Biométrie

a- Segmentation de B1 et B2

Utilisé pour extrapoler les bruits S1 et S2 du signal sonore cardiaque. La première étape consiste à scinder le signal dans les fenêtres de 4 secondes. Ensuite, pour chaque fenêtre, l'algorithme trouve le maximum local de l'autocorrélation du signal, c'est la période P du son

cardiaque, et recherche d'autres maxima locaux du signal d'énergie à l'intérieur la fenêtre, à une distance $\pm P$ du premier maximum.

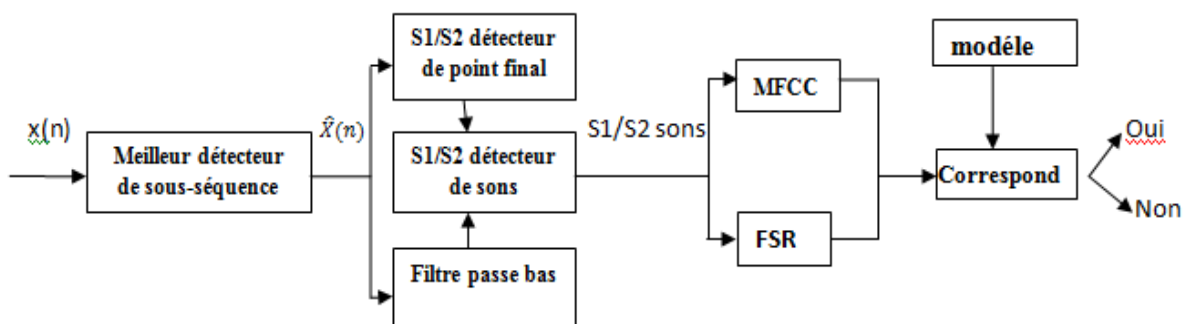
Ces bruits sont de bons paramètres pour être classés comme S1 ou S2, mais toujours la classe du son n'est pas identifiée, et l'ensemble des sons appartenant à l'autre classe doit être trouvé. Donc, ces bruits sont remis à zéro, et l'algorithme est exécuté à nouveau dans la fenêtre pour trouver des sons appartenant à l'autre classe. Enfin, l'algorithme classe chaque ensemble de sons en S1 ou S2 sur la base du fait que l'on sait que la distance d'un son S1 au son S2 suivant est toujours inférieur à la distance entre un son S2 et le son S1 suivant. Ce processus est répété pour toutes les fenêtres de signal. [10]

b- Une fonction de domaine temporel: la première à la seconde Rapport

La première tentative d'introduction d'une fonctionnalité spécifique au cœur sons est faite par les auteurs, ce travail décrit le premier rapport à la seconde (FSR). Intuitivement, FSR peut être pensé comme une représentation du rapport de puissance moyenne de S1 à S2. Cette fonctionnalité provient de l'observation expérimentale que certaines personnes ont des sons S1 plus forts, tandis que d'autres ont des sons S2 plus forts.[10]

- Le système structurel

Le schéma fonctionnel du système est illustré à **FigureII-6** La première étape du processus d'identification est l'exécution du meilleur algorithme de détection de sous-séquence, qui sépare le signal en fenêtres de 4 secondes et calcule un indice de qualité pour chacune des fenêtres.[10]



FigureII-6. Schéma fonctionnel du processus d'identification utilisant le système structurel

- Le système statistique

Le système "statistique" utilise des modèles de mélange gaussiens (GMM) pour représenter les modèles d'identité, Le système utilise le GMM-UBM (arrière-plan universel Modèle) technique de reconnaissance. D'abord il estime les paramètres du modèle mondial W en utilisant un sous-ensemble aléatoire des signaux d'entrée, puis il dérive les modèles d'identité en utilisant le

Maximum A posteriori (MAP) algorithme. Pendant la phase d'apprentissage, le système utilise uniquement la première des deux séquences par personne qui sont présents dans la base de données HSCT-11.[10]

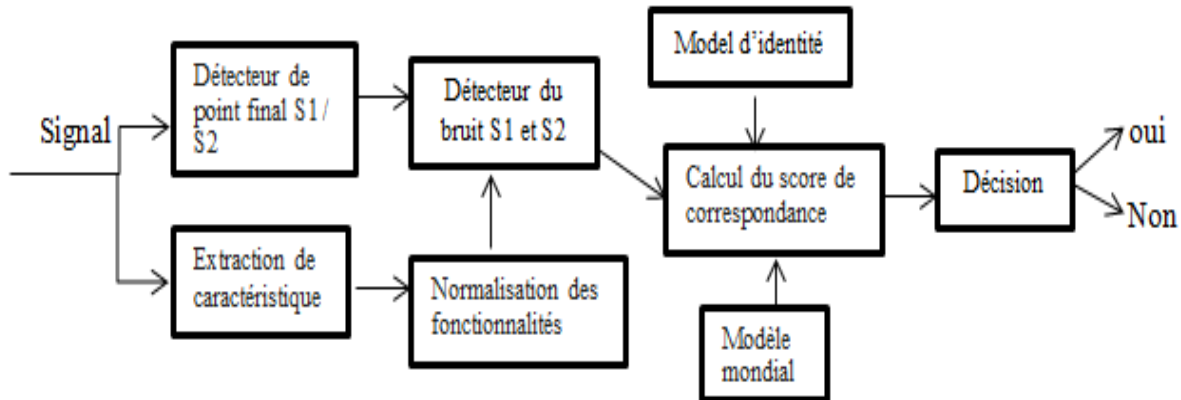


Figure II-7. Schéma fonctionnel du processus d'identification utilisant le système statistique

- La Base de données HSCT11

La base de données HSCT-11 est la plus grande base de données de sons de cœur en termes de nombre des personnes qui y ont contribué. Il contient des sons cardiaques acquis de 206 personnes, soit 157 hommes et 49 femmes.

De chaque personne, deux enregistrements sont acquis ; la moyenne la longueur des séquences est de 45 secondes, le minimum est de 20 secondes et le maximum est de 70 secondes. Les deux les enregistrements ont généralement été recueillis le même jour, séparés par une courte pause.[10]

- Protocole d'évaluation

La comparaison devrait être faite de la façon suivante: pour chaque personne, une séquence est utilisée pour la formation du modèle phase et un est utilisé pour le calcul de l'appariement scores.[10]

- Résultats

Continué l'évaluation en utilisant la HSCT-11 base de données. **La figure II-8** montre le compromis résultant de l'erreur de détection (DET) courbes des deux systèmes, obtenu traçage le taux de fausse correspondance (FMR) et le faux taux de non-correspondance (FNMR) couvrant la valeur du seuil de détection de le minimum à la valeur de score maximale de chaque système. Cette figure montre également les taux d'erreur égaux (EER) du deux systèmes.[10]

Il est clair que le système statistique fonctionne mieux que le structurel en toutes circonstances (faible FNMR / haute FMR - cela signifie une grande facilité d'utilisation, et un FMR faible / un taux élevé de FNMR

- Cela signifie haute sécurité. Cela arrive parce que la structure système a été développée avec une base de données qui était beaucoup des séquences plus courtes et plus courtes (~ 4-6 secondes).

Les algorithmes utilisés pour la sélection de la meilleure sous-séquence ne suffisent pas pour faire correspondre la performance de système statistique. [10]

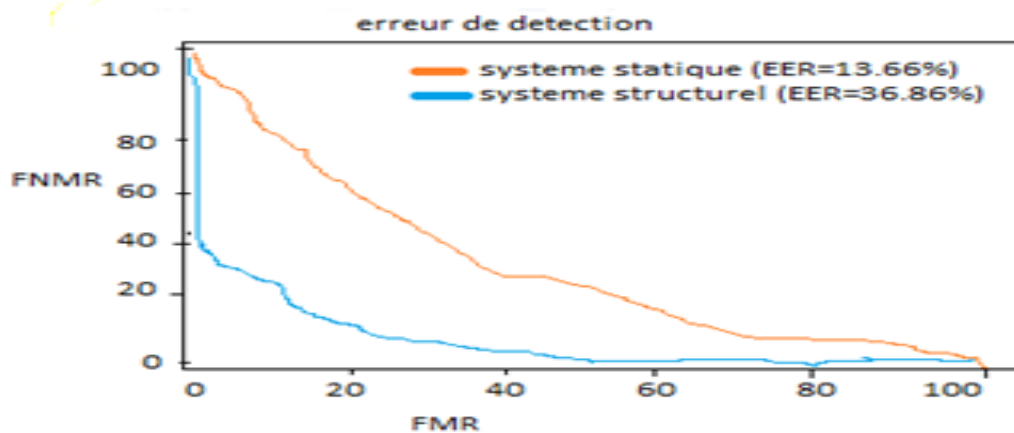


Figure II-8. Courbes de compromis d'erreur de détection (DET) des deux systèmes

Le système basé sur l'analyse du spectre marginal de **Zhao(2013)**, utilise ses propres données, plus l'ensemble de données HSCT11, pour l'authentification de l'utilisateur. Les résultats utilisant leur propre base de données de 40 participants, 280 sons cardiaques et l'analyse du spectre marginal (MSA) ont donné un taux de reconnaissance de 94%. L'utilisation de l'analyse spectrale de Fourier a donné un taux de reconnaissance de 84%. Sur la base de données HSCT11, l'algorithme MSA a donné un taux de reconnaissance de 92%. L'étude de Zhao comprend un examen du travail de base sur la biométrie du son cardiaque de 2007 à 2012. [10]

- **Système d'identification du son du cœur**

Ce nouveau système d'identification comprend cinq parties: l'acquisition de signaux, le prétraitement, l'extraction de caractéristiques, l'apprentissage et l'identification. La figure 9 montre un schéma fonctionnel de ce système d'identification.[10]

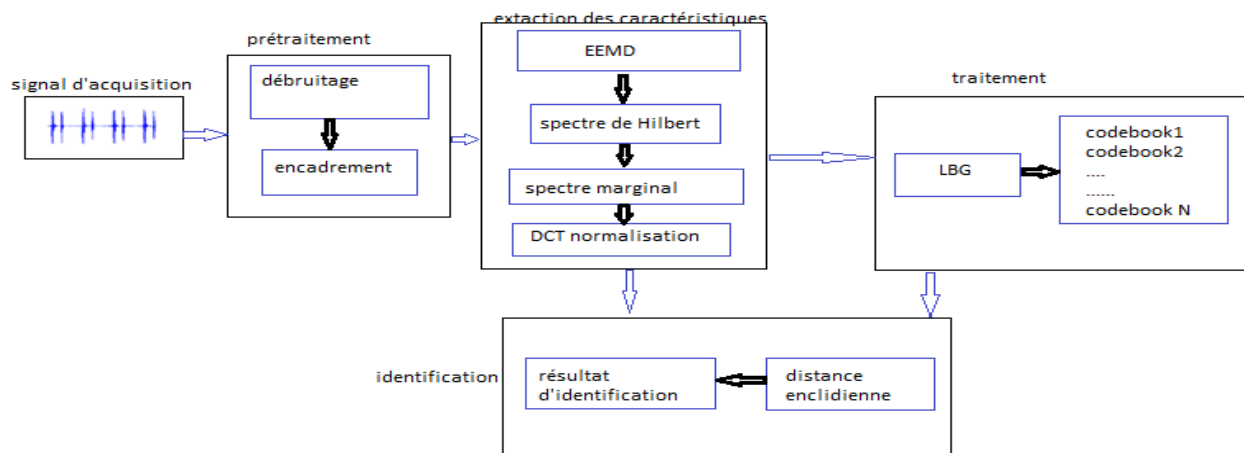


Figure II-9- Schéma fonctionnel du système d'identification du son du cœur.

a- L'acquisition des signaux

L'utilisation de la carte son d'un ordinateur peut faciliter l'acquisition de signaux avec une grande précision et une fréquence d'échantillonnage moyenne. Avant l'acquisition du signal, la fréquence d'échantillonnage, les bits d'échantillonnage et la taille de la mémoire doivent être réglés. Dans ce travail, les compositions de fréquences sonores cardiaques se concentrent principalement dans le domaine des basses fréquences et que la fréquence la plus élevée ne dépasse pas 200 Hz, la fréquence d'échantillonnage de 2 000 est choisie, un bit d'échantillonnage de 16 et une taille de tampon de 4 000. La base de données de sons cardiaques enregistrée comprend 280 sons cardiaques de 40 participants, qui durent environ 10 s. L'intervalle entre chaque signal enregistré est d'au moins une heure.[12]

b- Prétraitement

- Débruitage

Les étapes spécifiques de débruitage sont les suivantes: (1) l'ondelette de Daubechies du cinquième ordre est choisie comme ondelette mère pour décomposer le signal sonore cardiaque en six échelles; (2) les coefficients WT aux troisième, quatrième, cinquième et sixième échelles sont retenus sur la base d'un seuil énergétique, alors que les coefficients liés aux autres échelles sont mis à zéro; et (3) le signal est reconstruit en utilisant DWT inverse (IDWT). Un signal de son cardiaque débruité avec son signal brut correspondant est représenté sur la **figureII-10**.[12]

- Encadrement

Compte tenu de la nature non stationnaire des sons cardiaques, les signaux doivent être divisés en segments courts appelés cadres. Évidemment, l'extraction de caractéristique suivante est basée sur chaque trame. La longueur de ce segment est appelée longueur de trame, et la distance entre le début d'une trame et le début de la suivante est appelée décalage de trame. De nombreuses

fenêtres peuvent être appliquées pour décomposer les signaux en images. La durée de la fenêtre est égale à la longueur de la trame. Dans la phase d'expérimentation, nous discuterons si différents types de fenêtres ainsi que différentes longueurs de trames et changements de trames affecteraient les performances du système.[12]

c- Extraction de fonctionnalité

Dans ce travail, le spectre marginal est extrait comme caractéristique. La **figure II-11** montre l'organigramme de la procédure d'extraction de caractéristiques.

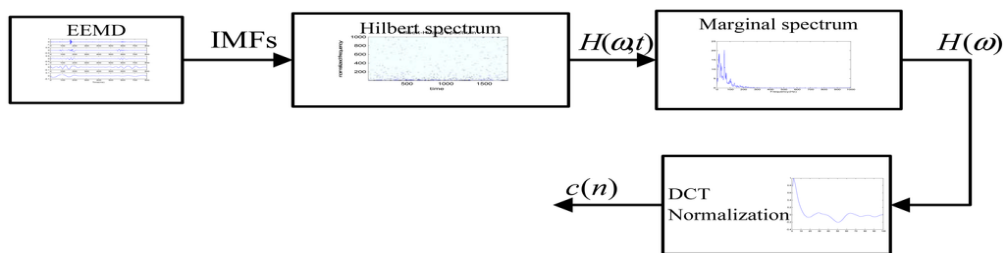


Figure II-10 Schéma fonctionnel du processus d'extraction de caractéristiques.

- Formation

VQ est un classificateur classique et réussi dans la reconnaissance de formes. Comparé à d'autres modèles d'identification (tels que GMM), l'avantage du modèle VQ réside dans la simplicité de la conception et le peu de temps de calcul, ce qui est très approprié pour une reconnaissance rapide. Donc, dans ce travail, VQ est utilisé comme un classificateur dans le système d'identification du son cardiaque. L'idée de base derrière VQ est de compresser un grand nombre de vecteurs de caractéristiques dans un petit ensemble de vecteurs de code. [12]

- Résultats

Le spectre marginal par rapport à une caractéristique normale du spectre de Fourier. Dans la phase expérimentale, la valeur optimale de deux paramètres dans la méthode EEMD est d'abord déterminée, puis le nombre de livres de codes VQ est défini. Le degré de compression des dimensions DCT a également été pris en compte. Enfin, les effets du type de fenêtre, de la longueur de la trame et du décalage des images ont été testés. Le spectre marginal a été comparé à celui du spectre de Fourier. Le spectre marginal, qui convient au traitement de signal non stationnaire, a obtenu un CRR de 94,16% dans notre système d'identification, tandis que le CRR était de 84,93% pour le spectre de Fourier dans le même environnement expérimental. Le spectre marginal s'est avéré être un meilleur ensemble de caractéristiques que le spectre de Fourier dans le système biométrique du son cardiaque.

Cette approche peut améliorer les performances d'identification par rapport aux systèmes proposés dans la littérature connexe, et le spectre marginal peut indéniablement être utilisé comme un nouvel ensemble de caractéristiques dans les systèmes biométriques à sons cardiaques. [12]

L'Algorithme de décomposition-ondelettes appliqué aux caractéristiques des bruits cardiaques B1 et B2 dans l'étude effectuée par Sun (2013) montre une méthode d'identification par programmation des caractéristiques des bruits cardiaques B1 et B2. Alors que de nombreuses études sur les bruits cardiaques n'utilisent qu'une fenêtre temporelle pour l'échantillonnage des données, d'autres, y compris l'étude Spadaccini, appliquent des algorithmes pour identifier les sons cardiaques B1 et B2 afin de s'assurer qu'ils appliquent l'extraction et la classification des caractéristiques à un nombre spécifique de battements cardiaques, données indésirables. Sun combine un algorithme d'ondelettes EMD (Empirical Mode Decomposition) amélioré et l'algorithme d'enveloppe d'énergie de Shannon pour le prétraitement. Pour 30 échantillons testés, l'identification de S1 / S2 était aussi élevée que 99%. [13]

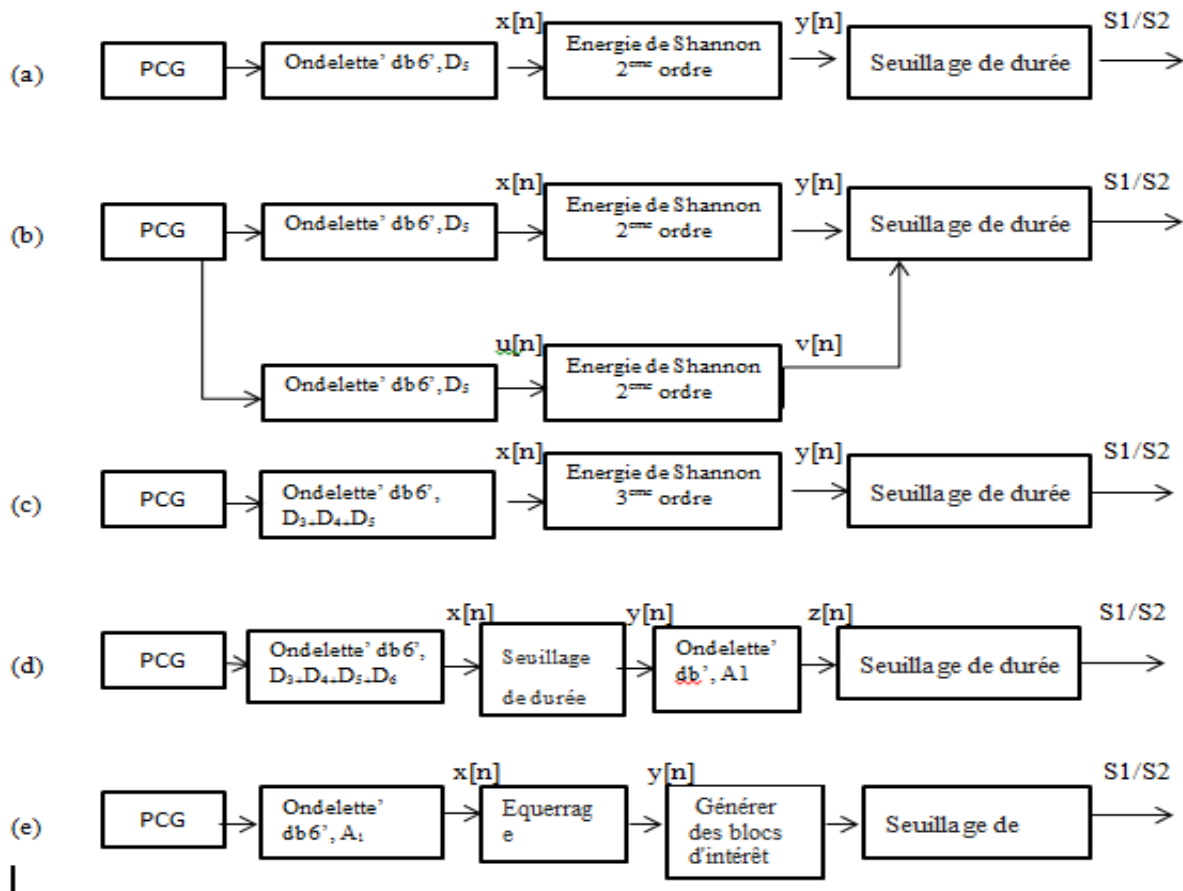


Figure II-11- Organigrammes pour cinq méthodes pour détecter les ondes S1 et S2 dans les sons Cardiaques. Méthode I(a), (b) Méthode II, (c) Méthode III, (d) Méthode IV, (e) Méthode V.

- Un algorithme de Daubechies utilisant des moyennes mobiles liées aux événements a détecté S1 et S2 avec robustesse et précision. L'algorithme développé a mieux performé que les méthodes à seuil fixe. Un algorithme pour détecter les ondes S1 et S2 dans les sons cardiaques mesurés chez les enfants avec et sans hypertension artérielle pulmonaire n'a pas été abordé dans la littérature.

Ils ont développé un algorithme robuste pour détecter les pics S1 et S2 dans les sons cardiaques des enfants avec une faible amplitude, des effets non stationnaires et des fréquences cardiaques élevées. L'algorithme a été évalué à l'aide de 44 enregistrements, contenant 1 178 pulsations cardiaques, avec une sensibilité globale de 69,84% et une prédictivité positive de 67,87%. Sur la base de cette analyse spectrale, nous recommandons l'utilisation du détail en "D 6" de l'ondelette pour détecter les ondes S1 et S2 car elle capture la plus grande partie de l'énergie contenue dans S1 et S2. [13]

-Le Système d'identification biométrique par phonocardiogramme (PCG) de **Abo-Zahhad (2014)**; comme Spadaccini et Leet, il utilise MFCC pour un système d'extraction de caractéristiques pour le son cardiaque. Comme Sun, Abo-Zahhad utilise l'analyse par ondelettes comme préprocesseur, dans ce cas la transformation discrète en ondelettes (DWT). La base de données utilisée est la HSCT-11 de l'Université de Catane, également utilisée par Spadaccini et Zhao. Dix-sept échantillons des 206 disponibles ont été choisis, dont 10 utilisés pour la formation et sept pour les tests. Pour chaque échantillon d'environ une minute, six segments de huit secondes ont été découpés et utilisés. Ce prétraitement combiné et l'extraction de caractéristiques donne une précision d'identification jusqu'à 99,5% [14]

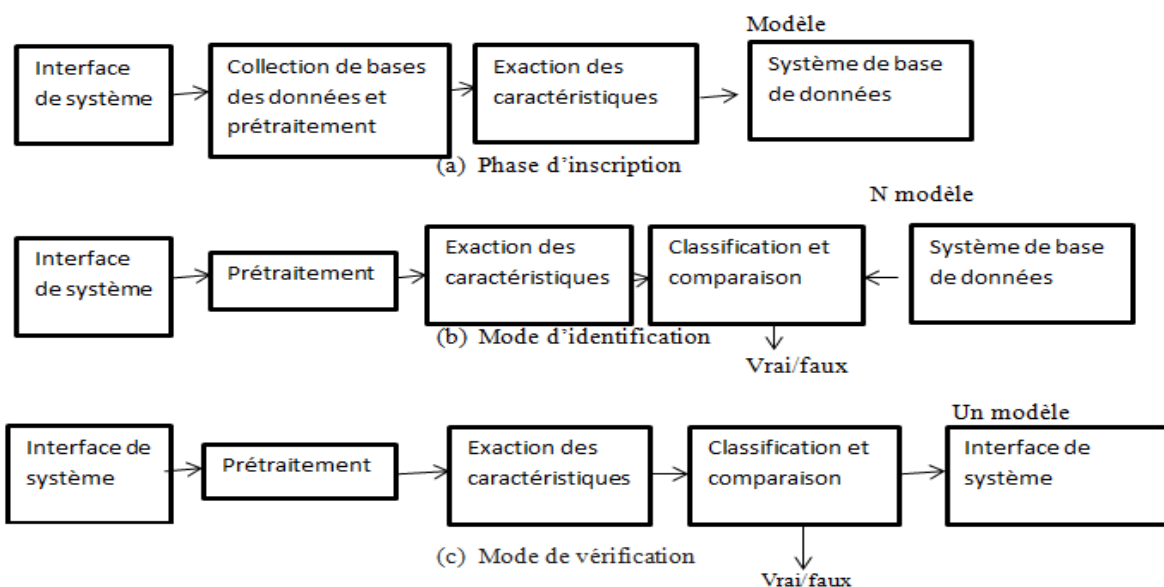


Figure II-12- Les phases d'inscription et de classification (modes identification et vérification) avec les 3 étapes d'authentification

- Phases d'authentification biométrique

Les processus d'authentification biométrique sont composés de deux phases. Dans la première phase, la base de données est créée où le ensemble de caractéristiques qui décrit chaque individu est stocké (phase d'inscription). Dans la deuxième phase (phase d'authentification), les ensembles de fonctions extraits sont comparés avec les modèles d'entités stockés dans la base de données pour trouver une correspondance (mode d'identification) ou comparé avec le modèle de fonctionnalité de l'identité revendiquée (mode de vérification). La phase d'authentification est principalement divisée en trois étapes:

- Etape de prétraitement

Dans cette étape, le signal est traité et fait prêt pour l'extraction de fonctionnalités. Le prétraitement l'étape peut inclure l'élimination du bruit, la segmentation, la pic suppression, filtrage, etc.

- Etape d'extraction des caractéristiques

Dans cette étape, les données discriminantes de chaque personne est extraites du signal traité.

- Phase de classification

Dans cette étape, les entités extraites sont par rapport aux caractéristiques stockées des sujets collectés lors de l'inscription.

Les phases d'inscription et d'authentification sont illustrées dans la Figure 13 Dans la section suivante, l'extraction des caractéristiques et la classification techniques précédemment appliquées en PCG l'authentification biométrique sont brièvement discutées. [14]

II-6- Conclusion

Dans ce chapitre, on a présenté de façon globale la biométrie et on a cité les différentes techniques de la biométrie et on a vu aussi les recherches qui ont été faite relativement à ce sujet par ordre chronologie.

Les caractéristiques biométriques sont uniques à l'individu et il y a peu de possibilités que d'autres individus puissent remplacer ces caractéristiques, donc les technologies biométriques qui utilisent les signaux physiologiques sont considérées les plus puissantes en termes de sécurité.

Des recherches récentes ont prouvé que la technique d'auscultation cardiaque qui utilise des caractéristiques de signal phono cardiogramme PCG peut être utilisée comme un système

d'authentification biométrique efficace. Dans notre projet nous essaierons d'améliorer les résultats qui sont trouvées dans les précédentes recherches et de développé un algorithme ou on utilisant une analyse fréquentielle sur des différents signaux phono cardiogrammes pour une identification automatique.

Chapitre III

L'algorithme d'authentification biométrique basée sur le signal phonocardiogramme (PCG)

III-1- Introduction

Le signal phonocardiogramme PCG acquis n'est pas parfait c'est-à-dire qu'il est noyé dans le bruit et qui nécessite l'utilisation de technique de traitement de signal.

Pour cela, il y a plusieurs méthodes d'analyse de traitement de signal, pour filtrer et extraire les différentes composantes du signal PCG. Notre approche sera basée sur l'analyse fréquentielle du signal phonocardiogramme utilisant la transformé de Fourier.

III-2- Algorithme d'authentification biométrique

L'algorithme proposé segmente le signal PCG pour la séparation de ces différents bruits, un calcul de la transformée de Fourier sera nécessaire pour caractériser les bruits cardiaques B1 et B2. Cette caractérisation se fera par l'identification de la fréquence maximale existante au niveau de spectre de chaque bruit cardiaque. Un intervalle de fréquence minimale et maximale sera établi pour les différents bruits cardiaques par plusieurs tests sur les différents signaux PCG et sur les différents bruits cardiaques des différents cycles au niveau de chaque signal PCG. L'identification d'un signal PCG quelconque se fera par la suite par la condition d'appartenance à l'intervalle déjà établi. L'introduction des nouveaux signaux PCG au niveau de la base de données est nécessaire pour une identification optimale. L'organigramme suivant décrit les différentes étapes de l'algorithme utilisé :

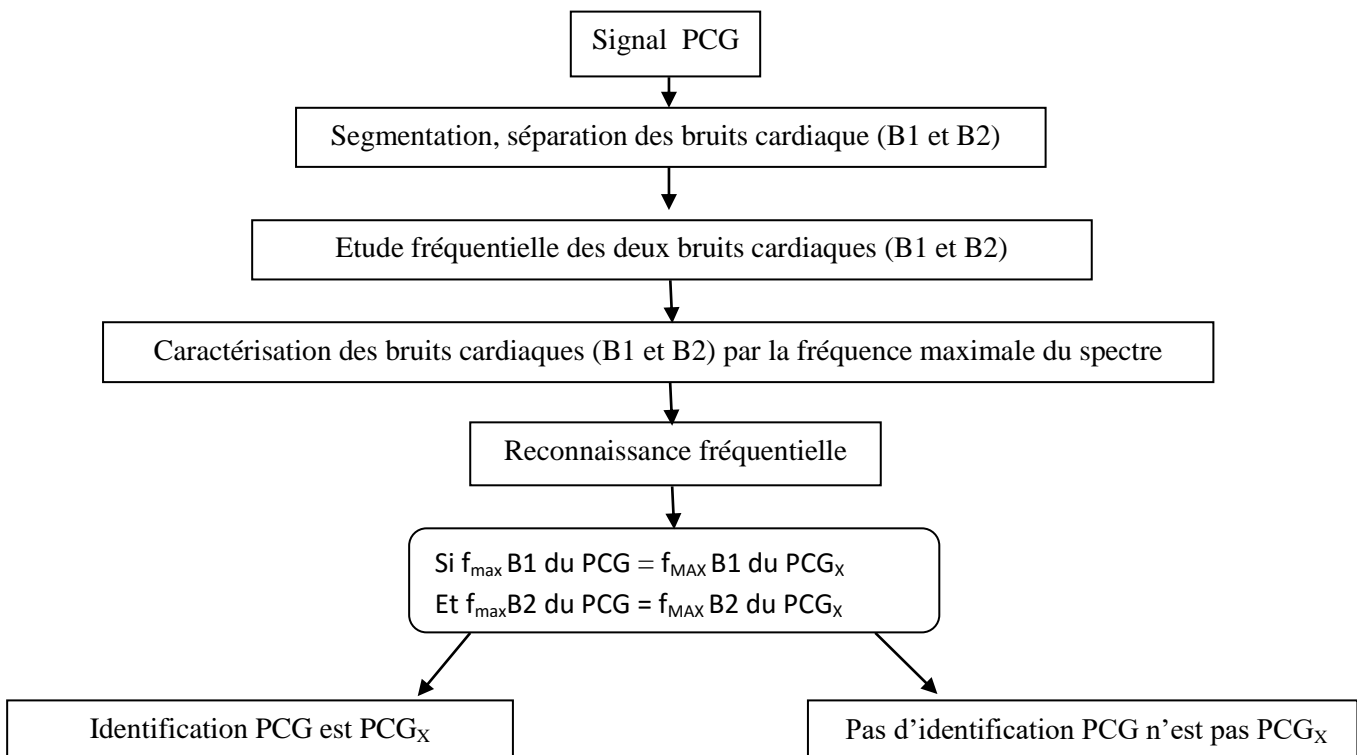


Figure III-1. L'organigramme de système d'authentification biométrique

III-2-1-signal phonocardiogramme (PCG)

Les bruits cardiaques sont des signaux non- stationnaires enregistrés et connus sous le nom du signal phonocardiogramme (PCG) permettant de donner plus d'informations sur le fonctionnement mécanique du cœur. [1]

III-2-1-1- Base de données choisi

La base de données des signaux phonocardiogramme (PCG) a été acquise depuis les sites disponibles sur internet par exemple le site suivant :

<http://lemire.svt.free.fr/Coeur/index.htm> . Cette base de données est sous forme d'un enregistrement audio, le **tableau III-1** suivant présent les signaux PCG utilisé dans notre analyse :

Signaux PCG	Abréviation	Fréquence d'échantillonnage [Hz]
Atrial galop	AG	11025
Non stress Test	NST	11025
Retard systolique de la sténose aortique	LAS	11025
matching pursuit	MP	11025
Rétrécissement mitral	MR	8000
Sténose pulmonaire	PS2	22050
Rétrécissement aortique	AR	8000
Rétrécissement tricuspide	TR	22050
Ventricular Gallop S3	VG	11025
Secondary wave	SW	22257

Tableau III-1. Liste des signaux PCG

- Quelques signaux PCG décrit dans le **tableau III-1** sont illustrés sur les figures suivantes :

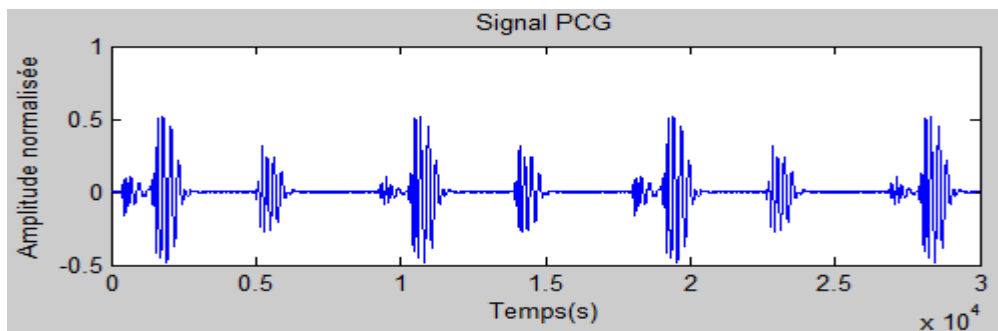


Figure III-2. La représentation temporelle de signal AG

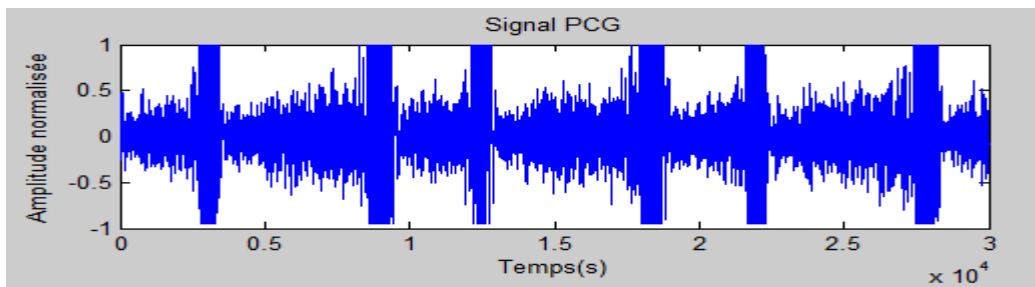


Figure III-3. La représentation temporelle de signal NST

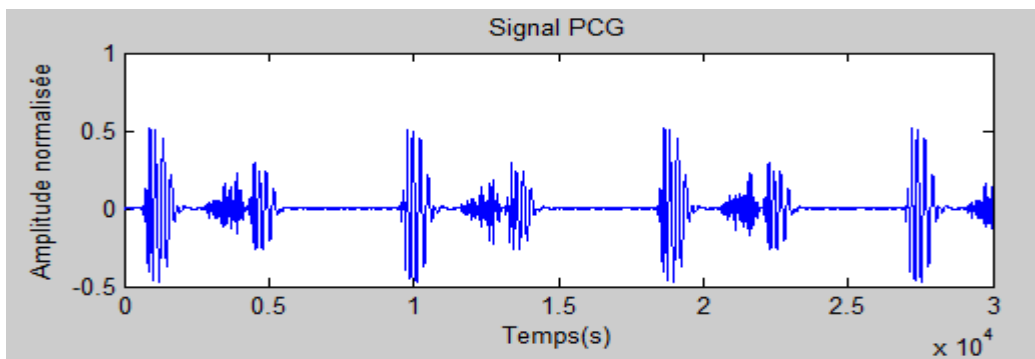


Figure III-4. La représentation temporelle de signal LAS

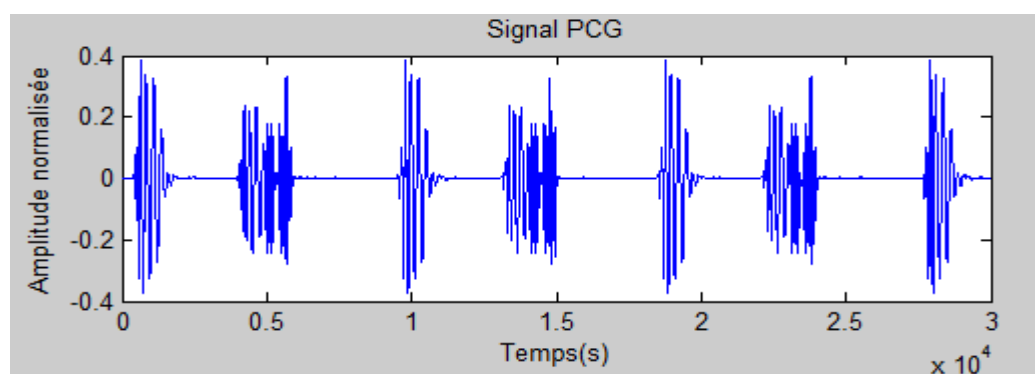


Figure III-5. La représentation temporelle de signal MP

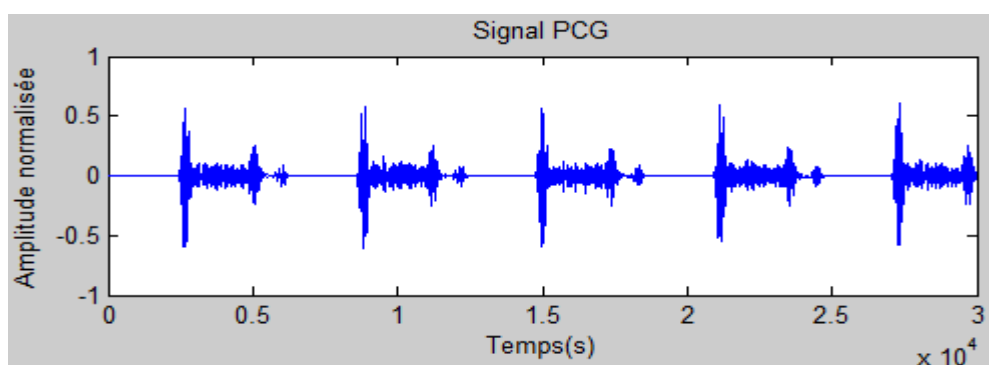


Figure III-6. La représentation temporelle de signal MR

III-2-2- Segmentation

La segmentation du signal phonocardiogramme(PCG) est la première étape de l'analyse et la plus importante [2] au niveau de notre approche, elle consiste à localiser le premier et le deuxième bruit cardiaque (B1 et B2) afin de segmenter le signal en deux parties : un signal avec les bruits B1 et un autre signal avec les bruits B2. Plusieurs méthodes de localisation des bruits cardiaques existent déjà dans la littérature.[3]

III-2-2-1- Les méthodes de segmentation

- Transformations temporelles
 - Enveloppe de Shannon
- Transformations fréquentielles
 - Filtrage homomorphique
 - Enveloppe de Hilbert
 - Système oscillant à un degré de liberté
- Transformations Temps-Fréquence (TF)
 - Produit multi-échelles
- Transformations basée sur la complexité du signal
 - Dimension fractale
 - Entropie
 - Spectre singulier de la matrice de l'état des phases reconstruit

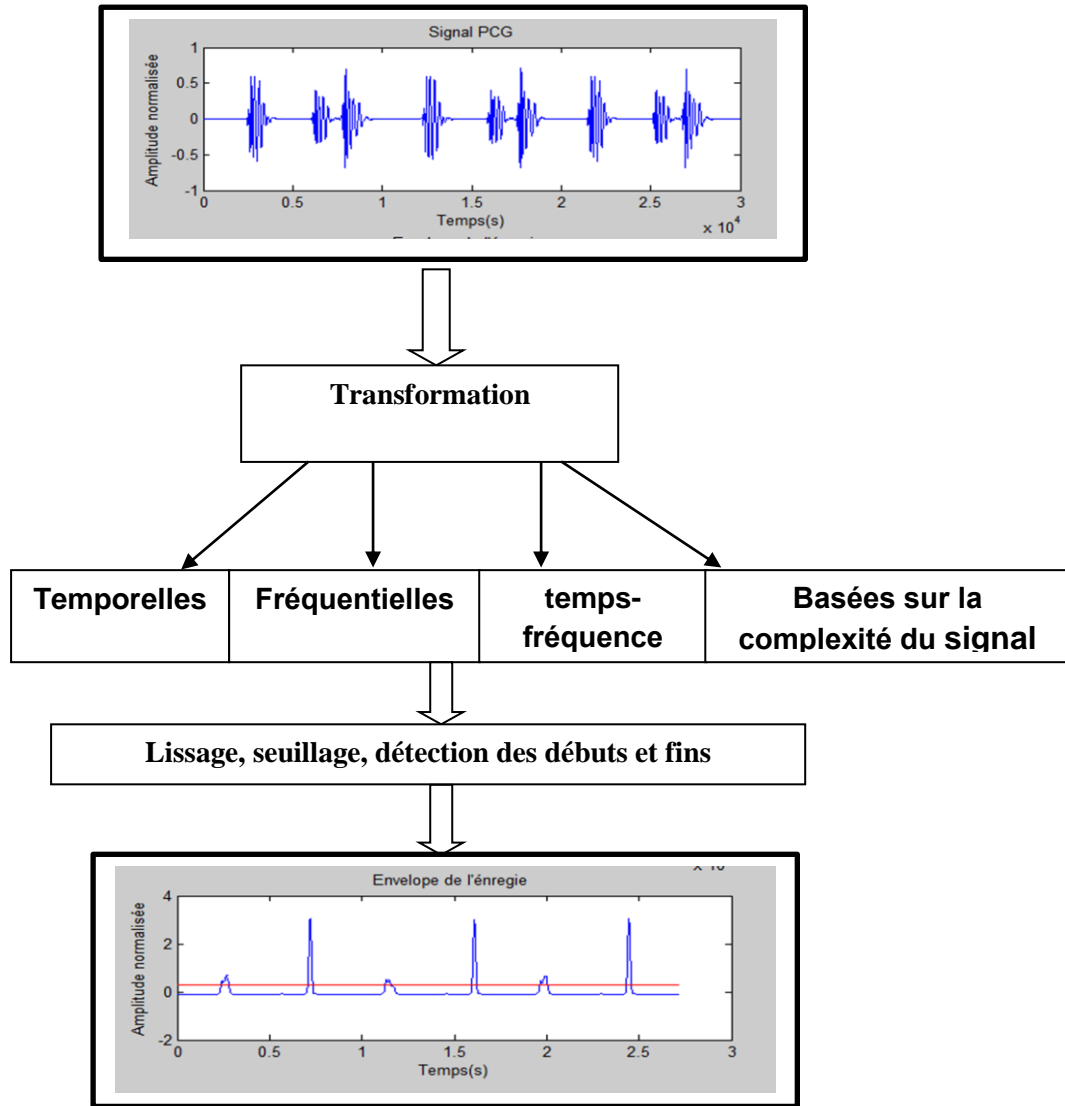


Figure III-7. Schéma descriptif des différentes méthodes de segmentation des bruits cardiaque

III-2-2-2- Le choix de la méthode de segmentation

III-2-2-2-1- Etude énergétique

Nous citons au-dessous, quelques transformations qui s'intéressent à l'énergie du signal $x(t)$ dans le domaine temporel:

- « Entropie de Shannon » :

$$E = -x(t) \cdot \log x(t)$$

- La valeur absolue :

$$E = |x(t)|$$

- L'énergie du signal :

$$E = x^2(t)$$

- L'énergie de Shannon:

$$E = -x(t)^2 \cdot \text{Log}(x(t)^2)$$

Dans la **figure III-8**, les 4 « énergies » en fonction du signal d'entrée d'amplitude normalisée sont comparées. L'énergie et la valeur absolue montre une amplification monotone croissante, ayant pour résultante une mise en exergue identique pour le signal et le bruit. « L'entropie de Shannon » valorise les faibles variations du signal. Alors que l'énergie de Shannon met en exergue les amplitudes moyennes du signal dans laquelle est contenue l'information utile et l'énergie des petites et grandes amplitudes est réduite. Ceci est très intéressant dans le contexte des méthodes de localisation des bruits cardiaques [3]

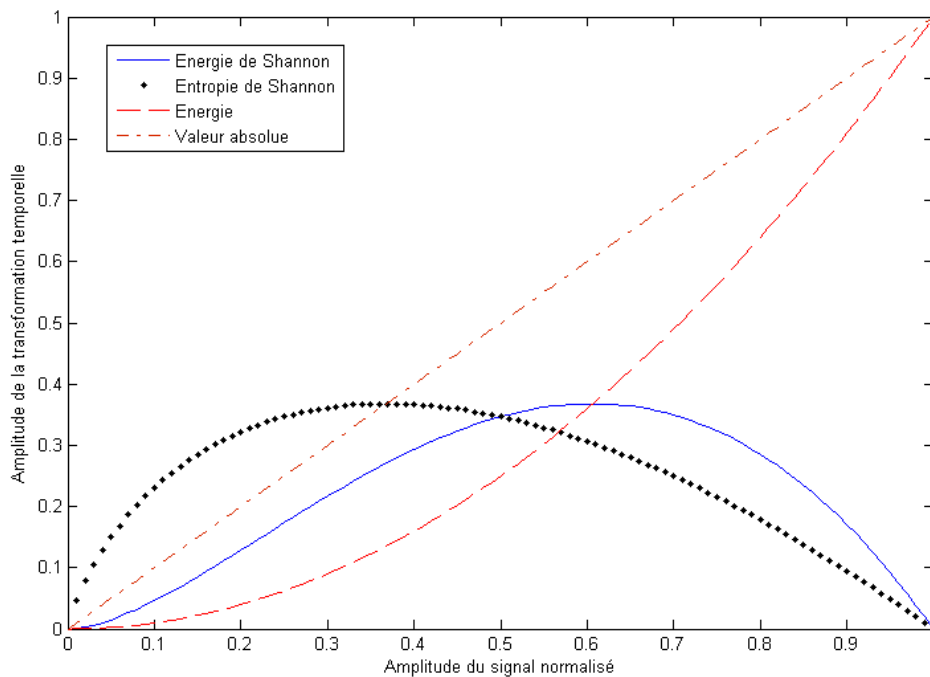


Figure III-8. Variation des différentes transformations temporelles

Nous pouvons constater l'intérêt de l'énergie de Shannon par rapport aux autres méthodes utilisées. L'énergie de Shannon met plus en valeur les oscillations de faibles amplitudes en gardant aussi celles de grandes amplitudes. Nous pouvons normaliser cette énergie. L'énergie moyenne de Shannon et normalisée par la relation suivante :

$$E_n = \frac{E - m}{\text{Std}}$$

Avec, E : Énergie de Shannon

m : Valeur moyenne de l'énergie E du signal

std : Écart type de l'énergie E du signal

En : Énergie moyenne de Shannon normalisée

Afin de pouvoir localiser les instants de débuts et de fin des bruits cardiaques B1 et B2, une détection d'enveloppe achevée par un filtrage passe bas s'avère nécessaire. La procédure de filtrage permet d'atténuer les oscillations de hautes fréquences en ne préservant que la morphologie du signal PCG.

III-2-2-2-2- Détection de l'enveloppe de l'énergie

L'algorithme de séparation des bruits cardiaques dépend essentiellement de la détection de l'enveloppe de l'énergie moyenne de Shannon normalisée pour l'identification des débuts et fins des bruits cardiaques B1 et B2. L'enveloppe de l'énergie moyenne de Shannon normalisé est illustrée sur la **figure III-9**

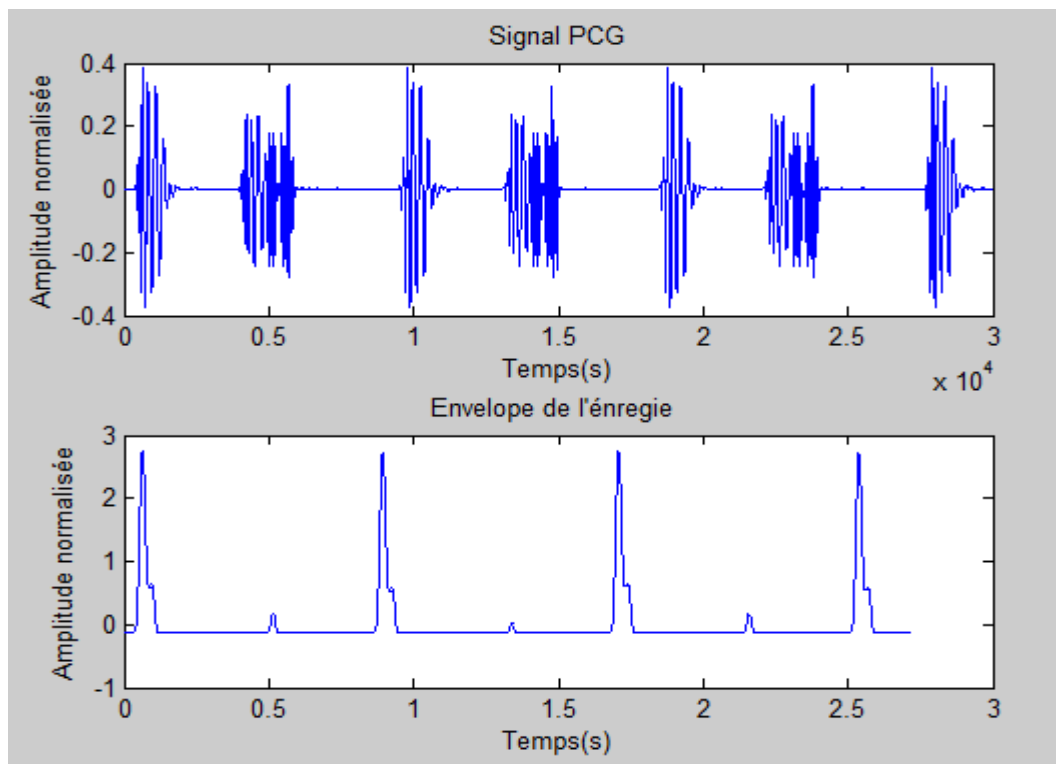


Figure III-9. Détection d'enveloppe

III-2-2-2-3- Algorithme de segmentation (séparation du B1 et B2)

Après l'échantillonnage du signal PCG, nous calculons l'énergie temporelle de Shannon normalisée ensuite il faut procéder à la détection d'enveloppe de l'énergie par une simple opération de filtrage passe bas, la séparation des bruits cardiaques se basée essentiellement sur la détection des minimaux latéraux de chaque pic de l'enveloppe énergétique par l'application d'un seuil qui sera empiriquement choisi à partir de la valeur maximal.

L'organigramme suivant décrit les différentes étapes de l'algorithme de séparation des bruits cardiaque.

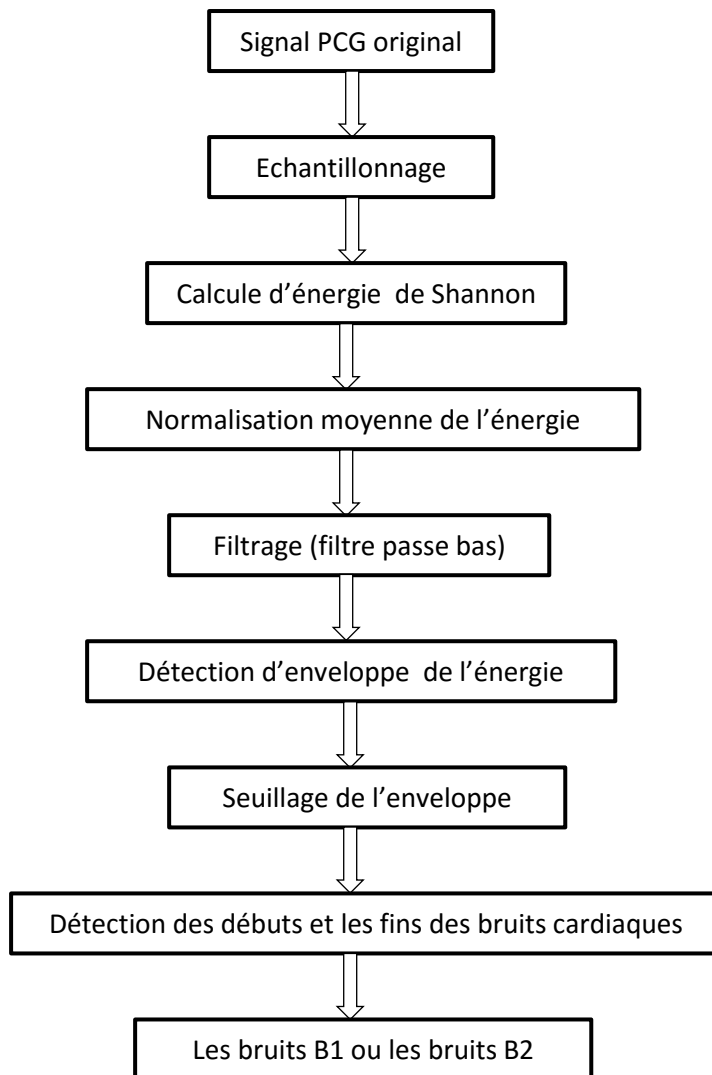


Figure III.10. Organigramme d'algorithme de séparation des bruits cardiaques B1 et B2

Le choix du seuil est très important pour avoir des résultats intéressants, la durée des bruits cardiaques peut changer si le choix du seuil n'est pas pris en considération les figures suivant (**figure III-11, figure III-12**) montre l'importance de la valeur de seuil dans la détection des bruits cardiaques

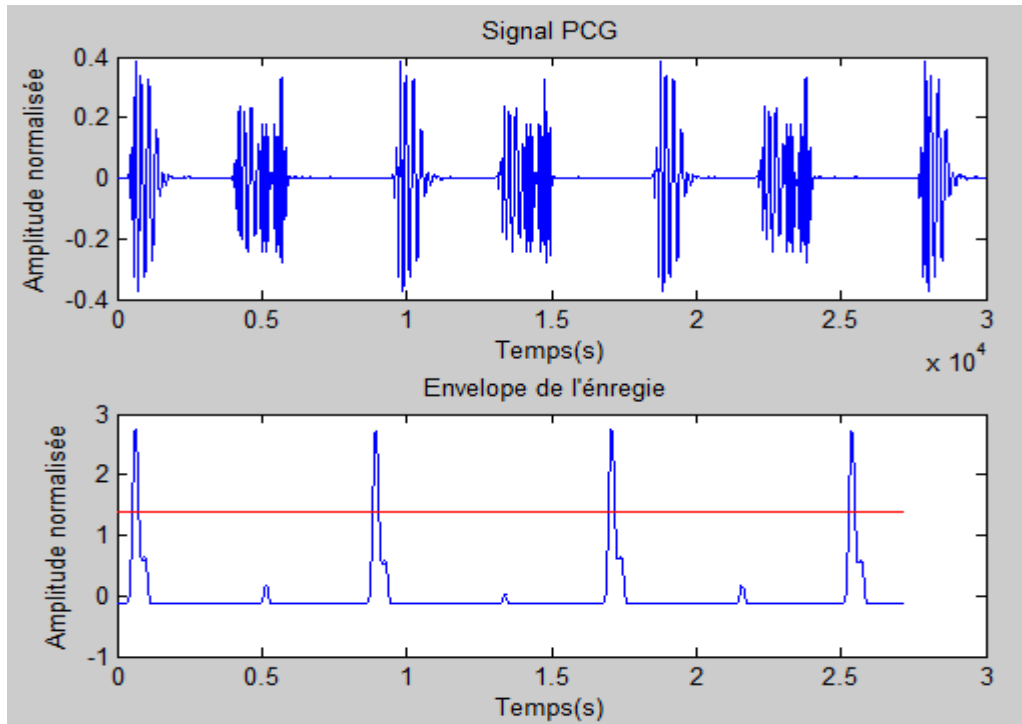


Figure III-11. L'enveloppe de l'énergie avec un seuil de 50% de la valeur maximale

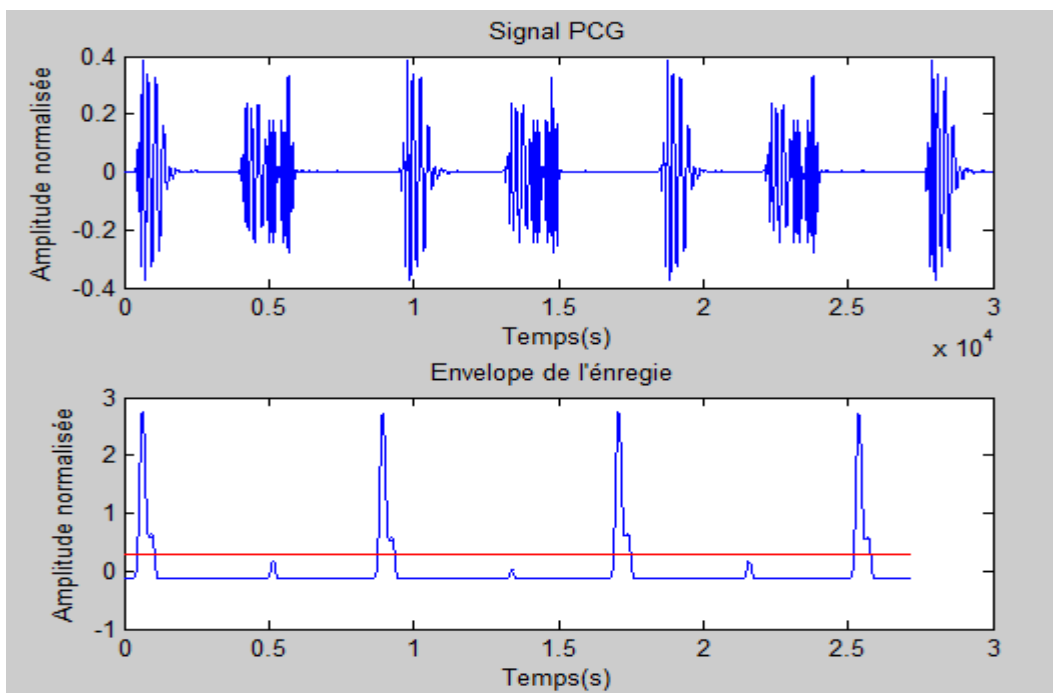


Figure III-12. L'enveloppe de l'énergie avec un seuil de 90% de la valeur maximal

III-2-2-2-4- Résultats obtenus

La figure (figure III-13) suivante représente les résultats obtenus après l'application de l'algorithme de séparation sur certains signaux PCG :

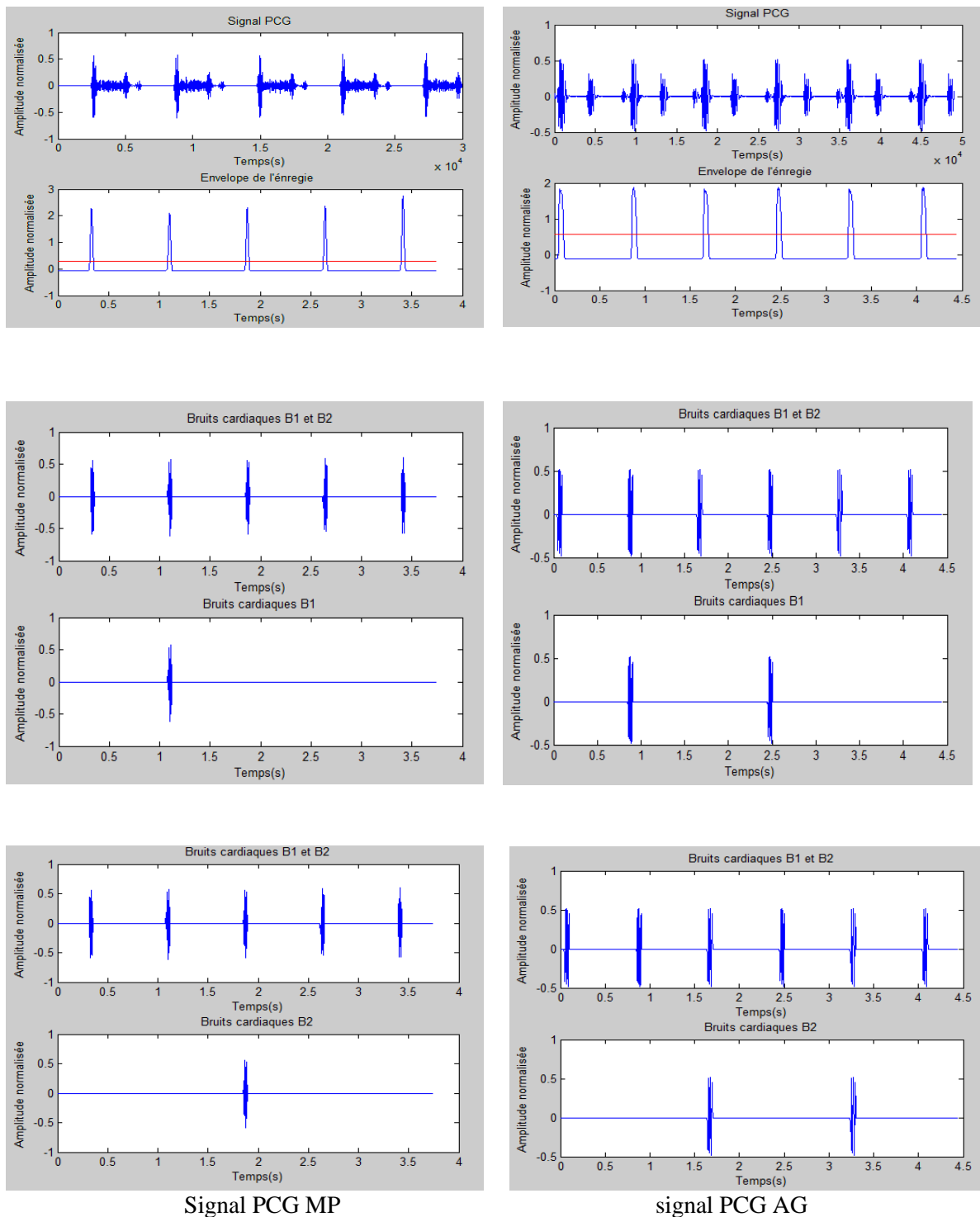


Figure III-13. Séparation des bruits cardiaques B1 et B2 des signaux PCG MP et AG

- ✓ L'algorithme de séparation donne des résultats satisfaisants.

III-2-3- étude fréquentielle des deux bruits cardiaques B1 et B2

Les travaux de recherche sur le traitement des signaux cardiaques utilisent en grande partie les approches basées sur la TF pour obtenir les composantes fréquentielles du signal cardiaque.

Cette analyse fréquentielle des signaux cardiaques par la TF reste globale et ne présente qu'un intérêt limité pour les cardiologues : elle ne permet pas l'automatisation de la détection des signatures pathologiques. Dans notre travail nous utilisons la transformé de Fourier rapide pour obtenir le contenu fréquentielle des bruits B1 et B2 en s'intéressant a la fréquence maximal du spectre.

III-2-3-1 Analyse du signal PCG par la FFT

III-2-3-1-1- Théorème de Fourier :

Toute fonction continue est décomposable en série de FOURIER. Si de plus cette fonction est périodique de période T, le nombre de termes de la décomposition est fini.

On peut alors écrire la fonction comme une somme de sinus (ou de cosinus)

$$f(t) = A_0 + A_1 \sin(2 \pi t / T) + A_2 \sin(4 \pi t / T) + \dots + A_n \sin(2n \pi t / T) \quad (1)$$

Où A_i est le coefficient de la série de FOURIER à la fréquence $f_i = i/T$.

Dans la pratique cela veut dire que l'on peut décomposer notre fonction comme une somme de sinus (cosinus) de périodes multiples de la période de base de notre fonction. Les coefficients représentent alors (si on se débrouille bien dans notre calcul) le niveau "énergétique de chacune des fréquences élémentaires".[4]

L'application principale de l'analyse FFT est donc la mise en évidence des périodicités du signal et le calcul de "l'énergie" contenue dans le signal pour chacune des fréquences.

Aussi, l'analyse FFT sert à observer des signaux qui ne sont pas périodiques (aléatoires par exemple). Cette extension de capacité du calcul FFT, qui n'est pas naturelle pour ce type de signal, appelle à la plus grande prudence dans l'interprétation des résultats. La transformée de Fourier est une des méthodes (la plus utilisée aujourd'hui) pour représenter

un phénomène temporel dans le domaine fréquentiel. Cette représentation fréquentielle est une image parmi d'autres possibles du phénomène étudié. Il existe d'autres méthodes plus complexes mais plus efficaces. La compréhension de la FFT aide cependant à mieux les comprendre.[4]

III-2-3-1-2- Analyse de FOURIER

La formule pour les signaux quelconques (voir annexe sur la classification des signaux) est de :

$$G(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} g(t) e^{-2\pi jft} dt \quad (2)$$

"Signal réel multiplié par un nombre complexe et intégré sur une durée infinie".[4]

III-2-3-1-3- -Numérisation (Echantillonnage)

Le signal physique complet n'est pas étudié en pratique. En fait, seule la représentation numérique du signal est utilisée pour réaliser les calculs voulus. La numérisation du signal est une transformation discrète du signal physique considéré comme continu dans le sens mathématique du terme.[4]

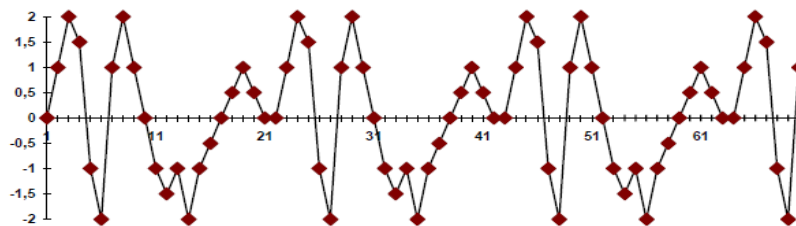


Figure III-14. Exemple de signal numérisé

III-2-3-1-4- La transformée de FOURIER discrète

Après numérisation, la formule de FOURIER devient :

$$G(k) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} g(n) e^{-j \frac{2\pi kn}{N}} \quad (3)$$

Cette formule est adaptée aux calculs numériques k se réfère à f_k et n se réfère à t_n . [4]

III-2-3-1-5- Résultat du calcul de la FFT

Après toutes les mésaventures arrivées à notre signal, le résultat de calcul est un spectre symétrique (voir ci-dessous).

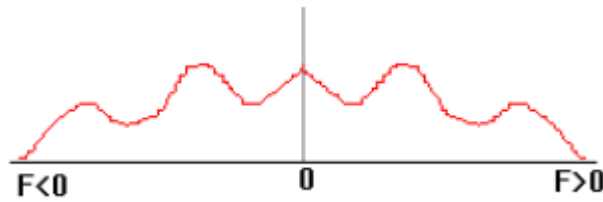


Figure III-15. Symétrie de la FFT

Donc 1024 points temporels donne 1024 lignes FFT réparties de part et d'autre de la composante continue. Ne sont retenues que 513 lignes FFT car notre signal temporel d'origine est un signal réel. Le résultat est "rabattu" pour obtenir la valeur énergétique de chaque raie.[4]

- L'analyse FFT est utilisée pour la description du signal temporel dans le domaine fréquentiel avec une résolution fréquentielle constante sur une échelle linéaire de fréquence. La résolution peut être très fine pour chercher avec précision les composantes périodiques des signaux acoustiques ou vibratoires.
- L'analyse FFT est une opération par bloc temporel qui nécessite des compromis permanents (choix de la résolution, de la fenêtre d'observation,...). Les lectures de niveau sont généralement dépendantes de la fenêtre d'observation. L'aspect temps réel de l'analyse va dépendre de la vitesse des processeurs par rapport à la fréquence d'échantillonnage et le nombre de voies à traiter. Les paramètres suivants sont importants pour l'analyse :

- **Fréquence d'échantillonnage** = F_e ou F_s . Exprimée en Hz. Cadence à laquelle le signal est regardé par l'analyseur. $F_e = 1/\Delta t$ avec Δt = période ou intervalle d'échantillonnage en seconde (s).

- **Nombre de points temporels du calcul FFT** = N (1024 points par exemple). Nombre d'échantillons temporels utilisés dans le bloc mémoire pour l'algorithme FFT.

- **Résolution temporelle** = T . Exprimée en seconde (s). Longueur du signal nécessaire pour obtenir un spectre instantané ou Longueur du bloc de calcul. $T = N \cdot \Delta t$.

- **Résolution fréquentielle** = B (Bandwidth) ou Δf . Exprimée en Hz. Résolution ou finesse d'analyse du spectre FFT. $\Delta F = 1/T = F_e/N$. [4]

III-2-3-2- l'application de la FFT sur le signal

Nous appliquons la transformé de Fourier rapide sur le signal contenant les bruits cardiaque B1 ou B2 nous obtenons un spectre du ce signal PCG segmenté. La **figure III-16** illustre ce spectre de bruit B1 de signal PCG VG.

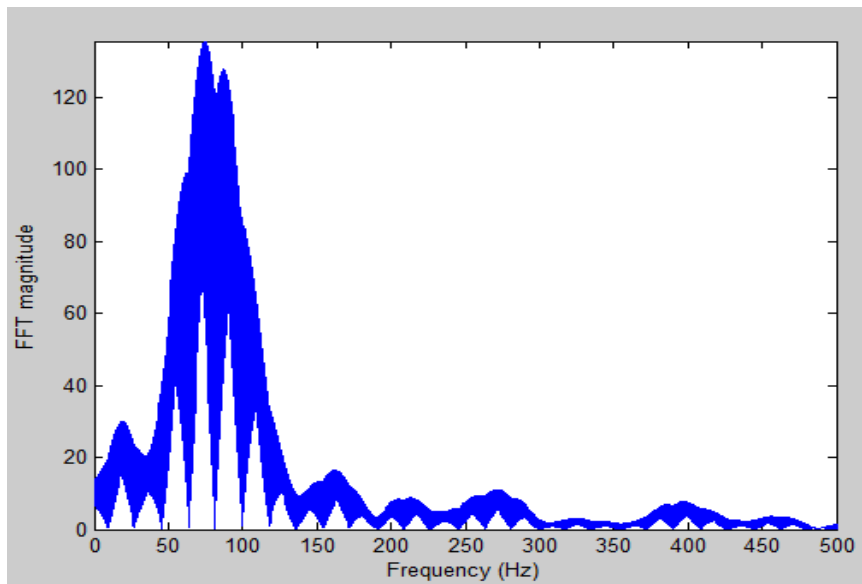


Figure III-16. Spectre des bruits B1 de signal PCG VG

Dans notre projet nous intéresserons à la fréquence maximale du spectre pour faire notre étude sur l'identification biométrique. La **figure III-17** présente la fréquence maximal des bruits B1 et B2 du signal PCG VG

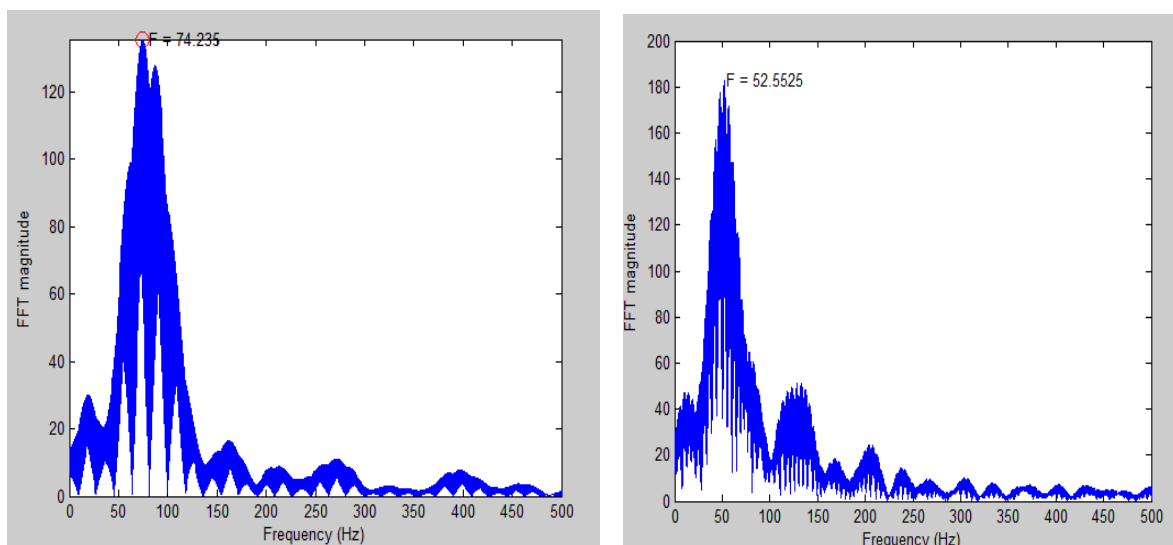


Figure III-17. Les spectres des bruits B1 (à gauche) et B2 (à droite) du signal PCG VG

III-2-4- Identification de la fréquence maximale au niveau des bruits cardiaque B1 et B2

III-2-4-1- Etude fréquentielle des différents signaux phonocardiogramme PCG

Le tableau suivant montre une brève identification des fréquences maximales qui correspond à chaque bruit cardiaque B1 ou B2 des différents signaux PCG étudiés. La valeur du seuil été fixé à 90 % depuis le début pour garder une étude standard pour l'ensemble des bruits cardiaque et une meilleur segmentation. Notre identification est basée sur un choix de deux cycles, pour plus de précision on peut utiliser plus de cycles cardiaques.

PCG	AG	NST	SG	AS3	LAS	MP	AS	IM	PS2
Seuil	90%	90%	90%	90%	90%	90%	90%	90%	90%
F_{max}B1 du premier cycle	48,951	82,6875	82	118,5776	49,6125	49,6125	85,05	,5836	80,85
F_{max}B2 du premier cycle	49,392	82,6875	82	119,7794	49,0613	49,6125	109,62	86,5296	84,525
Intervalle (S)	1-25000	1-20000	1-8000	1-20000	1-20000	1-30000	1-35000	1-10000	1-30000
F_{max}B1 du deuxième cycle	48,949	82,6834	81,9898	121,0657	49,0588	49,39	81,3382	120,168	83,7872
F_{max}B2 du deuxième cycle	49,39	82,6834	81,9898	119,5821	49,61	49,631	109,7576	87,3221	83,0522
Intervalle (S)	25000-50000	10000-30000	7000-150000	1000-28000	10000-30000	25000-50000	10000-55000	10000-20000	10000-40000
F_{max}B1 de deux cycles	50,0535	83,055	85,3333	118,4631	47,775	50,4945	84,1909	119,7794	81,585
F_{max}B2 de deux cycles	50,0535	83,055	78,9333	121,0384	49,98	50,4945	112,2545	86,5296	81,585
Intervalle(S)	1-50000	1-30000	1-15000	1-28000	1-30000	1-50000	1-55000	1-20000	1-40000

Tableau III-2. Etude fréquentielle des signaux

Le contenu fréquentielle de chaque bruit cardiaque est étudié au niveau de chaque signal phonocardiogramme PCG pour avoir une idée globale sur le contenu fréquentielle de bruits cardiaque B1 et B2.

D'après le **tableau III-2** non observe que la fréquence maximale d'un seul bruit B1(ou B2) ou bien de plusieurs bruits B1(ou B2) dans le même signal PCG se rapproche puisque ces bruits reflètent la même quantité d'information c'est-à-dire le contenu fréquentielle.

L'étude est effectuée sur deux cycles ou elle peut être effectuée sur plusieurs cycles par exemple pour le signal phonocardiogramme AG la fréquence maximale du bruit B1 d'un seul cycle est égale à 48.951 Hz et la fréquence maximale du bruit B2 d'un seul cycle égale à 49.392 Hz et si nous prenons deux cycle cardiaques la fréquence maximale des bruits reste presque identique par rapport à un seul cycle. Tel que F_{\max} B1 et B2 de deux cycles égale à 50.0535 Hz, cette étude est sur un intervalle de 50000 échantillon ou 5 secondes.

III-2-5- Résultats

Pour une meilleure identification biométrique nous fixons un intervalle du temps [1 :30000] et un seuil de 90%, le **tableau III-3** représente les résultats de cette étude.

Signal PCG	F_{\max} B1(Hz)	F_{\max} B2(Hz)
AG	49,245	49,245
NST	83,055	83,055
LAS	47,775	49,98
MP	49,6125	49,6125
MR	81,3333	81,0667
PS2	80,85	84,525
AR	120,5333	120,2667
TR	124,215	138,18
VG	74,235	52,5525
SW	123,8973	120.9297

Tableau III-3. Etude fréquentielle d'un intervalle et seuil fixe

A travers les fréquences obtenues dans le **tableau III-3** on élabore une condition qui vérifié la condition suivante Si f_{\max} B1 du PCG = f_{\max} B1 du PCG_x, Et f_{\max} B2 du PCG = f_{\max} B2 du PCG_x pour permettre l'identification des individus.

III-2-6- plateforme de système biométrique

Nous organisons notre travail sur une interface graphique implantée sous MATLAB qui contient des différents paramètres la **figure III-18** illustre la plateforme

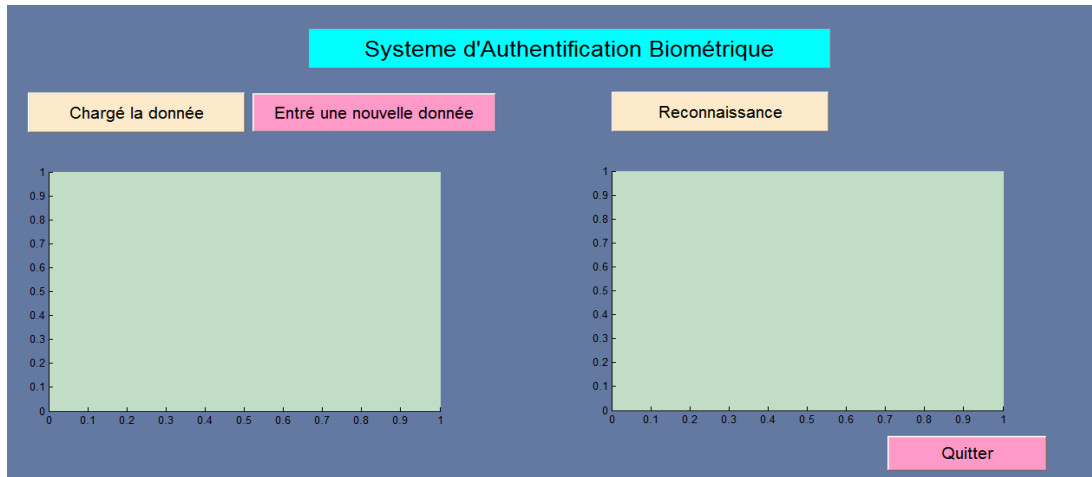
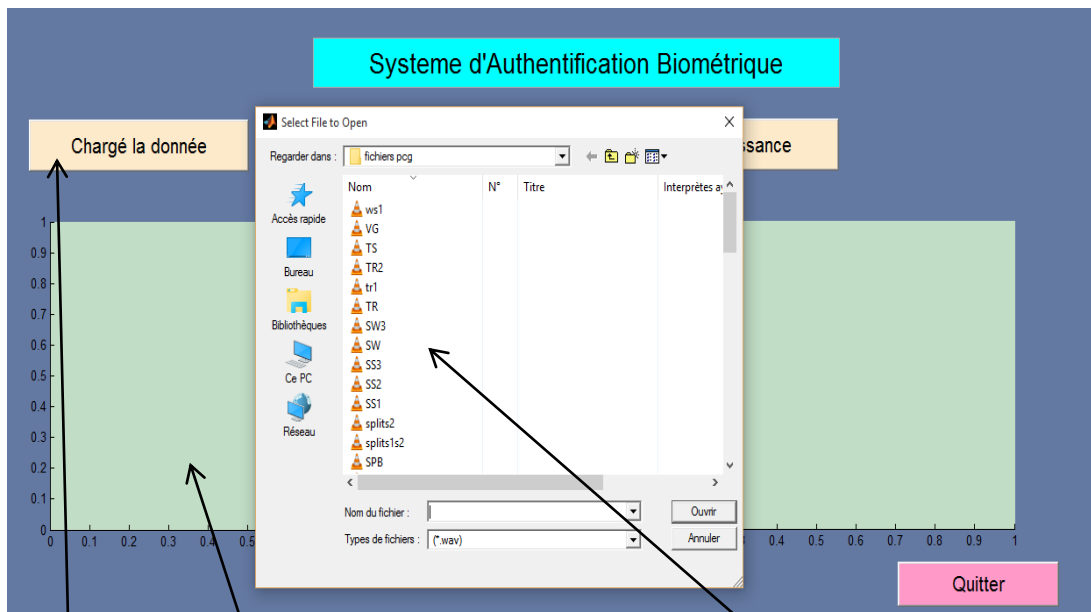


Figure III-18. Plateforme de système d’authentification biométrique

III-2-6-1-Explication générale de notre interface

Cette interface contient quatre boutons et deux axes pour l’affichage

Bouton 1 → chargé la donnée

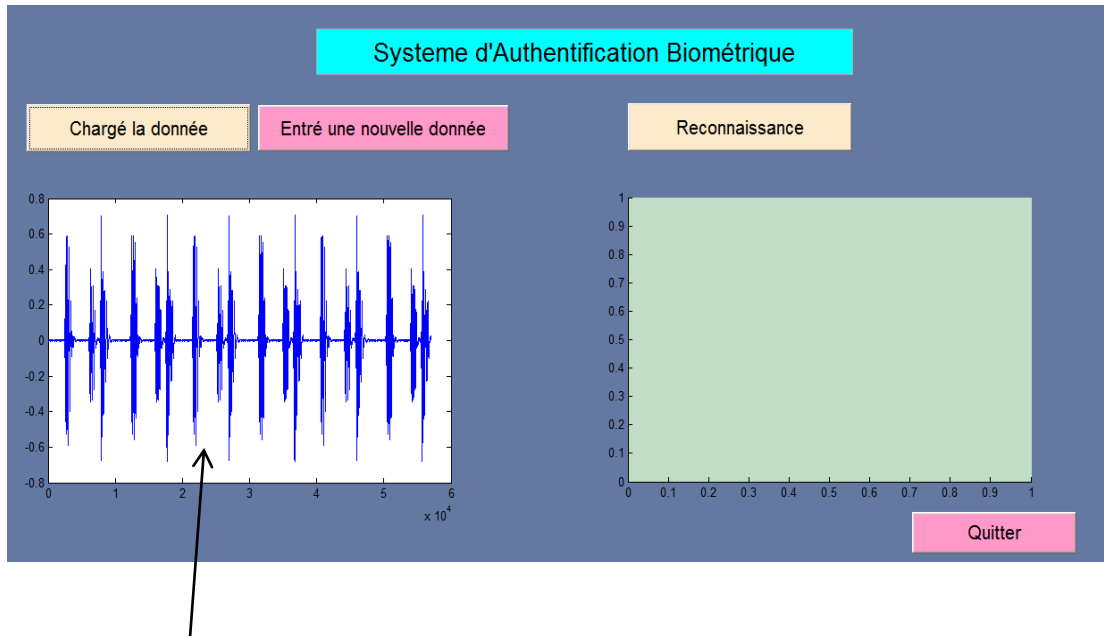


Bouton 1

axes 1

la base de données

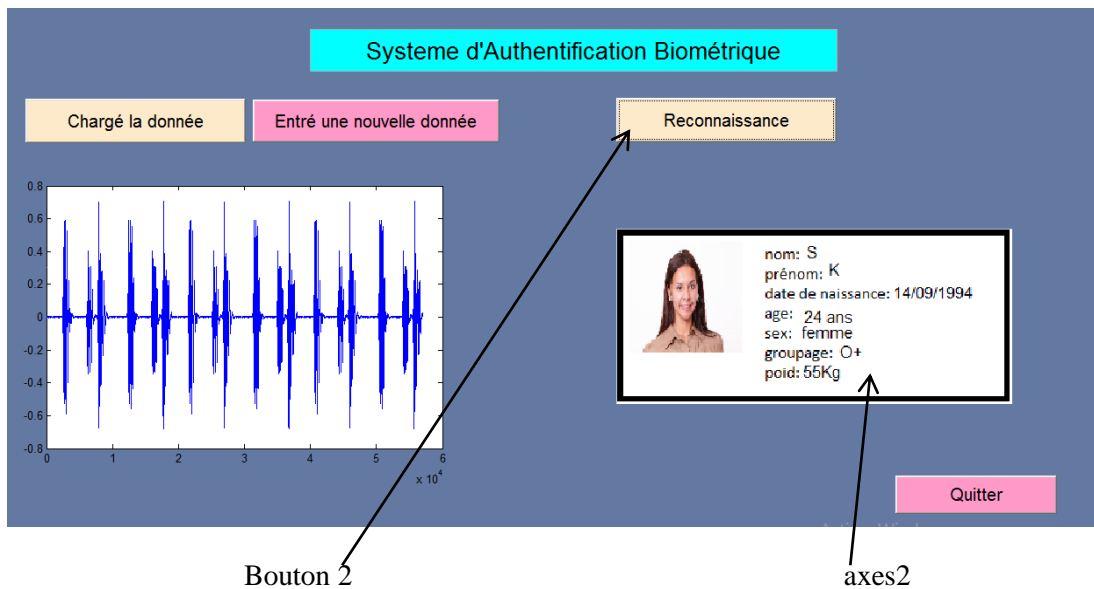
Nous avons choisi une base de donnée par exemple VG donc le signal sera affiché dans l’axes 1 comme suit



Signal phonocardiogramme correspond à la base de données VG

Bouton 2 → Reconnaissance

Lorsque nous appuyons sur le bouton de reconnaissance le programme principale va traiter la donnée et affiche le résultat sur axes2



Si nous introduisons une base de données non identifiée le résultat s'affiche comme suit

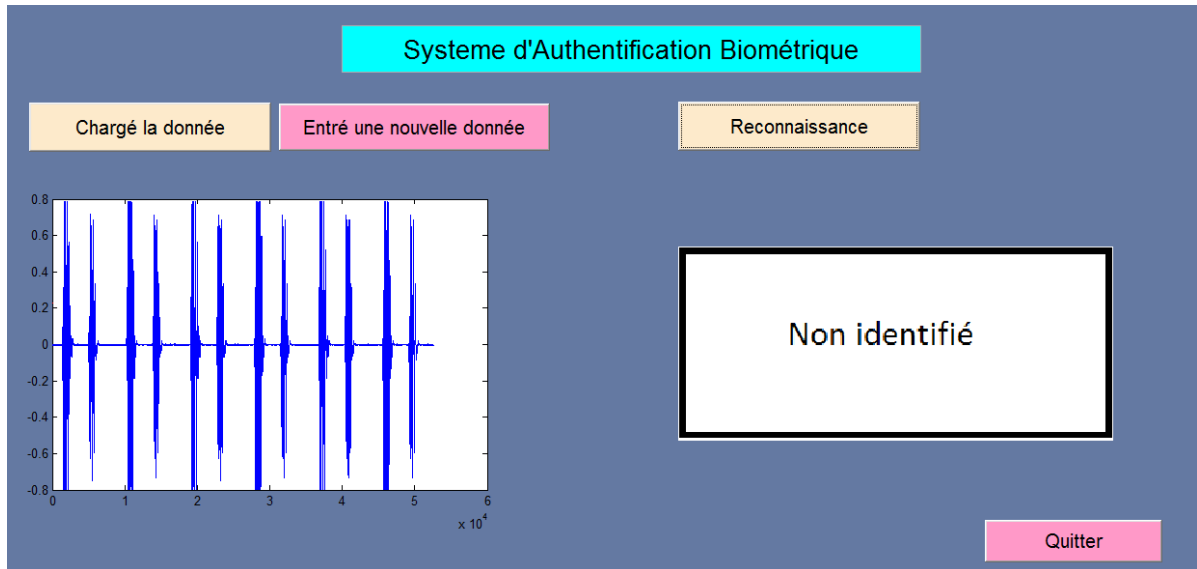
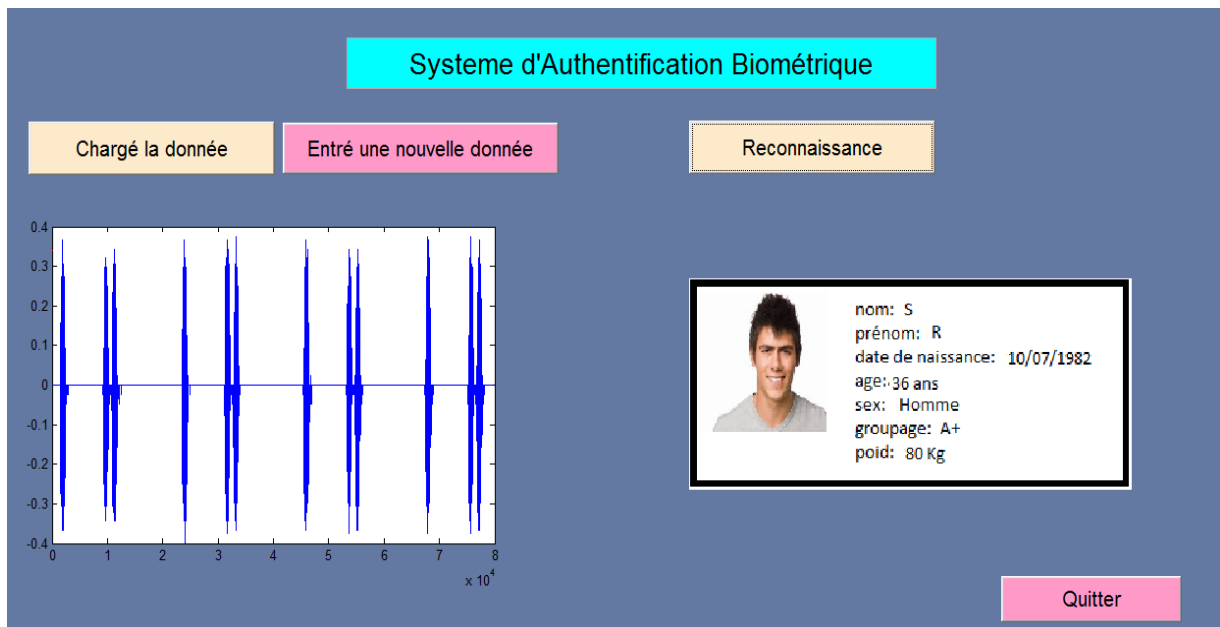


Figure III-19. Résultat de la base de données non identifiée

Si nous introduisons une base de données identifiée le résultat s'est affiché sous forme d'une carte biométrique qui contient les informations suivant : le nom, le prénom, l'Age, la date de naissance, le poids, le groupage et une photo correspondante à la personne.

Le résultat s'affiche comme dans la **figure III-20**



FigureIII-20. Résultat de base de données identifiée.

Chaque carte biométrique qui correspond à chaque signal PCG peut être modifié est enregistré pour la création d'une base de donner selon l'utilisation.

III-3- Conclusion

L'étude fréquentiel du signal PCG a montré encore une fois son efficacité dans le traitement des bruits cardiaques. Notre approche s'est focalisée sur l'étude des bruits cardiaques B1 et B2 après leurs séparations par une méthode de segmentation temporelle. L'étude spectral des signaux PCG B1 ou B2 du même signal PCG à montrer que l'ensemble des bruits B1 ou B2 ont le même contenu fréquentiel et presque la même fréquence maximal, un résultat qui a été pris en considération pour élaborer une condition basée sur un intervalle de variation de cette fréquence, ainsi un algorithme capable de reconnaître et d'identifier cette fréquence qui change d'un signal PCG à un autre.

Les résultats obtenus montrent la performance de l'algorithme de reconnaissance biométrique. Les performances de l'algorithme sont liées à plusieurs paramètres, le bon établissement de la base de données, qui veut dire l'introduction de chaque nouveau cas (signal PCG) dans la base de données.

Conclusion générale

Le but de notre projet de fin d'études de Master en instrumentation Biomédicale était de concevoir et de réaliser un système d'authentification basé sur le signal phonocardiogramme en mettant en œuvre quelques bases sur le traitement de signal.

Dans ce mémoire nous avons analysé les signaux phonocardiogrammes dont le but d'extraire des paramètres qui nous s'intéressée

Après avoir expliqué l'anatomie et le fonctionnement du cœur, la signification de chaque bruit cardiaque dans les différents signaux PCG, nous avons ensuite choisi des signaux PCG pour un meilleur traitement.

Nous avons fait une étude énergétique et nous avons choisi l'énergie de Shannon afin de détecter l'enveloppe de signal phonocardiogramme qui permette une segmentation efficace des bruits cardiaques B1 et B2 pour bien comprendre les différentes parties de signal phonocardiogramme.

Grâce à l'utilisation de la transformée de Fourier nous avons obtenu le spectre de chaque bruit cardiaque, nous avons calculé la fréquence maximale de ce spectre.

Nous avons considéré la fréquence maximale comme un paramètre et une condition importante dans notre système d'authentification biométrique.

L'élaboration d'une plateforme de communication utilisateur de l'algorithme proposé facilitera la manipulation. Ainsi l'utilisateur peut introduire et ajouter n'importe quel signal dans la base de données avec une carte biométrique des données relative au signal PCG introduit.

Nous pouvons dire que ce modeste travail donne des résultats acceptables qui peuvent servir et aider tous ceux qui seront intéressés par l'authentification biométrique.

Bibliographie

- [1]: Karmakar Arunava , Biometric identification and verification based on time-frequency analysis of phonocardiogram signal, electronics and instrumentation engineering department of electronics and communication june 2012 page 1-25
- [2] : Wheel João Ribeiro Pinto , Jaime S. Cardoso, André Lourenço and Carlos Carreiras , Towards a Continuous Biometric System Based on ECG Signals Acquired on the Steering , journal sensors, Received: 23 August 2017; Accepted: 26 September 2017; Published: 28 September 2017,page 1
- [3] : Julie M. Gauthier ,Cadre juridique de l'utilisation de la biométrie au Québec :Sécurité et vie privée, Université de Montréal ,Centre de recherche en droit public, Faculté de Droit ,Mémoire présenté à la Faculté de Droit en vue de l'obtention du grade de Maîtrise (L.L.M.)Droit des technologies de l'information, Avril, 2014 ,page 1
- [4]: LAMRAOUI HASNA, Caractérisation du signal phonocardiogramme, Université Hadj Lakhdar Batna 2, Faculté de Technologie, Département d'Électronique, Mémoire, Présenté pour l'obtention du diplôme de, MAGISTER en Électronique, Année 2015/2016,page 5,7,8,9,10,13,14,17,18,19,24,25,26
- [5] : F Bereksi-reguig, travaux pratique exploration fonctionnelle cardiaque ,université Abubekr belkaid,option Instrumentation biomédicale Master 2 ,année 2017/2018.
- [6] : Mr HAMZA CHERIF Lotfi Thèse de Doctorat ANALYSE SPECTRO-TEMPORELLE DES COMPOSANTES INTERNES DU PREMIER ET SECOND BRUIT CARDIAQUE. Spécialité : Electronique Biomédicale Université Abou Bekr Belkaid de Tlemcen .Faculté de Technologie. Département de Génie Electrique et Electronique .Laboratoire de Génie Biomédical.année 2012/2013 Page 3
- [7] : *BENCHENNANE Ibtissam* Etude et mise au point d'un procédé biométrique multimodale pour la reconnaissance des individusDiplôme de Doctorat en Sciences *Spécialité* Electronique *Option* : Communication Année Universitaire 2015 / 2016 page5,6,7,14.

- [8]: Francesco Beritelli, *Member, IEEE*, and Salvatore Serrano Biometric Identification Based on Frequency Analysis of Cardiac Sounds IEEE TRANSACTIONS ON INFORMATION FORENSICS AND SECURITY, VOL. 2, NO. 3, SEPTEMBER 2007 page 594-604
- [9]: Francesco Beritelli and Andrea Spadaccini Human Identity Verification Based on Heart Sounds: Recent Advances and Future Directions Dipartimento di Ingegneria Elettrica, Elettronica ed Informatica (DIEEI) University of Catania Italy page 218
- [10]: Andrea Spadaccini, *Graduate Student Member, IEEE* and Francesco Beritelli, *Member, IEEE* Performance Evaluation of Heart Sounds Biometric Systems on an Open Dataset Dipartimento di Ingegneria Elettrica, Elettronica ed Informatica University of Catania, Italy
- [11]: Zhidong Zhao ,Qinqin Shen , and Fangqin Ren ,Heart Sound Biometric System Based on Marginal Spectrum Analysis, College of Electronics and Information, HangZhou DianZi University, Hangzhou 310018, China, College of Communication Engineering, HangZhou DianZi University, Hangzhou 310018, China; *Received: 14 November 2012; in revised form: 28 January 2013 / Accepted: 4 February 2013 , Published: 18 February 2013* page 2541,2542,2543.
- [12]: Mohamed Elgendi, Shine Kumar, Long Guo, Jennifer Rutledge, James Y. Coe, Roger Zemp, Dale Schuurmans, and Ian Adataia, Detection of Heart Sounds in Children with and without Pulmonary Arterial Hypertension—Daubechies Wavelets Approach, Published online 2015 Dec 2, consulté le 21 mai 2018.
- [14]: M. Abo-Zahhad , Biometric authentication based on PCG and ECG signals: present status and future directions , May 2014, Volume 8, Issue 4, pp 739–751
- [15] : Mohammed Sofiane Bendelhoum, Sidi Mohammed Debbal, Traitement de Signaux Phonocardiogrammes, Editions universitaires europeennes EUE, 2011 –page1
- [16] : A. Atbi(1), F. Meziani(2), and S.M debbal(3), Séparation des Bruits et des Souffles Cardiaques, The INTERNATIONAL CONFERENCE ON ELECTRONICS & OIL: FROM THEORY TO APPLICATIONS March 05-06, 2013, Ouargla, Algeria , .page 1.

Bibliographie

[17] : Ali MOUKADEM, Segmentation et Classification des signaux non-stationnaires. Application au traitement des sons cardiaques et à l'aide au diagnostic. Ecole Doctorale : ED 494 - Pôle sciences pour l'ingénieur. Spécialité : Traitement du Signal. Submitted on 2 Jul 2012, page 28,30,31

[18] : Jacky DUMAS, Analyse du signal (FFT et Filtrage numérique)&Analyse des systèmes (Groupe MVI technologies) , édition 01dB-STELL (groupe MVI technologies) Support Produits Multivoies. Page 7-36

Annexe

- Certains termes utilisés et ses significations

- **Le chirp z-transform** : Le Chirp z-Transform (CZT) est un algorithme pour le calcul de la z-Transform de signaux échantillonnés offrant une flexibilité supplémentaire à la transformée de Fourier rapide (FFT) algorithme.
- **Les coefficients de cepstrum Mel-Frequency (MFCC)** : sont l'une des représentations paramétriques les plus répandues des signaux audio (Davis & Mermelstein (1980)).
- **Modèles de mélange gaussien** : Les modèles de mélange gaussiens (GMM) sont un outil statistique puissant utilisé pour l'estimation de la représentation et de l'estimation de la densité de probabilité multidimensionnelle (Reynolds & Rose 1995)
- **La méthode GMM / UBM** : Le problème de la vérification de l'appartenance d'un signal sonore d'entrée à une identité déclarée I est équivalent à un test d'hypothèse entre deux hypothèses: H_0 : s appartient à I et H_1 : s n'appartient pas à I