

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

Mémoire
Présenté au Département d'électronique
Faculté de Technologie
En vue de l'obtention du diplôme de
Magistère en électronique
Option : Traitement du signal

Par
Mohamed Lamine MEKHALFI

Thème

Analyse Des Signaux PCG Par L'usage De la CWT et De la DWT

Mémoire soutenu publiquement le : 01.juillet.2012.

Devant le jury d'examen composé de :

Membre	Grade	Affiliation	
Dr. Moussa BENYOUCEF	Pr.	Univ. Batna	Président
Dr. Redha BENZID	Mc. A.	Univ. Batna	Rapporteur
Dr. Nabil BENOUDJIT	Pr.	Univ. Batna	Examineur
Dr. Amar MEZACHE	Mc. A.	Univ. M'sila	Examineur
Dr. Djemai ARAR	Mc. A.	Univ. Batna	Examineur

A: toute ma famille; mon directeur du mémoire Dr. Redha BENZID; tous mes enseignants; mes amis et mes chers collègues, toute personne qui fait partie de ma vie du près ou du loin; à moi-même, que je dédie ce modeste travail.

Je dois tenir tout d'abord à remercier ALLAH, mon dieu le tout puissant; car Il a tout pris en charge: Il m'a créé de rien, il m'a fait voir et suivre le bon chemin, il m'a guidé le long de toute ma vie et il m'a mené à ce niveau-là.

C'est avec un grand plaisir que je dois aussi exprimer mes profondes et chaleureuses gratitudes à mon rapporteur, Dr. Redha BENZID, Maître de conférences à l'université de Batna de m'avoir dirigé le long de l'élaboration de ce travail et que sans lui ce mémoire n'aurait pu être achevé, je lui dis à travers ces mots merci pour votre haute sympathie, votre respect, votre patience, vos encouragements et pour votre soutien moral aussi bien que scientifique, je témoigne que vous m'avez suivi le long de ce travail point par point, c'est grâce à mon dieu; puis à vous, que j'avais appris (et j'aurai beaucoup à apprendre) les disciplines d'une recherche qualitative; que dieu vous protège.

Je voudrais bien remercier tous les enseignants du département d'Electronique à l'Université de Batna, qui ont contribué à ma formation lors de l'année théorique du Magistère, qu'ils trouvent ici mes salutations les plus respectueuses.

Egalement, je remercie chaleureusement tous mes enseignants du département d'Electronique, à l'Université de Constantine, qui ont contribué à ma formation d'Ingénieur, qu'ils trouvent ici le témoignage de ma profonde reconnaissance.

Je réserve aussi ces lignes de remerciements aux membres de jury qui m'ont honoré par leur acceptation à évaluer ce modeste travail, notamment :

- Professeur Moussa BENYOUCEF, je lui présente mes sincères remerciements pour l'honneur qu'il m'a concédé en acceptant de se présenter en tant que président de jury;
- Professeur Nabil BENOUDJIT, de son acceptation d'examiner ce travail. Je ne peux se passer sans confesser de sa totale sympathie et sa qualité scientifique remarquable. En particulier, Je lui dis qu'il se peut que j'étais un peu dérangent en posant tant de questions, alors que c'est le moment ou jamais et il faut en profiter afin de développer mes connaissances;
- Docteur Amar MEZACHE, Maitre de conférences à l'université de M'SILA; je vous présente ma profonde gratitude, et ma totale reconnaissance, en prenant la peine de se déplacer et en acceptant d'expertiser, en qualité d'examineur, ce modeste travail; merci bien ;
- Docteur Djemai ARAR, Maitre de conférences à l'université de BATNA; pour l'honneur et l'estime qu'il m'a confié en acceptant d'assister à ma modeste soutenance comme examinateur, merci bien.

Table des matières

Introduction générale

I	Introduction	1
II	But du travail.....	3
III	Organisation du mémoire.....	3

Chapitre I

Le système cardiovasculaire et la phonocardiographie

I.1	Introduction.....	5
I.2	Le cœur humain	5
I.3	Côté droit du cœur	5
I.4	Côté gauche du cœur.....	6
I.5	Les valves cardiaques.....	9
I.5.1	La valve tricuspide	9
I.5.2	La valve pulmonaire	10
I.5.3	La valve mitrale	10
I.5.4	La valve aortique.....	10
I.6	Le cycle cardiaque.....	11
I.6.1	La phase systolique.....	11
I.6.2	La phase diastolique.....	12
I.7	Les sons et les souffles cardiovasculaires	13
I.7.1	Les sons cardiaques.....	13

I.7.1.1	Le phonocardiogramme (PCG)	13
I.7.1.2	Premier son cardiaque (S1)	14
I.7.1.3	Deuxième son cardiaque (S2)	14
I.7.1.4	Troisième son cardiaque (S3)	15
I.7.1.5	Quatrième son cardiaque (S4)	16
I.7.2	Les souffles cardiaques	17
I.7.2.1	La sténose aortique	17
I.7.2.2	La sténose mitrale	17
I.7.2.3	L'insuffisance aortique	18
I.7.2.4	L'insuffisance mitrale	19
I.7.2.5	La sténose pulmonaire	19
I.7.2.6	Le défaut septal atrial	20
I.8	Le phonocardiographe	21
I.9	L'électrocardiogramme (ECG)	22
I.10	Conclusion	23

Chapitre II

La théorie d'ondelettes

II.1	Introduction	25
II.2	Transformée d'ondelette continue (CWT)	27
II.3	Condition d'admissibilité	28
II.4	Transformation inverse	28
II.5	Transformée d'ondelette discrète (DWT)	29
II.6	Analyse multirésolution MRA et algorithme de Mallat	29
II.7	Fonction d'échelle	31
II.8	Familles d'ondelettes	32
II.8.1	Ondelette de Haar	32
II.8.2	Ondelette de Daubechies	33
II.8.3	Chapeau mexicain	33
II.8.4	Ondelette de Morlet	34
II.8.5	Ondelette de Meyer	34
II.8.6	Ondelette de Symlets	35
II.8.7	Ondelette complexe de Morlet	35
II.9	Décomposition en paquet d'ondelettes	37
II.10	Conclusion :	37

Chapitre III

Segmentation des signaux PCG

III.1	Introduction	39
III.2	Segmentation des signaux PCG.....	39
III.2.1	Bases de données.....	39
III.2.2	Algorithme de segmentation.....	45
III.2.2.1	Prétraitement	46
III.2.2.2	Application de la DWT	47
III.2.2.3	Application de la CWT.....	51
III.2.2.4	Calcul de la variance.....	52
III.2.2.5	Interpolation et seuillage de la variance	53
III.2.2.6	Extraction de la pathologie	55
III.2.3	Résultats et discussion	58
III. 3.	Conclusion.....	60

Chapitre IV

Diagnostic des pathologies cardiaques par RNA

IV.1	Introduction.....	62
IV. 2	Réseaux de neurones artificiels.....	63
IV. 2. 1	Introduction.....	63
IV. 2. 2	Le perceptron multicouches MLP	64
IV. 2. 3	Algorithme d'apprentissage supervisé	66
IV. 2. 4	Fonction de transfert.....	67
IV. 3	Classification des PCG par MLP	68
IV. 3.1	Extraction des caractéristiques	68
IV. 3. 2	Classification des signaux PCG	71
IV. 3.2.1	La validation K-Fold	72
IV. 3.2.2	Résultats de classification et discussions.....	73
IV. 4	Conclusion.....	75
	Conclusion générale.....	76
	Bibliographies	78

Cette page est à laisser intentionnellement blanche

Introduction générale

I. Introduction

Les maladies cardiaques, sont par toutes ses conséquences, la cause la plus dominante de la mort des hommes et des femmes ayant moins de 65 ans; et que plus de 80 millions d'américains souffrent d'une ou de plusieurs formes de pathologies cardiaques [1] [2].

Avant le 19^{ème} siècle, les cliniciens ne pouvaient savoir l'état et le fonctionnement du cœur humain qu'en appliquant directement leurs oreilles sur la poitrine du patient afin d'entendre les activités sonores des valves cardiaques d'où ils pouvaient comprendre quelques problèmes engendrés dans le cœur [3]. Cependant, cette technique souffrait toujours de quelques problèmes et limitations techniques car l'oreille humaine n'est pas assez sensible pour être utilisée comme un outil menant au diagnostic des différentes maladies cardiaques.

L'invention du stéthoscope acoustique ordinaire (i.e. appareil ressemblant à un microphone, destiné à entendre les sons cardiaques et pulmonaires) en 1816 par Laennec (1781-1826), a provoqué une révolution chez les cardiologues, d'où ils pouvaient désormais faire une auscultation (i.e. la technique d'entendre les sons produits par le fonctionnement mécanique du cœur) relativement de qualité [3] [4].

Malgré la découverte du stéthoscope ordinaire (i.e. autrement dit analogique) qui était le meilleur moyen d'auscultation cardiaque, son utilisation dépendait toujours de la qualité et de la fidélité du stéthoscope d'une part et de la compétence et l'expérience individuelle des cardiologues d'une autre part, d'où la nécessité de trouver totalement un nouveau moyen ou bien de nouvelles techniques complémentaires aidant à analyser et de diagnostiquer le système cardiovasculaire.

Par la suite, la cardiologie a connu sa révolution depuis l'introduction du fameux signal dénommé l'électrocardiogramme (ECG), qui représente l'enregistrement de l'activité électrique du cœur, le premier ECG a été enregistré par A. D. Waller en 1887 [56], l'électrocardiogramme est considéré ces jours comme l'outil le plus utilisé par les cardiologues dans le monde entier. Malgré la grande importance prise du tracé d'ECG par les cliniciens, il reste insuffisant pour un diagnostic assez fiable et parfait, ceci est du parfois au retard temporel entre les activités cardiovasculaires et l'activité électrique cardiaque [24]. Willem Einthoven, un physiologiste néerlandais, a introduit une notion plus compréhensive du tracé ECG en assignant les lettres P,Q,R,S,T pour les ondes du tracé; en introduisant ainsi la notion de "phonocardiographie" [56][57]; la phonocardiographie s'agit de la représentation ou bien de l'enregistrement graphique des sons acoustiques dus au fonctionnement mécanique du cœur (i.e. la fermeture des valves cardiaques).

Le signal Phonocardiogramme (PCG), comme étant la représentation temporelle du son acoustique de la vibration cardiaque, est considéré actuellement comme une source d'information qui peut mener par son analyse, à une aide à la décision à l'avis indispensable du médecin cardiologue. Un PCG dans le cas sain consiste en deux sons fondamentaux, i.e. le premier son cardiaque (S1) et le deuxième son cardiaque (S2), ces deux éléments sont issus du fonctionnement mécanique du cœur, ils sont dus à la fermeture des valves cardiaques et aux turbulences de passage du sang par celles-ci [3], des sons autres que S1 et S2 peuvent correspondre à des maladies ou des problèmes dans les valves cardiaques, malgré que quelques maladies tendent à être difficilement reconnues en utilisant un stéthoscope, elles sont toutes reflétées sur le signal PCG du patient d'où la faveur d'analyser ce type de signaux pour identifier l'état du cœur.

Concernant l'analyse des PCG numériques, plusieurs méthodes ont été présentées dans la littérature dont la plupart d'entre elles sont basées sur l'aspect d'analyse temporel (ou échelle) [5]. Dans ce contexte, l'usage des ondelettes trouve son importance pour la caractérisation des signaux PCG. Notamment, dans certains travaux, les deux versions d'ondelettes (i.e. continue et discrète) ont été utilisées en tant qu'un autre espace représentatif du même signal PCG afin d'extraire des informations qui ne sont pas offertes dans la représentation temporelle brute. Dans d'autres travaux et c'est le cas le plus fréquent, les ondelettes ont été utilisées pour identifier les positions temporelles des sons cardiaques que ce soit pour les sons fondamentaux ou les sons représentant des cas pathologiques, ceci est souvent connu dans la littérature sous le nom « segmentation » dont plusieurs études pertinentes sont offertes aujourd'hui (veuillez voir chapitre III). Cependant, connaître les limites temporelles d'un PCG n'est pas assez suffisant du fait de la ressemblance de quelques pathologies en termes de durée, fréquence ...etc. Pour faire face à ce problème, des études récentes (veuillez voir chapitre III) ont introduit des systèmes de reconnaissance de formes tels que les réseaux de neurones artificiels dans

l'analyse et le diagnostic des signaux PCG (dernières dix années), de bon résultats ont été obtenus et les signaux PCG sont désormais analysables relativement avec succès [37-39].

II. But du travail

Le but du présent travail est l'analyse des signaux PCG en utilisant les deux versions d'ondelettes i.e. discrète et continue afin d'extraire les informations pertinentes souvent appelées caractéristiques (i.e. Le plus fréquemment, elles sont connues en anglais sous le nom Features) menant à discriminer le cas sain et quelques cas pathologiques.

III. Organisation du mémoire

Le présent mémoire sera structuré selon quatre chapitres, tout comme suit :

- Chapitre I : Ce chapitre sera dédié à introduire les principes de fonctionnement et la constitution du cœur humain ainsi qu'un aperçu sur la phonocardiographie; dont les sons fondamentaux et les souffles cardiaques seront décrits.
- Chapitre II : Réservé à l'étude de la théorie d'analyse par ondelettes.
- Chapitre III : Consacré à l'analyse des signaux PCG en utilisant l'algorithme de segmentation qui consiste à isoler les sons et les souffles cardiaques. L'opération consiste à extraire les signaux de pathologies depuis le signal PCG original.
- Chapitre IV : Classification des signaux PCG segmentés lors de l'étape précédente, ainsi, elle se fait par le biais d'un système de reconnaissance de formes en utilisant les réseaux de neurones artificiels.
- Le travail sera finalisé par une conclusion générale résumant le travail effectué et donnant quelques perspectives.

Chapitre I

Le système cardiovasculaire et la phonocardiographie

I. 1. Introduction

Ce chapitre est essentiellement consacré à l'anatomie et le fonctionnement du cœur humain et la circulation sanguine, accompagné par un aperçu sur les sons et les souffles cardiaques en citant lesquels sont pathologiques et lesquels sont des cas sains afin de prendre une idée générale et suffisante sur la phonocardiographie comme étant un nouvel aspect pour le visionnement et le diagnostic des maladies cardiaques.

I. 2. Le cœur humain

Situé au centre du système circulatoire. Le cœur est un organe musculaire responsable à pomper le sang continuellement vers toutes les cellules de corps dont l'échange de dioxyde (du carbone) – oxyde, (CO_2 - O_2) prend place. En effet, le cœur reçoit d'une part le sang oxygéné depuis les poumons et le retransmet vers tous les organes du corps et renvoie d'une autre part le sang désoxygéné récupéré depuis les différents organes du corps vers les poumons pour le réoxygéner, la taille du cœur humain varie en fonction de l'âge, dont quelques maladies peuvent causer son gonflement [2][3].

D'un point de vue anatomique, le cœur est divisé en deux parties i.e. droite et gauche; la partie droite est divisée elle-même en deux chambres, l'atrium droit (la chambre haute) et le ventricule droit (la chambre basse), et la partie gauche contenant l'atrium gauche (la chambre haute) et le ventricule gauche (la chambre basse), ces deux parties du cœur sont séparées par un soi-disant mur interne dénommé le septum [2][3].

La partie droite du cœur est responsable de la récupération du sang désoxygéné depuis les cellules du corps à travers la veine cave supérieure et la veine cave inférieure et puis le renvoyer vers les poumons pour le réoxygéner à travers l'artère pulmonaire, par conséquent, La partie gauche prend charge de la réception du sang oxygéné depuis les poumons à travers les veines pulmonaires et puis le transmet vers tous les organes du corps à travers l'aorte [2][6].

I. 3. Côté droit du cœur

La veine cave inférieure et la veine cave supérieure sont les veines les plus larges du corps humain. La veine cave supérieure transporte le sang désoxygéné de la partie supérieure du corps, tandis que la veine cave inférieure transporte le sang désoxygéné de la partie inférieure du corps. Le sang désoxygéné est transmis via les veines dans l'atrium droit et puis dans le ventricule droit qui va le retransmettre vers les poumons à travers les artères pulmonaires¹. Les poumons vont à leur tour, enrichir le sang avec l'oxygène respiré nécessaire pour le fonctionnement propre des organes. Le sang ainsi oxygéné revient depuis les poumons pour rejoindre le cœur via les veines pulmonaires [2].

¹ L'artère pulmonaire principale se sépare en deux artères secondaires i.e. droite et gauche, qui se dirigent vers les poumons.

I. 4. Côté gauche du cœur

Le sang riche en oxygène rentre à l'atrium gauche à travers les veines pulmonaires et après il est pompé vers le ventricule gauche qui le transmet à tous les organes du corps via l'aorte [2].

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 cardiaques par le biais des artères coronaires qui sont situés sur la surface du cœur et qui vont à leur tour diffuser du sang oxygéné vers tous les points du cœur [2].

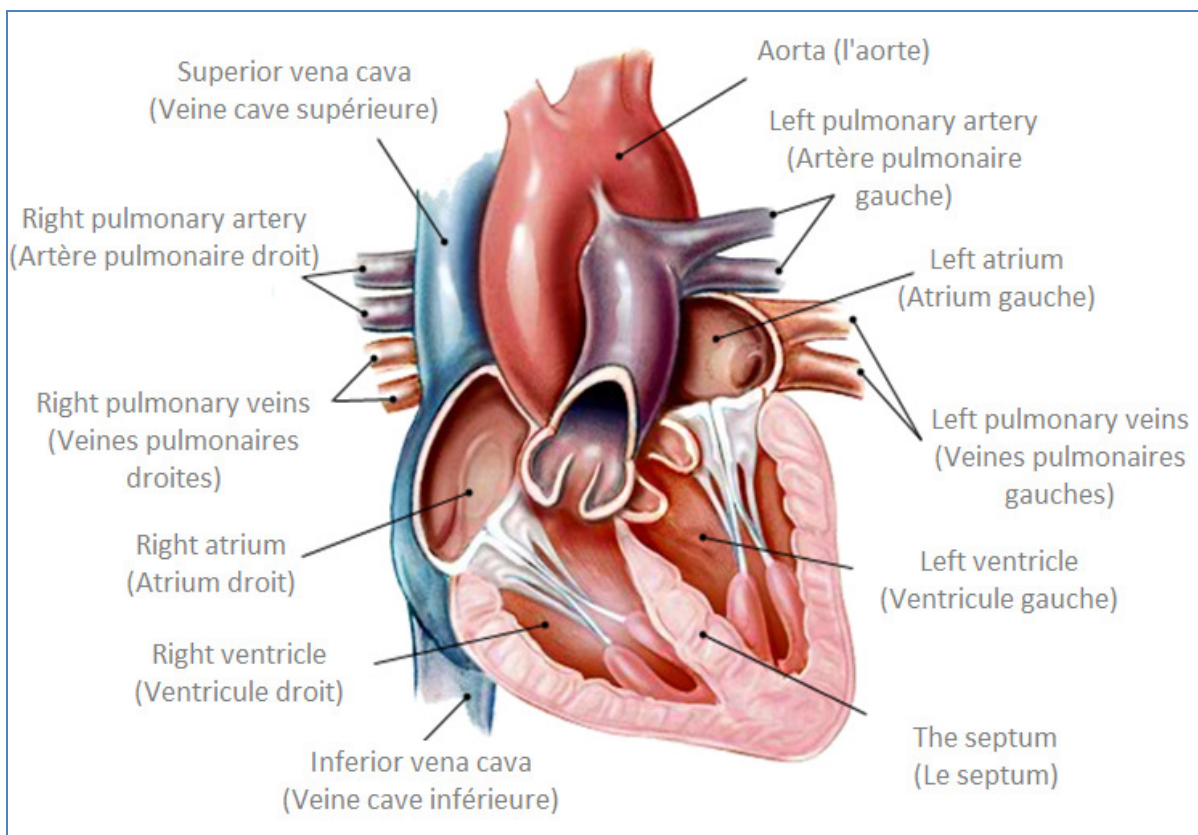


Fig. I. 1. Vue interne d'une section longitudinale du cœur humain [7]

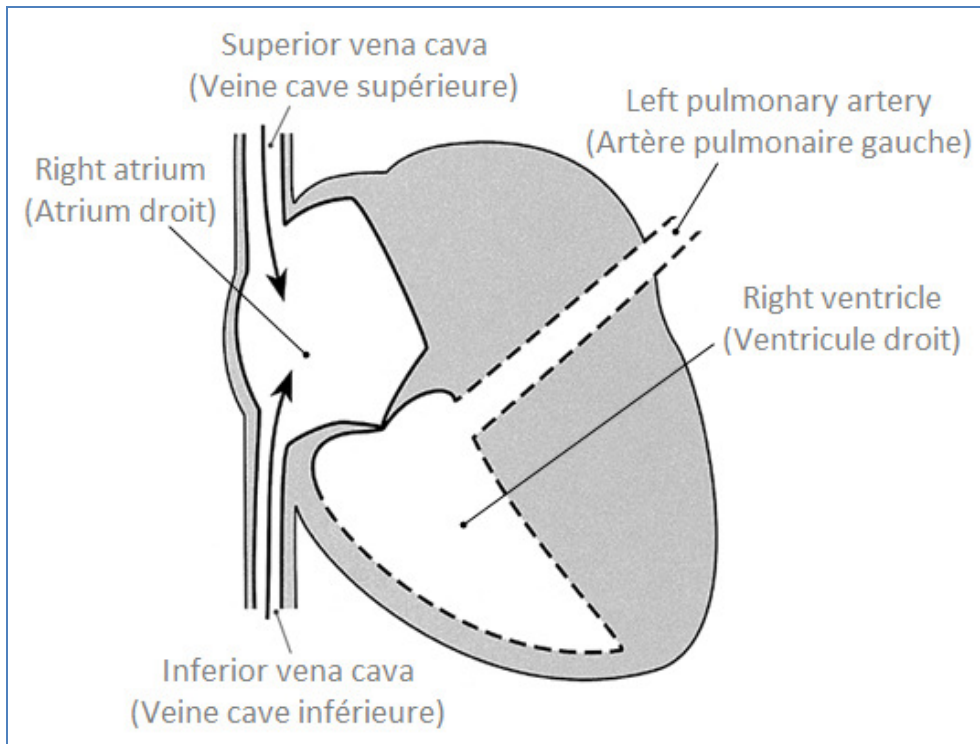


Fig. I. 2. Accès du sang à l'atrium droit à travers les veines [8]

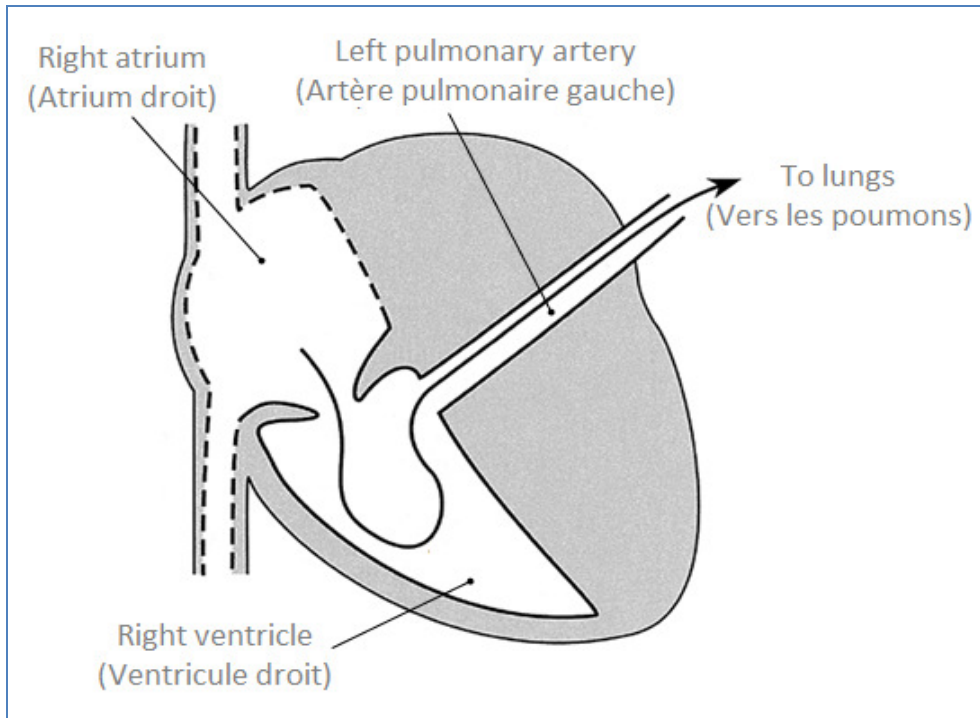


Fig. I. 3. Pompage du sang vers le ventricule droit et puis les poumons via les artères pulmonaires [8]

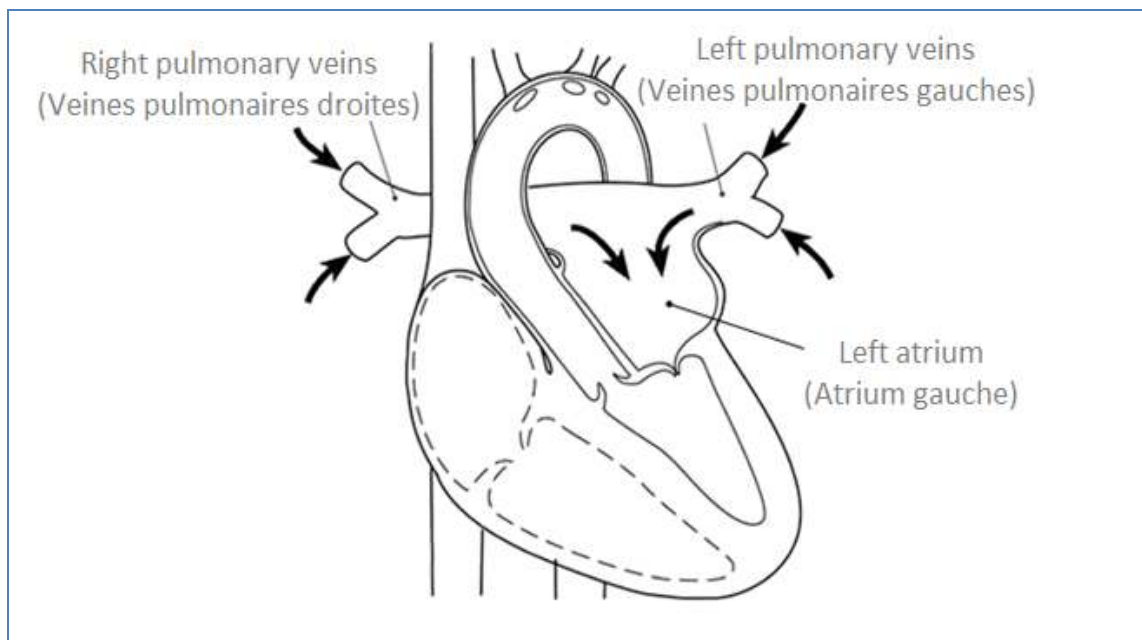


Fig. I. 4. Retour du sang oxygéné depuis les poumons à l'atrium gauche via les veines pulmonaires [8]

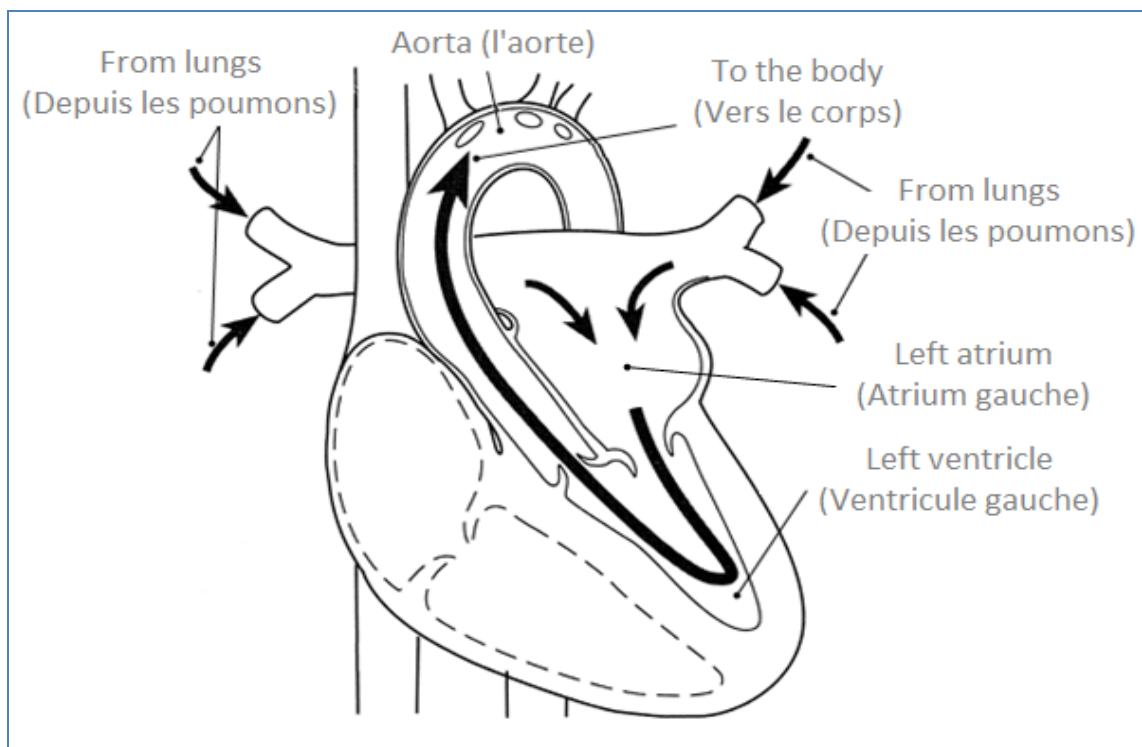


Fig. I. 5. Le ventricule gauche retransmet le sang reçu vers les organes du corps à travers l'aorte [8]

I. 5. Les valves cardiaques

Comme une pompe à eau; et pour assurer le pompage du sang dans la bonne direction, le cœur possède aussi ses propres valves internes dont un petit problème ou désordre de ces dernières, peut affecter le fonctionnement du cœur ou entraîner une maladie. Le rôle d'une valve cardiaque est de ne pas laisser le sang la traverser dans les deux sens (i.e. il passe dans une seule direction), donc elle est ouverte dans un sens et fermée dans le sens inverse.

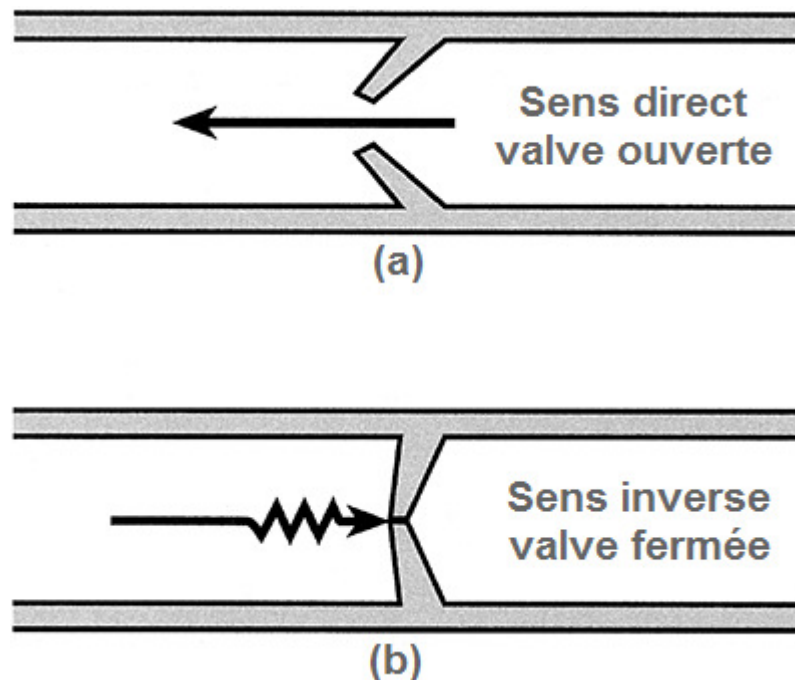


Fig. I. 6. Fonctionnement d'une valve cardiaque. (a) la valve est ouverte, le sang passe. (b) la valve est fermée, le sang ne peut pas passer [8]

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'atrium et le ventricule droits se trouve la valve tricuspide, entre l'atrium et le ventricule gauches se trouve la valve mitrale¹, entre le ventricule droit et l'artère pulmonaire se trouve la valve pulmonaire, entre le ventricule gauche et l'aorte se trouve la valve aortique² [3].

I. 5. 1. La valve tricuspide

Elle est située entre l'atrium et le ventricule droits (valve atrio-ventriculaire), elle contrôle la direction du sang entre ces deux chambres. Quand l'atrium droit récupère du

¹ Les valves tricuspide et mitrale sont dénommées "valves atrio-ventriculaires".

² Les valves aortique et pulmonaire sont dénommées "valves semi-lunaires", ça revient à la forme semi-lunaire des deux valves.

sang désoxygéné depuis les différents organes, il doit le repousser vers le ventricule droit, en ce moment la valve tricuspide s'ouvre pour laisser le sang passer jusqu'à ce que le ventricule soit plein, à ce moment-là, la valve tricuspide doit se fermer pour ne pas laisser le sang s'échapper dans le sens inverse vers l'atrium droit [3][6].

I. 5. 2. La valve pulmonaire

Elle est située au point rattachant le ventricule droit avec l'artère pulmonaire et assure la direction du sang désoxygéné pompé par le ventricule droit vers les poumons (pour lui fournir de l'oxygène), dans ce cas elle est ouverte, quand le sang pompé vers les poumons sera évacué, la valve pulmonaire doit se fermer pour empêcher son retour dans le sens inverse vers le ventricule droit [3][6].

I. 5. 3. La valve mitrale

Elle se trouve entre l'atrium et le ventricule gauches, du même que pour la valve tricuspide, sa fonction est de contrôler la circulation sanguine entre ces deux chambres, elle est ouverte quand l'atrium gauche est en train de pomper le sang riche en oxygène vers le ventricule gauche et fermée quand ça sera fini en empêchant ainsi le retour du sang en arrière pour rejoindre l'atrium gauche [3][6].

I. 5. 4. La valve aortique

Se trouve entre le ventricule gauche et l'aorte, elle doit être ouverte quand le ventricule démarre le pompage du sang vers les organes du corps à travers l'aorte, à la fin de cette opération, elle doit se fermer pour faire obstacle au retour du sang vers le ventricule [3][6].

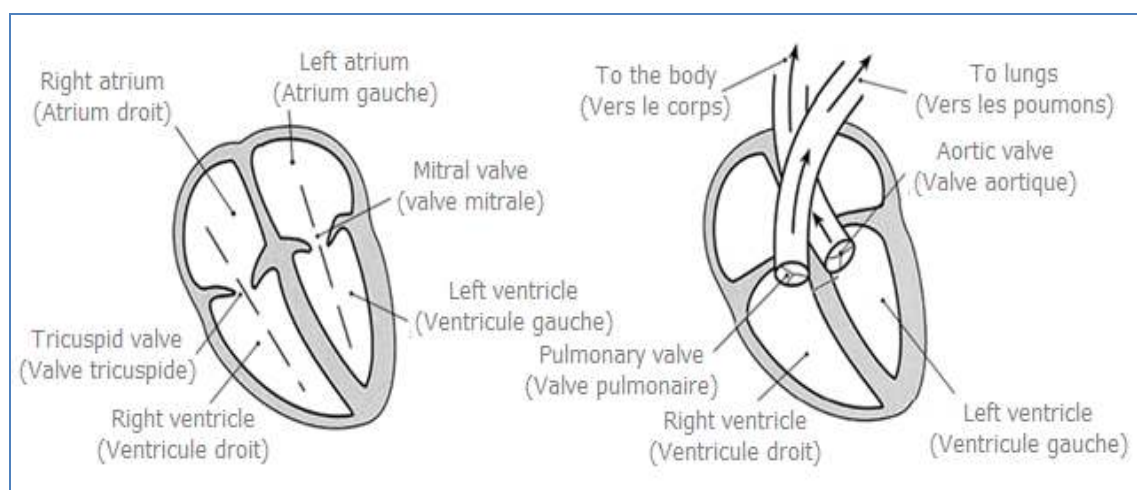


Fig. I. 7. Illustration de positions des valves cardiaques [8]

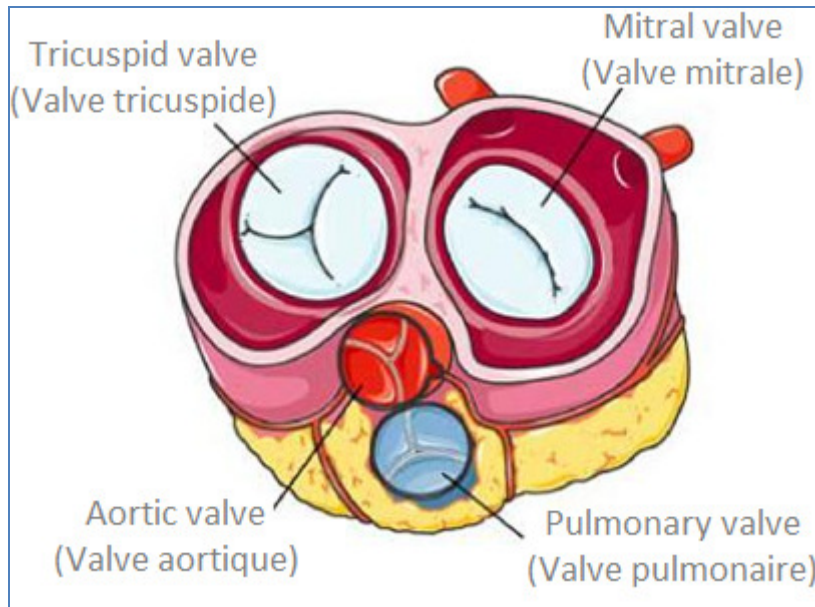


Fig. I. 8. Section transversale du cœur [6]

I. 6. Le cycle cardiaque

Jusqu'ici, on sait bien que le côté droit du cœur commande la circulation et la récupération du sang désoxygéné et que le côté gauche est responsable de fournir le sang oxygéné venu des poumons vers le système organique.

En effet, on peut référer le fonctionnement du cœur à un cycle contenant deux régimes, i.e. le régime systolique et le régime diastolique; dont le premier correspond à la contraction des ventricules durant le pompage (vidange) du sang vers les poumons et les organes du corps et le deuxième correspond à la dilatation (remplissage) des ventricules durant la réception du sang depuis les atriums¹.

I. 6. 1. La phase systolique

Au début du régime systolique, les ventricules sont déjà remplis avec le sang venu des atriums, en ce moment les valves atrio-ventriculaires (mitrale et tricuspide) doivent se fermer pour empêcher le retour du sang vers les atriums et les deux autres valves (pulmonaire et aortique) doivent s'ouvrir pour assurer le pompage du sang vers les poumons et la circulation systémique respectivement, donc la phase systolique correspond à la contraction des ventricules durant le pompage du sang vers les poumons et les organes du corps [3].

¹ Les deux ventricules se chargent en même temps et les valves atrio-ventriculaires se ferment presque en même temps. Mais les valves semi-lunaires ne se ferment pas en même temps car il ya un certain retard entre les deux, dont la durée peut entraîner une maladie.

I. 6. 2. La phase diastolique

C'est la phase complémentaire du régime systolique, au début du régime diastolique, les ventricules sont maintenant vides et les atrioms sont déjà remplis¹, les valves atrio-ventriculaires doivent s'ouvrir pour transmettre le sang vers les ventricules depuis les atrioms, donc les valves pulmonaires et aortique doivent se fermer pour faire barrage au retour du sang vers les ventricules, le régime diastolique correspond à la dilatation des ventricules durant la réception du sang depuis les atrioms, il est à noter que la durée du régime diastolique est un peu longue si comparée à celle systolique [3]. Les tableaux **Tableau. I.1**, et **Tableau. I.2**, donnent de plus amples informations régissant la phase systolique et celle diastolique :

	Au début	Au cours	A la fin
Les atrioms	Vides	Remplissage	Remplis
Valves mitrale et tricuspide	Ouvertes	Fermées	Fermées
Les ventricules	Remplis	Vidange	Vides
Valves pulmonaire et aortique	Fermées	Ouvertes	Ouvertes
Direction du sang		Les ventricules pompent du sang dans les artères et l'aorte ; les veines pompent du sang dans les atrioms	

Tableau. I. 1. Illustration du fonctionnement des chambres et valves cardiaques durant la phase systolique

	Au début	Au cours	A la fin
Les atrioms	Remplis	Vidange	Vides
Valves mitrale et tricuspide	Fermées	Ouvertes	Ouvertes
Les ventricules	Vides	Remplissage	Remplis
Valves pulmonaire et aortique	Ouvertes	Fermées	Fermées
Direction du sang		Les atrioms pompent du sang dans les Ventricules	

Tableau. I. 2. Illustration du fonctionnement des chambres et valves cardiaques durant la phase diastolique

¹ Durant la phase systolique.

I. 7. Les sons et les souffles cardiovasculaires

Après avoir expliqué brièvement le fonctionnement du système cardiaque, on arrive donc à la projection de ce fonctionnement sur le plan acoustique, durant le pompage et l'échange du sang entre les chambres cardiaques déjà expliquées, il y entraîne des sons et des souffles cardiaques, à cause de (i) la fermeture des valves cardiaques d'une part, et (ii) le mal fonctionnement des valves cardiaques (en cas d'une maladie) et les vibrations cardiaques d'une autre part. Dans ce contexte, on est intéressé de donner les caractéristiques principales offertes des sons cardiaques (cas normaux) et les souffles cardiaques (cas pathologiques) dont la forme des souffles est¹ crescendo-decrescendo, holosystolique (le souffle est présent dans toute la phase systolique) ou decrescendo [9] :

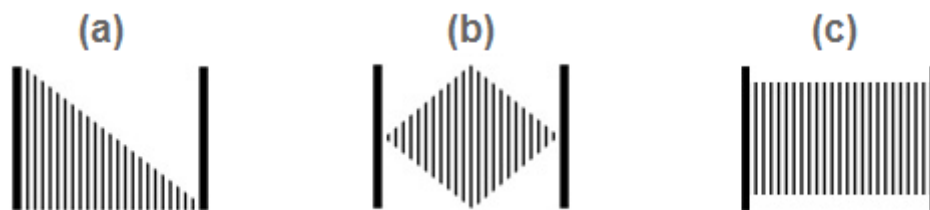


Fig. I. 9. Formes reconnues des souffles cardiaques. (a) Decrescendo. (b) Crescendo-decrescendo. (c) Holosystolique [9]

Les deux lignes en gras délimitant les trois types de souffles cardiaques, indiquent les deux sons cardiaques, S1 et S2 respectivement.

I. 7. 1. Les sons cardiaques²

I. 7. 1. 1. Le phonocardiogramme (PCG)

Le phonocardiogramme est la représentation temporelle des sons produit lors du fonctionnement mécanique du cœur, un PCG est dit normal (sain) s'il est composé de (i) premier son cardiaque S1 et (ii) deuxième son cardiaque S2 (et parfois il contient aussi le troisième et le quatrième sons cardiaques, S3 et S4 respectivement), s'il représente une maladie, il porte le nom de celle-ci.

¹ Ce sont les formes les plus souvent reconnues.

² Ce terme correspond aux cas non pathologiques (cas sains).

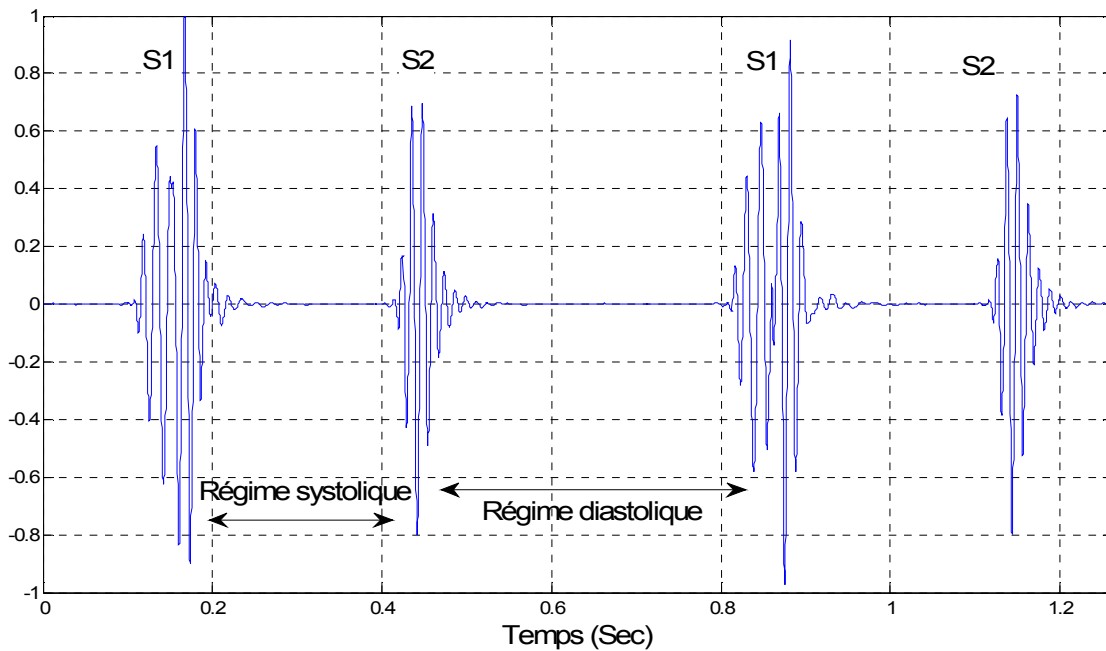


Fig. I. 10. Représentation de deux cycles cardiaques d'un PCG, cas sain

I. 7. 1. 2. Premier son cardiaque (S1)

Il est produit au début de la phase systolique et bien entendu si le stéthoscope¹ est placé sur la région mitrale (apex cardiaque gauche), S1 est dû à la fermeture des deux valves mitrale et tricuspide, il contient donc deux composantes M1 (fermeture de la valve mitrale) et T1 (fermeture de la valve tricuspide), il est caractérisé par son amplitude forte et sa durée longue en comparant avec S2² et S3 et S4, ses composantes fréquentielles varient généralement dans la plage 20-200Hz [3][10].

I. 7. 1. 3. Deuxième son cardiaque (S2)

Il indique la fin du régime systolique et le début du régime diastolique et bien entendu si le stéthoscope est placé sur la région aortique ou pulmonaire, il est composé de deux composantes A2 et P2 dont la première correspond à la fermeture de la valve aortique et la deuxième correspond à la fermeture de la valve pulmonaire, la composante P2 est un peu retardée par rapport à A2 dont le retard peut correspondre à une maladie s'il est assez long [11].

En terme de fréquence S2 est presque comme S1, ainsi que la durée de S2 est courte si comparée à celle de S1 du fait de la forme des valves (i.e. les valves aortique et pulmonaire se ferment rapidement grâce à leur forme semi-lunaire) [3][10].

¹ Microphone d'auscultation.

² L'intensité des signaux S1, S2 dépend de la région d'auscultation, et parfois de la maladie accompagnée.

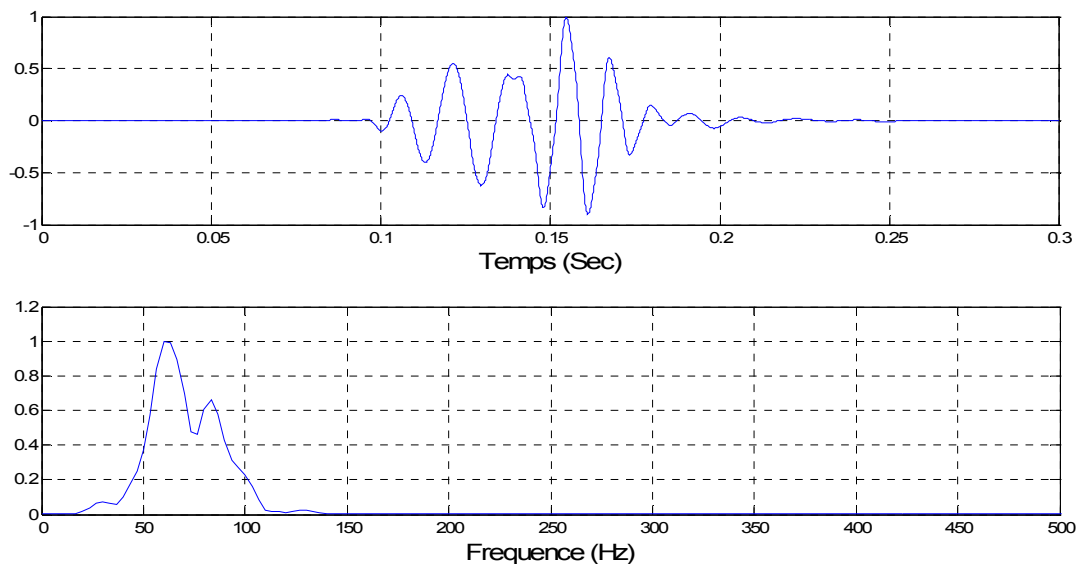


Fig. I. 11. Représentation du premier son cardiaque (S1) et sa transformée de fourrier

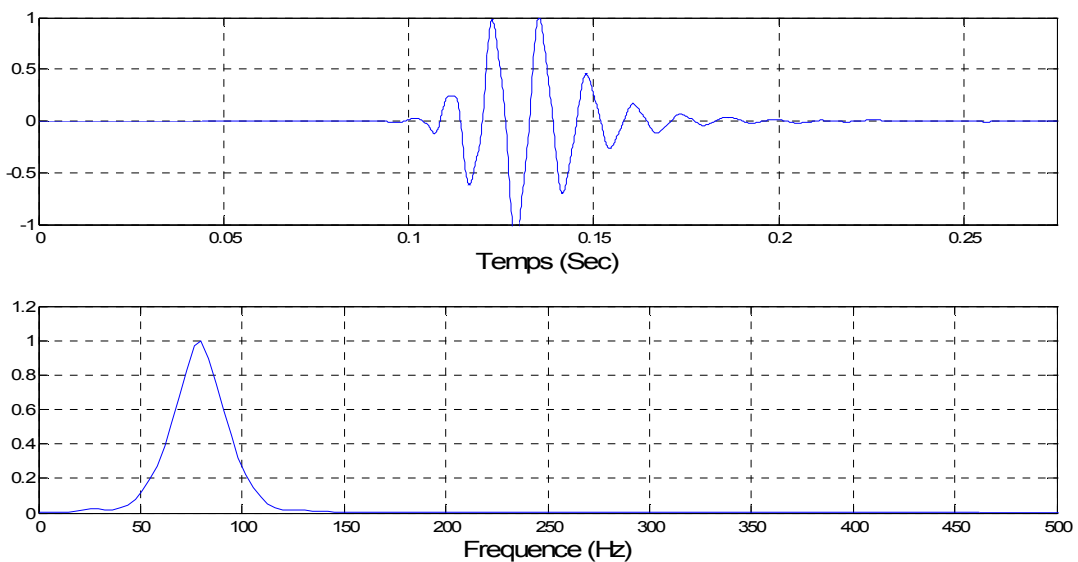


Fig. I. 12. Représentation du deuxième son cardiaque (S2) et sa transformée de fourrier

I. 7. 1. 4. Troisième son cardiaque (S3)

C'est un signal de faible fréquence et faible intensité, se trouve au début de la phase diastolique (juste après S2) et dû à la vibration des ventricules (souvent le ventricule gauche) lorsqu'ils démarrent rapidement le remplissage du sang venu des atriums, S3 est considéré normal pour les enfants et les adultes comme il peut être signe de maladies pour les vieux. il est bien entendu au côté gauche du cœur (apex cardiaque gauche) [3][10].

I. 7. 1. 5. Quatrième son cardiaque (S4)¹

Du même que S3, le S4 est de faible fréquence et amplitude, se produit à la fin du régime diastolique (juste avant S1), causé par la vibration et la contraction rapides des ventricules et des atriums durant la fin du pompage du sang vers les ventricules. S3 et S4 accompagnent souvent d'autres maladies cardiaques congénitales [3][10].

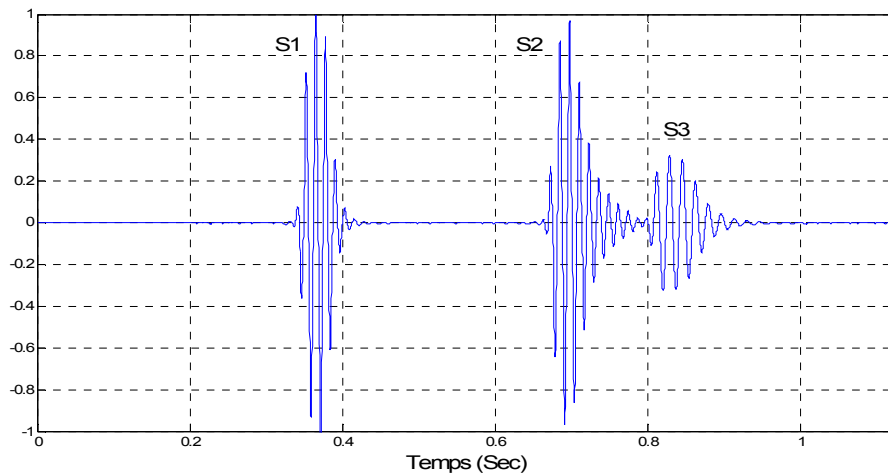


Fig. I. 13. Représentation d'un cycle cardiaque contenant le signal (S3)

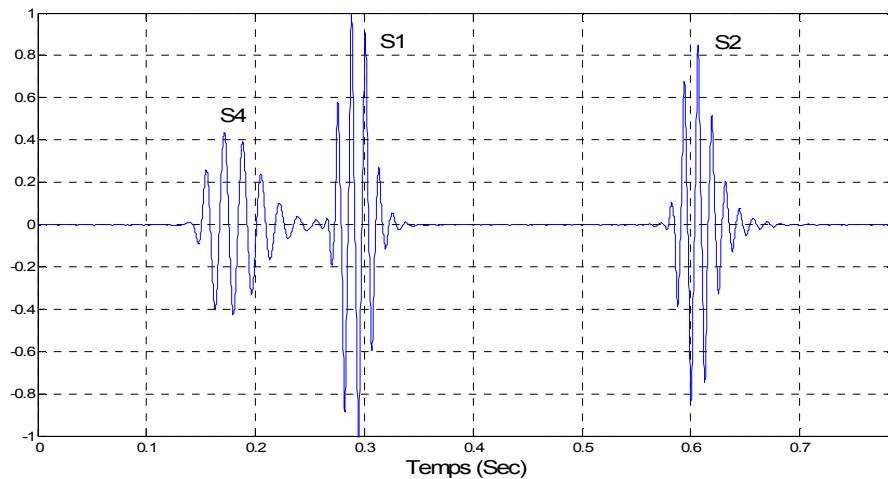


Fig. I. 14. Représentation d'un cycle cardiaque contenant le signal (S4)

¹ Il est à noter que les deux sons cardiaques S3 et S4 sont reconnus en anglais sous le nom "Gallop".

I. 7. 2. Les souffles cardiaques¹

I. 7. 2. 1. La sténose aortique

C'est la maladie qui attaque le plus souvent les adultes, son origine est dû au fait que la valve aortique ne peut pas s'ouvrir complètement quand le ventricule gauche va pomper du sang oxygéné à travers celle-ci en produisant ainsi une sténose dans cette dernière dont l'ouverture ne peut pas comprendre le débit du sang pompé se qui entraîne un souffle généralement de forte intensité de type crescendo-décrescendo positionné temporellement dans la phase systolique, la sténose aortique peut être au début, au milieu ou à la fin du régime systolique [4][9].

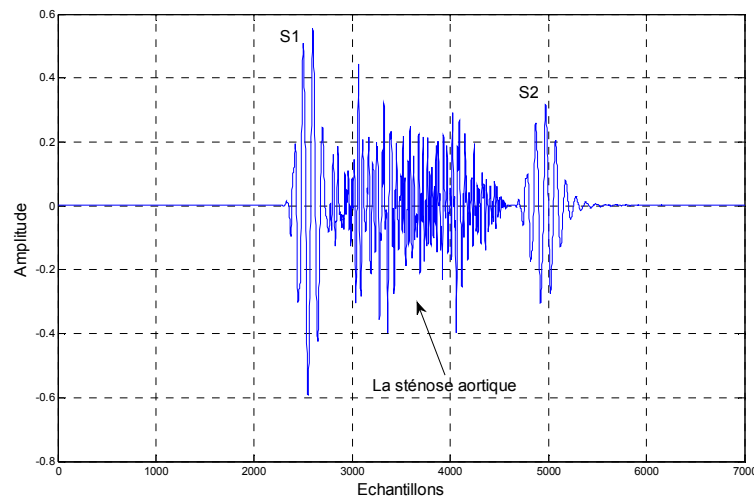


Fig. I. 15. Représentation d'un cycle cardiaque contenant une sténose aortique de forte intensité positionnée au milieu du régime systolique

I. 7. 2. 2. La sténose mitrale

Elle est causée par l'ouverture incomplète de la valve mitrale durant le pompage du sang oxygéné vers le ventricule gauche depuis l'atrium gauche par le biais de cette valve, le passage forcé du sang par cette valve va créer des vibrations et résulte en un souffle cardiaque diastolique bien entendu autour de la région mitrale [4][9].

¹ Ce terme correspond aux cas pathologiques.

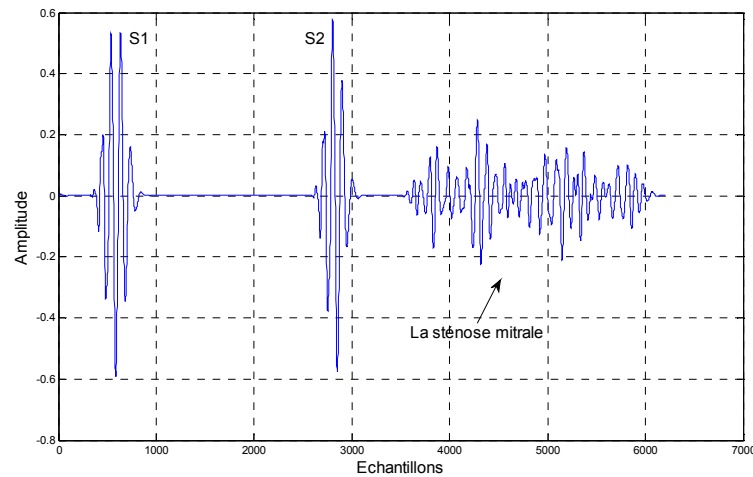


Fig. I. 16. Représentation d'un cycle cardiaque contenant une sténose mitrale

I. 7. 2. 3. L'insuffisance aortique

Contrairement à la sténose aortique, l'insuffisance aortique est due à la mal-fermeture de la valve aortique durant le régime diastolique dont l'atrium gauche est en cours du pompage de sang vers le ventricule gauche au moment où la valve aortique doit être fermée, mais à cause de l'incompétence de cette valve de se fermer complètement en laissant une certaine ouverture (dont le rayon dépend du cas de l'insuffisance), à cause de ça une certaine quantité du sang va s'échapper vers l'aorte à travers cette ouverture dont le passage du sang entraîne sur la valve des vibrations qu'on peut entendre sous forme de souffle cardiaque dénommée l'insuffisance (ou bien l'incompétence) aortique [4][9].

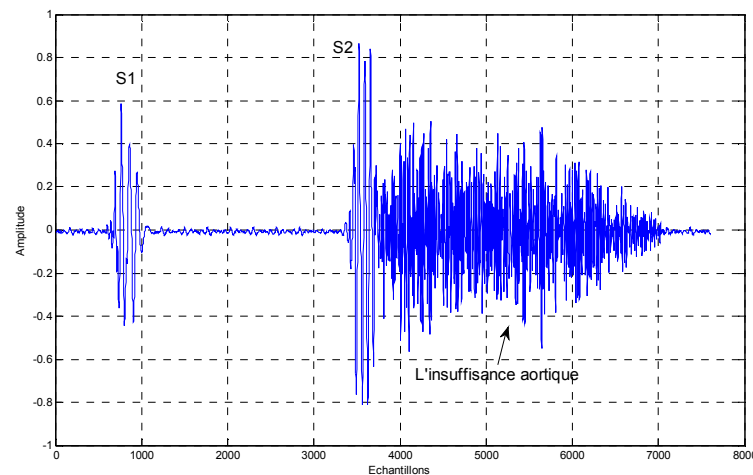


Fig. I. 17. Représentation d'un cycle cardiaque contenant une insuffisance aortique

I. 7. 2. 4. L'insuffisance mitrale

C'est un souffle qui se produit dans la phase systolique où les valves mitrale et tricuspide doivent être fermées pour empêcher le retour du sang en arrière vers les atriums, l'insuffisance mitrale est causée par le mal fonctionnement de la valve mitrale qui n'est pas capable d'être fermée complètement ce qui laisse le sang passer dans le sens inverse vers l'atrium gauche en produisant par son passage à travers cette valve un souffle cardiaque de type holosystolique (i.e. présent presque dans toute la phase systolique) d'une amplitude basse et de fréquence haute par rapport à la sténose aortique [4][9].

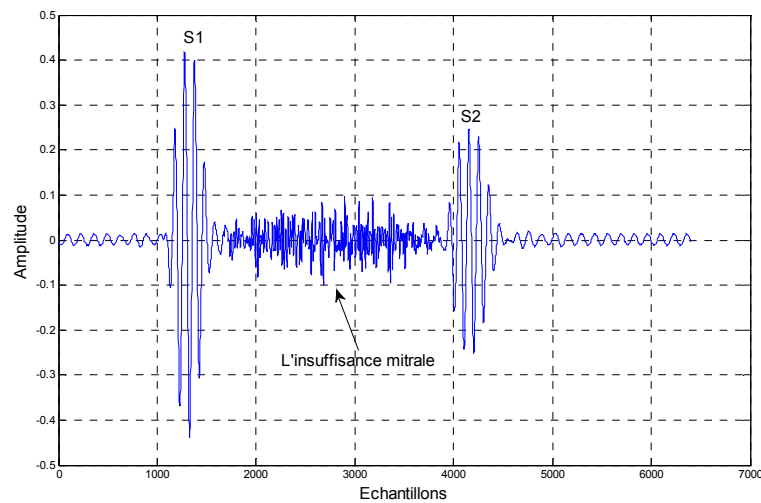


Fig. I. 18. Représentation d'un cycle cardiaque contenant une insuffisance mitrale

I. 7. 2. 5. La sténose pulmonaire

C'est une maladie affectant les gens ayant des problèmes dans la valve pulmonaire et elle est due au fait que cette valve est incomplètement ouverte durant le pompage du sang désoxygéné depuis le ventricule droit vers les poumons, les vibrations causées par le sang lors de son passage par cette valve produisent un souffle cardiaque systolique qui peut être grave, moyen ou aigu associé généralement à un clic d'éjection pulmonaire [4][9].

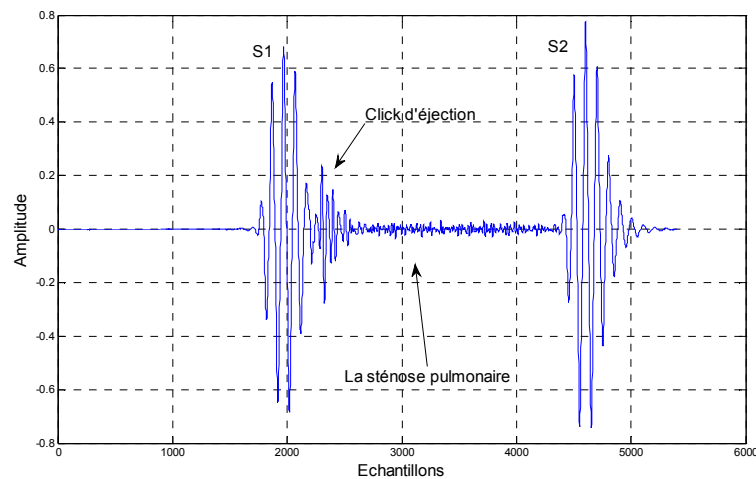


Fig. I. 19. Représentation d'un cycle cardiaque contenant une sténose pulmonaire accompagnée par un clic d'éjection pulmonaire

I. 7. 2. 6. Le défaut septal atrial

Un défaut septal atrial est un trou ou une ouverture congénitale dans la partie du septum qui sépare les deux chambres supérieures du cœur (i.e. l'atrium droit et l'atrium gauche). Lors de la phase systolique, les deux atriums sont en train d'être remplis depuis les poumons avec du sang oxygéné et depuis le corps avec du sang désoxygéné, mais à cause du trou situé entre les deux atriums, il y aura un échange et un chevauchement du sang entre ces deux chambres ce qui affecte le bon déroulement de la circulation sanguine dans le corps, si le débit du sang (ou bien l'ouverture du trou) n'est pas suffisamment grand, cette maladie tend d'être disparue au fur et à mesure sans aucun traitement, mais si il est fort, alors qu'il peut entraîner un gonflement du cœur dans le volume dépend principalement de l'ouverture du trou, les enfants ayant un défaut septal atrial avancé ont le plus souvent des problèmes de respiration, les vibrations engendrées dans le septum à cause du passage du sang sont reflétées sur le signal PCG en tant qu'un signal présenté au niveau de la phase systolique et accompagné parfois par un clic d'éjection et une séparation entre les deux composantes du signal S2 (i.e. la composante aortique et celle pulmonaire), cette dernière est connue sous le nom split de S2 [2][9].

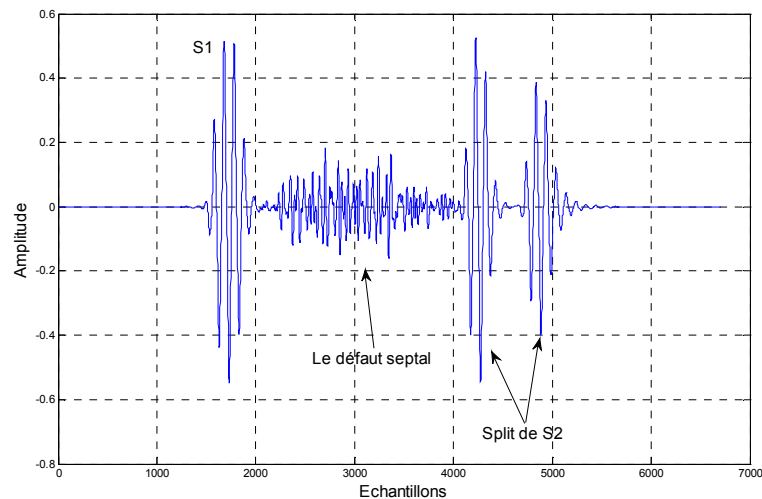


Fig. I. 20. Représentation d'un cycle cardiaque contenant un défaut septal atrial accompagnée par un split de S2

I. 8. Le phonocardiographe

C'est l'appareil destiné au visionnement, l'enregistrement et la simulation (s'il est connecté à un PC) des sons cardiaques PCG, équipé par un stéthoscope (un microphone qui se place sur la région cardiaque et sert à l'auscultation des sons produits par le cœur et les poumons), les phonocardiographes permettent souvent d'avoir le tracé d'ECG comme complément mesurant l'activation électrique cardiaque, La qualité des sons PCG enregistrés dépend largement de la qualité du stéthoscope et du milieu d'enregistrement [62], un phonocardiographe de la marque Cardiosim IV (par Cardionics, Inc. USA) est représenté dans la figure **Fig. I. 21**.



Fig. I. 21. Phonocardiographe Cardiosim IV (Cardionics, Inc.) [12]

I. 9. L'électrocardiogramme (ECG)

Malgré que notre recherche ne prend pas considération du tracée (ECG). Cependant, on ne peut se passer sans citer quelques informations sur la technique d'ECG comme étant un point fort chez les médecins cardiologues pour le diagnostic d'un nombre important de maladies cardiaques. Quant à lui, l'ECG est un graphe tracé par un appareil électronique appelé Electrocardiographe permettant de mesurer et enregistrer l'activité électrique cardiaque dont les détails du tracée dépendent principalement du nombre d'électrodes appliqués 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 [8] :

- 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).

La figure **Fig. I. 22**, illustre une présentation superposée ECG - PCG :

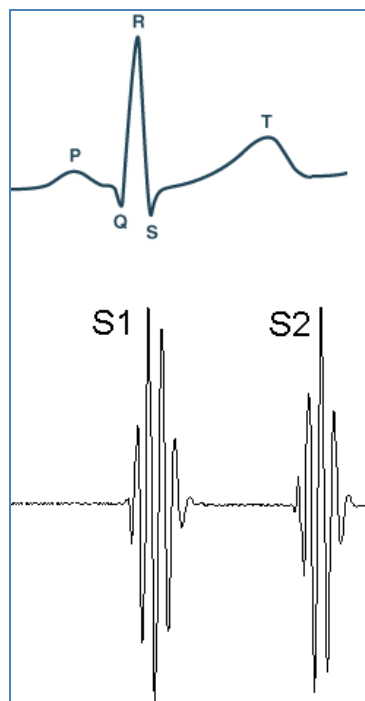


Fig. I. 22. Représentation d'un cycle cardiaque superposé avec l'onde ECG correspondante

I. 10. Conclusion

Dans ce chapitre, on a présenté d'une manière générale et d'une vue un peu anatomique, la composition et le fonctionnement du cœur humain en accompagnant chaque section avec des figures et schémas illustratifs, après on a cité les principales caractéristiques des sons cardiaques, des souffles cardiaques les plus souvent reconnus sur lesquels notre travail va baser. Le chapitre suivant est consacré à l'étude de la notion des ondelettes et les fameux algorithmes d'analyse en multirésolution.

Chapitre II

La théorie d'ondelettes

II. 1. Introduction

En traitement du signal, la représentation temporelle est considérée classique et dans la majorité des applications, cette représentation ne semble pas assez suffisante de manière qu'il faut faire appel à d'autres espaces représentatifs, lors de l'application d'une transformation mathématique, le signal est appelé un signal transformé, le terme transformation désigne l'application d'une fonction ou d'un opérateur mathématique sur le signal afin d'extraire d'autres informations ou données qui ne sont pas présentes dans le cas direct, c'est à dire changer l'espace de représentation de données contenues dans le même signal, pour ceci plusieurs transformations ont été mises au point.

L'outil mathématique standard pour la représentation des signaux, particulièrement les signaux périodiques sont les séries de Fourier; la transformée de Fourier comme étant une généralisation de ces dernières pour des signaux non périodiques, introduite par le mathématicien Joseph Fourier (1768–1830) est si efficace pour l'extraction des composantes fréquentielles d'un signal stationnaire [13], cependant, elle tombe sur l'inconvénient majeur de ne pas faire compte à la position temporelle d'une composante fréquentielle, le fait que la plupart des signaux dans la nature sont non-stationnaires [14].

A la recherche de résoudre ce problème, le physicien hongrois Dennis Gabor (1900-1979) a introduit en 1946 la version de la transformée de Fourier à court terme (STFT)¹, il s'agit de la transformée de Fourier appliquée par le biais d'une fenêtre analysante de durée fixe à balayer le long du signal à traiter [13][15][16]. Bien que cette transformée est adaptée à quelques signaux non stationnaires, elle n'était pas suffisante dans la plupart du temps car elle nous conduit toujours à faire un compromis difficile entre la longueur de la fenêtre analysante et la résolution fréquentielle :

- Fenêtre analysante à courte durée: Stationnarité préservée, versus une mauvaise résolution fréquentielle.
- Fenêtre analysante à longue durée: Stationnarité non garantie et relativement, une bonne résolution fréquentielle.

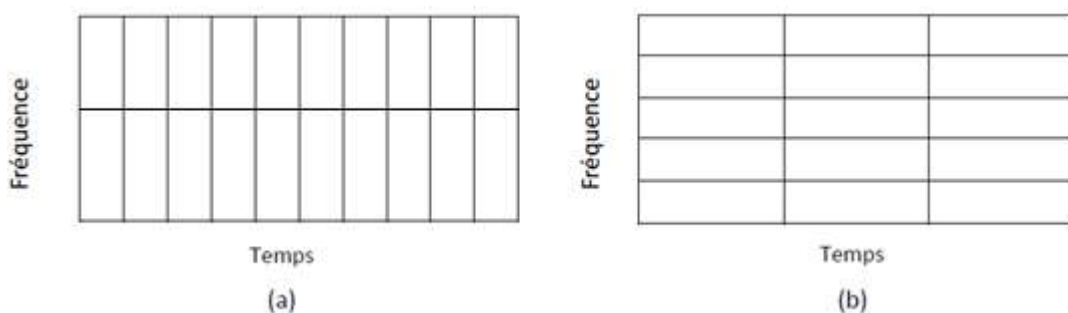


Fig. II. 1. Comparaison de la résolution tempo-fréquentielle. (a) bonne résolution temporelle versus une mauvaise résolution fréquentielle. (b) bonne résolution fréquentielle versus une mauvaise résolution temporelle

¹ Abréviation anglaise : "Short Term Fourier Transform", ou bien "Short Time Fourier Transform".

Par la suite, au début des années quatre-vingt, Jean Morlet, géophysicien français a introduit la notion de la transformée d'ondelette lors de sa recherche avec A. Grossman sur des données sismiques. Le succès de J. Morlet a incité d'autres chercheurs (Meyer , Daubechies, Mallat) à faire des études plus détaillées, ce qui a entraîné d'autres activités sur les ondelettes [17] .

Ainsi, les ondelettes forment une partie intéressante dans la communauté scientifique. Dans ce contexte, les ondelettes ont essentiellement été imposées comme une théorie mathématique pour le traitement de signal et d'images, de parole, phénomènes et signaux sismiques, la géologie, ainsi que la recherche biomédicale comme étant l'axe de notre sujet. Dans ce qui va suivre, de plus amples informations et définitions sur les ondelettes seront présentées.

II. 2. Transformée d'ondelette continue (CWT)¹

Un signal (e.g. signal de parole) peut être représenté avec une fonction qui indique l'intensité de signal dans le temps t qui varie dans un intervalle $[a, b]$ dont a et b peuvent être à $-\infty$ et $+\infty$ respectivement.

Pour t variant dans l'intervalle $[a, b]$ qui représente la durée totale du signal, l'espace $L^2([a, b])$ est défini comme étant l'ensemble de fonctions carré sommable ou de carré intégrable, sa désignation mathématique est donnée par, [18] :

$$L^2([a, b]) = \left\{ f : [a, b] \rightarrow \mathbb{C}; \int_a^b |f(t)|^2 dt < \infty \right\} \quad (\text{II. 1})$$

Analyser une fonction appartenant à L^2 en ondelettes, consiste à trouver le résultat de son produit scalaire avec des ondelettes de certaine famille. Les scalaires ainsi obtenus sont appelés coefficients d'ondelettes, et l'opération reliant entre une fonction et ses coefficients est appelée transformée d'ondelette (CWT). La transformée d'ondelette continue d'un signal $f(t) \in L^2$ est définie mathématiquement par, [15][16][18] :

$$C_f(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (\text{II. 2})$$

Avec :

$a \in \mathbb{R}^{+*}$: est le paramètre d'échelle.

$b \in \mathbb{R}$: est le paramètre de translation.

$C_f(a, b)$: Coefficients d'ondelette du signal $f(t)$.

$$\Psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (\text{II. 3})$$

$\Psi_{a,b}(t)$: Une famille d'ondelettes formée par dilatation et translation d'une ondelette appelée 'onde mère' ou simplement 'onde' $\Psi(t)$.

L'équation (I. 2) peut être réécrite comme suit :

$$C_f(a, b) = \langle f(t), \Psi_{a,b}(t) \rangle = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \Psi_{a,b}(t) dt \quad (\text{I. 4})$$

¹ Abréviation ang. : "Continuous Wavelet Transform".

En calculant $C_f(a,b)$ comme étant le produit scalaire entre $f(t)$ et $\Psi_{a,b}(t)$, le signal $f(t)$ peut être interprété par le traitement de ses coefficients représentatifs.

Il est à noter que le paramètre d'échelle a , s'agit d'une compression ou dilatation de l'onde mère et le paramètre de translation b s'agit d'un balayage sur l'axe temporel du signal à analyser.

En effet, il ya une certaine relation reliant entre le facteur d'échelle d'une ondelette et le comportement fréquentiel :

- Facteur d'échelle $a = 1$: Ondelette mère.
- Facteur d'échelle assez petit avec $a < 1 \Rightarrow$ ondelette compressée \Rightarrow extraction des hautes fréquences.
- Facteur d'échelle assez grand avec $a > 1 \Rightarrow$ ondelette dilatée \Rightarrow extraction des basses fréquences.

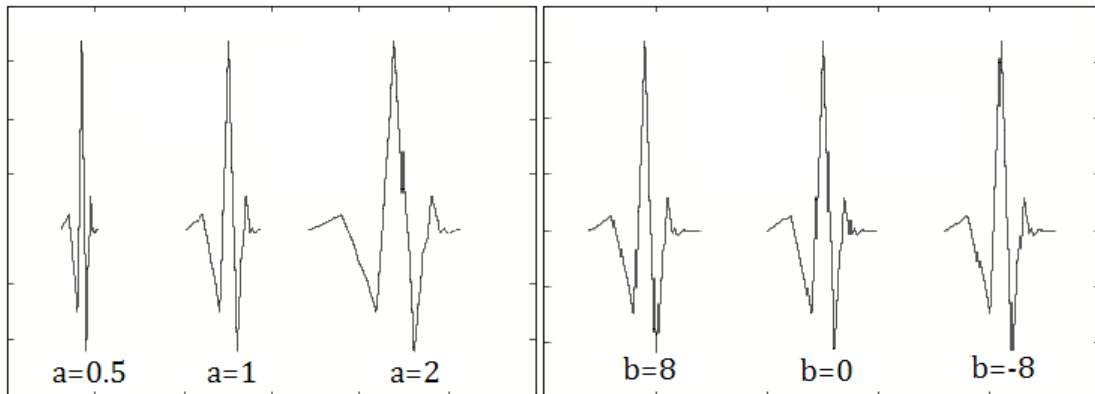


Fig. II. 2. Effet du changement des paramètres échelle-translation d'une onde mère

II. 3. Condition d'admissibilité

Une ondelette (pas toutes les ondelettes) $\Psi \in L^2$, doit vérifier la condition dénommée d'admissibilité décrite par, [15][16][19] :

$$C_\Psi = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\Psi(w)|^2}{|w|} dw < \infty \quad (\text{II. 5})$$

$\Psi(w)$ est la transformée de fourrier de l'onde $\Psi(t)$. Ceci signifie que la transformée de fourrier de l'onde $\Psi(t)$ doit être nulle pour une fréquence nulle :

$$\Psi(w = 0) = 0 \quad (\text{II. 6})$$

II. 4. Transformation inverse

Destinée à synthétiser le signal original $f(t)$ à partir de sa transformée d'ondelette directe. La transformée d'ondelette inverse s'agit d'une intégrale double sur le paramètre d'échelle d'une part et le paramètre de translation d'une autre part, son expression est donnée par, [13][15] :

$$f(t) = \frac{1}{C_\Psi} \iint_{a,b} \frac{1}{a^2} C_f(a,b) \Psi_{a,b}(t) da db \quad (\text{II. 7})$$

C_Ψ est une constante qui dépend sur le choix de l'onde analysante, elle est donné par :

$$C_\Psi = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\Psi(w)|^2}{|w|} dw < \infty \quad (\text{II. 8})$$

L'équation (II. 9) est de même que L'équation (II. 5) représentant la condition d'admissibilité.

II. 5. Transformée d'ondelette discrète (DWT)¹

Du même aspect que pour la transformée de Fourier discrète, il y'on a aussi une transformée d'ondelette discrète, le choix logique pour ce faire, est de prendre des valeurs discrètes des paramètres d'échelle et de translation, autrement dit, c'est la version discrétisée de la transformée continue. L'expression de la DWT est obtenue tout en posant $a = a_0^j$ et $b = nb_0 a_0^j$ avec $a_0 > 0$, $b_0 > 0$, on va avoir, [17][19] :

$$\Psi_{j,n}(t) = a_0^{-j/2} \Psi(a_0^{-j} t - nb_0) \quad (\text{II. 9})$$

Donc, pour toute fonction L^2 , la TFD est définie par :

$$C_f(j,n) = a_0^{-j/2} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \Psi(a_0^{-j} t - nb_0) dt \quad (\text{II. 10})$$

Un cas particulier, prouvé par Shannon, $a_0 = 2$, $b_0 = 1$; on parle ici d'une DWT dyadique :

$$C_f(j,n) = 2^{-j/2} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \Psi(2^{-j} t - n) dt \quad (\text{II. 11})$$

¹ Abréviation ang. : "Discrete Wavelet Transform".

II. 6. Analyse multirésolution MRA¹ et algorithme de Mallat

Cette analyse consiste à décomposer le signal L^2 sur une gamme très étendue d'échelles et de le visualiser avec une résolution de plus en plus fine, dont les ondelettes analysantes décrivent le niveau de résolution, elle est définie comme une séquence d'espaces V_j , appelés d'approximations, $j \in \mathbb{Z}$. A chaque échelle, le signal sera remplacé par l'approximation la plus appropriée, on accède à des représentations de plus en plus précises du signal donné. On définit ainsi pour l'approximation V_j sa complémentaire W_j , représentant les détails à une résolution donnée [13][15][18].

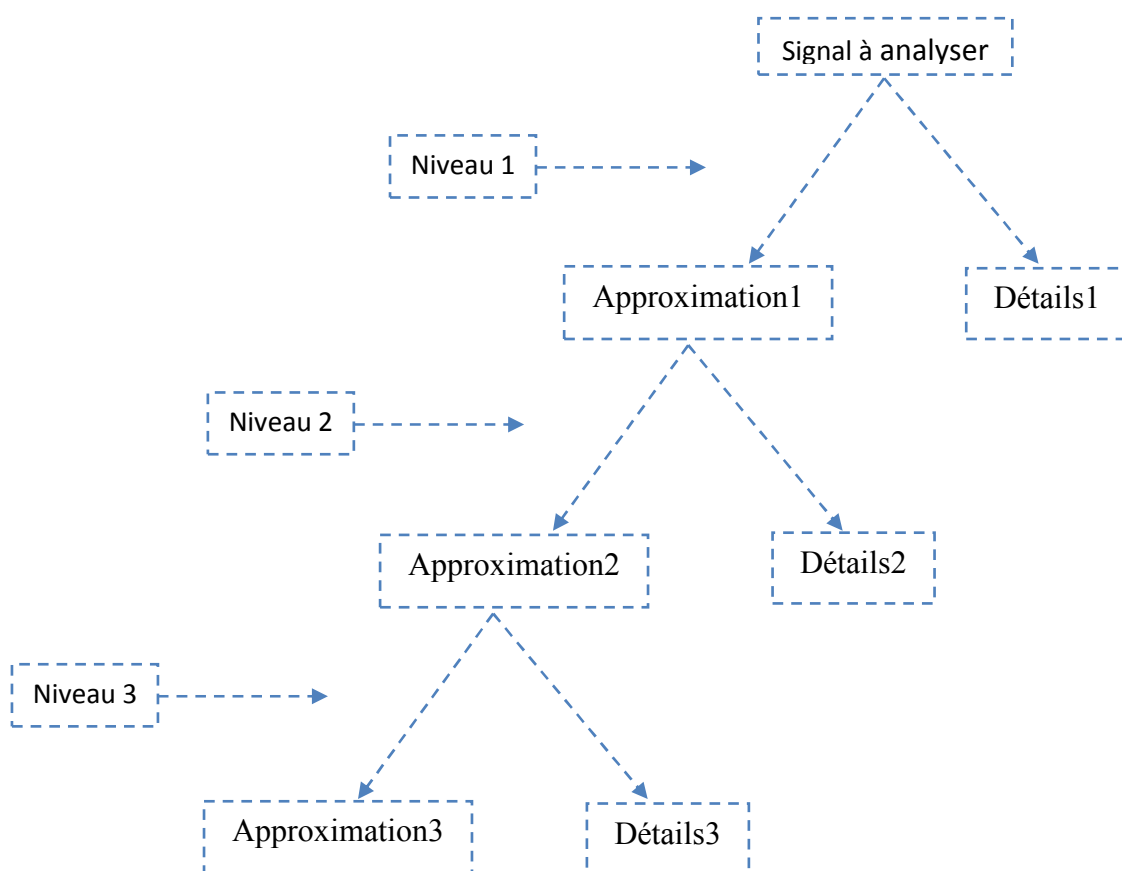


Fig. II. 3. Procédure de la décomposition d'un signal en 3 niveaux

¹ Abréviation ang. : "Multiresolution Analysis".

En effet, il s'agit de l'algorithme de Mallat qui a introduit la notion du filtrage. Un tel algorithme consiste à décomposer le signal en deux sous-ensembles en utilisant des filtres passe-bas et passe-haut tout en produisant respectivement deux signaux notés approximation (CA) et détails (CD) ayant chacun une taille égale à la moitié du signal original. Notamment, la synthèse du signal initial sera possible par le biais de l'opération inverse [17].

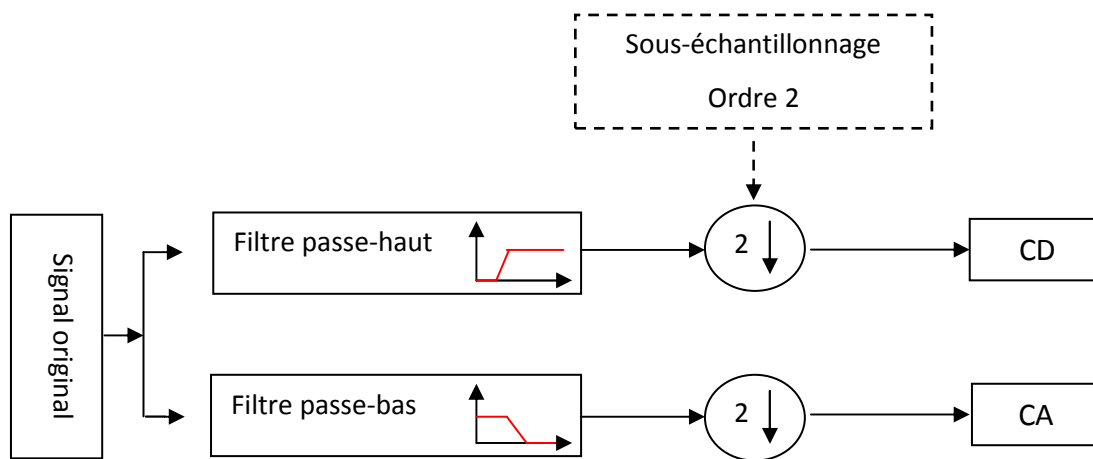


Fig. II. 4. Algorithme de Mallat niveau 1, phase de décomposition

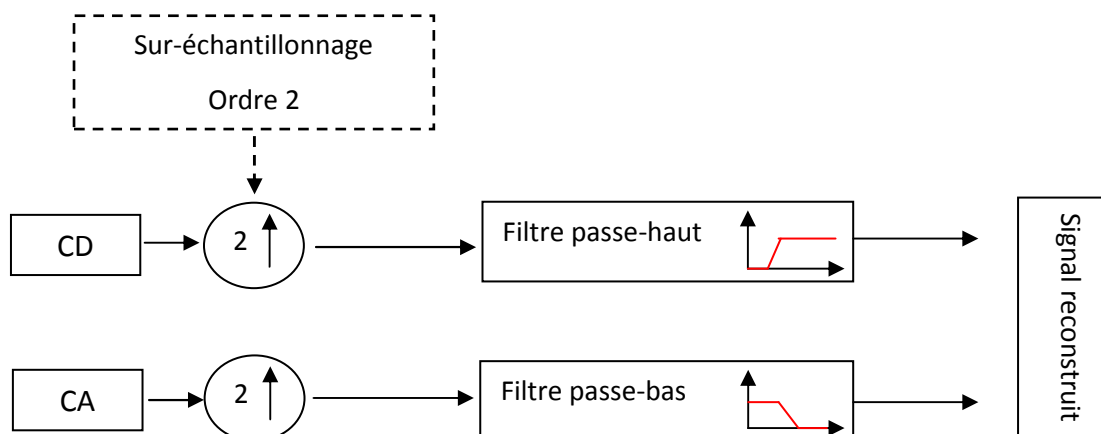


Fig. II. 5. Algorithme de Mallat niveau 1, phase de reconstruction

II. 7. Fonction d'échelle

On a défini préalablement la fonction d'ondelette Ψ (ou l'ondelette), il existe aussi une fonction additive et associative avec quelques ondelettes (pas toutes), c'est la fonction d'échelle Φ . Cette fonction est un peu similaire à la fonction d'ondelette. Elle est déterminée par un filtre passe-bas qui définit aussi l'approximation du signal à analyser [20]. Il est à noter donc que la DWT d'un signal intervient deux fonctions :

- la fonction d'ondelette Ψ , se comportant comme un filtre passe-haut correspondant aux détails.
- la fonction d'échelle Φ , se comportant comme un filtre passe-bas correspondant aux parties plus lisses ou douces du signal (approximation).

II. 8. Familles d'ondelettes

Au contraire de la transformée de Fourier, l'usage des ondelettes est à la faveur de l'utilisateur, qui peut choisir telle ou telle ondelette analysante qui semble la plus adaptée avec l'application voulue. Dans ce contexte, il y a nécessité de représenter et illustrer quelques familles d'ondelettes les plus reconnues en traitement du signal.

II. 8. 1. Ondelette de Haar

Elle est classée parmi les ondelettes les plus anciennes, et définie par sa fonction d'ondelette Ψ et sa fonction d'échelle Φ (**Fig. II. 6.**) comme suit [18]:

$$\Psi(x) = \begin{cases} 1; & \text{si } 0 < x < 1/2. \\ -1; & \text{si } 1/2 < x < 1. \\ 0; & \text{si ailleurs.} \end{cases} \quad (\text{II. 12})$$

$$\Phi(x) = \begin{cases} 1; & \text{si } 0 < x < 1. \\ 0; & \text{si ailleurs.} \end{cases} \quad (\text{II. 13})$$

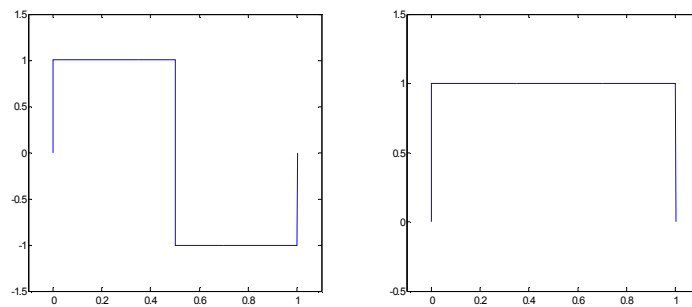


Fig. II. 6. Fonction d'ondelette et fonction d'échelle de Haar

Le désavantage de l'ondelette de Haar c'est qu'elle est discontinue dont il n'est pas possible d'approximer les signaux continus d'une manière très adéquate [18].

II. 8. 2. Ondelette de Daubechies

C'est une famille d'ondelettes orthogonales, on note N l'ordre de l'ondelette dbN dont elle contient l'ondelette de Haar $db1$, à l'exception de $db1$, cette famille d'ondelettes n'a pas une expression explicite [18]. **Fig. II. 7**, illustre la fonction d'ondelette et la fonction d'échelle concernant $db2$:

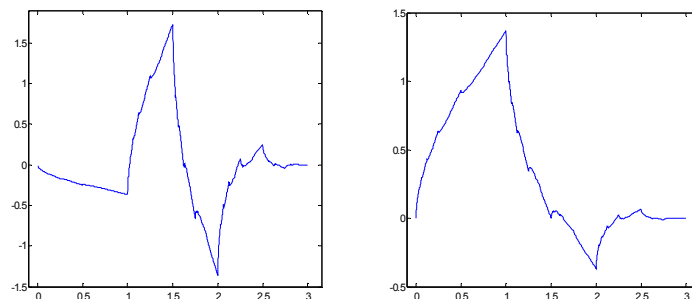


Fig. II. 7. Fonction d'ondelette et fonction d'échelle de $db2$

II. 8. 3. Chapeau mexicain

Cette ondelette n'a pas une fonction d'échelle, elle est dérivée d'une fonction proportionnelle à la deuxième dérivée de la fonction de densité de probabilité de la gaussienne. Notamment, elle est définie par sa fonction d'ondelette Ψ , [19] :

$$\Psi(x) = \left(\frac{2}{\sqrt{3}}\pi^{-1/4}\right)(1-x^2)e^{-x^2/2} \quad (\text{II. 14})$$

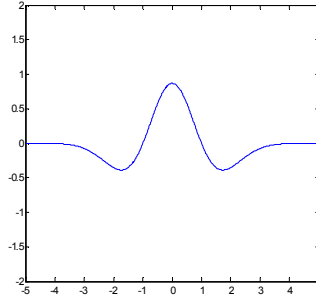


Fig. II. 8. Ondelette du chapeau mexicain

II. 8. 4. Ondelette de Morlet

Elle n'a pas de fonction d'échelle, et définie par sa fonction d'ondelette Ψ , [19] :

$$\Psi(x) = Ce^{-x^2/2} \cos(5x) \quad (\text{II. 15})$$

C : est une constante de normalisation.

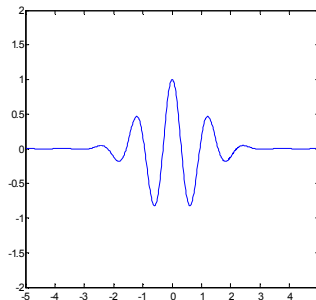


Fig. II. 9. Ondelette de Morlet

II. 8. 5. Ondelette de Meyer

Elle est classée parmi les ondelettes les plus anciennes, introduite par Meyer au milieu des années 1980. C'est une ondelette orthogonale infiniment dérivable et définie par sa fonction d'ondelette Ψ et sa fonction d'échelle Φ dans le domaine fréquentiel par, [19]:

$$\Psi(w) = \begin{cases} (2\pi)^{-1/2} e^{iw/2} \sin\left(\frac{\pi}{2} v\left(\frac{3}{2\pi}|w|-1\right)\right); & \frac{2\pi}{3} < |w| < \frac{4\pi}{3}. \\ (2\pi)^{-1/2} e^{iw/2} \cos\left(\frac{\pi}{2} v\left(\frac{3}{4\pi}|w|-1\right)\right); & \frac{4\pi}{3} < |w| < \frac{8\pi}{3}. \\ 0 & ; \text{ailleurs.} \end{cases} \quad (\text{II. 16})$$

v est une fonction auxiliaire dont $v(a) = a^4(35 - 84a + 70a^2 - 20a^3)$ avec $a \in [0,1]$.

$$\Phi(w) = \begin{cases} (2\pi)^{-1/2}; & |w| < \frac{2\pi}{3}. \\ (2\pi)^{-1/2} \cos\left(\frac{\pi}{2} v\left(\frac{3}{2\pi}|w|-1\right)\right); & \frac{2\pi}{3} < |w| < \frac{4\pi}{3}. \\ 0 & ; \text{ailleurs.} \end{cases} \quad (\text{II. 17})$$

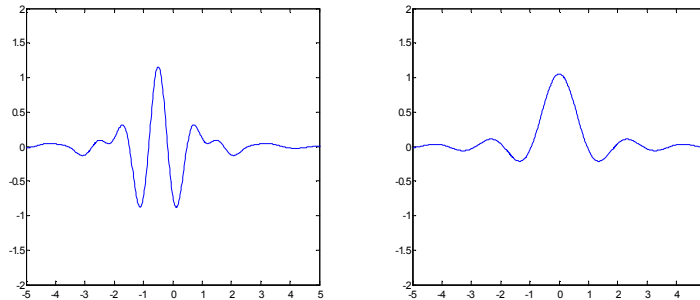


Fig. II. 10. Fonction d'ondelette et fonction d'échelle de Meyer

II. 8. 6. Ondelette de Symlets

Elle constitue la famille d'ondelettes approximativement symétriques. Proposée par Daubechies comme une modification de la famille dbN dont les propriétés des deux types sont similaires (sym1 c'est l'ondelette de Haar), [19] :

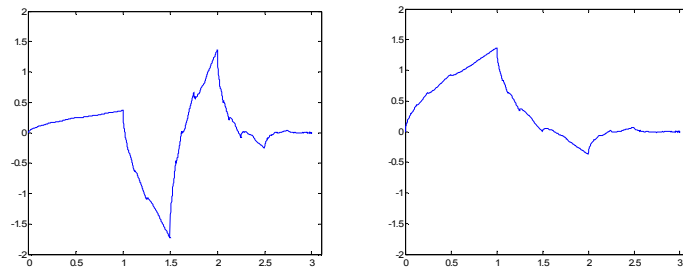


Fig. II. 11. Fonction d'ondelette et fonction d'échelle de Sym2

II. 8. 7. Ondelette complexe de Morlet

Elle est définie comme suit, [19] :

$$\Psi(x) = \frac{1}{\sqrt{\pi f_b}} e^{i 2\pi f_c x} e^{-x^2/f_b} \tag{II. 18}$$

Notamment, telle ondelette est contrôlable via les deux paramètres suivant :

- f_b est le paramètre de fenêtrage.
- f_c est dite la fréquence centrale de l'ondelette.

Pour $f_b=12$, $f_c = 0.6$, la figure **Fig. II. 12**, donne le graphe de la partie réelle et la partie imaginaire concernant l'ondelette complexe de Morlet.

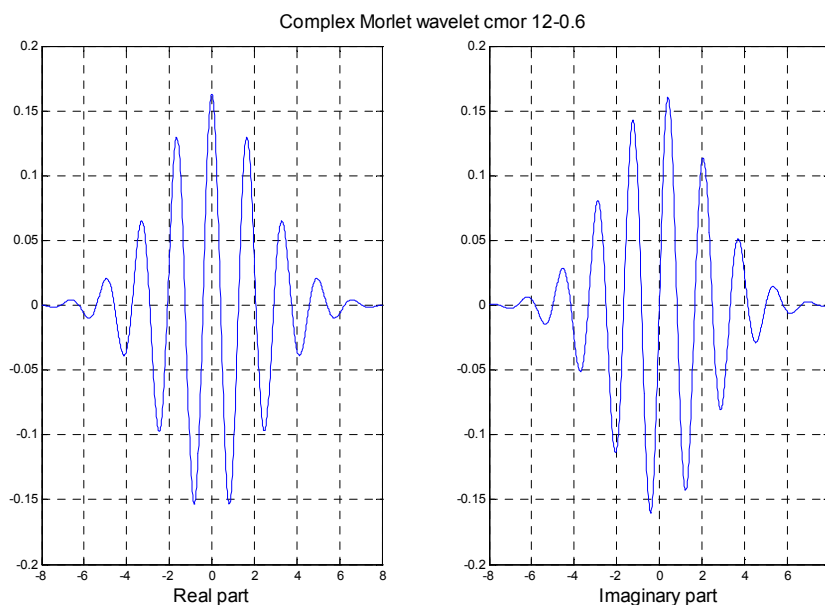


Fig. II. 12. Parties réelle et imaginaire concernant l'ondelette complexe de Morlet (cmor12-0.6)

Particulièrement, l'ondelette ainsi décrite (cmor12-0.6) sera prise en totale considération durant la segmentation des signaux PCG grâce à sa similarité à ces derniers comme on verra par la suite (Chap. III).

II. 9. Décomposition en paquet d'ondelettes

La décomposition en paquet d'ondelettes (ou simplement paquet d'ondelettes) a été introduite par Coifman, Meyer et Wickerhauser en généralisant l'analyse multirésolution, en ce qui concerne cette dernière, chaque niveau est calculé en passant seulement les approximations du niveau précédent par des filtres passe-haut et passe-bas, alors qu'en paquet d'ondelettes il s'agit de passer tous les deux, i.e. les approximations et les détails [13][17]. La figure **Fig. II. 13**, montre une décomposition en paquet d'ondelettes de 2 niveaux.

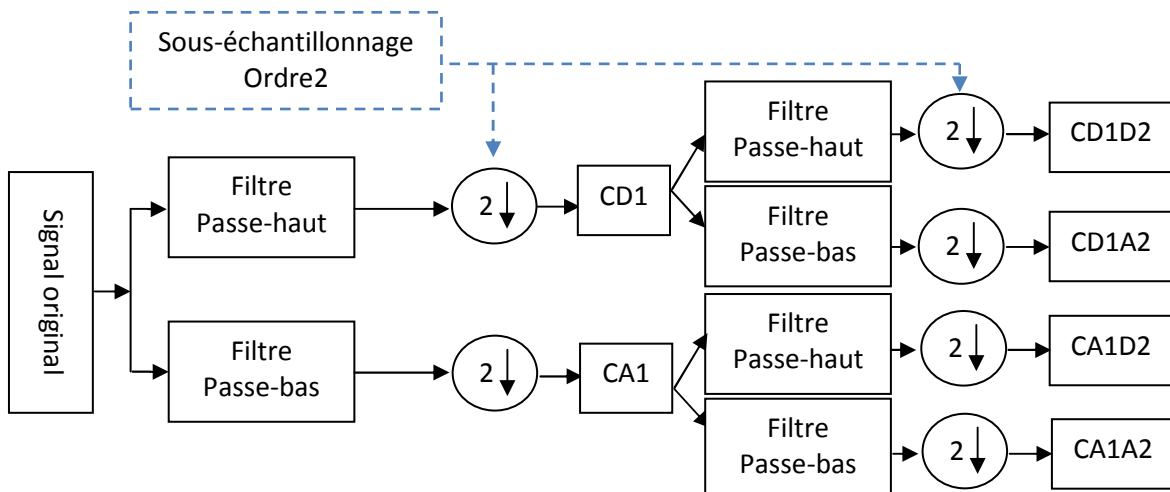


Fig. II. 13. Décomposition en paquet d'ondelettes de 2 niveaux

II. 10. Conclusion :

Dans ce chapitre, on a présenté l'essentiel concernant la notion des ondelettes d'une manière générale et simplifiée en passant par une introduction illustrant le passage de la transformée de Fourier à celle de Gabor jusqu'à la transformée d'ondelette dont on a défini la CWT et la DWT, ainsi que l'analyse multirésolution et le fameux algorithme de Mallat et les paquets d'ondelettes en finalisant par illustrer quelques fonctions d'ondelettes les plus souvent utilisées en traitement du signal.

Chapitre III

Segmentation des signaux PCG

III. 1. Introduction

Globalement, les techniques de segmentation offertes dans la littérature sont basées sur deux approches, la première est de prendre l'ECG et son complexe (QRS) et l'onde (T) comme un repère menant à la détermination des positions temporelles de S1 et S2 [21-23], cependant cette méthode n'était pas toujours suffisante à cause de (i) Le retard temporel entre les activités électriques et celles mécaniques du cœur et qui n'est pas fixe pour tous les patients et (ii) nécessité de plusieurs instruments additifs [24], la deuxième approche ne prend pas l'ECG comme un signal de repère dont plusieurs études sont présentes aujourd'hui à l'instar des filtres homomorphiques [25][26], l'énergie de Shannon [27], caractérisation par la simplicité et la complexité de signaux [24][28][29].

Dans ce contexte, on va proposer une nouvelle technique de segmentation [64], pour l'extraction et l'isolation des signaux représentant les cas pathologiques, qui est basée sur la théorie d'ondelettes et les caractéristiques statistiques d'un signal PCG (la variance). Les signaux sur lesquels on va appliquer notre algorithme sont des signaux de patients ayant des cas pathologiques systoliques; notamment, nous nous sommes intéressés à l'étude des signaux suivants : La sténose aortique, l'insuffisance mitrale, la sténose pulmonaire, le défaut septal atrial, en plus du signal d'un PCG normal (cas sain), les bases de données ont été collectées depuis les sources (open sources) [30-34], comptant 494 cycles cardiaques, 451 d'entre eux ont été bien segmentés, on parle ici d'une performance de segmentation légèrement supérieure de 91 %.

III. 2. Segmentation des signaux PCG

III. 2. 1. Bases de données

Les bases de données qui seront utilisées dans notre travail et leurs annotations sont récapitulées dans le **Tableau. III.1.**

Signal	Abréviation	Annotation	Nbre de cycles cardiaques
1	AS1	Sténose aortique, au milieu du régime systolique, forte intensité.	11
2	AS2	En retard (à la fin du régime systolique).	6
3	AS3	Au milieu, S2 absent, cas sévère.	78
4	AS4	Tôt (au début du régime systolique).	6
5	AS5	Milieu, fort.	9

6	AS6	Milieu, fort.	5
7	AS7	Sévère.	5
8	AS8	Milieu, fort.	8
9	AS9	Milieu, très forte intensité.	11
10	MI1	Insuffisance mitrale holosystolique.	64
11	MI2	Holosystolique, accompagné par S3.	9
12	PS	Sténose pulmonaire, au milieu + clic d'éjection.	86
13	ASD	Défaut septal atrial, au milieu + click d'éjection + split de S2.	95
14	N	S1, S2 seuls.	101

Tableau. III. 1. Liste des signaux qui seront utilisés par la suite

Les figures suivantes représentent les signaux ainsi décrits¹ :

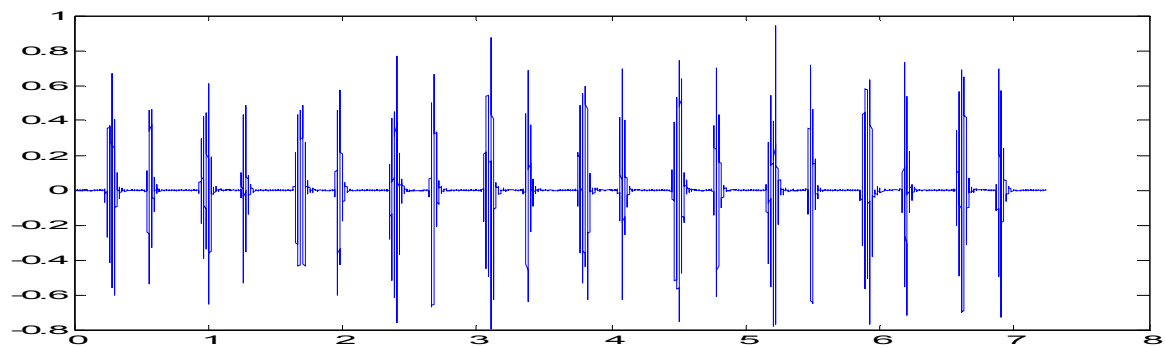


Fig. III. 1. Représentation temporelle des 10 premiers cycles du signal N

¹ NB : L'axe des x représente le temps, l'axe de s Y représente l'amplitude.

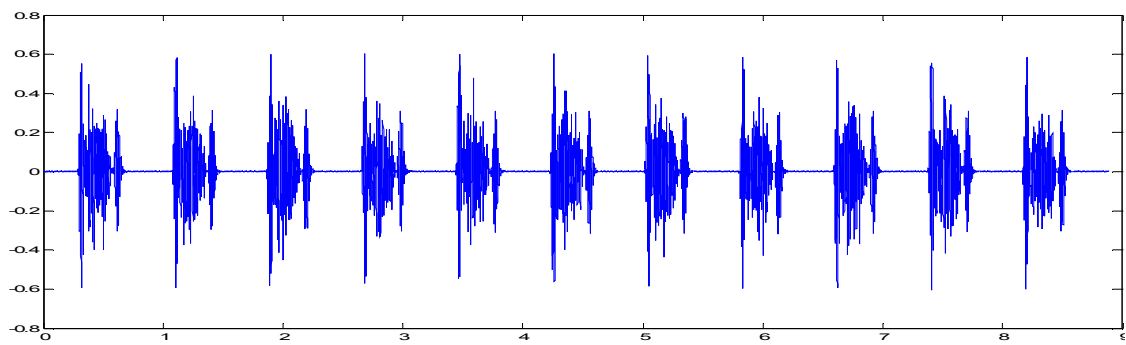


Fig. III. 2. Représentation temporelle du signal AS1

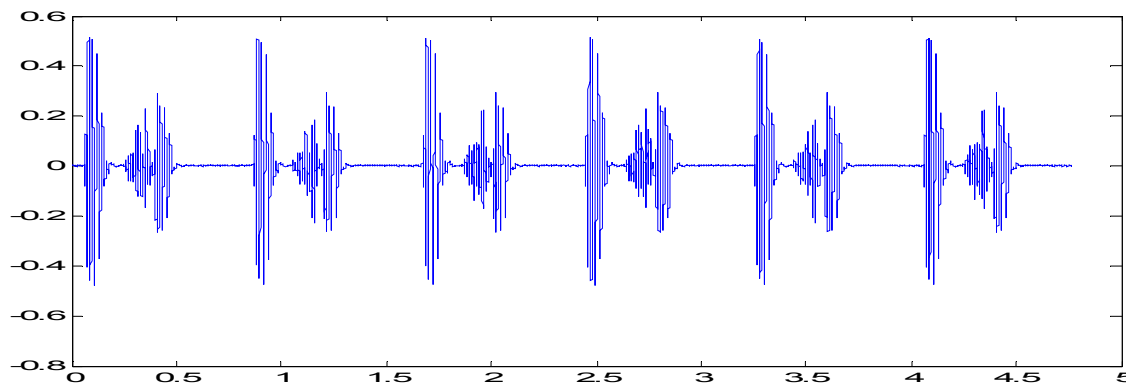


Fig. III. 3. Représentation temporelle du signal AS2

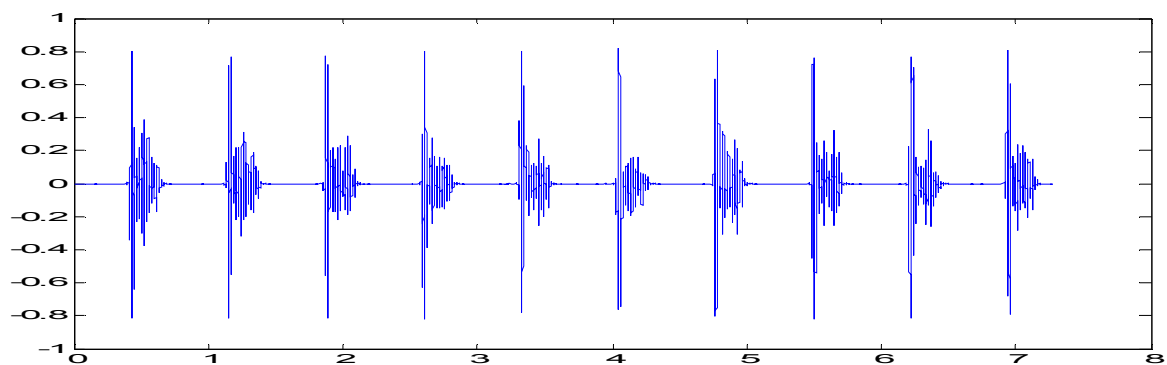


Fig. III. 4. Représentation temporelle des 10 premiers cycles du signal AS3

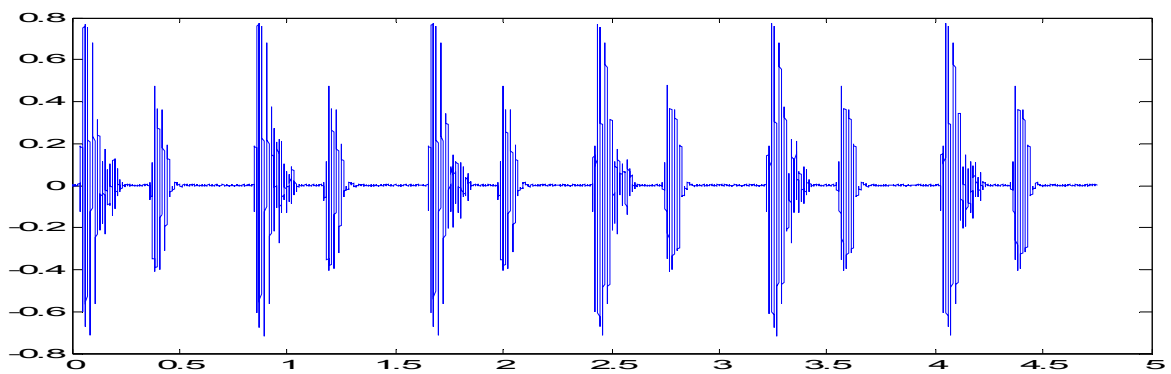


Fig. III. 5. Représentation temporelle du signal AS4

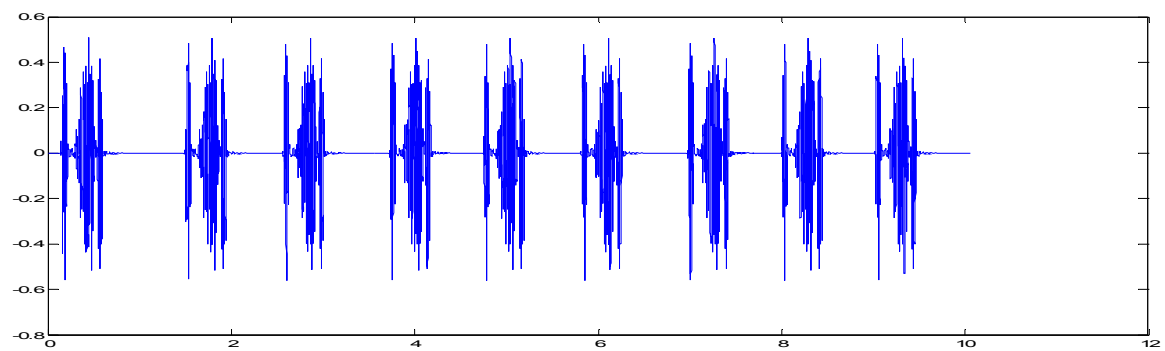


Fig. III. 6. Représentation temporelle du signal AS5

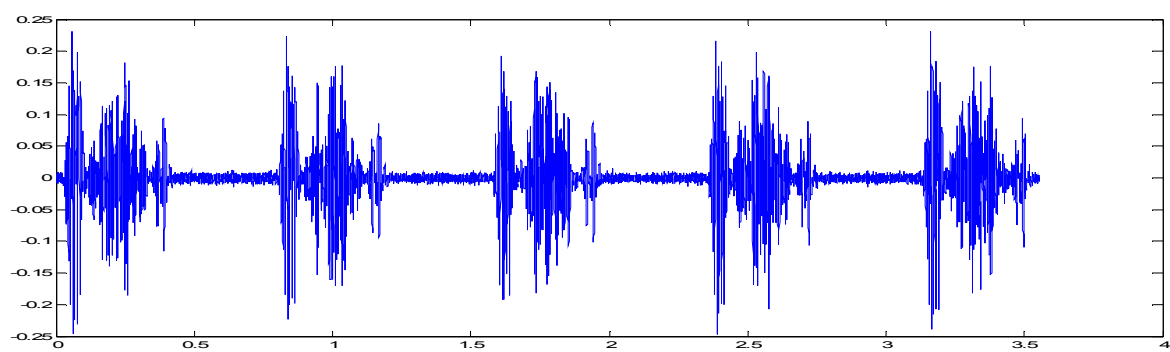


Fig. III. 7. Représentation temporelle du signal AS6

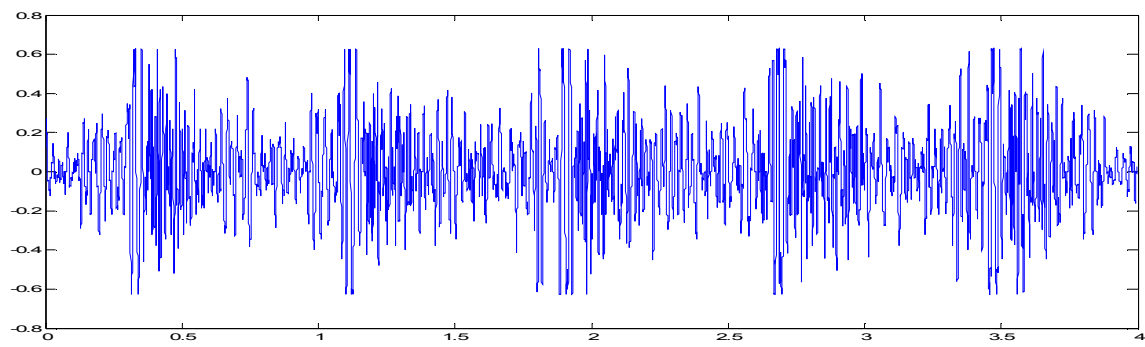


Fig. III. 8. Représentation temporelle du signal AS7

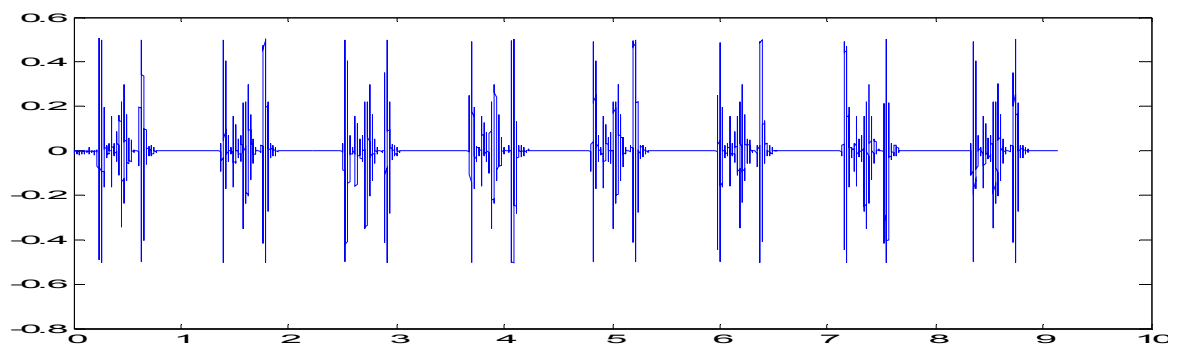


Fig. III. 9. Représentation temporelle du signal AS8

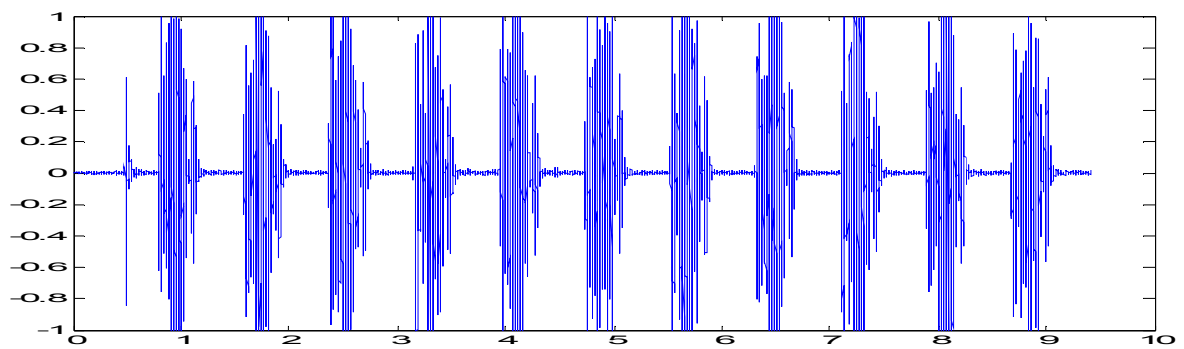


Fig. III. 10. Représentation temporelle du signal AS9

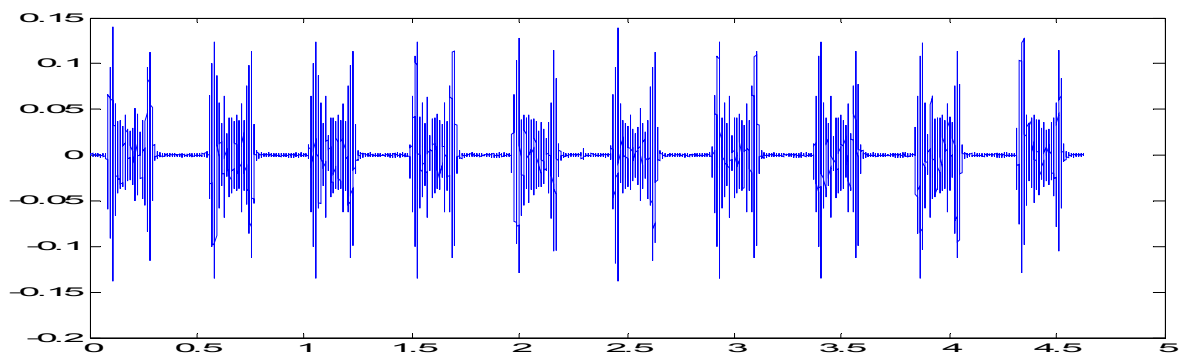


Fig. III. 11. Représentation temporelle des 10 premiers cycles du signal MI1

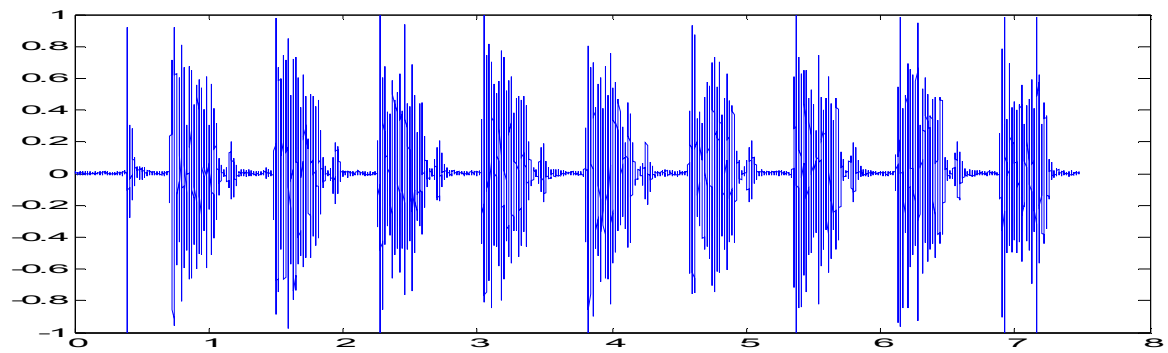


Fig. III. 12. Représentation temporelle du signal MI2

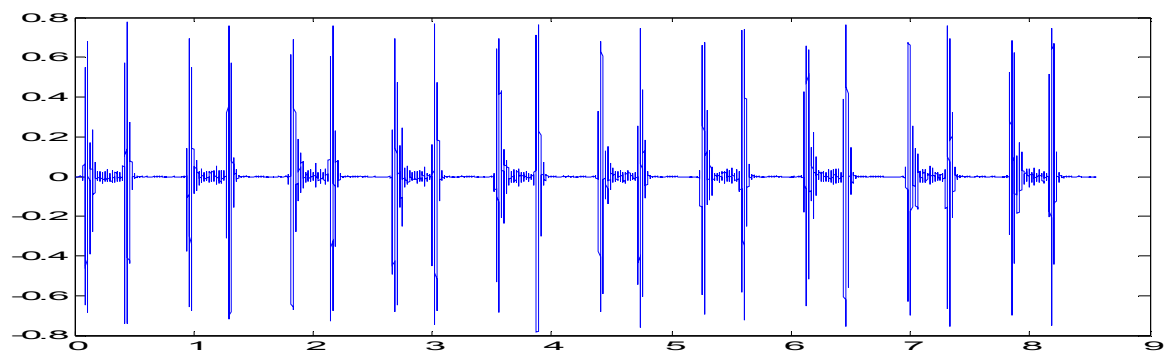


Fig. III. 13. Représentation temporelle des 10 premiers cycles du signal PS

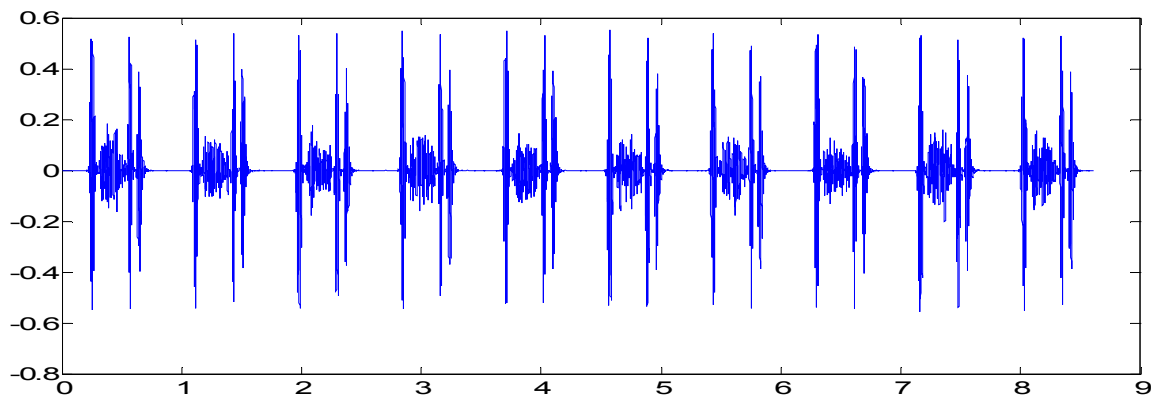


Fig. III. 14. Représentation temporelle des 10 premiers cycles du signal ASD

III. 2. 2. Algorithme de segmentation

La figure Fig. III. 15, Représente un schéma synoptique de l'algorithme de segmentation proposé.

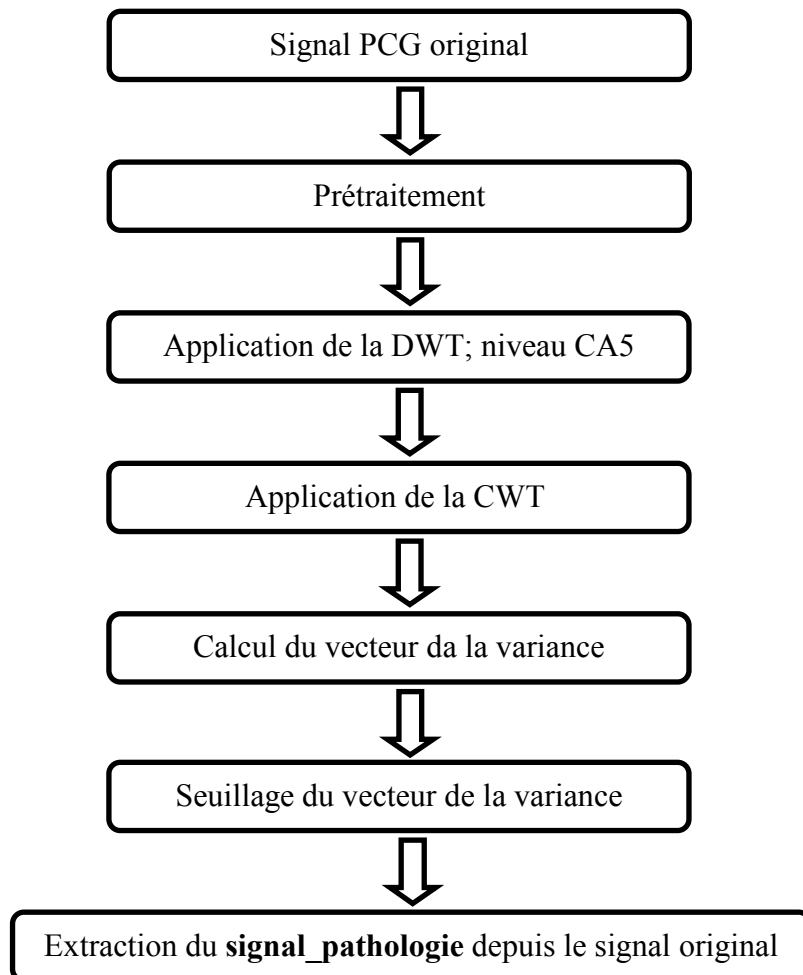


Fig. III. 15. Synoptique de l'algorithme de segmentation proposé

Après le prétraitement du signal PCG, l'algorithme de segmentation sera basé sur l'application de la DWT sur le signal PCG prétraité, et la CWT sur l'approximation CA5 déduite depuis ce signal. Après, la variance de chaque colonne pour chaque position temporelle des coefficients de la CWT sera calculée, le seuillage de la variance résulte en un signal carré qui est dans le cas idéal, égal à un dans la position temporelle indiquant les phases systoliques et diastoliques et égal à zéro dans la position temporelle, là où S1 et S2 existent. Les étapes de cet algorithme seront expliquées en détails par la suite :

III. 2. 2. 1. Prétraitement

Avant la procédure de segmentation, le signal PCG, noté $x(t)$ doit être prétraité. Il s'agit d'un filtrage, d'un ré-échantillonnage et d'une normalisation.

Du fait qu'un signal PCG présente une bande de fréquence dont la valeur maximale est à 500 Hz comme il est démontré dans [35] et [58], le signal $x(t)$ sera filtré par le biais d'un filtre passe-bas de type Butterworth, l'ordre du filtre $N=6$ et ayant une fréquence de coupure $F_c = 500$ Hz.

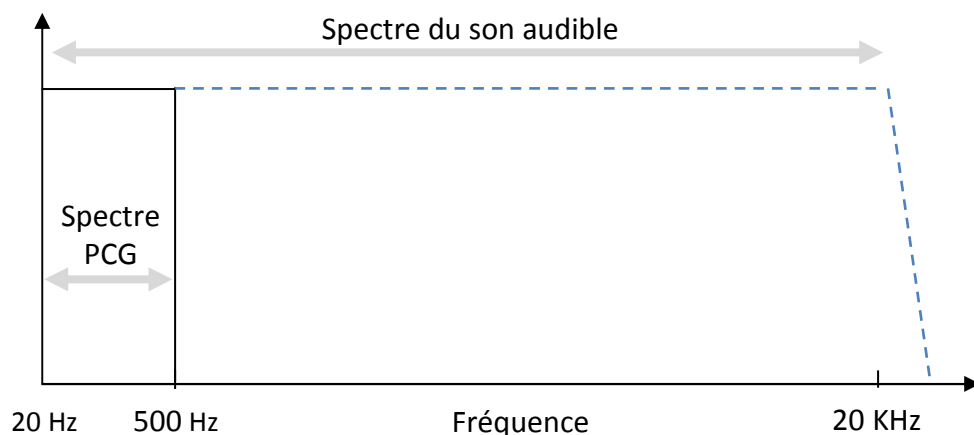


Fig. III. 16. Spectre d'un signal PCG

Après le filtrage, le signal obtenu sera ré-échantillonné à une fréquence $F_e = 8000$ Hz, on constate bien que la fréquence maximale d'un signal PCG, $F_{max} \sim 500$ Hz, reste toujours inférieure à la moitié de la fréquence d'échantillonnage¹ i.e. $F_e/2 = 4$ KHz.

Le signal résultant de l'étape précédente est normalisé d'une manière que la valeur maximale soit égale à 1, donc :

$$x_{norm}(t) = \frac{x(t)}{\max[|x(t)|]} \quad (\text{III. 1})$$

¹ D'après le théorème de Shannon, la fréquence d'échantillonnage doit être deux fois supérieure à la fréquence maximale du signal.

III. 2. 2. 2. Application de la DWT

Rappelons que la DWT d'un signal $x(t)$ à un seul niveau résulte en deux signaux, un signal qui correspond à une approximation de $x(t)$ et un autre signal correspondant aux détails du même signal. Nous allons donc appliquer cet aspect de la DWT sur le signal prétraité $x(t)$, la raison d'utiliser la DWT est due au fait que l'approximation d'un signal PCG contient les basses fréquences et les détails correspondent aux hautes fréquences, et puisque la fréquence des signaux S1 et S2 est presque toujours inférieure à la fréquence des signaux représentant des pathologies [3] [28], comme il est illustré dans la figure **Fig. III.17** (pour un signal PCG d'une sténose aortique); qu'on peut voir dans l'approximation d'un signal PCG à un certain niveau, on peut voir la disparition des signaux de hautes fréquences (i.e. les pathologies). Dans ce travail, la DWT est appliquée sur le signal PCG jusqu'au niveau CA5 en utilisant l'ondelette de Ingrid Daubechies (db2), La figure **Fig. III.18**, représente les approximations et les détails du signal AS2 au niveau 5.

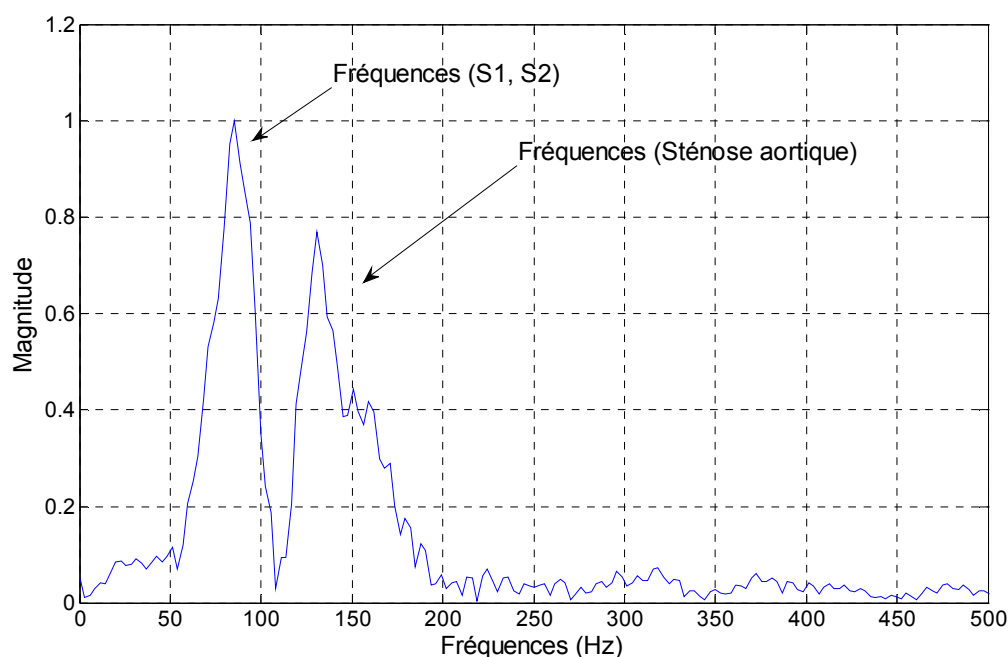


Fig. III. 17. Plages de fréquences d'un signal PCG de type AS

il est clair que les fréquences des composantes fondamentales sont inférieures que celle de la pathologie

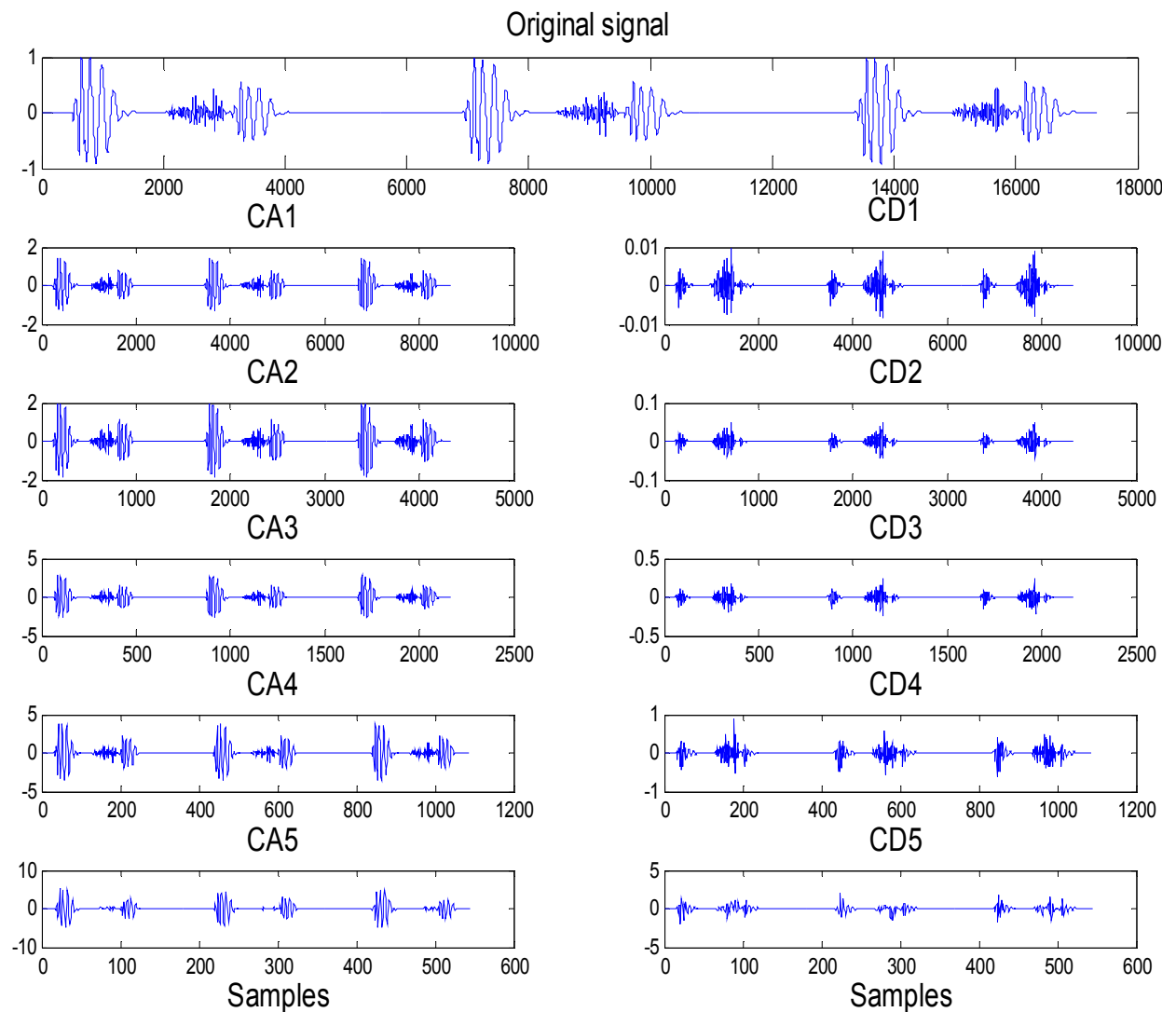


Fig. III. 18. Décomposition selon 5 niveaux (db2) du signal AS2 (trois premiers cycles)

On voit bien que dans l'approximation CA5 du signal représentant une sténose aortique que le signal représentant la pathologie a été atténué et presque absent (pour la faveur de S1 et S2).

Donc le signal CA5 est le seul qui sera pris en considération durant les étapes suivantes. En effet, ce signal i.e. CA5, sera étudié sans reconstruction, c'est-à-dire sans lui faire un sur-échantillonnage (up-psampling) ; donc la taille de CA5, c'est la taille du signal original divisée par 2^5 . La figure suivante **Fig. III. 19**, Représente en détails les étapes de décomposition du signal original en 5 niveaux.

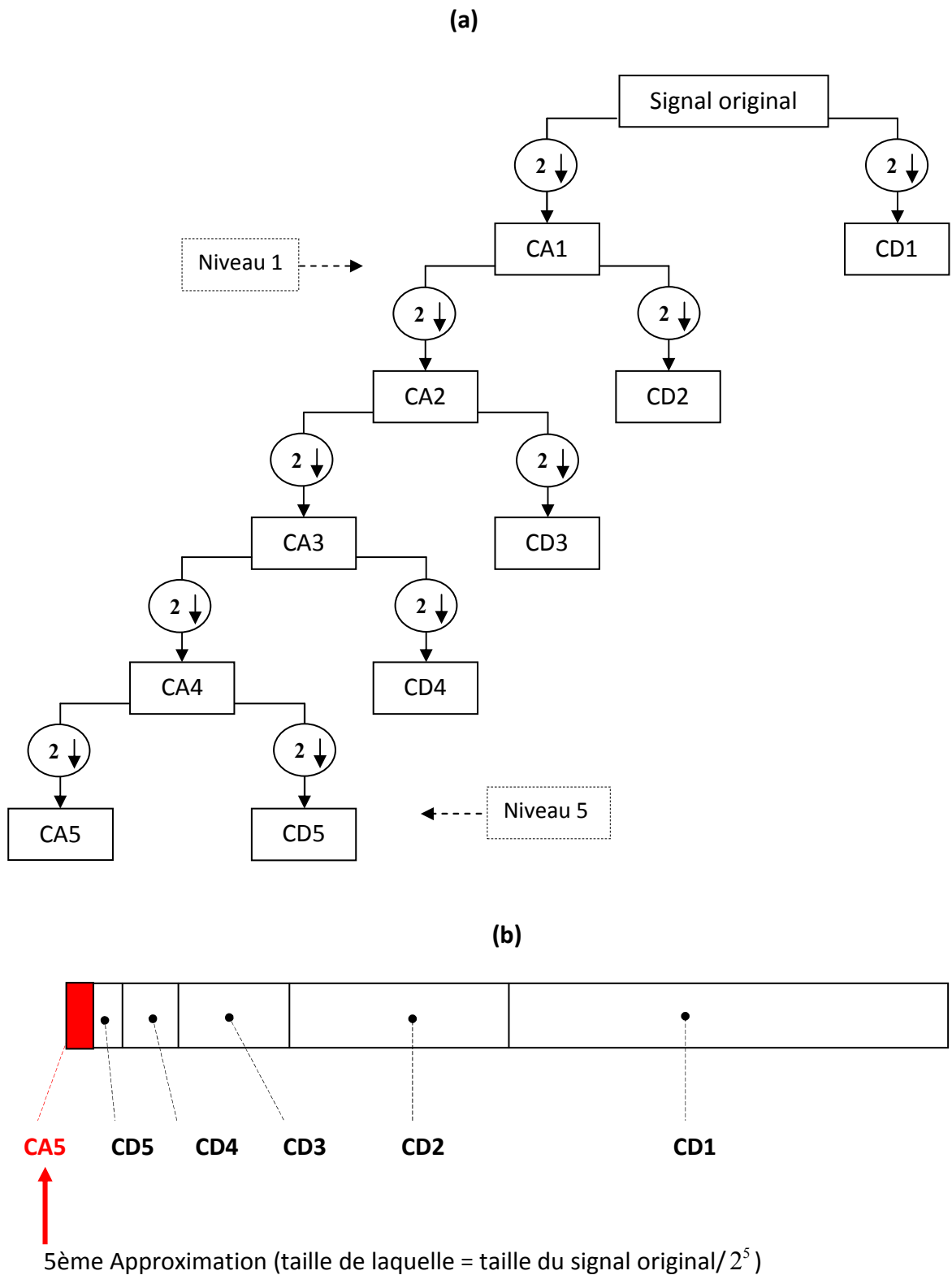


Fig. III. 19. (a) La routine de décomposition en 5 niveaux du signal original PCG. (b) Vecteur de décomposition, le signal CA5 seul est pris en garde pour être utilisé par la suite

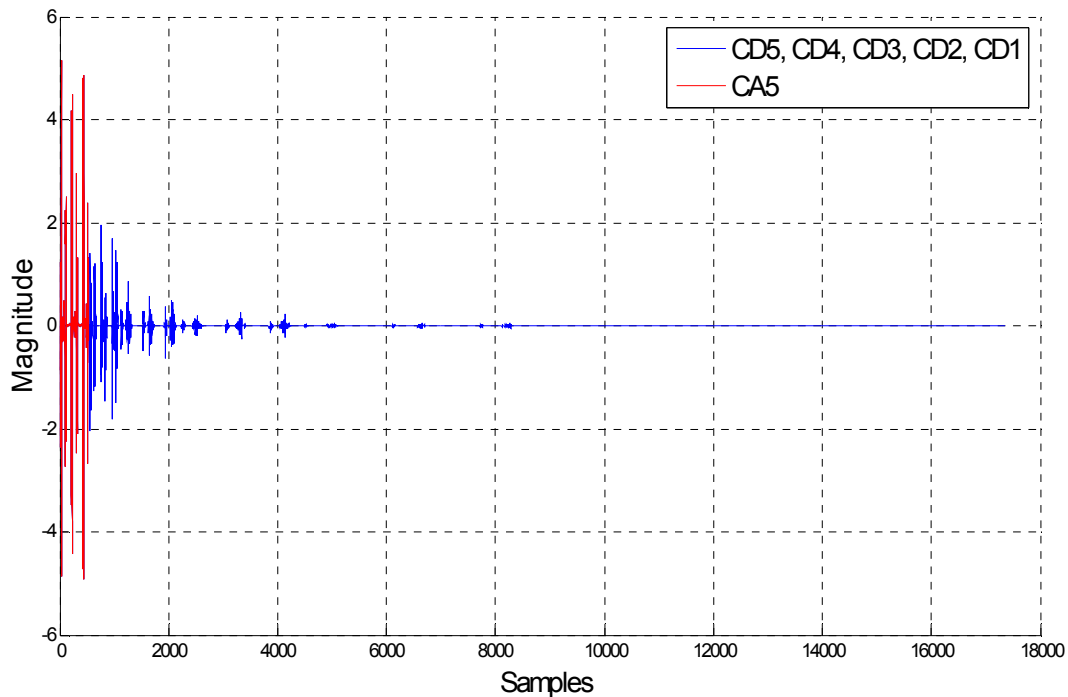


Fig. III. 20. Illustration du vecteur contenant les niveaux de décomposition, le signal CA5 (en rouge) sera gardé, les autres sont rejetés

Donc, dans l'étape précédente, on a utilisé la DWT au niveau 5 pour le filtrage du signal PCG tout en atténuant la partie contenant la pathologie, puis le signal CA5 qui représente l'approximation du signal PCG original sera utilisé dans les étapes suivantes, on parle ici d'un signal de taille égale à la taille du signal PCG initial divisée par 2^5 , c'est-à-dire qu'on va utiliser le niveau CA5 sans reconstruction.

III. 2. 2. 3. Application de la CWT

A la sortie du stage précédent, on obtient un signal dont le signal_pathologie est presque absent (i.e. il ne reste presque que les signaux S1 et S2), on lui applique la CWT pour obtenir une matrice contenant les coefficients d'ondelettes correspondants, le paramètre d'échelle a été varié de 2 à 10 dont l'énergie des signaux PCG était concentrée¹, en utilisant l'ondelette complexe de Morlet (cmor12-0.6). La figure **Fig. III. 21**, représente les coefficients de la CWT du signal capté à la sortie du stage DWT(AS2).

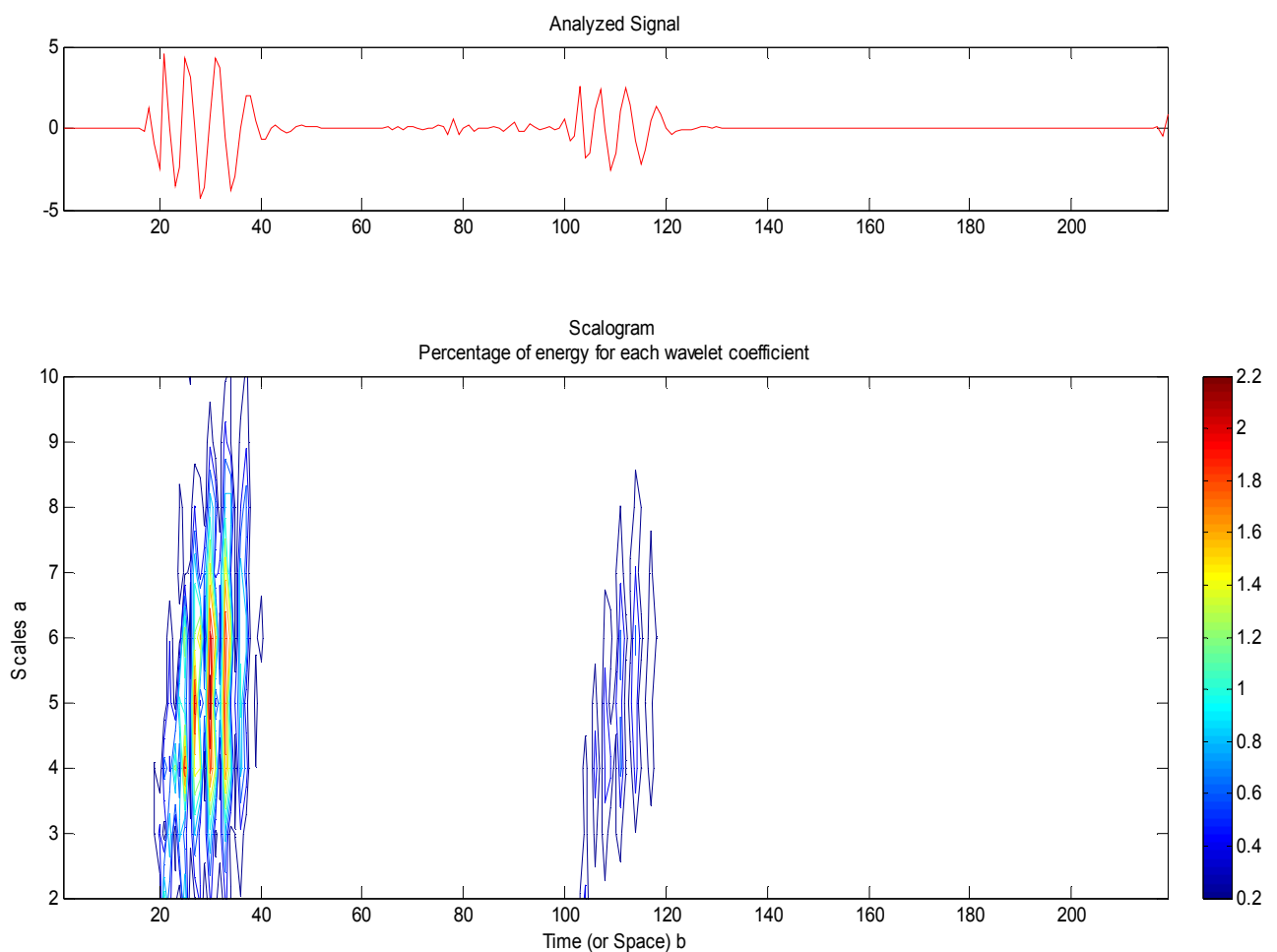


Fig. III. 21. Le contour plot des coefficients de la CWT du signal capté à la sortie du stage DWT(AS2)

¹ Le déchet du signal_pathologie qui reste lors de l'application de la DWT sera atténué par la CWT.

III. 2. 2. 4. Calcul de la variance

Il est bien connu dans la théorie de probabilités que la variance d'une variable aléatoire x (i.e. $\text{var}(x)$) est une mesure appropriée de la dispersion des valeurs possibles de x , mathématiquement la variance est égale à la moyenne de l'écart au carré de valeurs par rapport à la moyenne :

$$\text{var}(x) = \sum_{i=1}^n p_i (x_i - \mu)^2 \tag{III. 2}$$

μ est la moyenne des valeurs possible de x :

$$\mu = \sum_{i=1}^n p_i x_i \tag{III. 3}$$

Ça signifie que la variance d'une variable aléatoire constante est nulle (i.e. parce que la moyenne d'une variable constante, c'est elle-même), on ce qui concerne notre algorithme, on va calculer la variance de chaque colonne de la matrice de coefficients de la CWT déduite précédemment. La figure **Fig. III. 22**, représente la procédure d'extraction du vecteur de la variance depuis la matrice de la CWT.

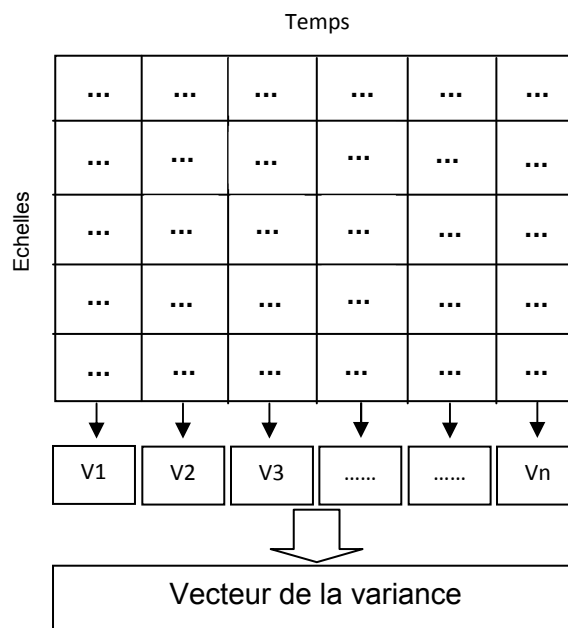


Fig. III. 22. La procédure d'extraction du vecteur de la variance depuis la matrice de la CWT

Il est à noter que la matrice (m x n) des coefficients de la CWT est à m lignes et n colonnes, le m représente le nombre d'échelles utilisés et le n représente l'espace temporel c.à.d. l'axe des temps du signal à analyser.

Le vecteur de la variance ainsi obtenu représentera des pics dont la position est celle de S1 et S2, et des valeurs très inférieures à celles des pics dont la position est correspondante à la pathologie du fait que le signal_pathologie a été atténué ou bien presque éliminé durant l'application de la DWT. L'astuce d'obtention des pics correspondants aux signaux S1 et S2 est que le signal filtré dans le stage de la DWT sera projeté sur l'espace de la CWT (qui résulte en effet en une matrice dont les lignes représentent les échelles utilisés i.e. 2-10, et les colonnes représentent le temps) et différentes valeurs de coefficients pour différents échelles (9 échelles) sont obtenues pour une même position temporelle, cette différence de valeurs est reflétée sur la valeur de la variance, plus la différence est grande plus la variance est grande. Cependant, pour les pathologies la plus grande partie d'énergie a été éliminée lors du stage de la DWT alors que la variance va être forcément inférieure de celle de S1 et S2 ; ce qui résulte en des pics indiquant les positions de S1 et S2, La figure **Fig. III. 23. (b)**, représente le vecteur_variance¹ des coefficients de la CWT et la 5^{ème} approximation **Fig. III. 23. (a)**.

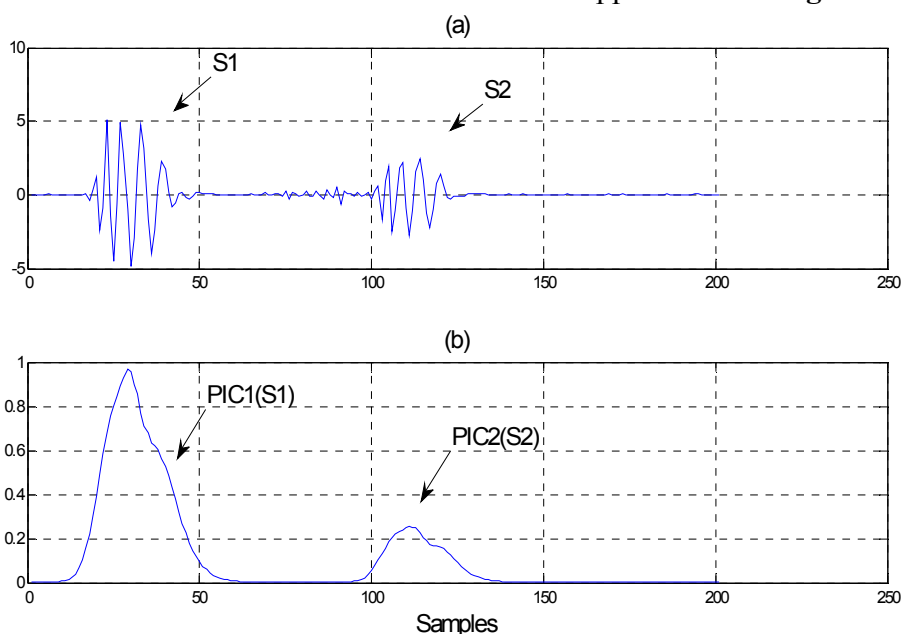


Fig. III. 23. Représentation de la 5^{ème} approximation et du vecteur de variance. (a) Signal CA5. (b) Vecteur de la variance accompagnant

III. 2. 2. 5. Interpolation et seuillage de la variance

En effet, la taille du vecteur de la variance est la même que celle du signal CA5; qui est la taille du signal PCG initial divisée par 32 (2^5). Ce vecteur sera ré-échantillonné pour avoir la même taille que le signal PCG original. Pour ce faire, on va procéder avec la

¹ Le vecteur de la variance est normalisé dont le maximum sera à 1, et interpolé pour avoir la même taille que le signal PCG original $x(t)$ comme on verra dans la section suivante.

méthode d'interpolation par ondelettes (ou bien reconstruction par ondelettes), les étapes de telle méthode sont les suivantes :

- Etape1 : Créer un vecteur zéro, dont la taille est la même que celle du signal PCG original.
 Etape2 : les éléments de la première partie (la taille de cette partie est celle du vecteur de variance) seront remplis par les éléments du vecteur de la variance lui-même, les autres éléments restent mis à zéro.
 Etape3 : Reconstruire (interpoler) le vecteur déduit lors de l'étape 2 par la méthode d'interpolation par ondelettes (db2 a été utilisée). Le vecteur résultant est le vecteur de variance ayant une taille égale à celle du signal PCG initial.

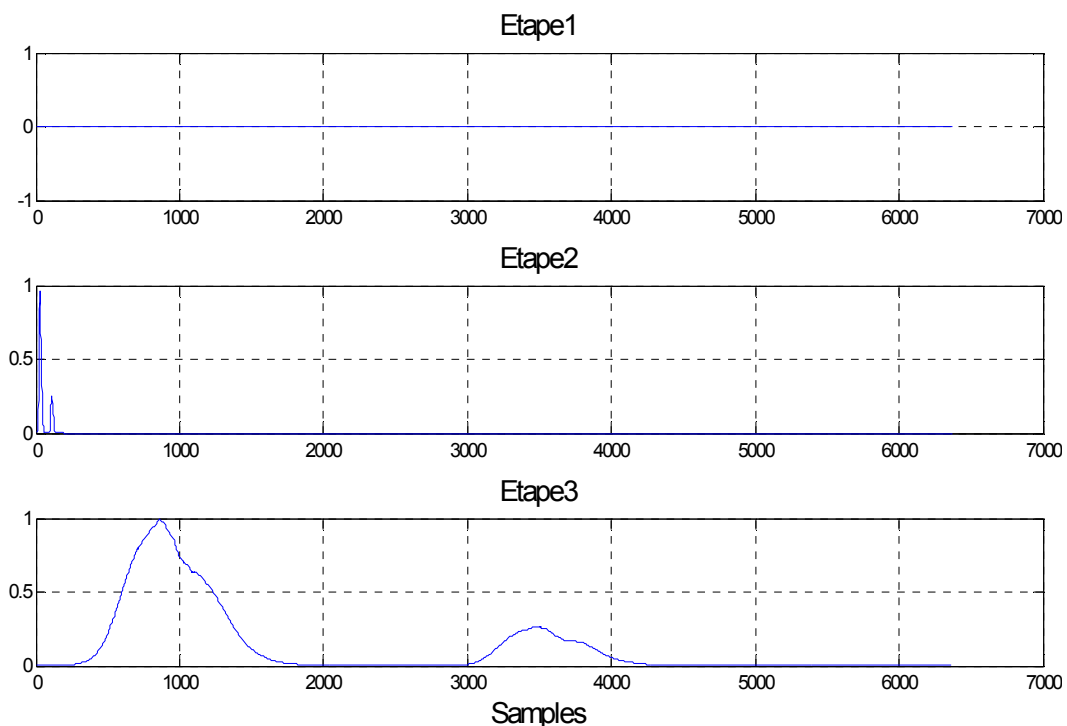


Fig. III. 24, Représentation des étapes de reconstruction par ondelettes du vecteur de variance

Après avoir les pics correspondants aux positions de S1 et S2, on va maintenant introduire un seuil de sélection sur le vecteur de variance comme suit :

- Les valeurs du vecteur_variance qui sont inférieures au seuil sont mises à 1.
- Les valeurs du vecteur_variance qui sont supérieures au seuil sont mises à 0.

Le seuillage précédent va nous permettre d'avoir un signal binaire dont il y'aura deux valeurs possibles :

- Egal à un dans la position temporelle indiquant les deux régimes systolique et diastolique (où les pathologies peuvent être présentes).
- Egal à zéro ailleurs (i.e. dans les positions temporelles de S1 et S2).

Notamment, le seuil a été fixé pour toutes les bases de données ($TH = 15\%$ de la valeur maximale). La figure **Fig. III. 25**, représente le vecteur_variance calculé dans l'étape précédente en superposition avec le seuil TH et le signal binaire correspondant dénommé 'filtre de sélection'.

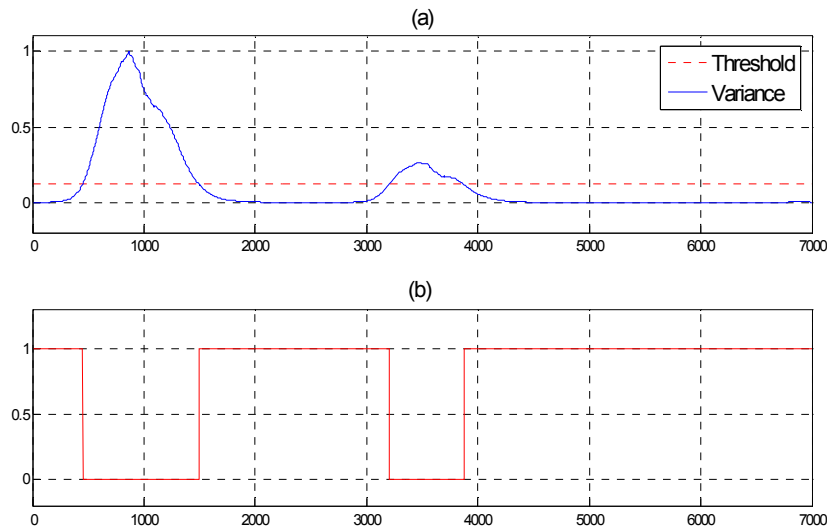


Fig. III. 25. Représentation de. (a) Vecteur de la variance et le seuil. (b) Filtre de sélection

III. 2. 2. 6. Extraction de la pathologie

On arrive donc à l'étape finale de notre algorithme de segmentation ; l'extraction de la pathologie est accomplie en faisant un produit scalaire point par point du signal PCG original avec le filtre de sélection déduit préalablement. Il est clair que les signaux S1 et S2 vont disparaître et le signal_pathologie sera présent seul.

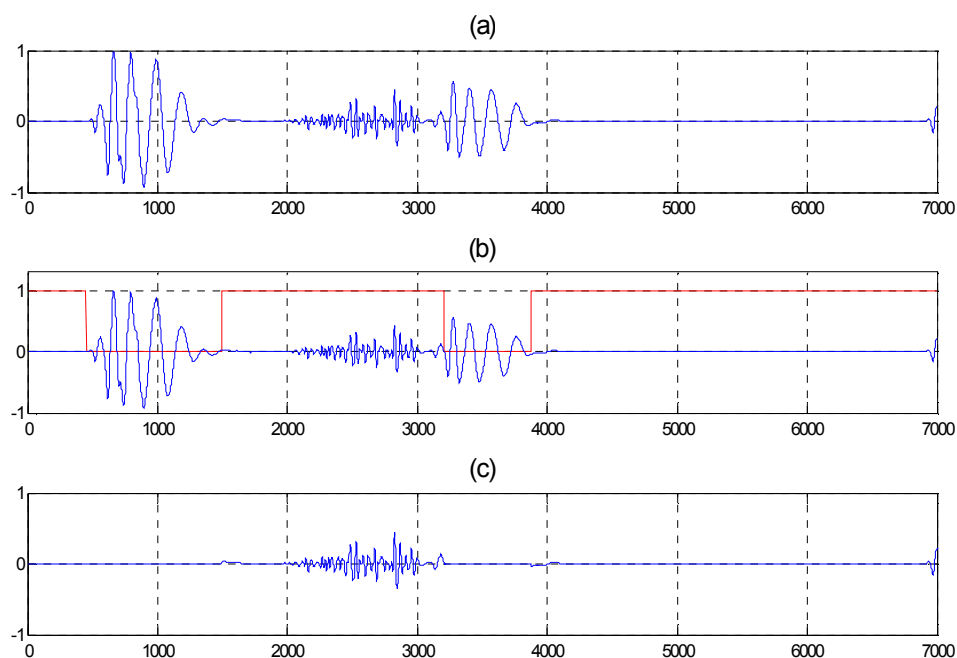


Fig. III. 26. Représentation. (a) Signal original. (b) Filtre de sélection appliqué sur le signal. (c) Pathologie isolée (Segmentée)

L'algorithme de segmentation présenté a été appliqué sur toutes les bases de données représentées précédemment, les figures concernant les étapes de cet algorithme seront illustrées pour chaque type de pathologie :

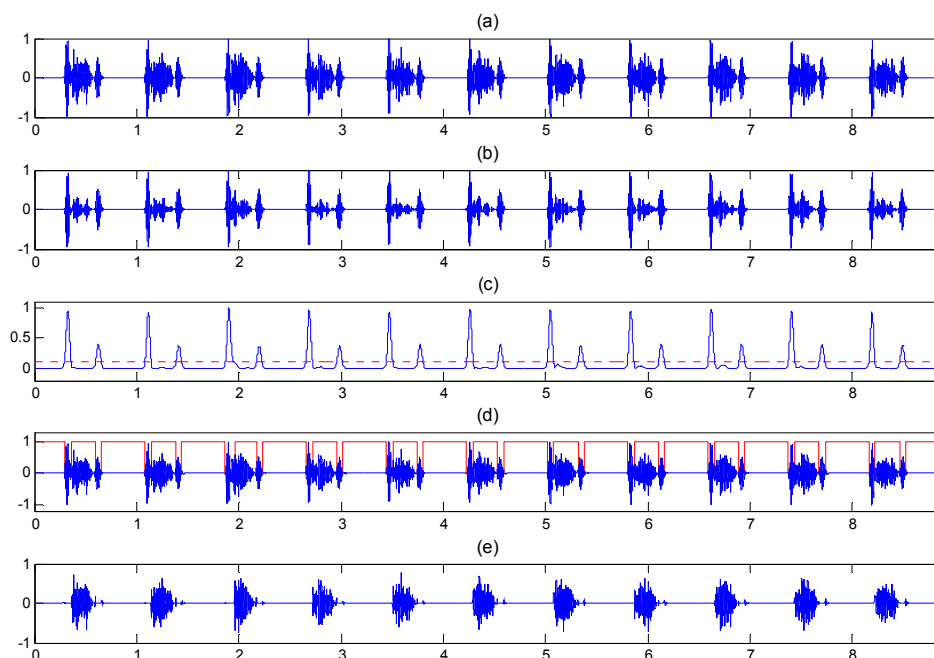


Fig. III. 27. Procédures de segmentation pour le signal AS1. (a) Signal PCG. (b) Approximation CA5. (c) Vecteur_variance et seuil. (d) Filtre de sélection. (e) Le Signal_pathologie

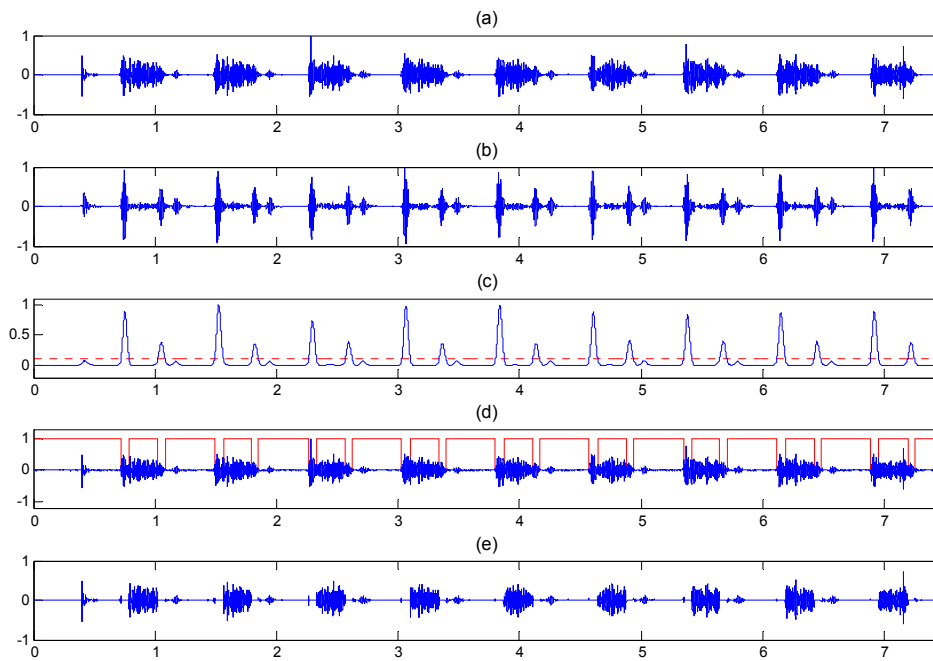


Fig. III. 28. Procédures de segmentation pour le signal MI2

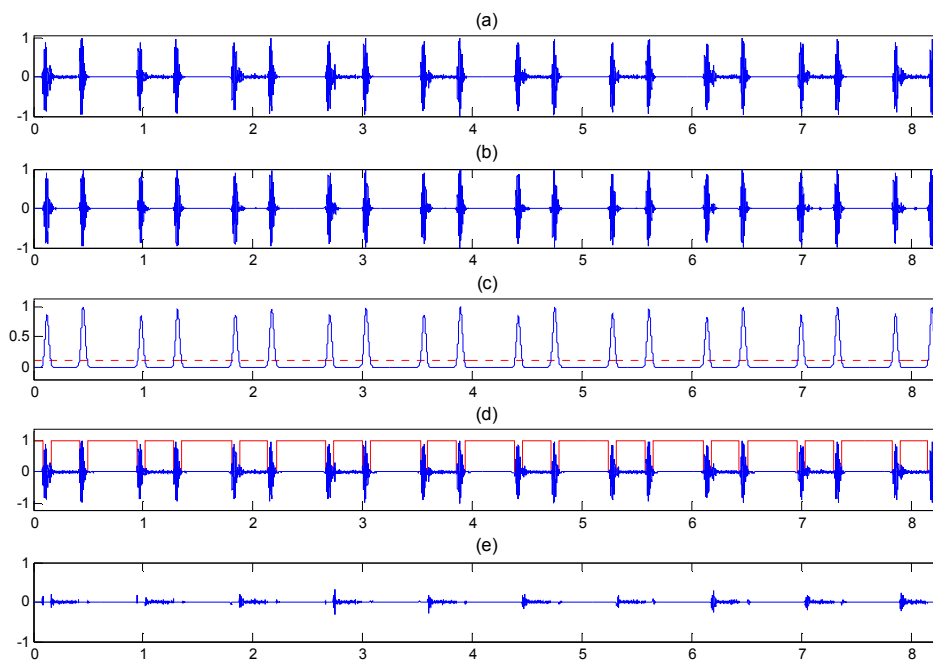


Fig. III. 29. Procédures de segmentation pour les 10 premiers cycles du signal PS

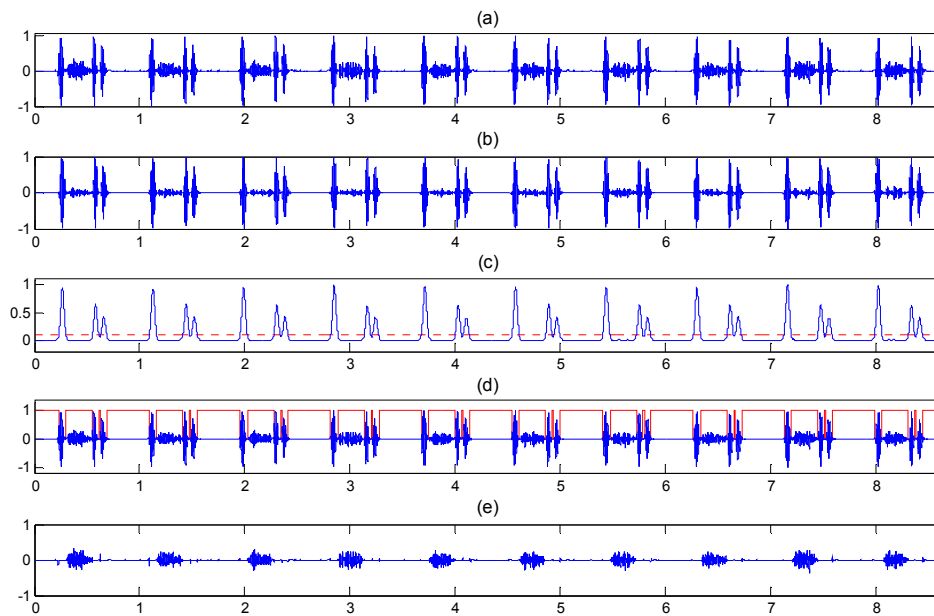


Fig. III. 30. Procédures de segmentation pour les 10 premiers cycles du signal ASD

Alors que pour un signal PCG sain, il ne faut trouver rien (signal zéro), car aucune pathologie n'est présente.

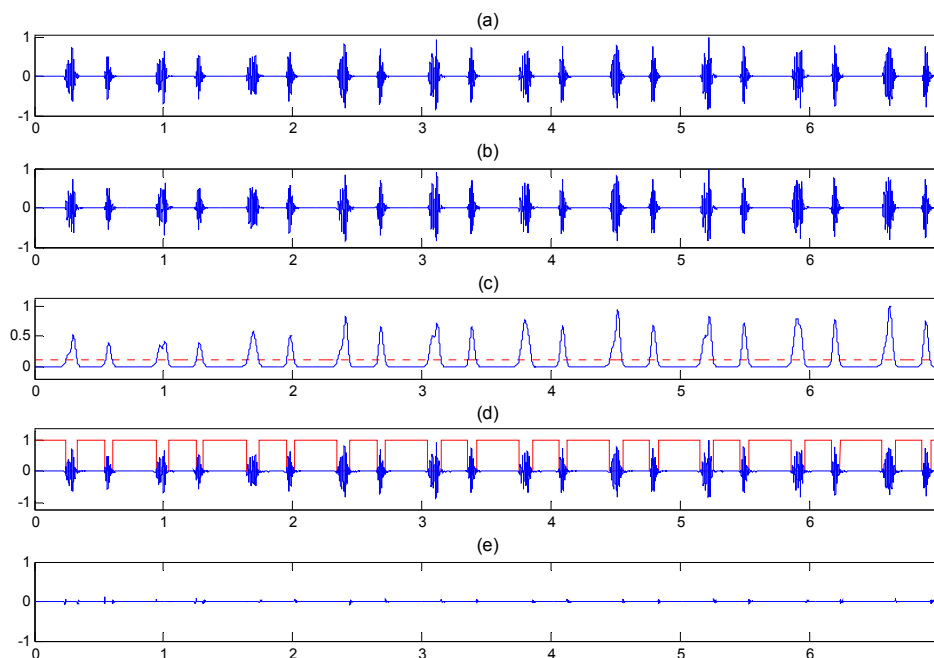


Fig. III. 31. Procédures de segmentation pour les 10 premiers cycles du signal N

III. 2. 3. Résultats et discussion

L'algorithme proposé a été testé sur toutes les bases de données décrites dans **Tableau. III.1**, les résultats de segmentation sont les suivants.

Type du son cardiaque	Nbre. De cycles cardiaques	Cycles cardiaques totalement segmentés	Performance (%)
N	101	101	100
MI	73	69	94,52
PS	86	80	93,02
AS	139	117	84,17
ASD	95	84	88,42
Total	494	451	91,29

Tableau. III. 2. Résultats de segmentation des différents sons cardiaques

Cet algorithme a bien segmenté 451 cycles cardiaques depuis un total de 494 cycles cardiaques, on parle ici d'une performance de segmentation légèrement supérieure à 91 %. On voit que les problèmes de segmentation ne se posent généralement que pour la sténose aortique et le défaut septal atrial ou des cas critiques ou sévères de la sténose aortiques, ça revient à l'amplitude de ces pathologies qui était presque au même niveau que S1 et S2 ou revient même aux autres bruits additifs (e.g. sons des poumons durant la respiration) que ce soit pour notre algorithme ou pour les autres méthodes de segmentation cités dans l'introduction de ce chapitre.

On a remarqué dans quelques recherches, e.g. [28], que l'auteur a utilisé un seuil propre pour chaque signal PCG, c'est-à-dire qu'il est déterminé chaque fois manuellement pour chaque signal PCG. Afin de régler ce problème et de concevoir un système de fonctionnement automatique sans intervention extérieure, nous avons essayé de fixer le seuil TH pour tous les signaux (TH= Cste =15%), le défaut remarqué sur cette technique est la difficulté de choisir un seuillage standard pour tous les signaux PCG.

La raison pour laquelle on a choisi la paire d'ondelettes db2-Morlet pour les stages de la DWT et la CWT respectivement, est que la bonne performance de segmentation a été obtenue en utilisant cette paire, des études précédentes [36] ont prouvé ainsi, que l'ondelette de Morlet est la bonne version dédiée à l'analyse des signaux PCG par la CWT, ça est dû à la ressemblance de cette famille d'ondelettes dans la forme, aux signaux S1 et S2 alors que les valeurs de la corrélation entre l'ondelette de Morlet et les signaux S1 et S2 seront fortes, le **Tableau. III. 3**, illustre les performances de segmentation obtenues pour chaque paire DWT-CWT (cmor12-0.6) en utilisant les familles d'ondelettes les plus fréquemment utilisées en traitement du signal et de l'image. Notamment, on a utilisé les familles d'ondelettes de : Daubechies, Symlets, Coiflet, Biorthogonale, quelques résultats de segmentation sont tabulés dans le tableau suivant :

	Db1	Db2	Db3	Db4	Db5	Sym4	Sym5	Coif1	Bior1.3
N	100	100	100	98.01	97.02	100	100	100	100
MI	94.52	94.52	91.78	90.41	89.04	93.15	93.15	91.78	93.15
PS	90.69	93.02	88.37	89.53	84.88	90.69	89.53	86.04	89.53
AS	82.01	84.17	81.29	75	74.1	80.57	79.85	80.57	79.85
ASD	90.52	88.42	90.52	89.47	86.31	89.47	87.36	88.42	86.31

Tableau. III. 3. Résultats de segmentation pour chaque paire DWT- CWT (cmor12-0.6)

Il est à noter que le processus de segmentation le plus rapide était en utilisant la paire db1-Morlet; alors que la bonne performance était avec db2-Morlet.

III. 3. Conclusion

Dans ce chapitre, on a présenté une nouvelle méthode de segmentation des signaux PCG, l'algorithme proposé a été utilisé pour extraire les limites temporelles des différentes pathologies et isoler ces dernières.

Non seulement dans notre travail mais presque dans tous les travaux publiés dans la littérature qu'on est toujours en face de quelques problèmes de segmentation avec quelques signaux, particulièrement la sténose aortique et la sténose aortique critique ou sévère à cause de sa forte intensité qui est presque au niveau de S1 et S2, ce qui pose des problèmes lors de la segmentation de ces types de signaux.

Le défaut remarqué sur l'algorithme de segmentation est son seuil TH fixe, la fixation de TH est difficile car certains signaux nécessitent un petit seuil, d'autres signaux nécessitent un seuil relativement grand qu'il faut faire un compromis dont il est difficile à trouver, il est à noter que le seuil TH a été fixé afin de concevoir un système de segmentation automatique sans intervention extérieure au contraire des méthodes de segmentation citées dans l'introduction de ce chapitre qui nécessitent chaque fois de trouver le seuil propre de chaque signal et ça prend un peu du temps et est loin d'être implémenté; le chapitre qui va suivre est consacré à la caractérisation et la classification des signaux PCG segmentés.

Chapitre IV

Diagnostic des pathologies cardiaques par RNA¹

¹Abr. Française : Réseaux de neurones artificiels.

IV. 1. Introduction

Les signaux qui ont été segmentés précédemment vont être classifiés en utilisant un système neuronal artificiel. Notamment, les procédures du système de segmentation-classification sont décrites dans la **Fig. IV. 1**.

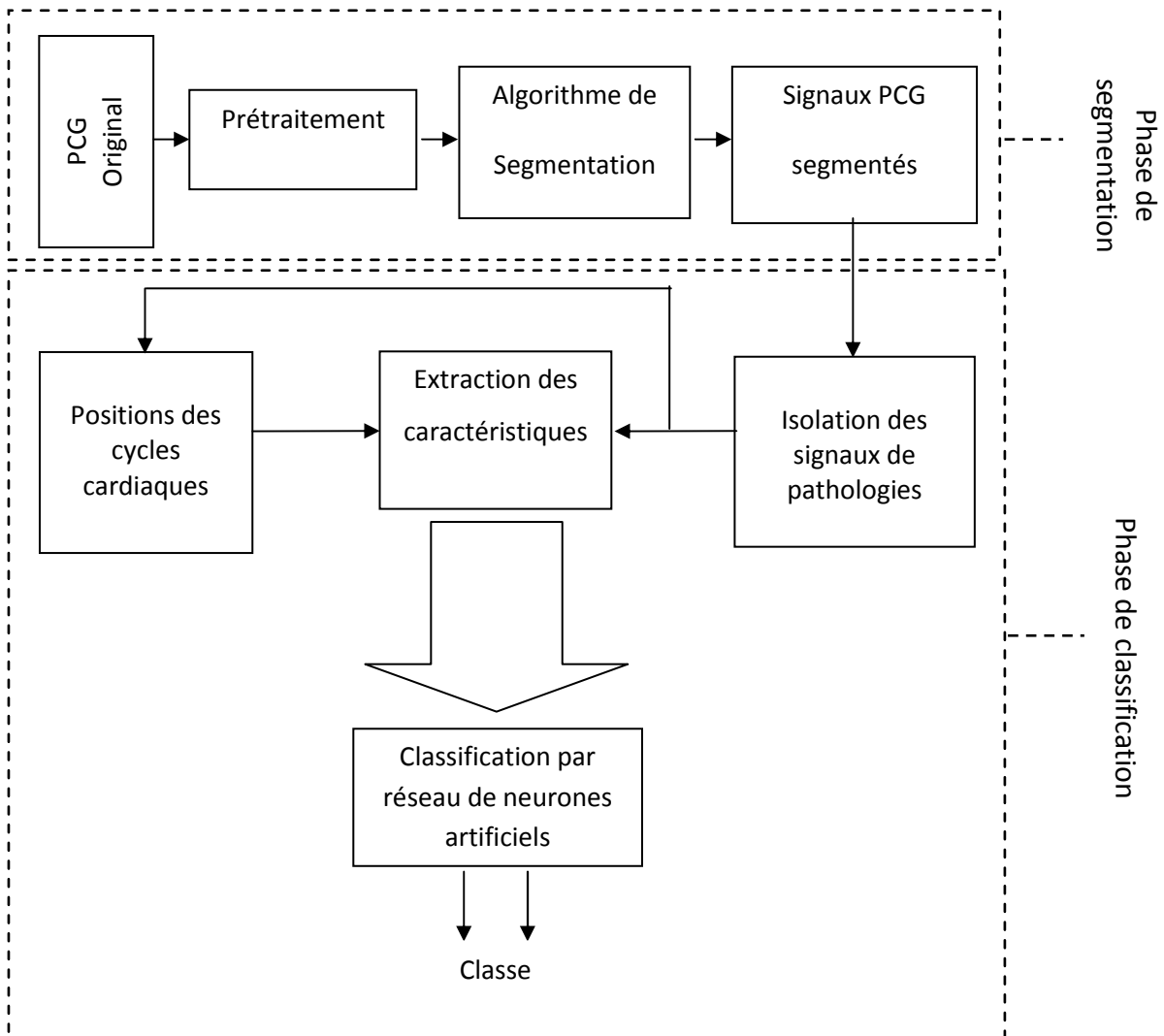


Fig. IV. 1. Schéma synoptique du système de segmentation-classification proposé

Pour la classification des signaux segmentés, plusieurs études pertinentes basées sur les réseaux de neurones [37-39] ont été réalisées, il a été prouvé dans [38] qu'un réseau de neurone MLP à rétro-propagation prend une longue durée d'apprentissage, ceci est peut être dû à (i) un grand nombre de neurones dans les couches cachées et (ii) un grand nombre de caractéristiques destinées à la classification, nous avons observé aussi dans la plupart des travaux publiés que le processus d'extraction de caractéristiques se fait en prenant tout

le cycle cardiaque en compte en incluant les sons cardiaques fondamentaux (i.e. S1 et S2), alors que telle technique va rendre la discrimination entre les différentes pathologies à être difficile ainsi que les taux de classifications ne seront pas assez satisfaisants. Dans ce contexte, on a présenté dans ce mémoire une technique de classification différente [64], dont on va baser uniquement sur les signaux représentant les différentes pathologies lors de l'extraction de caractéristiques. Il est remarqué aussi qu'avec cette technique que le système de classification ne nécessite pas autant de caractéristiques car la discrimination entre les pathologies ne sera pas difficile et que l'architecture du système de classification est aussi simple à implémenter.

IV. 2. Réseaux de neurones artificiels ANN¹

IV. 2. 1. Introduction

Introduits initialement comme une inspiration ou bien une tentative de modélisation du système nerveux humain, les réseaux de neurones artificiels sont devenus plus populaires dans les dernières années dans diverses applications citant les prédictions financières, reconnaissance de formes, détection d'objets...etc.

Historiquement, McCulloch et Pitts (1940) faisaient les premiers pas sur les réseaux de neurones en introduisant le premier modèle neuronal formel [40], qui a été développé par la suite et utilisé dans diverses applications, d'autres activités sur cet axe ont été élaborées mais elles n'étaient pas assez suffisantes jusqu'à l'invention du premier perceptron en 1958 par Rosenblatt [41], qui a introduit la technique d'apprentissage en se basant sur la correction d'erreur du modèle proposé par McCulloch et Pitts.

Un neurone formel est souvent connu sous le nom 'unité de calcul' PE² et consiste en une cellule ayant une ou plusieurs entrées x_i , chacune d'elles est pondérée par son propre poids synaptique W_i et son biais b et connectée comme entrée à l'unité de calcul pour produire la sortie correspondante y_i qui est calculée à partir des entrées, des poids et biais et estimée selon la fonction de transfert de l'unité de calcul, cette fonction est connue sous le nom fonction d'activation [43].

Dans sa première version, le neurone formel de McCulloch et Pitts était implémenté avec une fonction à seuil i.e. le neurone va calculer la somme pondérée des entrées $w_i x_i$ et la comparer avec le biais (le seuil), si le résultat est supérieur au seuil la sortie sera mise à un, sinon à zéro [44]. La relation reliant la sortie aux entrées est donnée par :

$$y = f(-b + \sum w_i x_i) \quad (\text{IV. 1})$$

¹ Abr. Ang. : Artificial neural networks.

² Abr. Ang. : Processing element.

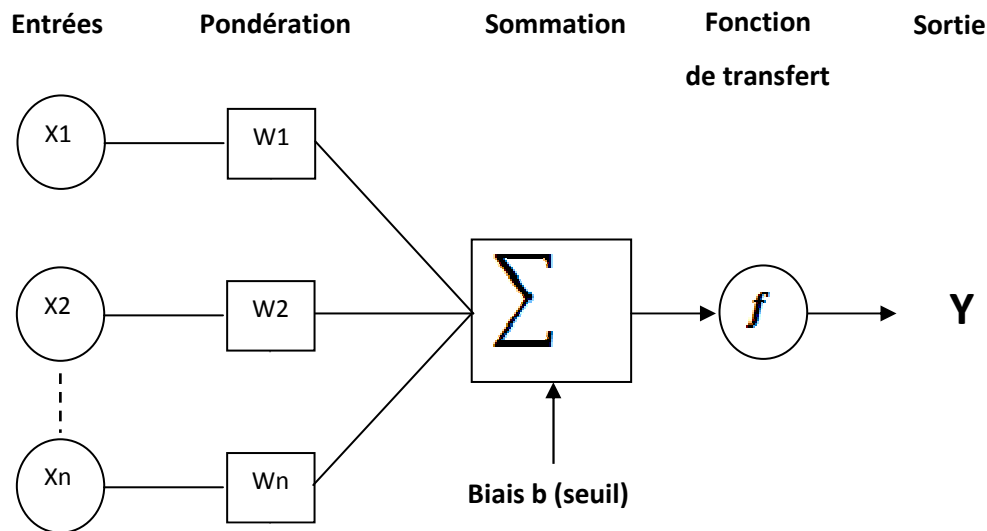


Fig. IV. 2. Structure d'un neurone formel

Un réseau de neurones est donc, une cascade de plusieurs couches de neurones élémentaires interconnectées entre elles dont le nombre minimum est trois et comprend une couche d'entrées, une ou plusieurs couches cachées et une couche de sortie; le nombre de couches cachées ainsi que le nombre de neurones dans les couches cachées et les fonctions de transferts correspondantes sont fonction de la complexité du problème dont l'architecture contenant un nombre minimal de couches et de neurones internes est toujours préférable afin de concevoir un système facile à implémenter et de minimiser le temps de calcul.

Nous nous sommes intéressés dans cette étude à l'application du perceptron multicouche (MLP)¹ qui a été fréquemment utilisé dans l'ingénierie biomédicale grâce à son efficacité de résoudre des problèmes de classification et de reconnaissance de formes. L'application du MLP sera effectuée comme suit [64] :

- L'extraction de caractéristiques depuis les signaux PCG segmentés.
- Trouver l'architecture du MLP qui semble la plus adaptée au problème.
- Utiliser l'architecture précédente pour classifier différents signaux PCG.

IV. 2. 2. Le perceptron multicouches MLP

Au début des années soixante, Rosenblatt avait présenté son perceptron [41], une version qui ne diffère du fameux neurone formel de McCulloch et Pitts que par son algorithme d'apprentissage qui consiste à minimiser l'erreur d'approximation. En 1969, M. Minsky et S. Papert [45], avaient prouvé la limite du perceptron pour des problèmes non linéaires, particulièrement ils ont démontré que le problème de la porte logique XOR est

¹Abr. Ang. : Multi-Layer Perceptron.

insoluble en utilisant le perceptron; de plus le perceptron est incapable de résoudre des problèmes de multi-classes (i.e. nombre de classes supérieur à deux), Minsky et Papert ont présenté également un nouveau modèle pour la résolution du problème de XOR basé sur deux neurones dans la couche cachée et un neurone dans la couche de sortie, d'où l'apparition du perceptron multicouche sans apprentissage [46] et qui a été ensuite développé par Rumelhart [47] en introduisant l'algorithme d'apprentissage de rétro-propagation ou 'Back-propagation' là où la révolution des perceptrons multicouches prit place.

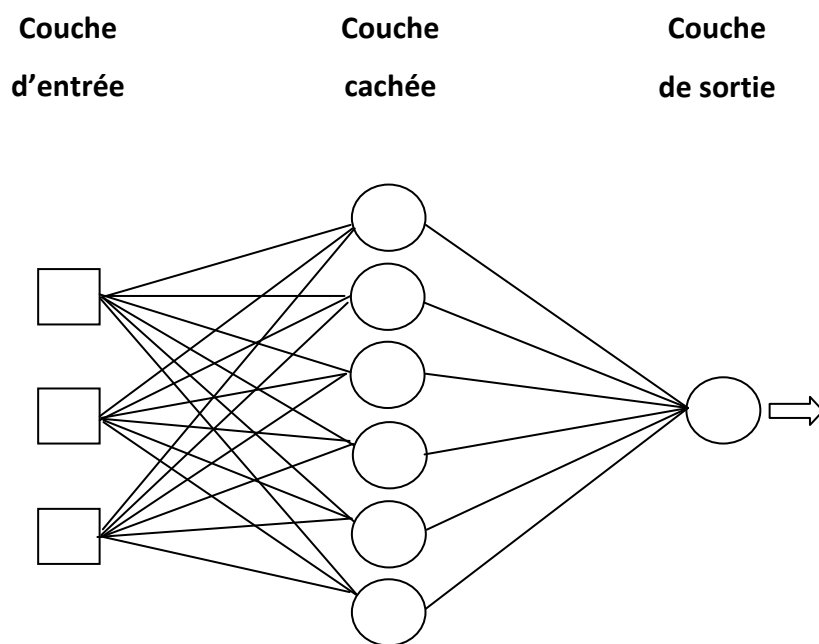


Fig. IV. 3. Architecture d'un MLP 3-6-1

Un MLP comme une modification du perceptron linéaire, est constitué de plusieurs couches (au moins trois, dont la couche d'entrée et la couche de sortie) interconnectées dans un sens direct, avec chaque couche entièrement connectée à la suivante (i.e. les sorties de chaque couche sont injectées comme entrées à la couche suivante), et le plus souvent toutes les unités de calcul des couches cachées possèdent la même fonction de transfert, le choix de la fonction de transfert, le nombre de couches cachées et le nombre des unités de calculs dans chacune d'elles revient à l'adaptabilité avec le problème à résoudre, la couche de sortie peut avoir une fonction d'activation différente [48].

Concernant l'apprentissage (i.e. le processus de modification des poids du réseau afin de l'adapter au problème) d'un MLP, il y'en a deux types d'apprentissage (i) Apprentissage supervisé dont le réseau est forcé d'être convergé vers une ou des valeurs prédéfinies a priori i.e. des entrées et des sorties (cibles) correspondantes sont injectées au

réseau qui va estimer l'erreur qui sera propagée en arrière (Back-propagation) pour modifier les poids et (ii) Apprentissage non supervisé dont aucune erreur n'est calculée car il n'y a pas de sortie(s) a priori et le réseau est laissé de se converger automatiquement, ce type d'apprentissage est utilisé souvent dans le clustering, la séparation aveugle de sources, et bien d'autres. Notamment, un MLP est entraîné par le biais d'un apprentissage supervisé pour des problèmes de classification et de reconnaissance de formes [49].

IV. 2. 3. Algorithme d'apprentissage supervisé

Pour un apprentissage supervisé, les observations (i.e. features) et les sorties désirées (i.e. targets) sont présentées au niveau d'un réseau de neurones, ce dernier va estimer la sortie et la comparer avec la sortie voulue, l'erreur de comparaison est calculée et comparée avec l'erreur d'arrêt (définie par un critère d'arrêt i.e. fonction de coût), si celle-ci est atteinte, l'apprentissage est fini sinon les poids du réseau seront modifiés et le processus précédent est répété jusqu'à ce qu'on arrive au point d'arrêt qui est prédéfini de plusieurs manières dont la plus utilisée est celle de l'erreur quadratique moyenne MSE¹, cette méthode d'apprentissage est connue sous le nom « Algorithme de rétro-propagation » [42].

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N E^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (\text{IV. 2})$$

N : Nombre d'échantillons (observations).

y_i : Sortie voulue (target).

\hat{y}_i : Sortie estimée.

L'algorithme de rétro-propagation est itératif, et s'agit de :

- **Etape 1** : Initialiser les poids du réseau.
- **Etape 2** : Présenter les entrées et les sorties (cibles désirées ou étiquettes i.e. labels).
- **Etape 3** : Estimer la sortie du réseau.
- **Etape 4** : Calculer l'erreur (fonction de coût) entre la sortie réelle et la sortie estimée par le réseau.
- **Etape 5** : Si l'erreur converge, aller à Etape 7, sinon aller à Etape 6.
- **Etape 6** : Adaptation des poids du réseau et aller à Etape 3.
- **Etape 7** : Fin d'apprentissage et sauvegarde des poids.

¹ Abr. Ang : Mean squared error.

Notamment, pour l'adaptation de poids d'un réseau de neurones, on donne la méthode itérative la plus reconnue de Widrow-Hoff [50], elle est définie par la relation (IV. 4):

$$W_{i+1} = W_i + \Delta W_i \quad (\text{IV. 3})$$

$$\Delta W_i = \mu(y_i - \hat{y}_i)x_i \quad (\text{IV. 4})$$

Avec :

W_{i+1} : Poids à adapter.

W_i : Poids précédent.

μ : C'est le coefficient d'apprentissage.

y_i : C'est la sortie désirée.

\hat{y}_i : C'est la sortie du modèle.

x_i : L'entrée du réseau

IV. 2. 4. Fonction de transfert

Le comportement d'un neurone ou d'un réseau de neurones dépend impérativement sur le nombre de couches cachées, le nombre de neurones dans chaque couche, le choix de valeurs des poids associés aux neurones et le choix de la fonction de transfert de chaque unité, cette dernière est très importante et détermine le fonctionnement et la performance du réseau en termes de taux de performance, vitesse de traitement et interprétation.

Que ce soit pour la classification et reconnaissance de formes ou pour l'approximation de fonctions, les fonctions de transfert (ou bien d'activation) les plus souvent utilisées prennent les formes : linéaire (rampe e.g. purelin), threshold (saturée e.g. hardlim ou hardlims), sigmoïdale (e.g. logsig, tansig). Généralement, les couches cachées d'un réseau de neurones sont de même fonction de transfert dont le choix est relatif à la complexité et la nature du problème [55].

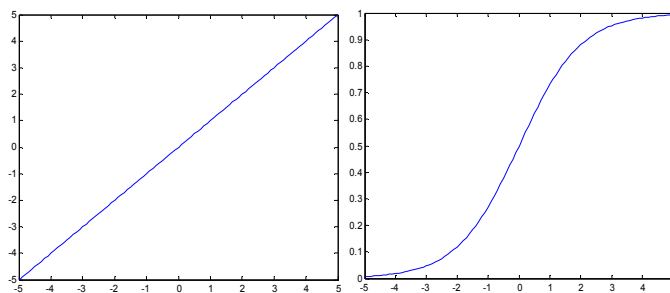


Fig. IV. 4. Allure de la fonction purelin **Fig. IV. 5.** Allure de la fonction logsig

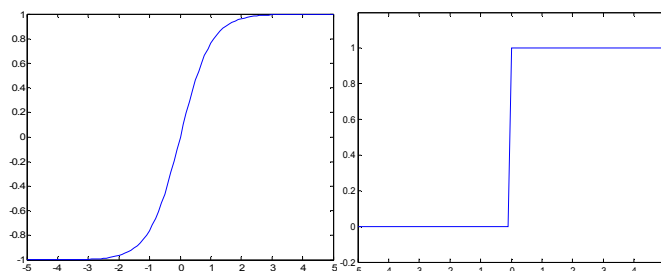


Fig. IV. 6. Allure de la fonction Tansig **Fig. IV. 7.** Allure de la fonction Hardlim

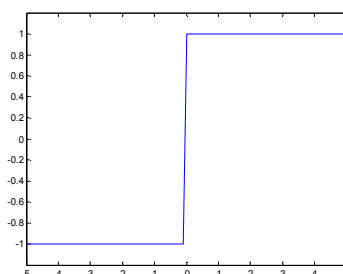


Fig. IV. 8. Allure de la fonction de transfert Hardlims

IV. 3. Classification des PCG par MLP

IV. 3. 1. Extraction des caractéristiques

L'extraction de caractéristiques est une étape très essentielle sur laquelle dépend le perfectionnement d'un système de classification, le choix de caractéristiques est relatif aussi au problème de classification, ainsi que ce choix revient à la main de l'utilisateur, l'essentiel est de choisir des caractéristiques (i.e. features) plus discriminatoires que possible et plus le nombre de caractéristiques est grand plus le système de classification est compliqué et le temps d'apprentissage est long ce qui rend l'implémentation en temps réel un peu difficile. il y'en a plusieurs études reliées à la classification et la reconnaissance de forme [37-39] dont les auteurs choisissent arbitrairement un grand nombre de caractéristiques initiales et puis ils reviennent aux méthodes de sélection de caractéristiques les plus pertinentes depuis des données à grandes dimensions, telles méthodes ne sont pas préférables pour des problèmes de classification à petites dimensions comme le notre qui consiste de 7 caractéristiques, car ceci prend un temps additionnel pour la sélection de caractéristiques qui semblent les plus adaptés au problème.

En ce qui concerne notre travail, nous avons introduit une nouvelle méthode d'extraction de caractéristiques [64] en comparant avec les papiers publiés. Dans ce contexte, on a basé seulement sur les signaux concernant les pathologies pour chaque cycle cardiaque segmenté sans prendre les signaux fondamentaux S1 et S2 en compte comme d'autres travaux [37-39], les caractéristiques destinées pour la classification ont été sélectionnées sur la base de leur aspect discriminatif entre les différents signaux (N, MI,

PS, AS, ASD), la méthode d'extraction de caractéristiques pour le signal de la pathologie segmenté $x(t)$ délimité entre les positions temporelles a et b est illustrée dans la Fig. IV.9, pour un seul cycle cardiaque segmenté du signal AS1.

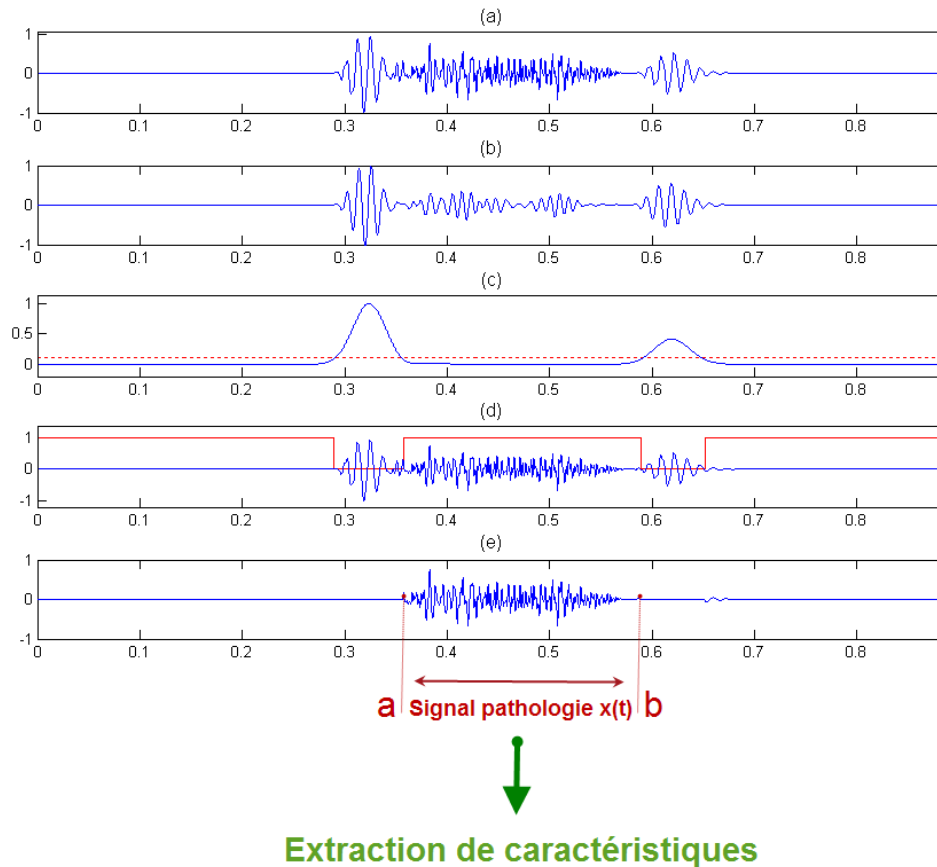


Fig. IV. 9. Procédure d'extraction de caractéristiques depuis un cycle cardiaque segmenté (pour le signal AS1). On se base sur le signal de la pathologie seulement

Les caractéristiques dédiées à la classification comptent un total de sept, comme suit :

- L'amplitude maximale du signal_pathologie $x(t)$ (i.e. pathologie segmentée et isolée).
- La fréquence (pitch i.e. peak frequency) du signal_pathologie.
- L'énergie du signal représentant la pathologie, soit E l'énergie :

$$E = \int_a^b x(t)^2 dt \quad (\text{IV. 5})$$

- La valeur de l'écart-type (racine carrée de la variance).
- L'énergie des détails au niveau D3 du signal $x(t)$ en utilisant la famille Daubechies db2 (Remarque empirique).

- L'énergie de l'approximation au niveau A3 du signal $x(t)$ en utilisant la famille Daubechies db2 (Remarque empirique).
- La valeur du Kurtosis comme une bonne mesure du degré d'aplatissement du signal de pathologie, mathématiquement le kurtosis est égale au quotient du quatrième cumulant centré par le carré du deuxième cumulant [51]:

$$Kurt = \frac{K_4}{K_2^2} = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^4}{\delta^4} \quad (\text{IV. 6})$$

\bar{x} : C'est la moyenne.

δ : C'est la déviation standard de l'ensemble de x .

Ces caractéristiques sont extraites depuis chaque cycle cardiaque segmenté pour chaque signal, les cycles qui sont mal-segmentés ou qui n'ont pas été segmentés dont le nombre total est de 43 cycles cardiaques ont été segmentés manuellement pour permettre la procédure d'extraction de caractéristiques tout comme dans [26] et [37].

Ces caractéristiques ont été normalisées et connectées comme entrées à un système de classification basé sur un MLP, quelques profils de distributions des caractéristiques normalisées seront présentés :

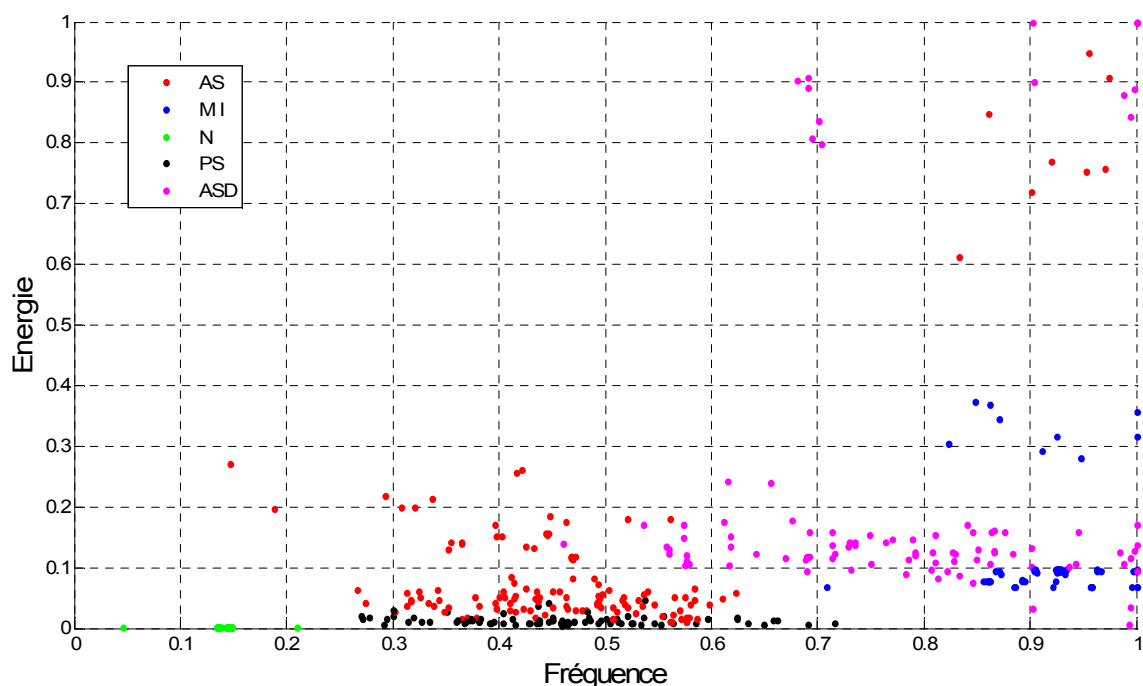


Fig. IV. 10. Distribution des populations normalisées Fréquence-Energie

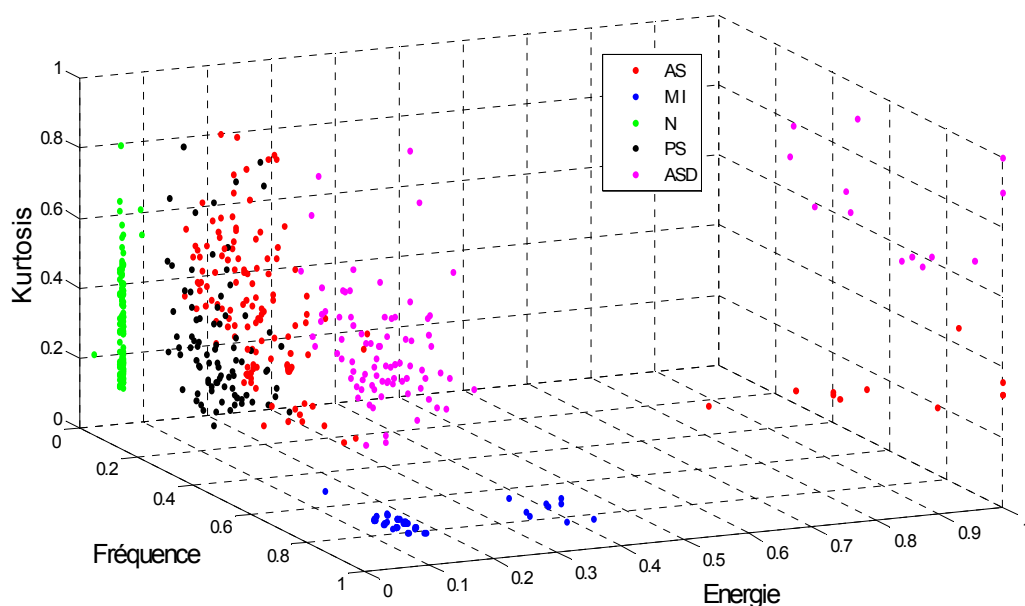


Fig. IV. 11. Distribution tridimensionnelle des populations normalisées Fréquence-Energie-Kurtosis

On peut constater que la fréquence (pitch) des différentes pathologies est un bon facteur discriminatoire du signal N (pathologie absente), On peut voir aussi que le signal MI est bien discriminé depuis les autres signaux en utilisant la caractéristique Kurtosis. On peut tirer aussi que les caractéristiques représentées des deux signaux AS et PS sont très similaires sauf pour l'énergie qui est un peu grande pour l'AS, ceci est dû à la forte intensité de ce signal et son énergie contenue.

IV. 3. 2. Classification des signaux PCG

En ce qui concerne la classification, un MLP à rétro-propagation a été choisi comme classificateur puisqu'il est connu par sa simplicité d'implémentation et qu'il est largement utilisé dans l'ingénierie biomédicale, quant à lui le nombre de nœuds de la couche d'entrée dépend sur le nombre de caractéristiques dédiées à la classification et le nombre de nœuds de la couche de sortie est fixé selon le nombre de classes choisies. Concernant le nombre de couches cachées, le nombre de neurones dans chaque couche et la fonction de transfert des unités, il n'y a aucun critère pour les fixer, cependant il y'a quelques techniques de comparaison entre les différentes architectures afin de sélectionner la plus performante, parmi ces techniques on compte les trois les plus utilisées (i) Validation croisée (ii) K-Fold validation et (iii) leave one out validation [52][60]. La technique K-Fold validation a été choisie pour sélectionner le bon modèle, car elle permet de balayer tout l'ensemble de données. Nous allons procéder avec l'étape de sélection du modèle tout en basant sur deux conditions (i) ne jamais tester sur les données

d'apprentissage et (ii) ne jamais comparer les modèles sur les données d'apprentissage [61].

IV. 3. 2. 1. La validation K-Fold

Cette méthode a été présentée en détails dans [52], il s'agit de diviser l'ensemble initial de données en deux sous-ensembles, le premier dénommé ensemble d'apprentissage-validation pour entrainer et comparer les réseaux désirés, le deuxième s'appelle ensemble de test sur lequel la généralisation de performance finale du réseau sélectionné lors de l'étape précédente sera effectuée, l'ensemble initial de données utilisées dans cette étude compte 494 cycles cardiaques sera divisé en deux parties approximativement 50 % chacune, la technique K-Fold (pour nous K=10) validation est appliquée comme suit :

- L'ensemble d'apprentissage-validation est divisé en K=10 sous-ensembles.
- Chaque modèle est entraîné sur K-1 sous-ensembles et puis testé sur l'ensemble K qui n'a pas été pris en considération durant l'entraînement du modèle.
- Répéter l'étape précédente chaque fois avec un ensemble de test différent parmi les K sous-ensembles.
- Pour chaque modèle en sauvegarde les performances dans chaque étape, alors qu'on obtiendra K=10 performances, on calcule la moyenne correspondante.
- Comparer les moyennes de performances des modèles, celui qui a la meilleure moyenne est considéré comme le modèle le plus adapté au problème de classification.

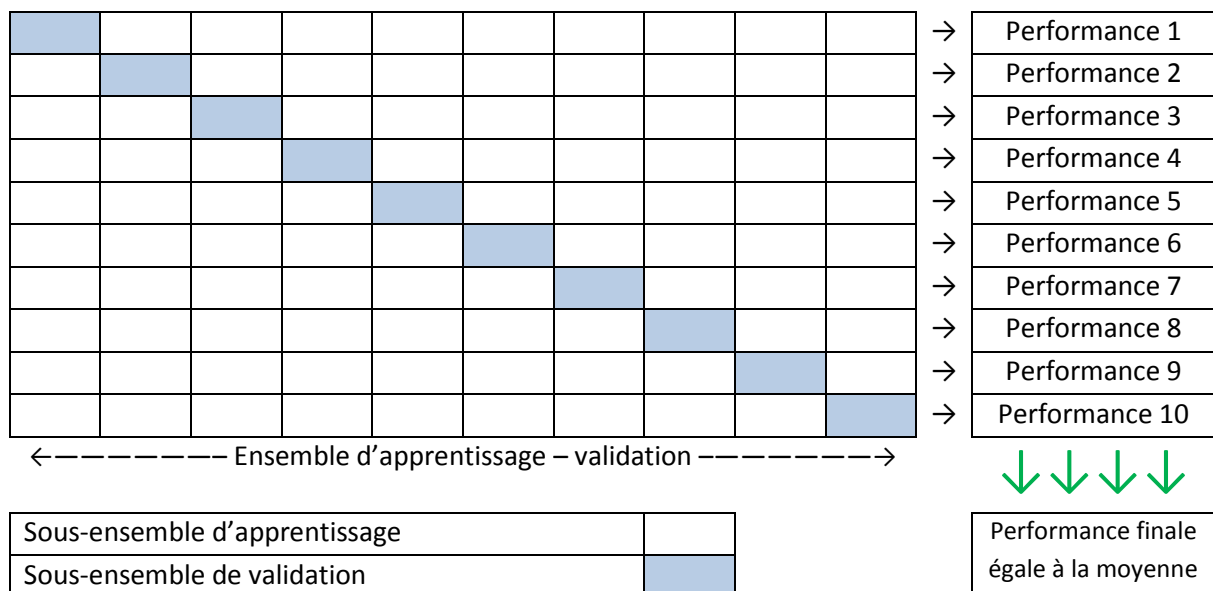


Fig. IV. 12. Procédures de la technique K-Fold validation (pour K=10, donc 10-Fold validation), l'expérience est répétée K fois, le résultat sera la moyenne.

- Enfin, le modèle choisi sera testé sur l'ensemble de test, s'il y a nécessité plusieurs fois et calculer la moyenne, cette dernière est considérée comme la performance ou bien la généralisation finale du système de classification sur des données (observations) invisibles a priori.

IV. 3. 2. 2. Résultats de classification et discussions

Pour la sélection du modèle, on a procédé avec la méthode 10-Fold validation présentée dans la section précédente sur les 50 % de l'ensemble initial, le nombre de nœuds d'entrée est fixé à sept qui est le nombre de caractéristiques extraites.

Concernant la sortie, il y'on a forcé au minimum trois indicateurs car on est en face d'un problème de cinq classes. Les étiquettes de 5 classes sont fixées comme suit : N(-1 -1 -1), MI(-1 -1 1), PS(-1 1 -1), AS(1 -1 -1), ASD(1 1 1).

Le nombre de couches cachées, le nombre de neurones dans ces couches, la fonction de transfert, l'algorithme d'apprentissage seront tous déterminés par 10-Fold validation. Notamment, on a débuté avec une architecture contenant une seule couche cachée, le nombre de neurones dans cette couche a été varié de 1 à 20, les performances moyennes pour chaque modèle (20 modèles) ont été sauvegardées, la meilleure performance a été établie pour une couches cachée contenant 9 neurones comme illustré dans **Fig. IV. 13**.

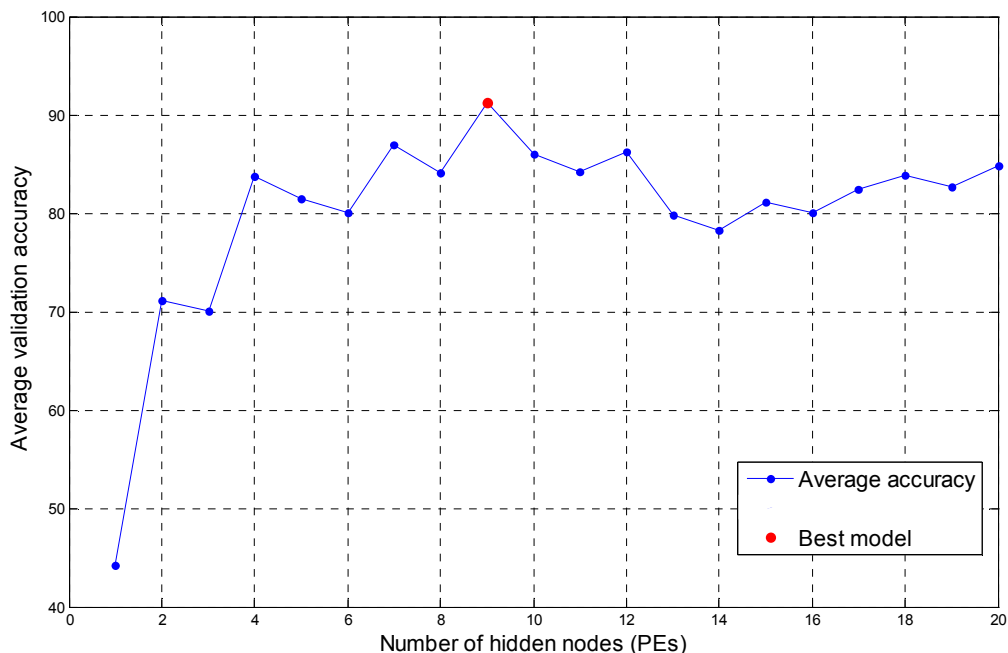


Fig. IV. 13. Performances moyennes de validation pour chaque nombre de neurones dans la couche cachée

La fonction de transfert des couches cachées et de la couche de sortie a été changée entre les combinaisons de deux fonctions (donc 4 choix) de transfert logsig, tansig (i.e. parce qu'on a un problème de classification), la meilleure performance a été obtenue en utilisant une couche cachée (9 neurones) et une couche de sortie (3 indicateurs) avec tansig comme fonction de transfert pour les deux.

Concernant l'algorithme d'apprentissage, on a essayé tous les algorithmes offerts dans la plateforme Matlab R2008b, le fameux algorithme de Levenberg-Marquardt [53] était le plus rapide et le plus performant, ceci est dû au facteur d'apprentissage utilisé dans ce type d'algorithmes qui utilise un facteur dynamique (i.e. adaptive learning) qui consiste à augmenter ou diminuer le facteur d'apprentissage pour converger vers le but voulu pour la sortie (classe i.e. target) [53].

Pour le nombre de couches cachées, on a essayé aussi d'ajouter d'autres couches (de 1 et 2 couches, en variant ainsi le nombre de neurones dans chacune d'elles), mais aucun changement n'est apporté i.e. les performances restent presque les mêmes (légèrement variantes autour de 90%), ce qui limite le nombre de couches cachées à 1. Il a été aussi prouvé précédemment qu'un MLP à une seule couche cachée est un approximateur universel et peut approximer n'importe quelle fonction à n'importe quelle précision et qu'il s'agit seulement de fixer le nombre de neurones optimal pour ce faire [54], l'architecture optimale sera donc en utilisant une couche cachée de 9 neurones et Tansig comme fonction de transfert et Levenberg-Marquardt comme algorithme d'apprentissage. Le choix de ce réseau a été effectué sur tout l'ensemble d'apprentissage-validation, puis il a été généralisé (i.e. testé) sur les 50 % destinés au test, les résultats obtenus sont tabulés dans le **Tableau. IV. 1**.

Le modèle proposé a été testé sur l'ensemble de test (250 cycles cardiaques), les performances peuvent être calculées en se basant sur deux quantités i.e. la sensibilité et la spécificité [63] (En plus de la performance totale qui représente le quotient des cycles cardiaques bien classés par le nombre total des cycles cardiaques):

- La sensibilité : C'est le nombre de cycles cardiaques vrais positifs (pour les cas pathologiques) divisé par le nombre total de cycles cardiaques pathologiques [63].

$$\text{Sensitivité (\%)} = \frac{TP}{TP + FN} \times 100 \quad (\text{IV. 7})$$

- La spécificité : C'est le nombre de cycles cardiaques vrais négatifs (pour les cas normaux) divisé par le nombre total de cycles cardiaques sains [63].

$$\text{Spécificité (\%)} = \frac{TN}{TN + FP} \times 100 \quad (\text{IV. 8})$$

Avec :

TP : C'est le nombre de cycles cardiaques positifs vrais.

TN : Représentant le nombre de cycles cardiaques négatifs vrais.

FP : C'est le nombre de cycles cardiaques positifs faux.

FN : Correspond au nombre de cycles cardiaques négatifs faux

Type du signal PCG	Nombre de cycles cardiaques	Cycles bien classés	Cycles Mal classés	sensitivité (%)	Spécificité (%)	Performance (%)
N	50	49	1	----	98	98
MI	40	37	3	92.5	---	92.5
PS	40	36	4	90	---	90
AS	70	62	8	88.57	---	88.57
ASD	50	46	4	92	---	92
Total	250	230	20	90.5	98	92

Tableau. IV.1. Résultats de généralisation sur l'ensemble de test

Les défauts d'un tel système de classification sont remarqués toujours avec la sténose aortique qui est comptée parmi les pathologies les plus difficiles à identifier, ceci peut être dû aussi aux quelques bruits contaminés dans le signal (e.g. sons des souffles pulmonaires durant la respiration ...etc) ou bien dû à la mauvaise qualité ou à la mal fidélité des stéthoscopes d'enregistrements. Donc une sensibilité de 90.5 % et une spécificité de 98 % et une accuracy de 92% ont été obtenues, ce sont des résultats très satisfaisants en comparant avec les publications cités précédemment, ceci est dû à la méthode d'extraction de caractéristiques dont on a procédé seulement avec les signaux représentant les différentes pathologies i.e. on n'a pas pris les signaux fondamentaux S1 et S2 en considération. Autrement dit, on a mis notre focus sur le comportement propre de la pathologie elle-même, cette manœuvre va augmenter le pouvoir discriminatif entre les différentes classes, ce qui résulte en un nombre assez petit de caractéristiques destinées à la classification et une simple architecture du système de classification (une seule couche à 9 neurones), ainsi que le temps d'apprentissage n'était pas si long.

IV. 4. Conclusion

Pour la classification, on a remarqué que les performances étaient satisfaisantes en utilisant un système de classification basé sur une simple architecture en comparant aux autres travaux pertinents (voir l'introduction de ce chapitre), c'est parce qu'on a limité notre étude (ou bien l'extraction de caractéristiques) aux signaux représentant les pathologies seulement, cet aspect de traitement va faciliter la distinction entre les différentes pathologies au contraire des autres techniques de classification qui ont pris tout le cycle cardiaque en considération en tenant compte aux signaux fondamentaux S1 et S2 lors de l'extraction de caractéristiques, alors que relativement, les performances ne seront pas toujours assez satisfaisantes et l'architecture du système de classification telle qu'elle est sera un peu compliquée, en plus ça nécessite peut-être du temps de calcul additionnel.

Conclusion générale

L'élaboration de ce travail avait comme objectif, de présenter un outil d'aide à la décision, au diagnostic et de détection des différentes maladies cardiaques. Le processus de diagnostic consiste en trois étapes principales (i) la détection des segments temporels qui délimitent la position des signaux représentant des pathologies, cette étape est connue souvent sous le nom segmentation (ii) extraction des caractéristiques qui semblent les plus discriminatoires entre les différentes pathologies, les caractéristiques choisies n'ont pas été prises arbitrairement mais après avoir testé un nombre important de celles-ci (iii) Conception d'un système de diagnostic basé sur une architecture neuronale artificielle. Dans ce contexte, la technique de segmentation-classification proposée est basée sur la théorie d'ondelettes et quelques caractéristiques statistiques et tempo-fréquentielles propres du signal.

En comparant le travail proposé avec ceux présents dans la littérature, on peut remarquer que le nombre de caractéristiques n'est pas assez grand de manière que l'architecture du système de classification utilisé ne sera pas compliquée, donc facile à implémenter (car d'autres travaux ont utilisé un nombre de caractéristiques de l'ordre de 20, de 40 et plus). Il est à noter aussi que le nombre de cycles cardiaques utilisés dans les études de pas mal nombre d'auteurs n'était pas assez suffisant pour faire une étude complète et prendre des décisions et remarques et résultats qui pourraient être comparées avec la réalité (il faut essayer d'utiliser un nombre important de cycles cardiaques comme le notre i.e. 494 cycles). Pour la segmentation, la performance était de 91 %, alors que pour la classification, deux performances ont été obtenues, notamment la sensibilité et la spécificité qui étaient de 90 % et 98 % respectivement.

Les principales conclusions qui peuvent être tirées depuis le long de ce mémoire sont:

- Les signaux PCG offrent une capacité d'analyse menant à une bonne décision chez le médecin cardiologue.
- Les deux versions d'ondelettes i.e. continues et discrètes ont un aspect analytique avantageux pour le traitement de différents signaux PCG.
- Pour l'extraction de caractéristiques destinées à la classification depuis les signaux PCG, notre intérêt était porté seulement sur les limites temporelles des signaux représentant des pathologies cardiaques sans prendre les signaux

cardiaques fondamentaux en considération, ceci va rendre le processus de traitement très rapide relativement à utiliser tout le cycle cardiaque.

- En utilisant la méthode d'extraction de caractéristiques décrite, la discrimination entre les maladies cardiaques est d'autant plus facile pour le système de classification, car si on prend tout le cycle cardiaque en considération, les valeurs caractérisant les signaux PCG (pitch, amplitude, énergie...etc.) seront rapprochées ce qui provoque un mauvais pouvoir discriminatoire.
- Les taux de classification sont très satisfaisants pour un système de classification assez simple que celui proposé, ceci est dû à l'aspect analytique lors de l'étape d'extraction de caractéristiques.

Comme perspectives, on suggère :

- D'intégrer d'autres pathologies dans notre système de segmentation-classification.
- Pour la phase de segmentation, il sera préférable de trouver un seuil TH dynamique qui varie selon le type de pathologie pour améliorer la performance de segmentation.
- D'utiliser d'autres architectures neuronales, e.g. les réseaux RBF, SVM. Ces deux derniers sont connus par leur supériorité dans des problèmes de classification [59].
- Peut-être d'essayer d'autres caractéristiques ayant un bon aspect discriminatoire.

Bibliographies

- [1] George. M. W., "What do the heart disease mortality statistics tell us", American heart journal, Vol. 89, N. 6, 1975.
- [2] A. L. Sutton, "Cardiovascular disorders sourcebook, Fourth Edition", Omnigraphics, 2010.
- [3] A. K. Abbas, R. Bassam, "Phonocardiography Signal Processing", Morgan & Claypool, 2009.
- [4] A. Wang, T. M. Bashore, "Valvular Heart Disease", Humana Press, 2009.
- [5] S.M. Debbal, F. B. Reguig, "Time-frequency analysis of the first and the second heartbeat sounds", Applied Mathematics and Computation, Vol. 184, pp. 1041-1052, 2007.
- [6] A. Pick, "The patient's guide to heart valve surgery", Heart valve interactive Corp, 2010.
- [7] Edwards Life sciences information resource
<http://yourheartvalve.com>
- [8] P. Brendan, "The Human Heart, A Basic Guide to Heart Disease, 2nd Edition", Lippincott Williams & Wilkins, 2007.
- [9] R.L.H. Murphy. Et al, "Introduction to heart sounds", 3M Littmann Stethoscopes, 2004.
- [10] Francis W. K. S et al, "Rapid interpretation of heart and lung sounds", second edition, Elsevier, 2006.
- [11] S.M. Debbal, F. B. Reguig, "Automatic measure of the split in the second cardiac sound by using the wavelet transform technique", Computers in Biology and Medicine, Vol. 37, pp. 269-276, 2007.
- [12] Cardionics, Inc. Webster, Texas 77598 USA,
<http://cardionics.com>.
- [13] J. C.Goswami, A. K.Chan, "Fundamentals of Wavelets Theory, Algorithms, and Applications", Second Edition, Wiley, 2011.
- [14] N. Özkurt, F. A. Savacı, "Determination of Wavelet Ridges of Nonstationary Signals by Singular Value Decomposition", IEEE trans. Circuits and systems vol. 52, no. 8,

- pp. 480-485, 2005.
- [15] C. Blatter, "Wavelets a primer", A K Peters, 1998.
- [16] S. G. Mallat, "A Wavelet Tour of Signal Processing, Second Edition", Elsevier, 1999.
- [17] T. H. Koornwinder, "Wavelets: an elementary treatment of theory and applications", World scientific, 1995.
- [18] A. Boggess, F. J. Narcowich, "A first course in wavelets with fourier analysis", Prentice Hall, 2001.
- [19] Georges Oppenheim. Et al, "Wavelets and their Applications", ISTE, 2003.
- [20] M. Misiti. Et al, "Wavelet Toolbox", MathWorks, 1997.
- [21] Richard. J. L, et al, "A Three Channel Microcomputer System for Segmentation and Characterization of the Phonocardiogram", IEEE Trans. Biomedical Engineering, vol. 34, pp. 485-489, 1987.
- [22] MB. Malarvili et al, "Heart Sound Segmentation Algorithm Based on Instantaneous Energy of Electrocardiogram" , IEEE 30th Annual Conference. Computers in Cardiology, pp. 327-330, 2003.
- [23] P. Carvalho et al, "Low Complexity Algorithm for Heart Sound Segmentation using the Variance Fractal Dimension", IEEE International Workshop. Intelligent Signal Processing, pp. 194 – 199, Sep. 2005.
- [24] Nigam. V, Priemer. R., "Simplicity Based Gating of Heart Sounds", IEEE 48th Midwest Symposium on Circuits and Systems, Vol. 2, pp. 1298 – 1301, 2005.
- [25] Cota Navin Gupta, Palaniappan. R, Swaminathan. S, "Classification of Homomorphic Segmented Phonocardiogram Signals Using Grow and Learn Network", Proceeding of the 27th annual conference. Engineering in Medicine and Biology society, pp. 4251-4254, 2005.
- [26] Cota Navin Gupta, Palaniappan. R, Swaminathan. S. Krishnan. S.M, Segmentation and classification of heart sounds", IEEE Annual Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering, pp. 1674 – 1677, 2005.
- [27] H. Liang, S. Lukkarinen, I. Hartimo, "Heart sound segmentation algorithm based on heart sound envelogram", IEEE Computers in Cardiology, vol. 24, pp. 105–108, 1997.
- [28] Kumar. D et al, "Wavelet transform and simplicity based heart murmur segmentation", IEEE Computers in Cardiology, vol. 33, pp. 173–176, 2006.
- [29] Vepa. J, Tolay. P, Jain. A, "Segmentation of heart sounds using simplicity features and timing information", IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, pp. 469 – 472, 2008.

-
- [30] University of Dundee, Ninewells Hospital & Medical School, Dundee, Scotland.
<http://dundee.ac.uk/medther/Cardiology/hsmur.html>
- [31] University of Michigan medical school, USA.
<http://med.umich.edu/lrc/psb/heartsounds/index.html>
- [32] University of Washington, Dept of medicine, USA.
<http://depts.washington.edu/physdx/heart/demo.html>
- [33] EGeneral Medical Inc. Raleigh, USA.
<http://egeneralmedical.com/listohearmur.html>
- [34] Cardiothoracic Surgery of Savannah, Georgia.
http://openhearturgery.com/heart_sounds.html
- [35] H. Tang. et al, " Separation of Heart Sound Signal from Noise in Joint Cycle Frequency–Time–Frequency Domains Based on Fuzzy Detection", IEEE. Trans. Biomedical Engineering, Vol. 57, pp. 2438-2447, 2010.
- [36] S. Rajan. et al, "Wavelet based bank of correlators approach for phonocardiogram signal classification", Proceedings of the IEEE-SP International Symposium on Time-Frequency and Time-Scale Analysis, pp. 77-80, 1998.
- [37] Cota Navin Gupta, Palaniappan. R, Swaminathan. S. Krishnan. S. M, "Neural network classification of homomorphic segmented heart sounds", Applied Soft Computing, Vol. 7, pp. 286-297, 2007.
- [38] T. Olmez, Z. Dokur, "Classification of heart sounds using an artificial neural network", Pattern Recognition Letters, Vol. 24, pp. 617-629, 2002.
- [39] J. M. Alajarin et al, "Classification and Diagnosis of Heart Sounds and Murmurs Using Artificial Neural Networks", 7th Proceedings of the 2nd international work-conference on The Interplay between Natural and Artificial Computation, Part I: Bio-inspired Modeling of Cognitive Tasks, Springer-Verlag Berlin, Heidelberg, 2007.
- [40] G. McCulloch, W. Pitts, "A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity", bulletin of mathematical biophysics, V.5, pp 115-133. 1943.
- [41] F. Rosenblatt, "Principles of neurodynamics", Spartan Books, 1962.
- [42] M. Kishan et al, "Elements of artificial neural networks", Bradford Books, 1996.
- [43] G. Dreyfus, "Neural networks methodology and applications", Springer, 2005.
- [44] D. Graupe, "Principles of artificial neural networks", Second edition, World scientific, 2007.
- [45] M. L. Minsky, S. Papert, "Perceptrons; an introduction to computational geometry", MIT, 1969.

-
- [46] I. Aizenberg, "Complex-Valued Neural Networks with Multi-Valued Neurons", Springer, 2011.
- [47] D. E. Rumelhart et al, "Parallel distributed processing", MIT, 1986.
- [48] N. Nedjah. Et al, "Evolvable machines theory and practice", Springer, 2005.
- [49] S. Behnke, "Hierarchical neural networks for image interpretation", Springer, 2003.
- [50] H. Abdi et al, "Neural networks", Sage, 1999.
- [51] TR. Jain, SC. Aggarwal, "Basic Statistics for BBA", V.K. Enterprises, 2010.
- [52] T. Andersen, T. Martinez, "Cross Validation and MLP Architecture Selection", Proceedings of the IEEE International Joint Conference on Neural Networks, Washington, 1999.
- [53] J. M. Jorge, "The Levenberg-Marquardt algorithm implementation and theory", Conference of numerical analysis, Dundee, 1977.
- [54] K. Hornik, M. Stinchcombe, H. White, "Multilayer feed forward neural networks are universal approximators", Neural networks, Vol. 2, pp. 359-366, 1989.
- [55] G. Hanrahan, "Artificial Neural Networks in Biological and Environmental Analysis", Taylor and Francis group, 2011.
- [56] K. P. Misra, "A primer of ECG", Universities Press, 1997.
- [57] L. T. Morton, R, J, Moore, "A bibliography of medical and biomedical biography", Ashgate Ltd, 1989.
- [58] Z. Dokur, T. Olmez, " Heart sound classification using wavelet transform and incremental self-organizing map", Digital Signal Processing, Vol. 18, pp. 951-959, 2008.
- [59] F. Douak, N. Benoudjit, F. Melgani, " A two-stage regression approach for spectroscopic quantitative analysis", Chem. and Intelligent Laboratory Systems, Vol. 109, pp. 34-41, 2011.
- [60] H. S. L. Henry, S. Bernhard, Z. Hongyu, "Handbook of Statistical Bioinformatics", Springer, 2011.
- [61] R. W. Andrew, C. Keith, "Statistical Pattern Recognition", Wiley, 2011.
- [62] R. S. Khandpur, "Handbook of Biomedical Instrumentation", Tata McGraw-Hill, 2003.
- [63] Robert HF, Suzanne WF. "Clinical epidemiology: the essentials". Lippincott Williams & Wilkins, 2005.

- [64] Mohamed Lamine Mekhalfi, Redha Benzid, "Design of wavelets-based approach for heart sounds segmentation via dispersion measure", Submitted to an international journal.
-

Analyse des Signaux PCG par l'usage de la CWT et de la DWT

Summary

The phonocardiogram signal (PCG), which is the time representation of acoustic waves produced by the mechanical functioning of the heart valves, is considered as a powerful tool for screening heart valve problems and decision making for clinicians, the analyzing of such signal in order to extract more important information is of significant importance. In this work, a new technique for segmentation and classification of heart sounds is suggested; the segmentation process is based on the wavelets theory with its two versions (i.e. continuous CWT, and discrete DWT), in addition to some own-statistical characteristics of the PCG record; the classification task is a pattern recognition-based system and is achieved by an artificial neural network (MLP). The usefulness of proposed segmentation-classification scheme is carried-out with 494 cardiac cycles of real biomedical data consisting of four abnormal sounds (MR, PS, AS, ASD) and a normal subject. Particularly, proposed segmentation strategy can be viewed as very rival to those that have been presented in the literature, due to its high performance (especially for a normal sound which was totally segmented), its robustness (i.e. fixed segmentation threshold), and its remarkable low-cost time.

Key-Words: Phonocardiogram (PCG), Heart sounds (HSs), CWT, DWT, Segmentation, Classification, neural networks.

Résumé

Le signal Phonocardiogramme comme étant la représentation temporelle des vibrations cardiaques et du fonctionnement mécanique des valves cardiaques, est devenu un outil performant aidant à la décision chez les médecins cardiologues; le traitement de ce type de signaux permet d'extraire d'autres informations sur l'état du cœur humain. Dans ce mémoire, on a présenté une nouvelle méthode d'analyse des signaux PCG, la procédure consiste à segmenter (i.e. isoler) le signal représentant la pathologie et de classifier un tel signal. Concernant la segmentation, l'algorithme a été basé essentiellement sur la théorie d'ondelettes continues (CWT) et discrètes (DWT) et quelques caractéristiques propres des signaux PCG (la variance); les caractéristiques des signaux segmentés lors du stage précédent ont été extraites tout en basant seulement sur les limites temporelles représentant la pathologie. Finalement, la décision du système est accomplie par un système neuronal artificiel (MLP). Bien que la technique de segmentation ainsi proposée a été testée avec un nombre important de cycles cardiaques, elle a segmenté le cas sain avec succès et elle peut être considérée comme très concurrente à celles présentées dans la littérature grâce à sa robustesse (i.e. car le seuil de segmentation est fixe pour tous les signaux PCG) et le temps de calcul court qu'elle requiert.

Mots-clés : Phonocardiogramme (PCG), Sons Cardiaques, CWT, DWT, Segmentation, Classification, Réseaux de neurones artificiels.