

UNIVERSITÉ ABOU BEKR BELKAÏD - TLEMCEN
Faculté de Technologie - Département Génie Biomédical
Laboratoire Génie Biomédical



THÈSE

Pour l'obtention du diplôme de Doctorat en Sciences en
Génie Biomédical

Analyse du signal Phonocardiogramme en vue de mesurer la pression artérielle

Présentée et soutenue publiquement

par

Mr.Omari Tahar

en

Juillet 2017

Devant le jury

Président.	Pr.Bessaid Abdelhafid	Université de Tlemcen
Examineurs.	Pr.Hammadouche Mhammed	Université de Boumerdes
	Pr.Acheli Dalila	Université de Boumerdes
	Dr.Hamza Cherif Lotfi	Université de Tlemcen
Directeur de thèse.	Pr.Bereksi-Reguig Fethi	Université de Tlemcen

UNIVERSITÉ ABOU BEKR BELKAÏD - TLEMCEN
Faculté de Technologie - Département Génie Biomédical
Laboratoire Génie Biomédical



THÈSE

Pour l'obtention du diplôme de Doctorat en Sciences en
Génie Biomédical

Analyse du signal Phonocardiogramme en vue de mesurer la pression artérielle

Présentée et soutenue publiquement

par

Mr.Omari Tahar

en

Juillet 2017

Devant le jury

Président.	Pr.Bessaid Abdelhafid	Université de Tlemcen
Examineurs.	Pr.Hammadouche Mhammed	Université de Boumerdes
	Pr.Acheli Dalila	Université de Boumerdes
	Dr.Hamza Cherif Lotfi	Université de Tlemcen
Directeur de thèse.	Pr.Bereksi-Reguig Fethi	Université de Tlemcen

*À mes parents,
À mon frère et soeurs,
À tous ceux qui me sont chers*

Omari Tahar

Remerciement

Je fais partie des personnes qui croient au destin et que rien ne peut être achevé sans l'aide d'Allah. Je commence par Le remercier d'avoir eu la bonté de m'entourer de personnes formidables qui ont, chacune à leur façon, et ce, à différentes étapes de mon cheminement, contribué, d'une manière ou d'une autre, à la réalisation de cette thèse de doctorat.

Je remercie chaleureusement, Monsieur **Bereksi-Reguig Fethi** Directeur de thèse, Directeur de laboratoire de recherche génie biomédical et Professeur d'enseignement supérieur à la faculté de technologie à l'université de Tlemcen, sans qui, je ne serais pas là aujourd'hui. Il a su me faire découvrir le plaisir et la patience nécessaire dans la recherche. Il a été présent dans mes débuts incertains, dans les moments de découragements où le doute s'installe. Je lui suis également reconnaissant de m'avoir assuré un encadrement rigoureux tout au long de ces années, tout en me donnant toutefois la liberté et la possibilité de trouver par moi-même mon cheminement personnel. Il a su guider ce travail avec sagesse. Qu'il trouve ici l'expression de ma profonde gratitude.

Je remercie infiniment, Monsieur **Baiche Karim** Chef de la structure Informatique à l'université de Boumerdes. Il a mis à ma disposition tout le matériel nécessaire pour réaliser mes expériences, son soutien moral et son enthousiasme m'ont beaucoup aidé. Qu'il veuille bien trouver ici l'expression de ma profonde reconnaissance.

Mes vifs remerciements vont à Monsieur **Bessaid Abdelhafid**, professeur à la Faculté de technologie de Tlemcen, il m'a fait un grand honneur de présider

le jury de cette thèse. Qu'il veuille bien trouver ici toute ma gratitude.

Les examinateurs qui ont accepté de siéger sur le jury de cette thèse doivent aussi trouver ici l'expression de ma reconnaissance, soit Monsieur **Hamouadouche Mhamed**, Madame **Acheli Dalila**, professeurs de l'université de Boumerdes et Monsieur **Lotfi Hamza Cherif** maître de conférence de l'université de Tlemcen.

Enfin, je remercie, toutes les personnes, enseignants, étudiants et techniciens, qui m'ont aidé, encouragé et soutenu de près ou de loin durant la réalisation de ce travail. Merci à Bensuici Fayçal, Samir Nait-Amor, Benali Redouane, Ammar Mohammed, Ined Tabet Mustapha ainsi que tous les membres des deux départements Génie biomédical de Tlemcen et Infotronique de Boumerdes.

Résumé

Le signal Phonocardiogramme PCG décrit l'activité hémodynamique et/ou mécanique du coeur. Différents paramètres physiologiques peuvent être déduits de ce signal en vue d'un diagnostic cardiaque ou encore cardio-vasculaire. Parmi ces paramètres la pression artérielle. En fait, la mesure de la pression artérielle de manière continue et non-invasive est d'une grande importance surtout chez les patients dans un état critique. Ainsi, plusieurs approches ont été développées pour la mesure de cette pression. La plus importante est celle employant la mesure du temps de transit de pouls (TTP) obtenu par une acquisition simultanée des deux signaux physiologiques, électrocardiogramme et photopléthysmogramme. Néanmoins, elle reste une technique très sensible, encombrante et désagréable pour le patient.

Dans cette thèse, une alternative à travers le signal phonocardiogramme (PCG) est proposée. Dans ce but, une base de données d'enregistrement PCG de 37 sujets avec leurs pressions équivalentes et d'autres données tel que : l'âge, le poids, la taille et le rythme cardiaque, a été réalisée. L'idée est de trouver une probable corrélation entre les durées systolique et diastolique et le TTP estimé par la pression moyenne. Afin de mesurer la durée systolique et diastolique dans le signal PCG, un algorithme a été développé, où une nouvelle approche de débruitage automatique par ondelette a été proposée. Elle permet une sélection automatique de l'ondelette mère analysante et le meilleur niveau de décomposition pour un filtrage optimal. Elle a été testée sur un grand nombre de signaux synthétiques et réels, ainsi que comparé à deux autres techniques, où les résultats trouvés sont nettement meilleurs. La corrélation entre le TTP et signal PCG a été étudiée et évaluée à travers un système de réseau de neurones avec quatre entrées (durée systolique, durée diastolique, le rythme cardiaque et la taille) et douze sorties équivalentes au TTP désiré. Une étude de comparaison a été effectuée entre les différentes pressions artérielles estimée et celle mesurée. Les résultats trouvés sont très satisfaisants avec une erreur absolue inférieure à $\pm 5\text{mmHg}$.

Mots clefs : Pression sanguine, signal PCG, signal PPG, temps de transit de pouls TTP, débruitage automatique par ondelette.

Abstract

The Phonocardiogram signal PCG describes heart hemodynamic and / or mechanical activity. Different physiological parameters can be extracted from this signal for cardiac or cardiovascular diagnosis. Among these parameters is arterial blood pressure. In fact, the continuous and non-invasively measurement of blood pressure is of great importance particularly for patients in a critical state. Thus, several approaches have been developed for the measurement of this pressure. The most important one employed Pulse transit time (PTT) obtained by simultaneous acquisition of the two Physiological signals, electrocardiogram and photoplethysmogram. Nevertheless, it remains a very sensitive, cumbersome and unpleasant technique for the patient.

In this thesis, an alternative through the phonocardiogram signal (PCG) is proposed. To this end, a database of PCG's registration with their equivalent pressures and other data such as : age, weight, height and heart rate, of 37 subjects was achieved. The idea is to find a probable correlation between systolic and diastolic durations and the PTT estimated by mean pressure using this data. In order to measure the systolic and diastolic duration from PCG signal, an algorithm has been developed, where a new approach for an automatic denoising by wavelet has been proposed. This last, allows an auto-selection of mother wavelet analyzing and the best decomposition level to realize perfect denoising. It has been tested on a large number of synthetic signals, as well as, compared to two other techniques, where the results are significantly better. The correlation between PTT and PCG signal was studied and evaluated using a neural network system with four inputs (systolic duration, diastolic duration, heart rate and height) and twelve outputs equivalent to the desired PTT. A comparison study was carried out between the estimated and measured blood pressures, for the three measurements : mean, systolic and diastolic. The results found are very satisfactory with an absolute error less than ± 5 mmHg.

Keywords : Blood presure, PCG signal, PPG signal, Puls transit time PTT, automatic wavelet denoising.

Table des matières

Remerciement	iv
Résumé	vi
Abstract	vii
Sommaire	viii
Liste des Figures	xi
Listes des Tables	xiv
Symboles et abréviations	xv
Introduction générale	1
Chapitre 1 : Le système cardiovasculaire et l'activité hémodynamique	4
1 Le système cardiovasculaire et l'activité hémodynamique	5
1.1 Introduction	5
1.2 Système cardiovasculaire	6
1.2.1 Cœur	7
1.2.1.1 Activité électrique du cœur	8
1.2.1.2 Activité mécanique du cœur	9
1.2.2 Circulation sanguine	11
1.2.3 Cycle cardiaque	13
1.2.4 Physiologie de la circulation	15
1.2.4.1 Débit sanguin	15
1.2.4.2 Pression sanguine	15
1.2.4.3 Résistance	16
1.2.4.4 Relation entre le débit sanguin, la pression sanguine et la résistance périphérique	17
1.3 Pression sanguine systémique	17
1.3.1 Pression artérielle	18
1.3.2 Pression capillaire	19
1.3.3 Pression veineuse	19

1.4	Équilibre de la pression artérielle	20
1.4.1	Hypertension artérielle	21
1.4.2	Complications liées à l'HTA	23
1.5	Conclusion	23
Chapitre 2 : Signal PCG et la pression artérielle		24
2	Signal PCG et la pression artérielle	25
2.1	Introduction	25
2.2	Mesure classique de la pression artérielle	26
2.3	Mesure de pression par Temps de transit de pouls	27
2.4	Mesure de pression artérielle par le signal PCG	29
2.4.1	Relation entre la pression du sang et le premier bruit B1	29
2.4.2	Relation entre la pression de sang et le second bruit B2	30
2.4.3	Mesure de la pression artérielle pulmonaire	32
2.4.4	Mesure de la pression artérielle par la durée RS2	36
2.4.5	Mesure de la pression par temps du transit vasculaire (TTV)	38
2.5	Conclusion	39
Chapitre 3 : Débruitage du signal PCG		40
3	Débruitage du signal PCG	41
3.1	Introduction	41
3.2	La transformée en ondelettes	42
3.3	Transformée en ondelettes discrètes	43
3.3.1	Bases orthonormées d'ondelettes	45
3.3.2	Analyse Multirésolution	45
3.3.3	Algorithme de Mallat	47
3.4	Débruitage par ondelettes	49
3.5	Débruitage automatique par ondelettes	52
3.5.1	Méthode exponentielle	53
3.5.2	Résultats et discussions	57
3.5.2.1	Effet de la fréquence du signal sinusoïdal	57
3.5.2.2	Effet de l'amplitude de la forme d'onde	58
3.5.2.3	Effet de l'intensité du bruit blanc	61
3.5.3	Validation des résultats	62
3.5.3.1	validation des résultats avec des signaux PCG noyés dans des bruits simulés	62
3.5.3.2	validation des résultats avec des signaux PCG réels	64
3.6	Conclusion	67
Chapitre 4 : Algorithme de mesure		68
4	Algorithme de mesure	69
4.1	Introduction	69

4.2	Méthodologie	70
4.2.1	La détection d'enveloppe	70
4.2.1.1	Mesure de la simplicité	73
4.2.2	Mesure des durées systolique et diastolique	76
4.3	Conclusion	81
Chapitre 5 : Mesure de la pression artérielle à travers de signal PCG		82
5	Mesure de la pression artérielle à travers de signal PCG	83
5.1	Introduction	83
5.2	Méthodologie	84
5.2.1	Population étudiée	84
5.2.2	Matériels utilisés	85
5.2.3	Protocole de mesure	86
5.3	Analyse statistique	88
5.3.1	La relation entre la durée diastolique S_{21} et le TTP	89
5.3.1.1	Analyse selon la taille	91
5.3.1.2	Analyse selon la poids	91
5.3.1.3	Analyse selon la l'indice de la masse corporelle IMC	91
5.3.1.4	Analyse selon le rythme cardiaque HR	91
5.3.1.5	Analyse selon la durée systolique S_{12}	92
5.3.1.6	Analyse selon la durée diastolique S_{21}	92
5.3.1.7	Discussion	92
5.3.2	Réseau de neurones artificiels	93
5.3.2.1	Neurone artificiel	94
5.3.2.2	Architecture en couches	95
5.3.2.3	Apprentissage	95
5.4	Développement d'un réseau de neurones	96
5.5	Estimation de la pressions artérielle moyenne	99
5.6	Estimation des pressions artérielles systolique et diastolique	100
5.7	Conclusion	105
Conclusion générale		106
Bibliographie		109

Table des figures

1.1	Le signal électrocardiogramme (ECG) et le signal phonocardiogramme (PCG) d'un sujet sain, [1].	6
1.2	Anatomie du cœur (à gauche), et le chemin de la circulation sanguine dans le cœur gauche et le cœur droit (à droit), [1].	7
1.3	Le système électrique du cœur, [1].	8
1.4	Ce schéma montre un signal PCG avec ces différents bruits cardiaques, ainsi une illustration de leurs causes physiologiques. Uniquement le coté gauche du cœur est affiché dans cette figure, [1].	10
1.5	La circulation sanguine dans le système cardiovasculaire , la couleur en rouge présente de sang oxygéné, et la couleur bleu présente le sang désoxygéné.[2]	12
1.6	La diastole ventriculaire (relaxation), [3]	13
1.7	La systole ventriculaire (contraction), [3].	14
1.8	Pression sanguine dans divers vaisseaux de la circulation systémique, [4]	18
1.9	La pompe musculaire, le facteurs principal favorisant le retour veineux, [4].	20
2.1	Relation de l'amplitude de premier bruit B1 avec la maximale valeur de la pression ventriculaire gauche pour différentes pathologies.	30
2.2	Relation entre le bruit délivré par le bruit ventriculaire gauche et la pression ventriculaire gauche (en haut), et le bruit aortique avec la pression aortique (en bas).	31
2.3	Composante aortique et pulmonaire du bruit cardiaque B2	33
2.4	Représentation de f_{max} et B dans le spectre de deuxième bruit B2	33
2.5	Descriptive de la méthode de mesure du temps SI séparant les composantes internes A2 et P2 du deuxième bruit B2. A : signal original, B : signal reconstitué, C : Mesure de la durée de A2	34
2.6	Corrélation entre la pression PAP systolique (A) ou moyenne (B) estimé en utilisant la méthode NN et celle mesurée directement par un cathéter. La ligne droite représente la droite régression.	35
2.7	l'analyse temporelle de P2 pour obtenir le nombre d'oscillations (K) dans un intervalle de temps donné (T)	36
2.8	L'illustration des paramètres TTP et RS2 (B1 et B2 se réfèrent au premier et au second bruit cardiaque, respectivement)	37
2.9	Le modèle modifié du système cardio-vasculaire proposé par Zhang et al.	37

2.10	Le temps de transit vasculaire (TTV) est le délai de transition entre le premier bruit du cœur (B1) du signal phonocardiogramme (PCG) et le pic P du signal photopléthysmogramme (PPG) correspondant enregistré en niveau de l'extrémité du doigt.	38
3.1	Représentation d'un paysage en analyse multi-résolution. Progressivement les détails disparaissent, d'abord les oiseaux et l'herbe, puis le tronc devient uniforme.	46
3.2	Schéma de décomposition.	48
3.3	Schéma de reconstruction.	48
3.4	Le diagramme de débruitage par ondelettes (seuillage)	50
3.5	La mixture choisie pour le test. (a) signal PCG idéal, (b) : Un signal sinusoïdal($0.3\sin(2\pi \cdot 100)$) ajouté à un bruit blanc de 5% d'intensité, (c) : le signal PCG bruité.	56
3.6	Évaluation de la méthode <i>EXP</i> en variant la fréquence du signal sinusoïdal en fonction de l'évolution du coefficient de corrélation obtenu entre le signal original et le signal débruité pour les différents niveaux de décomposition	59
3.7	Évaluation de la méthode proposée en variant l'amplitude du signal test en fonction de l'évolution du coefficient de corrélation obtenu entre le signal original et le signal débruité pour les différents niveaux de décomposition	60
3.8	Évaluation de la méthode proposée en variant l'intensité du bruit blanc du signal test en fonction de l'évolution du coefficient de corrélation obtenu entre le signal original et le signal débruité pour les différents niveaux de décomposition	62
3.9	Les résultats de débruitage de notre modèle sur les signaux réels	67
4.1	Comparaison entre les différentes méthodes pour estimer l'enveloppe. Le signal du test est représenté en (a) et les différents résultats sont montrés en (b). La variation d'énergie par rapport à l'amplitude du signal est affichée en (c)	72
4.2	Comparaison entre les différentes méthodes pour estimer l'enveloppe	76
4.3	Comparaison entre les différentes méthodes pour estimer l'enveloppe.	76
4.4	Organigramme de mesure des durées systolique et diastolique.	77
4.5	Comparaison entre les différentes méthodes pour estimer l'enveloppe.	79
4.6	Comparaison entre les différentes méthodes pour estimer l'enveloppe.	82
5.1	Système d'acquisition PowerLab avec les différents capteurs employés dans la détection des signaux physiologiques.	85
5.2	Test d'acquisition du signal PCG	85
5.3	Tensiomètre électronique automatique.	86
5.4	La distribution des durées systoliques (S_{12}) et diastolique (S_{21}) en fonction du temps de transit de pouls (TTP)	89

5.5	La distribution de la durée diastolique S_{21} en fonction du temps de transit de pouls réel TTP	90
5.6	Représentation d'une boîte moustache.	90
5.7	La distribution des durées systoliques et diastoliques en fonction du temps de transit de pouls réel. (a) durée systolique, (b) : durée diastolique	93
5.8	Schéma d'un neurone artificiel.	94
5.9	Perceptron à trois couches.	95
5.10	Organigramme du réseau de neurones développé pour notre application	97
5.11	Les différentes classes de sortie de notre réseau de neurone	98
5.12	Schématisation du réseau de neurones de notre application.	98
5.13	Le résultat de corrélation trouvé par le réseau de neurones entre le TTP estimé et le TTP désiré.	99
5.14	Le résultat de corrélation trouvé pour les pressions artérielles moyennes estimée et désirée.	100
5.15	La distribution de la pression artérielle moyenne en fonction des autres pressions artérielles. (a) : en fonction de la pression systolique, (b) : en fonction de la pression diastolique.	102
5.16	La distribution des pressions artérielles estimées en fonction de celle mesurées. (a) : la pression diastolique, (b) : la pression systolique. . .	103

Liste des tableaux

1.1	Classification de la pression artérielle (mm Hg)	22
3.1	Les différentes règles de seuillage	51
3.2	La sélection de l'ondelette mère et le niveau de décomposition trouvé par variation la fréquence de bruit.	58
3.3	La sélection de l'ondelette mère et le niveau de décomposition trouvé par méthode EXP en variant l'amplitude de bruit.	60
3.4	La sélection de l'ondelette mère et du niveau de décomposition trouvé par la méthode EXP en variant l'intensité du bruit blanc.	61
3.5	Comparaison entre la méthode proposée EXP, et les méthodes MAX et SNR dans le choix de l'ondelette mère et le niveau de décomposition pour le débruitage du signal PCG	65
3.6	Les résultats trouvés par la méthode proposé , EXP, dans le débruitage des signaux réels	66
5.1	Les mesures effectués sur les différents sujets	87
5.2	Les résultats du temps de transit de pouls TTP et de la pression artérielle moyenne obtenus par notre approche.	101
5.3	Les valeurs mesurée et estimée des différentes pressions artérielles	104

Symboles et abréviations

*	: complexe conjugué
\bar{x}	: moyenne temporelle de x
$ \quad $: valeur absolue
\wedge	: produit vectoriel
a	: le paramètre d'échelle
a_1	: premiers coefficients d'approximation
A2	: composante aortique du 2ème bruit B2
B1	: bruit cardiaque B1
B2	: bruit cardiaque B2
B3	: bruit cardiaque B3
B4	: bruit cardiaque B4
C(P)	: pression en fonction de la compliance
corr	: coefficient de corrélation
$C(\psi)$: condition d'admissibilité
C_x	: distribution temps-fréquence généralisée de Cohen
D	: débit sanguin
ΔP	: différence de pression sanguine
E	: erreur quadrature
ECG	: électrocardiogramme
f	: fréquence
F_{max}	: fréquence maximale
F_{min}	: fréquence minimale
Fs	: fréquence d'échantillonnage
g	: gravité terrestre ($9,81m/s^2$)
h	: hauteur verticale entre coeur et poignet (m)
HR	: rythme cardiaque

HTA	: hypertension artérielle
HTAP	: hypertension artérielle pulmonaire
LVET	: temps d'éjection ventriculaire gauche
N	: taille du signal
P2	: composante pulmonaire du 2ème bruit B2
PA	: pression artérielle
PAM	: pression artérielle moyenne
PAP	: pression artérielle pulmonaire
PCG	: phonocardiogramme
Pdia	: pression diastolique
PEP	: temps de pré-éjection
Pmoy	: pression moyenne
Pp	: pression pulsée
PPG	: photoplethysmogramme
Psys	: pression systolique
Q	: débit
Qv	: débit ventriculaire
R	: résistance périphérique
R_0	: impédance caractéristique de l'aorte
ρ	: masse volumique (kg/m^3)
RIF	: filtre à réponse impulsionnelle finie
RII	: filtre à réponse impulsionnelle infinie
RN	: réseau de neurones
Rs	: résistance périphérique
RS2	: intervalle temporel entre le pic R et le bruit B2
RT	: intervalle de temps
SC	: surface corporelle
t	: temps
TES	: temps d'éjection systolique
TFFG	: transformée de Fourier à fenêtre glissante
TOC	: transformée en ondelette continue
TOD	: transformée en ondelette discrète
TODI	: transformée en ondelette discrète inverse
TTP	: temps de transit de pouls

TTV	:	temps de transit vasculaire
VES	:	volume d'éjection systolique
V_v	:	volume ventriculaire
Wn	:	bruit blanc
L	:	niveau de décomposition
d_1	:	premiers coefficients de détail
w	:	ondelette mère

Introduction générale

L'estimation de la pression artérielle est une pratique bien ancienne. En effet, c'est A.H Ibn-sina (980-1037) qui a conçu la technique de la prise du pouls, toujours en vigueur, en pratiquant la palpation au poignet et jeta le concept sphygmographe ou tensiomètre.

Il fallait attendre 8 siècles pour que ce concept soit mis en pratique. Au début du XVIIIe siècle Stéphane Hales (1677-1761), abouche un tube de verre à l'artère d'une jument, le sang monte jusqu'à la hauteur de 9 pieds et 6 pouces. Ces premiers chiffres indiquent la force du sang mesuré pour la première fois, c'était en 1733. Depuis, les chercheurs s'intéressent de plus en plus à la pression artérielle et les techniques de sa mesure.

En 1896, l'italien Riva Rocci (1863-1937) inventa le brassard gonflable, invention déterminante toujours indispensable aujourd'hui. Peu après un médecin russe, N.S. Korotkoff (1874-1920) découvrit la méthode auscultatoire en 1905, et les premiers tensiomètres sont commercialisés à l'usage des médecins de la ville.

Le développement fulgurant de la médecine dans le XXe siècle augmente l'intérêt d'une mesure en continue de la pression artérielle, particulièrement dans les blocs opératoires où les méthodes classiques se montrent limitées. A cet effet, d'autres solutions ont été proposés particulièrement celles employant le temps de transit de pouls (TTP). Ce dernier est la durée prise par une impulsion sanguine pour parcourir un trajet du cœur jusqu'au site de mesure. La pression artérielle est alors déduite en exploitant les lois de la mécanique des fluides.

Dans cette technique, le TTP est estimé par la différence temporelle entre le pic R du signal électrocardiogramme et le pic P du signal photopléthysmogramme. Toutefois son utilisation reste limitée vu qu'elle nécessite deux instruments différents avec un ensemble de capteur complètement désagréable pour le patient. La

nécessité de trouver une solution alternative est d'une grande importance. C'est alors que l'intérêt de la communauté scientifique au signal Phonocardiographique pour la mesure de la pression artérielle a commencé. En effet, ce signal représente l'enregistrement de l'activité mécanique du cœur, à travers un simple stéthoscope électronique, deux bruits principaux peuvent être distingués (B1 et B2), produits respectivement par la fermeture des valves auriculo-ventriculaires et sigmoïdes.

De point de vue anatomique, le changement dans l'hémodynamique cardiovasculaire se reflète directement sur les différents signaux physiologiques, notamment le signal PCG. Il suffit donc de trouver un paramètre adéquat dans ce signal qui permet une estimation correcte de la pression sanguine.

Dans la littérature, plusieurs tentatives pour atteindre ce but ont été réalisées. La première était en 1965 par Sakamoto et al.[5] à travers l'étude de la dépendance de la pression artérielle systolique (PAS) avec l'intensité du premier bruit B1, où ils ont constaté une bonne corrélation entre le pic de la pression systolique ventriculaire gauche et l'intensité de ce bruit.

L'analyse du deuxième bruit cardiaque B2 était aussi l'objet de plusieurs travaux. Cela revient à son accentuation caractéristique chez les patients hypertendus, ce qui a développé l'hypothèse d'une possible corrélation entre la pression sanguine et les caractéristiques acoustiques du bruit B2.

En effet, en 1992 Bartels et al.[6] proposent une technique pour évaluer la pression artérielle à travers le signal PCG en étudiant la reconnaissance de forme du deuxième bruit B2 selon une base de données de référence. Quelques années plus tard, Xu et al. [7] proposent une méthode permettant de relier la pression artérielle pulmonaire (PAP) à l'intervalle temporelle (TR) séparant la fermeture de la valvule aortique et pulmonaire.

En 2006, Zhang et al.[8] présentent un modèle mathématique simulant le changement dans la fréquence et l'amplitude du deuxième bruit B2 avec le changement dans la pression systolique. Dans la même année, ces mêmes auteurs étudient la relation entre la PAS et le temps RS2 délimitant le pic R du signal ECG au deuxième bruit B2 du signal PCG. La corrélation entre les deux paramètres était acceptable avec un taux $R = 0.85$. Deux ans plus tard, Bombardini et al.[9] confirment cette corrélation particulièrement entre l'amplitude de B2 et la pression artérielle.

Récemment, en 2015, SN Shukla et al.[10] proposent une nouvelle approche pour mesurer la pression artérielle en employant le temps de transit vasculaire (TTV), défini comme étant la différence temporelle entre le bruit B1 et le pic du signal PPG, où il a été affirmé que le TTV est plus précis dans l'estimation de la pression artérielle que le TTP.

En fait, à ce jour différentes techniques sont proposées pour estimer la pression artérielle à travers différents signaux physiologiques (tels que l'ECG, le PPG ou encore le PCG). Dans cette thèse on s'intéresse à l'exploitation du signal PCG pour la mesure de cette pression. Une nouvelle approche est alors proposée pour mesurer la pression artérielle en exploitant les mesures des durées diastoliques et systoliques ainsi que d'autres paramètres intrinsèques au sujet : le poids et la taille. La validation de cette mesure est évaluée à travers le développement d'un système intelligent à base de réseaux de neurones. En fait, depuis ce réseau la forte corrélation des paramètres mesurés à partir du PCG avec le TTP estimé à travers la pression moyenne obtenue par un tensiomètre est montrée.

Cependant, pour aboutir à des mesures optimales de ces durées systoliques et diastoliques il est important que le signal PCG soit traité. En fait, différentes approches existent dans la littérature pour filtrer le signal PCG et par conséquent déduire les bruits B1 et B2[11–13]. Dans ce travail, une nouvelle approche basée sur la décomposition en ondelette discrète est proposée. La nouveauté réside dans le choix automatique de l'ondelette mère et le niveau de décomposition. Ainsi, pour décrire notre travail le document est organisé en cinq chapitres avec une introduction générale et une conclusion avec des perspectives.

Le premier chapitre s'intéresse à une description du système cardiovasculaire et l'activité hémodynamique, dont un aperçu sur le signal phonocardiogramme, ses principales composantes et ses causes de production seront présentées. La pression artérielle aussi prend une grande place dans ce chapitre, où une étude détaillée sur les principaux paramètres intervenant dans la variation de cette grandeur sera illustré.

Le deuxième chapitre s'intéresse à la description des différentes techniques de mesure de la pression artérielle, particulièrement celles qui exploitent le signal PCG. Ainsi, les approches tel que, l'estimation de la pression artérielle à travers l'intensité de premier bruit B1 et l'analyse fréquentielle du deuxième bruit B2, ou encore à travers le paramètre temporel RS2 et le temps de transit vasculaire TTV.

Dans le but d'une estimation de la pression artérielle à travers le signal PCG, ce dernier doit passer par une chaîne de traitement dont le filtrage est une phase importante. L'objectif de cette phase est de supprimer tous types de bruit et faire apparaître convenablement les bruits B1 et B2 pour les étapes qui vont suivre. Parmi les techniques couramment utilisées pour le filtrage du PCG est le débruitage par ondelette, toutefois cette technique présente un inconvénient majeur qui réside dans la sélection des paramètres de filtrage. Face à ce problème, une nouvelle approche de débruitage par décomposition discrète en ondelettes est proposée. Elle est caractérisée par son choix automatique de l'ondelette mère et du niveau de décomposition ; elle fait l'objet du troisième chapitre.

La seconde phase de traitement fait l'objet du quatrième chapitre, où les algorithmes de mesure des durées systolique et diastolique sont décrits et évalués.

Le cinquième chapitre est consacré dans sa première partie à la présentation du matériel utilisé et le protocole choisi dans la réalisation de la base de données des signaux PCG, et dans sa deuxième partie à l'évaluation de notre approche pour la mesure de la pression artérielle en exploitant cette base de données.

Enfin, nous terminons le document par une conclusion générale sur l'ensemble des travaux réalisés, et des perspectives envisagées pour la suite.

Chapitre 1

Le système cardiovasculaire et l'activité hémodynamique

Dans ce chapitre, une introduction sur le système cardiovasculaire sera donnée, puis, un aperçu historique exhaustif sur les différentes méthodes de mesure de la pression artérielle. Par la suite, nous mettrons en exergue la contribution du cœur et des vaisseaux sanguins dans la variation de la pression du sang.

1.1 Introduction

Le corps humain peut être considéré comme une station d'énergie générant différents potentiels électriques. La découverte de ces potentiels électriques au milieu du 19ème siècle a complètement changé la compréhension du corps humain. En effet, tous les mouvements du corps ne sont en réalité que des réactions à des potentiels électriques et que le cœur aussi ne fonctionne que grâce à un potentiel électrique.

C'est le physicien italien Carlo Matteucci qui a démontré pour la première fois que chaque contraction du cœur s'accompagne d'un courant électrique [14], c'était en 1842 et depuis ce jour l'exploration de l'activité cardiaque est devenue un domaine très attractif pour les cardiologues autant que les chercheurs.

Cette activité est de deux types, une activité électrique représentée par le signal électrocardiogramme (ECG) et une autre mécanique traduite par un ensemble de

bruits constituant le signal phono-cardiogramme (PCG) (fig.1.1). Cette dernière est le résultat d'une séquence de contractions des parois des différentes cavités du cœur (oreillettes et ventricules) et qui à chaque cycle cardiaque propulse une certaine quantité de sang dans les artères. cette quantité de sang par cycle cardiaque ou encore flux sanguin va exercer une force sur les artères qui est appelée pression artérielle.

La relation directe de cette grandeur avec le cœur rend ce paramètre l'un des plus importants dans un diagnostic et que de nos jours cette mesure est devenue l'un des gestes les plus courants dans la médecine.

Avant de décrire ce qu'est une pression artérielle (PA) et comment elle peut être mesurée, il est souhaitable de commencer par une brève introduction sur le système cardiovasculaire.

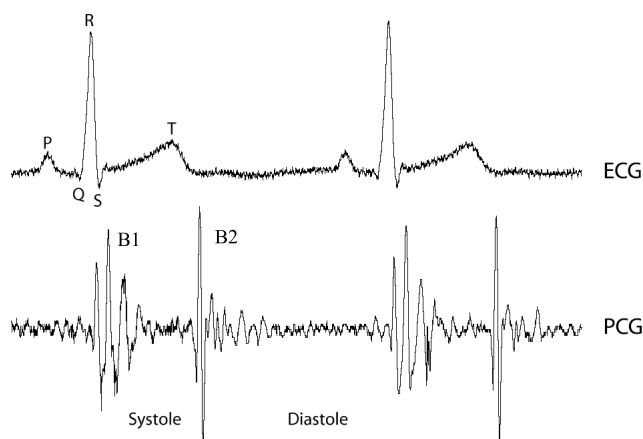


FIGURE 1.1: Le signal électrocardiogramme (ECG) et le signal phonocardiogramme (PCG) d'un sujet sain, [1].

1.2 Système cardiovasculaire

L'homme peut vivre sans boire et manger pour des jours, mais seulement quelques minutes sans respirer. Ce phénomène est présent chez tous les êtres vivants, animaux, plantes et même les bactéries.

En effet, les cellules doivent bénéficier d'un apport continu de nutriments et d'oxygène afin de produire l'énergie nécessaire pour fonctionner et continuer à

vivre. La production de cette énergie résulte du dioxyde de carbone et d'autres déchets métaboliques qui doivent être collectés et éliminés du corps.

Afin d'assurer cette fonction, le corps dispose d'un système extraordinaire appelé l'appareil circulatoire, connu aussi par le système cardio-vasculaire, composé d'un cœur et d'un réseau de vaisseaux sanguins.

1.2.1 Cœur

Le cœur est un organe creux composé de deux entités distinctes séparées : le cœur droit et le cœur gauche et que chaque cœur est composé d'un ventricule et d'une oreillette séparés par la valve tricuspide pour le cœur droit et la valve mitrale pour le cœur gauche.

Le septum inter-auriculaire est la cloison séparant les oreillettes, le septum ventriculaire est la cloison séparant les ventricules. Il n'y a pas de connexion du tissu myocardique (musculaire) entre oreillettes et ventricules.

Le cœur est équipé par deux autres valves (aortique et pulmonaire) où la valve aortique relie le ventricule gauche avec l'aorte alors que la valve pulmonaire relie le ventricule droit avec le tronc pulmonaire. Ces valves sont unidirectionnelles, elles empêchent le reflux du sang dans le mauvais sens [15]. Cette anatomie fait du cœur une parfaite double pompe pour la circulation sanguine où son rôle est d'assurer les apports de nutriments et de l'oxygène aux organes, en assurant également le transport des déchets vers les reins et du dioxyde de carbone vers les poumons.

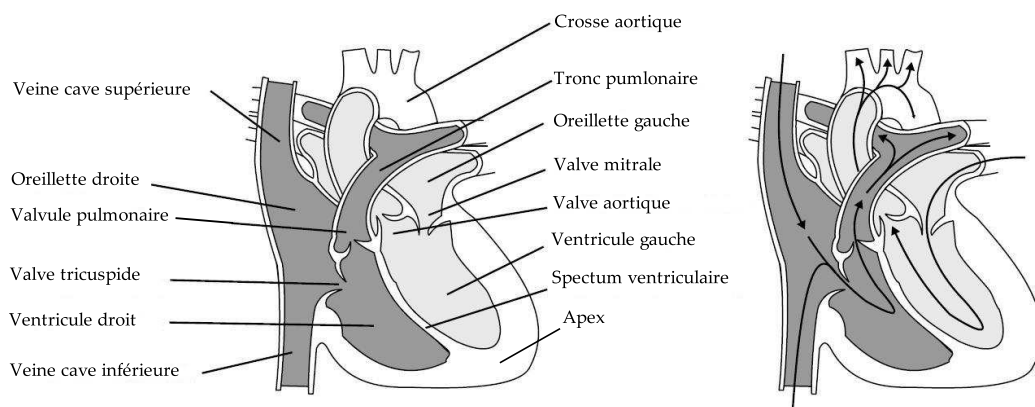


FIGURE 1.2: Anatomie du cœur (à gauche), et le chemin de la circulation sanguine dans le cœur gauche et le cœur droit (à droit), [1].

1.2.1.1 Activité électrique du cœur

Le cœur comprend un système de conduction électrique complètement autonome qui assure la génération des impulsions électriques en alternance. En effet, la contraction du muscle cardiaque est régie par une impulsion électrique qui prend sa naissance dans le nœud sinusal (ou de Keith et Flack) situé au niveau de la veine cave supérieure dans l'oreillette droite tel qu'illustré dans la figure 1.3. Ce nœud est constitué d'un ensemble de cellules auto-excitables [3].

L'excitation électrique du cœur se fait en deux-temps bien distincts : dans un premier temps, ce courant se propage dans les deux oreillettes et provoque leurs contractions en induisant la systole auriculaire puis il arrive à un autre nœud, appelé nœud auriculo-ventriculaire, situé dans le septum inter-ventriculaire (fig.1.3) où l'excitation électrique marque une courte pause d'une très grande importance où elle permet le remplissage des ventricules avant leur contraction [3].

Dans le second temps, l'excitation électrique rejoint le faisceau de His puis le réseau Purkinje en provoquant une contraction ventriculaire (ou bien systole ventriculaire), puis elle disparaît pour un moment avant de se relancer à nouveau. Ce système électrique permet une régularité parfaite des contractions auriculo-ventriculaires selon l'état physique et pathophysiologique du corps humain [3].

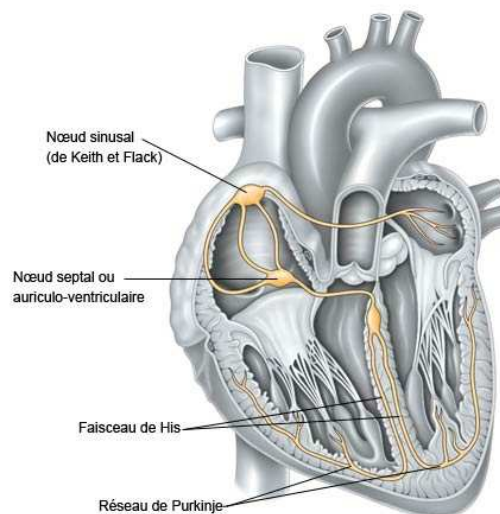


FIGURE 1.3: Le système électrique du cœur, [1].

L'enregistrement de cette activité électrique détermine le signal électrocardiogramme (ECG) qui est constitué par plusieurs ondes.

Un cycle cardiaque commence par l'onde P, suivie par l'onde composée QRS, et finisse avec l'onde T (voir la figure 1.1). L'onde P représente la dépolarisation des oreillettes et est associée à leur contraction. L'onde composée QRS comprend trois parties : la première déviation négative est l'onde Q, suivie d'une déviation positive appelée onde R et se termine par une déviation négative appelée onde S. L'onde composée QRS concerne la dépolarisation des ventricules et est associée à leur contraction. La repolarisation des oreillettes se déroule pendant la dépolarisation des ventricules. C'est pour cette raison que le signal associé à la repolarisation des oreillettes n'est pas visible sur un ECG. La dernière onde est appelée onde T qui apparaît normalement sous forme d'une déviation positive où elle annonce la repolarisation ventriculaire.

L'activité électrique du cœur entraîne cet organe dans une activité mécanique en continue. Cette activité mécanique, connue encore par le battement cardiaque, est le résultat d'un ensemble des phénomènes intra-cardiaques qui seront décrits dans ce qui suit [16].

1.2.1.2 Activité mécanique du cœur

L'activité mécanique du cœur est accompagnée à deux bruits successifs particulièrement audibles, connus par B1 et B2. Ces deux bruits sont facilement détectable par un simple stéthoscope, dont leur tracé constitue le signal phonocardiogramme (PCG).

Le premier bruit B1 du signal PCG peut être divisé en quatre composantes, voir la figure 1.4. Les vibrations initiales sont produites par l'infiltration du sang dans les oreillettes juste avant la fermeture totale des valves auriculo-ventriculaires (tricuspide et mitrale), et cela au début de la systole ventriculaire. La clôture totale de ces valves est l'origine de la deuxième composante de B1. La contraction du cœur fait augmenter la pression dans les ventricules, cette dernière force les valves sigmoïdes (aortique et pulmonaire) à s'ouvrir. Les turbulences produites au moment de l'ouverture de ces valves donnent naissance à la troisième composante de B1. La quatrième composante est attribuée à l'écoulement turbulent du sang dans l'aorte et le tronc pulmonaire. Ensuite, les ventricules poursuivent leurs contractions jusqu'à la fin de la systole, puis ils se relâchent, ce qui cause une baisse de la pression intraventriculaire avec une fermeture franche des valves sigmoïdes. Cette fermeture est à l'origine du deuxième bruit, B2 [1].

Le deuxième bruit cardiaque B2 se compose en deux trains d'ondes de haute fréquence, liés à la fermeture des valves sigmoïdes, aortiques d'abord (A2), puis pulmonaires (P2)(fig.1.4). En effet, le cœur gauche est plus grand que le droit, automatiquement l'éjection ventriculaire gauche s'achève après l'éjection ventriculaire droite [17].

Dans le tracé PCG, on distingue également un troisième et un quatrième bruit cardiaque (B3 et B4) qui peuvent parfois être repérés sur un signal phonocardiogramme. Le B3 survient à la fin de la phase de remplissage ventriculaire rapide. Le quatrième bruit (B4) débute juste avant le premier bruit (B1), il répond à la contraction auriculaire [17].

L'activité mécanique du cœur n'est en réalité qu'un mouvement de pompage permettant une circulation en continu du sang dans l'organisme où dans cette dernière, le sang suit deux trajets différents connus par la circulation générale et la circulation pulmonaire.

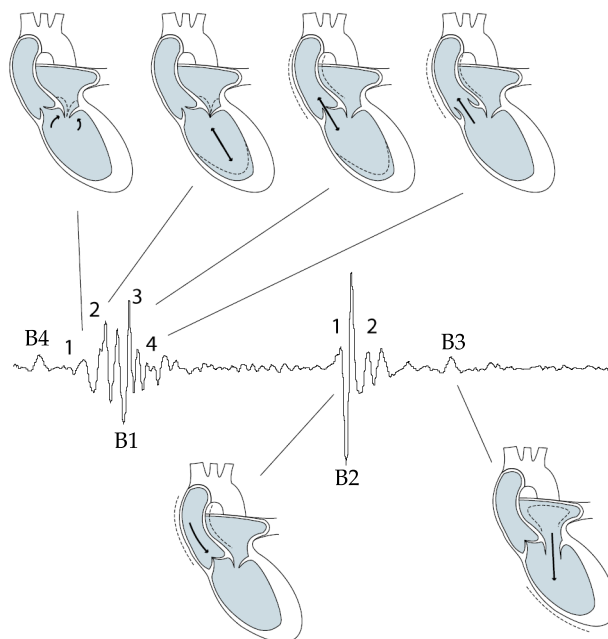


FIGURE 1.4: Ce schéma montre un signal PCG avec ces différents bruits cardiaques, ainsi une illustration de leurs causes physiologiques. Uniquement le côté gauche du cœur est affiché dans cette figure, [1].

1.2.2 Circulation sanguine

Dans la circulation sanguine, trois catégories de vaisseaux sanguins peuvent être distinguées : les artères, les veines et les capillaires.

Les artères sont des vaisseaux sanguins très larges qui transportent le sang oxygéné du cœur vers les tissus et les cellules de l'organisme.

Les veines sont des vaisseaux chargés de transporter le sang pauvre en oxygène et les déchets du métabolisme vers le cœur. Les veines se distinguent des artères par la présence des petites valvules situés dans leur intérieur et constituées par le repli de leur membrane interne.

Les artères et les veines se relient dans les tissus de l'organisme par des vaisseaux microscopiques appelés les capillaires. Ils sont le siège de l'échange entre l'oxygène et le dioxyde de carbone.

Les vaisseaux sanguins sont organisés dans le corps en deux réseaux différents. Le premier réseau relie le cœur avec les poumons en constituant une circulation pulmonaire. Par contre, le deuxième réseau relie le cœur avec tout l'organisme en constituant une circulation systémique [18].

Dans la circulation pulmonaire, le sang aboutit dans l'oreillette droite est éjecté dans le ventricule droit. Ce dernier expulse le sang dans l'artère pulmonaire, passe dans les réseaux des capillaires pulmonaires, où il y a des échanges de gaz avec l'air contenu dans les alvéoles pulmonaires puis retourne au cœur gauche par quatre veines pulmonaires.(fig.1.5)

Dans la circulation générale, le sang aboutit dans l'oreillette gauche est éjecté dans le ventricule gauche. Puis il sera expulsé vers l'aorte qui se ramifie en petites artères jusqu'à se convertir en capillaire, ensuite le sang retourne au cœur droit à travers les veines caves [18].

Les artères jouent deux rôles dans le corps, d'une part elles permettent un écoulement rapide du sang du cœur vers les tissus et d'autres parts elles jouent le rôle d'un réservoir de pression au sang.

En effet, l'élasticité naturelle des parois de l'aorte et les grosses artérielles permettent d'amortir les importantes élévations de pression lors de la période de contraction cardiaque (systole ventriculaire) et puis le retour élastique de cette

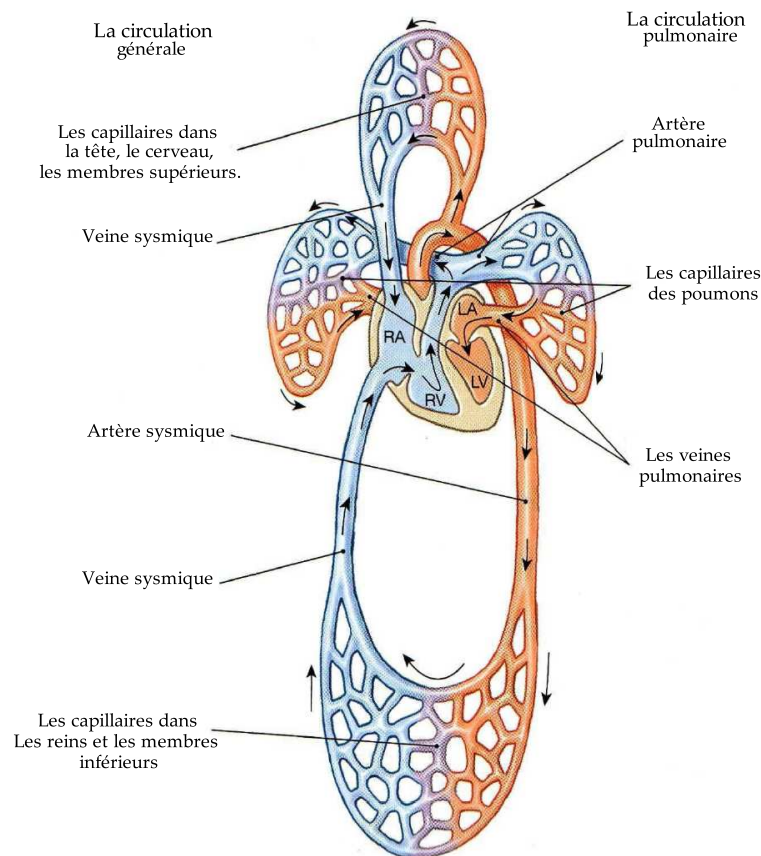


FIGURE 1.5: La circulation sanguine dans le système cardiovasculaire , la couleur en rouge présente de sang oxygéné, et la couleur bleu présente le sang désoxygéné.[2]

même paroi pendant la diastole ventriculaire permet de conserver une certaine pression dans le réseau artériel.

Les grosses artères se ramifient en artérioles (artère précapillaire de faible diamètre de $40-100\mu\text{m}$) où leur propriété principale est la résistance à l'écoulement du sang afin de chuter la pression artérielle en aval pour permettre les échanges au niveau des capillaires [18].

Dans un vaisseau, l'écoulement sanguin peut prendre diverses formes, en fonction de la vitesse circulatoire (dépendant elle-même de la résistance circulatoire d'aval), des modalités de l'éjection systolique (dépendant de la cinétique ventriculaire gauche), de la viscosité sanguine, mais aussi de la géométrie du vaisseau et de sa paroi.

Dans le réseau sanguin, le sang se déplace d'une manière harmonique entre les

différents sites en assistant en même temps à plusieurs phénomènes physicochimiques, principalement, changement de composition, de pression et de vitesse. Comprendre la physiologie de cette circulation est d'un intérêt capital dans le diagnostic de plusieurs pathologies cardiovasculaire.

1.2.3 Cycle cardiaque

Le cœur est divisé en quatre cavités, deux oreillettes et deux ventricules. Pendant son fonctionnement chaque cavité passe par deux événements, une contraction (la systole) et une dilatation (la diastole). Durant la systole, la chambre pousse le sang dans une chambre adjacente ou dans le tronc artériel. Pendant la diastole, la chambre se relaxe et se remplit du sang.

Le cycle cardiaque est défini comme l'ensemble des événements survenant entre deux contractions successives du cœur. Si on s'intéresse aux ventricules, il associé sur le plan mécanique la succession d'une diastole ventriculaire et d'une systole ventriculaire. Pendant la diastole (figure 1.6), les ventricules se remplissent de sang. Pendant la systole (figure 1.7), les ventricules se contractent et éjectent leurs contenus [3].

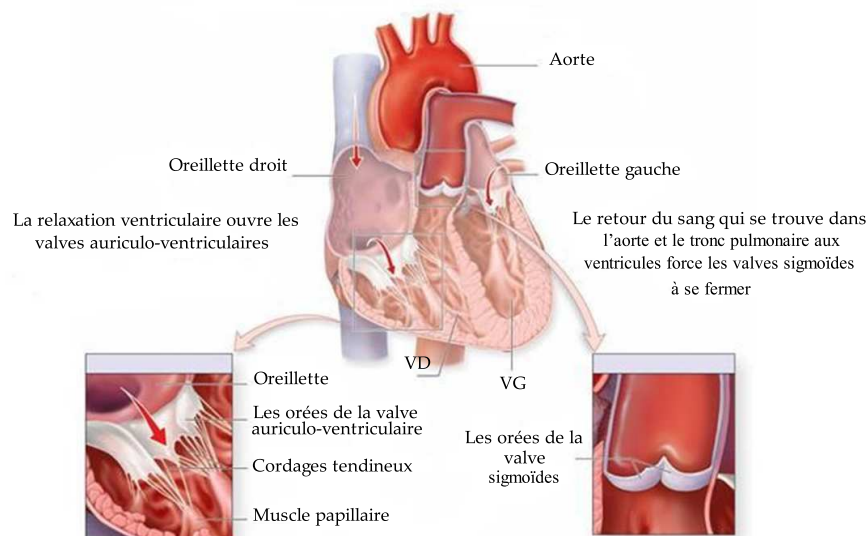


FIGURE 1.6: La diastole ventriculaire (relaxation), [3]

Dans un cycle cardiaque on peut distinguer de manière générale trois phases [1]. La première phase commence par la systole auriculaire. À ce moment les ventricules sont relaxés et les valves auriculo-ventriculaires (tricuspide et mitrale) sont

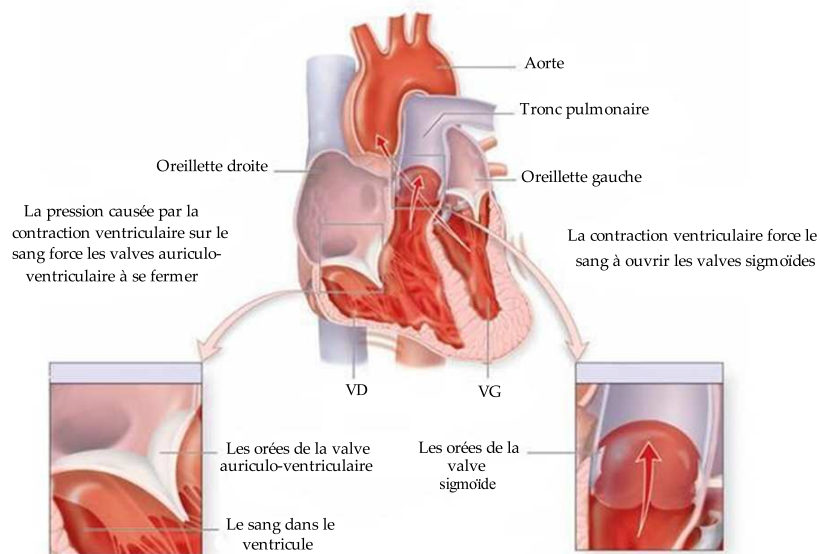


FIGURE 1.7: La systole ventriculaire (contraction), [3].

ouvertes. Les ventricules sont remplis partiellement du sang, l'intervention de la contraction auriculaire assure le plein des ventricules. La durée de cette phase est d'environ 100msec. Après la systole auriculaire, la systole ventriculaire commence et déclenche la deuxième phase, tandis que, les oreillettes entrent dans une relaxation d'environ 700msec.

Pendant la systole ventriculaire, le myocarde développe une tension qui entraîne une augmentation de la pression dans les ventricules. Cette haute pression force les valves tricuspide et mitrale à se fermer, ainsi que, les valves aortique et pulmonaire à s'ouvrir et le sang s'éjecte dans l'aorte et le tronc pulmonaire. Le volume de sang éjecté pendant la systole est appelé volume d'éjection. Ensuite, les ventricules entrent dans une relaxation qui dénote la troisième phase du cycle cardiaque. Pendant cette dernière, la pression dans les ventricules commence à diminuer et les valves sigmoïdes se referment par le reflux du sang aux ventricules. La relaxation ventriculaire continue jusqu'à la réouverture des valves tricuspide et mitrale. À la fin de la diastole, la systole auriculaire intervient et déclenche un autre cycle. Le temps total d'un cycle cardiaque est estimé d'environ 800msec.

Chez une personne au repos, près de 80% du remplissage ventriculaire a lieu avant la contraction auriculaire [16]. La systole auriculaire n'ajoute qu'une petite quantité du sang aux ventricules, ce qui explique pourquoi les personnes qui ont des oreillettes gravement endommagés peuvent continuer leurs vies normalement. Par

contre, le dommage d'un ou des deux ventricules peut rendre le cœur incapable d'assurer sa fonction.

1.2.4 Physiologie de la circulation

Le rôle vital de la circulation sanguine n'est plus à démontrer. Le cœur s'assimile à une pompe, les artères à des conduites en même temps à un réservoir de pression, les artérioles à des conduits de résistance qui régissent la distribution, les capillaires à des lieux d'échanges et les veines à des conduits et des réservoirs.

Avant de déterminer la dynamique du système, il convient d'abord de définir Trois facteurs importants – le débit sanguin, la pression sanguine et la résistance, et d'endéduire la relation entre eux.

1.2.4.1 Débit sanguin

Le débit sanguin est le volume de sang qui s'écoule dans un vaisseau, dans un organe ou dans le système cardiovasculaire entier en une période donnée (mL/min).

À l'échelle du système cardiovasculaire, le débit sanguin équivaut au débit cardiaque. Mais, il est important de comprendre que le débit cardiaque est la quantité de sang pompée par chaque ventricule et non la quantité totale de sang pompée par le cœur où pour obtenir le débit cardiaque (D_c), il suffit de multiplier le volume d'éjection systolique (V_s) par la fréquence cardiaque (F_c) [4].

1.2.4.2 Pression sanguine

Défini comme étant la force par unité de surface et dans le système cardiovasculaire, elle est la force du sang exercée sur la paroi d'un vaisseau, exprimée en millimètre de mercure (mmHg).

Dans le langage clinique, l'expression « pression artérielle » désigne la pression sanguine dans la circulation générale (ou systémique), en particulier dans les gros vaisseaux près de cœur.

En effet, le réseau artériel est le siège d'une circulation à haute pression contrairement au réseau veineux. Ceci est dû, aux contractions ventriculaires, mais aussi, à l'élasticité de la paroi des artères.

Les deux réseaux fonctionnent avec des mécanismes d'autorégulation permettant de garder une certaine différence de pression entre les deux. Cette différence de pression (gradient de pression) dans le système cardiovasculaire fournit la force propulsive nécessaire à la circulation du sang dans l'organisme, qui va toujours de la région ayant la plus haute pression vers celle ayant la plus basse pression. Tout déséquilibre dans ce gradient est le témoin d'une anomalie dans le système cardiovasculaire [4].

1.2.4.3 Résistance

La résistance est une force qui s'oppose à l'écoulement du sang et elle résulte de la friction du sang sur la paroi des vaisseaux. Cette friction est surtout manifestée dans la circulation périphérique (systémique) particulièrement dans les artérioles. Trois facteurs importants peuvent influencer sur la résistance : la viscosité du sang, la longueur des vaisseaux et le diamètre de ces derniers [4].

- Viscosité du sang : est la résistance inhérente d'un liquide à l'écoulement et celle-ci dépend de sa fluidité ou de son épaisseur.
- Longueur totale des vaisseaux sanguins : est en relation directe et proportionnelle avec la résistance où plus le vaisseau est long, plus la résistance est grande.
- Diamètre des vaisseaux sanguins : La viscosité du sang et la longueur totale des vaisseaux sont normalement invariables chez un sujet en bonne santé. Tandis que, le diamètre des vaisseaux sanguins change fréquemment. Il constitue un facteur capital dans le changement de la résistance périphérique.

En effet, lorsque le sang change brusquement de diamètre dans le vaisseau, l'écoulement laminaire cède le pas à un flux irrégulier. Ce phénomène, appelé turbulence, augmente nettement la résistance. Il produit des bruits qui peuvent être perçus par stéthoscope, contrairement à l'écoulement laminaire, qui est silencieux.

1.2.4.4 Relation entre le débit sanguin, la pression sanguine et la résistance périphérique

Après avoir défini les différents facteurs agissant sur la circulation sanguine, résumant maintenant la relation qui existe entre eux. Le débit sanguin (D) est *directement* proportionnel à la différence de la pression sanguine (ΔP) entre deux points de système cardiovasculaire ; autrement dit, si ΔP augmente, D augmente, et si ΔP diminue, D diminue.

Cependant, le débit sanguin est *inversement* proportionnel à la résistance périphérique (R) dans la circulation systémique, ce qui revient à dire que si R augmente, D diminue [4]. La formule suivante exprime ces relations :

$$D = \frac{\Delta P}{R} \quad (1.1)$$

Dans cette formule deux facteurs influent sur le débit sanguin – la différence de pression (ΔP) et la résistance périphérique R .

Néanmoins, l'influence de la résistance est beaucoup plus importante à celle de la différence de pression, car elle se modifie couramment avec le changement du diamètre du vaisseau sanguin. Tandis que, le changement du gradient de pression est souvent constant ou peu variant dans le temps.

1.3 Pression sanguine systémique

Tout liquide propulsé par une pompe dans un circuit de conduits fermés circule sous pression, plus le liquide est près de la pompe, plus grande est la pression exercée sur lui. L'écoulement du sang dans les vaisseaux ne fait pas exception à la règle, et il s'effectue suivant un gradient de pression.

Autrement dit, le cœur est la pompe qui fait circuler le sang dans un réseau fermé de vaisseau sanguin. Où, le sang se déplace toujours d'une zone de haute pression vers une autre de pression plus basse.

Dans la circulation systémique, la pression la plus élevée est localisé au niveau de l'aorte et en traversant les différentes parties du corps, cette pression diminue peu à peu jusqu'à atteindre le niveau 0 mmHg dans l'oreillette droite.

La baisse la plus abrupte de la pression sanguine se produit dans les artérioles, qui offrent la résistance maximale à l'écoulement du sang. Toutefois, tant que le gradient de pression subsiste, si faible soit-il, le sang continue de s'écouler jusqu'à ce qu'il revienne au côté droit du cœur [4].

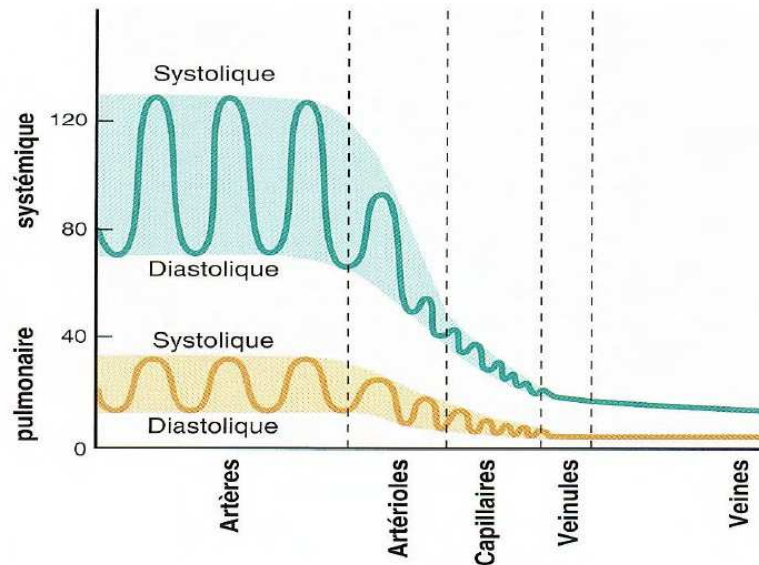


FIGURE 1.8: Pression sanguine dans divers vaisseaux de la circulation systémique, [4]

1.3.1 Pression artérielle

La pression sanguine dans les artères (ou tension artérielle) est essentiellement liée à deux facteurs : l'élasticité des vaisseaux et le volume de sang propulsé.

Elle oscille sans cesse avec l'écoulement du sang qui est manifestement pulsatile. En effet, lorsque le cœur se contracte et expulse le sang dans l'aorte (systole ventriculaire), le ventricule gauche confère de l'énergie cinétique au sang. Le sang étire les parois élastiques de l'aorte, et la pression aortique atteint son point maximal. Cette pression maximale, appelée **pression artérielle systolique**, se situe en moyenne à 120mmHg chez l'adulte en bonne santé [4].

Pendant la diastole ventriculaire, la fermeture de la valve aortique empêche le retour du sang dans le ventricule gauche, en même temps, les parois de l'aorte élastique reprennent leur position initiale ; elles maintiennent ainsi une pression minimale suffisante sur le sang pour qu'il s'écoule vers les plus petits vaisseaux. Cette pression minimale, qui se situe entre 70 à 80 mmHg chez l'adulte en bonne santé, est appelée **pression artérielle diastolique** [4].

La différence entre la pression systolique et la pression diastolique est appelée pression différentielle, ou pression pulsée. Lorsqu'on touche une artère, on peut sentir une palpitation (le pouls) pendant la systole, cette augmentation du volume systolique et l'accélération de l'éjection du sang par le cœur provoquent un accroissement temporaire de la pression différentielle.

Puisque la pression aortique monte et descend à chaque battement du cœur, la valeur à retenir est la pression artérielle moyenne (PAM) [4], car c'est cette pression qui propulse le sang dans les tissus.

Comme la diastole dure en général plus longtemps que la systole, la pression moyenne est approximativement égale à la pression diastolique additionnée au tiers de la pression différentielle.

$$PAM = \textit{pression diastolique} + \frac{\textit{pression différentielle}}{3} \quad (1.2)$$

En s'éloignant du cœur, la pression artérielle moyenne diminue. Cela revient à la diminution graduelle de la pression différentielle qui résulte au frottement du sang avec les parois des vaisseaux artérioles où la résistance est plus élevée.

A la fin de son parcours dans les artères, le sang coule à un débit constant avec une pression différentielle nulle.

1.3.2 Pression capillaire

Au niveau des capillaires, la pression sanguine diminue aux environs de 35mmHg (figure 1.8). Ces basses pressions sont nécessaires pour deux raisons particulières.

La première revient à la fragilité des capillaires où une forte pression pourrait les rompre. La deuxième revient à la grande perméabilité des capillaires dont une faible pression sanguine suffit pour forcer les liquides contenant des solutés à quitter la circulation sanguine pour pénétrer dans l'espace interstitiel [4].

1.3.3 Pression veineuse

Contrairement à la pression artérielle, qui oscille à chaque contraction du ventricule gauche, la pression veineuse fluctue très peu au cours de la révolution cardiaque.

Dans les veines, le gradient de pression n'est que d'environ 15 mmHg, tandis qu'aux extrémités des artérioles, il se situe en moyenne de 60 mmHg.

La très faible pression du réseau veineux résulte des effets cumulatifs de la résistance périphérique, qui dissipe la majeure partie de l'énergie de la pression artérielle sous forme de chaleur [4].

En réalité, la pression veineuse est trop faible pour provoquer le retour veineux, cependant, il existe deux adaptations fonctionnelles qui compensent le retour du sang au cœur :

La première est la pompe respiratoire ; en effet, les changements de pression qui se produisent dans la cavité abdominale durant la respiration créent une pompe respiratoire qui pousse le sang vers le cœur.

La deuxième adaptation, la plus importante, est la pompe musculaire. où elle correspond à l'activité des muscles squelettiques. Les contractions et les relâchements de ces muscles entourant les veines profondes propulsent le sang en direction du cœur, de valvule en valvule (figure 1.9) [4].

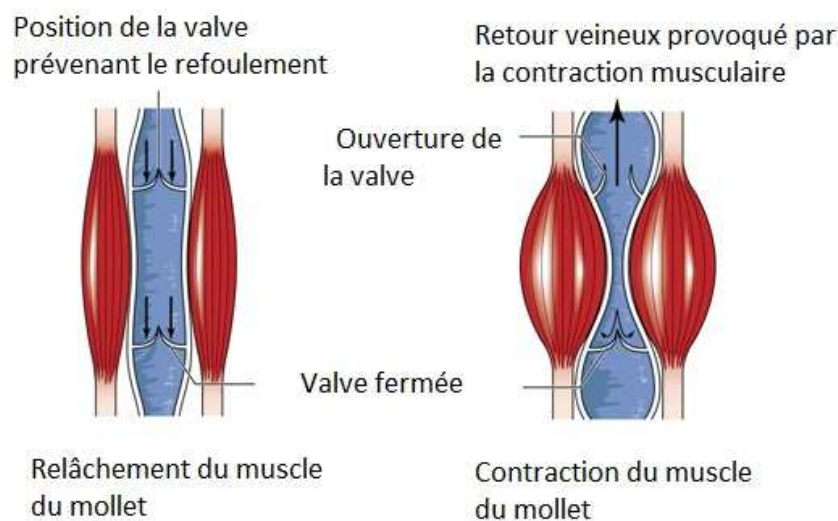


FIGURE 1.9: La pompe musculaire, le facteurs principal favorisant le retour veineux, [4].

1.4 Équilibre de la pression artérielle

Le sang doit circuler uniformément de la tête aux pieds sous une pression artérielle plus au moins stable afin d'assurer le bon fonctionnement des organes. et que tout

déséquilibre dans cette pression peut mener un évanouissement à la personne. Les organes principaux agissant sur la stabilité de la pression artérielle sont : le cœur, les vaisseaux sanguins et les reins. Ces derniers doivent interagir de façon précise, sous surveillance étroite de l'encéphale afin de bien maintenir un équilibre dans le gradient de la pression artérielle [4].

Il est évident que la pression artérielle est directement proportionnelle au débit cardiaque et la résistance (voir l'eq.1.1).

Théoriquement, toute augmentation ou diminution de l'une de ces variables causerait un changement équivalent de la pression artérielle. Mais en réalité, les changements qui touchent ces variables et qui risqueraient de perturber l'homéostasie de la pression artérielle sont rapidement compensés par des ajustements des autres variables.

La pression artérielle peut diminuer ou augmenter pour plusieurs causes. La diminution de la pression artérielle, ou l'hypotension, correspond à une pression artérielle inférieure à 110 / 70 mm Hg.

En réalité elle correspond uniquement à une valeur mesurée et non à une maladie. En effet, cette diminution de pression n'est pas dangereuse et elle ne provoque pas d'autres maladies potentiellement graves.

Toutefois, les personnes atteintes d'hypotension artérielle peuvent parfois présenter certains symptômes comme l'étourdissements, troubles de la concentration et la fatigue.

La présence de ces symptômes n'est pas forcément le témoin d'une hypotension et vice-versa. En réalité, la tension artérielle varie au cours de la journée.

En situation de stress ou d'émotion intense, elle s'élève naturellement et quand la tension reste élevée en permanence, au-delà de 140/90 mmHg, on parlera d'hypertension artérielle.

1.4.1 Hypertension artérielle

L'hypertension artérielle est considérée comme une maladie cardiovasculaire qui se manifeste par une tension artérielle élevée. elle présente peu de symptômes mais peut entraîner de lourdes conséquences pour l'organisme.

Plusieurs facteurs favorisent l'apparition d'une hypertension artérielle où l'hygiène de vie et l'alimentation sont les plus importants.

En effet, notre alimentation joue un rôle important dans l'apparition de cette maladie où la consommation trop importante de sel, de tabac et d'alcool favorisent une tension artérielle élevée, surtout avec un manque de l'activité physique ou une exposition trop fréquente au stress.

L'âge est aussi un autre facteur important, en effet, au-delà de 40 ans les artères deviennent plus rigides et la circulation sanguine sera de plus en plus difficile.

Lorsqu'il y a hypertension, le cœur doit fournir plus d'effort pour pousser le sang dans les artères. Ce travail supplémentaire empêche le cœur de se reposer et augmente son besoin en oxygène ce qui mène à une augmentation dans son rythme.

Selon l'organisation mondiale de la santé (OMS), environ la moitié des sujets de plus de 60 ans sont hypertendus. D'un autre côté, l'hérédité peut être aussi un facteur favorisant l'hypertension artérielle, en effet, un enfant d'un parent hypertendu court deux fois plus de risques d'être atteint de la maladie qu'un enfant né de parents normotendus [19].

Selon l'organisation mondiale de la santé [20], l'hypertension artérielle peut être classée selon plusieurs degrés (voir le tableau 1.1). Cette classification est très importante, elle permet de déterminer l'état du patient et la prise en charge qui doit lui être attribuée. En effet, Une HTA légère ou modérée (stade 1 ou 2, Tab1.1) nécessite une prise en charge minimale visant d'une part à affirmer l'HTA et d'autre part à informer le patient et son entourage afin d'organiser une surveillance médicale. Dans le cas d'une HTA sévère (stade 3, Tab1.1), la situation patient impose une consultation en urgence.

TABLE 1.1: Classification de la pression artérielle (mm Hg)

Catégorie	Systolique	Diastolique
Tension artérielle optimale	< 120	< 80
Tension artérielle normale	< 130	< 85
Tension artérielle normale haute	130-139	85-89
Hypertension artérielle légère, stade 1	140-159	90-99
Hypertension artérielle modérée, stade 2	160-179	100-109
Hypertension artérielle sévère, stade 3	≥ 180	≥ 110

1.4.2 Complications liées à l'HTA

L'hypertension artérielle est essentiellement une maladie silencieuse. Toutefois, un pic élevé de tension artérielle peut provoquer des dégâts néfastes sur le corps humain.

En effet, HTA augmente surtout le risque d'accident vasculaire cérébral, d'insuffisance cardiaque, d'infarctus du myocarde et d'insuffisance rénale. En effet, l'hypertension constitue le principal facteur de risque d'accident vasculaire cérébral.

Par rapport aux personnes ayant une pression artérielle normale, les patients hypertendus présentent un risque d'accident vasculaire cérébral multiplié par 3-4[19]. Dans l'ensemble, 80 % des accidents vasculaires cérébraux sont liés à une occlusion vasculaire et 20 % sont liés à une hémorragie cérébrale [19]. Dans environ un tiers des cas, l'occlusion dangereuse d'un vaisseau cérébral se produit en raison d'un caillot sanguin qui s'est détaché de la paroi calcifiée d'une artère carotide ou de l'aorte. De plus, une HTA non traitée peut mener à une hypertrophie cardiaque, qui est la conséquence du surcroît de travail fourni par le cœur pour assurer la distribution du sang aux organes en dépit d'une tension artérielle élevée. En outre, une hypertension artérielle chronique mal soignée, peut entraîner une sclérose progressive des vaisseaux du rein, aboutissant à une insuffisance rénale chronique sévère qui nécessite un recours fréquent à la dialyse ou la transplantation rénale.

L'hypertension artérielle touche aussi les yeux, en effet, si la tension à l'intérieur des yeux est plus élevée que la normale (hypertension oculaire), les conséquences peuvent être le glaucome et la perte de la vision pour toujours [19].

1.5 Conclusion

Dans ce chapitre, une description générale sur le système cardiovasculaire a été donnée et dans lequel, le rôle du cœur et des vaisseaux sanguin était bien déterminé. En effet, le cœur n'est qu'une pompe à double cavité qui permet de pomper le sang dans deux circulations différentes — circulation systémique et circulation pulmonaire.

Une circulation est un réseau de vaisseaux sanguin constitué principalement par les artères, les capillaires et les veines. Les artères transportent le sang riche en oxygène

aux organes. Au niveau des capillaires, les échanges métaboliques s'effectuent, puis, le sang réduit (pauvre en oxygène) retourne au coeur via les veines. Cette circulation s'effectue sous un gradient pression bien régulier entre deux valeurs : pression systolique et diastolique.

Tout déséquilibre dans ces pressions peut entraîner des dégâts très graves sur le corps humain. En effet, une hypertension non soignée peut conduire à un AVC, à une insuffisance cardiaque, à une insuffisance rénale ou même la perte totale de la vision. À cet effet, à un certain âge (> 40 ans) la pression artérielle doit être contrôlée d'une manière continue.

Différentes techniques existent permettant la mesure de la pression artérielle d'une manière précise, néanmoins peu de travaux sont intéressés à la mesure de cette grandeur par le signal PCG. Dans le chapitre suivant une description de ces travaux sera donnée.

Chapitre 2

Signal PCG et la pression artérielle

Ce chapitre est consacré à la description des différentes techniques de mesure de la pression artérielle. Dans le quel, nous commençons par un aperçu historique de cette mesure, puis, nous présentons en détail les différentes techniques employées depuis le signal PCG dans la mesure de cette grandeur physiologique.

2.1 Introduction

La pression artérielle est considérée comme un paramètre essentiel à mesurer dans le diagnostic et la prise en charge thérapeutique des patients, en particulier au cours des états de choc. Elle est une grandeur régulée du système cardiovasculaire et tout déséquilibre témoigne une perturbation importante dans ce système.

En effet, chez un patient sain cette valeur est plutôt constante, si cette pression atteint des niveaux élevés cela indique la possibilité d'être hypertendu.

Une hypertension est l'un des problèmes de santé les plus dangereux où elle précède plusieurs maladies, particulièrement les maladies cardiaques, les accidents cérébrovasculaires et les défaillances rénales.

A cet effet, la mesure de la tension artérielle avec une grande précision est d'intérêt primordial dans le diagnostic et le traitement de plusieurs maladies.

Historiquement, la première mesure de la pression artérielle remonte à décembre 1732 par le Révérend S. Hales avec l'utilisation d'un « manomètre à sang » chez

un cheval. Quelques temps après (1828), J. Poiseuille, médecin polytechnicien, permit la miniaturisation du manomètre de Hales en remplaçant le sang par un métal liquide plus dense particulièrement « le mercure », créa ainsi le manomètre à mercure[21].

La méthode non-invasive fut utilisée grâce au brassard occlusif de l'italien Riva-Rocci (1896) qui eut l'idée d'utiliser un bandage pneumatique pour assurer une contre pression artérielle[21].

Depuis cette date, le principe des appareils à méthode non-invasive n'a subi que quelques petites modifications, en effet, la grande majorité des méthodes indirectes utilise un brassard occlusif adapté à une méthode de mesure de la pression artérielle systolique et diastolique.

2.2 Mesure classique de la pression artérielle

La mesure la plus précise de la pression artérielle peut être obtenue d'une manière invasive via à une ligne artérielle, où elle nécessite l'introduction d'une canule dans une artère (généralement radiale, fémorale, pédieuse ou branchiale) dont sa sortie est reliée à un capteur de pression.

Ce système permet d'obtenir une surveillance de la pression artérielle en permanence, battement par battement en délivrant une courbe dont la pression (systolique - diastolique) peut être obtenu directement. Par ailleurs, l'arrivée très récente d'appareils permettant une mesure non invasive n'a fait que limiter l'emploi de cette méthode.

En effet la très grande majorité de méthodes non-invasives est basée sur le principe du brassard occlusif de Riva-Rocci dans lequel la détection du signal pression est effectuée en aval. Cette technique permet ainsi la détermination de la pression artérielle systolique et/ou diastolique. De nombreuses techniques peuvent être utilisées pour mesurer ces grandeurs où les plus employé sont : la méthode auscultatoire et oscillométrique.

La méthode auscultatoire utilise un stéthoscope et un sphygmomanomètre, inventée en 1905 par Korotkoff. L'auscultation de l'artère en aval du brassard lors de son

dégonflage permet de distinguer, après le silence absolu, des phénomènes acoustiques de Korotkoff [21]. Ces derniers sont repartis en quatre phases, où le premier bruit est relié à la pression systolique et le dernier à la pression diastolique.

La méthode oscillométrique, décrite par Von Recklinhausen en 1931 [22], consiste à utiliser un brassard enroulé autour du bras ou du poignet gonflable au point de provoquer une occlusion de l'artère. Pendant le dégonflage progressif du brassard, des petites oscillations dites supra-maximales dues aux chocs des pulsations de l'artère comprimée sur le bord supérieur du brassard peuvent être détectées par le capteur de pression. Dans les quelles, la première petite oscillation indique la pression systolique et la dernière oscillation détermine la pression artérielle diastolique.

Les deux techniques présentées sont les plus simples et les plus employés par les médecins, néanmoins, elles sont inadaptées pour des mesures de pression en continue particulièrement durant les interventions chirurgicales.

En fait, il existe d'autres techniques pour faire cette mesure de manière continue et non-invasive, particulièrement à travers l'analyse des signaux physiologiques fondamentaux correspondant au système cardiovasculaire, tel que : le signal électrocardiogramme (ECG) et le signal photopléthysmogramme (PPG), et cela pour déterminer le temps de transit de pouls (TTP) [23]. En effet, ce paramètre est inversement proportionnel à la pression artérielle.

2.3 Mesure de pression par Temps de transit de pouls

Plusieurs techniques existent pour estimer la pression artérielle par le temps de transit de pouls, une de ces techniques est celle basée sur des lois de la physique classique où la différence de pression de sang est exprimée par le principe de conservation de l'énergie mécanique. Dans ce cas, la différence de pression est exprimée par l'équation (2.1) donnée en ci-dessous [24].

$$\Delta P = \frac{1}{2} \rho \frac{d^2}{TTP^2} + \rho gh \quad (2.1)$$

Où

ΔP = La différence de pression

ρ = La densité de sang ($\simeq 1010 \text{ kg/m}^3$)

d = La distance entre le cœur et le site de mesure (poignet)

TTP = Temps de transit pouls

g = Le champ gravitationnel terrestre 9.81m/s^2

h = Différence de la hauteur verticale entre cœur et poignet (ou bout du doigt)

Le TTP est le temps du transit de la pulsation sanguine depuis le cœur jusqu'au site de mesure, estimé par la différence temporelle entre le pic R de signal ECG, et le pic P du signal PPG.

D'autre part, la chute de pression dans le côté artériel de la circulation est d'environ 70% de la chute totale dans le corps [24]. Ainsi, la pression artérielle moyenne (PAM) peut être estimée comme suit :

$$PAM = \frac{\Delta PA}{0.7} \quad (2.2)$$

Ce qui permet d'écrire :

$$PAM = \frac{1}{0.7} \left(\frac{1}{2} \rho \frac{d^2}{TTP^2} + \rho gh \right) \quad (2.3)$$

La mesure de pression artérielle par le temps de transit de pouls (TTP) est l'une des techniques les plus efficaces pour une estimation correcte et en continue de la pression artérielle. Toutefois, elle présente certains inconvénients qui laissent cette technique peu utilisée par les praticiens de santé. En effet, elle est encombrante et désagréable pour les patients. Elle nécessite beaucoup de capteurs (3 électrodes ECG et un capteur PPG). Elle est très sensible aux bruits, notamment le bruit de mouvement volontaire ou non-volontaire du patient. Difficile de la mettre en place pour un contrôle en continue de la pression durant l'exercice d'une vie normale, elle est efficace seulement pendant l'hospitalisation et sous certaines conditions sur le patient.

Face à tous ces inconvénients, plusieurs chercheurs mettent en évidence l'utilisation du signal phonocardiogramme dans la mesure de la pression artérielle. Ces travaux seront détaillés dans la section suivante.

2.4 Mesure de pression artérielle par le signal PCG

La mesure de la pression artérielle via le signal phonogardiogramme est depuis longtemps l'objet de plusieurs recherches. En effet, la simplicité de la technique employant un simple microphone, ainsi que les diverses informations apportées par le signal PCG sur l'état du cœur rend cette approche très appréciée. De plus, l'analyse temporelle et fréquentielle du signal phonocardiogramme a dévoilé plusieurs paramètres en corrélation avec la pression artérielle, plus particulièrement : l'intensité du bruit B1, le contenu fréquentiel de B2, la durée de la systole ventriculaire ainsi que d'autres techniques employant une combinaison des signaux ECG-PCG, et récemment une technique employant une combinaison PPG-PCG. La description de ces techniques fera l'objet de la prochaine section.

2.4.1 Relation entre la pression du sang et le premier bruit B1

En 1965, Sakamoto et al. [5] ont étudié la dépendance de la pression ventriculaire avec l'intensité du premier bruit B1. A travers les résultats obtenus, ils ont constaté une bonne corrélation entre le pic de la pression systolique ventriculaire gauche et l'intensité du premier bruit B1, ce qui suggère l'estimation de la pression ventriculaire gauche (PGV) par l'analyse de B1.

Quelques années après, D'autres chercheurs [25] ont montré qu'il existe une certaine correspondance entre le signal PCG du ventricule gauche et la seconde dérivée de la pression ventriculaire gauche (figure 2.1). D'autre part, la même corrélation a été trouvée entre le signal phonocardiogramme aortique et la dérivée seconde de la pression aortique. Ce résultat a conduit à considérer que la double intégration du signal PCG pourrait être utilisée pour estimer la pression, ou plus au moins de fournir d'autre informations nécessaires pour estimer la pression en utilisant des méthodes statistiques (figure 2.2).

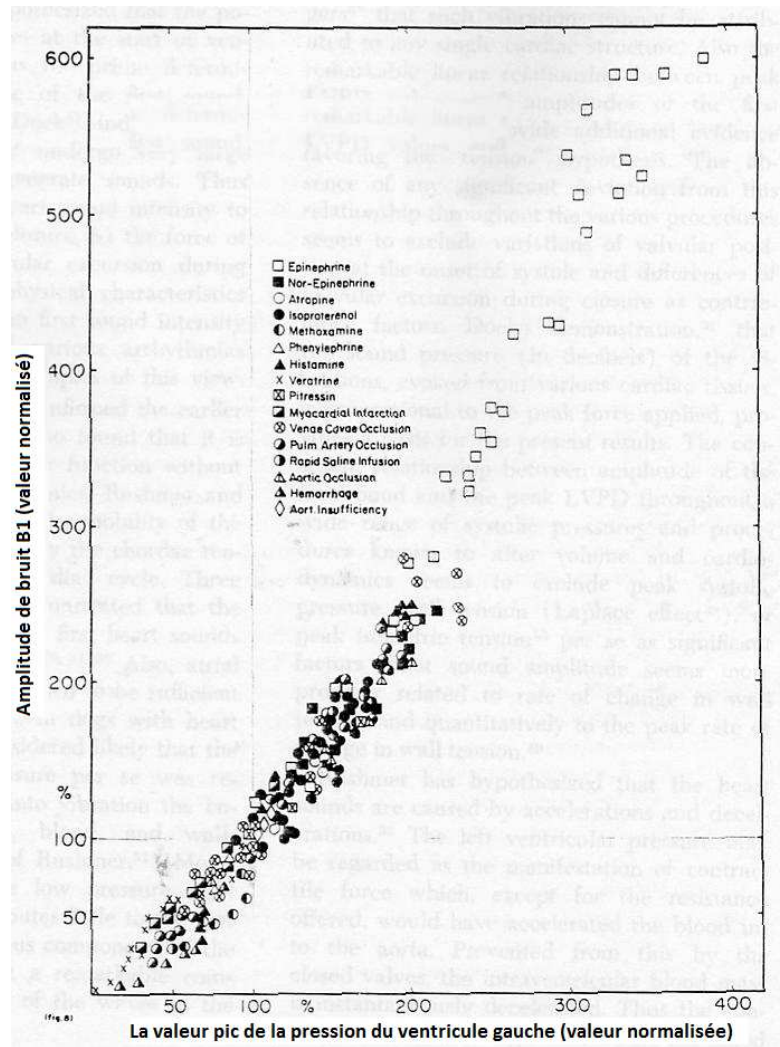


FIGURE 2.1: Relation de l'amplitude de premier bruit B1 avec la maximale valeur de la pression ventriculaire gauche pour différentes pathologies.

2.4.2 Relation entre la pression de sang et le second bruit B2

Le deuxième bruit cardiaque B2 est depuis longtemps considéré d'une grande importance dans le diagnostic médical du fait de son accentuation caractéristique chez les patients hypertendus. Cela a développé l'hypothèse que les caractéristiques acoustiques du bruit B2 peuvent être en corrélation avec la pression de sang. Le bruit B2 prend naissance à la fin de la systole, suivant la fermeture des valves aortique et pulmonaire, juste après un pic maximal de pression du sang dans l'aorte. Ce qui conduit à conclure que le contenu spectrale de ce bruit devrait dépendre de la pression systolique P_{sys} .

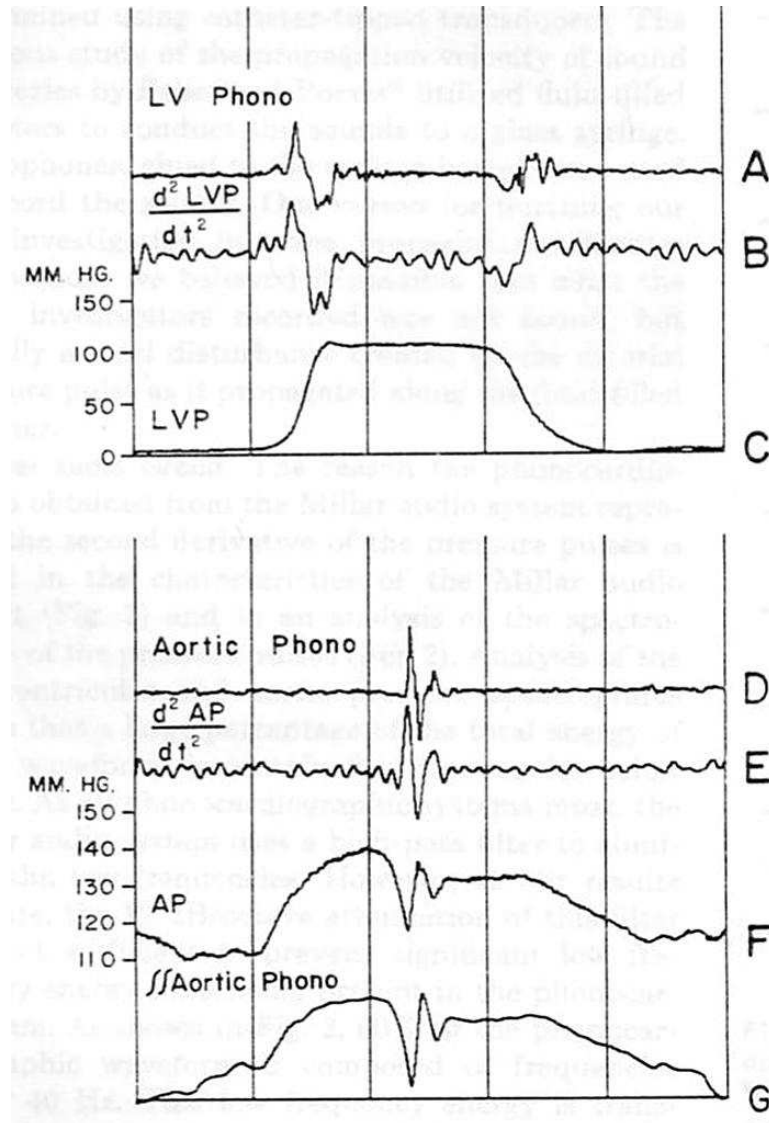


FIGURE 2.2: Relation entre le bruit délivré par le bruit ventriculaire gauche et la pression ventriculaire gauche (en haut), et le bruit aortique avec la pression aortique (en bas).

En 1992, Bartels et al.[6] propose une technique pour évaluer la pression artérielle via le signal PCG, et cela en employant la méthode de reconnaissance des formes du deuxième bruit B2. Le processus de cette technique peut être expliqué comme suit : Pendant la phase d'apprentissage, les bruits cardiaques de plusieurs individus sont stockés simultanément avec leur pression artérielle équivalente dans une base de données. Dans la phase de mesure, un programme associe le modèle acoustique mesuré avec le modèle le plus similaire stocké, qui implique une détermination directe de la pression de sang. Cependant, ce programme nécessite une phase d'apprentissage pour chaque patient, ce qui requiert un grand nombre de valeurs de PA.

Dans un autre travail, Bombardini et al. [9] ont montré que PA (systolique, diastolique et moyenne) sont en corrélation étroite avec l'amplitude de B2. Ceci mène à conclure que l'amplitude de ce bruit dépend d'un seul facteur, la force de la fermeture des valves sigmoïdes (aortique et pulmonaire).

Des études antérieures ont montré aussi qu'il est possible d'estimer PA systémique en explorant les information spectrale de B2. Un modèle mathématique simulant les vibrations de la fermeture de la valve aortique a été proposé par Zhang et al. [8], indiquant que l'augmentation de la pression aortique est associée à une augmentation dans la fréquence et l'amplitude du son produit.

cette étude a montré que les variables hémodynamiques telles que la fréquence cardiaque et la pression du sang, ont une corrélation bien étroite avec l'amplitude et la fréquence du bruit généré. Ceci peut être expliqué par le fait que l'amplitude du bruit est principalement liée à un seul facteur, la force de fermeture des valves, alors que la fréquence du bruit enregistré dépend de plusieurs facteurs, principalement : la force de la fermeture, le volume du cœur, et la résonance fréquentielle du cœur et des gros vaisseaux. Toutefois, il a été constaté que la différence dans la taille du cœur et de l'état vasculaire peut induire une grande variabilité dans les caractéristiques fréquentielles et énergétiques du son produit.

2.4.3 Mesure de la pression artérielle pulmonaire

La pression artérielle pulmonaire (PAP) est une mesure effectuée dans l'artère pulmonaire. L'hypertension artérielle pulmonaire (HTAP) est une augmentation de la pression du sang dans l'artère pulmonaire induite pas un dysfonctionnement cardiovasculaire grave qui est difficile à l'évaluer de manière non invasive. Du fait de l'importance de l'exploration de cette tension, l'exigence de développer d'autres méthodes non invasives permettant une mesure en continue et précise de la PAP est de grande importance. Dans ce but, Différentes techniques acoustiques basées sur l'analyse du signal PCG ont été proposées.

Le bruit cardiaque B2 est provoquée par la fermeture des valves sigmoïdes (aortique et pulmonaire) et par les vibrations intracardiaques produite par la décélération brusque du sang à la fin de la systole ventriculaire.

Le bruit B2 comporte deux composantes distinctes (A2 et P2) désignant respectivement le claquement de la fermeture de la valve aortique et pulmonaire. Les

deux composantes ont une durée inférieure à 50ms avec une teneur fréquentielle identique, mais ils sont caractérisés par une intensité différente en raison de la différence en pression exercée sur chaque valve durant leur fermeture.

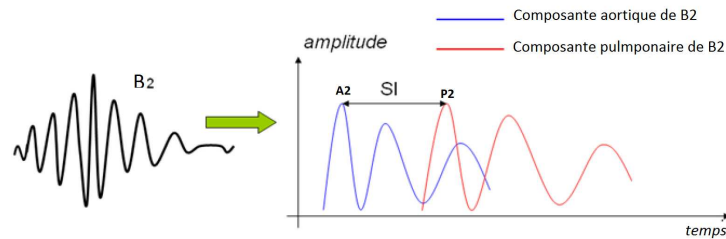


FIGURE 2.3: Composante aortique et pulmonaire du bruit cardiaque B2

En 2000, Mohler et al. [26] ont proposé une méthode non invasive pour la mesure de la pression systémique et pulmonaire. La mesure est effectuée par la détection, l'identification et la caractérisation du deuxième bruit B2. Ils stipulent que la fermeture des valves sigmoïdes (aortique et pulmonaire) génère des bruits dans le domaine acoustique et qu'une augmentation de la pression systémique ou pulmonaire augmente davantage les composantes fréquentielles du bruit B2

La transformée de Fourier rapide est alors appliquée sur le bruit B2 pour déterminer son contenu fréquentielle et déduire la fréquence maximale f_{max} . La PAP est alors déterminée par l'équation suivante :

$$PAP = 18.9 \times Q + 0.5 \times f_{max} + 0.3 \quad (2.4)$$

Où Q est un facteur donné par : $Q = f_{max}/B$

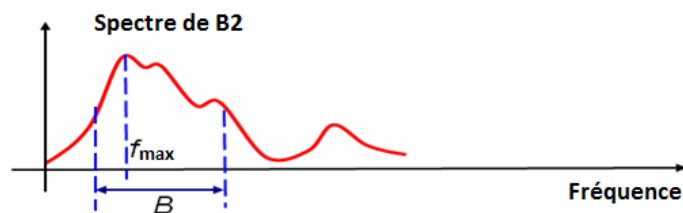


FIGURE 2.4: Représentation de f_{max} et B dans le spectre de deuxième bruit B2

En 2002, Xu et al. [7] ont proposé une méthode reliant la pression systolique, diastolique et la pression artérielle pulmonaire (PAP) à l'intervalle de temps (TR) séparant la fermeture des valvules aortique et pulmonaire.

En effet, le ventricule gauche est plus volumineux que ventricule droit, systématiquement la fermeture de la valve aortique s'achève après la valve pulmonaire. La fermeture de ces valves produit deux flexions bien distinctes, connues par A2 et P2, dans le bruit B2.

Ces deux composantes (A2 et P2) peuvent se confondre, particulièrement à l'expiration, pour ne former qu'un bruit, et éventuellement se séparer à l'inspiration par un intervalle de temps qui peut atteindre normalement 0,04 à 0,05 seconde [2].

Toutefois, cet intervalle de temps, ainsi que les composantes fréquentielle de P2, augmentent en présence d'une hypertension pulmonaire. A cet effet, il a été suggéré l'exploration de l'intervalle du temps A2- P2 dans l'estimation de la PAP. Cette technique est basée sur la modélisation des composants interne du bruit B2 en utilisant des signaux chirp, tel qu'il est présenté par la figure 2.5.

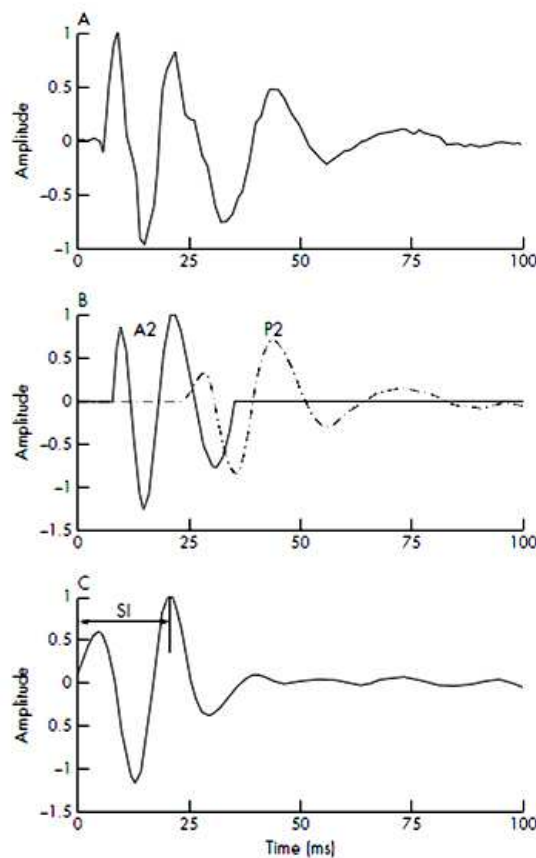


FIGURE 2.5: Descriptive de la méthode de mesure du temps SI séparant les composantes internes A2 et P2 du deuxième bruit B2. A : signal original, B : signal reconstitué, C : Mesure de la durée de A2

Dans la même année, Tranulis et al. [27] ont proposé une méthode pour l'estimation du PAP par une analyse à réseau de neurones (RN) en utilisant des fonctionnalités à base des représentations temps-fréquence du deuxième bruit B2.

Afin d'obtenir les informations pertinentes pour former et tester le RN, un modèle animal atteint d'hypertension artérielle pulmonaire (HTAP) a été mis en test. Neuf porcs ont été utilisés dans ce test, où les signaux PCG, ECG et PAP étaient enregistrés simultanément.

Différentes techniques temps-fréquence (décomposition en ondelettes, distribution de Wigner-Ville) ont été utilisés pour extraire des caractéristiques de B2 pour former le RN. L'un des principaux avantages de l'analyse par cette technique est la possibilité d'intégrer une relation non linéaire entre les caractéristiques temporelle et fréquentielle de B2 et la PAP.

Ce processus a fourni une estimation robuste de la PAP, en particulier pour distinguer la PAP normal par rapport à la HTAP. Cependant, un grand nombre de données est nécessaire afin de former un système de RN puissant.

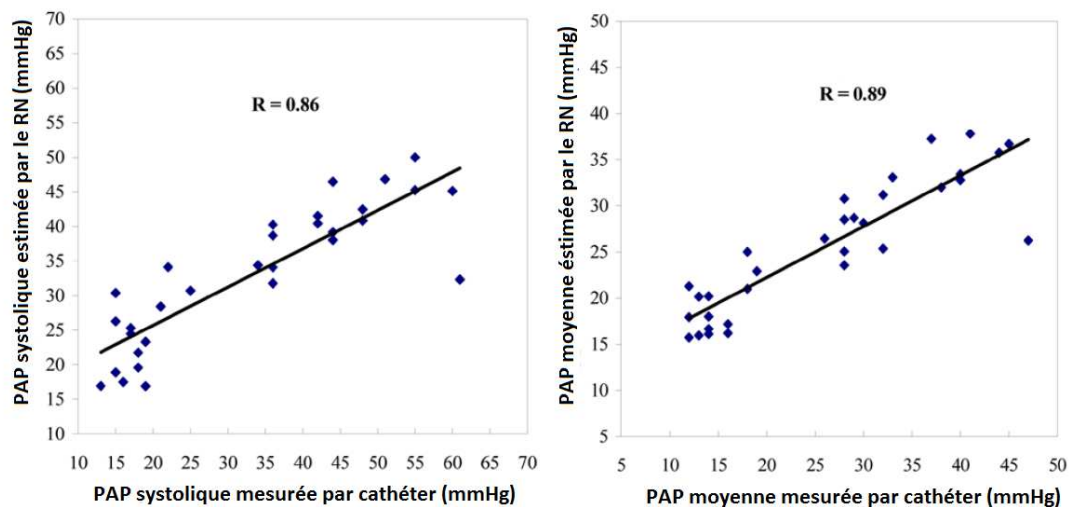


FIGURE 2.6: Corrélation entre la pression PAP systolique (A) ou moyenne (B) estimé en utilisant la méthode NN et celle mesurée directement par un cathéter. La ligne droite représente la droite régression.

Quelques années plus tard, précisément en 2010, L. Longhini et L. Peretto [28] ont développé une méthode basée sur l'analyse temporelle du deuxième bruit cardiaque B2, où la composante pulmonaire P2 doit être extraite afin d'identifier le nombre d'oscillations (K) dans un intervalle de temps donné (T), cela est effectué par l'évaluation du nombre de fois où la première dérivée inverse son signe. Afin

d'estimer la PAP, la relation ci-dessous a été utilisée.

$$PAP_{systolique} = 22 \times (2^{\frac{K}{6}} - 2) \quad (2.5)$$

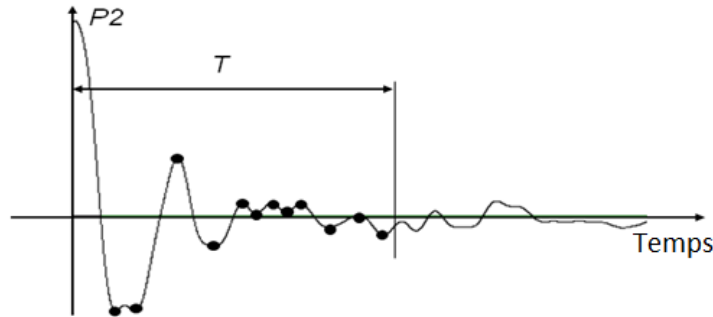


FIGURE 2.7: l'analyse temporelle de P2 pour obtenir le nombre d'oscillations (K) dans un intervalle de temps donné (T)

2.4.4 Mesure de la pression artérielle par la durée RS2

Pour parvenir à une surveillance en continue de la pression du sang, le temps de transit de pouls (TTP) a été reporté en tant que paramètre potentiel. Récemment, un nouveau paramètre RS2, défini comme étant l'intervalle de temps mesuré à partir de l'onde R du signal électrocardiographique (ECG) au sommet du deuxième bruit du signal phonocardiographique (PCG), a été proposé pour le même but.

Zhang et al.[29] ont étudié la relation entre PAS, le TTP et le RS2. Les résultats ont montré que la pression systolique est en corrélation avec ces deux paramètres avec un taux de corrélation de $r = -0,95$ et $r = -0,85$ pour respectivement les deux paramètres, ce qui montre la possibilité d'utiliser le RS2 pour une surveillance continue et non invasive de la PAS [30].

Les auteurs, ont proposé un modèle mathématique modifié pour le système cardio-vasculaire afin d'étudier la relation entre la pression artérielle systolique et l'apparition du deuxième bruit B2.

Les expériences ont montré que la durée RS2 est étroitement corrélée avec la PAS. Cette étude a été effectuée par un modèle modifié du système cardio-vasculaire, où le cœur est décrit comme étant une source de pression en fonction du temps, du volume ventriculaire, du débit d'éjection et de la fréquence cardiaque. Tandis que

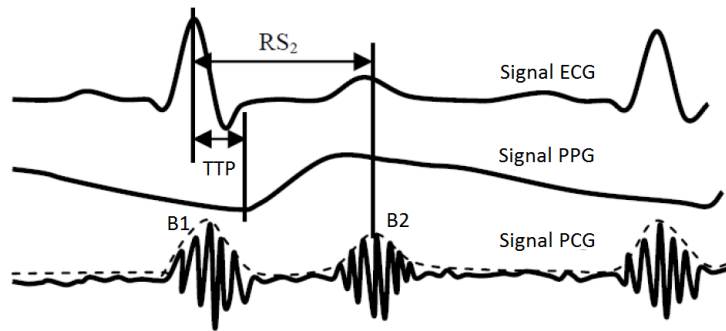


FIGURE 2.8: L'illustration des paramètres TTP et RS2 (B1 et B2 se réfèrent au premier et au second bruit cardiaque, respectivement)

le système artériel est représenté comme étant un système non linéaire incorporant la pression en fonction de la compliance.

L'analogie électrique de ce modèle est représenté dans la figure 2.9. Le ventricule gauche est considéré comme une source de pression en fonction du temps t , le volume ventriculaire V_v , le débit ventriculaire Q_v et le rythme cardiaque HR .

Dans le modèle modifié, le modèle du ventricule gauche est associé au modèle non linéaire du système artériel qui se compose de trois éléments : l'impédance caractéristique de l'aorte proximale R_0 , la résistance périphérique totale R_s , et la pression en fonction de la compliance $C(p)$.

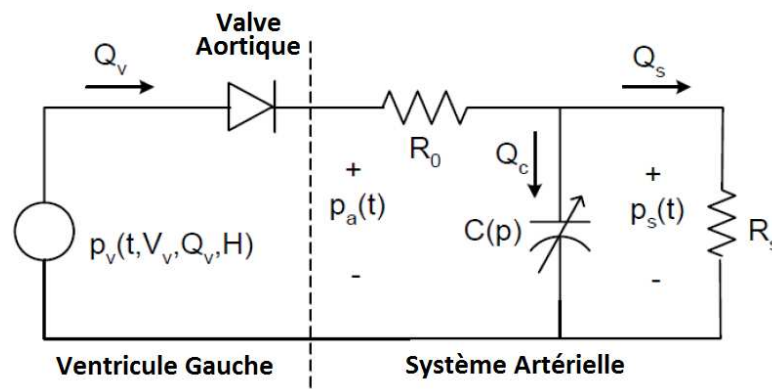


FIGURE 2.9: Le modèle modifié du système cardio-vasculaire proposé par Zhang et al.

Les résultats de simulation montrent que le modèle proposé est en mesure de simuler convenablement les fonctions cardiovasculaires. Les résultats obtenus démontrent bien la corrélation inverse du RS2 avec la pression du sang aortique sous l'effet du changement de la résistance périphérique, la fréquence cardiaque et de la contractilité.

2.4.5 Mesure de la pression par temps du transit vasculaire (TTV)

En 2015, SN Shukla et al.[10] ont proposé une nouvelle approche pour la mesure de la pression artérielle en employant les deux signaux physiologiques PPG et PCG.

Dans cette approche, les deux signaux sont enregistrés simultanément pour déterminer le temps du transit vasculaire (TTV) défini comme étant le temps nécessaire pris par le sang pour traverser le trajet depuis de cœur jusqu'à l'extrémité du doigt. Le TTV est calculé par la différence temporelle entre les pics systoliques correspondants aux signaux PCG et PPG comme la montre la figure 2.10. d'après les auteurs, le TTV est plus précis dans l'estimation du temps de transite de pouls que le TTP.

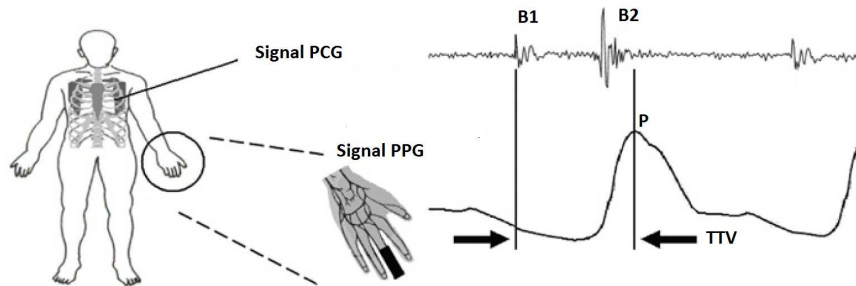


FIGURE 2.10: Le temps de transit vasculaire (TTV) est le délai de transition entre le premier bruit du cœur (B1) du signal phonocardiogramme (PCG) et le pic P du signal photopléthysmogramme (PPG) correspondant enregistré en niveau de l'extrémité du doigt.

Dans ce modèle, le calcul de la pression artérielle fait intervenir d'autres paramètres particuliers au patient comme l'âge, le poids et la taille. La description de la mesure est donnée comme suit :

Dans un premier temps, le volume d'éjection systolique (VES) doit être déterminé pour calculer la pression pulsée. Ce volume est donné selon [31] par l'équation ci-dessous.

$$VES(ml) = -6.6 + 0.25(TES - 35) - 0.62 \times HR + 40.4 \times SC - 0.51 \times Age \quad (2.6)$$

Où $TES(sec)$ est le temps d'éjection systolique, et $SC(m^2)$ (la surface corporelle) est donnée par :

$$SC = 0.007184 \times Poids^{0.425} \times Taille^{0.725} \quad (2.7)$$

Dans ce modèle, le temps d'éjection systolique (TES) est déterminé par la différence de temps entre l'ouverture et la fermeture de la valve aortique au cours d'une seule éjection. Ce temps détermine la systole ventriculaire, il est mesuré par la différence temporelle entre deux bruits cardiaques successives B1 et B2 dans un signal PCG .

En se basant sur les données précédentes, la pression pulsée peut être calculée selon [32] comme suit :

$$P_P(mmHg) = \frac{VES}{(0.013 \times Poids - 0.007 \times Age - 0.004 \times HR) + 1.307} \quad (2.8)$$

La variation de la pression systolique est donnée en fonction du temps du transit vasculaire TTV par la formule trouvée par [33] comme suit :

$$P_{sys} = -0.425 \times TTV + 214 \quad (2.9)$$

Une fois les deux pressions systolique et pulsée obtenues, la pression, la pression diastolique peut être déterminé facilement par :

$$P_{dia} = P_{sys} - P_p \quad (2.10)$$

L'efficacité de cette approche reste a validé, en effet, le nombre des données traitées dans le test est très limité ne dépassant pas les 10 cas.

2.5 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté les différentes techniques classiques de mesure de la pression artérielle, et de manière détaillée celle employant le signal PCG. Il a été montré que certains paramètres décrivant ce signal et particulièrement les composantes internes du bruit B2 sont en corrélation avec le changement de la pression artérielle.

D'autre part, le temps RS2, correspondant à l'intervalle temporel entre le pic R du signal ECG et le temps de l'apparition du bruit B2 dans le signal PCG, ainsi que le temps de transit vasculaire TTV correspondant au temps séparant B1 du pic P de signal PPG peuvent aussi être employés pour déterminer la pression artérielle.

L'efficacité de ces techniques reste contestable pour plusieurs causes. En effet, les résultats obtenus par ces techniques sont effectués sur des bases de données de tailles réduites, complètement insuffisante pour valider une technique dans la mesure de la pression artérielle.

De même, la mesure de la pression artérielle à travers l'analyse du signal PCG reste très difficile à réaliser, particulièrement la détection des composantes internes de B2, cela revient à la grande variabilité de ce signal d'un sujet à un autre.

Dans le but de proposer une nouvelle méthode d'estimation de la pression artérielle via le signal PCG, il s'avère alors nécessaire dans l'approche proposée pour l'estimation de la pression artérielle à travers l'analyse du signal PCG, de réaliser une base de données riche en information. Cette dernière comporte l'enregistrement du signal PCG avec les différentes pressions artérielles ainsi que d'autres paramètres importants pour permettre une bonne validation des résultats.

Parmi les problèmes rencontrés dans l'enregistrement du signal PCG est le bruit. Il est alors nécessaire de débruiter le signal PCG en vue de déterminer les différentes composantes internes et par conséquent mesurer la pression artérielle.

Ce dernier, se manifeste en plusieurs formes, normales et pathologiques, dont leur élimination est nécessaire, dont le débruitage par ondelette est l'une des techniques les plus efficaces dans le filtrage du signal PCG, toutefois elle présente un inconvénient majeur dans la sélection des différents paramètres de filtrage.

Une description détaillée de la technique de débruitage du signal PCG développée dans cette thèse est présentée et évaluée dans le chapitre qui suit.

Chapitre 3

Débruitage du signal PCG

Ce chapitre s'intéresse à l'approche proposée dans cette thèse pour le débruitage du signal PCG en vue de détecter les différentes composantes internes des bruits B1 et B2 : la décomposition en ondelette. Notre contribution est principalement axée sur une sélection automatique de respectivement le niveau optimal de décomposition en ondelette et du choix de l'ondelette mère.

3.1 Introduction

Le signal phonocardiogramme est composé par deux bruits cardiaques principaux B1 et B2. Il peut aussi contenir plusieurs autres types de bruits qui peuvent être intracardiaques, ou encore extra-cardiaques. Les bruits intracardiaques résultent de cas pathologiques et ils sont connus par souffles cardiaques. Les bruits extra-cardiaques sont en fait des bruits qui sont dus à la respiration, aux mouvements musculaires ou encore de l'environnement (réseaux ou autres). Il est alors nécessaire de les supprimer pour faire apparaître convenablement les bruits principaux B1 et B2 pour des mesures postérieures.

Différentes techniques sont utilisées pour filtrer le signal PCG. On peut citer le filtrage par réponse impulsionnelle finie (RIF) ou filtrage par réponse impulsionnelle infinie (RII) et beaucoup d'autres, mais ces techniques se montrent limiter face à la non-stationnarité du signal PCG [11–13].

Cependant, le filtrage par ondelette discrète prouve une grande efficacité dans le filtrage de ce type des signaux [34]. C'est l'approche qui va être utilisée dans cette thèse pour débruiter le signal PCG.

Toutefois, le débruitage par ondelette présente un inconvénient majeur, particulièrement la sélection de l'ondelette mère analysante et le niveau de décomposition adéquat pour l'opération de filtrage. Face à ce problème, un nouvel algorithme pour automatiser cette sélection est proposé. Avant de décrire cet algorithme, et pour une meilleure compréhension, une brève description de la transformée en ondelette est faite dans ce qui suit.

3.2 La transformée en ondelettes

L'analyse par la transformée en ondelettes consiste à décomposer le signal sur une base d'ondelettes en commençant par la fonction $\psi(t)$, appelée *ondelette mère*. Le terme ondelette signifie petite onde. La "petitesse" en question se réfère à la condition selon laquelle cette fonction (de fenêtrage) est de dimension finie (à support compact). Le terme "onde" est une référence à la condition selon laquelle cette fonction est oscillante. Le terme "mère" implique que les fonctions d'intervalles de support différents utilisées dans le processus de transformation dérivent toutes d'une fonction principale, (ondelette mère).

L'ondelette mère est donc, en d'autres termes, le prototype permettant de générer les autres fonctions de fenêtrage. Avec un choix approprié de cette dernière, elle peut être utilisée pour mesurer localement la densité spectrale du signal [35].

Pour que la fonction $\psi(t)$ soit une ondelette, elle doit satisfaire *la condition d'admissibilité* qui garantit la conservation de l'énergie lors de la transformation (c'est-à-dire qu'aucune information n'est perdue lors de la transformation, donc il est possible de reconstruire un signal à partir de sa transformée) [35].

Cette condition doit satisfaire certains critères exprimés en fonction de la transformée de Fourier $\Psi(f)$ de $\psi(t)$ comme suit :

- $\Psi(f)$ doit être absolue et de carré intégrable :

$$C_\psi = \int_{-\infty}^{\infty} \frac{|\Psi(f)|^2}{|f|} df < \infty, \quad (3.1)$$

- $\Psi(f)$ doit être réelle.
- $\Psi(f)$ doit être minimale autour de $f = 0$.

$$\Psi(0) = \int_{-\infty}^{\infty} \psi(t) dt = 0 \quad (3.2)$$

- $|\Psi(f)|$ doit décroître rapidement pour $|f| \rightarrow 0$ et pour $|f| \rightarrow \infty$.

Le dernier critère permet d'avoir une réponse impulsionnelle à bande-passante (bande limitée). Puisque $\psi(t)$ a une forme d'une petite onde, cette transformation a pris le nom de transformation d'ondelettes (En anglais *Little Wave* \equiv *Wavelet*).

La transformation en ondelettes existe en trois types : la transformation en ondelettes continues, la transformation en ondelettes discrètes et la transformation en paquet d'ondelettes. Dans notre travail, on s'intéresse uniquement à la transformée en ondelettes discrètes (TOD).

3.3 Transformée en ondelettes discrètes

Dans le cas de la transformée en ondelette continue la formule générale peut être donnée comme suit :

$$TOC_x(a, \tau) = \int x(t) \psi_{a,\tau}^*(t) dt \quad (3.3)$$

ψ étant une ondelette admissible et $(\psi_{a,\tau})$ la famille d'ondelettes définie à partir de l'ondelette mère par opérations de translations et dilatations.

Dans le cas discret, I.Daubechies [36] propose une discrétisation des paramètres de dilatation et translation de la manière suivante :

$$a = a_0^j, \quad \tau = k\tau_0 a_0^j \quad \text{avec} \quad j, k \in \mathbb{Z} \text{ et } \tau_0 > 0, a_0 > 1$$

Les ondelettes sont donc construites de la même façon que dans la transformée continue, par :

$$\psi_{j,k}(t) = \frac{1}{\sqrt{a_0^j}} \psi \left(\frac{t - k\tau_0 a_0^j}{a_0^j} \right) \quad (3.4)$$

Dans la décomposition dite "*continue*" ou TOC, a_0 est très proche de 1 et τ_0 est suffisamment petit ; on se rapproche alors du cas continu de l'équation (3.4). Cette transformée possède un sérieux problème avec la redondance forte des informations fournies en ce qui concerne la reconstruction du signal. Cette redondance exige une quantité significative de temps et de ressource de calcul.

Dans la décomposition discrète (TOD), ce problème est résolu à travers le choix suivant : $a_0 = 2$ et $\tau_0 = 1$. Dans ce cas la TOD est plus parcimonieuse (on obtient le nombre de coefficients d'ondelettes exactement nécessaire), et en réduisant significativement le temps de calcul. Mais cela n'est envisageable qu'à la condition que les ondelettes soient orthogonales :

$$\langle \psi_{i,k}, \psi_{m,n} \rangle = 0 \quad \text{si } i \neq m \quad \text{ou } k \neq n.$$

Où ψ est une fonction d'ondelette, i et m sont des dilatations, k et n sont des translations en temps. Alors que le produit scalaire de deux fonction, i.e, f et g est défini par :

$$\langle f, g \rangle = \int_{-\infty}^{+\infty} g(x)f(x)dx$$

Donc, Les ondelettes qui gènèrent des bases orthonormées discrètes peuvent être construites comme suit :

$$\psi_{j,k}(t) = \frac{1}{\sqrt{2^j}} \psi \left(\frac{t - 2^j k}{2^j} \right), \quad (j, k) \in \mathbb{Z} \quad (3.5)$$

Les ondelettes orthogonales dilatées de 2^j reproduisent les variations d'un signal à la résolution 2^{-j} . La construction de ces bases est ainsi liée à l'approximation multi-résolution des signaux.

Y.Meyer [37] et S.Mallat [38], à travers *l'analyse multi-résolution*, proposent une méthode de reconstruction de bases d'ondelettes orthonormées. Les avantages qu'apportent les bases orthonormées en font un outil clef dans de nombreux domaines tels que le traitement du signal ou de l'image, où les contraintes de rapidité ou de place mémoire nécessitent le minimum de données possible.

3.3.1 Bases orthonormées d'ondelettes

La découverte en 1985 de base orthonormées d'ondelettes fut un tournant décisif dans la théorie des ondelettes. Meyer a montré qu'il existe des familles d'ondelettes dénombrables $(\psi_{j,k})_{(j,k) \in \mathbb{Z}^2}$ (donnée par l'équation (3.6)) formant des bases orthonormées de $L^2(\mathbb{R})$.

Pour une fonction $x(t)$ de carré sommable, la somme tronquée $\sum_{k \in \mathbb{Z}} \langle x, \psi_{j,k} \rangle \psi_{j,k}$ de coefficients d'ondelettes peut s'interpréter comme la différence entre deux approximations aux résolutions 2^{-j+1} et 2^{-j} .

Où les coefficients d'ondelettes $w_{j,k}$ calculés par l'équation suivante sont décorrélés entre eux.

$$w_{j,k} = \int_{\mathbb{R}} x(t) \psi_{j,k}^*(t) dt \quad (3.6)$$

Et la fonction $x(t)$ peut s'écrire sous la forme

$$x(t) = \sum_{j \in \mathbb{Z}} \sum_{k \in \mathbb{Z}} w_{j,k} \psi_{j,k}(t) \quad (3.7)$$

Chaque fonction $\psi_{j,k}$ est une ondelette fille de l'ondelette mère ψ et garde les propriétés de cette dernière, à savoir, la régularité, la localisation et le caractère oscillant de l'ondelette.

On voit donc une application importante dans le domaine de débruitage puisque le signal et le bruit ne sont pas corrélés entre eux, certains coefficients représenteront le signal et d'autres le bruit. Il est alors possible de trouver un critère de sélection des coefficients présentant le signal uniquement.

L'outil fondamental de la construction de bases d'ondelettes orthonormées est l'analyse multi-résolution développée par Y.Meyer et S.Mallat

3.3.2 Analyse Multirésolution

L'analyse multi-résolution est en quelque sorte la formalisation mathématique du phénomène suivant : lorsqu'on regarde un paysage ou un objet, suivant la distance

à laquelle on se trouve, on observe plus ou moins de détails, mais le paysage ou l'objet est le même (figure 3.1). On peut dire que l'espace dans lequel il est représenté n'est pas le même, d'où cette présence ou absence de détails. Ces espaces ont des propriétés particulières, ce qui va être présenté ci-dessous.

Définition 1 : Soit $(V_j)_{j \in \mathbb{Z}}$ une famille de sous-espace vectoriels formés en emboîtés de $L^2(\mathbb{R}^n)$ vérifiant les propriétés suivantes.

1. $V_j \subset V_{j-1} \quad \forall j \in \mathbb{Z}$
2. $x(t) \in V_j \iff x(2t) \in V_{j-1} \iff x\left(\frac{t}{2}\right) \in V_{j+1} \quad \forall j \in \mathbb{Z}, \forall t \in \mathbb{R}^n$

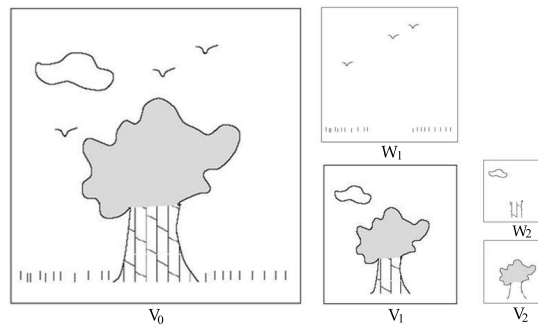


FIGURE 3.1: Représentation d'un paysage en analyse multi-résolution. Progressivement les détails disparaissent, d'abord les oiseaux et l'herbe, puis le tronc devient uniforme.

3. V_0 est invariant par les translations entières : $x \in V_0 \iff \forall k \in \mathbb{Z}^n \quad \tau_k x \in V_0$
4. $\lim_{j \rightarrow -\infty} V_j = \bigcup_{j=-\infty}^{+\infty} V_j$ est dense dans $L^2(\mathbb{R}^n)$ et $\lim_{j \rightarrow \infty} V_j = \bigcap_{j=-\infty}^{+\infty} V_j = \{0\}$
5. Il existe une fonction $x(t) \in V_0 \iff x(t - k) \in V_0$

On appelle $(V_j)_{j \in \mathbb{Z}}$ approximation multi-résolution de $L^2(\mathbb{R}^n)$.

Les propriétés énoncées précédemment dans la définition traduisent le fait que toute l'information contenue dans l'approximation de la fonction à une certaine résolution est incluse dans l'approximation de la fonction à une résolution supérieure (propriété 1) et que cette information est représentée de manière analogue à chaque résolution (plus petite ou plus grande) d'un facteur de 2 (la propriété 2).

Pour en revenir à l'exemple de la vision humaine, chaque espace V_j doit être vu comme l'ensemble des photographies que l'on peut prendre à une certaine distance, la distance pour V_{j-1} étant plus petite (on se rapproche donc on voit plus de détail et l'approximation est meilleur). On voit que plus la résolution augmente,

plus l'approximation se "rapproche" de la fonction et à la limite tend vers cette fonction (propriété 4). La cinquième condition montre que si on translate d'un pas entier, on reste dans le même espace.

Il existe une fonction appelée fonction d'échelle qui, par dilatation et translation, engendre une base orthonormée de V_j . Afin de compléter cette analyse, on définit pour chaque espace d'approximation V_j son complément orthogonal W_j dans l'espace dans lequel il est directement emboîté V_{j-1} :

$$V_j \subset V_{j-1} \quad \text{et} \quad W_j \oplus V_j = V_{j-1}$$

Contrairement aux sous-espaces d'approximation, les sous-espaces W_j , appelés sous espaces de détails (figure 3.1), ne forment pas une famille d'espaces emboîtés, mais les propriétés d'échelle et d'invariance par translation sont conservées. Il existe une fonction appelée fonction d'ondelettes qui, par dilatation et translation, engendre une base orthonormée de W_j . Parmi les algorithmes les plus repêrés cette analyse est celui de Mallat [38], ce dernier est détaillé dans ce qui suit.

3.3.3 Algorithme de Mallat

Cet algorithme est construit à partir de la projection de la fonction x à étudier sur les sous-espaces d'approximation V_j et de détails W_j . En traitement du signal, on ne connaît pas en général l'expression de x , mais plutôt une approximation de x à une échelle donnée. L'objectif de l'algorithme est de calculer, à partir de cette approximation, les détails et les approximations aux résolutions inférieures.

Soit ϕ la fonction d'échelle qui, par dilatation et translation, engendre une base orthonormée de V_j , et ψ la fonction d'ondelettes associée qui engendre de la même manière une base orthonormée de W_j .

Par construction, $\phi(x)$ est une fonction de V_0 . Comme $V_0 \subset V_{-1}$, il est possible de projeter $\phi(x)$ sur V_{-1} . Les coefficients de la projection donnent une suite numérique $h[n]$ assimilable à la réponse impulsionnelle d'un filtre numérique.

De la même manière, $\psi(x)$ est une fonction de W_0 et comme $W_0 \subset V_{-1}$, il est possible de projeter $\psi(x)$ sur V_{-1} . Les coefficients de la projection donnent une suite numérique $g[n]$ assimilable à la réponse impulsionnelle d'un filtre numérique.

Notons a_j les coefficients de la projection de x sur les sous-espaces d'approximation et d_j la projection de x sur les sous-espaces de détails. Pour passer d'un niveau d'approximation au niveau inférieur, il suffit de calculer une convolution discrète du signal discret avec les filtres h et g .

$$a_{j+1}[n] = a_j * h[2n] = \sum_{k \in \mathbb{Z}} a_j[k] h[k - 2n]$$

$$d_{j+1}[n] = a_j * g[2n] = \sum_{k \in \mathbb{Z}} a_j[k] g[k - 2n]$$

La figure 3.2 présente un schéma de cet algorithme de décomposition, le signe $\downarrow 2$ correspond à une décimation d'un facteur 2, c'est à dire que l'on garde un coefficient sur deux, on obtient alors un algorithme en cascade qui permet d'obtenir tous les niveaux de résolution inférieure au niveau de départ par itérations.

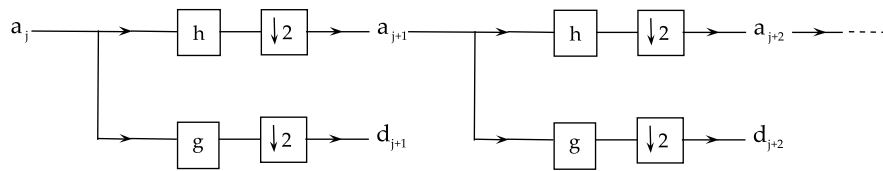


FIGURE 3.2: Schéma de décomposition.

À l'inverse, l'analyse multirésolution possède des propriétés de reconstruction : à partir de tous les coefficients de détails et de tous les coefficients d'approximation, on peut reconstruire jusqu'à obtenir l'approximation originale. Dans ce cas, l'algorithme de reconstruction est appelé algorithme de reconstruction (synthèse), il est réalisé à travers le théorème suivant :

$$\begin{aligned} a_j[n] &= a_{j+1} * \tilde{h} + d_{j+1} * \tilde{g} \\ &= \sum_{p \in \mathbb{Z}} h[n - 2p] a_{j+1}[p] + \sum_{p \in \mathbb{Z}} g[n - 2p] d_{j+1}[p] \end{aligned}$$

Dont \tilde{h} est le filtre miroir associé à h , c'est-à-dire $\tilde{h}[n] = h[-n]$ de même pour $\tilde{g}[n]$. La reconstruction du signal est schématisée dans la figure 3.3, le symbole $\uparrow 2$ correspond à une interpolation d'un facteur 2.

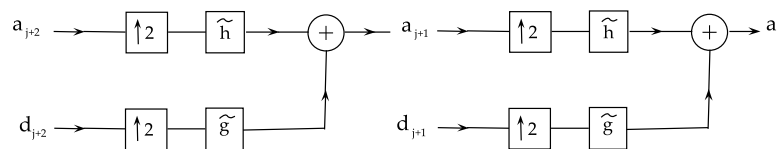


FIGURE 3.3: Schéma de reconstruction.

A travers cet algorithme, il sera facile de représenter le signal sous forme de plusieurs décomposition selon le contenu fréquentiel (de plus haut jusqu'à plus bas). Si la décomposition référente au bruit sera localisée, il sera aisé de la supprimer et de reconstruire un signal filtré. Cette opération est connue par le débruitage par ondelettes.

3.4 Débruitage par ondelettes

Notre but par ce débruitage est de supprimer tout type de bruit interférant avec les bruits de base B1 et B2. Le modèle considéré pour le débruitage est classique, le signal mesuré x est un mélange additif d'un signal informatif s et d'un bruit de mesure r :

$$x(t) = s(t) + r(t) \quad (3.8)$$

Le débruitage par seuillage des coefficients d'ondelettes, tel qu'il est défini en [39], revient à l'extraction d'une structure cohérente du signal mesuré. L'hypothèse de départ considère que le bruit r comme non-cohérent par rapport à une base de forme d'ondes prédéfinie, c'est-à-dire non corrélé avec ces formes d'ondes. Les coefficients de la décomposition du bruit sur la base sont faibles, cela donne la possibilité de les supprimer facilement.

L'algorithme le plus souvent utilisé est la décomposition discrète sur une base orthonormée d'ondelettes de Mallat [38](décomposition simple et reconstruction exacte), l'intérêt d'une projection sur une base orthonormée vient du fait qu'on autorise la conservation de l'énergie d'une représentation à une autre.

Après la décomposition du signal sur cette base, les segments les moins corrélés avec la base ont des coefficients $w_{j,k}$ faibles, et ils sont attribués au bruit. Par un seuil adapté, on peut donc séparer le bruit (partie incohérente), du signal (partie cohérente). Le signal débruité est alors généré à travers une reconstruction inverse (TODI). Cette procédure est affichée par la figure 3.4.

Vos [40] et Messer et al. [34] ont utilisé cette approche dans le débruitage du signal phonocardiogramme. Mais, cette opération nécessite beaucoup de paramètres

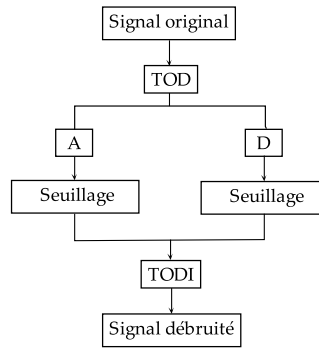


FIGURE 3.4: Le diagramme de débruitage par ondelettes (seuillage)

à prendre en considération tel que : l'ondelette mère à choisir, le niveau de décomposition à fixer, et la méthode de seuillage à appliquer.

En général, plus l'ondelette ressemble au signal, mieux sera le résultat de débruitage. Dans l'environnement Matlab, il existe plusieurs familles d'ondelettes, parmi elles : l'ondelette de Morlet, du chapeau mexicain, de Meyer, de Haar, de Daubechies, de Symplets, de Coifflets et beaucoup d'autres.

Afin d'obtenir un algorithme de décomposition rapide et une reconstruction parfaite du signal, seules les ondelettes orthogonales seront prises en considération. Il s'agit des ondelettes de Haar, de Daubechies, de Coifflets, et de Symplets. La famille d'ondelettes Daubechies Comporte 45 ondelettes, où l'ondelette Haar est la première et la plus simple dans cette famille. La famille Symplets Comporte 45 ondelettes, et la famille Coifflets comporte cinq ondelettes.

Comme mentionné précédemment, le signal subit une décomposition, par un banc de filtres en quadrature qui résulte des approximations et des détails pour chaque niveau de décomposition. Ce processus peut être effectué successivement sur plusieurs niveaux depuis chaque approximation obtenue.

Pour réaliser l'opération débruitage, une opération de seuillage doit être appliquée à chaque décomposition, dont deux méthodes sont largement utilisées : le seuillage dur (*hard thresholding*) et le seuillage doux (*soft thresholding*) [35].

Le premier propose l'annulation de toutes les valeurs en dessous d'un seuil S , les valeurs supérieures restent inchangées ($w_{j,k}$ sont les coefficients de la décomposition du signal x , S est la valeur du seuil).

$$w_{j,k} = \begin{cases} w_{j,k} & \text{si } |w_{j,k}| > S \\ 0 & \text{si } |w_{j,k}| \leq S \end{cases}$$

La seconde méthode opère, en plus de l'annulation, une soustraction du seuil S aux valeurs restantes, supérieures au seuil, afin de réduire le nombre de discontinuités dans le signal débruité :

$$w_{j,k} = \begin{cases} \text{sign}(w_{j,k})(|w_{j,k}| - S) & \text{si } |w_{j,k}| > S \\ 0 & \text{si } |w_{j,k}| \leq S \end{cases}$$

Donoho et al.[41] proposent quatre règles pour calculer de seuil S : Sqrtwolog, Rigrsure, Heursure et Minimaxi. La première règle est un seuil fixe calculé par la racine carrée de deux fois le logarithme de la longueur du signal.

Dans la seconde méthode, la sélection de seuil est basé sur le principe d'estimation du risque non-biaisé de Stein (Stein Unbiased Risk Estimator), connu encore par le seuillage SURE. Cette méthode estime le risque de non détection pour un certain seuil S , puis en réduisant ce risque, une sélection optimale du seuil sera obtenue.

La troisième règle, Heursure, est une combinaison entre la première et seconde méthode. Si le rapport signal /bruit est très faible, la méthode d'estimation SURE aura une quantité de bruits élevée. Dans ce genre de situation, le seuil sera calculé par 'sqrtwolog' car l'estimation 'rigrsure' sera faussée.

La quatrième méthode utilise également un seuil fixe basé sur le principe minimax. Cette méthode atteint le minimum et le maximum de l'erreur quadratique moyenne. Il est généralement utilisé pour les statistiques. Ces règles sont résumées dans le tableau 3.1.

TABLE 3.1: Les différentes règles de seuillage

Règle	Description
Sqrtwlog	Le seuil est fixe et égal à la racine carrée de deux fois le Logarithme de la taille du signal.
Rigrsure	La Sélection du seuil est basée sur le principe de l'estimation des risques non-biaisé de Stein (SURE).
Heursure	La Sélection du seuil est à l'aide d'une mixture des deux précédentes
Minimaxi	Sélection du seuil est basée sur le principe minimax.

Afin d'améliorer la qualité de débruitage, la valeur de seuil trouvée est multipliée par la variance de bruit qui est donné par (la médiane de valeur absolue / 0.6745) [41].

Dans l'environnement Matlab, il existe trois méthodes pour améliorer le seuil estimé : `one`, `sln` et `mln`. Pour l'option "`one`", aucune amélioration n'est apportée au seuil. Pour l'option "`sln`", la variance de bruit qui est estimé par le premier niveau de détail, puis le seuil amélioré sera appliqué pour tous les autres niveaux. Dans l'option "`mln`", le seuil est obtenu à chaque niveau de décomposition par une multiplication avec la variance du bruit de ce niveau.

Le choix de ces paramètres est primordial pour atteindre un débruitage parfait du signal PCG, particulièrement le choix de l'ondelette mère et le niveau de décomposition adéquat. LH Cherif et al[42] ont constaté que l'ondelette Daubechies 7 (db7) et 7e niveau de décomposition, sont les plus appropriés pour le filtrage du signal PCG.

Messer et al [34] a montré que le 10e niveau de décomposition est le plus approprié en employant la même ondelette. Cependant dans la littérature, d'autres ondelettes mères sont employées pour le même objectif tel que : Daubechies 6, 11 et 20, Coifflets 4 et 5, Symplets 9 et 11 [43, 44].

Cela revient à la nature stochastique du signal PCG qui varie d'un sujet à un autre. À cet effet, le développement d'un algorithme automatique pour sélectionner d'ondelette mère et le niveau de décomposition pour le débruitage du signal PCG est d'une grande importance. Cela fera l'objet de la section suivante.

3.5 Débruitage automatique par ondelettes

Peu d'algorithmes de débruitage automatique par ondelettes peuvent être trouvés dans la littérature. Cependant, il existe quelques travaux de sélection automatique de l'ondelette mère particulièrement dans le débruitage des signaux de décharge partielle.

En effet, Chan et al.[45] proposent une méthode basée sur la signature énergétique de la première décomposition obtenue par la formule 3.9. Dans cette dernière, différentes ondelettes mères sont employées à plusieurs niveaux de décomposition.

L'ondelette mère offrant le maximum de ce rapport est considérée comme la plus adaptée pour l'opération de débruitage.

$$MAX^L = \max \left(\frac{\sum a_{1(L,\omega)}^2}{\sum a_{1(L,\omega)}^2 + \sum d_{1(L,\omega)}^2} \right) \quad (3.9)$$

Avec L est le niveau de décomposition et ω l'ondelette mère.

Récemment, Li et al.[46] emploient le rapport signal/bruit (SNR) obtenu par la formule 3.10 pour déterminer la meilleure ondelette de débruitage. Dans cette méthode, la première décomposition est toujours employée. La plus grande valeur de la première approximation ($\max(a_{1(L,\omega)})$)obtenue selon différents niveaux de décomposition L et a travers différentes ondelettes ω est considérée comme signal.

De même, le plus grande valeur du premier détail est considérée comme un bruit. L'ondelette mère montrant le plus grand rapport SNR est considérée comme la plus idéale dans l'opération de débruitage.

$$SNR^L = 10 \cdot \log \left(\frac{\max(a_{1(L,\omega)})}{\max(d_{1(L,\omega)})} \right) \quad (3.10)$$

Ces méthodes semblent prometteuses particulièrement dans le débruitage des signaux de décharge partielle, mais elles n'ont jamais été utilisés dans le débruitage des signaux physiologiques. De plus, ces méthodes offrent seulement l'ondelette mère optimale, cependant, le niveau de décomposition adéquat pour le débruitage reste inconnu.

Dans notre travail, nous essayons d'élaborer un nouveau paramètre qui peut offrir simultanément l'ondelette optimale avec le meilleur niveau de décomposition pour l'opération de débruitage du signal PCG.

3.5.1 Méthode exponentielle

Dans cette partie, un algorithme automatique offrant les deux paramètres simultanément, l'ondelette mère et le niveau de décomposition, est proposé pour le débruitage du signal PCG [47]. Il est basé sur la détermination d'un coefficient EXP déterminé par l'équation (3.11) donnée ci-dessous.

$$EXP^L = d_{1(L,\omega)} e^{a_1(L,\omega)} \quad (3.11)$$

Où d_1 et a_1 représentent respectivement les coefficients de détail et d'approximation de la première décomposition, en utilisant une ondelette mère donnée ω et sur une profondeur donnée L .

Supposant que les composantes principales du signal PCG (B1 et B2) ont des fréquences plus faible que celle des bruits. Donc, elles seront localisées dans les coefficients d'approximation. Le calcul de l'exponentielle de ces coefficients élargit la différence entre les niveaux qui ont une fréquence élevée et ceux de faible fréquence.

Afin d'obtenir la meilleure décomposition, la formule d'exponentielle est multipliée par les coefficients de détail. Le paramètre résultant est le facteur EXP définie par l'équation (3.11) ci-dessus. L'algorithme proposé comporte les différentes étapes suivantes :

1. Création d'une bibliothèque des fonctions d'ondelette $\Psi_{(t,i)}$ pour chaque type de famille d'ondelette avec, type : $t=1,2,\dots,p$; l'ordre d'ondelette $i=1,2,\dots,n$.
2. Pour chaque ondelette de la bibliothèque, la première décomposition du signal PCG sera calculée pour obtenir les coefficients d'approximation a_1 et des détails d_1 .
3. Calculer du paramètre EXP pour chaque ondelette et sélectionner celle qui donne la plus faible valeur comme la meilleure pour ce niveau de décomposition.
4. Répéter les étapes (2) et (3) jusqu'au niveau de décomposition maximal recherché.
5. La valeur la plus élevée du paramètre EXP dans ces niveaux indique l'ondelette et le niveau les plus appropriés pour l'opération de débruitage

L'évaluation de cet algorithme est réalisée en calculant le coefficient de corrélation $corr$ entre le signal PCG d'origine et le signal débruité obtenu par l'ondelette mère sélectionnée et le niveau de décomposition dans chaque niveau.

En réalité, plus le coefficient de corrélation est proche de 1 ($corr > 0,95$), mieux sera l'opération de débruitage, si le coefficient de corrélation est inférieur à 0,90, le débruitage est considéré comme insuffisant.

Les autres paramètres utilisés dans l'opération de débruitage tels que la fonction de seuillage sont fixés à *sqtwolog* et *one* tel que décrit dans les travaux de [34, 42]. Le maximum nombre de décomposition peut être obtenu en utilisant deux méthodes. La première utilise la plus basse fréquence présente dans le signal, et est obtenue par :

$$J = \text{floor} \left(\log_2 \left(\frac{Fs}{F_{min}} \right) \right) \quad (3.12)$$

Où, *floor* est une routine Matlab qui peut arrondir un nombre à l'entier proche du plus faible, F_{min} est la fréquence la plus basse dans le signal, et Fs est la fréquence d'échantillonnage du signal. La seconde méthode utilise la taille du signal, et est donnée par :

$$J = \text{fix}(\log_2(\text{length}(\text{signal}))) \quad (3.13)$$

Où, *fix* est une routine Matlab qui peut arrondir un nombre à son entier.

Notre algorithme est testé sur un signal avec un bruit spécifique. Contrairement aux techniques employant seulement des degrés différents de bruit blanc, dans notre test, un mélange entre un PCG sain et un signal sinusoïdal affecté par un bruit blanc, tel qu'illustré à la Fig.3.5, sera employé.

La gamme fréquentielle des bruits cardiaques varie de 80 Hz à 600 Hz, ce qui ne peut pas être simulé par un bruit blanc. Par conséquent, un signal sinusoïdal est utilisé avec différentes amplitudes et fréquences pour simuler diverses situations de bruit. Le modèle mathématique de notre signal bruité est exprimé par nPCG comme suit :

$$nPCG(n) = PCG(n) + \sigma(n) \quad (3.14)$$

Où $PCG(n)$ est le signal utile et $\sigma(n)$ est l'information de bruit, ce dernier comprend un mélange de signal sinusoïdal $\sin_{(A,f)}$ et de bruit blanc $wn_{(i)}$ tel que représenté par la formule suivante :

$$\sigma(n) = \sin_{(A,f)} + wn_{(i)} \quad (3.15)$$

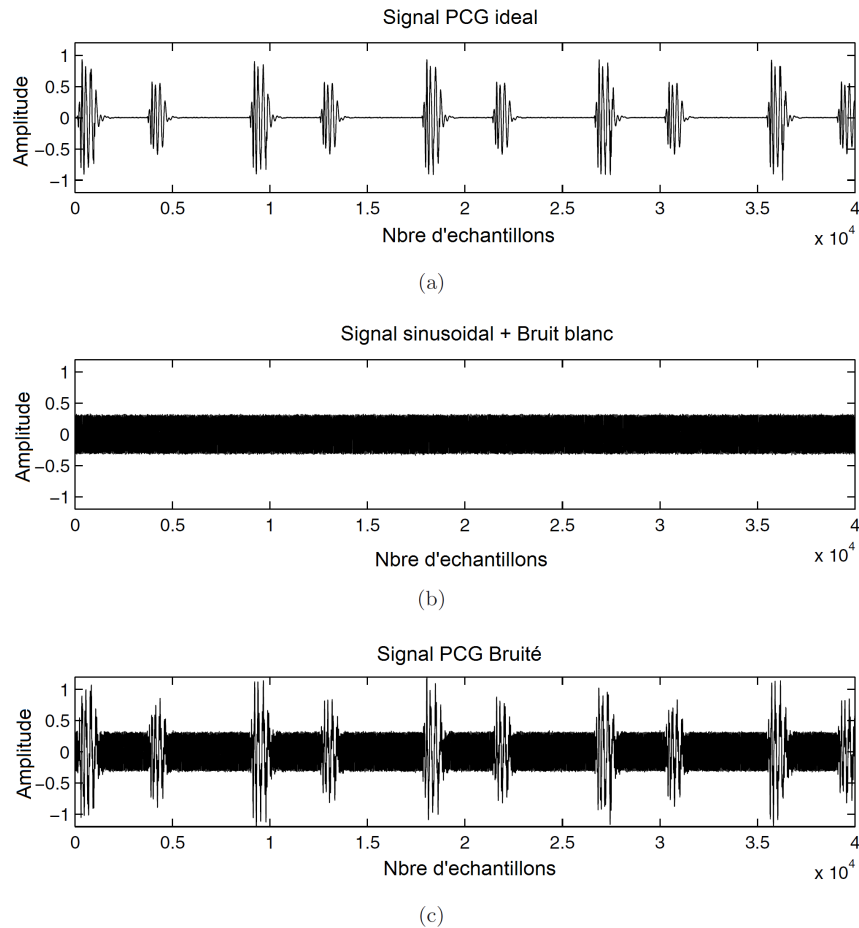


FIGURE 3.5: La mixture choisie pour le test. (a) signal PCG idéal, (b) : Un signal sinusoïdal($0.3\sin(2\pi.100)$) ajouté à un bruit blanc de 5% d'intensité, (c) : le signal PCG bruité.

Le bruit σ dépend de trois variables A , f et I indiquant l'amplitude et la fréquence du signal sinusoïdal et l'intensité du bruit blanc, respectivement. Pour évaluer la performance de notre algorithme, trois tests sont réalisés. Le premier explore l'effet de la fréquence sur l'opération auto-débruitage, en variant la fréquence du signal sinusoïdal de 80Hz à 500Hz, où l'amplitude signal et l'intensité du bruit blanc sont fixées aux valeurs 0.2 et 2%.

Le deuxième test explore l'effet de la variation de l'amplitude du signal sur l'opération d'auto-débruitage. et est réalisé en fixant le signal sinusoïdal à une fréquence 200 Hz et à une intensité du bruit blanc 2% et en faisant varier l'amplitude du signal sinusoïdal de 0.1 à 0.9.

Le troisième test explore l'effet de l'intensité du bruit blanc sur l'auto-débruitage, en fixant l'amplitude et la fréquence du signal sinusoïdal à 0,2 et 200 Hz, et en faisant varier l'intensité du bruit blanc de 1% à 8%.

3.5.2 Résultats et discussions

Dans les différents tests effectués pour évaluer l'algorithme proposé, toutes les familles d'ondelettes Daubechies et Coiflet sont utilisées. Cependant, seules les 10 premières ondelettes dans la famille Symlets sont exploitées du fait de leur complexité croissante nécessitant beaucoup plus de temps de calcul.

Par exemple, avec les mêmes conditions de traitement, l'algorithme prend environ 6, 5 secondes en testant seulement les 10 premiers Daubechies, cependant, il prend une durée de 6, 77 secondes en testant les 10 premiers Symlets.

En utilisant les 10 derniers Daubechies, l'algorithme prend une durée d'exécution d'environ 104 secondes, cependant, le temps de calcul a augmenté à plus de 10 minutes (l'algorithme a été stoppé) en utilisant les 10 dernières ondelettes Symlets.

Finalement, 60 ondelettes (Db1-45, sym1-10 et Coif1-5) sont testées à chaque niveau, où, l'algorithme sera appliqué sur 15 nPCGs synthétiques avec différentes situations (voir les tableaux 3.2, 3.3,3.4).

Le traitement de chaque signal fournit trois informations (ω , v et $corr$), indiquant dans chaque niveau l'ondelette sélectionnée, la valeur du paramètre EXP trouvée par l'ondelette sélectionnée, et le coefficient de corrélation avec le signal original après l'opération de débruitage.

Notez que le nombre maximal de décomposition est fixé en utilisant Eq.(3.13) qui résulte un nombre de 10 décompositions pour notre signal de test présenté dans la Fig. 3.5. Dans ces tableaux, les chiffres en gras indiquent la valeur la plus élevée du paramètre EXP trouvée dans chaque signal avec son coefficient de corrélation correspondant.

3.5.2.1 Effet de la fréquence du signal sinusoïdal

Le tableau 3.2 présente la performance de la méthode par rapport à la variation de bruit. Dans ce tableau, on observe que la méthode proposée fournit un débruitage élevée ($Corr > 0,95$) pour la plupart des signaux nPCG à l'exception du premier signal nPCG1-80Hz où la décomposition en ondelettes échoue à fournir un signal parfaitement débruité en utilisant les paramètres sélectionnés.

Cela revient à la valeur de la fréquence choisie (dans le signal sinusoïdal) qui est très proche de celles des bruits B1 et B2. L'évolution du paramètre EXP selon les différents niveaux de décomposition est représentée dans la figure 3.6, dont on observe une forme gaussienne pris par la méthode proposée, où, le maximum coïncide parfaitement avec le coefficient de corrélation le plus élevé utilisé comme méthode de référence ($corr$).

A travers ce test et tel que c'est illustré sur la figure 3.6(a), on peut conclure que l'augmentation de la fréquence du signal sinusoïdal résulte en une amélioration dans la qualité de débruitage, alors que le meilleur débruitage est obtenu dans les niveaux intermédiaires de la décomposition (4, 5 et 6) et principalement avec les ondelettes de Daubechies.

TABLE 3.2: La sélection de l'ondelette mère et le niveau de décomposition trouvé par variation la fréquence de bruit.

PCG Signal		DecompositionLevel										
Sinus.Amp = 0.2												
W.N. Int = 2 %		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
nPCG1	F=80Hz	<i>w</i>	<i>db13</i>	<i>coif2</i>	<i>db7</i>	<i>db37</i>	<i>db44</i>	<i>db21</i>	<i>db14</i>	<i>db4</i>	<i>coif4</i>	<i>db45</i>
		<i>v</i>	0,120	0,156	0,274	0,856	1,794	15,29	5,836	2,746	0,308	1,084
		<i>corr</i>	0,824	0,824	0,825	0,824	0,820	0,828	0,731	0,522	0,652	0,129
nPCG2	F=150 Hz	<i>w</i>	<i>db35</i>	<i>db10</i>	<i>db1</i>	<i>db23</i>	<i>db39</i>	<i>sym8</i>	<i>db2</i>	<i>db4</i>	<i>db3</i>	<i>db45</i>
		<i>v</i>	0,142	0,192	0,234	1,671	6,765	103,4	2,967	2,658	0,653	1,084
		<i>corr</i>	0,838	0,838	0,840	0,838	0,838	0,963	0,752	0,638	0,734	0,129
nPCG3	F=250Hz	<i>w</i>	<i>db1</i>	<i>db16</i>	<i>sym8</i>	<i>db40</i>	<i>db43</i>	<i>db26</i>	<i>db2</i>	<i>db4</i>	<i>db34</i>	<i>db45</i>
		<i>v</i>	0,129	0,200	0,282	1,712	38,33	2,341	3,857	2,639	0,202	1,084
		<i>corr</i>	0,837	0,837	0,838	0,837	0,995	0,981	0,747	0,626	0,534	0,129
nPCG4	F=350Hz	<i>w</i>	<i>db8</i>	<i>db32</i>	<i>db39</i>	<i>db40</i>	<i>db44</i>	<i>db26</i>	<i>db2</i>	<i>db4</i>	<i>coif4</i>	<i>db45</i>
		<i>v</i>	0,139	0,168	0,248	10,427	25,04	3,438	2,963	2,732	0,262	1,084
		<i>corr</i>	0,836	0,837	0,837	0,922	0,995	0,981	0,750	0,612	0,678	0,129
nPCG5	F=500Hz	<i>w</i>	<i>db2</i>	<i>db36</i>	<i>db35</i>	<i>db15</i>	<i>db40</i>	<i>db28</i>	<i>db2</i>	<i>db4</i>	<i>db12</i>	<i>db45</i>
		<i>v</i>	0,164	0,183	0,290	16,17	1,173	2,088	3,059	2,686	0,272	1,084
		<i>corr</i>	0,837	0,837	0,838	0,999	0,995	0,955	0,751	0,622	0,549	0,129

3.5.2.2 Effet de l'amplitude de la forme d'onde

Le tableau 3.3 présente la performance de la méthode proposée par rapport à la variation de l'amplitude du signal sinusoïdal dans le modèle bruité. On peut observer que le paramètre EXP a réussi pour la plupart des signaux PCG (voir figure 3.7). En particulier, dans nPCG6 et nPCG7 où $\max(EXP)$ coïncide parfaitement avec

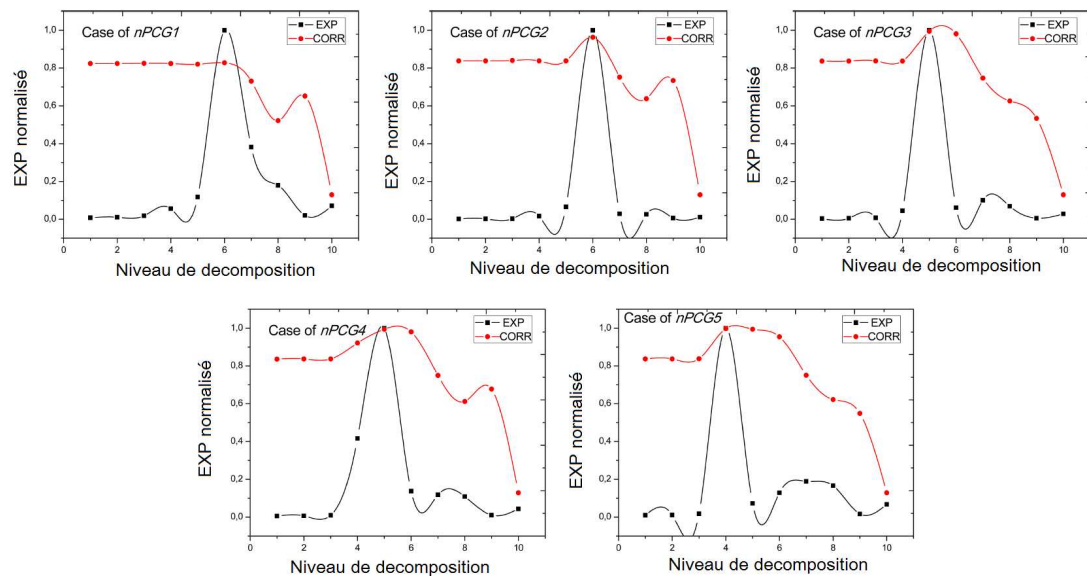


FIGURE 3.6: Évaluation de la méthode *EXP* en variant la fréquence du signal sinusoïdal en fonction de l'évolution du coefficient de corrélation obtenu entre le signal original et le signal débruité pour les différents niveaux de décomposition

le coefficient de corrélation le plus élevé (0,989 et 0,983). Dans ces cas, l'amplitude du signal sinusoïdal est relativement faible ($\text{Amp} < 0,5$).

Dans le cas nPCG8, où l'amplitude est fixée à 0,5, la méthode a échoué dans la détection de meilleur niveau de décomposition. Le modèle proposé converge au cinquième niveau de décomposition et l'ondelette db8, où le coefficient de corrélation est relativement faible ($\text{corr} = 0,83$).

Cependant, le meilleur débruitage pour ce signal se trouve dans le sixième niveau de décomposition par ondelettes Db37 ($\text{corr} = 0,973$), dont on peut observer que le paramètre proposé génère également une valeur élevée ($\text{EXP} = 53,50$) par rapport aux autres, ce qui peut être facilement détecté.

Dans les derniers cas (nPCG9 et nPCG10), où l'amplitude est fixée sur 0,7 et 0,9, le $\max(\text{EXP})$ converge vers le sixième niveau et l'ondelette db37. Le coefficient de corrélation trouvé par ces paramètres est relativement faible par rapport aux autres ($\text{Corr} = 0,972$ et $0,949$), mais ces valeurs sont toujours considérées comme des résultats élevés de débruitage.

Depuis ce test, on peut conclure que l'augmentation de l'amplitude de signal sinusoïdal fournit une faible diminution de la qualité de débruitage, mais les résultats

sont toujours situés supérieur au seuil de filtrage élevé. En outre, le meilleur débruitage se montre au milieu des niveaux de décomposition (5 et 6) et en particulier pour différents ordres de l'ondelettes Daubechies.

TABLE 3.3: La sélection de l'ondelette mère et le niveau de décomposition trouvé par méthode EXP en variant l'amplitude de bruit.

PCG Signal		Decomposition Level										
Simus.Freq =200		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
W.N. Int = 2 %												
nPCG6	Amp=0.1	<i>w</i>	<i>sym6</i>	<i>db1</i>	<i>db23</i>	<i>db20</i>	<i>db40</i>	<i>db3</i>	<i>db2</i>	<i>db4</i>	<i>db35</i>	<i>db45</i>
		<i>v</i>	0,118	0,164	0,284	0,677	22,48	10,554	2,899	2,778	0,114	1,084
		<i>corr</i>	0,949	0,950	0,950	0,950	0,992	0,945	0,750	0,616	0,489	0,129
nPCG7	Amp=0.3	<i>w</i>	<i>db44</i>	<i>db29</i>	<i>db18</i>	<i>db37</i>	<i>db30</i>	<i>db37</i>	<i>db2</i>	<i>db4</i>	<i>coif4</i>	<i>db45</i>
		<i>v</i>	0,157	0,234	0,351	1,631	58,96	29,625	3,133	2,700	0,290	1,084
		<i>corr</i>	0,716	0,716	0,716	0,716	0,983	0,974	0,751	0,617	0,685	0,129
nPCG8	Amp=0.5	<i>w</i>	<i>db17</i>	<i>db1</i>	<i>sym6</i>	<i>db19</i>	<i>db8</i>	<i>db37</i>	<i>db2</i>	<i>db4</i>	<i>coif4</i>	<i>db45</i>
		<i>v</i>	0,165	0,247	0,458	3,711	79,25	53,50	2,893	2,777	0,263	1,084
		<i>corr</i>	0,525	0,527	0,525	0,524	0,832	0,973	0,751	0,609	0,688	0,129
nPCG9	Amp=0.7	<i>w</i>	<i>db7</i>	<i>db12</i>	<i>db1</i>	<i>db24</i>	<i>db8</i>	<i>db37</i>	<i>db2</i>	<i>db4</i>	<i>sym8</i>	<i>db45</i>
		<i>v</i>	0,231	0,398	0,691	6,300	74,45	78,51	3,081	3,681	0,363	1,084
		<i>corr</i>	0,403	0,403	0,413	0,403	0,732	0,972	0,750	0,606	0,745	0,129
nPCG10	Amp=0.9	<i>w</i>	<i>sym8</i>	<i>db1</i>	<i>db1</i>	<i>coif1</i>	<i>db6</i>	<i>db37</i>	<i>db2</i>	<i>db29</i>	<i>sym8</i>	<i>db42</i>
		<i>v</i>	0,302	0,308	0,866	6,913	76,719	111,3	3,231	3,930	0,345	1,084
		<i>corr</i>	0,325	0,327	0,333	0,340	0,616	0,946	0,748	0,200	0,729	0,129

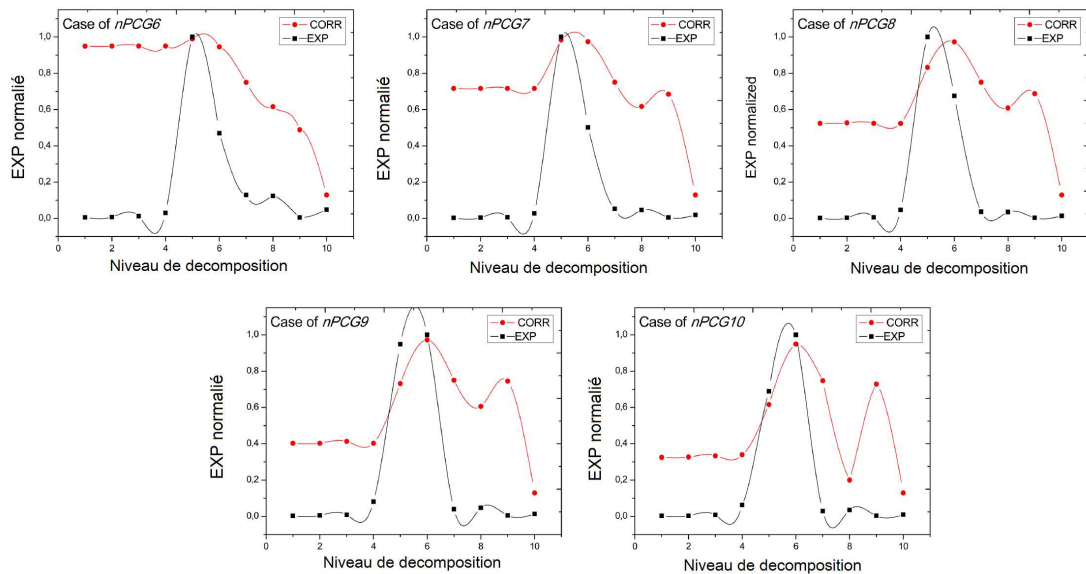


FIGURE 3.7: Évaluation de la méthode proposée en variant l'amplitude du signal test en fonction de l'évolution du coefficient de corrélation obtenu entre le signal original et le signal débruité pour les différents niveaux de décomposition

3.5.2.3 Effet de l'intensité du bruit blanc

Le tableau 3.4 résume les résultats obtenus par la méthode proposée en variant l'intensité du bruit blanc. Globalement, les mêmes conclusions que ci-dessus peuvent être tirées. Tel que c'est illustré sur la figure 3.8, les signaux bruités avec différents intensités de bruit blanc sont globalement débruités.

En effet, à travers ce test il apparaît clair que l'approche de débruitage proposée reste optimale et n'est pas perturbée par l'augmentation de l'intensité du bruit blanc. Pour la plupart des résultats, le coefficient de corrélation prend la même valeur ($\text{corr} = 0,98$).

Aussi, pour tous les signaux de test, le modèle proposé converge vers le niveau 5 de décomposition et une ondelette mère unique de Daubechies db30, et cela pour la plupart des cas étudiés.

À travers de ces tests, on peut observer que la méthode proposée prend une évolution gaussienne pour tous les signaux testés, où le maximum des courbes coïncide parfaitement avec le coefficient de corrélation le plus élevé et l'ondelette mère adéquate pour une meilleure opération de débruitage.

TABLE 3.4: La sélection de l'ondelette mère et du niveau de décomposition trouvé par la méthode EXP en variant l'intensité du bruit blanc.

PCG Signal		DecompositionLevel										
Sinus.Freq =200												
Amp = 0.3		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
nPCG11	W.N=1	<i>w</i>	<i>db30</i>	<i>db41</i>	<i>sym6</i>	<i>db37</i>	<i>db30</i>	<i>db37</i>	<i>db2</i>	<i>db4</i>	<i>coif4</i>	<i>db45</i>
		<i>v</i>	0,078	0,079	0,237	1,657	60,78	36,416	3,044	2,734	0,287	1,084
		<i>corr</i>	0,716	0,716	0,716	0,716	0,983	0,974	0,751	0,617	0,685	0,129
nPCG12	W.N=2	<i>w</i>	<i>db8</i>	<i>db21</i>	<i>db1</i>	<i>db20</i>	<i>db30</i>	<i>db27</i>	<i>db2</i>	<i>db4</i>	<i>coif4</i>	<i>db45</i>
		<i>v</i>	0,150	0,209	0,360	1,044	59,20	36,549	3,041	2,775	0,280	1,084
		<i>corr</i>	0,716	0,716	0,725	0,716	0,983	0,963	0,750	0,619	0,686	0,129
nPCG13	W.N=4	<i>w</i>	<i>db24</i>	<i>db1</i>	<i>db1</i>	<i>db22</i>	<i>db19</i>	<i>db37</i>	<i>db2</i>	<i>db4</i>	<i>coif4</i>	<i>db45</i>
		<i>v</i>	0,318	0,388	0,559	2,682	59,39	30,10	2,911	2,793	0,329	1,084
		<i>corr</i>	0,715	0,719	0,726	0,717	0,968	0,973	0,751	0,621	0,684	0,129
nPCG14	W.N=6	<i>w</i>	<i>db27</i>	<i>db1</i>	<i>db1</i>	<i>db13</i>	<i>db30</i>	<i>db37</i>	<i>db2</i>	<i>db4</i>	<i>coif4</i>	<i>db45</i>
		<i>v</i>	0,425	0,603	0,749	3,334	53,18	32,08	2,997	2,767	0,309	1,084
		<i>corr</i>	0,710	0,716	0,724	0,715	0,982	0,973	0,749	0,613	0,682	0,129
nPCG15	W.N=8	<i>w</i>	<i>db1</i>	<i>db12</i>	<i>db1</i>	<i>db13</i>	<i>db30</i>	<i>db27</i>	<i>db2</i>	<i>db4</i>	<i>sym6</i>	<i>db45</i>
		<i>v</i>	0,658	0,850	0,628	3,771	58,10	32,92	3,585	2,855	0,318	1,084
		<i>corr</i>	0,704	0,710	0,722	0,714	0,981	0,962	0,751	0,616	0,721	0,129

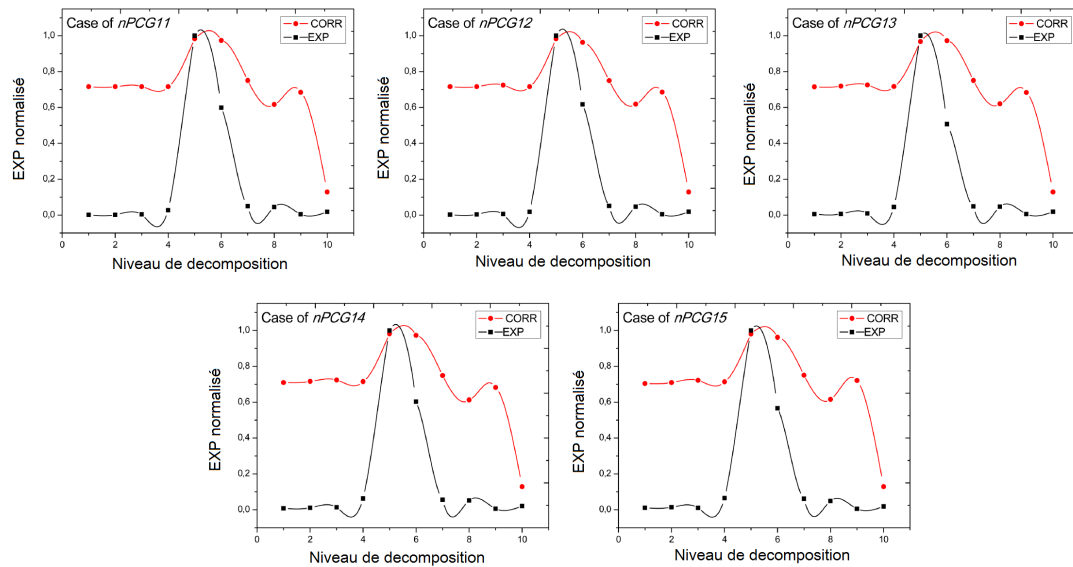


FIGURE 3.8: Évaluation de la méthode proposée en variant l'intensité du bruit blanc du signal test en fonction de l'évolution du coefficient de corrélation obtenu entre le signal original et le signal débruité pour les différents niveaux de décomposition

3.5.3 Validation des résultats

3.5.3.1 validation des résultats avec des signaux PCG noyés dans des bruits simulés

Les résultats obtenus par la méthode proposée sont validés à travers des tests et des comparaisons avec ceux obtenus dans la littérature du domaine. Cette étude de validation est menée d'une part vis à vis du niveau de décomposition optimale, et d'autre part vis à vis du choix de l'ondelette mère la plus appropriée pour le débruitage du signal PCG.

L'étude est menée sur les six signaux nPCG portés sur les tableaux ci-dessus (nPCG1, nPCG5, nPCG6, nPCG10, nPCG11, nPCG15). Dans chaque cas les paramètres MAX et SNR sont calculés en utilisant les références [45] et [46] pour déduire l'ondelette mère la plus appropriée (voir section 2). Les résultats obtenus sont comparés avec ceux obtenus par la méthode proposée EXP en déterminant les coefficients de corrélation. Quatre niveaux de décomposition (4, 5, 6 et 7) pour les ondelettes sélectionnées sont exploités et évalués pour le débruitage du signal PCG.

Les résultats obtenus sont résumés dans le tableau 3.5. Les cellules surlignées gris indiquent les paramètres de débruitage trouvés par notre méthode, particulièrement le niveau de décomposition et l'ondelette mère sélectionnée. Les chiffres en gras indiquent les valeurs les plus élevées de coefficient de corrélation obtenu entre le signal original et le signal débruité en utilisant l'ondelette mère sélectionnée et à travers quatre niveaux de décomposition.

Dans le cas de nPCG1, les méthodes SNR et MAX sélectionnent l'ondelette db25 et db29, respectivement. Cependant, la méthode proposée EXP a choisi l'ondelette db21 et le niveau 4. En effet, on peut observer que la valeur la plus élevée du coefficient de corrélation se trouve au niveau 4 avec la même valeur pour toutes les méthodes (Corr = 0,828). Dans ce cas, on observe que l'augmentation des niveaux de décomposition produit une diminution dans la qualité du débruitage.

Dans le cas du nPCG5, les mêmes remarques sont observées. Les méthodes SNR et MAX sélectionnent l'ondelette db41 et db18, respectivement. Toutefois, la méthode proposée EXP a sélectionné l'ondelette db15 et le niveau 4 (voir tableau 3.5). En effet, la plus haute valeur de coefficient de corrélation est trouvée dans le niveau 4 également avec la même valeur des autres méthodes (Corr = 0.999). Dans ce test, on observe que le changement de l'ondelette mère n'a aucune influence sur la qualité de débruitage. Cependant, l'augmentation du niveau de décomposition favorise la diminution de la qualité de filtrage.

Dans le cas de nPCG6 (voir tableau 3.5), les méthodes SNR et MAX sélectionnent les ondelettes db34 et db12, respectivement. Alors que, la méthode EXP a choisi l'ondelette db40 et niveau 5. Une autre fois, la méthode proposée a réussi parfaitement dans la sélection du meilleur niveau de décomposition, où, la valeur la plus élevée du coefficient de corrélation est trouvée par SNR et EXP (corr = 0,992) au niveau 5. Dans ce test, l'ondelette sélectionnée par notre modèle (db12) fournit une valeur du coefficient de corrélation moins faible par rapport aux autres (corr = 0,980).

Dans le cas de nPCG10, les méthodes SNR et MAX sélectionnent les ondelettes sym6 et db7, respectivement. Cependant, la méthode EXP a choisi l'ondelette db37 et niveau 6. Une fois de plus, la méthode proposée a permis de sélectionner la meilleure décomposition. Toutefois, l'ondelette sélectionnée par notre modèle (db7) permet d'obtenir un coefficient de corrélation plus élevé (corr = 0,964) comparativement à ceux obtenus par les autres méthodes (Corr = 0,94).

Dans les derniers cas nPCG11 et nPCG15, les mêmes remarques sont observées. La méthode EXP a réussi parfaitement dans la sélection du meilleur niveau de décomposition trouvé au niveau 5. En outre, l'ondelette sélectionnée par notre modèle dépasse nettement en qualité de débruitage comparativement à celles sélectionnées par SNR et MAX.

3.5.3.2 validation des résultats avec des signaux PCG réels

La performance de l'approche proposée pour le débruitage des signaux PCG est évaluée en exploitant des signaux PCG réels disponibles sur le web. Il s'agit de neuf cas de signaux PCG avec différents niveaux de bruits. Pour une meilleure appréciation de cette analyse de performance, ces cas de signaux sont répartis en trois groupes. Le premier groupe contient trois signaux PCG avec une faible intensité de bruits (voir figure 3.9, cas (a), (b) et (c)). Le deuxième groupe contient trois signaux avec une intensité moyenne du bruit, où les principaux bruits cardiaques (B1 et B2) sont nettement visibles par rapport aux bruits qui les affectent (fig.3.9, cas (d),(e) et (f)). Le dernier groupe contient trois signaux aussi avec une forte intensité de bruit qui complètement couvrent les bruits cardiaques B1 et B2 (fig.3.9, cas (g),(h) et (i)). Les résultats de débruitage obtenus sont résumés dans le tableau 3.6.

Dans le premier groupe, où l'intensité du bruit est faible, on observe que la méthode proposée conserve bien les principaux bruits cardiaques B1 et B2 et supprime parfaitement la majorité des murmures. En effet, pour le cas(a), le modèle proposé converge vers le 6e niveau de décomposition et l'ondelette (db4). Dans le cas(b), le modèle proposé converge vers le 5e niveau de décomposition et l'ondelette (sym8), tandis que, le cas(c), le modèle converge vers le 6e niveau de décomposition et l'ondelette (db6).

Dans le second groupe, où l'intensité du bruit est moyenne. On observe que la méthode proposée a réussi dans la conservation des principaux bruits cardiaques B1 et B2. En effet la majorité des bruits sont correctement supprimés (figures 3.9 (d)-(f)). Pour le cas(d), note modèle converge vers le 5e niveau de décomposition et l'ondelette db7, alors que dans le cas(e) le modèle converge vers le 7e niveau et l'ondelette db31, tandis que le cas(f) converge vers le 5e niveau et l'ondelette db23.

TABLE 3.5: Comparaison entre la méthode proposée EXP, et les méthodes MAX et SNR dans le choix de l'ondelette mère et le niveau de décomposition pour le débruitage du signal PCG

nPCG1					
	Wavelet	Level 4	Level 5	Level 6	Level 7
SNR	<i>db25</i>	0,828	0,820	0,794	0,679
MAX	<i>db29</i>	0,828	0,819	0,794	0,649
EXP	<i>db21</i>	0,828	0,818	0,818	0,595
nPCG5					
	Wavelet	Level 4	Level 5	Level 6	Level 7
SNR	<i>db41</i>	0,999	0,993	0,950	0,512
MAX	<i>db18</i>	0,999	0,994	0,952	0,672
EXP	<i>db15</i>	0,999	0,993	0,975	0,522
nPCG6					
	Wavelet	Level 4	Level 5	Level 6	Level 7
SNR	<i>db34</i>	0,944	0,992	0,960	0,658
MAX	<i>db12</i>	0,945	0,980	0,968	0,654
EXP	<i>db40</i>	0,944	0,992	0,964	0,481
nPCG10					
	Wavelet	Level 4	Level 5	Level 6	Level 7
SNR	<i>sym6</i>	0,306	0,899	0,943	0,632
MAX	<i>db7</i>	0,307	0,690	0,964	0,645
EXP	<i>db37</i>	0,306	0,925	0,949	0,447
nPCG11					
	Wavelet	Level 4	Level 5	Level 6	Level 7
SNR	<i>db11</i>	0,694	0,935	0,972	0,554
MAX	<i>db7</i>	0,695	0,913	0,966	0,615
EXP	<i>db6</i>	0,697	0,979	0,959	0,662
nPCG15					
	Wavelet	Level 4	Level 5	Level 6	Level 7
SNR	<i>db8</i>	0,693	0,915	0,966	0,664
MAX	<i>db23</i>	0,693	0,967	0,975	0,557
EXP	<i>db30</i>	0,693	0,976	0,958	0,659

Dans le dernier groupe, où les murmures sont de forte intensité, on observe que la méthode proposée a échoué lors de l'opération de débruitage. Cela est due à la très forte intensité des bruits qui affecte totalement les bruits cardiaques B1 et B2 tel que c'est illustré sur la figure 3.9 cas (g),(h) et (i).

En général, le débruitage de ces signaux est très difficile même avec une opération de débruitage manuelle. L'autodébruitage de ces signaux est effectué selon les paramètres suivant : dans le cas(g) le modèle converge vers le 5e niveau de décomposition et l'ondelette (sym3), tandis que le cas(h) converge vers le 6e niveau et l'ondelette (db8), alors que le dernier cas(i), le modèle converge vers le 5e niveau et l'ondelette (db2).

TABLE 3.6: Les résultats trouvés par la méthode proposé , EXP, dans le débruitage des signaux réels

PCG cases		Level 1	Level 2	Level 3	Level 4	Level 5	Level 6	Level 7	Level 8	Level 9
Case (a)	wavelet	<i>db41</i>	<i>db27</i>	<i>db1</i>	<i>db16</i>	<i>db38</i>	<i>db4</i>	<i>db39</i>	<i>db13</i>	<i>sym9</i>
	EXP	0,03	0,04	0,27	1,42	0,68	3,28	0,65	0,02	0,01
Case (b)	wavelet	<i>db3</i>	<i>sym8</i>	<i>db41</i>	<i>db17</i>	<i>sym8</i>	<i>db43</i>	<i>db24</i>	<i>db9</i>	<i>db28</i>
	EXP	0,01	0,02	0,05	0,93	20,36	2,31	5,79	3,74	0,22
Case (c)	wavelet	<i>db8</i>	<i>sym6</i>	<i>db44</i>	<i>db25</i>	<i>db42</i>	<i>db6</i>	<i>db13</i>	<i>db28</i>	<i>db35</i>
	EXP	0,00	0,01	0,01	0,24	2,45	14,29	5,09	7,19	0,08
Case (d)	wavelet	<i>db22</i>	<i>db36</i>	<i>db5</i>	<i>db6</i>	<i>db17</i>	<i>coif2</i>	<i>db34</i>	<i>db11</i>	<i>db13</i>
	EXP	0,03	0,08	0,95	2,30	2,43	2,29	0,08	0,02	0,02
Case (e)	wavelet	<i>db16</i>	<i>db44</i>	<i>db24</i>	<i>db24</i>	<i>db1</i>	<i>db1</i>	<i>db31</i>	<i>sym6</i>	<i>db31</i>
	EXP	0,01	0,01	0,01	0,43	4,90	11,33	119,64	5,65	0,03
Case (f)	wavelet	<i>db29</i>	<i>coif4</i>	<i>db24</i>	<i>db43</i>	<i>db23</i>	<i>db29</i>	<i>sym7</i>	<i>db43</i>	<i>sym7</i>
	EXP	0,05	0,14	0,45	2,40	3,81	1,83	0,33	0,02	0,01
Case (g)	wavelet	<i>db1</i>	<i>db41</i>	<i>db29</i>	<i>db41</i>	<i>sym3</i>	<i>sym4</i>	<i>db14</i>	<i>db39</i>	<i>sym6</i>
	EXP	0,04	0,07	0,55	3,37	3,76	1,25	0,24	0,01	0,01
Case (h)	wavelet	<i>db34</i>	<i>db36</i>	<i>db1</i>	<i>db12</i>	<i>db16</i>	<i>db8</i>	<i>db10</i>	<i>db37</i>	<i>db17</i>
	EXP	0,00	0,02	0,08	0,19	0,99	2,38	0,47	0,05	0,04
Case (i)	wavelet	<i>db1</i>	<i>db43</i>	<i>coif1</i>	<i>coif1</i>	<i>db2</i>	<i>coif1</i>	<i>db34</i>	<i>db42</i>	<i>db26</i>
	EXP	0,03	0,09	0,73	3,1	4,15	1,02	0,13	0,01	0,01

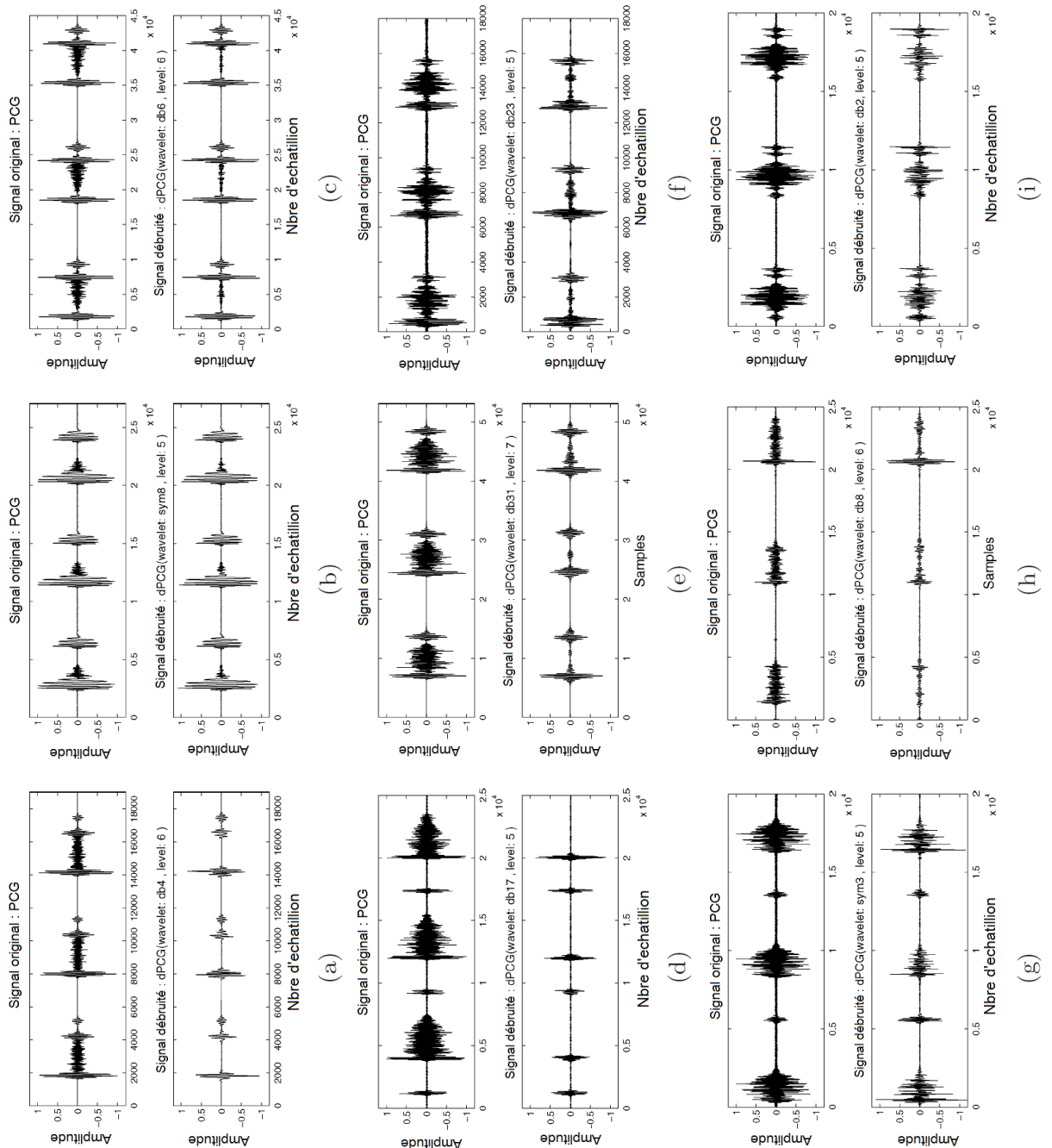


FIGURE 3.9: Les résultats de débruitage de notre modèle sur les signaux réels

3.6 Conclusion

Dans ce chapitre, on s'est intéressé au filtrage du signal PCG. Une nouvelle approche de débruitage basée sur la décomposition en ondelette discrète a été proposée.

En fait, la particularité de cette approche c'est qu'elle nous a permis de sélectionner respectivement l'ondelette mère analysante et le niveau de décomposition de

manière automatique pour garantir un filtrage adéquat. L'algorithme développé a montré des résultats très satisfaisants avec des signaux tests simulés et cela pour la majorité des cas étudiés comparativement à d'autres méthodes de la littérature du domaine.

Pareil pour les signaux réels, la méthode proposée a montré des bons résultats particulièrement où le bruit n'est pas très intense. En effet, notre approche a réussi toujours à sélectionner le meilleur niveau de décomposition pour l'opération de filtrage. Néanmoins, dans les cas où le bruit est très intense la méthode se montre limitée même avec un choix manuel des paramètres de débruitage.

Dans le chapitre qui suit, un algorithme de détection et de mesure sur les différents bruits cardiaques (B1 et B2) est développé, décrit et évalué. Cette algorithmique est appliquée sur les signaux PCG filtrés.

Chapitre 4

Algorithme de mesure

Dans ce chapitre, l'algorithme développé pour la mesure automatique des durées systolique et diastolique dans le signal PCG est décrit et évalué. Différentes approches pour en premier lieu segmenter le signal PCG sont étudiées et analysées, avant de pouvoir mesurer les durées systoliques et diastoliques.

4.1 Introduction

Les paramètres étudiés pour la mesure de la pression artérielle via le signal PCG sont les durées systolique, notée S_{12} , et diastolique, notée S_{21} , dans le signal PCG. L'algorithme proposé permet une mesure performante de ces durées qui sont supposées être en directe corrélation avec les pressions artérielles systolique et diastolique.

L'algorithme proposé comporte plusieurs étapes de traitement très importantes, principalement la détection d'enveloppe du signal PCG, où, plusieurs approches peuvent être utilisées, comme, la transformée d'Hilbert, la démodulation AM, ou encore la détection d'enveloppe d'énergie.

Cette dernière est la plus utilisée dans la segmentation du signal PCG, où plusieurs travaux au sein de notre laboratoire de recherche (GBM, Tlemcen) ont été réalisés, tel que celui de R. Benali et K. Bouziani [48] dans leur projet de fin d'étude intitulé : analyse temporelle et spectrale du signal phonocardiogramme, ou encore de L.H.Charif et al.[49] dans un travail publié intitulé : la segmentation des bruits cardiaques et des souffles cardiaques. Néanmoins, cette approche est efficace dans

les cas où la puissance de bruit B1 et pratiquement identique au bruit B2, mais elles trouvent rapidement ses limites dans les cas inverses, lorsque l'un des bruits est atténué.

Dans cette situation, l'enveloppe du signal détecté résulte de fausses détections, qui induisent à des mesures erronées. Face à ce problème une nouvelle approche est proposée ; elle est basée sur la mesure de la simplicité du signal PCG. Une fois l'enveloppe est détectée, la mesure des durées systolique et diastolique est aisément réalisée. Dans ce qui suit, une description détaillée de toutes ces étapes est faite.

4.2 Méthodologie

L'algorithme proposé pour mesurer les durées systolique et diastolique comporte deux phases : la détection d'enveloppe du signal PCG et la mesure automatique des durées.

4.2.1 La détection d'enveloppe

Diverses approches peuvent être trouvées dans la littérature pour extraire l'enveloppe $E(t)$. Parmi ces méthodes la méthode analytique basée sur la transformée d'Hilbert.

Un signal analytique est composé par le signal original et sa transformée d'Hilbert. Il est donné par l'équation (4.1), où $H(t)$ est la transformée d'Hilbert(Eq.4.2)

$$S_A(t) = S(t) + i.S_H(t) \quad (4.1)$$

$$S_H(t) = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{S(\tau)}{\tau - t} d\tau \quad (4.2)$$

La transformée d'Hilbert peut être interprétée comme la convolution entre le signal et $1/\pi t$. L'enveloppe du signal analytique $S_A(t)$ peut être produite fidèlement par le module de l'équation(4.1).

$$|S_A(t)| = \sqrt{|S(t)|^2 + |S_H(t)|^2} \quad (4.3)$$

Cependant, il existe d'autres méthodes pour extraire l'enveloppe, comme le calcul de la valeur absolue ou le carré du signal, voir l'équation(4.4)-(4.5). La première méthode affecte le même poids à tous les échantillons sans tenir compte de leur valeur ou intensité. En revanche, l'énergie (carré) change la mesure par l'accentuation des hautes intensités par rapport aux faibles intensités.

D'autres approches peuvent être utilisées, comme par exemple l'entropie et l'énergie de Shannon, voir l'équation (4.6)-(4.7). Ces approches affectent le plus grand poids aux intensités moyennes du signal, par conséquent, le bruit de faible intensité et les perturbations de hautes intensités seront atténués. Une autre méthode développée par Teager, équation(4.8), peut aussi être utilisée dans la détection d'enveloppe.

$$\text{La valeur absolue : } E(t) = |S(t)| \quad (4.4)$$

$$\text{Énergie (carré) : } E(t) = S(t)^2 \quad (4.5)$$

$$\text{Entropie de Shannon : } E(t) = -|S(t)| \cdot \log|S(t)| \quad (4.6)$$

$$\text{Énergie de Shannon : } E(t) = -S(t)^2 \cdot \log S(t)^2 \quad (4.7)$$

$$\text{Énergie de Teager : } E(t) = S(t)^2 - S(t-1)S(t+1) \quad (4.8)$$

Une étude comparative de ces méthodes a été menée et les résultats obtenus sont illustrés sur la figure (4.1). Le signal de test est une sinusoïde de 200 Hz échantillonnée avec une fréquence de 10KHz, avec une amplitude croissante de 0 à 1. Dans cette comparaison, toutes les sorties (sauf Teager) sont filtrées par un filtre passe-bas de type Butterworth de 5^{ème} ordre avec une fréquence de coupure de 150Hz.

La démodulation AM peut aussi être utilisée dans la détection d'enveloppe. En effet, le signal phonocardiogramme peut être interprété comme une modulation d'amplitude, où les variations de basse fréquence $b(t)$ sont multipliées par les variations de haute fréquence $h(t)$. Cette multiplication rend la tâche difficile pour les méthodes classiques d'amélioration du rapport signal-bruit. Il existe cependant une méthode pour se ramener au cas d'une simple addition, elle fait appel à ce qu'on appelle systèmes homomorphiques.

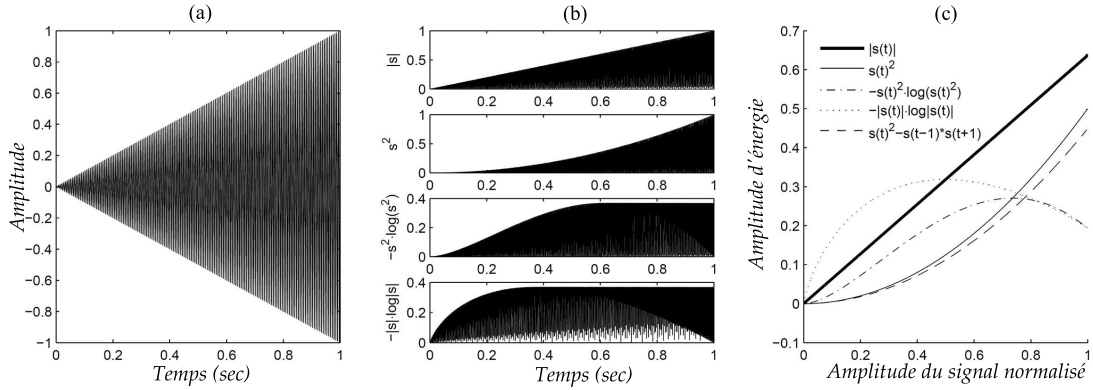


FIGURE 4.1: Comparaison entre les différentes méthodes pour estimer l'enveloppe. Le signal du test est représenté en (a) et les différents résultats sont montrés en (b). La variation d'énergie par rapport à l'amplitude du signal est affichée en (c)

En prenant le logarithme de l'équation (4.9), la multiplication non-linéaire se change à une addition linéaire, équation (4.10). Par conséquent, les composantes de haute fréquence $h(t)$ peuvent être facilement supprimées par l'application d'un simple filtre passe-bas. L'exponentielle fait retourner le résultat au domaine du signal original, équation(4.11). Si le filtre est bien choisi, $b(t)$ peut être une très bonne estimation de l'enveloppe.

$$S(t) = b(t)h(t) \quad (4.9)$$

$$\log S(t) = \log b(t) + \log h(t) \quad (4.10)$$

$$e^{FPB\{\log b(t)+\log h(t)\}} = e^{FPB\{\log b(t)\}+FPB\{\log h(t)\}} \approx e^{FPB\{\log b(t)\}} \approx b(t) \quad (4.11)$$

Récemment, une nouvelle approche, à savoir, la simplicité proposée dans [50, 51], a montré une grande efficacité dans la détection d'enveloppe du signal PCG. En effet, les bruits de base B1 et B2, semblent être moins complexes par rapport aux souffles qui sont eux même moins complexes par rapport au bruit de fond.

Cela montre que la mesure de la complexité peut être un paramètre important dans la séparation de ces différentes régions. L'avantage de la complexité est son invariabilité aux variations d'amplitude, où deux régions d'un signal peuvent avoir la même complexité malgré leur grande différence en termes d'énergie.

Donc, la mesure de la complexité surmonte de nombreux problèmes traditionnels rencontrés dans les algorithmes de segmentation tels que les échecs dans la détection du bruit B2. Dans notre travail, cet algorithme est adopté dans l'algorithme de

segmentation. La section suivante présente les bases mathématiques de la mesure de la complexité.

4.2.1.1 Mesure de la simplicité

La complexité est une mesure intuitive. Certains signaux semblent varier plus que d'autres. Certains semblent extrêmement aléatoires tandis que d'autres semblent faire preuve d'une réapparition sur un certain modèle à divers intervalles.

En fait, en terme médical, la variabilité du signal ou de la complexité du système est toujours en corrélation avec les conditions physiologiques [52]. Par exemple, dans le cas d'un signal PCG, on peut remarquer le comportement régulier et clair des bruits B1 et B2 par rapport au bruit de fond. Dans ce cas-là, on dit que les bruits B1 et B2 sont moins complexes que le bruit de fond. Une naturelle question se pose ici : que doit-on mesurer pour calculer la complexité d'un signal PCG ? Rezek et Roberts [52] ont étudié plusieurs techniques pour mesurer la complexité des signaux physiologiques, tout en considérant les coefficients autorégressifs, les transformées de Fourier, la somme de corrélation et le spectre des valeurs propres.

L'autorégressif et la somme de corrélation montrent des résultats médiocres en présence de bruit. La mesure de complexité sur la base de la transformée de Fourier, en considérant la non-stationnarité du signal physiologique, ne donne pas une image réelle de l'évolution de la complexité avec le temps. La mesure de la complexité sur la base d'une transformée de Fourier à fenêtre glissante (TFFG) souffre du problème de résolution temps-fréquence.

Cependant ce n'est que la technique du spectre des valeurs propres (eigenvalue spectrum ES) qui a permis d'obtenir les meilleurs résultats sur la variabilité du signal physiologique [52]. Dans notre travail, cette technique est utilisée dans la mesure de la complexité.

Soit $x(t)$ la série temporelle représentant le signal PCG, la stratégie employée est de construire des vecteurs de dimensions m avec un délai temporel τ de données successives de la série temporelle $x(t)$ tel que : $x_i(t) = [x(t), x(t - \tau), \dots, x(t - (m - 1)\tau)]^T$, où T est la transposée. Dans l'application de cette méthode, le choix des deux entiers (m, τ) est très important dans l'analyse des données, ils doivent être convenablement choisis. L'application d'une fenêtre (m, τ) sur une série temporelle de N échantillons résulte un nombre de vecteurs $P = N - (m - 1)$

tel que $X_i \in IR^m$, $i = 1, 2, \dots, P$. Ce processus résulte une matrice X . $1/\sqrt{P}$ est pour la normalisation de cette matrice.

$$X = \frac{1}{\sqrt{P}} \begin{pmatrix} x_1^T \\ x_2^T \\ \vdots \\ x_p^T \end{pmatrix} \quad (4.12)$$

La mesure de la complexité est basée sur le calcul de la matrice de variance et covariance (ou de corrélation),

$$C = X^T X \quad (4.13)$$

Où X^T est la transposée de la matrice X . Soit D la matrice diagonale des valeurs propres de la matrice C triées en ordre décroissant, $D = \text{diag} \lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_m$, avec $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_m$. La matrice diagonale D est définie comme le spectre singulier de la matrice X . Les changements dynamiques (ou la complexité) d'un signal peuvent être quantifiés via le spectre des valeurs propres de la matrice D . Ces derniers sont normalisés tel que :

$$\hat{\lambda}_i = \frac{\lambda_j}{\sum_{k=1}^m \lambda_k} \quad (4.14)$$

Avec $j = 1, \dots, m$. L'entropie est donné par :

$$H(i) = - \sum_{k=1}^m \hat{\lambda}_k \log(\hat{\lambda}_k) \quad (4.15)$$

En choisissant un logarithme à base 2, l'entropie devient

$$\Omega^i = 2^{H(i)} \quad (4.16)$$

Ω^i représente la mesure de la complexité du signal. Puisque notre objectif est de détecter l'enveloppe des bruits B1 et B2 qui sont moins complexe par rapport au bruit du fond, il sera plus intéressant de mesurer la simplicité au lieu de la complexité. La formule de la simplicité sera :

$$S^i = \frac{1}{\Omega^i} \quad (4.17)$$

Afin d'évaluer la performance de la simplicité, cette technique est testée d'abord sur un signal synthétique similaire à un signal PCG. L'enveloppe obtenue est comparée à celle de l'énergie de Shannon. Dans ce but, la fonction *sinc* est choisie pour simuler les bruits B1 et B2, et un bruit blanc pour simuler les bruits.

$$\begin{aligned} B_1(t) &= \text{sinc}(5 * t) & t \in [-1 : 0.002 : 1] \\ B_2(t) &= 0.2 * \text{sinc}(7 * t) & t \in [-1 : 0.002 : 1] \\ m(t) &= \text{bruitblanc} \end{aligned}$$

De plus, l'amplitude de B2 est choisie nettement inférieure à celle de B1. Dans le test, les paramètres de la simplicité sont choisis arbitrairement comme suit : $N = 50$, $m = 10$, $\tau = 1$ [50]. La figure 4.2(a),(b) montre le signal synthétique avec son profil de simplicité. Noter que la fonction *sinc* dans ce signal donne lieu à des régions de faible complexité, il est clair que leur forme est beaucoup plus simple par rapport au bruit du fond.

D'autre part, le bruit blanc choisi pour simuler le murmure est de haute complexité, ce qui résulte par conséquent des régions avec une faible simplicité. À noter également que cette technique génère la même simplicité pour les deux bruits B1 et B2 malgré la faible amplitude de ce dernier, ce qui évite les mauvaises détections des bruits.

La figure 4.3(c) présente l'enveloppe du signal test obtenue par l'énergie de Shannon, où on observe un mauvais enveloppement du bruit B1, les petites variations du signal test sont complètement atténuées et difficiles à détecter. De plus, cette technique échoue à faire apparaître le bruit B2, ce qui résulte des mauvaises localisations.

Dans le deuxième test, un signal PCG réel a été utilisé, voir la figure 4.3(a). L'enveloppe obtenue par la simplicité est illustrée sur la figure 4.3(b) où on observe une parfaite accentuation des bruits B1 et B2, malgré la différence énergétique claire entre eux.

À noter aussi que cette technique résulte en une couverture temporelle parfaite des bruits cardiaques. Il suffit d'appliquer un seuil fixe médian pour obtenir des mesures des durées. En revanche, la technique d'énergie de Shannon (figure 4.3(c))

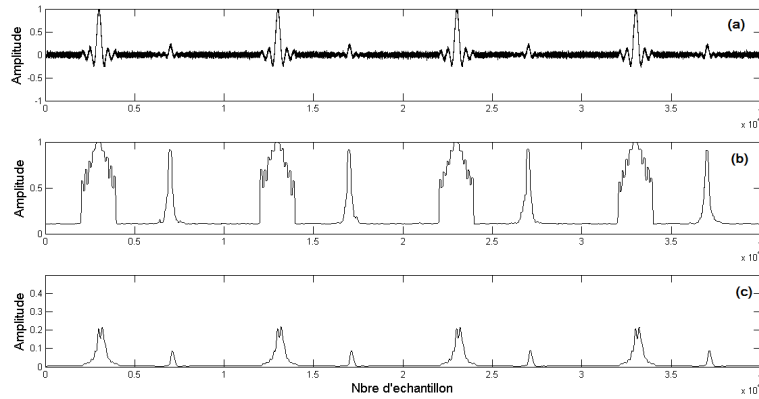


FIGURE 4.2: Comparaison entre les différentes méthodes pour estimer l'enveloppe

présente aussi une bonne accentuation des bruits B1 et B2, cependant la résolution temporelle de ces derniers est beaucoup plus dégradée, ce qui nécessite un seuil adaptatif pour des mesures plus au moins correcte.

De ce fait, on peut conclure que le calcul de la simplicité est l'approche la plus adéquate pour détecter l'enveloppe du signal PCG et par conséquent déduire les durées temporelles avec une bonne précision

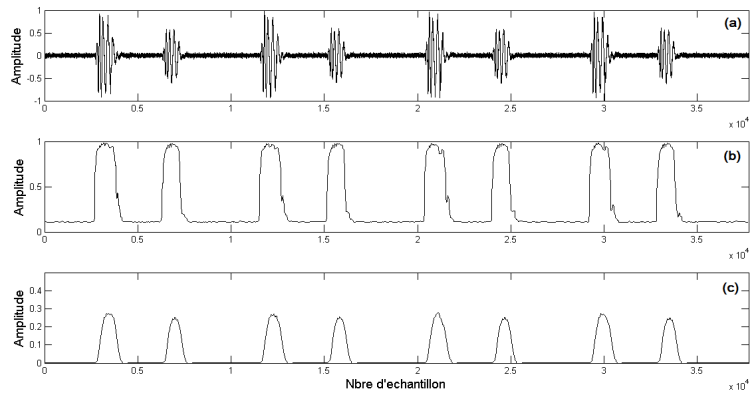


FIGURE 4.3: Comparaison entre les différentes méthodes pour estimer l'enveloppe.

4.2.2 Mesure des durées systolique et diastolique

Après le débruitage du signal PCG par la transformation en ondelettes et la détection des enveloppes correspondantes aux bruits cardiaques par la mesure de simplicité, les durées systoliques et diastoliques sont mesurées. Pour réaliser ces

mesures de durées, un algorithme de mesure est développé. Il comporte plusieurs étapes tel que c'est illustré sur l'organigramme figure 4.4.

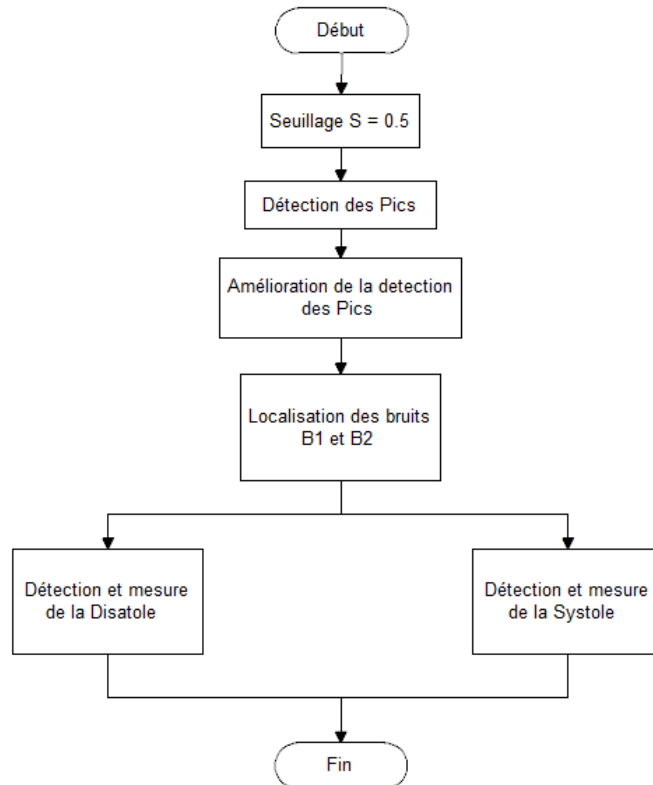


FIGURE 4.4: Organigramme de mesure des durées systolique et diastolique.

La première opération dans ce processus est le seuillage. Elle consiste à appliquer un seuil fixe pour détecter les différents pics. L'opération de détection des pics passe par deux phases, une primaire pour la détection de tous les pics supérieurs au seuil et une autre complémentaire pour améliorer cette opération.

La détection des pics se fait selon l'algorithme 1.

Le résultat de cet algorithme est illustré sur la figure 4.5(b), où on observe multiples fausses détections qui sont dues aux petites fluctuations dans l'enveloppe. Face à ce problème, deux solutions peuvent être adoptées.

La première consiste à améliorer la qualité de filtrage pour bien lisser l'enveloppe, par conséquent la résolution temporelle sera réduite. La deuxième solution consiste à garder l'enveloppe telle qu'elle est, et d'améliorer la détection des pics. Dans notre travail, la deuxième solution a été adoptée dans le but d'affiner la détection des pics à une seule position au maximum de l'enveloppe. Cette amélioration de

Algorithm 1 Détection des pics (1)

```

1: function PIC(env, thr)
2:    $N = \text{length}(\text{env})$ ;
3:    $\text{seuil} = \text{ths}$ ;
4:    $j = 0$ ;
5:   for  $i=1 :n$  do
6:     if  $\text{env}(i) > \text{seuil}$  et  $\text{env}(i) \geq \text{env}(i + 1)$  and  $\text{env}(i) > \text{env}(i - 1)$ 
       then
7:        $j = j + 1$ ;
8:        $V_{pic}(j) = y(i)$ ;
9:        $T_{pic}(j) = i$ ;
10:    end if
11:  end for
12: end function

```

détection des pics est proposée à travers l'algorithme 2 présenté en ci-dessous. Les résultats de cette détection des pics sont illustrés sur la figure 4.5(c).

Algorithm 2 Detection des pics (2)

```

1: function PIC2( $T_{pic}$ , dist)
2:    $dist = 1000$ 
3:    $Y = \text{diff}(T_{pic})$ ; Mesure la différence entre les différent pics
4:    $Y2 = \text{find}(Y > dist)$ ; Trouver les échantillons supérieur a la valeur dist
5:    $j = 0$ ;
6:   for  $i=1 : \text{taille}(Y2)$  do
7:      $j = j + 1$ ;
8:      $[C, I] = \text{max}(\text{Env}(Y2(i - 1) : Y2(i)))$ ; Trouver le max dans la fenêtre
       Env( $i-1 : i$ )
9:      $Pic(j, :) = [C, I]$ ; Récupérer les coordonnés du pic
10:  end for
11: end function

```

Les pics détectés sont employés dans l'identification des différentes phases systoliques et diastoliques dans le signal PCG. Cependant ces deux phases sont délimitées en accord aux bruits B1 et B2; il est alors nécessaire d'identifier ces deux bruits. En général, la durée systolique est plus courte que la diastole, il suffit donc de mesurer la différence entre les différents pics pour localiser ces bruits.

La systole se trouve entre B1 et B2, tandis que la diastole se trouve entre B2 et B1 suivant. En exploitant cette donnée de localisation de systole et de diastole; un algorithme (algorithme3 donné ci-dessous) a été développé. Les résultats obtenus sont illustrés sur la figure 4.5(d).

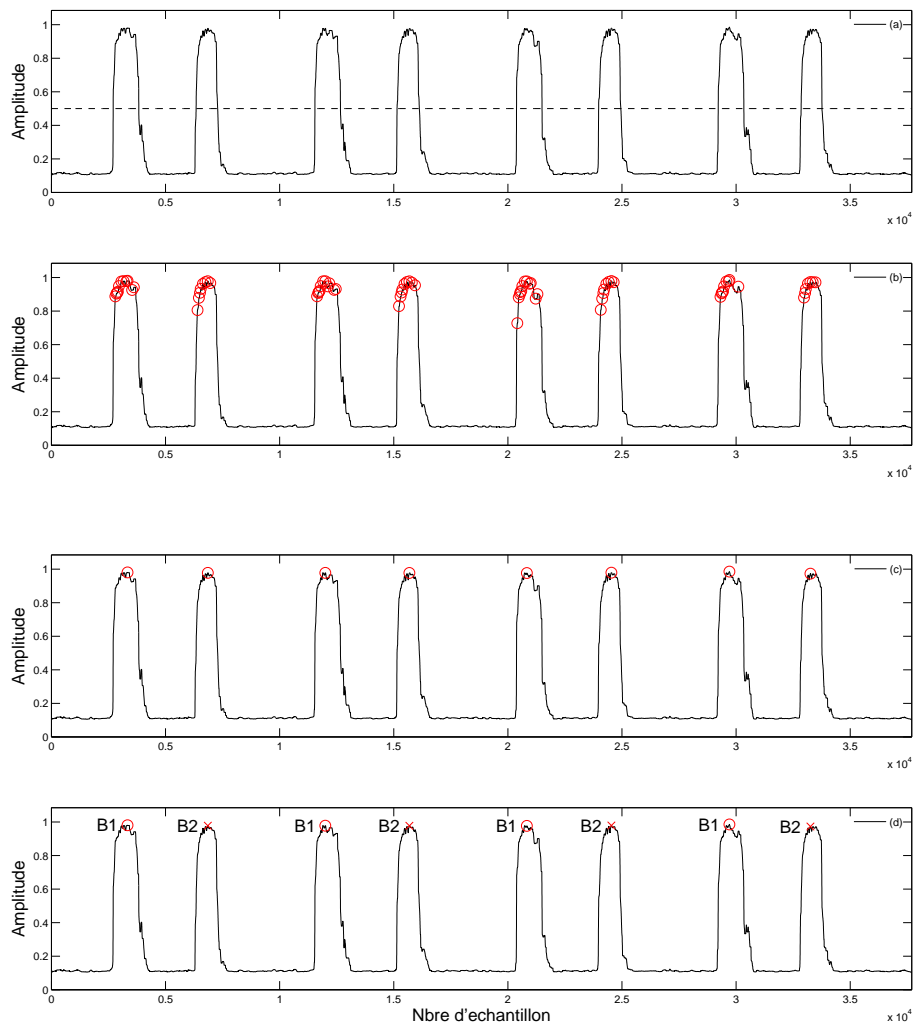


FIGURE 4.5: Comparaison entre les différentes méthodes pour estimer l'enveloppe.

Pour mesurer les durées systolique et diastolique, le même seuil est appliqué. Cette fois-ci pour maximiser toutes les valeurs supérieures au seuil à 1 et toutes les valeurs inférieures à 0. Le résultat de cette opération est illustré par la figure 4.6(b).

Pour extraire les durées diastoliques et systoliques, il est nécessaire d'exploiter les bruits localisés B1 et B2 pour faire apparaître les parties systoliques et diastoles séparément. Les parties diastoliques sont obtenues par la mise à zéro de toutes les parties délimitées par B1 et B2 en laissant les autres parties telles qu'elles sont.

D'autre part, les parties systoliques sont obtenues par la mise à zéro de toutes les parties délimitées par B2 et B1 suivant en laissant les autres parties telles qu'elles sont. Pour mesurer les durées moyennes systolique et diastolique, il suffit

Algorithm 3 Identification des bruits B1 et B2

```
1: function [ $LB_1, B_1, LB_2, B_2$ ](Pic(Pos,Loc))
2:    $j = 0$ ;
3:   for  $i=1 : 2 : \text{taille}(\text{Pic})-2$  do
4:      $j = j + 1$ ;
5:     if  $\text{abs}(\text{Pic}(i)-\text{Pic}(i+1)) < \text{abs}(\text{Pic}(i+1)-\text{Pic}(i+2))$  then
6:        $B_1(j) = \text{Pos}(i)$ ;
7:        $LB_1(j) = \text{Loc}(i)$ ;
8:        $B_2(j) = \text{Pos}(i + 1)$ ;
9:        $LB_2(j) = \text{Loc}(i + 1)$ ;
10:       $B_1(j + 1) = \text{Pos}(i + 2)$ ;
11:       $LB_1(j + 1) = \text{Loc}(i + 2)$ ;
12:    end if
13:  end for
14: end function
```

de détecter le début et la fin de chaque segment et calculer leur moyenne après. Cette opération est effectuée par l'algorithme 4 ci-dessous. Les résultats de ce dernier sont affichés par les figures 4.6 (c) et (d) .

Algorithm 4 Mesure de la diastole moyenne

```

1: function DISTOL(env,b1,b2)
2:   seuil = 0.5 * max(data);
3:   for i = 1 : taille(env) do
4:     if env(i) > seuil then
5:       data(i) = 1;
6:     else
7:       data(i) = 0;
8:     end if
9:   end for
10:  data2 = 1 - data1;
11:  j = 0;
12:  jj = 0;
13:  for i=1 :taille(data2)-1 do
14:    if data2(i)=0 et data2(i+1)=1 then
15:      j = j + 1;
16:      Ddias(j) = i + 1;
17:    elsedata2(i) = 1 et data2(i + 1) = 0
18:      jj = jj + 1;
19:      Fdias(jj) = i;
20:    end if
21:  end for
22:  diastole = [Ddias; Fdias];
23:  Moy = mean(diff(diastole))/fs;
24: end function

```

4.3 Conclusion

Dans ce chapitre, on s'est intéressé à la description et l'évaluation des différents algorithmes proposés pour la détection des enveloppes correspondantes aux bruits B1 et B2 et la mesure des durées systolique et diastolique.

Ainsi, il a été montré que la mesure des durées systolique et diastoliques ne pouvait être réalisée qu'après une très bonne détection des enveloppes correspondantes aux bruits B1 et B2 une fois le signal PCG débruité.

Par conséquent, différentes approches de détection d'enveloppe ont été étudiées, et l'approche par la mesure de simplicité a montré des résultats performants et a été choisie. La phase suivante était l'identification des bruits B1 et B2, en se basant sur le fait que la systole se trouve entre B1 et B2, tandis que la diastole se trouve entre B2 et B1 suivant. Une fois l'identification des bruits est finalisée les durées systoliques et diastoliques ont été déduites.

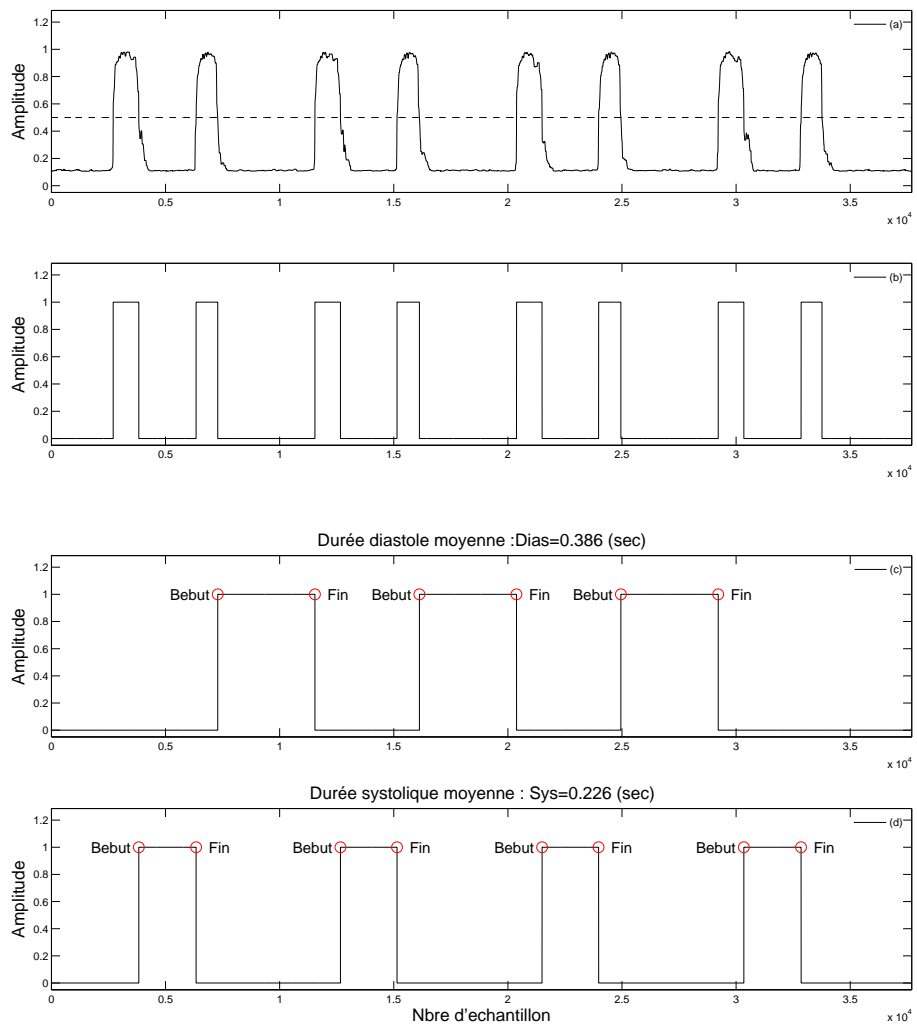


FIGURE 4.6: Comparaison entre les différentes méthodes pour estimer l'enveloppe.

Dans le chapitre qui suit, une étude statistique est menée pour valider des résultats de mesure de durées systolique et diastolique obtenus sur une base de données de signaux PCG réalisée au sein du laboratoire de recherche.

Chapitre 5

Mesure de la pression artérielle à travers de signal PCG

Dans ce chapitre, les mesures réalisées sur l'ensemble des sujets seront présentées, où une analyse statistique sera effectuée dans le but de proposer un paramètre pour estimer la pression artérielle par le signal PCG.

5.1 Introduction

La mesure de la pression artérielle par le signal PCG était depuis toujours un défi pour les chercheurs. Certainement, cela revient à la simplicité de cette technique qui nécessite un simple stéthoscope électronique, où, la réussite d'une telle méthode permet d'avoir plusieurs avantages par rapport aux techniques classiques, particulièrement la possibilité d'une mesure en continue ou même en discret avec un seul capteur, il n'y aura plus besoin de deux systèmes de mesure indépendant ni d'un brassard gonflable.

Cela va permettre un contrôle continu et dans toutes les situations de la pression artérielle du patient. De même, un tel système peut être incorporé facilement dans la nouvelle technologie des smartphones à travers une application.

L'idée de déterminer la pression artérielle à travers l'analyse des signaux physiologiques (et électrophysiologiques) tel que l'ECG, le PPG ou encore le PCG émerge des définitions même de ces signaux tel que cela était décrit précédemment en

chapitre 1. En fait, en ce qui concerne le PCG, il s'agit de certains paramètres qui sont décrits dans les bruits cardiaques constituant ce signal.

Dans ce chapitre, on va essayer de découvrir les paramètres qui peuvent confirmer cette hypothèse. Dans ce but, une base de données d'une trentaine de sujets, réalisée dans notre département, est utilisée. Elle contient d'une part l'enregistrement du signal PCG, et d'autre part, la pression systolique, diastolique et moyenne ainsi que le rythme cardiaque mesurer par un tensiomètre commercialisé.

À ces données, d'autres informations additionnelles telles que l'âge, la taille, le poids et le sexe ont été ajoutés. Ce travail permet de faire une étude comparative complète entre la mesure de la pression par notre approche et les mesures réelles par tensiomètre.

5.2 Méthodologie

Avant tout collection de données, notamment les données biomédicales, trois points importants sont à prendre en considération : la population à étudier, le matériel utilisé et le protocole choisi dans l'acquisition des données.

En effet, il est nécessaire d'avoir un nombre statistiquement accepté de population pour valider un système de mesure biomédical. De plus, le matériel choisi dans la collection des données doit être performant afin d'éviter tout erreur dans l'acquisition et d'atteindre une précision parfaite dans les mesures et l'interprétation des résultats.

Dans l'acquisition des données physiologiques, certainement il y a un protocole à respecter afin de créer des conditions identiques pour tous les sujets. Ces trois points seront détaillées dans ce qui suit.

5.2.1 Population étudiée

La population étudiée dans notre travail est constituée de 37 sujets, de sexes et d'âges différents. Il s'agit d'une population de majorité adultes volontaires : 27 sujets mâles et 10 sujets femelles avec une tranche d'âge de 22 à 40ans. La majorité de la population est en bonne santé, sauf quelques cas qui témoignent d'une hypertension légère.

5.2.2 Matériels utilisés

Le système d'acquisition employé est de l'entreprise ADInstrument enregistré sous la référence PowerLab 15T (voir la figure 5.1). Ce dernier est un système très puissant dans l'acquisition est le traitement des signaux physiologiques en temps réel. Ce système peut être connecté à un stéthoscope électronique de la même firme (MTL209) avec fiche jack.

Le signal PCG est acquis avec une fréquence d'échantillonnage de 10kHz après un filtrage passe bas de 500Hz. Un échantillon du signal PCG acquis à travers ce dispositif est illustré sur la figure 5.2.



FIGURE 5.1: Système d'acquisition PowerLab avec les différents capteurs employés dans la détection des signaux physiologiques.



FIGURE 5.2: Test d'acquisition du signal PCG .

La pression artérielle est mesurée par un tensiomètre électronique automatique de marque microlife, ce dernier permet de donner directement la pression systolique, diastolique ainsi que le rythme cardiaque. Les valeurs obtenues par cet appareil

sont utilisées comme référence pour valider la mesure de la pression obtenue à travers le PCG.



FIGURE 5.3: Tensiomètre électronique automatique.

5.2.3 Protocole de mesure

Afin de mettre tous les sujets dans les mêmes conditions, un protocole de mesure a été établi, où, toutes les mesures sont effectuées dans la position assise, et cela, après un temps de repos de 10 minutes.

Ce temps de repos est nécessaire, il permet la stabilité de pression dans le corps. La mesure de pression est prise en trois reprises puis une moyenne est faite. Les paramètres choisis dans notre étude sont répartis en quatre catégories comme suit :

1- Mesure standard :

- L'Âge (an)
- La Taille (cm)
- Poids (Kg)

2- Mesure sur le patient :

- Pression systolique (mmHg)
- Pression diastolique (mmHg)
- Pression moyenne (mmHg)

3- Mesure sur le signal PCG :

- S_{12} (ms) : durée de la systole
- S_{21} (ms) : durée de la diastole

Le tableau ci-dessous résume les mesures trouvées par notre algorithme. Une analyse statistique appropriée des résultats obtenus va nous permettre d'identifier les paramètres pertinents pour estimer la pression artérielle. Cette étude est décrite dans ce qui suit.

TABLE 5.1: Les mesures effectués sur les différents sujets

	Age /sexe	Taille	Poids	Psys	Pdia	Pmoy	HR	S_{12}	S_{21}
	(ans)	(cm)	(Kg)	(mmHg)	(mmHg)	(mmHg)	(bat/min)	(ms)	(ms)
1	24/F	160	50	107	71	83.00	66	226	500
2	23/F	162	58.4	103	75	84.33	70	196	450
3	22/F	163	55	102	55	70.67	85	220	396
4	23/F	164	57	122	59	80.00	62	222	588
5	22/F	164	54	119	61	80.33	78	214	400
6	22/F	165	55	101	61	74.33	89	134	190
7	23/M	165	60	129	69	89.00	63	230	568
8	23/F	165	65	117	85	95.67	77	210	560
9	22/F	167	61	101	71	81.00	80	240	368
10	40/M	168	55	136	86	102.67	54	230	690
11	40/M	168	55	136	86	102.67	54	230	690
12	24/F	169	54	118	77	90.67	98	150	420
13	42/M	174	81.7	116	82	93.33	69	196	470
14	24/M	174	64	140	75	96.67	68	182	550
15	23/M	175	50	127	74	91.67	56	204	646
16	24/M	176	73	132	88	102.67	74	208	465
17	21/F	176	79	113	77	89.00	102	204	340
18	29/M	177	85	105	85	91.67	66	214	406
19	33/M	177	65	105	64	77.67	70	200	450
20	24/M	178	65	127	77	93.67	81	176	405
21	23/M	178	75	125	72	89.67	59	218	606
22	24/M	178	79	130	72	91.33	61	136	334
23	24/M	178	98	135	87	103.00	65	240	850
24	24/M	178	84	112	73	86.00	67	198	546
25	24/M	179	82.1	142	85	104.00	59	236	480
26	23/M	180	103	141	89	106.33	66	164	510
27	33/M	180	80	129	83	98.33	72	180	700
28	22/M	180	80	139	91	107.00	63	214	506
29	23/M	180	103	141	89	106.33	66	164	470
30	22/M	180	65	137	75	95.67	50	186	760
31	22/M	180	80	139	91	107.00	63	214	485
32	36/M	182	73	115	77	89.67	57	206	610
33	44/M	182	82	125	78	93.67	63	194	660
34	22/M	183	68	130	84	99.33	65	190	450
35	22/M	183	70	104	71	82.00	71	184	431
36	26/M	185	72	129	81	97.00	63	180	342
37	24/M	187	90	132	89	103.33	63	262	738

5.3 Analyse statistique

Les deux paramètres choisis dans cette investigation sont la durée de la systole (S_{12}) et celle de la diastole (S_{21}). Le choix de ces paramètres n'est pas fait au hasard, en effet, plusieurs études ont prouvé qu'il y avait une certaine corrélation entre le temps de pré-éjection (PEP) et le temps d'éjection ventriculaire gauche (LVET) avec la pression systolique [53]. D'autre part, l'évaluation de la pression artérielle avec le TTP est bien valide.

Notre idée est alors d'étudier la corrélation entre les deux paramètres choisis S_{12} et S_{21} avec le TTP, si cette corrélation est bien valide, l'estimation de la pression artérielle sera facile. Ainsi le TTP est déterminé en exploitant l'équation 2.3 du chapitre 2 qui est rappelée en ci-dessous (équation (5.1)).

$$TTP = \sqrt{\frac{0.5 \varphi d^2}{0.7 P_{moy} - \varphi gh}} \quad (5.1)$$

avec :

- TTP = Temps de transit de pouls estimé à partir de la pression moyenne
- ρ = Densité de sang ($\simeq 1010 \text{ kg/m}^3$)
- d = distance entre le cœur et le site de mesure (poignet)
- P_{moy} = Pression moyenne mesurée par tensiomètre
- g = Gravitation terrestre 9.81 m/s^2
- h = Différence de la hauteur verticale entre cœur et poignet.

Selon [24], la distance d peut être estimée par $(0.6 \cdot \text{Taille})$, de même, la longueur h est estimée en position assise par $(0.15 \cdot \text{Taille})$. Le TTP est alors déterminé pour chaque sujet de la base de donnée réalisé en calculant d et h et P_{moy} obtenue en fonction des pressions systolique et diastolique mesurée par un tensiomètre (voir tableau 5.1).

La figure 5.4 (a) représente la distribution de la durée de la systole (S_{12}) en fonction du temps de transit de pouls, où, on observe qu'il n'existe aucune corrélation claire entre les deux paramètres.

Cependant, la distribution de la durée diastolique (S_{21}) en fonction de TTP (figure 5.4 (b)) présente une certaine corrélation, dont, le regroupement des mesures en

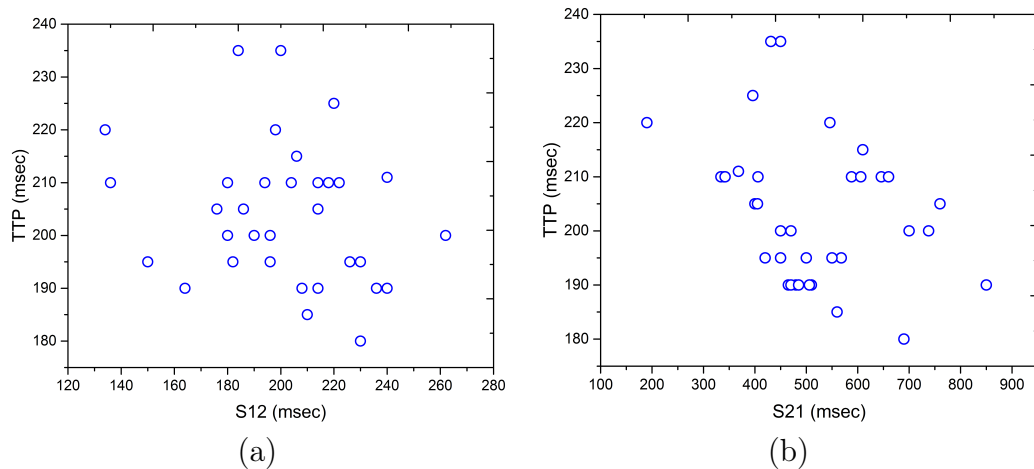


FIGURE 5.4: La distribution des durées systoliques (S_{12}) et diastolique (S_{21}) en fonction du temps de transit de pouls (TTP)

deux classes est bien remarquable. La distribution de ces classes peut être approximée par deux courbes linéaires avec un bon coefficient de corrélation.

Il suffit donc de trouver un ou d'autres paramètres pour séparer les deux groupes et par conséquent faire une estimation exacte du temps de transit de pouls à travers la durée diastolique pour finalement déduire la pression moyenne. Dans ce but, une étude détaillée sur les deux classes sera effectuée dans ce qui suit.

5.3.1 La relation entre la durée diastolique S_{21} et le TTP

Dans ce qui suit une étude détaillée de la relation qui peut exister entre la durée diastolique et le TTP est présentée.

En effet, les différentes mesures illustrés sur la figure 5.4 (b) sont regroupées en deux classes distinctes. ces classes peuvent être approximée respectivement par des droites décrivant une forte corrélation de $R=0.85$ pour la classe 1 et $R=0.87$ pour la classe 2, tel que c'est illustré sur la figure 5.5.

Cependant, il est nécessaire de trouver d'autres paramètres éventuellement capable d'améliorer cette séparation entre les deux classes. Ces paramètres ou éventuellement ce paramètre vont être recherchés à travers une étude approfondie de ces classes en fonction de la taille, du poids de la masse corporelle, du rythme cardiaque, de la durée de systole et de la durée de la diastole pour chaque sujet de la base de données.

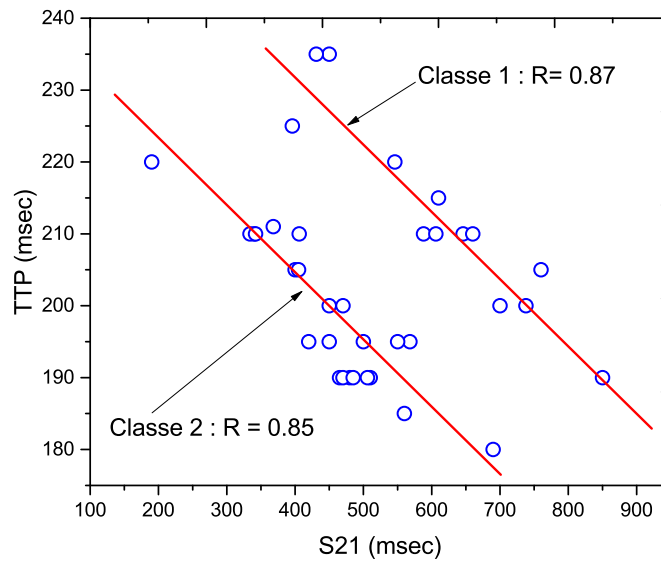


FIGURE 5.5: La distribution de la durée diastolique S_{21} en fonction du temps de transit de pouls réel TTP .

Dans ce but, la distribution en boîte moustache est utilisée. Elle permet une bonne appréciation de la distribution et de la séparation des deux classes. Une boîte moustache est illustrée par la figure 5.6

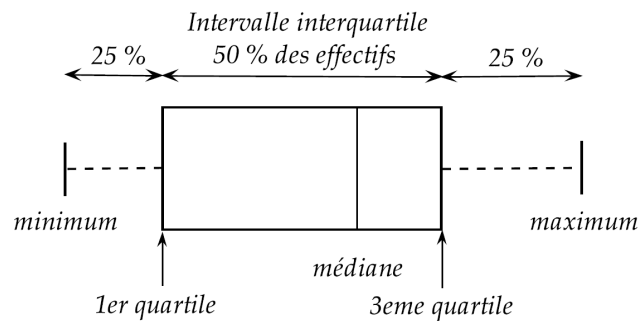


FIGURE 5.6: Représentation d'une boîte moustache.

La ligne au travers de la boîte est au niveau de la médiane (Q_2), le bas de la boîte est le premier quartile (Q_1), il correspond à la valeur de 25% des observations les plus faibles, tandis que le haut est le troisième quartile (Q_3), il correspond à la valeur de 25% des observations les plus élevées. L'espace interquartile (tout la boîte en image) correspond à 50% de la population moyenne.

Les moustaches sont les lignes qui s'étirent du haut et du bas de la boîte jusqu'aux valeurs adjacentes, à savoir la plus petite et la plus grande observation encore comprises dans la zone définie par la limite inférieurs $Q_1 - 1.5(Q_3 - Q_1)$ et par la

limite supérieure $Q1 + 1.5(Q3 - Q1)$, toute valeur qui dépasse ces deux limites est appelée une valeur atypique, elle sera marquée par un point indépendant (+).

5.3.1.1 Analyse selon la taille

Les résultats de l'étude statistique du paramètre "Taille" en fonction des classes 1 et 2 sont représentés sur la figure 5.7(a), où, on observe que la population de la classe 1 varie de 175 cm jusqu'à 187 cm, dont 50% de la population ont une taille dans l'intervalle qui varie entre 176 cm jusqu'à 182.

Cependant, l'étendue de la classe 2 varie de 157 cm jusqu'à 185cm, dont la taille de 50% de la population varie de 166cm jusqu'à 178cm. Quoique l'étendue de la classe 2 est nettement large que la classe 1, l'interférence entre les deux classes est bien présente particulièrement dans l'intervalle entre 175cm jusqu'à 185cm.

5.3.1.2 Analyse selon la poids

Les résultats de l'étude statistique du paramètre "poids" en fonction des classes 1 et 2 sont représentés sur la figure 5.7(b), où, on observe que la population de la classe 1 a un poids qui varie entre l'intervalle de 50kg jusqu'à 96kg, dont 50% de la population ont un poids entre 65kg jusqu'à 82 kg. Cependant, la population de la classe 2 ont un poids qui varie entre 55kg jusqu'à 78kg. L'interférence entre les deux classes est bien présente presque dans toutes les parties de la distribution.

5.3.1.3 Analyse selon la l'indice de la masse corporelle IMC

Les résultats de l'étude statistique du paramètre "IMC" en fonction des classes 1 et 2 sont représentés sur la figure 5.7(c), où, on observe que la variation de l'indice IMC pour les deux classes est presque identique. En effet, la majorité des deux populations varie entre l'intervalle de 20 à 32 kg/m². Toutefois, l'interférence entre les deux classes est bien claire dans presque la totalité de distribution.

5.3.1.4 Analyse selon le rythme cardiaque HR

Les résultats de l'étude statistique du paramètre "HR" en fonction des classes 1 et 2 sont représentés sur la figure 5.7 (d), où, on observe aussi une distribution

presque identique entre les deux classes. En effet, la majorité de la population se trouve entre l'intervalle 53 à 83 bat/min. Toutefois, l'interférence entre les deux classes est nettement claire.

5.3.1.5 Analyse selon la durée systolique S_{12}

Les résultats de l'étude statistique du paramètre "S12" en fonction des classes 1 et 2 sont représentés sur la figure 5.7 (e), où, on observe que l'étendue de la classe 1 varie entre 0.18 jusqu'à 0.24 sec, dont 50% de la population se trouve entre 0.19 à 0.22 sec. Tandis que, la classe 2 à un étendu qui varie entre 0.13 sec jusqu'à 0.24 sec, dont 50% de la population se trouve entre 0.17 à 0.22 sec. Toutefois, on peut bien remarquer l'interférence entre les deux classes dans la plupart des parties de la distribution.

5.3.1.6 Analyse selon la durée diastolique S_{21}

Les résultats de l'étude statistique du paramètre "S21" en fonction des classes 1 et 2 sont représentés sur la figure 5.7(f), où, la classe 1 varie de 0.4 sec jusqu'à 0.82 sec, dont 50% de la population se trouve entre 0.5 à 0.7 sec. Tandis que la population de la classe 2 varie dans un intervalle qui s'étale de 0.3 à 0.57 sec, dont 50% de la population se trouve entre 0.4 à 0.5 sec. Dans ce paramètre, on observe une légère séparation entre les deux boîtes, cependant, il existe toujours une interférence entre eux particulièrement dans l'intervalle entre 0.4 à 0.5 sec.

5.3.1.7 Discussion

D'après l'étude statistique menée sur les différents paramètres, on peut conclure qu'il n'y a aucun paramètre qui permet une séparation franche, cependant le paramètre S_{21} a montré une certaine séparation entre les deux classes qui reste toutefois insuffisante pour le considérer comme paramètre pertinent.

Face à ce problème, la puissance des systèmes intelligents va être utilisé. Notre choix est porté sur les réseaux de neurones artificiels. Un bref aperçu sur les réseaux de neurones est d'abord donné dans la section suivante avant de l'appliquer pour cette étude.

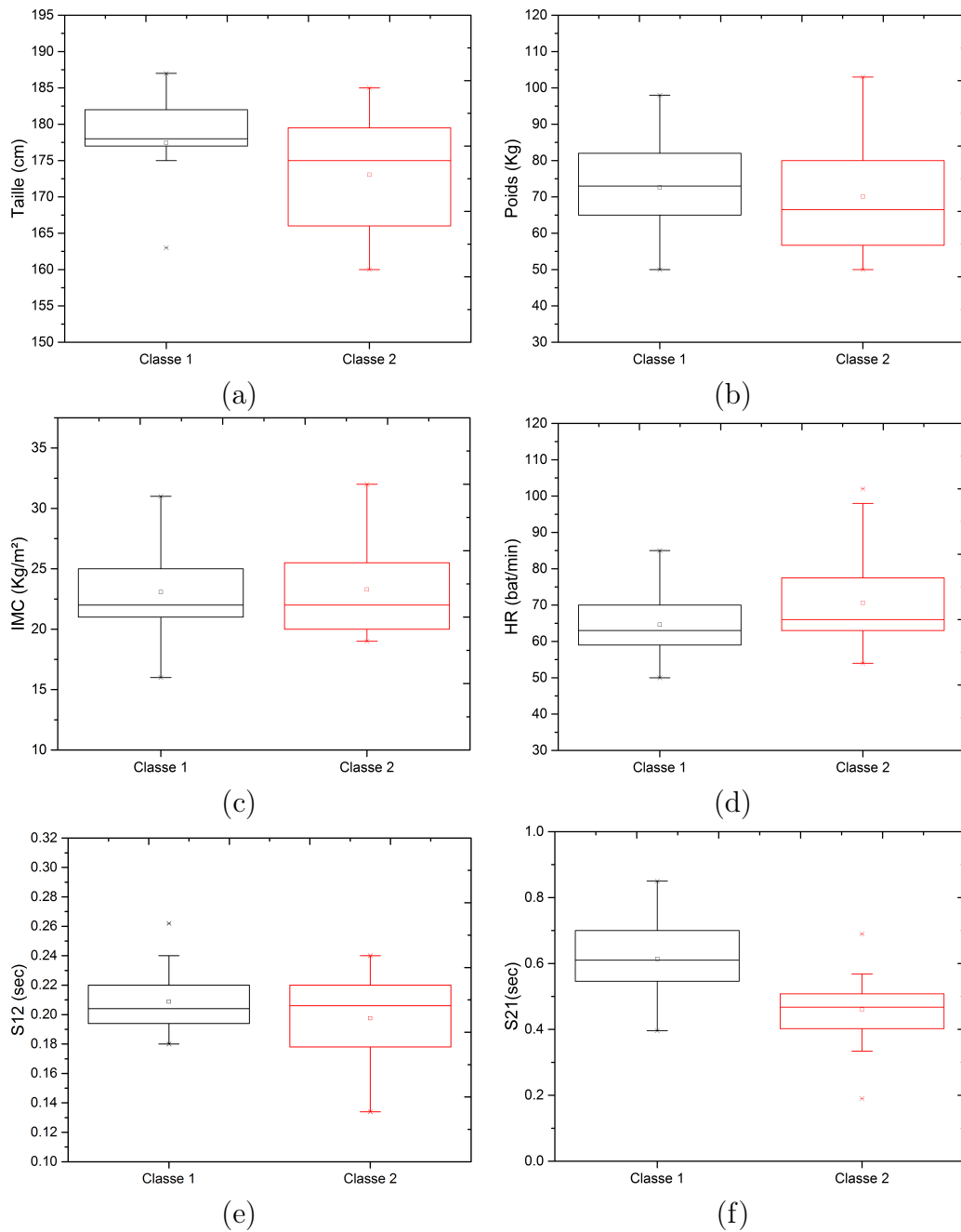


FIGURE 5.7: La distribution des durées systoliques et diastoliques en fonction du temps de transit de pouls réel. (a) durée systolique, (b) : durée diastolique

5.3.2 Réseau de neurones artificiels

Les réseaux de neurones artificiels ont été développés pour deux objectifs principaux, d'une part la modélisation et la compréhension du fonctionnement du cerveau et d'autre part pour réaliser des architectures ou des algorithmes d'intelligence artificielle. Il existe de nombreuses applications pratiques de ces réseaux.

Principalement l'analyse et la classification de données. L'élément de base d'un réseau de neurones est le neurone lui-même.

5.3.2.1 Neurone artificiel

Le principe de fonctionnement d'un neurone artificiel peut être résumé par le schéma suivant :

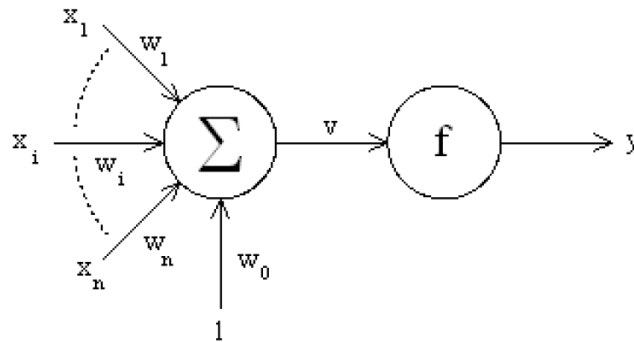


FIGURE 5.8: Schéma d'un neurone artificiel.

Un neurone artificiel est une unité de traitement qui dispose de n entrées $\{x_i\}_{i=1,\dots,n}$ et d'une sortie y . Cette sortie correspond à la transformation par une fonction d'une somme pondérée des entrées :

$$y = f(v) \text{ avec } v = w_0 + \sum_{i=1}^n w_i x_i \quad (5.2)$$

Les quantités $\{w_i\}_{i=1,\dots,n}$ sont les poids du neurone. La fonction f est appelée fonction d'activation ou fonction de transfert du neurone. Les fonctions les plus communément utilisées sont la fonction échelon unité ou Heaviside, la fonction signe, la fonction linéaire ou semi-linéaire, la fonction tangente hyperbolique, ou la fonction sigmoïde.

Il existe de nombreuses architectures de réseaux. Nous abordons ici une organisation des neurones en couches sans boucle ni rétroaction. Les perceptrons multicouches sont utilisés dans environ 50 % des applications pratiques de réseaux de neurones.

5.3.2.2 Architecture en couches

L'architecture qui nous intéresse est présentée sur la figure 5.9. Les neurones sont groupés en couches (trois sur la figure). Les données se propagent de la gauche vers la droite, de couche en couche. Les entrées sont transmises en parallèle aux neurones de la première couche. Les sorties de ceux-ci sont connectées en parallèle aux neurones de la deuxième couche et ainsi de suite. Il n'y a aucune connexion vers des couches précédentes, ni à l'intérieur d'une même couche.

La dernière couche est souvent appelée couche de sortie alors que les autres constituent les couches cachées du réseau de neurones. Le réseau représenté sur la figure 5.9 a deux couches cachées.

Chaque neurone dispose de son propre jeu de poids. Les neurones d'une même couche ont tous la même fonction d'activation. Celle-ci est en général une sigmoïde pour les couches cachées. Selon les applications, pour la couche de sortie ce peut être également une sigmoïde ou une fonction linéaire.

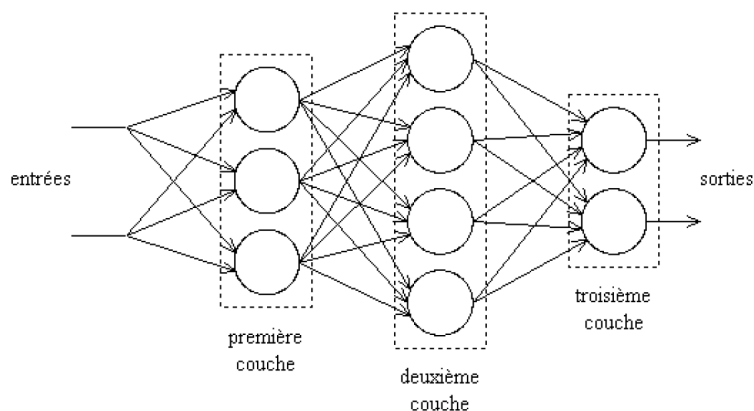


FIGURE 5.9: Perceptron à trois couches.

Chaque réseau de neurone a besoin d'un apprentissage pour atteindre une perfection optimale. Cette opération est effectuée par une minimisation d'un erreur quadratique entre la valeur optimisé et la valeur désiré.

5.3.2.3 Apprentissage

L'objectif de l'apprentissage est d'optimiser l'ensemble des poids. Il repose sur un lot de données d'apprentissage pour lesquelles on connaît les sorties à obtenir. L'optimisation consiste à minimiser un coût. Dans nos applications ce coût est

généralement une erreur quadratique. Considérons un réseau dont la couche de sortie est constituée de n neurones. Pour un événement d'apprentissage notons d le vecteur sortie attendu et y le vecteur sortie calculé par le réseau de neurone. L'erreur quadratique à minimiser est définie comme :

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^n (y_k - d_k)^2 \quad (5.3)$$

où y_k et d_k représentent les composantes des vecteurs y et d .

5.4 Développement d'un réseau de neurones

Le réseau de neurones artificiel employé dans notre travail est développé sous Matlab. Il est nécessaire de prendre en considération certaines paramètres dans le développement de ce réseau comme : le choix des vecteurs d'entrée, le vecteur de sortie désiré le nombre de couches cachées ... ect. Le processus du développement d'un réseau de neurones est effectué selon l'organigramme donné par la figure 5.10.

La première étape est le chargement des vecteurs d'entrée et de sortie du réseau. La matrice d'entrée est constituée par 4 vecteurs qui sont : la taille, la durée de la systole (S_{12}), la durée de la diastole (S_{21}) et le rythme cardiaque.

Afin d'avoir un système performant, les valeurs de TTP sont rapprochées à des valeurs arrondies afin d'organiser le vecteur de sortie en classe. Cette opération est très importante, elle permet une précision plus élevée du système intelligent. Ce regroupement a permis d'avoir 12 classes différentes qui s'étalent de 180ms jusqu'à 235 ms avec un pas de 5 ms.

La distribution de l'ensemble de la population selon les différentes classes est affichée par le histogramme de la figure 5.11, où, on observe que la plus grande population se trouve dans la classe de 210ms avec 9 sujets, suivie par la classe de 190ms avec 7 sujets puis les classes de 195ms, 200ms et 180ms avec 5,4, 4 sujets respectivement. Les autres classes ont une population inférieure à 3 sujets.

L'étape suivante est la normalisation du vecteur d'entrée sur les valeurs $[-1 \ 1]$, cette phase est nécessaire pour avoir une homogénéité entre les entrées. Ensuite, le vecteur V_{in} sera subdivisé en 3 ensembles : apprentissage, validation et test.

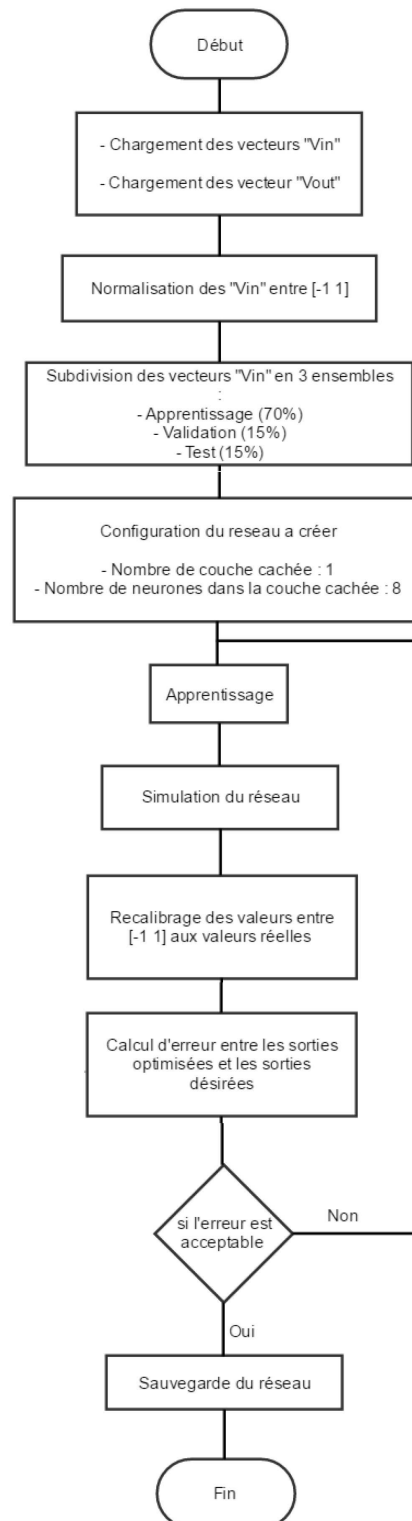


FIGURE 5.10: Organigramme du réseau de neurones développé pour notre application .

L'ensemble de l'apprentissage tient le plus grand nombre de la population avec un pourcentage de 70%. La population du test et de validation tient un pourcentage

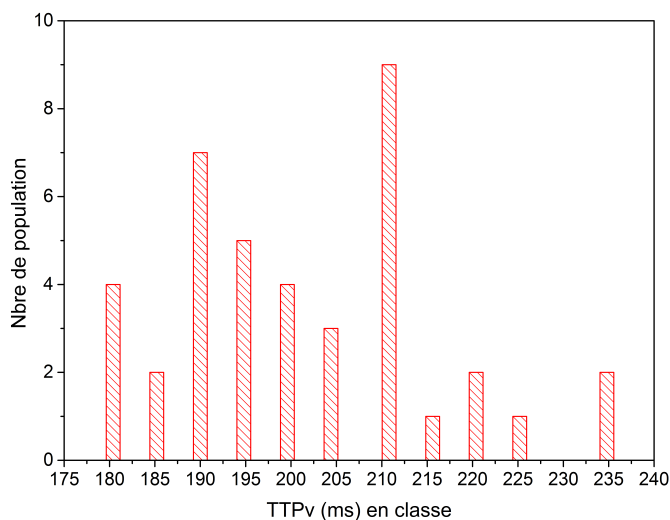


FIGURE 5.11: Les différentes classes de sortie de notre réseau de neurone .

de 15% de la population. il est important de donner le plus grand pourcentage à l'apprentissage afin de couvrir tous les cas possible.

L'étape suivante est la configuration du nombre des couches cachés avec le nombre de neurones dans chacune de ces couches. Dans notre programme, une seule couche cachée avec 8 neurones a été utilisée. L'architecture de ce réseau est représentée par la figure 5.12.

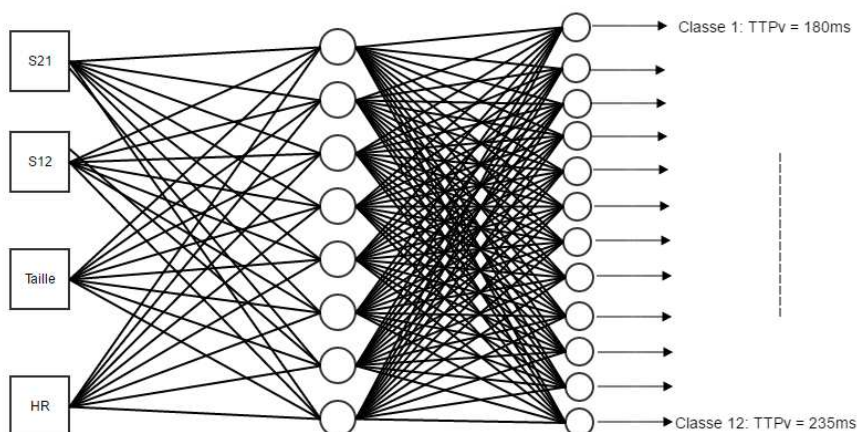


FIGURE 5.12: Schématisation du réseau de neurones de notre application.

L'étape suivante est l'apprentissage et la simulation du réseau. Cette opération est effectuée selon un certain nombre d'itérations jusqu'à obtenir une erreur acceptable entre les valeurs estimées et les valeurs désirées. Si le coefficient de corrélation entre les deux mesures est acceptable, le réseau de neurones sera sauvegardé.

Le résultat final de l'apprentissage de notre réseau de neurones est affiché par la figure 5.13. Dans cette dernière, on observe la distribution des valeurs estimées et les valeurs désirées. Le coefficient de corrélation trouvé par le système est assez élevé avec une valeur de $R= 0.94$.

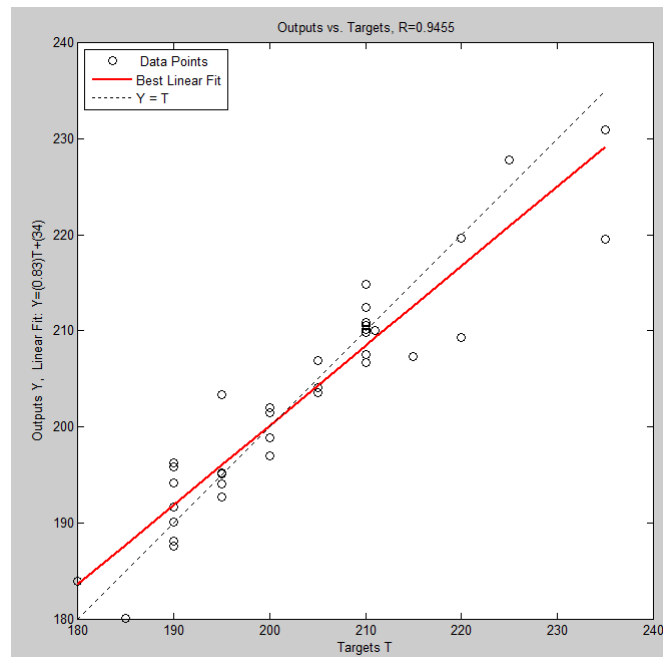


FIGURE 5.13: Le résultat de corrélation trouvé par le réseau de neurones entre le TTP estimé et le TTP désiré.

5.5 Estimation de la pressions artérielle moyenne

L'estimation de la pression artérielle moyenne est réalisée en employant l'équation 2.5 du chapitre 2 en remplaçant les valeurs du TTP par celles estimées par notre système. Les résultats trouvés sur l'ensemble des cas étudiés sont affichés dans le tableau 5.2, dans lequel, l'erreur relative dans cette mesure est mentionné. Elle est calculée par la formule 5.4.

$$\%erreur = \frac{|ValeurMesuree - ValeurEstimee|}{ValeurMesuree} \times 100 \quad (5.4)$$

Dans ce tableau on observe la grande précision dans l'estimation de la pression artérielle moyenne à travers le temps de transit fourni par notre approche, où l'erreur moyenne relative obtenu est inférieur à 1%. Ces résultats sont affichés par la figure

5.14 qui représente une distribution de la pression moyenne mesurée par manomètre en fonction de celle estimée par notre système. La courbe d'approximation de cette distribution est une droite obtenue avec un coefficient de corrélation très élevé $R = 0.98$.

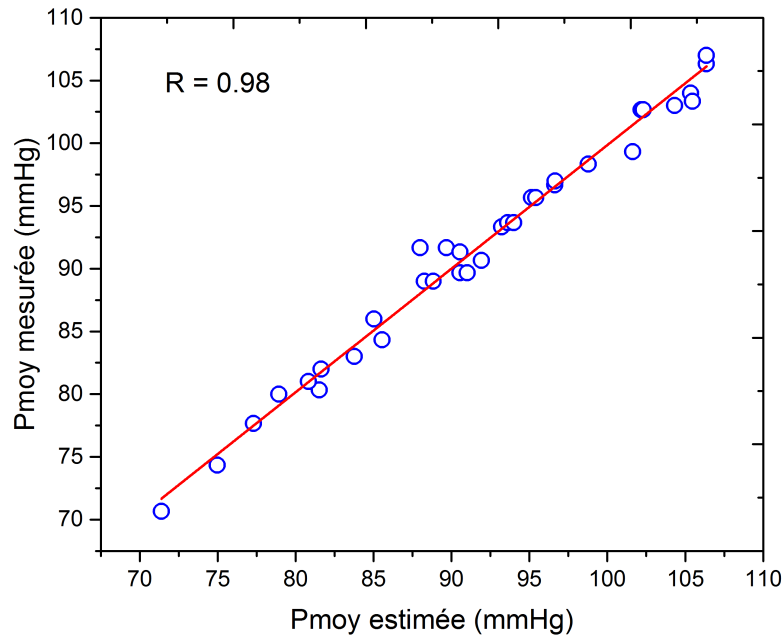


FIGURE 5.14: Le résultat de corrélation trouvé pour les pressions artérielles moyennes estimée et désirée.

5.6 Estimation des pressions artérielles systolique et diastolique

Quoique la détermination de la pression moyenne se fait de manière directe par une formule empirique : $P_{moy} = 2/3 P_{dia} + 1/3 P_{sys}$, l'opération inverse est plus compliquée. En effet, il n'existe aucune formule directe permettant de conclure les deux pressions systolique et diastolique depuis la pression moyenne.

Le seul moyen est d'employer les formules les courbes d'approximation reliant la P_{moy} aux pressions systolique et diastolique. Selon [54], la dépendance linéaire entre ces pressions est bien confirmée.

Dans notre travail, cette dépendance est bien valide (voir la figure 5.15), particulièrement entre la pression moyenne et la pression diastolique, où le taux de

TABLE 5.2: Les résultats du temps de transit de pouls TTP et de la pression artérielle moyenne obtenus par notre approche.

Sujets	Pmoy Mesurée mmHg	TTP estimé sec	Pmoy estimée mmHg	erreur relative %
1	83.00	195	83.76	0.92
2	84.33	195	85.55	1.44
4	70.67	225	71.39	1.02
5	80.00	210	78.91	1.36
5	80.33	205	81.52	1.48
6	74.33	220	74.97	0.86
7	89.00	195	88.26	0.83
8	95.67	185	95.14	0.55
10	81.00	211	80.82	0.22
11	102.67	180	102.16	0.49
12	102.67	180	102.16	0.49
13	90.67	195	91.94	1.40
16	93.33	200	93.23	0.11
17	96.67	195	96.64	0.03
18	91.67	210	87.99	4.02
19	102.67	190	102.31	0.35
20	89.00	210	88.83	0.19
21	91.67	210	89.69	2.16
22	77.67	235	77.30	0.48
24	93.67	205	93.61	0.06
25	89.67	210	90.54	0.98
25	91.33	210	90.54	0.87
26	103.00	190	104.33	1.29
27	86.00	220	85.02	1.14
28	104.00	190	105.34	1.29
28	106.33	190	106.36	0.03
29	98.33	200	98.79	0.46
30	107.00	190	106.36	0.60
31	106.33	190	106.36	0.03
32	95.67	205	95.41	0.27
33	107.00	190	106.36	0.60
34	89.67	215	91.02	1.51
35	93.67	210	94.01	0.36
36	99.33	200	101.62	2.30
37	82.00	235	81.64	0.44
38	97.00	210	96.64	0.37
39	103.33	200	105.46	2.06
moyenne				0.89

corrélation est assez élevé avec une valeur de $R = 0.87$. La formule d'approximation de cette courbe est employée pour estimer la pression diastolique, puis la pression systolique à travers la formule 5.5.

$$P_{sys} = 3P_{moy} - 2P_{dia} \quad (5.5)$$

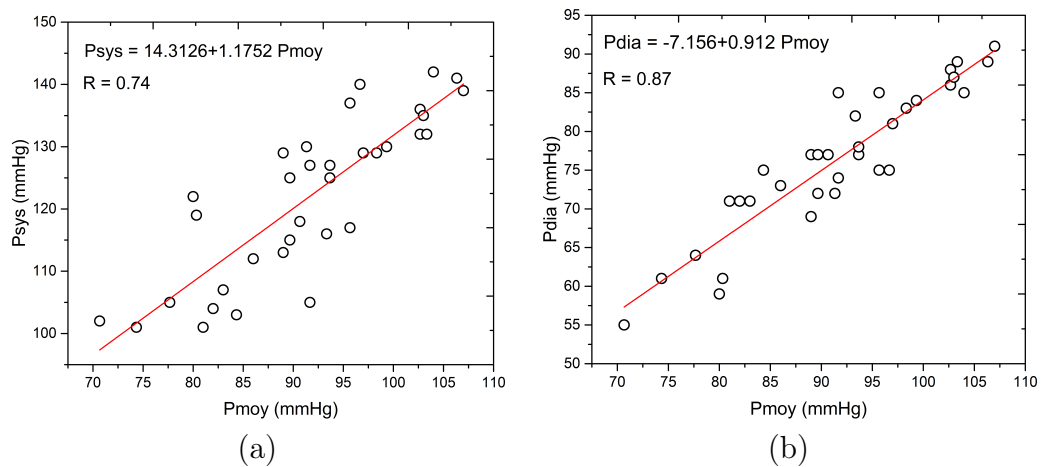


FIGURE 5.15: La distribution de la pression artérielle moyenne en fonction des autres pressions artérielles. (a) : en fonction de la pression systolique, (b) : en fonction de la pression diastolique.

L'ensemble des résultats trouvés sont résumés dans le tableau 5.3. Dans le cas de la pression systolique, on observe des piques d'erreur importante avec un taux dépassant 10% et cela dans 3 cas de la population étudiée. Alors que dans 12 cas, l'estimation de la P_{sys} est trouvée avec un taux d'erreur moyen variant entre 5-10%. Tandis que, pour la majorité des cas restants (22cas) l'erreur obtenue est inférieure à 5%. Globalement, l'erreur moyenne trouvée dans l'estimation de la pression systolique est de 4.52%, ce qui est presque équivalent à une erreur absolue de $\pm 5\text{mmHg}$, une valeur considéré comme acceptable selon les norme de cette mesure [55].

Dans le cas de la pression diastolique, on observe une bonne précision dans l'estimation de cette grandeur. En effet, la majorité des cas sont estimés avec une bonne précision où le taux d'erreur est inférieur à 5%, à l'exception des deux cas, 4 et 18, où le taux dépasse le 10%. Globalement, l'estimation de la pression diastolique est obtenu avec un taux d'erreur moyen de 2.51%, ce qui est équivalent à une erreur absolue de $\pm 2.5\text{mmHg}$. Une valeur considéré comme très précise. Ces résultats sont affichés par la figure 5.16.

Dans le cas de la pression diastolique (fig.5.16(a)), on observe une forte corrélation entre les valeurs mesurées et estimées, où la courbe d'approximation est une droite obtenue avec un très bon coefficient de corrélation $R = 0.87$. Tandis que, dans le cas de la pression systolique (fig.5.16(b)), on observe une moyenne corrélation, dont la courbe d'approximation est aussi une droite obtenue avec un coefficient de corrélation $R = 0.73$.

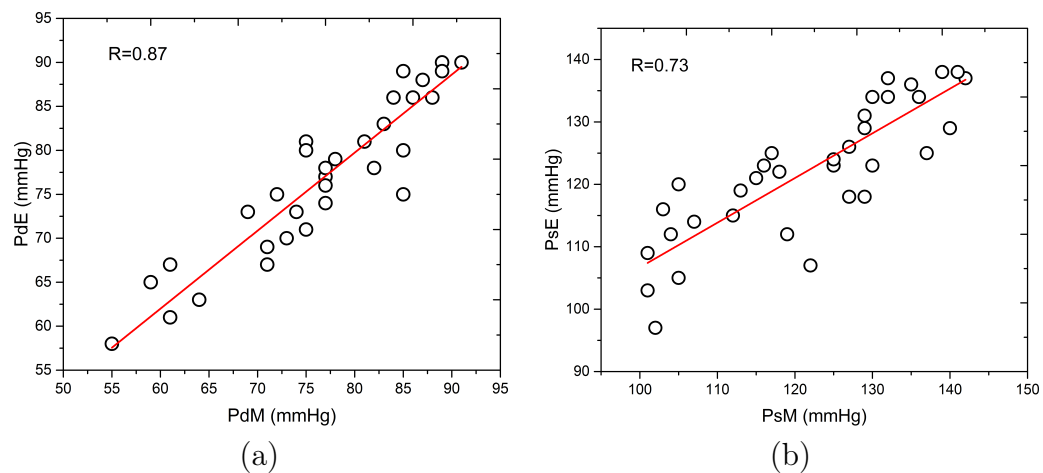


FIGURE 5.16: La distribution des pressions artérielles estimées en fonction de celle mesurées. (a) : la pression diastolique, (b) : la pression systolique.

TABLE 5.3: Les valeurs mesurée et estimée des différentes pressions artérielles

Sujets	Psys Mesurée mmHg	Psys Estimée mmHg	Erreur Psys %	Pdia Mesurée mmHg	Pdia Estimée mmHg	Erreur Pdia %
1	107	114	6.54	71	69	2.82
2	103	116	12.62	75	71	5.33
3	102	97	4.90	55	58	5.45
4	122	107	12.30	59	65	10.17
5	119	112	5.88	61	67	9.84
6	101	103	1.98	61	61	0.00
7	129	118	8.53	69	73	5.80
8	117	125	6.84	85	80	5.88
9	101	109	7.92	71	67	5.63
10	136	134	1.47	86	86	0.00
11	136	134	1.47	86	86	0.00
12	118	122	3.39	77	77	0.00
13	116	123	6.03	82	78	4.88
14	140	129	7.86	75	81	8.00
15	127	118	7.09	74	73	1.35
16	132	134	1.52	88	86	2.27
17	113	119	5.31	77	74	3.90
18	105	120	14.29	85	75	11.76
19	105	105	0.00	64	63	1.56
20	127	126	0.79	77	78	1.30
21	125	123	1.60	72	75	4.17
22	130	123	5.38	72	75	4.17
23	135	136	0.74	87	88	1.15
24	112	115	2.68	73	70	4.11
25	142	137	3.52	85	89	4.71
26	141	138	2.13	89	90	1.12
27	129	131	1.55	83	83	0.00
28	139	138	0.72	91	90	1.10
29	141	138	2.13	89	90	1.12
30	137	125	8.76	75	80	6.67
31	139	138	0.72	91	90	1.10
32	115	121	5.22	77	76	1.30
33	125	124	0.80	78	79	1.28
34	130	134	3.08	84	86	2.38
35	104	112	7.69	71	67	5.63
36	129	129	0.00	81	81	0.00
37	132	137	3.79	89	89	0.00
		Moyenne	4.52		Moyenne	3.40

5.7 Conclusion

Dans ce chapitre, l'essentiel de notre travail de thèse a été présenté. Dans lequel, nous avons prouvé la possibilité de l'estimation de la pression artérielle par le signal PCG. En effet, une base de données composée par 37 sujets a été utilisée. Cette dernière comporte, plusieurs mesures physiologiques enregistrées sous certaines conditions standards pour tous les sujets.

L'idée de trouver une corrélation entre la durée diastolique S_{21} et le temps de transit de pouls est bien valide, toutefois il fallait passer par un système intelligent pour valider cette corrélation.

Le système intelligent développé est basé sur les réseaux de neurones artificiels. il possède comme entrée les paramètres suivants : la durée de systole (S_{12}), la durée de la diastole (S_{21}), la taille du sujet et le rythme cardiaque (HR) et douze classes en sortie correspondants aux temps de transit de pouls estimés.

Les résultats trouvés par l'approche proposée dans cette thèse sont très satisfaisants. En effet l'erreur relative moyenne obtenue entre les différentes pressions mesurées et estimées est très acceptable, avec une valeur qui n'a pas dépassée $\pm 5\text{mmHg}$.

Conclusion générale

La mesure continue et non invasive de la pression artérielle (PA) est d'une grande importance surtout pour les patients en phase critique. Il existe des techniques qui peuvent fournir cette mesure mais de manière invasive.

Une mesure non invasive en continue de la pression artérielle sera extrêmement précieuse. Un certain nombre d'approches ont été développées, où la plus consistante emploie le temps de transit de pouls (TTP). En effet, il a été prouvé que ce paramètre est inversement corrélé à la PA systolique du patient.

Le TTP est habituellement enregistré en tant qu'un décalage temporel entre le pic R du signal électrocardiographique (ECG) et l'ascendant de l'onde pléthysmographique, dans lequel le signal photoplethysmogramme (PPG) est largement utilisé. Cependant, l'usage de cette technique reste limité pour plusieurs causes, principalement sa sensibilité au bruit volontaire et non volontaire du patient ainsi que le nombre important de capteurs à employer, de ce fait, des alternatives à travers le signal PCG sont proposées.

L'importance de cette technique est présentée dans le signal lui-même qui nécessite un simple stéthoscope électronique et un ensemble d'algorithmes de traitement. Plusieurs approches ont été développées dans la littérature scientifique du domaine particulièrement celles qui se basent sur l'étude énergétique du bruit B1 et fréquentielle des composantes internes du bruit B2. Toutefois, la validation de ces approches reste lointaine vu la grande variabilité de ce signal d'un sujet à un autre.

Dans cette thèse, une nouvelle approche d'estimation de la pression artérielle à travers le signal PCG a été proposée, l'idée était de trouver un paramètre dans ce signal en parfaite corrélation avec le temps de transit de pouls, une découverte qui peut conduire directement à la pression artérielle. Dans ce but, les durées des deux phases cardiaques (systolique et diastolique) avaient fait l'objet d'une étude très profonde.

Ainsi il a été montré que pour extraire de manière fiable ces deux phases, il fallait passer par un ensemble d'algorithmes qui étaient développés pour d'abord filtrer le signal PCG puis mesurer automatiquement ces deux durées.

En effet, le signal PCG est exposé à plusieurs types de bruit, environnementaux et physiologiques, et leur élimination est indispensable pour des mesures ultérieures. Ainsi, l'opération de filtrage a été réalisée à travers une nouvelle approche développée autour de la technique de débruitage par ondelette. Cette dernière a prouvé une grande efficacité dans le filtrage des signaux non-stationnaire, particulièrement le signal PCG. Néanmoins, elle possède un grand inconvénient quant à la difficulté du choix de l'ondelette mère analysante et le niveau de décomposition adéquat, cela pour chaque signal traité.

Dans notre travail, un nouvel algorithme de sélection automatique de l'ondelette mère et du niveau de décomposition a été proposé. L'efficacité de notre algorithme a été testée sur un grand nombre de signaux simulés et réels. Les résultats obtenus ont été comparés à ceux obtenus par deux autres approches de la littérature scientifique du domaine.

Après le filtrage, le signal passe par un algorithme de mesure automatique des durées systoliques et diastoliques, où la détection d'enveloppe est nécessaire dans cette opération. Dans ce but, une nouvelle approche à travers la mesure de la simplicité a été employée. Cette dernière a montré des résultats très consistants, particulièrement dans la localisation des bruits de faible énergie où les méthodes classiques se montrent limitées.

Pour d'atteindre notre objectif, qui est la mesure de pression artérielle par signal PCG, une base de donnée de 37 sujets était collectés avec plusieurs paramètres importants tel que : l'âge, la taille, le poids, les différentes pressions (systolique, diastolique, moyenne) et le rythme cardiaque. L'objectif était d'étudier la corrélation entre le temps de transit de pouls estimé par la pression moyenne et les durées systoliques et diastoliques mesurées à travers l'analyse du signal PCG. Les résultats obtenus ont montré une certaine corrélation entre la durée diastolique et le temps de transit de pouls. Toutefois pour mettre encore plus en exergue cette corrélation un système intelligent basé sur les réseaux de neurones a été développé et appliqué.

Ce dernier comporte quatre entrées (durée systolique, durée diastolique, la taille et rythme cardiaque) et douze classes de sortie correspondantes aux différentes

valeurs de TTP. Les résultats trouvés par le système intelligent sont très satisfaisants, les pressions estimées par l'approche proposée dans cette thèse sont en parfaite corrélation avec ceux mesurés par un tensiomètre commercialisé, particulièrement l'estimation de la pression artérielle moyenne et diastolique, où les coefficients de corrélation sont obtenus respectivement comme suit : $R_{P_{moy}} = 0.98$ et $R_{P_{dia}} = 0.87$. Globalement, l'erreur moyenne obtenue dans la mesure des différentes pressions est acceptable avec une valeur inférieure à $\pm 5\text{mmHg}$.

Néanmoins malgré ces résultats satisfaisants, d'autres horizons peuvent être définis pour généraliser et valider encore plus les résultats obtenus. On peut les résumer comme suit :

- La validation de cette approche sur une base de données plus large.
- L'amélioration de la mesure de la pression systolique.
- L'incorporation de cette technique dans la nouvelle technologie des smartphones.
- Étudier la corrélation des trois signaux physiologiques PCG, ECG et PPG avec des variations de pressions artérielles dans des cas pathologiques.

Bibliographie

- [1] C. Ahlstrom, *NonLinear Phonocardiographic Signal Processing thesis*. PhD thesis.
- [2] v. Claude, *Screening of abdominal heart sounds and murmurs by implementing Neural Networks*. PhD thesis, Univ. de Stellenbosch, Arique du sud, p5-40, 2007.
- [3] A. Mellal, “Application pratique de l’anatomie humaine,” *publibook universit*, vol. 2, 2010.
- [4] E. N. Marieb, R. Lachaine, and L. Moussakova, *Anatomie et physiologie humaines*, vol. 2. De Boeck Université, 1993.
- [5] T. Sakamoto, R. Kusukawa, D. M. MACCANON, A. A. LUISADA, and I. Harvey, “Hemodynamic determinants of the amplitude of the first heart sound,” *Circulation research*, vol. 16, no. 1, pp. 45–57, 1965.
- [6] A. Bartels and D. Harder, “Non-invasive determination of systolic blood pressure by heart sound pattern analysis,” *Clinical Physics and Physiological Measurement*, vol. 13, no. 3, p. 249, 1992.
- [7] J. Xu, P. Pibarot, and L.-G. Durand, “Method and apparatus for estimating systolic and mean pulmonary artery pressures of a patient,” Apr. 9 2002. US Patent 6,368,283.
- [8] X.-Y. Zhang and Y.-T. Zhang, “Model-based analysis of effects of systolic blood pressure on frequency characteristics of the second heart sound,” in *Engineering in Medicine and Biology Society, 2006. EMBS’06. 28th Annual International Conference of the IEEE*, pp. 2888–2891, IEEE, 2006.
- [9] T. Bombardini, V. Gemignani, E. Bianchini, L. Venneri, C. Petersen, E. Pasanisi, L. Pratali, M. Pianelli, F. Faita, M. Giannoni, *et al.*, “Arterial pressure changes monitoring with a new precordial noninvasive sensor,” *Cardiovascular ultrasound*, vol. 6, no. 1, p. 1, 2008.

- [10] S. N. Shukla, K. Kakwani, A. Patra, B. K. Lahkar, V. K. Gupta, A. Jayakrishna, P. Vashisht, and I. Sreekanth, "Noninvasive cuffless blood pressure measurement by vascular transit time," in *2015 28th International Conference on VLSI Design*, pp. 535–540, IEEE, 2015.
- [11] V. K. Pandey and P. C. Pandey, "Cancellation of respiratory artifact in impedance cardiography," in *Engineering in Medicine and Biology Society, 2005. IEEE-EMBS 2005. 27th Annual International Conference of the*, pp. 5503–5506, IEEE, 2006.
- [12] P. Varady, L. Wildt, Z. Benyó, and A. Hein, "An advanced method in fetal phonocardiography," *Computer Methods and programs in Biomedicine*, vol. 71, no. 3, pp. 283–296, 2003.
- [13] V. K. Iyer, P. Ramamoorthy, H. Fan, and Y. Ploysongsang, "Reduction of heart sounds from lung sounds by adaptive filtering," *IEEE transactions on biomedical engineering*, no. 12, pp. 1141–1148, 1986.
- [14] C. Matteucci, "Sur un phenomene physiologique produit par les muscles en contraction," *Ann Chim Phys*, vol. 6, no. 1842, p. 339, 1842.
- [15] T. Verson, "«anatomy-physiologie," *disponible sur le net sur : t. verson. free. fr/-physiologie/anatomie/anatomie. htm*, 2005.
- [16] A. Vacheron, C. Le Feuvre, and J. Di Matteo, *Cardiologie*. Expansion scientifique publications, 1999.
- [17] A. G. Tilkian and M. B. Conover, *Understanding heart sounds and murmurs with an introduction to lung sounds*. WB Saunders Company, 2001.
- [18] M. Bakehe *et al.*, *Système Cardiovasculaire I*. Xlibris Corporation, 2013.
- [19] B. Bauduceau, G. Chatellier, D. Cordonnier, M. Marre, A. Mimran, L. Monnier, J.-P. Sauvanet, P. Valensi, and N. Balarac, "Hypertension artérielle et diabète," *Diabète et métabolisme*, vol. 22, no. 1, pp. 64–76, 1996.
- [20] O. mondiale de la Santé, "Organisation mondiale de la santé," 2005.
- [21] R.-G. Asmar, "Méthodes de mesure de la pression artérielle," in *Méthodes de mesure de la pression artérielle*, pp. 11–24, Springer, 1991.
- [22] H. Von Recklinghausen, *Neue Wege der Blutdruckmessung*. Springer, 1931.
- [23] P. A. Obrist, K. C. Light, J. A. McCubbin, J. S. Hutcherson, and J. L. Hoffer, "Pulse transit time : Relationship to blood pressure," *Behavior Research Methods & Instrumentation*, vol. 10, no. 5, pp. 623–626, 1978.

- [24] S. S. Thomas, V. Nathan, C. Zong, K. Soundarapandian, X. Shi, and R. Jafari, "Biowatch : A noninvasive wrist-based blood pressure monitor that incorporates training techniques for posture and subject variability," *IEEE journal of biomedical and health informatics*, vol. 20, no. 5, pp. 1291–1300, 2016.
- [25] J. Heckman, "Relation between the second derivative of left ventricular and aortic pressure and left ventricular and aortic phonocardiogram," *American Heart Journal*, 1982.
- [26] S. Mohler, "Passive/non-invasive systemic and pulmonary blood pressure measurement," Apr. 18 2000. US Patent 6,050,950.
- [27] C. Tranulis, L.-G. Durand, L. Senhadji, and P. Pibarot, "Estimation of pulmonary arterial pressure by a neural network analysis using features based on time-frequency representations of the second heart sound," *Medical and Biological Engineering and Computing*, vol. 40, no. 2, pp. 205–212, 2002.
- [28] L. Longhini and L. Peretto, "Noninvasive apparatus and method for estimating blood pressure," Nov. 9 2010. US Patent 7,828,740.
- [29] X.-Y. Zhang and Y.-T. Zhang, "A model-based study of relationship between timing of second heart sound and systolic blood pressure," in *Engineering in Medicine and Biology Society, 2006. EMBS'06. 28th Annual International Conference of the IEEE*, pp. 1387–1390, IEEE, 2006.
- [30] M. Wong, C. Poon, and Y. Zhang, "Can the timing-characteristics of phonocardiographic signal be used for cuffless systolic blood pressure estimation?," in *Engineering in Medicine and Biology Society, 2006. EMBS'06. 28th Annual International Conference of the IEEE*, pp. 2878–2879, IEEE, 2006.
- [31] J. N. Cohn, S. Finkelstein, G. McVeigh, D. Morgan, L. LeMay, J. Robinson, and J. Mock, "Noninvasive pulse wave analysis for the early detection of vascular disease," *Hypertension*, vol. 26, no. 3, pp. 503–508, 1995.
- [32] J. Alfie, G. D. Waisman, C. R. Galarza, and M. I. Cámara, "Contribution of stroke volume to the change in pulse pressure pattern with age," *Hypertension*, vol. 34, no. 4, pp. 808–812, 1999.
- [33] J. Y. A. Foo, C. S. Lim, and P. Wang, "Evaluation of blood pressure changes using vascular transit time," *Physiological measurement*, vol. 27, no. 8, p. 685, 2006.
- [34] S. R. Messer, J. Agzarian, and D. Abbott, "Optimal wavelet denoising for phonocardiograms," *Microelectronics journal*, vol. 32, no. 12, pp. 931–941, 2001.

- [35] T. Omari, *Etude de degre de severite pathologique des stenoses aortiques*. PhD thesis, Universite de Tlemcen, 2009.
- [36] I. Daubechies, "Orthonormal bases of compactly supported wavelets," *Communications on pure and applied mathematics*, vol. 41, no. 7, pp. 909–996, 1988.
- [37] Y. Meyer, *Wavelets and applications*. Paris [etc.] : Masson ; Berlin [etc.] : Springer-Verlag, 1992.
- [38] S. G. Mallat, "A theory for multiresolution signal decomposition : the wavelet representation," *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, vol. 11, no. 7, pp. 674–693, 1989.
- [39] R. R. Coifman and M. V. Wickerhauser, "Adapted waveform" de-noising" for medical signals and images," *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, vol. 14, no. 5, pp. 578–586, 1995.
- [40] J. P. de Vos and M. M. Blanckenberg, "Automated pediatric cardiac auscultation," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 54, no. 2, pp. 244–252, 2007.
- [41] D. L. Donoho and I. M. Johnstone, "Adapting to unknown smoothness via wavelet shrinkage," *Journal of the american statistical association*, vol. 90, no. 432, pp. 1200–1224, 1995.
- [42] L. H. Cherif, S. Debbal, and F. Berekse-Reguig, "Choice of the wavelet analyzing in the phonocardiogram signal analysis using the discrete and the packet wavelet transform," *Expert Systems with Applications*, vol. 37, no. 2, pp. 913–918, 2010.
- [43] A. Castro, T. T. Vinhoza, S. S. Mattos, and M. T. Coimbra, "Heart sound segmentation of pediatric auscultations using wavelet analysis," in *Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2013 35th Annual International Conference of the IEEE*, pp. 3909–3912, IEEE, 2013.
- [44] D. Kumar, P. d. Carvalho, M. Antunes, J. Henriques, M. Maldonado, R. Schmidt, and J. Habetha, "Wavelet transform and simplicity based heart murmur segmentation," in *Computers in Cardiology, 2006*, pp. 173–176, IEEE, 2006.
- [45] J. C. Chan, H. Ma, T. K. Saha, and C. Ekanayake, "A novel level-based automatic wavelet selection scheme for partial discharge measurement," in *Power Engineering Conference (AUPEC), 2012 22nd Australasian Universities*, pp. 1–6, IEEE, 2012.
- [46] J. Li, T. Jiang, S. Grzybowski, and C. Cheng, "Scale dependent wavelet selection for de-noising of partial discharge detection," *IEEE Transactions on Dielectrics and electrical insulation*, vol. 17, no. 6, 2010.

- [47] T. Omari and F. Bereksi-Reguig, "An automatic wavelet denoising scheme for heart sounds," *International Journal of Wavelets, Multiresolution and Information Processing*, vol. 13, no. 03, p. 1550016, 2015.
- [48] K. R. Benali, *Analyse temporelle et spectrale du signal phonocardiogramme*. PhD thesis, Univ. de Tlemcen, 2005.
- [49] L. Hamza Cherif, S. Debbal, and F. Bereksi-Reguig, "Segmentation of heart sounds and heart murmurs," *Journal of Mechanics in Medicine and Biology*, vol. 8, no. 04, pp. 549–559, 2008.
- [50] V. Nigam and R. Priemer, "Assessing heart dynamics to estimate durations of heart sounds," *Physiological Measurement*, vol. 26, no. 6, p. 1005, 2005.
- [51] V. Nigam and R. Priemer, "A simplicity-based fuzzy clustering approach for detection and extraction of murmurs from the phonocardiogram," *Physiological measurement*, vol. 29, no. 1, p. 33, 2007.
- [52] I. Rezek and S. J. Roberts, "Stochastic complexity measures for physiological signal analysis," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 45, no. 9, pp. 1186–1191, 1998.
- [53] P. Cinelli, M. De Scalzi, V. De Leonardis, and S. Citi, "Relationship between systolic time intervals and arterial blood pressure," *Clinical cardiology*, vol. 9, no. 11, pp. 545–549, 1986.
- [54] D. B. McCombie, A. T. Reisner, and H. H. Asada, "Adaptive blood pressure estimation from wearable ppg sensors using peripheral artery pulse wave velocity measurements and multi-channel blind identification of local arterial dynamics," in *Engineering in Medicine and Biology Society, 2006. EMBS'06. 28th Annual International Conference of the IEEE*, pp. 3521–3524, IEEE, 2006.
- [55] H. D. Sesso, M. J. Stampfer, B. Rosner, C. H. Hennekens, J. M. Gaziano, J. E. Manson, and R. J. Glynn, "Systolic and diastolic blood pressure, pulse pressure, and mean arterial pressure as predictors of cardiovascular disease risk in men," *Hypertension*, vol. 36, no. 5, pp. 801–807, 2000.

Résumé

Le signal Phonocardiogramme PCG décrit l'activité hémodynamique et/ou mécanique du coeur. Différents paramètres physiologiques peuvent être déduits de ce signal en vue d'un diagnostic cardiaque ou encore cardiovasculaire. Parmi ces paramètres la pression artérielle. En fait, la mesure de la pression artérielle de manière continue et non-invasive est d'une grande importance surtout chez les patients dans un état critique. Ainsi, plusieurs approches ont été développées pour la mesure de cette pression. La plus importante est celle employant la mesure du temps de transit de pouls (TTP) obtenu par une acquisition simultanée des deux signaux physiologiques, électrocardiogramme et photopléthysmogramme. Néanmoins, elle reste une technique très sensible, encombrante et désagréable pour le patient.

Dans cette thèse, une alternative à travers le signal phonocardiogramme (PCG) est proposée. Dans ce but, une base de données d'enregistrement PCG de 37 sujets avec leurs pressions équivalentes et d'autres données tel que : l'âge, le poids, la taille et le rythme cardiaque, a été réalisée. L'idée est de trouver une probable corrélation entre les durées systolique et diastolique et le TTP estimé par la pression moyenne. Afin de mesurer la durée systolique et diastolique dans le signal PCG, un algorithme a été développé, où une nouvelle approche de débruitage automatique par ondelette a été proposée. Elle permet une sélection automatique de l'ondelette mère analysante et le meilleur niveau de décomposition pour un filtrage optimal. Elle a été testée sur un grand nombre de signaux synthétiques et réels, ainsi que comparé à deux autres techniques, où les résultats trouvés sont nettement meilleurs. La corrélation entre le TTP et signal PCG a été étudiée et évaluée à travers un système de réseau de neurones avec quatre entrées (durée systolique, durée diastolique, le rythme cardiaque et la taille) et douze sorties équivalentes au TTP désiré. Une étude de comparaison a été effectuée entre les différentes pressions artérielles estimée et celle mesurée. Les résultats trouvés sont très satisfaisants avec une erreur absolue inférieure à $\pm 5\text{mmHg}$.

Mots clefs : Pression sanguine, signal PCG, signal PPG, temps de transit de pouls TTP, débruitage automatique par ondelette.

Abstract

The Phonocardiogram signal PCG describes heart hemodynamic and / or mechanical activity. Different physiological parameters can be extracted from this signal for cardiac or cardiovascular diagnosis. Among these parameters is arterial blood pressure. In fact, the continuous and non-invasively measurement of blood pressure is of great importance particularly for patients in a critical state. Thus, several approaches have been developed for the measurement of this pressure. The most important one employed Pulse transit time (PTT) obtained by simultaneous acquisition of the two Physiological signals, electrocardiogram and photoplethysmogram. Nevertheless, it remains a very sensitive, cumbersome and unpleasant technique for the patient.

In this thesis, an alternative through the phonocardiogram signal (PCG) is proposed. To this end, a database of PCG's registration with their equivalent pressures and other data such as : age, weight, height and heart rate, of 37 subjects was achieved. The idea is to find a probable correlation between systolic and diastolic durations and the PTT estimated by mean pressure using this data. In order to measure the systolic and diastolic duration from PCG signal, an algorithm has been developed, where a new approach for an automatic denoising by wavelet has been proposed. This last, allows an auto-selection of mother wavelet analyzing and the best decomposition level to realize perfect denoising. It has been tested on a large number of synthetic signals, as well as, compared to two other techniques, where the results are significantly better. The correlation between PTT and PCG signal was studied and evaluated using a neural network system with four inputs (systolic duration, diastolic duration, heart rate and height) and twelve outputs equivalent to the desired PTT. A comparison study was carried out between the estimated and measured blood pressures, for the three measurements : mean, systolic and diastolic. The results found are very satisfactory with an absolute error less than $\pm 5\text{mmHg}$.

Keywords : Blood pressure, PCG signal, PPG signal, Puls transit time PTT, automatic wavelet denoising.