

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

وزارة التعلیم العالی و البحث العلمی

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

جامعة أبي بكر بلقايد - تلمسان -

Université Aboubakr Belkaïd – Tlemcen –

Faculté de TECHNOLOGIE



THESE

Présentée pour l'obtention du grade de DOCTORAT 3^{ème} Cycle

En : (Génie biomédical)

Spécialité : (Instrumentation Biomédicale)

Par : (Berraih Sid Ahmed)

Sujet

Analyse du signal phonocardiogramme par une technique non linéaire

Soutenue publiquement, le 22 / 06 / 2022, devant le jury composé de :

Mr KERAI Salim	MCA	Univ. Tlemcen	Président
Mr DEBBAL Sidi Mohammed	Professeur	Univ. Tlemcen	Directeur de thèse
Mme BAAKEK Y.N	MCA	Univ. Tlemcen	Co- Directeur de thèse
Mr MERAD Lotfi	Professeur	ESSA - Tlemcen	Examineur 1
Mr DIB Nabil	MCA	Univ. Tlemcen	Examineur 2

Remerciements

Je tiens à témoigner ma profonde gratitude et mes remerciements les plus vifs à mon directeur de thèse Mr Debbal Sidi Mohamed El Amine, professeur au département de Génie biomédical, Université Abou-Bekr Belkaid, Tlemcen, pour toute la confiance qu'il m'a fait, pour son aide, ses encouragements, et ses conseils durant la réalisation de ce travail. Qu'il trouve ici l'expression de ma profonde et sincère reconnaissance.

Je tiens à exprimer ma reconnaissance à mon Co-encadreur Mme Baakek Yettou Nour Elhouda pour m'avoir encouragé durant la préparation de ce travail, pour ces conseils. Qu'elle trouve ici l'expression de mon respect.

Je tiens à remercier Mr. Kerai Salim, Maitre de conférences au département de Génie biomédical, Université Abou-Bekr Belkaid, Tlemcen, pour l'honneur qu'il m'a accordé en acceptant de présider le jury de cette thèse.

J'adresse mes vifs remerciements à Mr. Merad Lotfi professeur à L'Ecole Supérieure en Sciences Appliquées Tlemcen, pour tout l'intérêt qu'il a témoigné pour examiner ce travail.

Toute ma gratitude va également au membre de jury, Mr Dib Nabil, Maitre de conférences à l'Université Abou-Bekr Belkaid, Tlemcen, qui a accepté de faire partie des membres de jury, et d'examiner ce travail.

Enfin, un grand merci pour mes parents, ma famille et mes chers amis, pour leur soutien durant toutes ces années d'études : je ne saurais être qu'infiniment reconnaissant quant aux sacrifices qu'ils ont consentis.

Résumé

Les maladies cardiovasculaires constituent actuellement la plus grande menace pour la santé humaine dans le monde. On sait qu'une investigation appropriée des anomalies des bruits du cœur fournit des informations cliniques vitales qui peuvent aider au diagnostic et à la gestion des pathologies cardiaques. Le signal phonocardiogramme (PCG) est toujours le principal outil de dépistage et de diagnostic de nombreuses pathologies du cœur humain.

Dans ce travail, l'analyse des signaux de phonocardiogramme basée sur l'approche statistique d'ordre supérieur (HOS) ou également connue sous le nom d'analyse bispectrale est présentée. Pour un ensemble de signaux PCG avec plusieurs types de souffles, l'étude actuelle propose une présentation graphique unique du bispectre pour chaque type de signal phonocardiogramme. Cela peut être utilisé comme un outil visuel pour le diagnostic des dysfonctionnements cardiaques. De plus, un ensemble de paramètres basés sur les HOS et extraits des signaux PCG ont été étudiés. Ensuite, une étude des paramètres proposés a été réalisée.

Les caractéristiques proposées s'avèrent être discriminantes en utilisant le test statistique ANOVA. Les caractéristiques sélectionnées ont été soumises aux méthodes d'apprentissage automatique KNN et SVM pour une classification automatique en cinq classes.

D'après les résultats obtenus par l'analyse des différents bruits cardiaques, Il a été montré que les caractéristiques du bispectre peuvent avoir un bon potentiel pour discriminer et classer divers signaux PCG. En outre, les paramètres calculés semblent être un outil très approprié pour suivre la sévérité pathologique des signaux cardiaques sonores. Leur variation peut fournir de manière fiable une vision claire de l'importance croissante de la gravité cardiaque.

Mots-clés : Phonocardiogramme, statistique d'ordre supérieur (HOS), l'analyse bispectrale, ANOVA

Abstract

Cardiovascular disease is currently the greatest threat to human health in the world. It is known that proper investigation of heart sound abnormalities provides vital clinical information that can aid in the diagnosis and management of cardiac pathologies. The phonocardiogram (PCG) signal is still the primary screening and diagnostic tool for many human heart pathologies.

In this work, the analysis of phonocardiogram signals based on the higher order statistical (HOS) approach or also known as bispectral analysis is presented. For a set of PCG signals with multiple murmur types, the current study provides a unique graphical presentation of the bispectrum for each phonocardiogram signal type. This can be used as a visual tool for diagnosis of cardiac dysfunction. In addition, a set of HOS-based parameters extracted from PCG signals were investigated. Then, a study of the proposed parameters was performed.

The proposed features were found to be discriminative using the ANOVA statistical test. The selected features were subjected to KNN and SVM machine learning methods for automatic classification into five classes.

From the results obtained from the analysis of different heart sounds, It was shown that the bispectrum features may have good potential to discriminate and classify various PCG signals. Moreover, the calculated parameters seem to be a very appropriate tool to monitor the pathological severity of the cardiac sound signals. Their variation can reliably provide a clear view of the increasing importance of cardiac severity.

Keywords: Phonocardiogram, higher order statistics (HOS), bispectral analysis, ANOVA.

الملخص

تشكل أمراض القلب والأوعية الدموية حاليًا أكبر تهديد لصحة الإنسان في العالم. من المعروف أن الاستقصاء الملائم لاضطرابات صوت القلب يوفر معلومات سريرية حيوية يمكن أن تساعد في تشخيص حالات القلب وإدارتها. لا تزال إشارة مخطط صوت القلب (PCG) هي أداة الفحص والتشخيص الرئيسية للعديد من أمراض القلب البشري.

في هذا العمل ، يتم تقديم تحليل إشارات مخطط الأصوات القلبية PCG باستعمال الأطياف ذات الترتيب الأعلى (HOS) أو المعروف أيضًا باسم التحليل ثنائي الطيف. بالنسبة لمجموعة من إشارات PCG ، توفر الدراسة الحالية عرضًا رسوميًا فريدًا للطيف الطيفي لكل نوع من إشارات المخطط الصوتي للقلب. يمكن استخدام هذا كأداة بصرية لتشخيص الاختلالات القلبية.

بالإضافة إلى ذلك، تم فحص مجموعة من المعايير القائمة على تقني HOS المستخرجة من إشارات PCG. تم أجريت دراسة للمعايير المقترحة. وتبين أن السمات المقترحة تمييزية باستخدام اختبار ANOVA الإحصائي. تم إخضاع الميزات المختارة لطرق التعلم الآلي KNN و SVM للتصنيف التلقائي إلى خمس فئات.

من النتائج التي تم الحصول عليها من تحليل أصوات القلب المختلفة، تبين أن ميزات ثنائي الطيف قد يكون لها إمكانات جيدة للتمييز وتصنيف إشارات PCG المختلفة. علاوة على ذلك، يبدو أن المعايير المقترحة المستخرجة من تقنية HOS أداة مناسبة جدًا لمراقبة الشدة المرضية لإشارات الصوت القلبية حيث يمكن أن يوفر اختلافهم رؤية واضحة لزيادة الشدة المرضية.

الكلمات المفتاحية: مخطط الأصوات القلبية، تحليل ثنائي الطيف، الأطياف ذات الترتيب الأعلى HOS ، اختبار ANOVA، التعلم الآلي.

Liste des figures

Chapitre I

- Figure 1-1* Le cœur est situé dans la cavité thoracique, en position médiane entre les poumons, dans le médiastin. Il a la taille d'un poing, est large à son sommet et s'amincit vers sa base..... 8
- Figure 1-2* La structure du cœur et le trajet du sang qui le traverse..... 9
- Figure 1-3* Vue d'ensemble du système cardiovasculaire..... 11
- Figure 1-4* Le cycle circulatoire..... 12
- Figure 1-5:* Illustration de la localisation temporelle des différentes composantes du son cardiaque par rapport aux pressions intracardiaques. Le S1 est représenté comme étant composé des composantes mitrale et aortique. et aortique. Le S2 est composé des composantes aortique et pulmonaire. AOP : pression aortique, LVP : pression ventriculaire gauche, RVP : pression ventriculaire droit., MC : fermeture mitrale, AO : ouverture aortique, A2 et P2 sont les composantes aortique et pulmonaire de S2..... 13
- Figure 1-6* Schéma d'un stéthoscope standard, identifiant la cloche (sons de basse fréquence) et le diaphragme (sons de haute fréquence)..... 15
- Figure 1-7* Un stéthoscope électronique de pointe 16
- Figure 1-8* Schéma des cinq zones discrètes pour l'auscultation cardiaque : (1) la valve aortique au niveau du deuxième espace intercostal gauche, (2) la valve pulmonaire au niveau du deuxième espace intercostal droit, (3) les deux valves semi-lunaires au niveau du troisième espace intercostal gauche, (4) la valve tricuspide au niveau du quatrième espace intercostal gauche, et (5) la valve mitrale au niveau de l'apex du cœur..... 17
- Figure 1-9:* Un phonocardiogramme (PCG) d'un bruit cardiaque normal [22]..... 18
- Figure 1-10* Les différents formes d'un souffle cardiaque..... 21
- Figure 1-11* Un phonocardiogramme (PCG) d'une sténose mitrale..... 23
- Figure 1-12* Un phonocardiogramme (PCG) d'un murmure innocent 23

<i>Figure 1-13 Un phonocardiogramme (PCG) d'une sténose aortique.....</i>	<i>24</i>
<i>Figure 1-14 Un phonocardiogramme (PCG) d'un claquement d'ouvertures OS.....</i>	<i>25</i>
<i>Figure 1-15 Un phonocardiogramme (PCG) d'une régurgitation aortique AR.....</i>	<i>25</i>
<i>Figure 1-16 Un phonocardiogramme (PCG) d'un rumble diastolique DR.....</i>	<i>26</i>
<i>Figure 1-17 Gammes de fréquences des bruits cardiaques normaux et anormaux. Les bruits cardiaques anormaux, comme les souffles, ont généralement des gammes de fréquences plus élevées que les bruits cardiaques normaux [31].....</i>	<i>27</i>

Chapitre II

<i>Figure 2-1 Région non redondante de calcul du bispectre d'un signal à temps discret en supposant que l'intervalle d'échantillonnage est de 1 et que la fréquence de Nyquist est donc de radians/seconde.....</i>	<i>41</i>
<i>Figure 2-2 l'origine du contenu bispectral, le bispectre $B(f_1, f_2)$ contient les contributions de la magnitude et de la phase de la transformée de Fourier discrète pour les trois fréquences f_1, f_2 et $f_1 + f_2$.....</i>	<i>44</i>
<i>Figure 2-3 Signal PCG typique d'un sujet normal.....</i>	<i>45</i>
<i>Figure 2-4. Tracés de (a) bispectre (b) bicohérence pour le signal PCG normal de la Figure 2.3.....</i>	<i>46</i>
<i>Figure 2-5 Région de calcul du bispectre pour les signaux réels. Les paramètres sont calculés en intégrant le bispectre le long de la ligne pointillée avec une pente=a. Les fréquences sont représentées normalisées par la fréquence de Nyquist.....</i>	<i>47</i>

Chapitre III

<i>Figure 3-1 La zone non redondante du bispectre.</i>	<i>63</i>
<i>Figure 3-2 Signal PCG normal (N) : (a) représentation temporelle, (b) bispectre de (a).</i>	<i>64</i>
<i>Figure 3-3 Innocent Murmur (IM) : (a) représentation temporelle, (b) bispectre de (a).....</i>	<i>64</i>

<i>Figure 3-4 Coarctation of the Aorta (CA) : (a) représentation temporelle, (b) bispectre de (a).</i>	65
<i>Figure 3-5: Ejection Click (EC) : (a) représentation temporelle, (b) bispectre de (a).</i>	66
<i>Figure 3-6: Figure6. Atrial Gallop (AG) : (a) représentation temporelle, (b) bispectre de (a).</i>	66
<i>Figure 3-7: Opening Snap (OS) : (a) représentation temporelle, (b) bispectre de (a).</i>	67
<i>Figure 3-8 Aortic Stenosis (AS) : (a) représentation temporelle, (b) bispectre de (a).</i>	67
<i>Figure 3-9 : Drum Rumble (DR) : (a) représentation temporelle, (b) bispectre de (a).</i>	68
<i>Figure 3-10: Aortic Regurgitation (RA) : (a) représentation temporelle, (b) bispectre de (a).</i>	68
<i>Figure 3-11: variation des paramètres bispectraux extraits des signaux PCG du premier groupe (normal (N), innocent murmur (IM), and coarctation of the aorta (CA)), ((a) la moyenne de l'amplitude M_{amp}, (b) variabilité du bispectre A_{var}, (c) maximum du bispectre Max, (d-f) inverse de l'entropie bispectrale normalisée $1/BE1, 1/BE2$, et $1/BE3$, (g) entropie de phase Pe, (h, i) inverse du centre pondéré $1/aWCOBx, 1/aWCOBy$).</i>	71
<i>Figure 3-12: :(a-g) - variation des paramètres bispectraux extraits des signaux PCG du deuxième groupe (Ejection Click (EC), Atrial Gallop (AG), and opening snap (OS)), ((a) entropie bispectrale normalisée $P1$, (b) entropie bispectrale normalisée au carré $P2$, (c) inverse de l'entropie de phase $1/Pe$, (d) somme des logs d'amplitude de l'élément diagonal $H2$, (e) moment spectral de premier ordre de l'amplitude de l'élément diagonal $H3$, (f, g) centre pondéré $WCOBx, WCOBy$), et la variation du rapport énergétique (ER).</i>	72
<i>Figure 3-13: Variation des paramètres bispectraux extraits des signaux PCG du troisième groupe (sténose aortique (Aortic Stenosis (AS), Drum Rumble (DR), and Aortic Regurgitation (AR)), ((a) moyenne de l'amplitude M_{amp}, (b) inverse de la variabilité de l'amplitude du bispectre $1/A_{var}$, (c) max du bispectre Max, (d) entropie cubique bispectrale normalisée $BE3$, (e) entropie de phase Pe), et variation du rapport énergétique (RE).</i>	75

Chapitre VI

<i>Figure 4-1: Schéma à blocs de la méthodologie proposée.</i>	86
--	----

<i>Figure 4-2: (a) Signal PCG pour la classe AS, (b) Signal PCG pour la classe MS, (c) Signal PCG pour la classe MR, (d) Signal PCG pour la classe MVP, (e) Signal PCG pour la classe N.</i>	87
<i>Figure 4-3 Représentation graphique bispectrales des signaux PCG (a) N, (b) AS, (c)MS, (d) MR, et (e) MVP.</i>	88
<i>Figure 4-4: Graphiques boîtes à moustaches (a) Amplitude moyenne du bispectre, (b) maximum du bispectre, (c) minimum du bispectre, (d) variabilité de l'amplitude du bispectre.</i>	93
<i>Figure 4-5 Graphiques boîtes à moustaches (a) Entropie bispectrale P1, (b) Entropie bispectrale P2, (c) Entropie bispectrale P3, (d) Entropie bispectrale de phase Pe.</i>	94
<i>Figure 4-6: Graphiques boîtes à moustaches (a) La valeur absolue du centre pendéré $aWCOBx$, (b) le centre pendéré $WCOBy$, (c) La valeur absolue du centre pendéré $aWCOBy$, (d) La somme des amplitudes logarithmiques du bispectre H1.</i>	95
<i>Figure 4-7 Graphiques boîtes à moustaches (a) La somme des amplitudes logarithmiques des éléments diagonaux du bispectre H2, (b) Le moment spectral de premier ordre des amplitudes des éléments diagonaux du bispectre H3, (c) Le Moment d'amplitude du second ordre des éléments diagonaux dans le bispectre H4 , (d) Le moment de premier ordre du logarithme des amplitudes du bispectre H5.</i>	96
<i>Figure 4-8: Comparaison des pourcentages de précision entre les classifieurs SVM</i>	97
<i>Figure 4-9: Comparaison des pourcentages de précision entre les classifieurs KNN</i>	98
<i>Figure 4-11: Matrice de confusion pour les cinq classes différentes de PCG avec le classifieur Weighted KNN</i>	100
<i>Figure 4-12: Système intelligent de dépistage des maladies des valves cardiaques basé sur le cloud utilisant notre système développé avec le signal PCG</i>	101

Liste des tableaux

Chapitre I

<i>Tableau 1-1 Les souffles cummuns.....</i>	<i>21</i>
--	-----------

Chapitre III

<i>Tableau 3-1: Les signaux PCG utilisés avec différents types de maladies cardiaques</i>	<i>61</i>
---	-----------

<i>Tableau 3-2 : Valeurs des paramètres basés sur le bispectre extraits des signaux PCG du premier groupe (normal (N), innocent murmur (IM) et coarctation of the aorta (CA)).....</i>	<i>69</i>
--	-----------

<i>Tableau 3-3 Valeurs des paramètres basés sur le bispectre extraits des signaux PCG à clicks (ejection click(EC), atrial gallop (AG), et opening snap(OS)).</i>	<i>70</i>
---	-----------

<i>Tableau 3-4: Valeurs des paramètres basés sur le bispectre extraits des signaux PCG à souffles (aortic stenosis (AS), drum rumble (DR) et aortic regurigation (AR)).</i>	<i>73</i>
---	-----------

<i>Tableau 3-5: Valeurs du rapport énergétique de différents signaux PCG.</i>	<i>77</i>
--	-----------

Chapitre IV

<i>Tableau 4-1 Le nombre des signaux utilisés à partir de la base donnée utilisée</i>	<i>85</i>
---	-----------

<i>Tableau 4-2: Résultats de l'ANOVA sur diverses paramètres bispectraux.....</i>	<i>91</i>
---	-----------

<i>Tableau 4-3Pourcentage de précision en utilisant les différents classifieurs SVM.....</i>	<i>98</i>
--	-----------

<i>Tableau 4-4: Pourcentage de précision en utilisant les différents classifieurs KNN.</i>	<i>99</i>
---	-----------

Table des matières

Introduction générale	1
Chapitre I : Notions Préliminaires sur le signal Phonocardiogramme	5
1.1 Introduction	7
1.2 Notions de base sur l'anatomie et de la physiologie du cœur.....	7
1.2.1 L'emplacement du cœur	7
1.2.2 Forme et taille du cœur.....	8
1.2.3 Les chambres et la circulation dans le cœur.....	8
1.2.4 Valves du cœur	9
1.3 Le système circulatoire	9
1.3.1 Le cycle cardiaque	11
1.4 Genèse des bruits cardiaques :.....	12
1.5 L'auscultation et la phonocardiographie	13
1.5.1 Historique de l'Auscultation	13
1.5.2 Technique d'auscultation	14
1.5.3 Stéthoscope numérique.....	15
1.5.4 Réalisation de l'auscultation cardiaque.....	16
1.5.5 Limites de l'auscultation.....	17
1.6 Le signal phonocardiogramme	18
1.6.1 Les bruits cardiaques normaux.....	18
1.6.1.1 Les bruits surajoutés :.....	19
1.6.1.2 Les clicks et les souffles cardiaques.....	19
1.6.1.3 Les clics :	20
1.6.2 Les souffles cardiaques	20
1.6.2.1 Les souffles systoliques	22

1.6.2.1.1	<i>La sténose mitrale (MS)</i>	23
1.6.2.1.2	<i>Murmure innocent (IM)</i> :.....	23
1.6.2.1.3	<i>La sténose aortique (AS)</i>	24
1.6.2.2	<i>Les souffles diastoliques</i> :	24
1.6.2.2.1	<i>Sténose de la valve mitrale ou tricuspide</i> :.....	24
1.6.2.2.2	<i>Claquement d'ouverture (Opening Snap (OS))</i> :.....	24
1.6.2.2.3	<i>La régurgitation aortique (AR)</i> :	25
1.6.2.2.4	<i>Rumble diastolique (Diastolic rumble (DR))</i> :	25
1.6.2.3	<i>Les souffles continus</i>	26
1.7	<i>Conclusion</i>	28
1.8	<i>Bibliographie</i>	29
	Chapitre II : Notions théoriques sur les spectres d'ordre supérieur HOS (la technique Bispectrale)	32
2.1	<i>Introduction</i>	33
2.2	<i>Etat de l'art</i>	34
2.3	<i>Spectres d'ordre supérieur (HOS) et les paramètres dérivés de HOS</i>	35
2.3.1	<i>Spectres d'ordre supérieur</i>	35
2.4	<i>Définition et propriétés du domaine fréquentiel</i>	39
2.5	<i>Estimation des spectres d'ordre supérieur</i>	41
2.6	<i>L'analyse avec les paramètres de HOS</i> :.....	42
2.7	<i>Le bispectre (Bispectrum)</i>	43
2.7.1	<i>Le domaine principale</i> :	44
2.8	<i>Les caractéristiques du bispectre</i> :	47
2.9	<i>Notions mathématiques</i>	48
2.10	<i>Conclusion</i>	52
2.11	<i>Bibliographie</i>	53

Chapitre III : Analyse des signaux phonocardiogrammes par l'utilisation de la technique Bispectrale	56
3.1 Introduction	56
3.2 L'application des spectres d'ordre supérieur (HOS) sur différents signaux biomédicaux :	57
3.2.1 L'application de l'HOS dans l'Analyse de l'électroencéphalogramme (EEG) :	57
3.2.2 Application de L'HOS dans l'Analyse de l'électrocardiogramme (ECG) :	58
3.2.3 Application de L'HOS dans l'Analyse de l'électrocardiogramme (EMG) :	59
3.3 Etat de l'art de l'analyse des signaux phonocardiogrammes PCG :	59
3.4 Analyse des signaux phonocardiogrammes (PCG) par l'utilisation de la technique HOS	61
3.4.1 Méthodologie :	61
3.4.1.1 Prétraitement des signaux PCG :	61
3.5 Méthode utilisée.....	62
3.5.1 Le rapport énergétique (RE) :	63
3.6 Résultats.....	63
3.6.1 Analyse de la sévérité des signaux PCG à l'aide de la technique du bispectre.	63
3.6.2 Extraction des paramètres HOS :	68
3.7 Discussion.....	74
3.8 Conclusion	78
3.9 Bibliographie	80
Chapitre IV Détection automatique des pathologies cardiaques à l'aide de la technique Bispectrale et de l'apprentissage machine.	83
4.1 Introduction	84
4.2 Méthodologie	85
4.2.1 Base de données des signaux PCG :	85
4.2.2 Analyse quantitative	87
4.2.3 Classifieurs.....	89

4.2.3.1	<i>Support vector machine (SVM)</i> :.....	89
4.2.3.2	<i>K-Nearest Neighbor (KNN)</i> :.....	89
4.2.4	<i>Validation</i>	90
4.2.5	<i>Analyse en composantes principales (ACP)</i>	90
4.3	<i>Résultats et discussion</i>	90
4.3.1	<i>Résultats obtenus en utilisant le classifieur SVM</i>	96
4.3.2	<i>2.3 Résultats obtenus en utilisant le classifieur KNN</i>	97
4.3.3	<i>La nouveauté et l'originalité de l'étude proposée sont résumées comme suit</i> :	100
4.4	<i>Conclusion</i>	102
4.5	<i>Bibliographie</i>	103

Index

<i>Symbole</i>	Abréviation
<i>TOD</i>	Transformée en ondelettes discrètes
<i>GTSVM</i>	Growing time support vector machine
<i>PMV</i>	Prolapsus de la valve mitrale
<i>RE</i>	Rapport d'énergie
<i>VG</i>	Ventricule gauche
<i>OD</i>	Oreillette droite
<i>VD</i>	Ventricule droit
<i>OG</i>	Oreillette gauche
<i>S1</i>	Premier bruit cardiaque
<i>S2</i>	Deuxième bruit cardiaque
<i>S3</i>	Troisième bruit cardiaque
<i>S4</i>	Quatrième bruit cardiaque
<i>PM</i>	Punctum maximum
<i>MS</i>	Sténose mitrale
<i>IM</i>	Murmure innocent
<i>AS</i>	Sténose aortique
<i>OS</i>	Opening Snap
<i>AR</i>	Régurgitation aortique
<i>DR</i>	Diastolic rumble
<i>HOS</i>	Spectres d'ordre supérieur
<i>EEG</i>	Electroencéphalogramme
<i>EMG</i>	Electromyogramme
<i>ECG</i>	Electrocardiogramme
<i>DFT</i>	Transformée de Fourier discrète
<i>AR</i>	Autorégressif
<i>ARMA</i>	Autoregressive and moving average
<i>3D</i>	3 dimensions
<i>FFT</i>	Transformée de Fourier rapide
<i>Mavg</i>	Magnitude moyenne
<i>Avar</i>	Variabilité d'amplitude
<i>M1</i>	Maximum de la magnitude du bispectre
<i>M2</i>	Minimum de la magnitude du bispectre
<i>P1, P2, P3</i>	Entropies bispectrales
<i>Pe</i>	Entropie de phase
<i>H1</i>	Somme des amplitudes logarithmiques du bispectre
<i>H2</i>	Somme des amplitudes logarithmiques des éléments diagonaux du bispectre
<i>H3</i>	Moment spectral de premier ordre des amplitudes des éléments diagonaux du bispectre
<i>H4</i>	Moment d'amplitude du second ordre des éléments diagonaux dans le bispectre
<i>H5</i>	Le moment de premier ordre du logarithme des amplitudes du bispectre dans le domaine principal

<i>WCOB</i>	Centre pondéré du bispectre
<i>ACV</i>	Accidents vasculaires cérébraux
<i>HOSA</i>	Analyse des spectres d'ordre supérieur

INTRODUCTION

Les maladies cardiaques sont la première cause de morbidité et de mortalité dans le monde et sont responsables d'un décès sur trois dans le monde [1, 2]. Les maladies cardiaques ont causé 16,7 millions de décès en 2002 et devraient atteindre 23,3 millions en 2030. Un diagnostic rapide et précis des maladies cardiaques est essentiel pour minimiser le taux de mortalité et éviter d'autres complications. L'électrocardiographie et l'échocardiographie sont actuellement considérées comme la référence pour le diagnostic des troubles cardiaques [3]. Il s'agit d'un processus clinique coûteux et invasif qui nécessite l'intervention d'un spécialiste.

L'auscultation par phonocardiogramme (PCG) est une procédure peu coûteuse et pratique, largement utilisée pour le dépistage des troubles cardiaques [4]. Des études antérieures ont signalé que des souffles cardiaques faibles sont produits en raison d'une sténose coronaire dans les signaux PCG [5]. Ces souffles sont très difficiles à détecter à l'auscultation manuelle et ne peuvent rendre compte que de la présence ou de l'absence de la maladie cardiaque. Les catégories de maladies cardiaques ne peuvent pas être diagnostiquées par des auscultations manuelles. Par conséquent, il est impératif de développer une méthode intelligente d'analyse du signal PCG pour la détection et la catégorisation des anomalies cardiaques et de leurs types [6].

Plusieurs études antérieures ont été proposées pour analyser le signal des bruits cardiaques, comme la transformée de Fourier, la transformée de Fourier à court terme et la transformée en ondelettes continues. Cette dernière a été utilisée pour représenter les composantes internes (M1, T1, A2 et P2) des signaux PCG et mesurer le délai entre ces composantes [7]. De plus, certaines propositions dans le traitement des PCG utilisent la transformée de Fourier à court terme et la machine à vecteur de support pour caractériser les signaux de battement de chaleur permettant une bonne reconnaissance de la fréquence cardiaque [8].

Dans [9], les auteurs ont adopté un algorithme de diagnostic des maladies cardiaques basé sur la transformée en ondelettes discrètes (TOD). L'analyse des signaux PCG avec la TOD peut fournir un grand nombre de caractéristiques permettant une très bonne localisation temps-fréquence. Arash Gharehbaghi et al. ont proposé une approche basée sur des techniques de classification statistique pour apprendre les propriétés non stationnaires du murmure systolique en utilisant le classificateur GTSVM (growing time support vector machine). La méthode proposée a été utilisée pour la caractérisation des souffles innocents et la discrimination entre les souffles cardiaques innocents et pathologiques [10].

D'autres chercheurs ont utilisé une méthode basée sur la segmentation des sons cardiaques en utilisant la transformée en ondelettes et le clustering K-mean. Plusieurs caractéristiques ont été utilisées afin de distinguer les différents souffles cardiaques chez les nouveau-nés [11]. Le signal de bruit cardiaque a été utilisé pour détecter le prolapsus de la valve mitrale (PMV). Un ensemble de caractéristiques ont été extraites des cycles cardiaques à l'aide de la transformée de Fourier fractionnelle et les algorithmes de classification KNN et SVM ont été appliqués pour déterminer si le segment du cycle des sons cardiaques était prolapsé [12].

L'étude des bruits cardiaques a certainement atteint un certain niveau de réussite, mais elle est encore loin de la perception humaine. Cela est dû à la complexité et aux changements

subtils des variations non linéaires des signaux sonores du cœur. Par conséquent, ce travail proposera une application de la technique non linéaire appelée spectre d'ordre supérieur (HOS) dans la reconnaissance et la discrimination de diverses conditions cardiaques. Notre modeste effort d'investigation dans le très vaste domaine du traitement du signal du phonocardiogramme s'inscrit donc dans le cadre d'une aide au diagnostic médical au profit des spécialistes par l'établissement et le développement d'algorithmes et de paramètres pertinents pour faciliter la compréhension des activités acoustiques cardiaques (normales et pathologiques).

Structure de la thèse

Ce travail de thèse a été réalisé au sein du Laboratoire de Génie Biomédical (GBM) de l'Université de Tlemcen, avec pour objectif de développer des outils d'analyse automatisée des bruits cardiaques enregistrés. Les signaux PCG étudiés proviennent de bases de données existantes sur internet [the Ears on Auscultation Program and Database téléchargeable sur www.cardiosource.com, et <https://bit.ly/3EtPtV1>], qui contiennent des signaux PCG normaux et pathologiques.

La première partie consiste à présenter le signal PCG et ses caractéristiques. Dans un premier temps, nous aborderons dans un chapitre introductif, le contexte général de la thèse qui s'inscrit dans le traitement et l'analyse automatique des bruits cardiaques normaux et pathologiques, puis nous présenterons les spectres d'ordre supérieur et en particulier la technique bispectrale et l'extraction de ses caractéristiques.

On abordera ensuite l'algorithme utilisé pour l'estimation de la sévérité cardiaque et le calcul de la variation de la sévérité cardiaque en fonction de la variation du rapport d'énergie (RE) de différents signaux PCG. Le rapport énergétique, qui s'est avéré être un indicateur important de la sévérité et de l'augmentation énergétique du murmure en faveur des bruits cardiaques (B1 et B2), sera utilisé dans la classification de divers signaux PCG et voir s'il y a une corrélation entre la sévérité pathologique et la variabilité des paramètres bispectraux susceptibles de fournir des informations sur la possibilité de faire une discernation et du suivi de la sévérité pathologique de la même pathologie cardiaque.

Ces signaux ont été classés de manière à pouvoir être divisés en trois groupes distincts. L'analyse bispectrale sera ensuite appliquée pour analyser les différents signaux PCG. Dans cette analyse, différents signaux PCG sont considérés et organisés en trois groupes distincts :

Signaux dont la morphologie est similaire à celle du signal PCG normal ;

Signaux avec un léger murmure supplémentaire (clic) par rapport au signal PCG normal ;

Signaux avec un murmure additif très important caractérisant une pathologie très avancée.

Pour finir, on proposera dans le chapitre VI un système automatisé intelligent d'identification de la santé cardiaque, très utile dans la technologie des soins de santé. À cette fin, une base de données contenant 600 enregistrements PCG a été considérée pour l'analyse. Par la suite, on tentera de fournir une estimation du bispectre basée sur un ensemble de paramètres, qui peut être utilisé de manière robuste pour la classification multi-classes à l'aide d'algorithmes d'apprentissage automatique à partir du signal du phonocardiogramme.

Bibliographie

- [1] K. Mc Namara, H. Alzubaidi, and J. K. Jackson, ‘Cardiovascular disease as a leading cause of death: how are pharmacists getting involved?’, *Integr. Pharm. Res. Pract.*, vol. 8, pp. 1–11, Feb. 2019, doi: 10.2147/IPRP.S133088.
- [2] ‘Global, Regional, and National Burden of Cardiovascular Diseases for 10 Causes, 1990 to 2015 | Journal of the American College of Cardiology’. <https://www.jacc.org/doi/abs/10.1016/j.jacc.2017.04.052>.
- [3] ‘Braunwald’s Heart Disease: A Textbook of Cardiovascular Medicine, 2-Volume Set - 11th Edition’. <https://www.elsevier.com/books/braunwalds-heart-disease-a-textbook-of-cardiovascular-medicine-2-volume-set/zipes/978-0-323-46342-3>.
- [4] ‘A history of cardiac auscultation and some of its contributors - ScienceDirect’. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0002914902024657>.
- [5] S. E. Schmidt, C. Holst-Hansen, J. Hansen, E. Toft, and J. J. Struijk, ‘Acoustic Features for the Identification of Coronary Artery Disease’, *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 62, no. 11, pp. 2611–2619, Nov. 2015, doi: 10.1109/TBME.2015.2432129.
- [6] J. Semmlow and K. Rahalkar, ‘Acoustic Detection of Coronary Artery Disease’, *Annu. Rev. Biomed. Eng.*, vol. 9, no. 1, pp. 449–469, 2007, doi: 10.1146/annurev.bioeng.9.060906.151840.
- [7] S. M. Debbal and F. Bereksi-Reguig, ‘Time-frequency analysis of the first and the second heartbeat sounds’, *Appl. Math. Comput.*, vol. 184, no. 2, pp. 1041–1052, Jan. 2007, doi: 10.1016/j.amc.2006.07.005.
- [8] W.-C. Kao, C.-C. Wei, J.-J. Liu, and P.-Y. Hsiao, ‘Automatic heart sound analysis with short-time Fourier transform and support vector machines’, in *2009 52nd IEEE International Midwest Symposium on Circuits and Systems*, Cancun, Mexico, Aug. 2009, pp. 188–191. doi: 10.1109/MWSCAS.2009.5236120.
- [9] M. Nabih-Ali, E.-S. A. El-Dahshan, and A. S. Yahia, ‘Heart Diseases Diagnosis Using Intelligent Algorithm Based on PCG Signal Analysis’, *Circuits Syst.*, vol. 08, no. 07, pp. 184–190, 2017, doi: 10.4236/cs.2017.87012.
- [10] A. Gharehbaghi, M. Borga, B. J. Sjöberg, and P. Ask, ‘A novel method for discrimination between innocent and pathological heart murmurs’, *Med. Eng. Phys.*, vol. 37, no. 7, pp. 674–682, Jul. 2015, doi: 10.1016/j.medengphy.2015.04.013.
- [11] A. M. Amiri and G. Armano, ‘Segmentation and Feature Extraction of Heart Murmurs in Newborns’, *J. Life Sci. Technol.*, vol. 1, no. 2, pp. 107–111, 2013.
- [12] M. Mehrabbiek, S. Rashidi, A. Fallah, and E. R. Khoshnood, ‘Phonocardiography-based mitral valve prolapse detection with using fractional fourier transform’, *Biomed. Phys. Eng. Express*, 2020, doi: 10.1088/2057-1976/abcaab.

Chapitre I : Notions Préliminaires sur le signal Phonocardiogramme

<i>Chapitre I : Notions Préliminaires sur le signal Phonocardiogramme</i>	5
<i>1.1 Introduction</i>	7
<i>1.2 Notions de base sur l'anatomie et de la physiologie du cœur</i>	7
<i>1.2.1 L'emplacement du cœur</i>	7
<i>1.2.2 Forme et taille du cœur</i>	8
<i>1.2.3 Les chambres et la circulation dans le cœur</i>	8
<i>1.2.4 Valves du cœur</i>	9
<i>1.3 Le système circulatoire</i>	9
<i>1.3.1 Le cycle cardiaque</i>	11
<i>1.4 Genèse des bruits cardiaques :</i>	12
<i>1.5 L'auscultation et la phonocardiographie</i>	13
<i>1.5.1 Historique de l'Auscultation</i>	13
<i>1.5.2 Technique d'auscultation</i>	14
<i>1.5.3 Stéthoscope numérique</i>	15
<i>1.5.4 Réalisation de l'auscultation cardiaque</i>	16
<i>1.5.5 Limites de l'auscultation</i>	17
<i>1.6 Le signal phonocardiogramme</i>	18
<i>1.6.1 Les bruits cardiaques normaux</i>	18
<i>1.6.1.1 Les bruits surajoutés :</i>	19
<i>1.6.1.2 Les clicks et les souffles cardiaques</i>	19
<i>1.6.1.3 Les clics :</i>	20
<i>1.6.2 Les souffles cardiaques</i>	20
<i>1.6.2.1 Les souffles systoliques</i>	22
<i>1.6.2.1.1 La sténose mitrale (MS)</i>	23

1.6.2.1.2	<i>Murmure innocent (IM):</i>	23
1.6.2.1.3	<i>La sténose aortique (AS)</i>	24
1.6.2.2	<i>Les souffles diastoliques :</i>	24
1.6.2.2.1	<i>Sténose de la valve mitrale ou tricuspide :</i>	24
1.6.2.2.2	<i>Claquement d'ouverture (Opening Snap (OS)):</i>	24
1.6.2.2.3	<i>La régurgitation aortique (AR) :</i>	25
1.6.2.2.4	<i>Rumble diastolique (Diastolic rumble (DR)):</i>	25
1.6.2.3	<i>Les souffles continus</i>	26
1.7	<i>Conclusion</i>	28
1.8	<i>Bibliographie</i>	29

1.1 Introduction

L'insuffisance cardiaque est la principale cause de mortalité dans le monde et ses complications entraînent des millions d'hospitalisations chaque année dans le monde entier. En 2019, les maladies cardiovasculaires ont causé la mort d'environ 17,9 millions de personnes, ce qui représente 32 % de l'ensemble des décès dans le monde [1]. Dans la pratique clinique, l'examen physique d'un patient est l'une des premières étapes de l'évaluation de son système cardiovasculaire [2]. L'auscultation, qui consiste à écouter les sons provenant des organes internes, est une partie importante de ce processus et peut révéler des états cardiaques pathologiques tels que l'arythmie, l'insuffisance cardiaque, etc [2], [3]. Elle est généralement la première étape de l'évaluation de la maladie, servant de guide pour les examens complémentaires, et joue donc un rôle important dans la détection précoce des maladies cardiovasculaires [2]. L'analyse des bruits du cœur dans le cadre de cette thèse requiert des connaissances spécifiques dans le domaine de la cardiologie. La connaissance du domaine, qui comprend la nature physique du cœur, sa dynamique et les sons cardiaques qui lui sont associés, est cruciale pour extraire la signification de cette recherche. Les sous-sections suivantes abordent le lien entre la physiologie cardiaque et les bruits du cœur, en mettant l'accent sur ce qui constitue un bruit du cœur normal par rapport à un bruit du cœur anormal.

1.2 Notions de base sur l'anatomie et de la physiologie du cœur

Le cœur humain est un instrument finement réglé qui sert l'ensemble du corps. C'est un organe musculaire de la taille d'un poing fermé, situé dans la poitrine, légèrement à gauche du centre. Le cœur envoie le sang désoxygéné vers les poumons, où le sang se charge en oxygène et se décharge du dioxyde de carbone (un déchet du métabolisme) [4]. Ce sang riche en oxygène et en nutriments est acheminé vers les tissus et les organes et évacue les déchets

1.2.1 L'emplacement du cœur

Le cœur humain est situé dans la cavité thoracique, en position médiane entre les poumons, dans l'espace appelé médiastin. La figure 1 montre la position du cœur dans la cavité thoracique. Dans le médiastin, le cœur est séparé des autres structures médiastinales par une membrane résistante appelée péricarde, ou sac péricardique, et se trouve dans son propre espace appelé cavité péricardique [5].

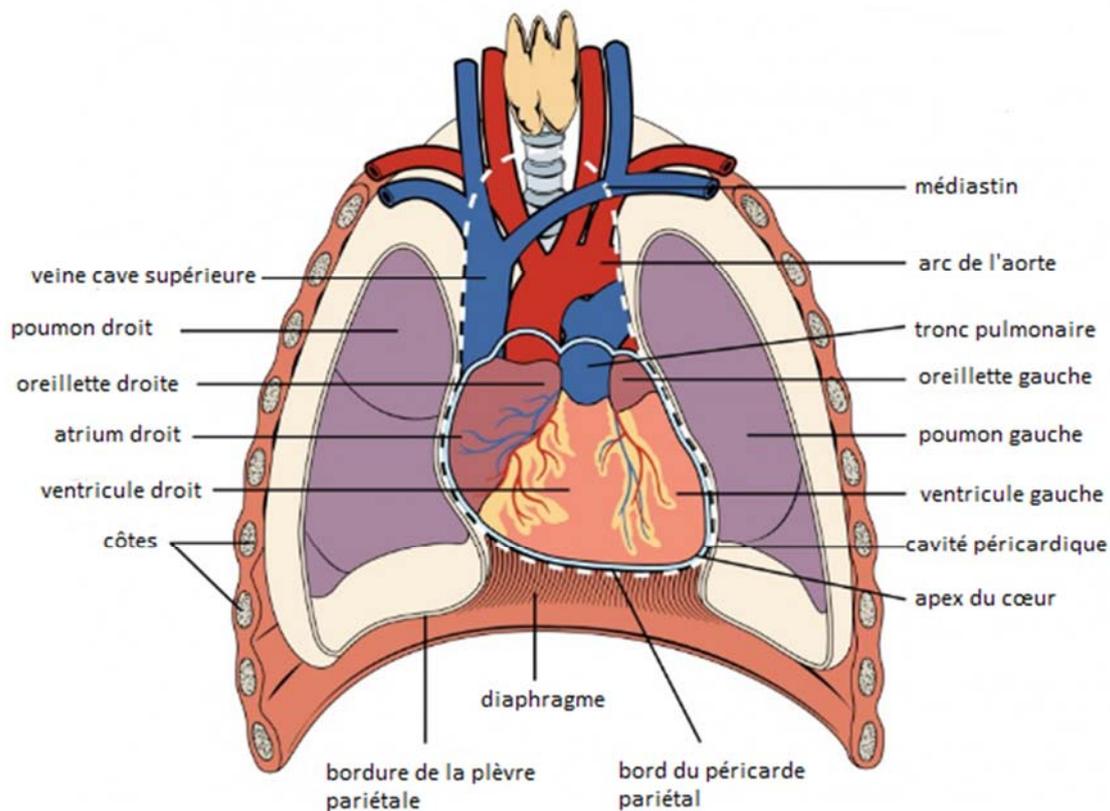


Figure 0-1 Le cœur est situé dans la cavité thoracique, en position médiane entre les poumons, dans le médiastin. Il a la taille d'un poing, est large à son sommet et s'amincit vers sa base.

1.2.2 Forme et taille du cœur

La forme du cœur est semblable à celle d'une pomme de pin, plutôt large à la surface supérieure et s'effilant vers l'apex. Un cœur typique a approximativement la taille de votre poing : 12 cm de longueur, 8 cm de largeur et 6 cm d'épaisseur [6]. Compte tenu de la différence de taille entre la plupart des membres des deux sexes, le poids d'un cœur féminin est d'environ 250 à 300 grammes et celui d'un cœur masculin est d'environ 300 à 350 grammes. Le cœur d'un athlète bien entraîné, surtout s'il se spécialise dans les sports aérobiques, peut être considérablement plus gros que cela. Les cœurs des sportifs peuvent pomper le sang plus efficacement et à un rythme plus lent que ceux des non sportifs.

1.2.3 Les chambres et la circulation dans le cœur

Le cœur humain est composé de 4 chambres, 2 oreillettes et 2 ventricules (figure 2).

- Les oreillettes : Ce sont les deux chambres supérieures, qui reçoivent le sang.
- Les ventricules : Ce sont les deux chambres inférieures, qui évacuent le sang.

Le sang désoxygéné revient sur le côté droit du cœur via la circulation veineuse. Il est pompé dans le ventricule droit, puis dans les poumons où le dioxyde de carbone est libéré et l'oxygène absorbé. Le sang oxygéné retourne ensuite vers le côté gauche du cœur dans

l'oreillette gauche, puis dans le ventricule gauche d'où il est pompé dans l'aorte et la circulation artérielle.

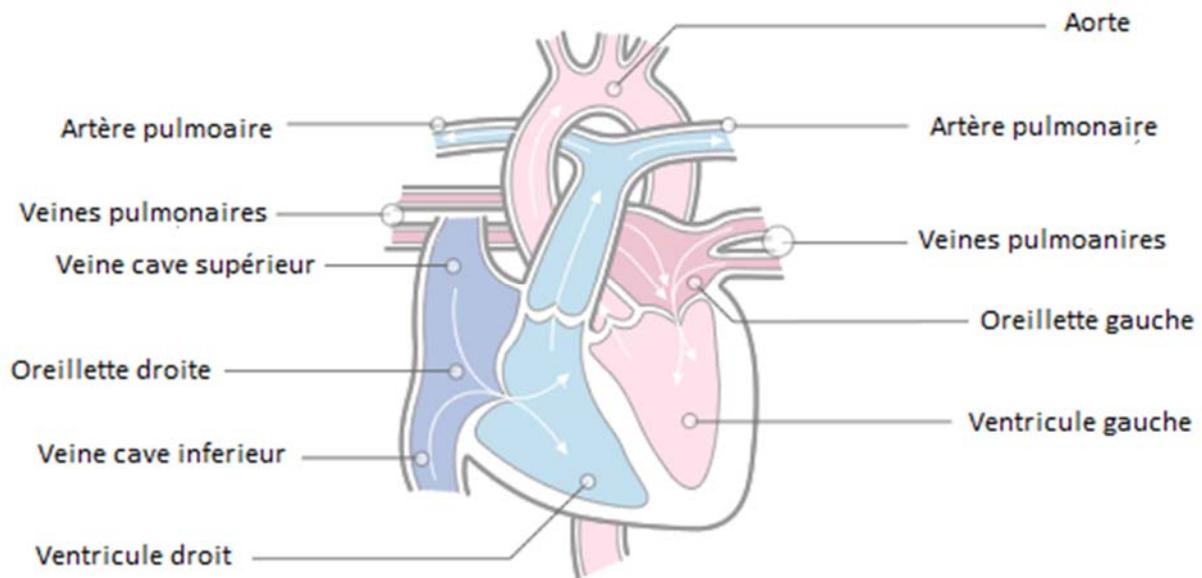


Figure 0-2 La structure du cœur et le trajet du sang qui le traverse

1.2.4 Valves du cœur

Les pompes ont besoin d'un ensemble de valves pour que le fluide circule dans un sens et le cœur ne fait pas exception. Le cœur possède deux types de valves qui permettent au sang de circuler dans le bon sens. Les valves situées entre les oreillettes et les ventricules sont appelées valves auriculo-ventriculaires (également appelées valves cuspidées), tandis que celles situées à la base des gros vaisseaux quittant les ventricules sont appelées valves semi-lunaires.

La valve auriculo-ventriculaire droite est la valve tricuspide. La valve auriculo-ventriculaire gauche est la valve bicuspidée, ou mitrale. La valve entre le ventricule droit et le tronc pulmonaire est la valve semi-lunaire pulmonaire. La valve entre le ventricule gauche et l'aorte est la valve semi-lunaire aortique.

Lorsque les ventricules se contractent, les valves auriculo-ventriculaires se ferment pour empêcher le sang de retourner dans les oreillettes. Lorsque les ventricules se relâchent, les valves semi-lunaires se ferment pour empêcher le sang de retourner dans les ventricules.

Ensemble, le cœur, le sang et les vaisseaux sanguins - artères, capillaires et veines - constituent le système circulatoire.

1.3 Le système circulatoire

Le système circulatoire est composé de deux circuits qui sont connectés en série. Chacun de ces circuits commence et se termine au niveau du cœur (figure 3). La partie de ce réseau complexe de vaisseaux qui fournit du sang riche en oxygène à toutes les parties du corps (tête, bras, jambes et organes internes) est appelée circulation systémique, tandis que le

flux sanguin dans les poumons est appelé circulation pulmonaire. Le sang circule dans ces circuits au même rythme, soit environ 5,5 l/min au repos.

La circulation systémique est maintenue par le côté gauche du cœur. Le ventricule gauche (VG), la principale chambre de pompage du cœur, éjecte le sang à travers l'aorte dans la circulation systémique. L'aorte, le tronc principal de la partie artérielle de la circulation, se ramifie en de nombreuses artères. Ces artères sont elles-mêmes subdivisées en tubes plus petits, appelés artérioles, qui se ramifient à leur tour en vaisseaux plus petits, les capillaires.

La finesse des parois capillaires permet des échanges rapides d'oxygène, de dioxyde de carbone, de substrats, d'hormones et d'autres molécules, c'est pourquoi on les appelle des vaisseaux d'échange. Les capillaires contenant du sang à faible teneur en oxygène se rassemblent et forment des veinules, qui convergent à leur tour vers des veines plus larges.

L'oreillette droite (OD) reçoit le sang veineux par deux vaisseaux principaux : les veines caves supérieures et inférieures. Les parois des veines sont considérablement plus fines que celles des artères, car la pression sanguine y est plus faible.

Le sang collecté dans le OD est ensuite pompé dans le ventricule droit (VD). Le OD et le VD constituent ensemble le côté droit du cœur. Le sang veineux à faible teneur en oxygène est éjecté par le VD dans les artères pulmonaires vers les poumons. L'échange gazeux entre l'air et le sang a lieu dans les capillaires pulmonaires, dont les parois sont suffisamment fines pour permettre l'échange gazeux. Le sang riche en oxygène retourne ensuite à l'oreillette gauche (OG) par le biais de quatre veines pulmonaires, où il est à nouveau acheminé vers l'OG.

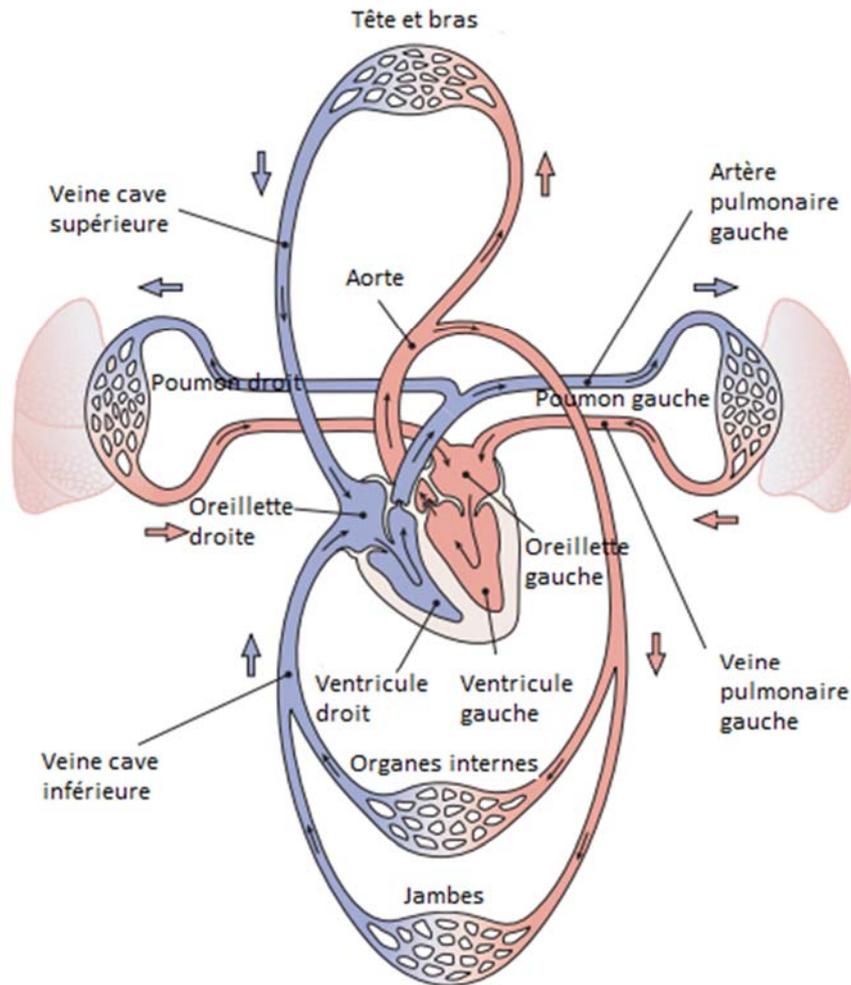


Figure 0-3 Vue d'ensemble du système cardiovasculaire.

1.3.1 Le cycle cardiaque

Le cycle cardiaque comprend deux phases : la diastole et la systole (figure 4). Dans la phase de diastole, le sang revient au cœur depuis les veines caves supérieure et inférieure et s'écoule dans l'oreillette droite. La pression dans l'oreillette droite augmente au fur et à mesure que le sang s'y écoule. Lorsque la pression de l'oreillette droite dépasse la pression du ventricule droit, la valve tricuspide s'ouvre passivement, permettant au sang de s'écouler dans le ventricule droit. Dans le même temps, le sang oxygéné qui revient des poumons s'écoule dans l'oreillette gauche. Lorsque la pression de l'oreillette gauche augmente, la valve mitrale s'ouvre et le sang s'écoule dans le ventricule gauche. Dans la phase de systole, le sang est forcé de s'écouler des deux oreillettes vers leurs ventricules respectifs car les muscles auriculaires se contractent en raison de la dépolarisation des oreillettes. Il existe une période appelée contraction isovolumétrique pendant laquelle les ventricules se contractent mais les valves pulmonaires et aortiques sont fermées car les ventricules n'ont pas assez de force pour les ouvrir. Les valves auriculo-ventriculaires restent également fermées pendant la période de contraction isovolumétrique. Les valves semilunaires s'ouvrent lorsque le muscle ventriculaire se contracte et génère une pression sanguine dans le ventricule supérieure à celle de l'arbre artériel. Lorsque le muscle cardiaque se relâche, la phase de diastole recommence.

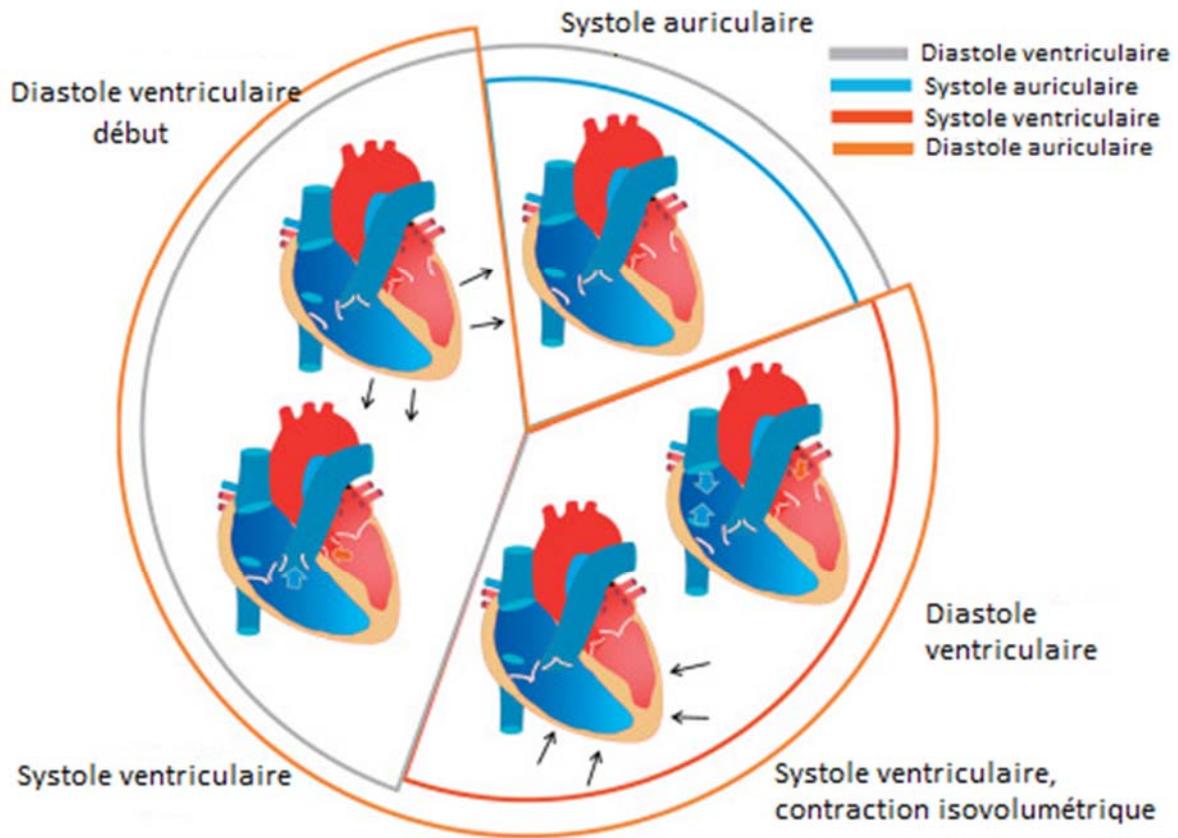


Figure 0-4 Le cycle circulatoire

1.4 Genèse des bruits cardiaques :

Les bruits du cœur ont été étudiés et utilisés pour de nombreux états pathologiques du cœur, notamment l'aggravation de la performance systolique [7], les souffles et l'augmentation des pressions [8]. Bien que les bruits du cœur aient été largement étudiés, leur genèse a été un sujet controversé. La figure 5 montre la relation temporelle de diverses composantes du bruit cardiaque avec les pressions intracardiaques.

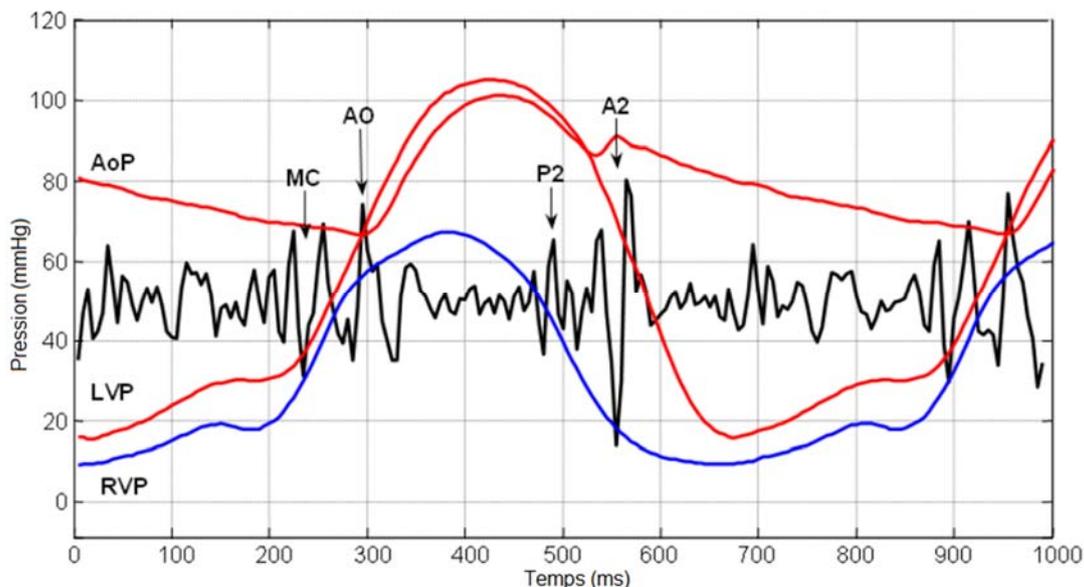


Figure 0-5: Illustration de la localisation temporelle des différentes composantes du son cardiaque par rapport aux pressions intracardiaques. Le S1 est représenté comme étant composé des composantes mitrale et aortique. et aortique. Le S2 est composé des composantes aortique et pulmonaire. AOP : pression aortique, LVP : pression ventriculaire gauche, RVP : pression ventriculaire droit., MC : fermeture mitrale, AO : ouverture aortique, A2 et P2 sont les composantes aortique et pulmonaire de S2.

La théorie la plus ancienne attribuait ces sons à l'ouverture et à la fermeture des quatre valves cardiaques [9]. Une autre théorie [10] a introduit la notion selon laquelle les vibrations du muscle cardiaque, dues à l'accélération et à la décélération du sang, sont responsables de ces sons. Il est maintenant communément admis que le S1 est une combinaison des vibrations du muscle LV, du sang décélérant contre une valve mitrale fermée et du sang accélérant après l'ouverture de la valve aortique [11]. On voit que la fermeture mitrale se produit après la fin du temps diastolique et au début de la contraction isovolumique. La composante aortique suit l'ouverture aortique et est suivie par un son post éjection qui est plus bas en fréquence.

En outre, on estime généralement que le S2 est généré par la décélération rapide du sang, après la fermeture des valves aortiques et pulmonaires, ce qui provoque une vibration. Les composants aortiques (A2) et pulmonaires (P2) coïncident avec l'incisure des pressions de pouls respectives indiquant un rebond de la colonne sanguine responsable de la génération du son. Ceux-ci sont illustrés à la figure 2 où les composants aortiques et pulmonaires sont montrés pendant la relaxation isovolumique précoce. Dans cet exemple, une forte P2 est remarquée en raison de l'hypertension pulmonaire

1.5 L'auscultation et la phonocardiographie

1.5.1 Historique de l'Auscultation

La phonocardiographie (PCG) peut être définie simplement comme la méthode permettant d'obtenir des enregistrements du son cardiovasculaire, c'est-à-dire des phénomènes perceptibles par l'auscultation. Cette dernière a une grande valeur prédictive pour

l'identification de nombreuses maladies cardiaques graves. Dans certains cas, il peut être possible d'obtenir un diagnostic définitif à partir de l'auscultation.

Depuis plus de 200 ans, l'auscultation cardiaque a été la clé de voûte de l'approche clinique du patient cardiaque et reste toujours utilisée dans la pratique médicale. L'auscultation - utilisée empiriquement depuis l'Antiquité - n'est entrée comme méthode de relevé sémiotique qu'à l'aube du XIXe siècle, grâce au médecin français René-Théophile-Hyacinthe Laënnec (1781-1826), l'inventeur du stéthoscope, qui a défini et interprété la plupart des phénomènes acoustiques [12]. L'auscultation cardiaque est une procédure de routine qui fournit d'importantes informations cliniques et pronostiques et qui devrait guider les médecins généralistes, en particulier, à proposer d'autres examens instrumentaux.

Cependant, la diminution des maladies valvulaires rhumatismales et la disponibilité généralisée de nouvelles méthodes diagnostiques d'imagerie cardiaque (en particulier l'échocardiographie Doppler) ont réduit l'importance de la valeur diagnostique de l'auscultation. Aujourd'hui, elle est mal enseignée, négligée ou mal réalisée, ce qui entraîne des évaluations inexactes et incomplètes des patients [13]. Néanmoins, l'auscultation - même avec ses limites - reste une approche importante, rentable et répandue pour une évaluation clinique préliminaire par le médecin.

Le développement des stéthoscopes électroniques et numériques a inauguré une nouvelle ère de l'auscultation assistée par ordinateur. Entre-temps, les maladies cardiovasculaires sont devenues l'un des principaux facteurs de risque de mortalité dans la société moderne. Il est important de comprendre comment la physiologie cardiaque est liée à d'autres systèmes organiques et comment la physiopathologie est liée à la physiologie générale du corps.

1.5.2 Technique d'auscultation

L'auscultation est l'acte d'écouter les sons provenant des organes internes à des fins d'évaluation. Elle est le plus souvent effectuée sur une peau entièrement exposée à l'aide d'un stéthoscope standard (figure 6), bien que certains médecins optent pour des outils technologiquement plus avancés (par exemple, stéthophones électroniques, fétoscope, stéthoscope Doppler).

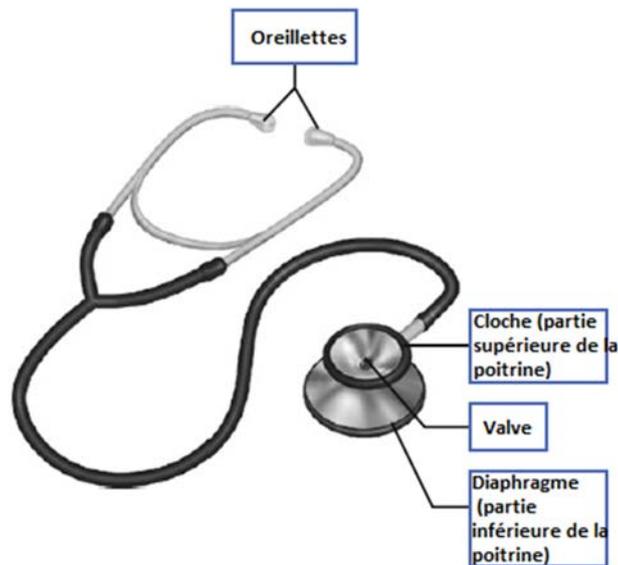


Figure 0-6 Schéma d'un stéthoscope standard, identifiant la cloche (sons de basse fréquence) et le diaphragme (sons de haute fréquence).

Une utilisation correcte du stéthoscope est cruciale pour une évaluation précise des bruits et des souffles du cœur. En général, le diaphragme est utilisé pour les sons de haute fréquence, tandis que la cloche est utilisée pour les sons de basse fréquence ; le réglage de la pression de la cloche permet d'entendre une gamme plus large de sons.

L'auscultation est classiquement effectuée parasternalement au niveau de chaque espace intermédiaire de la paroi thoracique. Chez certains patients, il est utile d'écouter à des sites non précordiaux habituels, notamment les aisselles, le dos, le bord inférieur droit du sternum et les clavicules.

Une bonne technique d'auscultation est impérative pour une évaluation efficace du patient. Une fois le stéthoscope placé sur le patient, déplacez lentement la tête le long du corps pour écouter les variations du son. Il est plus productif de commencer à l'apex du cœur en position latérale gauche de décubitus et de travailler vers le sternum.

1.5.3 Stéthoscope numérique

L'audition des bruits du cœur fait partie intégrante de la cardiologie et est désormais également possible à distance. Des études ont montré que le stéthoscope numérique peut être plus sensible que le stéthoscope conventionnel. Son utilisation pour l'audition à distance en fait un outil précieux en télécardiologie. La figure 7 montre un exemple de stéthoscope électronique de pointe, qui offre le choix entre le mode cloche, le mode diaphragme et le mode général afin de sélectionner la bonne fréquence pour une meilleure acquisition des sons corporels [14].

Il permet au médecin d'enregistrer les bruits du cœur de ses patients directement sur son PC ou son ordinateur portable pour une visualisation et une analyse plus poussées. Grâce à cette capacité, les prestataires de soins de santé peuvent mieux comprendre et interpréter les sons corporels pour offrir des services médicaux de meilleure qualité. Grâce à ce dispositif,

les professionnels de la santé peuvent effectuer une auscultation dynamique à distance. En outre, les formes d'onde visuelles présentées dans le format du phonocardiogramme classique peuvent être transmises au spécialiste à distance pour analyse et validation.

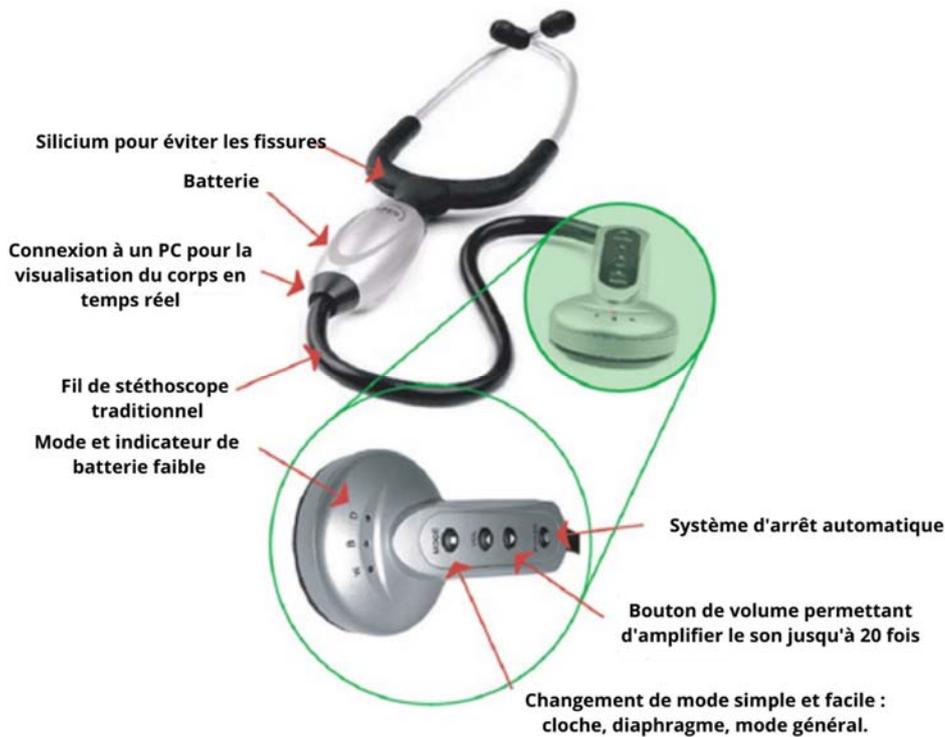


Figure 0-7 Un stéthoscope électronique de pointe

1.5.4 Réalisation de l'auscultation cardiaque

L'auscultation cardiaque est effectuée dans cinq zones distinctes du précordium, chacune reflétant une valve cardiaque particulière (figure 8). Notez que toutes les pathologies associées à une valve ne peuvent pas être entendues à l'endroit anatomique indiqué.

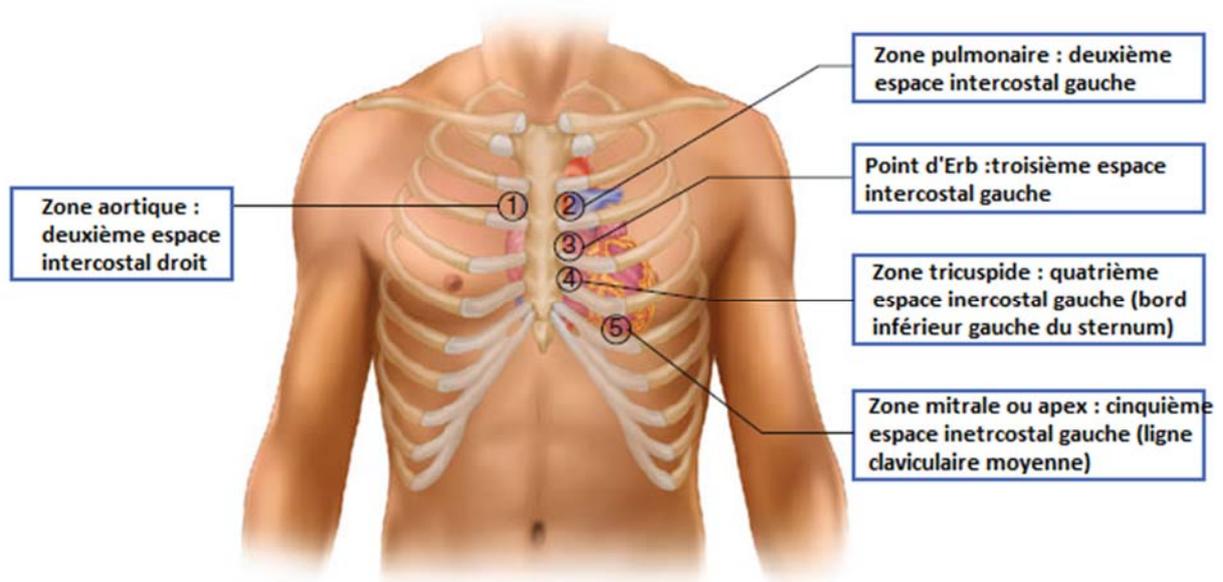


Figure 0-8 Schéma des cinq zones discrètes pour l'auscultation cardiaque : (1) la valve aortique au niveau du deuxième espace intercostal gauche, (2) la valve pulmonaire au niveau du deuxième espace intercostal droit, (3) les deux valves semi-lunaires au niveau du troisième espace intercostal gauche, (4) la valve tricuspide au niveau du quatrième espace intercostal gauche, et (5) la valve mitrale au niveau de l'apex du cœur.

- La valve aortique est auscultée au niveau du deuxième espace intercostal droit. Les souffles entendus à cet endroit indiquent une pathologie des voies de sortie de l'oreillette ou du ventricule gauche. Les souffles les plus courants sont la sténose aortique, la cardiomyopathie hypertrophique et la régurgitation aortique. Il est intéressant de noter que les souffles aortiques et les bruits du ventricule gauche sont plus appréciés à l'apex [15].
- La valve pulmonaire est auscultée au niveau du deuxième espace intercostal gauche. Bien que les souffles dans cette région aient tendance à être silencieux, une anomalie audible indique une pathologie de la valve pulmonaire, comme un canal artériel persistant. La pathologie est renforcée si l'intensité du souffle varie avec la respiration [16].
- Le troisième espace intercostal gauche, souvent appelé point d'Erb, est proche des deux valves semi-lunaires. Les souffles dans cette région sont parfois plus audibles si le patient se penche en avant, ce qui rapproche le cœur de la paroi thoracique. Les souffles courants entendus au point d'Erb incluent diverses pathologies aortiques et pulmonaires, ainsi que des souffles diastoliques de l'oreillette droite [17].
- La valve tricuspide est associée au quatrième espace intercostal gauche. Les souffles systoliques entendus dans cette zone indiquent une sténose pulmonaire ou une régurgitation tricuspide, tandis que les souffles diastoliques indiquent une sténose tricuspide ou une régurgitation pulmonaire [18].
- La valve mitrale et l'apex du cœur sont associés au cinquième espace intercostal gauche. Comme le ventricule droit occlut le ventricule gauche dans l'anatomie cardiaque normale, le fait de faire rouler le patient sur le côté en décubitus latéral gauche peut améliorer l'auscultation [19].

1.5.5 Limites de l'auscultation

L'oreille humaine présente plusieurs limites physiques. La sensibilité de l'oreille par rapport aux fréquences suit une échelle logarithmique. L'oreille entend mieux les changements de fréquence qu'elle ne détecte les changements d'intensité. Les sons à haute fréquence sont perçus comme étant plus forts que les sons à basse fréquence de même intensité.

Par conséquent, les changements de fréquence peuvent être interprétés comme des changements d'intensité. En présence de sons de haute fréquence, l'oreille peut être incapable de détecter un son de basse fréquence suivant immédiatement un son de haute fréquence. Les souffles à basse et à haute fréquence révèlent des informations diagnostiques distinctes, qui doivent être entendues et analysées séparément. Ils contiennent des informations qui ne peuvent pas être analysées par l'oreille humaine. De plus, la qualité de l'information

acoustique provenant du cœur dépend de la qualité du stéthoscope. Les signaux reçus ne sont pas perçus avec haute fidélité [20].

1.6 Le signal phonocardiogramme

1.6.1 Les bruits cardiaques normaux

Les bruits cardiaques entendus à l'auscultation reflètent la turbulence du flux sanguin dans le cœur lorsque les valves cardiaques se ferment. Le battement "lub dub" du cœur est directement lié aux bruits cardiaques normaux, S1 et S2. Plus précisément, le S1 est produit lors de la fermeture des valves atrio-ventriculaires, et le S2 est produit lors de la fermeture des valves semi-lunaires.

L'action mécanique du cœur, y compris le pompage du sang entre les chambres du cœur, et l'ouverture et la fermeture des valeurs cardiaques pour faciliter ce processus, donne lieu à des vibrations qui sont audibles sur la paroi thoracique [21]. Un enregistrement audio ou graphique de ces vibrations (figure 9) est appelé enregistrement des bruits du cœur ou phonocardiogramme (PCG).

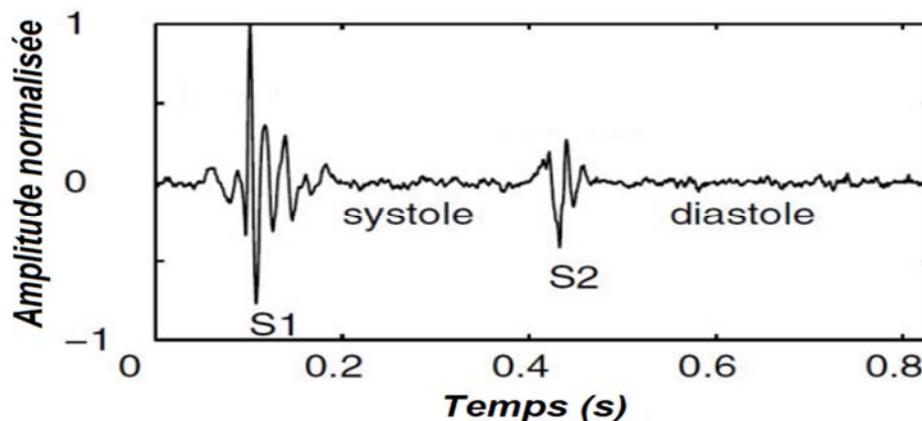


Figure 0-9: Un phonocardiogramme (PCG) d'un bruit cardiaque normal [22].

Premier bruit du cœur S1 : Le premier bruit du cœur (S1) consiste en la superposition des sons provoqués par la fermeture des valves mitrale et tricuspide. Il marque le début de la période systolique et se produit lorsque les ventricules se contractent [23].

Deuxième bruit cardiaque S2 : Le deuxième bruit cardiaque (S2) survient après le premier bruit cardiaque. Il consiste en la superposition des sons provoqués par la fermeture quasi simultanée des valves aortique et pulmonaire [24]. Il marque la fin de la période systolique et le début de la période diastolique.

Pendant l'inspiration, le son S1 peut être divisé de manière audible en deux composantes. Lorsque la paroi thoracique se dilate et que la pression intrathoracique augmente, le retour veineux vers l'oreillette droite augmente également. Ce mécanisme physiologique normal permet à la valve pulmonaire de rester ouverte un peu plus longtemps

que la normale, ce qui augmente le temps entre la fermeture des valves aortique et pulmonaire.

1.6.1.1 Les bruits surajoutés :

D'autres bruits cardiaques qui émanent du cœur peuvent être présents et ont une variété de différentes causes, il s'agit du bruit galop qui implique des bruits cardiaques supplémentaires, S3 et S4 :

- **Un galop S3** : ou " troisième bruit cardiaque " est un bruit de basse fréquence qui survient après le bruit de diastole S2 "dub". Il est causé par l'oscillation du sang dans les ventricules lorsqu'ils se remplissent de sang. Chez les jeunes athlètes ou les femmes enceintes, il est probablement inoffensif. Chez les adultes plus âgés, il peut indiquer une maladie cardiaque [25].
- **Un galop S4** est un son supplémentaire avant le son "lub" de la systole S1. C'est un son de basse fréquence qui se produit juste avant le S1. Il se produit lorsque le sang pénètre dans un ventricule immobile. C'est toujours un signe de maladie, probablement une défaillance du ventricule gauche de votre cœur [26]
- **Galop de sommation** est la sommation de son S3 et le son S4, ce qui peut se produire lorsque votre cœur bat très vite. Un galop de sommation est très rare.

1.6.1.2 Les clicks et les souffles cardiaques

Le bruit cardiaque anormal le plus courant est le souffle cardiaque. Il s'agit d'un souffle, d'un sifflement ou d'un râle qui se produit pendant les battements du cœur.

Il existe deux types de souffles cardiaques :

- Innocent (également appelé physiologique)
- Anormaux

Un souffle innocent peut se trouver chez les enfants et les adultes. Il est causé par le bruit du sang qui se déplace normalement dans le cœur. Chez les adultes, le souffle innocent peut être causé par l'activité physique, la fièvre ou la grossesse.

Un souffle anormal chez un enfant est dû à des malformations cardiaques congénitales, ce qui signifie qu'elles sont présentes à la naissance. Il peut être nécessaire de le corriger par une intervention chirurgicale.

Un souffle anormal chez l'adulte est généralement dû à des problèmes au niveau des valves qui séparent les chambres de votre cœur. Si une valve ne se ferme pas hermétiquement et qu'une partie du sang s'échappe vers l'arrière, on parle de régurgitation.

Si une valve s'est trop rétrécie ou est devenue rigide, on parle de sténose. Cela peut également provoquer un souffle.

Les souffles sont classés en fonction de l'intensité du son. L'échelle de classification va de 1 à 6, où 1 correspond à un son très faible et 6 à un son très fort, si fort qu'il n'est pas nécessaire d'utiliser un stéthoscope pour l'entendre. Les souffles sont également classés selon

qu'ils se produisent pendant le premier bruit (S1), les souffles systoliques, ou pendant le deuxième bruit (S2), les souffles diastoliques.

1.6.1.3 Les clics :

Des claquements ou des sons courts et aigus peuvent également être entendus pendant les battements réguliers de votre cœur. Cela pourrait indiquer un prolapsus de la valve mitrale, lorsqu'un ou les deux volets de votre valve mitrale sont trop longs. Cela peut provoquer une régurgitation du sang dans l'oreillette gauche.

1.6.2 Les souffles cardiaques

Un souffle cardiaque est un son produit par la turbulence du flux sanguin et l'ouverture et la fermeture des valves du cœur, ce qui provoque des vibrations audibles prolongées de la structure cardiaque.

Le souffle cardiaque doit être évalué en ce qui concerne (1) la localisation ; (2) le moment ; (3) l'intensité ; (4) le rayonnement ; (5) la qualité ; (6) la fréquence ; (7) la configuration ; (8) la durée ; et (9) la réponse aux interventions [27].

- 1- Localisation : il faut déterminer l'endroit des parois thoraciques où le souffle est le plus fort (point d'intensité maximale, punctum maximum (PM)) doit être déterminé.
- 2- Chronologie : il faut décider si le souffle est systolique ou diastolique.
- 3- L'intensité ou le niveau sonore : les souffles peuvent être classés sur une échelle de I à VI. La définition de l'intensité d'un souffle est en partie subjective, mais si un souffle peut être palpé, le niveau est IV ou plus. Dans la pratique clinique, la classification fonctionne généralement bien entre différents observateurs. Les niveaux sont présentés comme suit :
 - I : entendu seulement avec une concentration intense.
 - II : faible, mais immédiatement audible.
 - III : souffle fort sans vibration palpable.
 - IV : souffle fort associé à une vibration palpable sur la paroi thoracique.
 - V : très fort ; palpitation présente et audible lorsque seul le bord du stéthoscope touche la paroi thoracique.
 - VI : audible sans contact du stéthoscope avec la paroi thoracique.
- 4- Irradiation : les souffles s'étendent dans une direction prévisible à partir de leur point d'intensité maximale, en fonction de la structure anatomique concernée et de la direction du flux sanguin.
- 5- Qualité : la présence d'harmoniques détermine la qualité du murmure. Des termes tels que "dur", "grossier" et "soufflant" peuvent ajouter du sens à la description du murmure mais, en général, cela a surtout de la valeur pour l'observateur individuel et est difficile à transmettre avec précision aux autres.
- 6- Fréquence : ce terme fait référence à une estimation approximative de la gamme de sons dominants, c'est-à-dire basse, moyenne ou haute.
- 7- Configuration : la forme dynamique du murmure est déterminée par la variation de l'intensité du murmure. Un souffle peut s'amplifier (crescendo) ou diminuer à partir

d'un début fort (decrecendo), monter et descendre (crescendo decrecendo) ou encore rester relativement constant (plateau) (figure 10).

- 8- Durée : il s'agit de définir la durée de la systole ou de la diastole occupée par le murmure. Il est important de noter le moment de l'apparition et la durée du murmure pendant la systole ou la diastole.
- 9- Réponse aux interventions : un changement de la position du corps du patient, la manœuvre de Valsalva et un exercice de préhension soutenu peuvent être utilisés pour modifier les caractéristiques du murmure.
- 10- Un souffle peut se produire dans un cœur normal. Il peut aussi indiquer un problème au niveau du cœur. Les souffles cardiaques sont classés en souffles systoliques, diastoliques et continus.

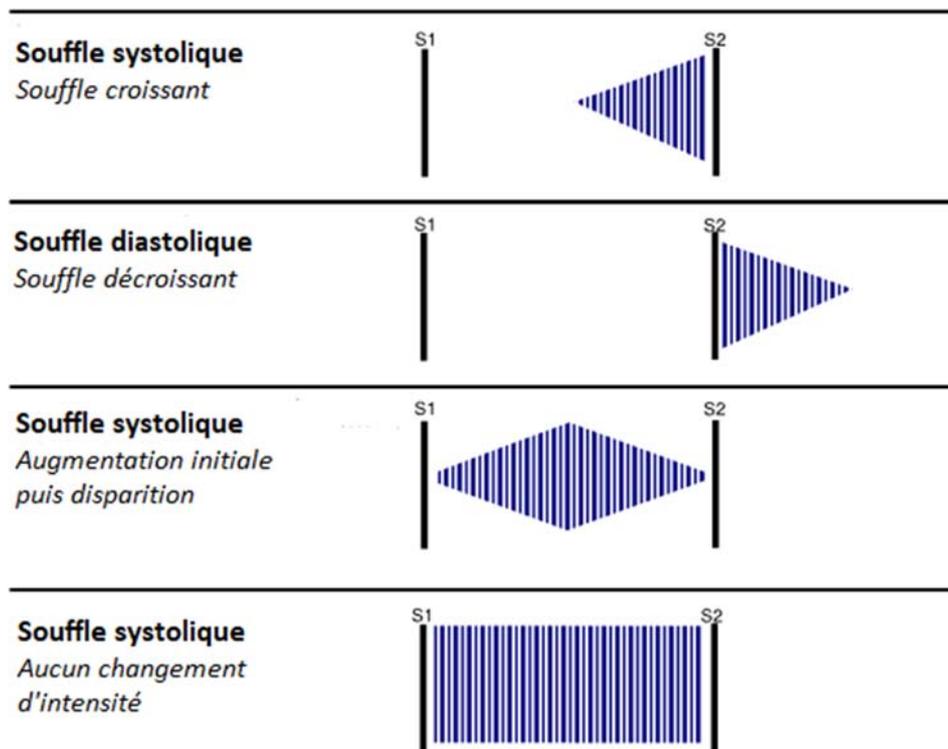
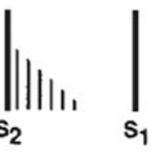
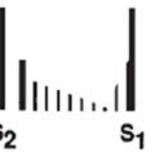


Figure 0-10 Les différents formes d'un souffle cardiaque

Les souffles les plus communs sont résumés dans le tableaux suivant :

Tableau 0-1 Les souffles cummuns

Type de souffle	Exemple	Emplacement			
Ejecetion systolique		Sténose aortique	2ème espace intercostal droit		
		Sténose pulmonaire	2e-3e espaces intercostaux gauches		

Pansystolique		Régurgitation mitrale Régurgitation tricuspide	Apex → axillaire Bord inférieur gauche du sternum → Bord inférieur droit du sternum
Systole tardive		prolapsus de la valve mitrale	Apex → axillaire
Systole précoce		Régurgitation aortique Régurgitation pulmonaire	Le long du côté gauche du sternum Côté supérieur gauche du sternum
Diastolique moyenne ou tardive		Sténose mitrale	Apex

1.6.2.1 Les souffles systoliques

Un souffle cardiaque qui se produit pendant une contraction du muscle cardiaque. Les souffles systoliques se divisent en souffles d'éjection (souvent dus à l'écoulement du sang à travers un vaisseau rétréci ou une valve irrégulière) et en souffles de régurgitation (généralement dus à une régurgitation mitrale ou tricuspide où le sang fuit des ventricules vers les oreillettes). En revanche, on préfère aujourd'hui séparer les souffles uniquement sur la base du timing systolique (précoce, moyen, tardif et holo) et en utilisant comme points de référence à la fois S1 et S2. En conséquence :

- **Les souffles systoliques précoces** se regroupent autour de S1 (et l'obscurcissent).
- **Les souffles systoliques tardifs** se regroupent autour de (et obscurcirait) S2.
- **Les souffles holosystoliques** oblitérent S1 et S2.

- **Les souffles systoliques moyens** les épargneraient tous les deux.

1.6.2.1.1 La sténose mitrale (MS)

La sténose mitrale est un rétrécissement de l'ouverture de la valve mitrale. La sténose mitrale limite la circulation du sang de l'oreillette gauche vers le ventricule gauche. Elle entraîne une réduction du débit sanguin à travers l'ouverture rétrécie de la valve, de l'oreillette gauche au ventricule gauche. En conséquence, le volume de sang apportant l'oxygène des poumons est réduit. Cela peut provoquer une sensation de fatigue et d'essoufflement. Le volume et la pression du sang restant dans l'oreillette gauche augmentent, ce qui entraîne un élargissement de l'oreillette gauche et une accumulation de liquide dans les poumons.

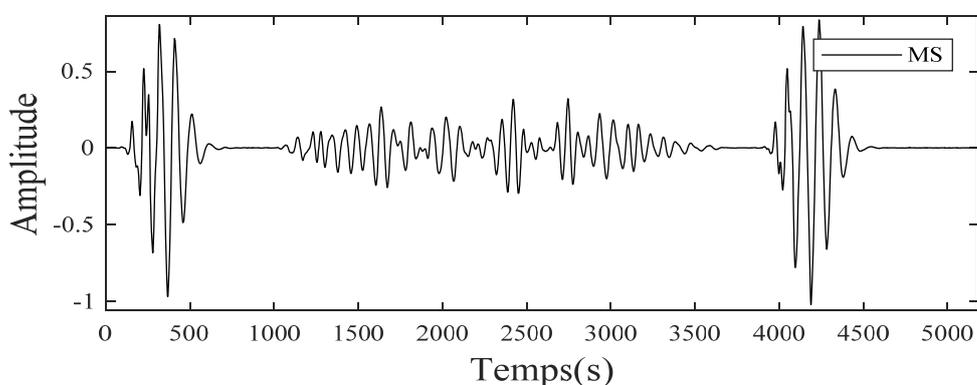


Figure 0-11 Un phonocardiogramme (PCG) d'une sténose mitrale

1.6.2.1.2 Murmure innocent (IM):

Ces murmures sont fréquents, surtout chez les enfants, et n'ont aucune origine pathologique. Ils surviennent toujours pendant la systole, car tous les murmures diastoliques sont pathologiques. Ils sont causés par un état d'hyper dynamique, c'est-à-dire un débit élevé à travers la valve. Cette affection peut également survenir au cours d'une grossesse normale ou lors de situations pathologiques non liées au cœur telles que l'anémie, l'insuffisance rénale chronique et les maladies du foie.

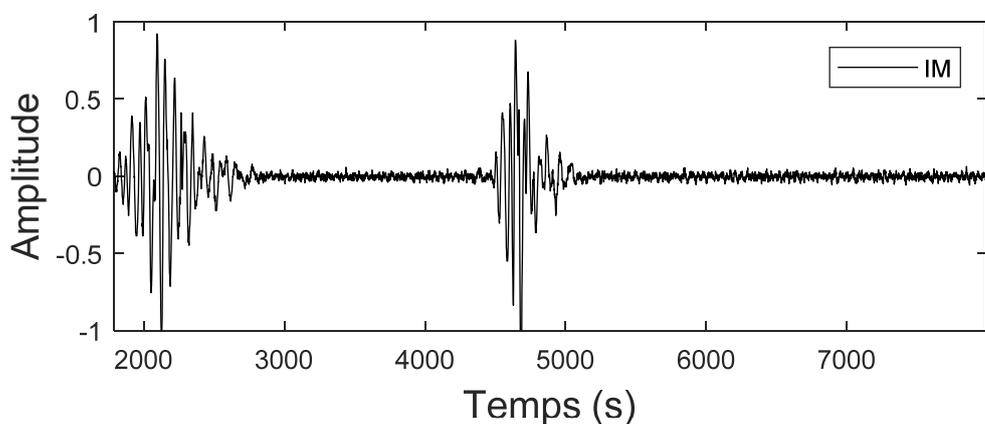


Figure 0-12 Un phonocardiogramme (PCG) d'un murmure innocent

1.6.2.1.3 La sténose aortique (AS)

La sténose aortique est l'un des problèmes de valvulopathie les plus courants et les plus graves. La sténose aortique est un rétrécissement de l'ouverture de la valve aortique. La sténose aortique restreint le flux sanguin du ventricule gauche vers l'aorte et peut également affecter la pression dans l'oreillette gauche. Il était connu que la AS se développait plus tôt chez les patients nés avec une valve aortique bicuspide plutôt qu'avec une valve tricuspide normale, ce qui suggère que le stress hémodynamique sur la valve pourrait jouer un rôle [28].

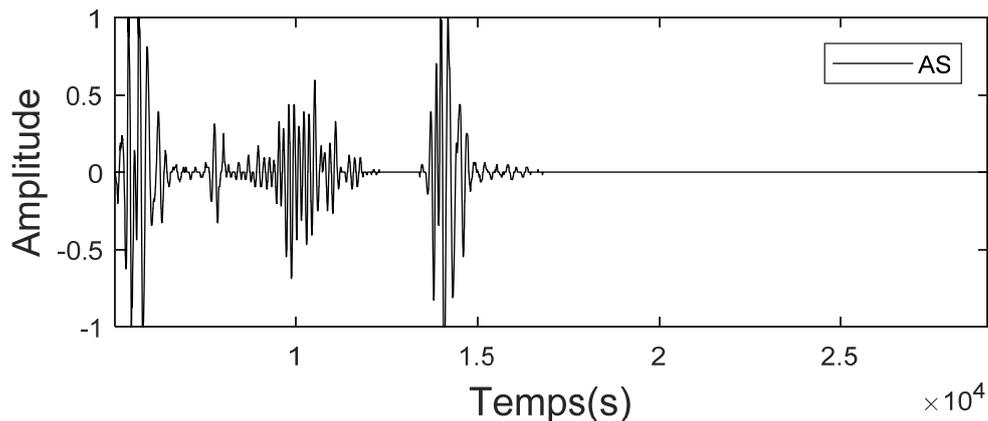


Figure 0-13 Un phonocardiogramme (PCG) d'une sténose aortique

1.6.2.2 Les souffles diastoliques :

Les souffles cardiaques diastoliques sont des souffles cardiaques entendus pendant la diastole. Tous les souffles diastoliques impliquent une altération de l'anatomie ou de la fonction des structures cardiovasculaires. Ils se produisent pendant la relaxation du muscle cardiaque entre les battements. Les souffles diastoliques sont dus à un rétrécissement (sténose) des valves mitrale ou tricuspide, ou à une régurgitation des valves aortique ou pulmonaire.

1.6.2.2.1 Sténose de la valve mitrale ou tricuspide :

Comme pour la sténose aortique décrite ci-dessus, la valve, en se calcifiant, ne permet pas le passage laminaire du sang. Les interruptions rendent le flux turbulent, ce qui entraîne des vibrations qui sont entendues sous forme de murmures diastoliques. La sténose de la valve mitrale est beaucoup plus fréquente que celle de la valve tricuspide, la principale cause de ces deux types de sténose étant le rhumatisme articulaire aigu.

Ce murmure se produit au milieu ou à la fin de la diastole, et il a une forme décroissant-croissant. Dans une valve fortement calcifiée, le murmure apparaît comme un plateau, de S2 à S1.

1.6.2.2.2 Claquement d'ouverture (Opening Snap (OS)):

Il s'agit d'un son supplémentaire entendu dans la diastole. Il est décrit comme un son diastolique précoce, aigu, qui est associé à l'ouverture de la valve mitrale et/ou tricuspide. Il est causé par une tension soudaine des feuillets de la valve après que les cuspidés de la valve

ont terminé leur mouvement d'ouverture [20, 21]. L'OS se produit lorsque le mouvement du dôme mitral dans le ventricule gauche s'arrête soudainement. Il est plus facilement audible à l'apex, en utilisant le diaphragme du stéthoscope.

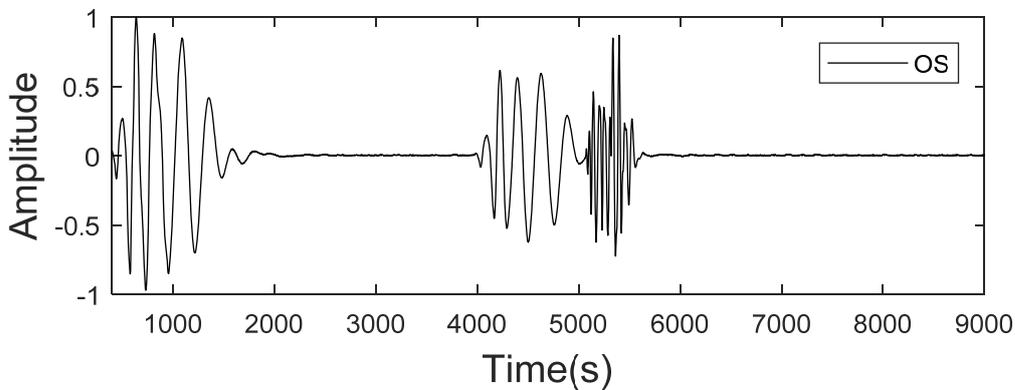


Figure 0-14 Un phonocardiogramme (PCG) d'un claquement d'ouvertures OS.

1.6.2.2.3 La régurgitation aortique (AR) :

La régurgitation aortique est une incompétence de la valve aortique qui provoque un reflux de l'aorte vers le ventricule gauche pendant la diastole. Les causes comprennent la dégénérescence valvulaire et la dilatation de la racine aortique (avec ou sans valve bicuspidée), le rhumatisme articulaire aigu et autres. Les signes comprennent un élargissement de la pression du pouls et un souffle diastolique précoce.

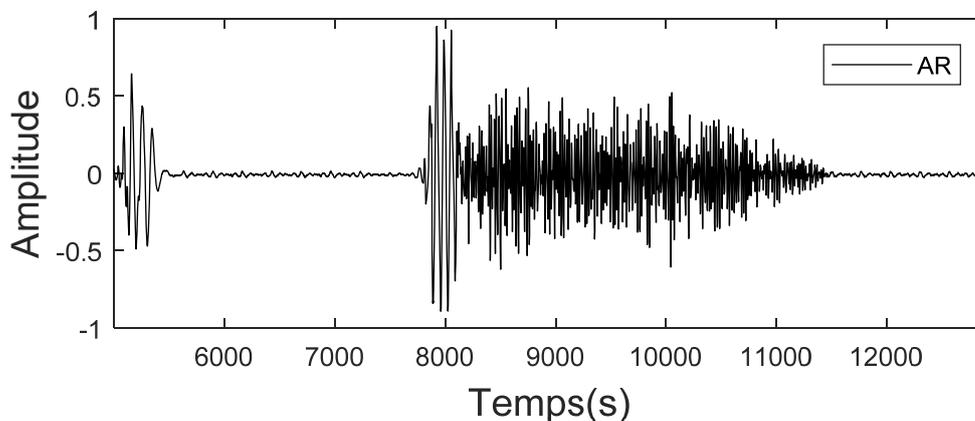


Figure 0-15 Un phonocardiogramme (PCG) d'une régurgitation aortique AR

1.6.2.2.4 Rumble diastolique (Diastolic rumble (DR)):

C'est un son d'une certaine durée survenant pendant la diastole. Les rumbles diastoliques commencent au moment ou après le deuxième bruit cardiaque S2 et se terminent avant ou au moment du premier bruit cardiaque S1. Ils ont un caractère grondant. Beaucoup impliquent une sténose des valves auriculo-ventriculaires ou une régurgitation des valves semi-lunaires.

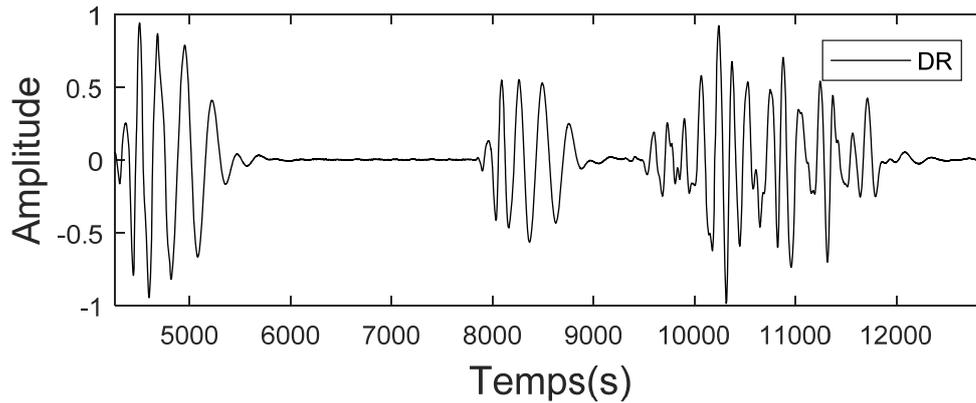


Figure 0-16 Un phonocardiogramme (PCG) d'un rumble diastolique DR

1.6.2.3 Les souffles continus

L'écoulement continu dans les vaisseaux situés à l'extérieur du cœur, au niveau distal des valvules semi-lunaires peut provoquer un écoulement turbulent tout au long du cycle cardiaque. Les souffles qui en résultent s'étendent sur le S2. Les souffles continus peuvent être entendus pendant une partie ou la totalité de la diastole.

Les souffles continus sont généralement pathologiques. L'exemple le plus typique est le souffle causé par la persistance du canal artériel (PCA). La différence de pression entre l'aorte et l'artère pulmonaire existe pendant tout le cycle cardiaque. Le flux rapide à travers l'orifice relativement petit du PCA déclenche la turbulence et le murmure.

Il est clair que la distribution des fréquences des bruits cardiaques dépend du défaut structural qui provoque le dysfonctionnement du cœur. Les plages de fréquences spécifiques de la sténose mitrale, des souffles d'éjection (la catégorie de souffles dans laquelle se trouve la sténose aortique) et des souffles de régurgitation peuvent être visualisées sur la figure 17.

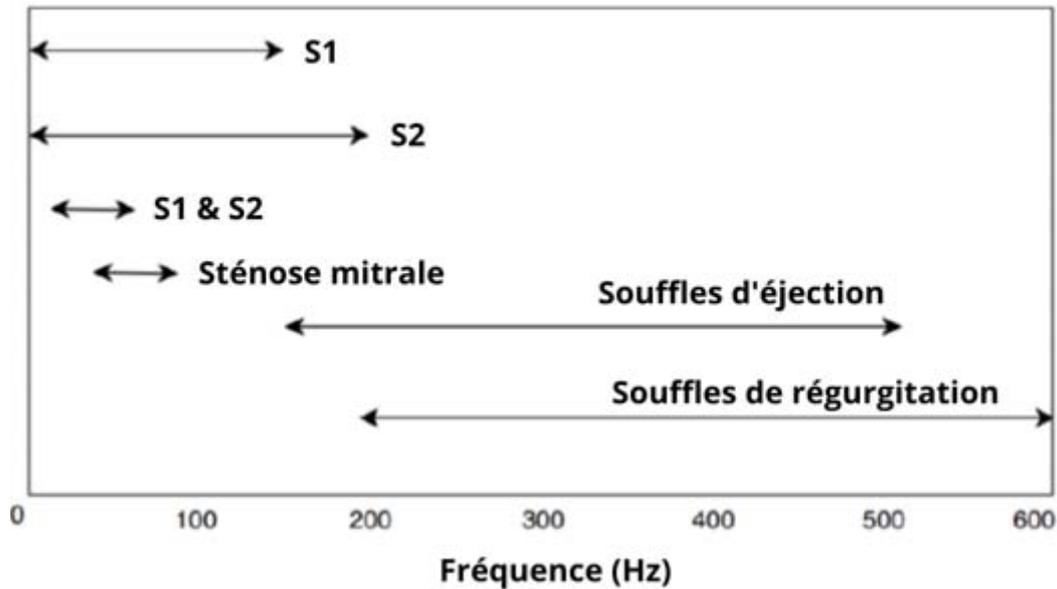


Figure 0-17 *Gammes de fréquences des bruits cardiaques normaux et anormaux. Les bruits cardiaques anormaux, comme les souffles, ont généralement des gammes de fréquences plus élevées que les bruits cardiaques normaux [31]*

Il existe de nombreuses autres anomalies associées aux maladies cardiaques qui modifient la structure des bruits du cœur, même si elles ne sont pas illustrées dans les figures 16. Par exemple, d'autres anomalies peuvent être identifiées par une séparation accrue entre les deux composantes de S1, M1 et T1, ce qui entraîne des pathologies cardiaques telles que la sténose tricuspide [32].

Ce lien entre diverses pathologies cardiaques physiques et les bruits cardiaques anormaux correspondants constitue un moyen potentiel d'identifier et de diagnostiquer l'insuffisance cardiaque. Pour ce faire, il est souvent nécessaire de savoir quelle partie d'un signal correspond à certaines phases du cycle cardiaque, par exemple, où se trouvent S1, la systole, S2 et la diastole dans un signal PCG ? Sur le plan informatique, on peut répondre à cette question à l'aide d'un algorithme de segmentation des bruits du cœur.

1.7 Conclusion

Ce chapitre présente le contexte historique de la surveillance du cœur humain, depuis ses débuts avec l'auscultation jusqu'à l'état actuel de la phonocardiographie. Depuis longtemps, l'auscultation a pris une grande valeur prédictive permettant l'identification de nombreuses maladies cardiaques graves. Jusqu'au jour d'aujourd'hui, l'utilisation du stéthoscope et de l'auscultation cardiaque reste le principal outil de diagnostic dans l'évaluation des pathologies cardiaques.

Dans ce chapitre, nous avons exploré la phonocardiographie dans son aspect anatomique et physiologique et l'origine des bruits du cœur est discutée. Enfin, Le chapitre se termine par une description des événements constitutifs d'un cycle d'un signal phonocardiogramme idéalisé du cœur humain qui produisent un signal acoustique et de la signification de la séparation temporelle.

1.8 Bibliographie

- [1] ‘Cardiovascular diseases (CVDs)’. [https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/cardiovascular-diseases-\(cvds\)](https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/cardiovascular-diseases-(cvds)) (accessed Nov. 01, 2021).
- [2] C. Liu *et al.*, ‘An open access database for the evaluation of heart sound algorithms’, *Physiol. Meas.*, vol. 37, no. 12, pp. 2181–2213, Dec. 2016, doi: 10.1088/0967-3334/37/12/2181.
- [3] A. J. Taylor, *Learning Cardiac Auscultation: From Essentials to Expert Clinical Interpretation*. Springer, 2015.
- [4] M. T. Keating and M. C. Sanguinetti, ‘Molecular and Cellular Mechanisms of Cardiac Arrhythmias’, *Cell*, vol. 104, no. 4, pp. 569–580, Feb. 2001, doi: 10.1016/S0092-8674(01)00243-4.
- [5] F. M. Filipoiu, ‘Concepts of Clinical Anatomy of the Heart: Definition, Location and Position’, in *Atlas of Heart Anatomy and Development*, F. M. Filipoiu, Ed. London: Springer, 2014, pp. 57–60. doi: 10.1007/978-1-4471-5382-5_3.
- [6] S. J. Crick, M. N. Sheppard, S. Y. Ho, L. Gebstein, and R. H. Anderson, ‘Anatomy of the pig heart: comparisons with normal human cardiac structure’, *J Anatomy*, vol. 193, no. 1, pp. 105–119, Jul. 1998, doi: 10.1046/j.1469-7580.1998.19310105.x.
- [7] A. M. Weissler, ‘Interpreting systolic time intervals in man’, *Journal of the American College of Cardiology*, vol. 2, no. 5, pp. 1019–1020, Nov. 1983, doi: 10.1016/S0735-1097(83)80254-X.
- [8] G. M. Marcus *et al.*, ‘Association Between Phonocardiographic Third and Fourth Heart Sounds and Objective Measures of Left Ventricular Function’, *JAMA*, vol. 293, no. 18, pp. 2238–2244, May 2005, doi: 10.1001/jama.293.18.2238.
- [9] ‘Time-frequency analysis of the first heart sound. Part 1: Simulation and analysis | SpringerLink’. <https://link.springer.com/article/10.1007/BF02534081> (accessed Nov. 02, 2021).
- [10] A. A. Luisada, ‘The First Heart Sound in Normal and Pathological Conditions’, *Japanese Heart Journal*, vol. 28, no. 2, pp. 143–156, 1987, doi: 10.1536/ihj.28.143.
- [11] D. Chen, L.-G. Durand, H. C. Lee, and D. W. Wieting, ‘Time-frequency analysis of the first heart sound: Part 3: Application to dogs with varying cardiac contractility and to patients with mitral mechanical prosthetic heart valves’, *Med. Biol. Eng. Comput.*, vol. 35, no. 5, p. 455, Sep. 1997, doi: 10.1007/BF02525523.
- [12] Laënnec RTH, ‘De l’auscultation médiate: ou traité du diagnostic des maladies des poumons ... - René T. H. Laennec - Google Livres’, 1819.

- [13] M. R. Montinari and S. Minelli, ‘The first 200 years of cardiac auscultation and future perspectives’, *J Multidiscip Healthc*, vol. 12, pp. 183–189, Mar. 2019, doi: 10.2147/JMDH.S193904.
- [14] S. Leng, ‘The electronic stethoscope’, p. 37, 2015.
- [15] D. Warriner, J. Michaels, and P. D. Morris, ‘Cardiac auscultation: normal and abnormal’, *Br J Hosp Med*, vol. 80, no. 2, pp. C28–C31, Feb. 2019, doi: 10.12968/hmed.2019.80.2.C28.
- [16] M. Elgendi *et al.*, ‘The Voice of the Heart: Vowel-Like Sound in Pulmonary Artery Hypertension’, *Diseases*, vol. 6, no. 2, Art. no. 2, Jun. 2018, doi: 10.3390/diseases6020026.
- [17] S. Zeising, A. Thalmayer, G. Fischer, and J. Kirchner, ‘Stability of the Frequency Spectrum of the Heart Sounds S1 and S2 under Different Physiological Conditions’, in *2020 IEEE 20th International Conference on Bioinformatics and Bioengineering (BIBE)*, Oct. 2020, pp. 648–654. doi: 10.1109/BIBE50027.2020.00110.
- [18] A. Rujoie, A. Fallah, S. Rashidi, E. Rafiei Khoshnood, and T. Seifi Ala, ‘Classification and evaluation of the severity of tricuspid regurgitation using phonocardiogram’, *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 57, p. 101688, Mar. 2020, doi: 10.1016/j.bspc.2019.101688.
- [19] R. S. von Bardeleben *et al.*, ‘First in human transcatheter COMBO mitral valve repair with direct ring annuloplasty and neochord leaflet implantation to treat degenerative mitral regurgitation: feasibility of the simultaneous toolbox concept guided by 3D echo and computed tomography fusion imaging’, *European Heart Journal*, vol. 39, no. 15, pp. 1314–1315, Apr. 2018, doi: 10.1093/eurheartj/ehx595.
- [20] M. Abella, J. Formolo, and D. G. Penney, ‘Comparison of the acoustic properties of six popular stethoscopes’, *The Journal of the Acoustical Society of America*, vol. 91, no. 4, pp. 2224–2228, Apr. 1992, doi: 10.1121/1.403655.
- [21] ‘Auscultation Skills: Breath & Heart Sounds’. <https://www.wolterskluwer.com/en/solutions/ovid/auscultation-skills-breath--heart-sounds-6212> (accessed Nov. 01, 2021).
- [22] W. Callaghan, ‘A Human-Machine Framework for the Classification of Phonocardiograms’, p. 78.
- [23] N. Reiss *et al.*, ‘Telemonitoring and Medical Care of Heart Failure Patients Supported by Left Ventricular Assist Devices - The Medolution Project’, *Studies in health technology and informatics*, vol. 236, pp. 267–274, May 2017, doi: 10.3233/978-1-61499-759-7-267.
- [24] L. Seepana and D. R. Vala, ‘Second Heart Sound’, *Indian J Cardiovasc Dis Women WINCARS*, vol. 5, no. 1, pp. 76–86, Feb. 2020, doi: 10.1055/s-0040-1708581.

- [25] M. Mishra, S. Banerjee, D. C. Thomas, S. Dutta, and A. Mukherjee, 'Detection of Third Heart Sound Using Variational Mode Decomposition', *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 67, no. 7, pp. 1713–1721, Jul. 2018, doi: 10.1109/TIM.2018.2805198.
- [26] A. H. Salman, N. Ahmadi, R. Mengko, A. Z. R. Langi, and T. L. R. Mengko, 'Automatic segmentation and detection of heart sound components S1, S2, S3 and S4', in *2015 4th International Conference on Instrumentation, Communications, Information Technology, and Biomedical Engineering (ICICI-BME)*, Nov. 2015, pp. 103–107. doi: 10.1109/ICICI-BME.2015.7401344.
- [27] K. Maganti, V. H. Rigolin, M. E. Sarano, and R. O. Bonow, 'Valvular Heart Disease: Diagnosis and Management', *Mayo Clinic Proceedings*, vol. 85, no. 5, pp. 483–500, May 2010, doi: 10.4065/mcp.2009.0706.
- [28] B. A. Carabello, 'Introduction to Aortic Stenosis', *Circ Res*, vol. 113, no. 2, pp. 179–185, Jul. 2013, doi: 10.1161/CIRCRESAHA.113.300156.
- [29] L. Nemani and R. Pechetty, 'Additional Heart Sounds–Part 2 (Clicks, Opening Snap and More)', *Indian Journal of Cardiovascular Disease in Women - WINCARS*, vol. 5, no. 04, pp. 351–363, Dec. 2020, doi: 10.1055/s-0040-1722385.
- [30] A. Margolies and C. C. Wolferth, 'The opening snap (Claquement d'ouverture de la mitrale) in mitral stenosis, its characteristics, mechanism of production and diagnostic importance', *American Heart Journal*, vol. 7, no. 4, pp. 443–470, Apr. 1932, doi: 10.1016/S0002-8703(32)90304-4.
- [31] E. LaPorte, 'Classification and Characterization of Heart Sounds to Identify Heart Abnormalities', 2019. Accessed: Apr. 19, 2022. [Online]. Available: <https://dukespace.lib.duke.edu/dspace/handle/10161/18934>
- [32] 'Aortic Stenosis Overview', *www.heart.org*. <https://www.heart.org/en/health-topics/heart-valve-problems-and-disease/heart-valve-problems-and-causes/problem-aortic-valve-stenosis> (accessed Apr. 25, 2022).

2 Chapitre II : Notions théoriques sur les spectres d'ordre supérieur HOS (la technique Bispectrale)

<i>Chapitre II : Notions théoriques sur les spectres d'ordre supérieur HOS (la technique Bispectrale)</i>	32
2.1 Introduction	33
2.2 Etat de l'art.....	34
2.3 Spectres d'ordre supérieur (HOS) et les paramètres dérivés de HOS.....	35
2.3.1 Spectres d'ordre supérieur.....	35
2.4 Définition et propriétés du domaine fréquentiel.....	39
2.5 Estimation des spectres d'ordre supérieur.....	41
2.6 L'analyse avec les paramètres de HOS :.....	42
2.7 Le bispectre (Bispectrum).....	43
2.7.1 Le domaine principale :	44
2.8 Les caractéristiques du bispectre :	47
2.9 Notions mathématiques.....	48
2.10 Conclusion	52
2.11 Bibliographie	53

2.1 Introduction

Depuis plusieurs décennies, la corrélation et le spectre de puissance sont des outils essentiels pour les applications de traitement numérique du signal dans le domaine biomédical.

L'information contenue dans le spectre de puissance est essentiellement celle de la séquence d'autocorrélation ; ce qui est suffisant pour des descriptions statistiques complètes de signaux gaussiens de moyenne connue. Cependant, dans certaines situations pratiques, il est nécessaire de regarder au-delà de l'autocorrélation d'un signal pour extraire des informations concernant la déviation de la gaussianité et la présence de relations de phase.

Les spectres d'ordre supérieur (HOS), également connus sous le nom de polyspectres, sont des représentations spectrales de statistiques d'ordre supérieur, c'est-à-dire des moments et des cumulants de troisième ordre et au-delà. Les HOS (statistiques d'ordre supérieur ou spectres d'ordre supérieur) peuvent détecter les déviations de la linéarité, de la stationnarité ou de la gaussianité du signal. La plupart des signaux biomédicaux sont non linéaires, non stationnaires et non gaussiens par nature et il peut donc être plus avantageux de les analyser avec des HOS que d'utiliser des corrélations de second ordre et des spectres de puissance.

L'utilisation de statistiques d'ordre supérieur (HOS) dans le traitement du signal est motivée par les propriétés utiles que possèdent les mesures HOS. Ce chapitre décrit le contexte statistique des techniques HOS, en partant des hypothèses mathématiques de base sur les signaux et en passant par les définitions des cumulants jusqu'aux polyspectres, leurs analogues dans le domaine des fréquences. Afin de développer un point central pour les chapitres suivants, le spectre d'ordre 3, ou bispectre, fait l'objet d'une attention particulière. Les problèmes d'estimation sont abordés et certaines propriétés utiles du bispectre sont discutées.

L'application du bispectre pour la détection et l'analyse de la non-linéarité du signal PCG, qui est un thème central de la thèse, est introduite et développée plus en profondeur dans ce chapitre.

Historiquement, de nombreuses techniques HOS ont été développées par des statisticiens dont les objectifs principaux étaient la recherche de résultats statistiques nouveaux et intéressants, plutôt que l'application de ces techniques à des situations réelles.

Les techniques HOS ont été appliquées pour la première fois à des problèmes réels de traitement du signal dans les années 1970, et depuis lors, elles n'ont cessé de se développer dans différents domaines tels que l'économie, la parole, le traitement des données sismiques, la physique des plasmas, l'optique et la biomédecine. L'estimation du spectre de puissance de signaux déterministes ou stochastiques à temps discret est l'un des outils les plus fondamentaux et les plus utiles du traitement numérique du signal. L'utilisation du spectre de puissance se répand

dans les systèmes de traitement de données radar, sonar, communication, parole, biomédical, géophysique et autres.

Dans l'estimation du spectre de puissance, le signal considéré est traité de telle manière que la relation de phase entre les composantes est perdue. L'information contenue dans le spectre de puissance est essentiellement celle qui est présente dans la séquence d'autocorrélation et suffit à décrire complètement un signal gaussien. Le spectre d'ordre supérieur offre certaines caractéristiques uniques qui le rendent plus avantageux pour certaines applications. Certaines des motivations derrière l'utilisation de spectres d'ordre supérieur dans le traitement du signal sont les suivantes :

- Les HOS des processus linéaires non gaussiens contiennent à la fois des informations d'amplitude et de phase. Ils ont été utilisés pour la modélisation de séries temporelles et l'identification de systèmes à phase non minimale et non causaux. Ces applications comprennent la reconstruction de signaux à partir d'images de speckle, la déconvolution sismique et l'égalisation des canaux.
- Les spectres d'ordre supérieur des signaux gaussiens sont statistiquement nuls. Ainsi, l'analyse des spectres d'ordre supérieur (HOSA : Higher Order Spectra Analysis) peut être utilisée pour mesurer la non-gaussianité et pour séparer les mélanges additifs de signaux non-gaussiens indépendants et le bruit gaussien. Cette caractéristique peut être exploitée pour détecter et classer les signaux non gaussiens et fournir une grande immunité au bruit dans les applications où la source du signal est corrompue par un bruit gaussien.
- Les HOS sont invariants en translation car les termes de phase linéaire sont annulés dans les produits des coefficients de Fourier qui les définissent. Les fonctions qui peuvent servir de caractéristiques pour la reconnaissance des formes peuvent être définies à partir de spectres d'ordre supérieur qui satisfont à d'autres propriétés d'invariance souhaitables telles que l'invariance d'échelle, d'amplification et de rotation.
- La HOSA est capable de détecter et de caractériser les propriétés non linéaires des mécanismes qui génèrent des séries temporelles via les relations de phase de leurs composantes harmoniques.

2.2 Etat de l'art

L'analyse des spectres d'ordre supérieur a été appliquée à des nombreuses applications comme en astronomie pour étudier les particules extra-terrestres [1], l'analyse des signaux et donnée sismiques [2], océanographie [3], le traitement des images IRM (imagerie par résonance magnétique) [4], la reconnaissance des panneaux de signalisation pour les systèmes d'aide à la conduite [5], détection des défauts des roulements et des moteurs [6], Classification des globules blancs à partir d'images microscopiques [7], analyse des signaux biomédicaux tels que

l'électroencéphalogramme EEG [8] l'électromyogramme EMG [9] et l'électrocardiogramme ECG [10].

De nombreux aspects des soins de santé nécessitent le traitement et l'analyse de signaux physiologiques tels que l'électroencéphalogramme (EEG), l'électrocardiogramme (ECG), la variabilité de la fréquence cardiaque (HRV), l'électromyogramme (EMG) et les images médicales. Cela peut nécessiter des tâches telles que la réduction du bruit, l'extraction de caractéristiques, l'analyse et classification de modèles, la visualisation et la modélisation. Certaines des caractéristiques inhérentes aux signaux biomédicaux sont la non-linéarité, la non-stationnarité, la non-gaussianité, l'incertitude et l'imprécision.

Les signaux biomédicaux sont essentiellement des signaux non stationnaires ; ils présentent souvent une autosimilarité de type fractal. Ils peuvent contenir des indicateurs de maladies actuelles, voire des avertissements sur des maladies imminentes.

L'utilisation de caractéristiques et paramètres non linéaires motivées par les spectres d'ordre supérieur (HOS) s'est avérée être une approche prometteuse pour analyser les caractéristiques non linéaires des signaux biologiques.

Ces techniques dynamiques non linéaires basées sur les spectres d'ordre supérieur sont fondées sur la théorie du chaos et ont été appliquées à de nombreux domaines, notamment la médecine et la biologie.

2.3 Spectres d'ordre supérieur (HOS) et les paramètres dérivés de HOS

2.3.1 Spectres d'ordre supérieur

Les spectres d'ordre supérieur sont définis comme étant des représentations spectrales des cumulants d'ordre supérieur d'un processus aléatoire. Soit $x(k)$ un processus aléatoire réel, en temps discret et d'ordre n . En outre, soit $w = [w_1, w_2, \dots, w_n]^T$ et $x = [x(k), x(k + \tau_1), \dots, x(k + \tau_{n-1})]^T$. Alors le moment d'ordre de $x(k)$, $m_n^x(\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_{n-1})$ est défini comme le coefficient dans l'expansion de Taylor de la fonction génératrice de moments.

$$\phi(w) = E[\exp(jw^T x)] \quad (2-1)$$

En pratique, le moment d'ordre n peut être calculé de manière équivalente en prenant l'espérance du processus multiplié par $(n-1)$ versions retardées de lui-même [11].

$$m_1^x = E[x(k)] \quad (2-2)$$

$$m_2^x = E[x(k)] + x(k + \tau) \quad (2-3)$$

$$m_3^x = E[x(k) + x(k + \tau_1) + x(k + \tau_2)] \quad (2-4)$$

$$m_4^x = E[x(k) + x(k + \tau_1) + x(k + \tau_2) + x(k + \tau_3)] \quad (2-5)$$

De même, les coefficients dans l'expansion de Taylor de la fonction génératrice du cumulants, également connue sous le nom de deuxième fonction caractéristique sont les cumulants d'ordre n de $x(k)$, dénotés par $c_n^x(\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_{n-1})$.

$$x(w) = \ln\{E[\exp(jw^T x)]\} \quad (2-6)$$

En combinant (2-1) et (2-6), il est évident que les cumulants peuvent être exprimés en termes de moments et vice versa. On peut facilement calculer les cumulants comme certaines combinaisons non linéaires de moments. Les cumulants d'ordre 2, 3 et 4 sont :

$$c_1^x = m_1^x \quad (2-7)$$

$$c_2^x(\tau) = m_2^x(\tau) - (m_1^x)^2 \quad (2-8)$$

$$c_3^x(\tau_1, \tau_2) = m_3^x(\tau_1, \tau_2) - m_1^x[m_2^x(\tau_1) + m_2^x(\tau_2) + m_2^x(\tau_1 - \tau_2)] + 2(m_1^x)^3 \quad (2-9)$$

$$\begin{aligned} c_4^x(\tau_1, \tau_2, \tau_3) = & m_4^x(\tau_1, \tau_2, \tau_3) - m_2^x(\tau_1) \cdot m_2^x(\tau_3 - \tau_2) - m_2^x(\tau_2) \cdot m_2^x(\tau_3 - \tau_1) - \\ & m_2^x(\tau_3) \cdot m_2^x(\tau_2 - \tau_1) - m_1^x[m_3^x(\tau_2 - \tau_1, \tau_3 - \tau_1) + m_3^x(\tau_2, \tau_3) + m_3^x(\tau_2, \tau_4) + \\ & m_3^x(\tau_1, \tau_2)] + (m_2^x)^2[m_1^x(\tau_1) + m_2^x(\tau_2) + m_2^x(\tau_3) + m_2^x(\tau_3 - \tau_1) + m_2^x(\tau_3 - \tau_2) + \\ & m_2^x(\tau_2 - \tau_1)] - 6(m_1^x)^4 \end{aligned} \quad (2-10)$$

Si le signal $x(k)$ est de moyenne nulle $m_1^x = 0$, alors le cumulants de deuxième et troisième ordre est identique aux moments de deuxième et troisième ordre, respectivement. Si le processus a une moyenne non nulle, on peut d'abord en soustraire la moyenne, ce qui est souvent le cas pour l'estimation à partir d'enregistrements finis. Cependant, pour générer le cumulants d'ordre 4, nous devons connaître les moments d'ordre 4 et d'ordre 2, à savoir que :

$$c_4^x(\tau_1, \tau_2, \tau_3) = m_4^x(\tau_1, \tau_2, \tau_3) - m_2^x(\tau_1) \cdot m_2^x(\tau_3 - \tau_2) - m_2^x(\tau_2) \cdot m_2^x(\tau_3 - \tau_1) - \quad (2-11)$$

$$m_2^x(\tau_3).m_2^x(\tau_2-\tau_1)$$

Dans la pratique, en raison de la propriété linéaire unique de la deuxième fonction caractéristique, il est plus courant et préférable de travailler avec des cumulants et des spectres de cumulants plutôt qu'avec des moments dans le cas de signaux stochastiques. Cependant, il convient de noter que les estimations des cumulants sont obtenues dans la pratique après avoir calculé les estimations des moments à partir des échantillons du domaine temporel en utilisant leur relation. En outre, les spectres d'ordre supérieur sont souvent estimés directement dans le domaine spectral en tant que valeurs attendues des périodogrammes d'ordre supérieur. Dans les cas où les HOS sont estimés dans le domaine spectral, les cumulants peuvent ne pas être calculés. Les spectres cumulatifs peuvent être obtenus à partir des spectres de moments dans le domaine spectral par des relations similaires [12].

Les cumulants des trois premiers ordres à zéro retard sont les paramètres bien connus, variance, asymétrie et aplatissement, utilisés pour décrire les fonctions de densité de probabilité.

En mettant $\tau_1 = \tau_2 = \tau_3$ dans les équations ci-dessus, on obtient :

$$\gamma_2 = E\{x_2(k)\} = c_2^x(0) \quad (\text{Variance}) \quad (2-12)$$

$$\gamma_3 = E\{x_3(k)\} = c_3^x(0) \quad (\text{Asymétrie}) \quad (2-13)$$

$$\gamma_4 = E\{x_4(k)\} - 3(\gamma_2)^2 = c_4^x(0,0,0) \quad (\text{Aplatissement}) \quad (2-14)$$

Certaines des propriétés importantes que tout cumulant d'ordre n satisfait sont les suivantes :

1. **Quantités échelonnées** : Les cumulants des grandeurs mises à l'échelle sont égaux au produit de tous les facteurs d'échelle multipliés par le cumulant des quantités originales, c'est-à-dire, si $\gamma_i, i=1,2,\dots,n$ sont des constantes et $x_i, i=1,2,\dots,n$ sont des variables aléatoires, alors :

$$cum(\lambda_1 x_1, \lambda_2 x_2, \dots, \lambda_n x_n) = \{\prod_{i=1}^n \lambda_i\} cum(x_1, x_2, \dots, x_n) \quad (2-15)$$

2. **Symétrie** : Les cumulants sont symétriques dans leurs arguments, c'est-à-dire que :

$$cum(x_1, x_2, \dots, x_n) = cum(x_{i_1}, x_{i_2}, \dots, x_{i_n}) \quad (2-16)$$

Où (i_1, i_2, \dots, i_n) est une permutation de $(1, \dots, n)$; le fait d'interchanger les arguments du cumulant de quelque manière que ce soit ne change pas sa valeur, par exemple :

$$c_4(\tau_1, \tau_2, \tau_3) = c_4(\tau_3, \tau_1, \tau_2) = c_4(\tau_2, \tau_3, \tau_1) \text{ etc...} \quad (2-17)$$

3. **Additivité** : Les cumulants sont additifs dans leurs arguments, c'est-à-dire que les cumulants des sommes sont égaux aux sommes des cumulants. Par exemple, même si x_0 et y_0 ne sont pas statistiquement indépendants, il est vrai que :

$$cum(x_0 + y_0, z_1, \dots, z_n) = cum(x_0, z_1, \dots, z_n) \quad (2-18)$$

4. **Constantes additives** : Les cumulants sont insensibles aux constantes additives, c'est-à-dire, pour la constante α :

$$cum(\alpha + z_1, \dots, z_n) = cum(z_1, \dots, z_n) \quad (2-19)$$

5. **Sommes** : Les cumulants d'une somme de quantités statistiquement indépendantes sont égaux à la somme des cumulants des quantités individuelles, c'est-à-dire que si la variable aléatoire $[x_i]$ est indépendante des variables aléatoires $[y_i]$ pour $i = 1, 2, \dots, n$ alors :

$$cum(x_0 + y_0, \dots, x_n + y_n) = cum(x_1, x_2, \dots, x_n) + cum(y_1, y_2, \dots, y_n) \quad (2-20)$$

Notez que si x_i et y_i ne sont pas indépendants, l'équation (2-19) comporterait $2n$ termes du côté droit. L'indépendance statistique réduit ces termes à seulement 2.

6. **Sous-ensembles indépendants** : Si un sous-ensemble de variables aléatoires tel que $\{x_1, x_2\}$ est indépendant du reste $\{x_3, x_4, \dots, x_n\}$, alors

$$cum(x_1, x_2, \dots, x_n) = 0 \quad (2-21)$$

2.4 Définition et propriétés du domaine fréquentiel

La relation de Weiner-Khintchine indique que la fonction de densité spectrale $M_n^x(w)$ et la fonction de corrélation $m_n^x(\tau)$ constituent une paire de transformées de Fourier, soit :

$$m_n^x(\tau) \leftrightarrow M_n^x(w) \quad (2-22)$$

Où w désigne la fréquence, et τ désigne une paire de transformées de Fourier. Les spectres basés sur les cumulés peuvent être définis de manière similaire.

Le spectre cumulatif du deuxième ordre est le spectre de puissance et les spectres cumulatifs du troisième et du quatrième ordre sont appelés respectivement bispectre (bispectrum) et trispectre (trispectrum).

La formule générale :

$$S_n^x(\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_{n-1}) = \sum_{\tau_1=-\infty}^{\infty} \dots \sum_{\tau_{n-1}=-\infty}^{\infty} cum_n^x(\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_{n-1}) \exp[-j \sum_{i=1}^{n-1} \omega_i \tau_i] \quad 2-23$$

Si $n=2$, on a la puissance Spectre :

$$S_2^x(\omega_1) = \sum_{\tau=-\infty}^{\infty} c_2^x(\tau) \exp[-j\omega_1\tau] \quad (2-24)$$

Bispectre : $n=3$

Le bispectre est la transformée de Fourier 2D de la fonction du troisième cumulatif :

$$S_3^x(\omega_1, \omega_2) = \sum_{\tau_1=-\infty}^{\infty} \sum_{\tau_2=-\infty}^{\infty} c_3^x(\tau_1, \tau_2) \exp[-j(\omega_1\tau_1 + \omega_2\tau_2)] \quad (2-25)$$

Pour $|\omega_1| \leq \pi$, $|\omega_2| \leq \pi$ et $|\omega_1 + \omega_2| \leq \pi$.

Dans les définitions ci-dessus, on suppose que les fonctions moment ou cumulants satisfont aux conditions nécessaires pour une représentation de Fourier (spectrale). Cela implique qu'ils décroissent avec des retards croissants et sont au moins intégrables au carré. Pour une discussion sur l'existence de polyspectres pour les processus aléatoires. Notez que les cumulants sont des fonctions déterministes même si le processus est aléatoire.

Pour un signal déterministe $x(n)$, le spectre de puissance peut être exprimé en termes de la transformée de Fourier des signaux sous-jacents :

$$S_2(\omega) = X^*(\omega)X(\omega) \quad (2-26)$$

Pour un signal déterministe à courant continu nul, le bispectre peut être exprimé en termes de transformée de Fourier du signal sous-jacent puisque :

$$S_3^x(\omega_1, \omega_2) = \sum_{\tau_1=-\infty}^{\infty} \sum_{\tau_2=-\infty}^{\infty} \sum_{n=-\infty}^{\infty} x(n)x(n + \tau_1)x(n + \tau_2) \exp [-j(\omega_1\tau_1 + \omega_2\tau_2)] \quad (2-27)$$

En fixant $n + \tau_1 = m$ et $n + \tau_2 = k$ et en divisant l'exposant, on peut montrer que :

$$S_3^x(\omega_1, \omega_2) = \left\{ \sum_{m=-\infty}^{\infty} x(m)e^{-j\omega_1 m} \right\} \left\{ \sum_{k=-\infty}^{\infty} x(k)e^{-j\omega_2 k} \right\} \left\{ \sum_{n=-\infty}^{\infty} x(n)e^{-j(\omega_1 + \omega_2)n} \right\} = \quad (2-28)$$

$$X(\omega_1)X(\omega_2)X^*(\omega_1 + \omega_2)$$

Notez que dans les expressions ci-dessus pour le spectre de puissance et le bispectre d'un signal déterministe, ces spectres sont des produits de transformées de Fourier des signaux déterministes dans le domaine temporel. Le bispectre est un produit triple évalué à deux fréquences et à leur somme de fréquences. Cette expression est similaire à celle du périodogramme pour le spectre de puissance et est appelée périodogramme d'ordre supérieur. On peut montrer que le bispectre d'un processus aléatoire peut être estimé comme la valeur attendue de ce bi-périodogramme sur un ensemble de réalisations du processus. Souvent, seule une seule réalisation du processus est tout ce qui est disponible. Si le processus est effectivement stationnaire, cette réalisation peut être divisée en segments et les bi-périodogrammes des différents segments peuvent être moyennés pour obtenir une estimation fiable du bispectre.

Si $x(n)$ est une séquence de durée finie, l'existence de sa transformée de Fourier discrète (DFT) est garantie.

Les conditions de symétrie du bispectre $S_3(\omega_1, \omega_2)$ découlent de celles du troisième cumulant, à savoir :

$$S_3(\omega_1, \omega_2) = S_3(\omega_2, \omega_1) = S_3^*(-\omega_2, -\omega_1) = S_3^*(-\omega_1, -\omega_2) = S_3(-\omega_1 - \omega_2, \omega_2) = S_3(-\omega_1, -\omega_1 - \omega_2) = S_3(-\omega_1 - \omega_2, \omega_1) = S_3(-\omega_2, -\omega_1 - \omega_2) \quad (2-29)$$

Pour un signal à bande limitée, le spectre de Fourier est nul en dehors de la bande passante. Pour un signal échantillonné, le spectre de Fourier se répète périodiquement au-delà de la fréquence de Nyquist et peut être ignoré. Ainsi, la connaissance du bispectre dans la région triangulaire

Ainsi, la connaissance du bispectre dans la région triangulaire $\omega_1 \geq 0, \omega_1 \geq \omega_2, \omega_1 + \omega_2 \leq \pi$ est suffisant pour décrire le reste (figure 1). Cette région (labellisée 1) est souvent appelée la région principale ou la région non redondante de calcul du bispectre.

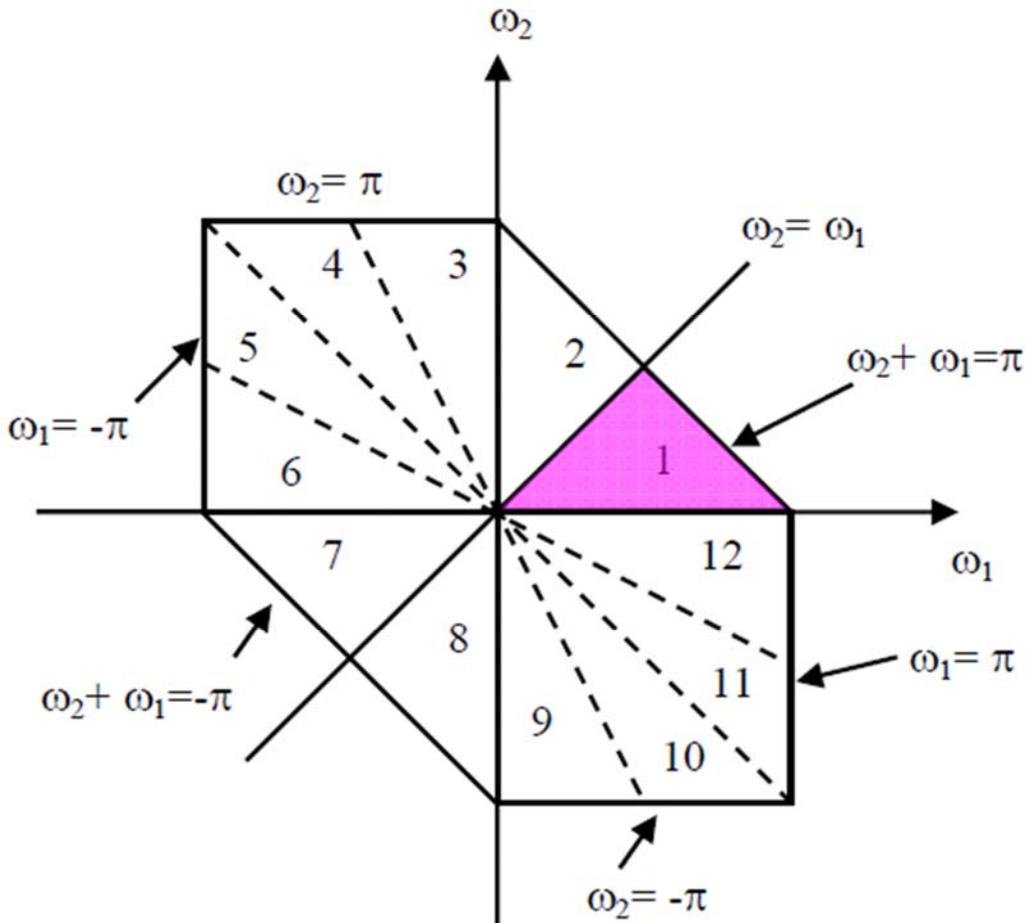


Figure .2-1 Région non redondante de calcul du bispectre d'un signal à temps discret en supposant que l'intervalle d'échantillonnage est de 1 et que la fréquence de Nyquist est donc de radians/seconde.

2.5 Estimation des spectres d'ordre supérieur

En pratique, même si le processus sous-jacent est aléatoire et continu, les calculs numériques nécessitent des données discrètes ou échantillonnées et les données disponibles sont de longueur finie. Tout comme pour les spectres de puissance, deux approches principales peuvent être utilisées pour estimer les spectres d'ordre supérieur [11]: les méthodes conventionnelles non paramétriques (ou "type Fourier") et l'approche paramétrique, c'est-à-dire

basée sur le modèle autorégressif (AR), la moyenne mobile (moving average (MA)), la moyenne mobile et autorégressive (autoregressive and moving average (ARMA)) ou le modèle de Volterra.

La boîte à outils Matlab pour l'analyse spectrale d'ordre supérieur comprend diverses fonctions permettant d'estimer le HOS par des méthodes paramétriques et non paramétriques, ainsi que des fonctions utilitaires pour divers tests et mesures.

La méthodologie adoptée dans les résultats présentés ici est l'approche paramétrique. En termes plus simples, le bipériodogramme tel que décrit dans l'équation (2-28) est calculé pour tous les enregistrements disponibles dans un ensemble ou tous les segments obtenus à partir d'un enregistrement fini. On peut faire en sorte que ces segments se chevauchent pour améliorer la fiabilité statistique. On fait la moyenne du bipériodogramme sur l'ensemble pour obtenir l'estimation du bispectre.

2.6 L'analyse avec les paramètres de HOS :

L'estimation du bispectre d'un processus aléatoire stationnaire et ergodique avec l'approche non-paramétrique est donnée par :

$$B(f_1, f_2) = E[X(f_1)X(f_2)X^*(f_1 + f_2)] \quad (2-30)$$

Ici, $X(f)$ est la transformée de Fourier d'un segment (ou d'une partie fenêtrée) d'une réalisation unique du signal aléatoire $x(t)$, $X^*(f)$ représente le conjugué complexe de X , f_1 , f_2 sont les indices des fréquences et $E[-]$ correspond à l'opération d'espérance. Le bispectre est le plus accessible des HOS car il est le plus simple à calculer (la complexité de calcul augmente avec l'ordre) et ses propriétés ont été bien explorées [13]. Notons qu'un enregistrement de longueur finie d'une réalisation unique du processus aléatoire est un signal déterministe et il est absolument sommable sous forme discrète et l'existence de sa transformée de Fourier est garantie. L'opération d'espérance sur un certain nombre de réalisations est extrêmement importante pour la fiabilité statistique. Le fenêtrage introduit une perte spectrale dans l'opération de DFT et si cet effet peut être ignoré, on peut s'attendre à ce que le bispectre du processus aléatoire original soit proche de l'estimation calculée par l'équation (2-29).

La fréquence f peut être normalisée par la fréquence de Nyquist (la moitié de la fréquence d'échantillonnage) de façon à être comprise entre 0 et 1. Le bispectre peut être normalisé (par les spectres de puissance aux fréquences des composantes) de façon à avoir une amplitude comprise entre 0 et 1, et indique le degré de couplage de phase entre les composantes de fréquence.

Un bispectre normalisé est donné par :

$$B_{norm}(f_1, f_2) = \frac{E[X(f_1)X(f_2)X^*(f_1+f_2)]}{\sqrt{P(f_1)P(f_2)P(f_1+f_2)}} \quad (2-31)$$

Où $P(f)$ est le spectre de puissance. La bicohérence, $B_{norm}(f_1, f_2)$, est définie comme la magnitude au carré du bispectre normalisé. Si les composantes de Fourier aux fréquences f_1 , f_2 et $f_1 + f_2$ sont parfaitement couplées en phase dans chaque réalisation (ou bloc de données), la bicohérence sera de 1. Si elles sont complètement aléatoires en phase, la bicohérence sera de 0, en théorie.

Comme les valeurs spectrales de puissance au dénominateur sont des estimations dans la pratique, cette normalisation ne garantit pas que la magnitude du bispectre normalisé obtenu à partir de séries temporelles finies sera limitée par 1. Une normalisation alternative du bispectre par Kim et al [14] garantit que la magnitude du bispectre normalisé sera limitée par 1, comme cela a été prouvé en utilisant l'inégalité de Schwartz. La bicohérence de Kim et al. est donnée par :

$$B_{norm}(f_1, f_2) = \frac{E[X(f_1)X(f_2)X^*(f_1+f_2)]}{\sqrt{E[P(f_1)P(f_2)]E[P(f_1+f_2)]}} \quad (2-32)$$

Ceci n'est important que si l'on souhaite mesurer de manière fiable le degré de couplage de phase entre les composantes de fréquence. En pratique, lorsque nous ne disposons que d'une estimation du bispectre ou de la bicohérence à partir d'un nombre fini de réalisations, l'estimation a un biais et une variance finis.

2.7 Le bispectre (Bispectrum)

Le bispectre $B(f_1, f_2)$ (équation (2-31)) est une quantité complexe, et il a donc une magnitude $|B(f_1, f_2)|$ et une biphase. La magnitude et la phase ont toutes deux axes de fréquence indépendants, f_1 et f_2 , pour localiser le contenu bispectral à la bifréquence (f_1, f_2) et sont donc chacune une quantité 3D. La figure 2 illustre comment la transformée de Fourier discrète aux trois fréquences k , l , $k+l$ contribue au contenu bispectral à la bifréquence (k, l) . C'est le fait que le bispectre mesure l'interaction entre les fréquences qui est au cœur de son utilité.

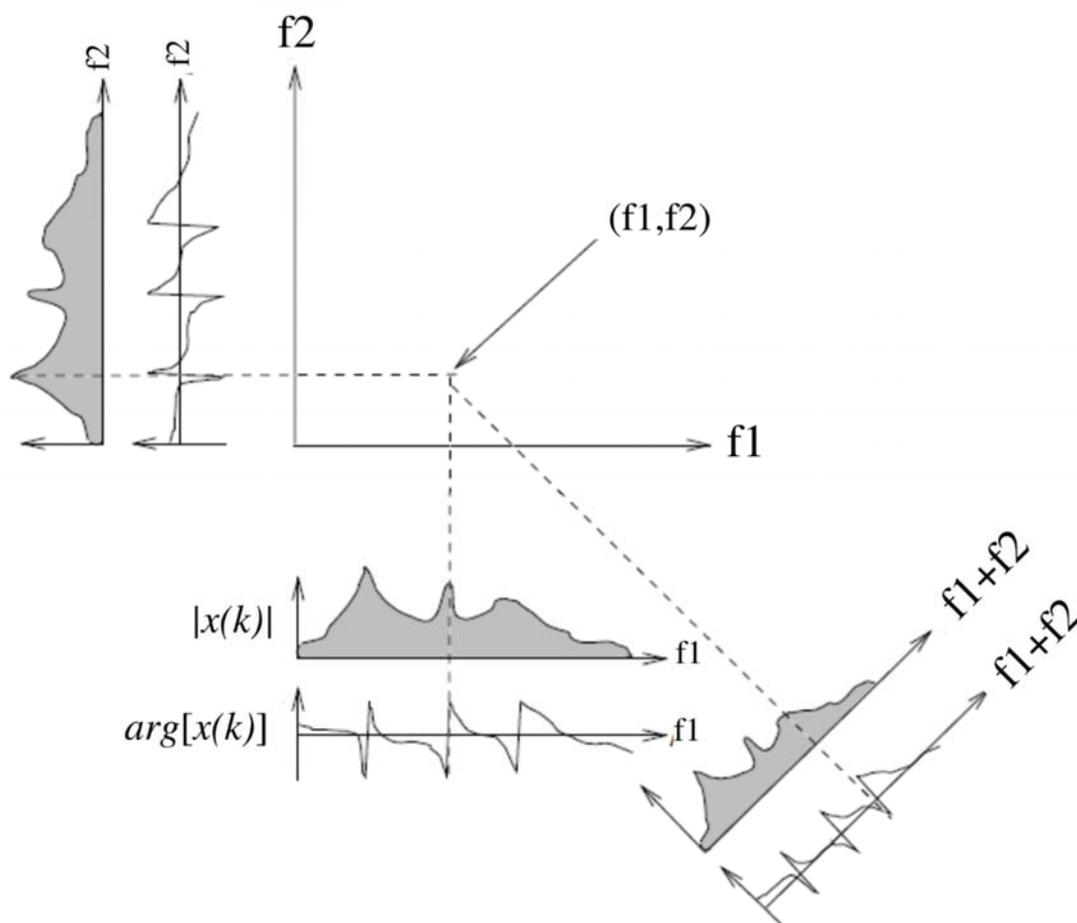


Figure 2-2 l'origine du contenu bispectral, le bispectre $B(f_1, f_2)$ contient les contributions de la magnitude et de la phase de la transformée de Fourier discrète pour les trois fréquences f_1 , f_2 et $f_1 + f_2$.

2.7.1 Le domaine principale :

En pratique, des modèles basés sur des techniques non paramétriques et paramétriques peuvent être utilisés pour estimer le bispectre [15]. En outre, la méthode directe présente l'avantage d'être facile à mettre en œuvre et de nécessiter moins de ressources informatiques [16]. Par conséquent, nous utilisons la technique directe pour estimer le bispectre dans cette étude.

La figure 2 montre un échantillon du biosignal réel qui est un signal PCG typique d'un sujet normal.

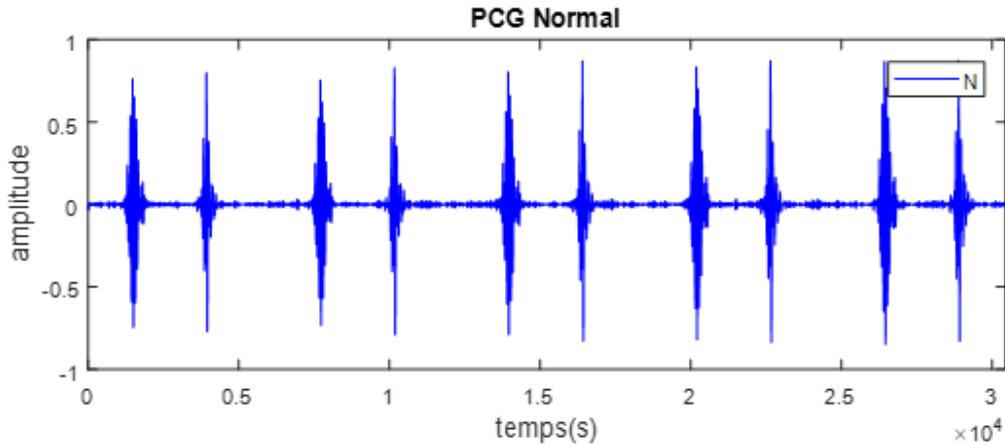
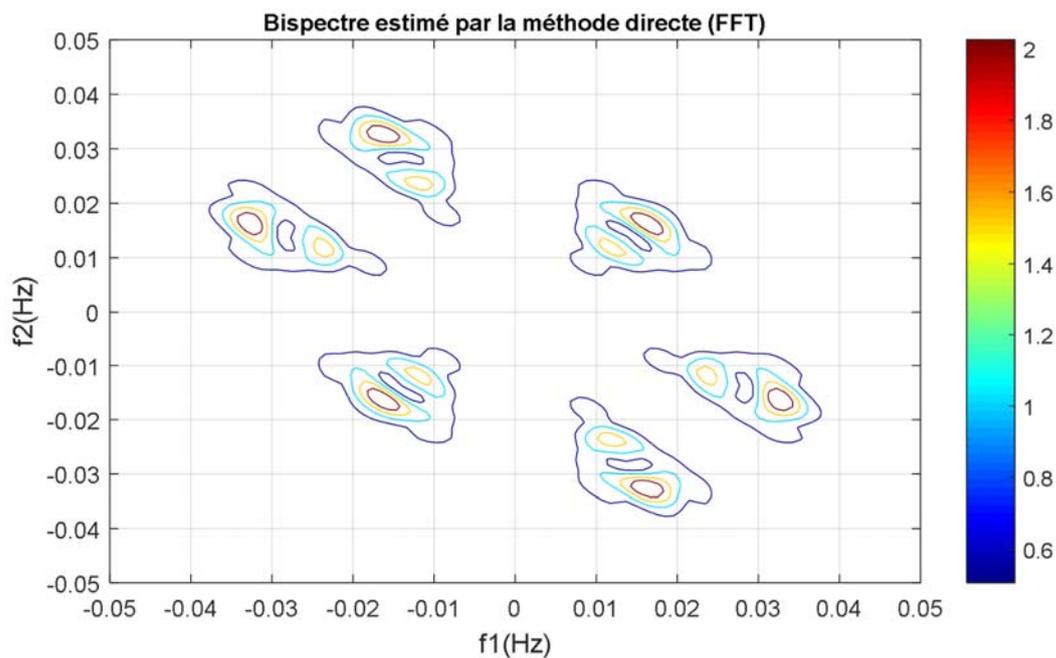


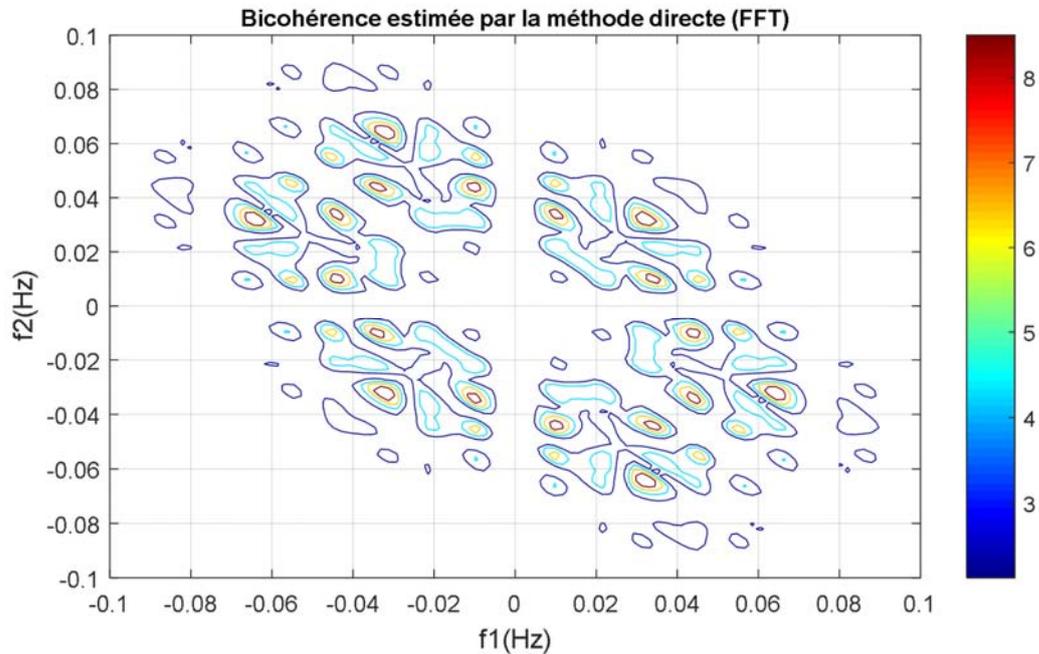
Figure 2-3 Signal PCG typique d'un sujet normal.

Des blocs de 6000 échantillons ont été prélevés de chaque enregistrement de données PCG et divisés en 256 points avec un chevauchement de segments de 128 points (c'est-à-dire 50%), et la matrice du bispectre est calculée sur la base de l'approche directe de la transformée de Fourier rapide (FFT). Le bispectre a été estimé puis tracé en prenant la moyenne de 30 cycles cardiaques du signal PCG. Ensuite, l'algorithme du bispectre et celui de bicohérence ont été implémentés.

Le tracé du bispectre peut être utilisé pour examiner l'interaction non linéaire entre les composantes harmoniques d'un signal. Pour un signal PCG normal (illustré à la figure 2), le tracé de l'amplitude du bispectre présente des pics aux basses fréquences (figure 3(a)).



(a)



(b)

Figure 2-4. Tracés de (a) bispectre (b) bicoherence pour le signal PCG normal de la Figure 2.3

En plus de tester la linéarité, de détecter le couplage de phase quadratique et de vérifier la gaussianité, HOS fournira des informations sur la forme d'onde du signal. De la même manière que le spectre de puissance discret présente un point de symétrie à la fréquence $f_s/2$, le bispectre discret présente de nombreuses symétries dans le plan f_1, f_2 [17–19]. Pour cette raison, il n'est nécessaire de calculer le bispectre que dans la région non redondante du domaine principal, comme le montre la figure 4.

En supposant qu'il n'y a pas de repliement bispectral, le bispectre d'un signal réel est défini de manière unique par le triangle $0 \leq f_2 \leq f_1 \leq f_1 + f_2 \leq 1$. La région de calcul et la ligne d'intégration sont représentées sur la figure suivante.

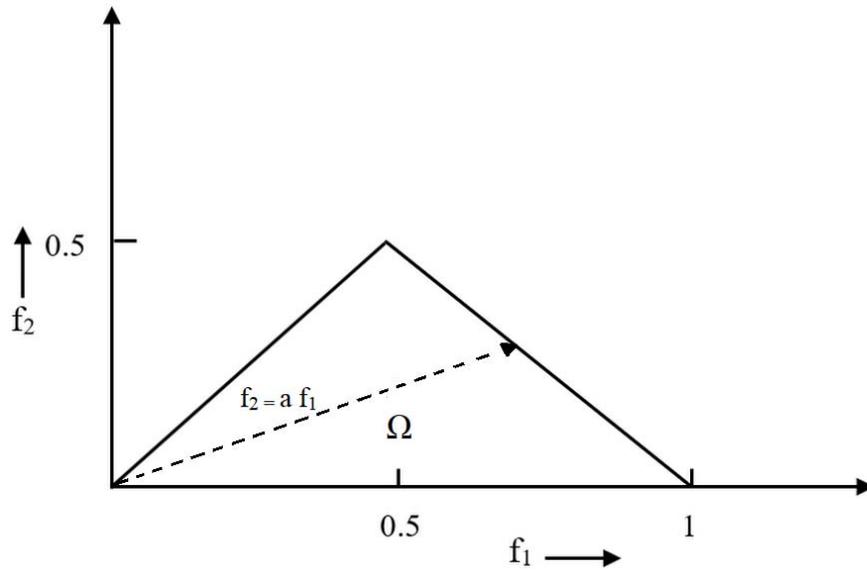


Figure 2-5 Région de calcul du bispectre pour les signaux réels. Les paramètres sont calculés en intégrant le bispectre le long de la ligne pointillée avec une pente= a . Les fréquences sont représentées normalisées par la fréquence de Nyquist.

2.8 Les caractéristiques du bispectre :

Une étude précédente a démontré que le bispectre a les propriétés de symétrie suivantes [20], qui divise le plan (f_1, f_2) en huit zones symétriques (voir figure 1) :

$$B(f_1, f_2) = B(f_2, f_1) \quad (2-33)$$

$$B(f_1, f_2) = B * (-f_2, -f_1) \quad (2-34)$$

$$B(f_1, f_2) = B * (-f_1, -f_2) \quad (2-35)$$

$$B(f_1, f_2) = B(-f_1 - f_2, f_2) \quad (2-36)$$

$$B(f_1, f_2) = B(f_1, -f_1 - f_2) \quad (2-37)$$

$$B(f_1, f_2) = B(-f_1 - f_2, f_1) \quad (2-38)$$

$$B(f_1, f_2) = B(f_2, -f_1 - f_2) \quad (2-39)$$

De nombreux paramètres sont obtenus en intégrant le long des lignes droites passant par l'origine dans l'espace de bifréquence [21]. Un ensemble de paramètres quantitatifs doit être défini. Dans ce travail, plusieurs paramètres basés sur le bispectre ont été calculés à partir de la région non redondante Ω (illustrée dans la figure 5), également connue sous le nom de domaine principal. Tian-Tsong et al. [22] ont utilisé la magnitude moyenne, comme caractéristique pour étudier les images, en particulier sur le photomontage. De plus, dans une tentative d'extraire des informations quantitatives des tracés du bispectre, le max, le min et la variabilité ont été introduite pour obtenir des informations discriminantes à partir de signaux de la voix humain [23], [24]. Cependant, contrairement à leurs travaux, nous avons calculé ces caractéristiques dans la région définie dans la figure 1 (qui est équivalente à la figure 5). Nous présentons ces caractéristiques ici.

2.9 Notions mathématiques

Les paramètres linéaires correspondant aux changements d'amplitude ont été couramment utilisées pour distinguer des spectres similaires. À cette fin, la magnitude moyenne (*Mavg*), la variabilité d'amplitude (*Avar*), maximum (*Max*), et minimum (*Min*) de l'amplitude du bispectre ont été proposées récemment [23], [25] et décrites ci-dessous.

- La magnitude moyenne du bispectre est définie par l'équation 41:

$$Mavg = \frac{1}{L} \sum_{\Omega} |B(f_1, f_2)| \quad (2-40)$$

- La variabilité de l'amplitude du bispectre est donnée par l'équation suivante :

$$Avar = \frac{1}{L} \sum_{\Omega} (|B(f_1, f_2)| - M_{ave}) \quad (2-41)$$

- Le maximum et le minimum de l'amplitude du bispectre sont définis par les équations suivantes

$$M1 = \max \sum_{\Omega} (|B(f_1, f_2)|) \quad (2-42)$$

$$M2 = \min \sum_{\Omega} |B(f_1, f_2)| \quad (2-43)$$

Où L est le nombre total de points d'échantillonnage dans la matrice de densité bispectrale, et Ω fait référence à la région non redondante décrite à la figure 5.

La magnitude moyenne du bispectre peut être utile pour distinguer les processus ayant des spectres de puissance similaires mais des statistiques de troisième ordre différentes. Cependant, elle est sensible aux changements d'amplitude.

Pour tenter de mesurer la régularité ou l'irrégularité des signaux PCG à partir de tracés bispectraux, nous avons proposé des entropies bispectrales. Elles ont déjà été utilisées pour la discrimination automatique de signaux biomédicaux [26], et ont été utilisées dans ce travail.

- Les entropies bispectrales P_1 , P_2 et P_3 sont calculées et exprimées par les équations 45 à 48 comme suit :

$$P_1 = - \sum_n p_n \log p_n \quad (2-44)$$

Où

$$p_n = \frac{|B(f_1, f_2)|}{\sum_{\Omega} |B(f_1, f_2)|} \quad \text{et } \Omega \text{ est la région non redondante décrite à la figure 5.} \quad (2-45)$$

$$P_2 = - \sum_n q_n \log q_n \quad (2-46)$$

Où $q_n = \frac{|B(f_1, f_2)|^2}{\sum_{\Omega} |B(f_1, f_2)|^2}$ et Ω est la région non redondante décrite à la figure 5.

$$P_3 = - \sum_n r_n \log r_n \quad (2-47)$$

Où $r_n = \frac{|B(f_1, f_2)|^3}{\sum_{\Omega} |B(f_1, f_2)|^3}$ et Ω est la région non redondante décrite à la figure 5.

En outre, l'entropie de phase bispectrale est également quantifiée afin de mesurer le degré de désordre des données, et elle est calculée à l'intérieur de la zone principale du bispectre Ω . Dans l'équation (49), l'entropie de Shannon est utilisée pour mesurer l'entropie de la phase bispectrale Pe et définie comme suit :

$$Pe = \sum_{\Omega} p(\Psi_n) \log p(\Psi_n) \quad (2-48)$$

Où

$$\Psi_n = \{ \Phi | -\pi + 2\pi n/N \leq \Phi < -\pi + 2\pi(n+1)/N \}, n = 0, 1, \dots, N-1 \quad (2-49)$$

$$p(\Psi_n) = \frac{1}{L} \sum_{\Omega} 1(\Phi(b(f_1, f_2)) \in \Psi_n) \quad (2-50)$$

Où Ω est la région telle qu'illustrée sur la figure 5, L correspond au nombre total de points dans la région non redondante, Φ est l'angle de phase du bispectre et $I(.)$ fait référence à la fonction qui obtient une valeur de 1 lorsque Φ est dans la plage décrite dans l'équation 51.

Les paramètres liés au moment du tracé du bispectre qu'ils ont utilisées sont : La somme des amplitudes logarithmiques du bispectre (H_1), La somme des amplitudes logarithmiques des éléments diagonaux du bispectre (H_2), Le moment spectral de premier ordre des amplitudes des éléments diagonaux du bispectre (H_3). Le Moment d'amplitude du second ordre des éléments diagonaux dans le bispectre (H_4), Le moment de premier ordre du logarithme des amplitudes du bispectre dans le domaine principal (H_5), Les formules de ces paramètres sont décrites ci-dessous :

- La somme des amplitudes logarithmiques du bispectre (H_1) :

$$H_1 = \sum_{\Omega} \log(B|(f_1, f_2)|_1) \quad (2-51)$$

- La somme des amplitudes logarithmiques des éléments diagonaux du bispectre (H_2) :

$$H_2 = \sum_{\Omega} \log(B|f_k, f_k|) \quad (2-52)$$

- Le moment spectral de premier ordre des amplitudes des éléments diagonaux du bispectre (H_3) :

$$H_3 = \sum_{k=1}^N k \log(B|(f_k, f_k)|) \quad (2-53)$$

- Le Moment d'amplitude du second ordre des éléments diagonaux dans le bispectre (H_4) :

$$H_4 = \sum_{k=1}^N (k - H_3)^2 \log(B|(f_k, f_k)|) \quad (2-54)$$

- Le moment de premier ordre du logarithme des amplitudes du bispectre dans le domaine principal (H_5) :

$$H_5 = \sum_{\Omega} \sqrt{i^2 + j^2} \log(B|f_k, f_k|) \quad (2-55)$$

- Paramètres basés sur le centre pondéré du bispectre (WCOB) :

Finalement, Le centre pondéré du bispectre WCOB permet de refléter l'interaction des différentes composantes de fréquence à travers l'attribution d'un poids à chaque point bispectral de la région principale. Le centre pondéré de chaque région est composé de deux vecteurs, f_{1m} et f_{2m} , qui indiquent le centre de couplage de la région comme un résumé de l'interaction des fréquences [27]. Ces composantes de la WCOB sont calculées à partir de la matrice du bispectre comme suit :

$$f_{1m} = \frac{\sum_{\Omega} iB(i,j)}{\sum_{\Omega} B(i,j)} \quad f_{2m} = \frac{\sum_{\Omega} jB(i,j)}{\sum_{\Omega} B(i,j)} \quad (2-56)$$

Notez que i et j désignent l'indice de la case de fréquence dans la région non redondante.

Les équations suivantes sont utilisées pour calculer la valeur absolue du WCOB [28]:

$$f_{3m} = \frac{\sum_{\Omega} i|B(i,j)|}{\sum_{\Omega} |B(i,j)|} \quad f_{4m} = \frac{\sum_{\Omega} j|B(i,j)|}{\sum_{\Omega} |B(i,j)|} \quad (2-57)$$

$$f_{1m} = WCOB_x; f_{2m} = WCOB_y$$

$$f_{3m} = aWCOB_x \quad f_{4m} = aWCOB_y$$

Les paramètres *WCOB* sont associés aux valeurs des pics bispectraux, avec des diminutions des valeurs f_{1m} et des valeurs f_{2m} impliquant un déplacement de l'activité vers des fréquences plus basses. Tous les paramètres ont été calculés à l'intérieur de la région définie dans la figure 3.7, selon les résultats présentés par Chua et al.[21] et Chang et al. [22].

2.10 Conclusion

Les signaux physiologiques peuvent être utilisés pour observer l'état des différentes parties du corps. Certains de ces signaux, à l'instar du PCG, ECG, EMG..., sont très bruités et peuvent être considérés comme chaotiques. Les méthodes linéaires et de fréquence spectrale de puissance ne sont pas très efficaces pour l'analyse de tels signaux physiologiques. Elles ignorent les relations de phase entre les composantes harmoniques et la non-linéarité des mécanismes de génération sous-jacents.

Les méthodes HOS peuvent être appliquées pour améliorer l'analyse. Dans ce chapitre, les paramètres HOS ont été présentés pour l'analyse de signaux normaux et pathologiques et se sont révélés être de bons indicateurs de pathologies, utiles pour extraire des informations diagnostiques cliniquement significatives. Diverses caractéristiques dérivées de HOS ont également été décrites dans ce chapitre. Dans le chapitre suivant, nous allons discuter de l'application de l'HOS sur les signaux PCG.

2.11 Bibliographie

- [1] A. M. Dizgah, H. Lee, J. B. Muñoz, et C. Dvorkin, « Galaxy bispectrum from massive spinning particles », *J. Cosmol. Astropart. Phys.*, vol. 2018, n° 05, p. 013-013, mai 2018, doi: 10.1088/1475-7516/2018/05/013.
- [2] Y. Wang, Z. Peng, X. Wang, et Y. He, « Matching Pursuit-Based Sliced Wigner Higher Order Spectral Analysis for Seismic Signals », *IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens.*, vol. 10, n° 8, p. 3821-3828, août 2017, doi: 10.1109/JSTARS.2017.2696879.
- [3] S. Elgar, T. H. C. Herbers, V. Chandran, et R. T. Guza, « Higher-order spectral analysis of nonlinear ocean surface gravity waves », *J. Geophys. Res.*, vol. 100, n° C3, p. 4977, 1995, doi: 10.1029/94JC02900.
- [4] U. Rajendra Acharya *et al.*, « Automatic detection of ischemic stroke using higher order spectra features in brain MRI images », *Cogn. Syst. Res.*, vol. 58, p. 134-142, déc. 2019, doi: 10.1016/j.cogsys.2019.05.005.
- [5] A. Gudigar, S. Chokkadi, U. Raghavendra, et U. R. Acharya, « Local texture patterns for traffic sign recognition using higher order spectra », *Pattern Recognit. Lett.*, vol. 94, p. 202-210, juill. 2017, doi: 10.1016/j.patrec.2017.02.016.
- [6] J. Guo, H. Zhang, D. Zhen, Z. Shi, F. Gu, et Andrew. D. Ball, « An enhanced modulation signal bispectrum analysis for bearing fault detection based on non-Gaussian noise suppression », *Measurement*, vol. 151, p. 107240, févr. 2020, doi: 10.1016/j.measurement.2019.107240.
- [7] K. Al-Dulaimi, V. Chandran, J. Banks, I. Tomeo-Reyes, et K. Nguyen, « Classification of White Blood Cells using Bispectral Invariant Features of Nuclei Shape », in *2018 Digital Image Computing: Techniques and Applications (DICTA)*, Canberra, Australia, déc. 2018, p. 1-8. doi: 10.1109/DICTA.2018.8615762.
- [8] L. Sun, Z. Feng, N. Lu, B. Wang, et W. Zhang, « An advanced bispectrum features for EEG-based motor imagery classification », *Expert Syst. Appl.*, vol. 131, p. 9-19, oct. 2019, doi: 10.1016/j.eswa.2019.04.021.
- [9] G. Venugopal et S. Ramakrishnan, « Analysis of progressive changes associated with muscle fatigue in dynamic contraction of biceps brachii muscle using surface EMG signals and bispectrum features », *Biomed. Eng. Lett.*, vol. 4, n° 3, p. 269-276, sept. 2014, doi: 10.1007/s13534-014-0135-1.
- [10] R. Atri et M. Mohebbi, « Obstructive sleep apnea detection using spectrum and bispectrum analysis of single-lead ECG signal », *Physiol. Meas.*, vol. 36, n° 9, p. 1963-1980, sept. 2015, doi: 10.1088/0967-3334/36/9/1963.

- [11] C. L. Nikias et J. M. Mendel, « Signal processing with higher-order spectra », *IEEE Signal Process. Mag.*, vol. 10, n° 3, p. 10-37, juill. 1993, doi: 10.1109/79.221324.
- [12] V. Chandran, S. Elgar, et B. Vanhoff, « Statistics of tricoherence », *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 42, n° 12, p. 3430-3440, déc. 1994, doi: 10.1109/78.340777.
- [13] R. Yuvaraj, U. Rajendra Acharya, et Y. Hagiwara, « A novel Parkinson's Disease Diagnosis Index using higher-order spectra features in EEG signals », *Neural Comput. Appl.*, vol. 30, n° 4, p. 1225-1235, août 2018, doi: 10.1007/s00521-016-2756-z.
- [14] Y. C. Kim et E. J. Powers, « Digital Bispectral Analysis and Its Applications to Nonlinear Wave Interactions », *IEEE Trans. Plasma Sci.*, vol. 7, n° 2, p. 120-131, 1979, doi: 10.1109/TPS.1979.4317207.
- [15] J. Jin *et al.*, « Bispectrum-Based Channel Selection for Motor Imagery Based Brain-Computer Interfacing », *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 28, n° 10, p. 2153-2163, oct. 2020, doi: 10.1109/TNSRE.2020.3020975.
- [16] F. Feng, A. Si, et H. Zhang, « Research on Fault Diagnosis of Diesel Engine Based on Bispectrum Analysis and Genetic Neural Network », *Procedia Eng.*, vol. 15, p. 2454-2458, 2011, doi: 10.1016/j.proeng.2011.08.461.
- [17] N. Kumar, K. Khaund, et S. M. Hazarika, « Bispectral Analysis of EEG for Emotion Recognition », *Procedia Comput. Sci.*, vol. 84, p. 31-35, janv. 2016, doi: 10.1016/j.procs.2016.04.062.
- [18] L. Saidi, « The deterministic bispectrum of coupled harmonic random signals and its application to rotor faults diagnosis considering noise immunity », *Appl. Acoust.*, vol. 122, p. 72-87, juill. 2017, doi: 10.1016/j.apacoust.2017.02.007.
- [19] S. A. Berraih, S. M. E. A. Debbal, et N. elhouda B. yettou, « Severity cardiac analysis using the Higher-order spectra », *Appl. Math. Comput.*, vol. 409, p. 126389, nov. 2021, doi: 10.1016/j.amc.2021.126389.
- [20] C. L. Nikias et M. R. Raghuveer, « Bispectrum estimation: A digital signal processing framework », *Proc. IEEE*, vol. 75, n° 7, p. 869-891, 1987, doi: 10.1109/PROC.1987.13824.
- [21] K. C. Chua, V. Chandran, U. R. Acharya, et C. M. Lim, « Cardiac state diagnosis using higher order spectra of heart rate variability », *J. Med. Eng. Technol.*, vol. 32, n° 2, p. 145-155, janv. 2008, doi: 10.1080/03091900601050862.
- [22] Tian-Tsong Ng, Shih-Fu Chang, et Qibin Sun, « Blind detection of photomontage using higher order statistics », in *2004 IEEE International Symposium on Circuits and Systems (IEEE*

Cat. No.04CH37512), Vancouver, BC, Canada, 2004, p. V-688-V-691. doi: 10.1109/ISCAS.2004.1329901.

[23] M. Mishra, S. Pratihier, S. Banerjee, et A. Mukherjee, « Grading heart sounds through variational mode decomposition and higher order spectral features », in *2018 IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference (I2MTC)*, Houston, TX, USA, mai 2018, p. 1-5. doi: 10.1109/I2MTC.2018.8409620.

[24] M. Nasrolahzadeh, Z. Mohammadpoory, et J. Haddadnia, « Higher-order spectral analysis of spontaneous speech signals in Alzheimer's disease », *Cogn. Neurodyn.*, vol. 12, n° 6, p. 583-596, déc. 2018, doi: 10.1007/s11571-018-9499-8.

[25] E. Bou Assi, L. Gagliano, S. Rihana, D. K. Nguyen, et M. Sawan, « Bispectrum Features and Multilayer Perceptron Classifier to Enhance Seizure Prediction », *Sci. Rep.*, vol. 8, n° 1, p. 15491, déc. 2018, doi: 10.1038/s41598-018-33969-9.

[26] M. R. K. Mookiah, U. Rajendra Acharya, C. M. Lim, A. Petznick, et J. S. Suri, « Data mining technique for automated diagnosis of glaucoma using higher order spectra and wavelet energy features », *Knowl.-Based Syst.*, vol. 33, p. 73-82, sept. 2012, doi: 10.1016/j.knosys.2012.02.010.

[27] A. Martín-Montero *et al.*, « Bispectral Analysis of Heart Rate Variability to Characterize and Help Diagnose Pediatric Sleep Apnea », *Entropy*, vol. 23, n° 8, p. 1016, août 2021, doi: 10.3390/e23081016.

[28] B. Das, M. Talukdar, R. Sarma, et S. M. Hazarika, « Multiple Feature Extraction of Electroencephalograph Signal for Motor Imagery Classification through Bispectral Analysis », *Procedia Comput. Sci.*, vol. 84, p. 192-197, 2016, doi: 10.1016/j.procs.2016.04.086.

3 Chapitre III : Analyse des signaux phonocardiogrammes par l'utilisation de la technique Bispectrale

<i>Chapitre III : Analyse des signaux phonocardiogrammes par l'utilisation de la technique Bispectrale</i>	56
3.1 <i>Introduction</i>	56
3.2 <i>L'application des spectres d'ordre supérieur (HOS) sur différents signaux biomédicaux :</i> 57	
3.2.1 <i>L'application de l'HOS dans l'Analyse de l'électroencéphalogramme (EEG) :</i> 57	
3.2.2 <i>Application de L'HOS dans l'Analyse de l'électrocardiogramme (ECG) :</i> 58	
3.2.3 <i>Application de L'HOS dans l'Analyse de l'électrocardiogramme (EMG) :</i> 59	
3.3 <i>Etat de l'art de l'analyse des signaux phonocardiogrammes PCG :</i>	59
3.4 <i>Analyse des signaux phonocardiogrammes (PCG) par l'utilisation de la technique HOS</i> 61	
3.4.1 <i>Méthodologie :</i>	61
3.4.1.1 <i>Prétraitement des signaux PCG :</i>	61
3.5 <i>Méthode utilisée</i>	62
3.5.1 <i>Le rapport énergétique (RE) :</i>	63
3.6 <i>Résultats</i>	63
3.6.1 <i>Analyse de la sévérité des signaux PCG à l'aide de la technique du bispectre .</i> 63	
3.6.2 <i>Extraction des paramètres HOS :</i>	68
3.7 <i>Discussion</i>	74
3.8 <i>Conclusion</i>	78
3.9 <i>Bibliographie</i>	80

3.1 Introduction

Les taux de mortalité liés aux dysfonctionnements cardiaques et aux accidents vasculaires cérébraux (AVC) restent inacceptables malgré les progrès de la thérapie médicale et de l'assistance circulatoire mécanique. Des systèmes conçus pour identifier et stratifier le risque de ces patients de manière rapide et précise sont nécessaires afin d'améliorer la survie. L'évaluation de la gravité de la pathologie cardiaque est une étape essentielle pour permettre de cibler les thérapies appropriées sur les patients concernés.

Ce chapitre décrit les propriétés de la base de données de signaux de phonocardiogramme en termes d'analyse basée sur la méthode des spectres d'ordre supérieur (Higher-Order Spectra (HOS)) décrite dans le chapitre précédent. Les principaux objectifs sont de déterminer si les signaux PCG peuvent être discriminés à l'aide de l'utilisation de l'analyse bispectrale et l'extraction des paramètres qui peuvent être utiles pour analyser et évaluer la gravité pathologique (degré de sévérité) de l'activité cardiaque sur différents enregistrements des signaux PCG et arriver à discriminer les différentes pathologies de ces signaux.

3.2 L'application des spectres d'ordre supérieur (HOS) sur différents signaux biomédicaux :

Les spectres d'ordre supérieur (HOS) ont été utilisés pour analyser différents signaux biomédicaux, notamment l'électroencéphalogramme (EEG), l'électrocardiogramme (ECG)/les signaux de fréquence cardiaque (FC), l'électromyogramme (EMG).

3.2.1 L'application de l'HOS dans l'Analyse de l'électroencéphalogramme (EEG) :

Pour exploiter les informations non linéaires de couplage de phase des signaux EEG, des statistiques d'ordre supérieur (HOS) sont extraites de la représentation du bispectre (BiS). Le BiS génère un deuxième ensemble de caractéristiques (appelées caractéristiques BiS) qui sont également évaluées dans les cinq sous-bandes EEG.

Il s'avère que le bispectre est capable de capturer de telles interactions non linéaires dans le domaine des fréquences [1]. Les meilleures performances ont été obtenues lorsque le vecteur de caractéristiques multimodales a été utilisé, ce qui confirme l'hypothèse des auteurs selon laquelle l'utilisation conjointe de la TF et du bispectre peut permettre un diagnostic plus efficace, basé sur l'EEG, de la maladie d'Alzheimer, de la déficience cognitive légère et des personnes âgées en bonne santé.

Les HOS sont également utilisés pour la reconnaissance en ligne des émotions humaines à partir de signaux électroencéphalogrammes (EEG) par le biais d'une classification automatisée des signaux EEG étiquetés "émotions" à l'aide de statistiques non linéaires d'ordre supérieur et d'un algorithme d'apprentissage profond [2]. Les résultats montrent que l'algorithme proposé a atteint une grande précision de classification avec les techniques de réduction de données basées

sur PSO (Particle Swarm Optimization). Ils ont constaté que l'algorithme proposé est entièrement automatisé et a atteint une précision de classification de pointe.

Yuvaraj et al. ont appliqué les HOS et le signal EEG pour un diagnostic automatisé de la maladie de Parkinson (MP) [3]. Ainsi, le système automatisé basé sur l'EEG développé peut être utilisé comme un outil alternatif prometteur pour le diagnostic de MP. Les résultats obtenus fournissent une gamme distincte et non chevauchante pour les classes normales et MP. Elles peuvent aider les neurologues à établir un diagnostic plus rapide et plus précis de la maladie de Parkinson lors de leur dépistage.

Hosseini et al. proposent une évaluation du stress émotionnel en utilisant HOS pour analyser les signaux cérébraux dans les états de stress émotionnel à la fois quantitativement et qualitativement. Les résultats ont montré que les courbes de niveau des différents canaux EEG (FP1, FP2, T3, T4 et Pz) montrent que la plupart des changements sont une amplification ou une diminution des pics ou un transfert des pics dans le plan bifréquence [4].

3.2.2 Application de L'HOS dans l'Analyse de l'électrocardiogramme (ECG) :

Grâce à l'ECG (activité électrique cardiaque), les médecins peuvent aisément détecter les troubles cardiaques tels que les arythmies, les anomalies cardiaques et les crises cardiaques. L'analyse, la détection et la classification des différentes formes d'ondes du signal ECG sont donc des questions cruciales dans la pratique clinique de la cardiologie. En raison de la diversité des signaux ECG entre les sujets, diverses recherches ont été menées pour les étudier et les classer et, par conséquent, plusieurs algorithmes tels que les HOS ont été développés et appliqués pour analyser les signaux ECG.

Dans le travail de H. Alquran et al. [5], les estimations spectrales d'ordre supérieur, le bispectre et les cumulants de troisième ordre, sont évaluées, sauvegardées et pré-entraînées à l'aide de l'algorithme des réseaux neuronaux convolutifs (CNN). L'approche proposée est une méthode efficace de classification automatique des arythmies cardiaques et fournit un système de reconnaissance fiable basé sur des CNN bien établis.

Dans une autre étude de Viunytskyi et al. [6], il est possible d'obtenir davantage d'informations pour la détection précoce de l'hypoxie fœtale en analysant l'électrocardiogramme fœtal (ECG) à l'aide d'un bispectre d'ondelettes. Les auteurs ont montré avec succès que l'approche basée sur le bispectre d'ondelettes permet une détermination plus précise de l'emplacement des complexes QRS de l'ECG fœtal extrait après la procédure de séparation du signal en composantes indépendantes à des amplitudes plus faibles de l'ECG fœtal et à une faible valeur du rapport signal/bruit.

Shu Liu et al. ont proposé un modèle basé sur une méthode d'extraction de caractéristiques fondée sur le bispectre et la transformée de Fourier graphique 2D. Les matrices d'ordre supérieur fondées sur le bispectre sont étendues dans ensembles de données structurés et

transformées dans le domaine du spectre des valeurs propres par la transformée de Fourier graphique, de sorte que les caractéristiques peuvent être extraites à partir des quantités statistiques des valeurs propres [7]. Les résultats obtenus révèlent que l'algorithme proposé peut réaliser une classification efficace en utilisant seulement trois caractéristiques, ce qui améliore grandement l'efficacité de la classification.

3.2.3 Application de L'HOS dans l'Analyse de l'électrocardiogramme (EMG) :

Le signal EMG est un petit courant électrique généré par les fibres musculaires. Dans le cadre du diagnostic clinique, le traitement de ces signaux est la principale préoccupation des chercheurs car diverses maladies neuromusculaires peuvent être déterminées en analysant les propriétés des signaux EMG dans les domaines temporel et fréquentiel.

Dongdong et al. ont utilisé la méthode du bispectre en utilisant l'intégrale de la tranche du bispectre combinée aux caractéristiques du domaine temporel pour reconnaître l'intention de mouvement du coude cachée dans les signaux sEMG filtrés du muscle biceps [8]. D'autres chercheurs ont mené une étude qui propose une méthodologie consistant à comparer la méthode du bispectre et la transformée en ondelettes continues (CWT) afin de sélectionner celle qui est la plus adaptée pour identifier une anomalie dans le muscle biceps brachi dans le but principal d'évaluer la sévérité pathologique en analyse bifréquence et temps-fréquence [9]. Il a été constaté que le CWT avait une bonne résolution et une haute performance pour la visualisation de l'activité neuropathique, car il ne permet pas seulement de différencier les cas sains des cas pathologiques, mais aussi son degré d'évolution, ce qui était inaccessible par l'analyse du bispectre.

La littérature indique également le potentiel de l'analyse de bicohérence pour compléter les techniques d'analyse de fréquence EMG standard dans le domaine de la réhabilitation et de la médecine du sport [10]. Les résultats montrent que les spectres de bicohérence présentent des caractéristiques en forme de crêtes qui indiquent un comportement chaotique déterministe. Les résultats suggèrent que le couplage de phase de second ordre n'est pas prononcé entre des bandes particulières de fréquences EMG constitutives du processus de génération EMG du muscle vastus lateralis pendant la tâche isométrique spécifiée.

3.3 Etat de l'art de l'analyse des signaux phonocardiogrammes PCG :

Récemment, la technologie moderne a fourni des outils plus puissants pour évaluer les informations liées aux bruits du cœur que les outils traditionnels comme le stéthoscope ne peuvent pas réaliser. L'une des méthodes les plus courantes pour écouter et suivre les bruits du cœur c'est de les enregistrer. Ceci est connu sous le nom de PCG (Phonocardiogramme).

Il s'agit d'un outil de diagnostic particulièrement utile car il contient les différents timings et intensités relatives des bruits cardiaques qui sont directement liés à l'activité cardiaque. Avec

l'amélioration des moyens informatiques, le signal PCG a été stocké, géré et manipulé numériquement pour identifier sa fréquence et son contenu temporel [11]. Un signal PCG se compose de deux types de signaux, les bruits du cœur et les souffles du cœur. Les bruits du cœur sont des signaux transitoires de basse fréquence produits par les valves cardiaques et les vibrations du système cardiovasculaire déclenchés par les gradients de pression. Les souffles sont des sons de haute fréquence, semblables à des bruits qui surviennent lorsque la vitesse du sang devient élevée lorsqu'il traverse une irrégularité [12].

Les méthodes d'étude (diagnostic) non invasives telles que le phonocardiogramme (PCG) offrent des informations utiles sur le fonctionnement du cœur. Lors de l'auscultation cardiaque, le clinicien essaye de d'analyser séparément les composantes des sons du cœur, puis de synthétiser leurs caractéristiques (surtout temporelles et fréquentielles). L'analyse des bruits cardiaques par auscultation dépend fortement des compétences et de l'expérience de l'auditeur (clinicien). Lors de l'auscultation, l'auditeur essaye d'analyser les composantes du son du cœur séparément, puis de synthétiser les caractéristiques du cœur. L'analyse du bruit cardiaque par auscultation dépend fortement des compétences et de l'expérience de l'auditeur [13]. Par conséquent, les recherches se sont concentrées sur l'enregistrement et l'analyse des bruits du cœur par des moyens informatiques et objectifs et efficaces. C'est alors qu'un support d'informations par traitement numérique peut être traité plus facilement afin de mieux apprécier les pathologies.

Depuis de nombreuses années, l'électrocardiographie, l'échocardiographie et la phonocardiographie sont les techniques couramment utilisées dans les hôpitaux pour le diagnostic des troubles cardiaques. La méthode ECG montre les battements du cœur, le rythme et l'érythème mais ne permet pas de classer le souffle cardiaque. L'échocardiographie (ultrasons) et la phonocardiographie peuvent expliquer si la pathologie est due au souffles, aux veines, aux valves ou aux muscles, mais les ultrasons sont une technique coûteuse et ne fournissent pas de meilleures images pour les patients souffrant de maladies liées au surpoids ou pour les personnes souffrant de maladies pulmonaires. Pour surmonter ces limitations, la phonocardiographie pourrait être utilisée pour aider les cardiologues à détecter les bruits du cœur en offrant une très haute résolution temporelle à faible coût.

Parmi les recherches, certaines se sont concentrées sur les méthodes d'analyse dans le domaine temporel, qui permettent de déterminer la durée de chaque bruit cardiaque, les phases systolique et diastolique et le cycle cardiaque [14]–[16], [17]. D'autres se sont concentrés sur l'analyse dans le domaine des fréquences [17], [18]. Seiger et al. ont utilisé la STFT pour la détection du premier et du deuxième bruit cardiaque. De même, pour l'analyse des souffles, ils ont utilisé 20-70% du segment systolique car les signaux cardiaques S1 et S2 recouvrent parfois partiellement le murmure systolique [19].

Jiang et al ont proposé un modèle analytique basé sur un seul DOF. Les formes d'onde caractéristiques ont été extraites des bruits du cœur à l'aide de ce modèle afin de détecter les troubles cardiaques [20]. Noman et al proposent un processus autorégressif à commutation de

Markov pour modéliser directement les signaux bruts des bruits cardiaques, ce qui permet une segmentation efficace des états cycliques des bruits cardiaques en fonction de la structure de dépendance distincte dans chaque état [21].

3.4 Analyse des signaux phonocardiogrammes (PCG) par l'utilisation de la technique HOS

3.4.1 Méthodologie :

3.4.1.1 Prétraitement des signaux PCG :

Habituellement, les signaux PCG après acquisition sont perturbés par divers bruits. L'une des premières opérations consiste donc à appliquer un filtre qui élimine ces perturbations. Il est donc préférable de filtrer ce signal dans un premier temps et avant toute analyse. Les données des signaux PCG normaux et pathologiques sont accessibles dans la base de données [25, 26]. L'avantage d'utiliser les signaux PCG de ces sites est d'avoir accès à une multitude de cas normaux et pathologiques qui ne peuvent être obtenus par une acquisition non spécialisée. Les signaux ont été enregistrés à l'aide d'un stéthoscope électronique et ont été numérisés avec un convertisseur A/N de 16 bits à différentes fréquences d'échantillonnage.

Un prétraitement est effectué sur les signaux PCG afin d'éliminer l'errance de la ligne de base et le bruit en utilisant l'ondelette de Daubechies de 7ème niveau (db7). Cette dernière est la plus adaptée à l'analyse des signaux PCG normaux et pathologiques. Dans cette étude, un signal PCG normal et huit signaux cliniquement pathologiques ont été utilisés. Aux fins de cette étude, les signaux cardiaques, qui regroupent les anomalies normales et les anomalies cardiaques, sont dévisés en trois groupes distincts. Les enregistrements PCG utilisés sont classés comme suit :

Tableau 3-1: Les signaux PCG utilisés avec différents types de maladies cardiaques

Les Signaux PCG utilisés	Abréviation
<i>Les Signaux PCG sans souffles</i>	
Normal	N
Innocent murmur	IM
Coarctation of the aorta	CA
<i>Les Signaux PCG à clicks</i>	
Ejection click	EC
Atrial gallop	AG

Opening snap	OS
<i>Les Signaux PCG à souffles</i>	
Aortic stenosis	AS
Drum rumble	DR
Aortic Regurgitation	AR

Une brève description des différentes classes cardiaques a été donnée au chapitre 1.

3.5 Méthode utilisée

Le signal PCG est analysé à l'aide de différents spectres d'ordre supérieur (également appelés polyspectres) qui sont des représentations spectrales des moments ou des cumulants d'ordre supérieur d'un signal. En particulier, ce travail étudie les caractéristiques liées aux statistiques de troisième ordre du signal, notamment le bispectre. Le bispectre est la transformée de Fourier de la corrélation de troisième ordre du signal et les caractéristiques spectrales d'ordre supérieur sont utilisées (expliquées en détail au chapitre 2).

Dans l'étude proposée, les programmes sont développés dans le logiciel Matlab. Le bispectre est calculé à l'aide de l'analyse des spectres d'ordre supérieur (HOSA) disponible dans la boîte à outils Toolbox du logiciel Matlab [22]. Le nombre de points utilisés pour chaque transformée de Fourier rapide (NFFT) était de 256. Les paramètres du bispectre ont été extraits des données en utilisant un chevauchement de 128 points (soit 50%) avec la fenêtre bispectrale de Rao-Gabr.

La matrice du bispectre a été estimée en utilisant l'analyse des spectres d'ordre supérieur disponible dans la boîte à outils du logiciel Matlab correspondant, puis tracée en prenant la moyenne de 30 cycles cardiaques de chaque type de signal cardiaque. Ensuite, l'algorithme du bispectre a été mis en œuvre et ses caractéristiques associées sont extraites sur la zone triangulaire Ω (voir la Figure 1).

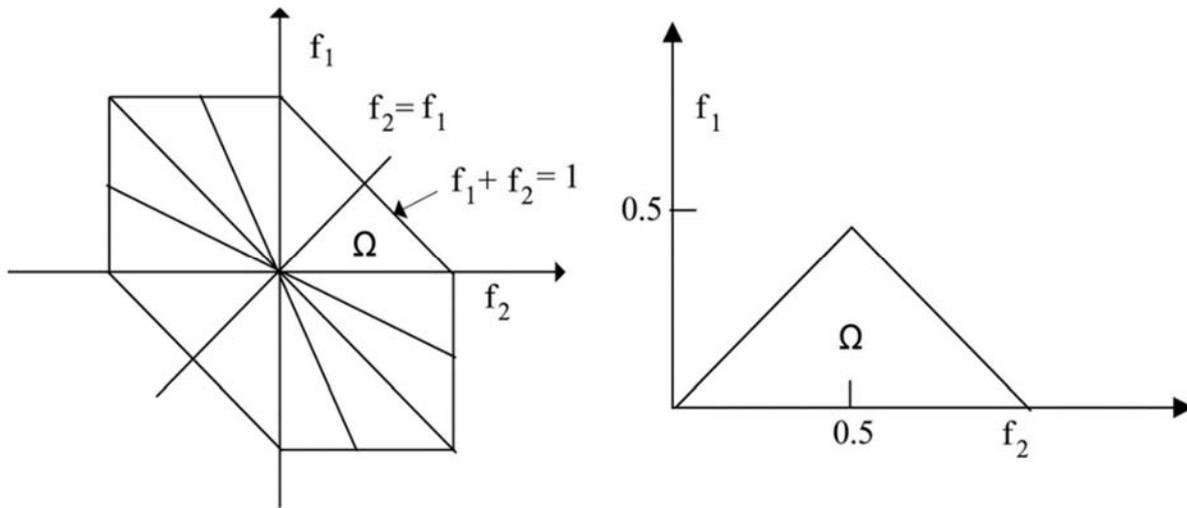


Figure 3-1 La zone non redondante du bispectre.

3.5.1 Le rapport énergétique (RE) :

Afin de vérifier la validité des paramètres basés sur le HOS utilisés dans ce travail, le rapport énergétique (ER) est choisi comme paramètre de référence. Ce rapport (équation (3-1)) est un indice significatif de la sévérité et de la croissance de l'énergie du souffle par rapport aux bruits S1 et S2. Il est calculé comme le résultat du rapport entre l'énergie du souffle (S2) et l'énergie totale des bruits (S1 + S2). Le rapport énergétique s'est avéré être un paramètre très efficace pour suivre la sévérité de la maladie cardiaque [23], [24].

Les souffles cardiaques de forte amplitude indiquent une situation inquiétante, comme dans le cas de la AS, DR, and AR. RE donne une idée de l'énergie du souffle cardiaque par rapport aux autres bruits du cœur S1 et S2 et est donné par l'équation suivante :

$$RE = \frac{E_2}{E_1 + E_2} \times 100 \quad \text{avec} \quad \left\{ \begin{array}{l} E_1 : \text{Energie des bruits S1 et S2} \\ E_2 : \text{énergie du souffle} \end{array} \right\} \quad (3-1)$$

La principale limitation de cette approche réside dans les cas très restreints. Dans ces cas, le flux transvalvulaire est considérablement réduit, ce qui produit généralement un souffle de faible amplitude.

3.6 Résultats

3.6.1 Analyse de la sévérité des signaux PCG à l'aide de la technique du bispectre

Ce travail n'essaye pas d'établir si un couplage de phase existe entre des combinaisons particulières de fréquences avec une certitude statistique quantitative ; au lieu de cela, des tracés de magnitude de bispectre des différentes classes de signaux sont présentés pour mettre en évidence les différences de modèles dans l'espace bifréquenciel.

Les signaux PCG ont été convertis en images 2D en utilisant le bispectre HOS calculé à l'aide de la formule du bipsectre. Les paramètres non linéaires ont ensuite été extraits. Les couleurs indiquent les changements relatifs de l'amplitude du bispectre. Les couleurs bleues et jaunes dans la carte 2-D reflètent la plus grande diminution et augmentation, respectivement. Chaque point du graphique représente le contenu du bispectre du signal aux deux variables de fréquence (f_1 , f_2) et montre le degré d'interaction entre les fréquences f_1 et f_2 . Cette interaction peut être liée aux non-linéarités présentes dans le signal PCG.

Les figures. 2a-10a illustrent les bruits cardiaques normalisés dans le domaine temporel d'un segment de cycle de divers signaux PCG, tandis que les figures 2b-10b montrent le tracé de contour correspondant du bispectre. Neuf signaux cardiaques différents sont utilisés, un normal (N) et huit cas distincts de dysfonctionnement cardiaque.

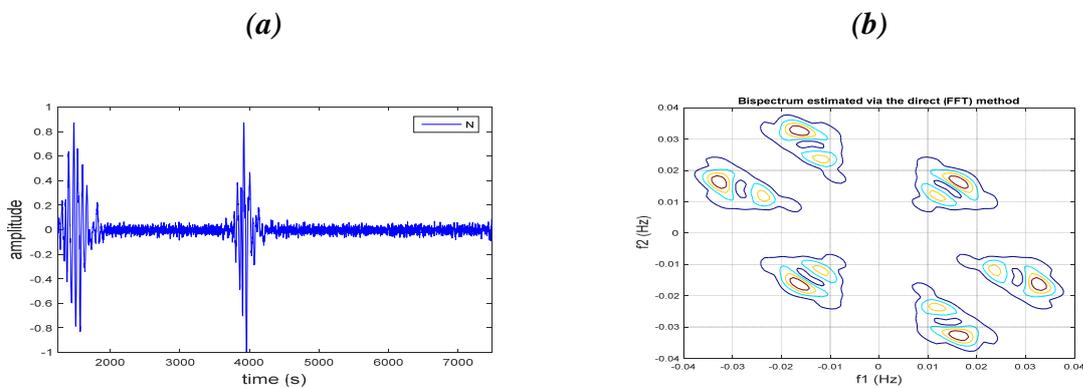


Figure 3-2 Signal PCG normal (N) : (a) représentation temporelle, (b) bispectre de (a).

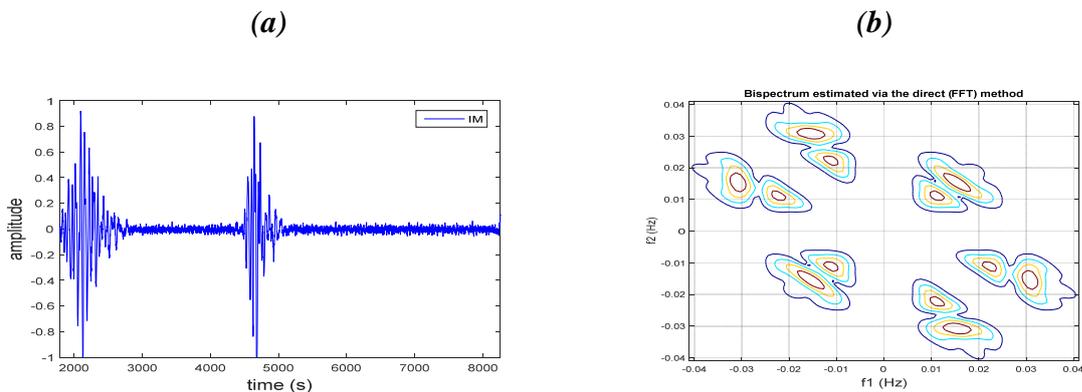


Figure 3-3 Innocent Murmur (IM) : (a) représentation temporelle, (b) bispectre de (a).

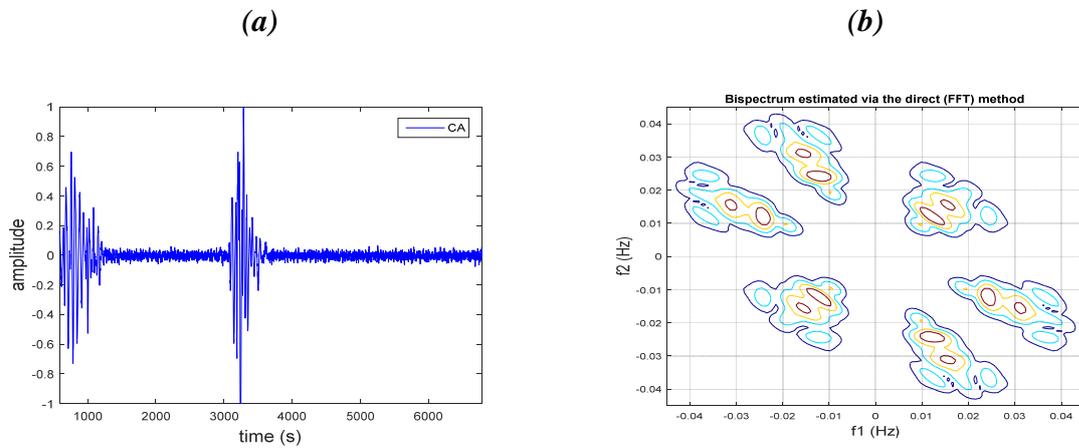


Figure 3-4 Coarctation of the Aorta (CA) : (a) représentation temporelle, (b) bispectre de (a).

Pour les signaux PCG de la première catégorie (N, IM, et CA), Les figures 2a et b illustrent le signal PCG normalisé dans le domaine temporel et sa représentation bispectrale correspondante pour le signal PCG normal.

On peut voir sur les figures 2a et b que le bispectre d'un PCG normal présente un pic principal dans la région non redondante qui se répète dans chacune des six régions de symétrie.

En outre, on peut observer que le bispectre présente une distribution de la magnitude dans la gamme de bifréquences de -0,04 à + 0,04 Hz. La figure 3a, b montre le tracé du bispectre du cas de murmure innocent (IM). L'écart de magnitude est un peu plus important que dans le cas du PCG normal.

La figure 4b représente le tracé du contour du bispectre du signal CA (figure 4a). On peut voir que la répartition de la magnitude est dans une gamme supérieure à celle des signaux normaux et IM. Ces tracés de bispectre sont uniques pour chaque signal PCG.

L'analyse du bispectre des signaux PCG à click (EC, AG, et OS) sont présentées dans les figures 5-7. En particulier, les figures 5a et 5b montrent le signal PCG normalisé dans le domaine temporel qui affiche simultanément les bruits cardiaques S1 et S2, le click systolique et la représentation du bispectre de l'enregistrement du PCG d'un patient présentant un click d'éjection (EC). Comme on peut le voir sur cette figure, le bispectre présente le pic principal, qui est présent principalement dans le domaine principal, où la plage de bifréquence est inférieure à celle du bruit cardiaque normal. On peut observer que la dispersion de l'amplitude bifréquence est comprise entre $-0,015 \leq f1$ et $+0,015 \leq f2$.

Dans le cas du galop auriculaire (AG) (voir la figure 6(a, b)), de nouveaux pics dans la plage bifréquencielle sont produits par rapport au bispectre du EC. La figure 7 (a, b) montre la représentation du bispectre du signal PCG de claquement d'ouverture (OS). On observe que le modèle du bispectre est presque similaire à celui du phonocardiogramme de EC. De plus, le bispectre présente de nouveaux petits pics à des fréquences plus élevées dans le plan bifréquence.

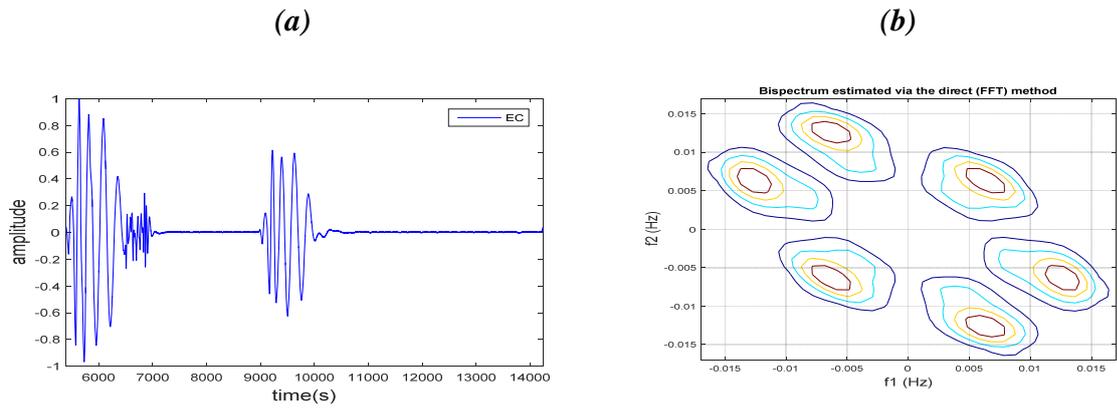


Figure 3-5: Ejection Click (EC) : (a) représentation temporelle, (b) bispectre de (a).

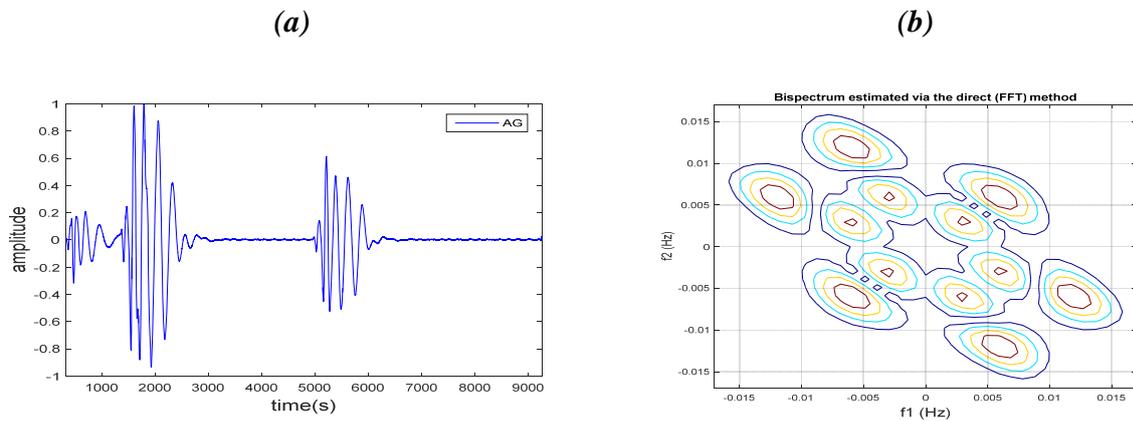


Figure 3-6: Figure6. Atrial Gallop (AG) : (a) représentation temporelle, (b) bispectre de (a).

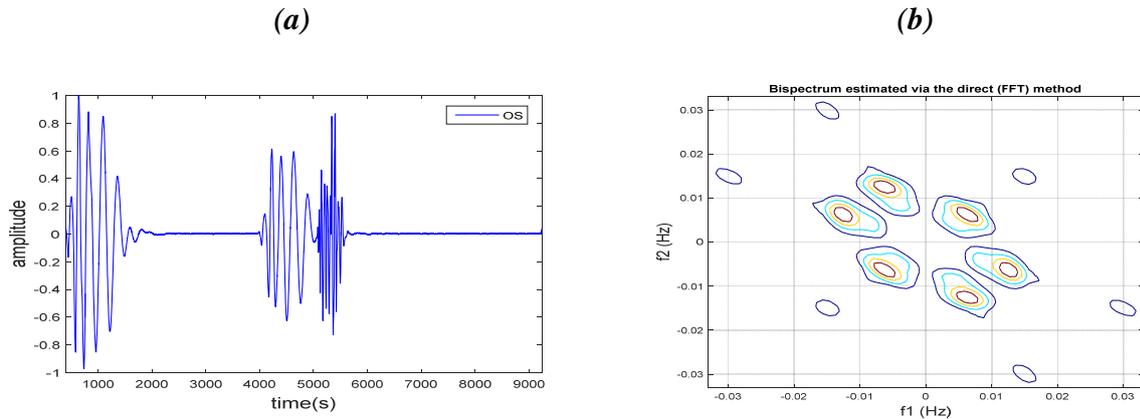


Figure 3-7: Opening Snap (OS) : (a) représentation temporelle, (b) bispectre de (a).

Pour l'analyse bispectrale du signal PCG à souffles, les signaux de bruits cardiaques AS, DR et AR sont choisis. La figure 8(a) représente l'enregistrement PCG et la figure 8(b) décrit le tracé de contour bispectral correspondant pour le signal de sténose aortique (AS). On peut voir sur la figure que le tracé de l'amplitude du bispectre présente des pics qui sont décalés vers les basses fréquences.

La distribution significative de l'amplitude bispectrale se situe à $-0,01 \leq f_1$ et $+0,01 \leq f_2$. La figure 9(a, b) montre le bispectre et sa représentation des contours pour le signal PCG du signal rumble diastolique (DR). On observe que les pics bispectraux apparaissent dans l'étendue bifréquence de $-0,015 \leq f_1$ et $+0,015 \leq f_2$. Le tracé de contour du bispectre de la régurgitation aortique (AR) est représenté à la figure 10. (a) et (b). On peut voir qu'il y a une plus grande distribution de la magnitude que les cas de AS et de DR, où le tracé de magnitude du bispectre montre des pics à la plage de bifréquence de $-0,035 \leq f_1$ et $+0,035 \leq f_2$.

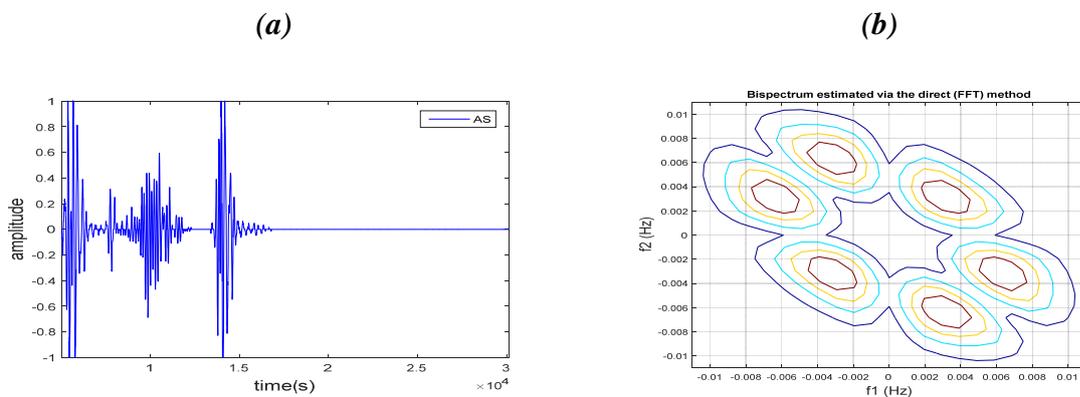


Figure 3-8 Aortic Stenosis (AS) : (a) représentation temporelle, (b) bispectre de (a).

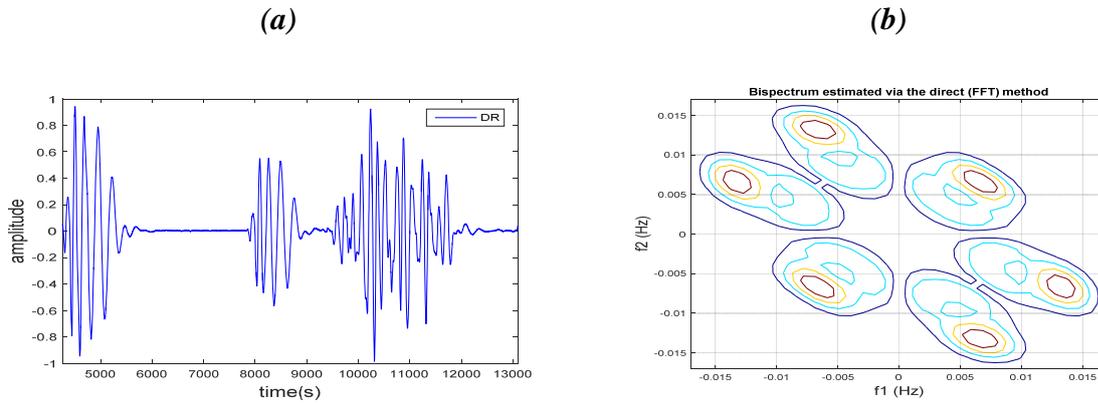


Figure 3-9 : Drum Rumble (DR) : (a) représentation temporelle, (b) bispectre de (a).

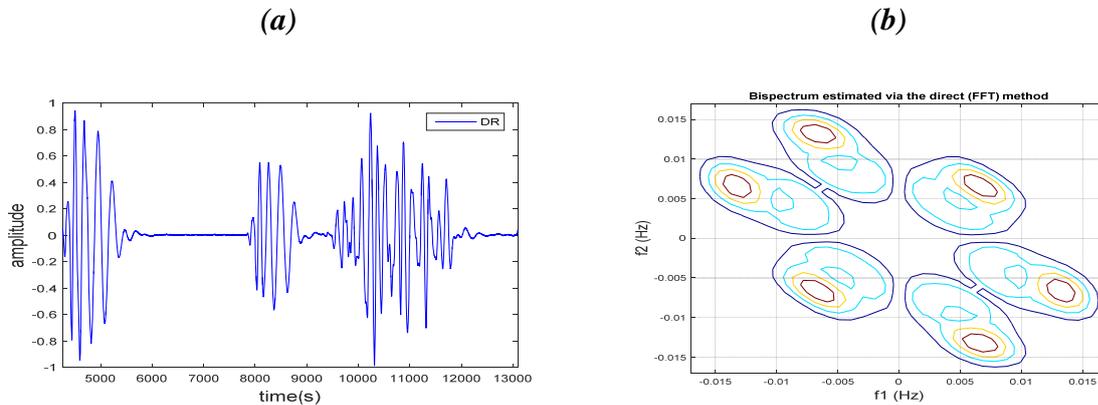


Figure 3-10: Aortic Regurgitation (RA) : (a) représentation temporelle, (b) bispectre de (a).

3.6.2 Extraction des paramètres HOS :

L'objectif de cette étude est d'étudier les signaux du phonocardiogramme (PCG) présentant une gravité cardiaque différente. Pour distinguer les différences existant dans les différents signaux PCG, une quinzaine de paramètres bispectraux (Mavg, Avar, M1, M2, Pe, P1, P2, P3, H1, H2, H3, WCOB_x, WCOB_y, aWCOB_x, aWCOB_y) ont été calculés à partir de leurs représentations bispectrales correspondantes. Ces paramètres sont utilisés pour estimer l'évolution de leur sévérité pathologique.

Les tableaux 2-4 résument les résultats obtenus à partir du calcul des caractéristiques HOS des trois groupes de signaux PCG calculés uniquement sur la région non redondante. De même, les variations de chaque paramètre sont illustrées dans les Figures 11-13. Dans ces tableaux, les

paramètres marqués en gris ne peuvent pas être utilisés car ils ne montrent pas une évolution bien corrélée avec l'augmentation de la gravité.

Pour les paramètres HOS obtenues à partir du bispectre, les résultats présentés dans le tableau 2 peuvent être résumés schématiquement à l'aide des histogrammes des figures 11 pour mieux identifier chaque signal PCG par une amplitude bien définie. Les figures 11(a-i) sont respectivement les histogrammes de la moyenne de l'amplitude, du maximum, de l'entropie de phase, des entropies bispectrales (P1, P2 et P3) et de l'absolu du centre pondéré du bispectre (WCOBx et WCOBy) en fonction des différents signaux PCG du premier groupe (N, IM et CA). Parmi tous les paramètres HOS, celles qui ont été sélectionnées ont été utilisées.

Tableau 3-2 : Valeurs des paramètres basés sur le bispectre extraits des signaux PCG du premier groupe (normal (N), innocent murmur (IM) et coarctation of the aorta (CA)).

Paramètres HOS	Les signaux PCG sans souffles		
	N	IM	CA
<i>Mavg</i>	0,005	0,014	0,028
<i>Avar</i>	-0,143	-0,414	-0,843
<i>M1</i>	0,024	0,126	0,616
<i>M2</i>	4,473E-06	1,441E-06	2,883E-09
<i>P1</i>	0,695	0,519	0,395
<i>P2</i>	0,395	0,341	0,229
<i>P3</i>	0,307	0,276	0,139
<i>Pe</i>	1,206	2,148	2,421
<i>H1</i>	-17927,782	-21254,784	-20982,312
<i>H2</i>	-265,375	-314,891	-308,322
<i>H3</i>	-796,137	-944,682	-924,967
<i>Wcobx</i>	21,313	26,124	7,051
<i>absolut Wcobx</i>	18,821	10,474	6,493
<i>Wcoby</i>	6,385	3,937	5,265
<i>absolut Wcoby</i>	6,254	5,155	4,245

Tableau 3-3 Valeurs des paramètres basés sur le bispectre extraits des signaux PCG à clicks (ejection click(EC), atrial gallop (AG), et opening snap(OS)).

Features name	Les signaux PCG à clicks		
	EC	AG	OS
<i>Mavg</i>	0,0006	0,0005	0,0063
<i>Avar</i>	-0,0181	-0,0142	-0,1925
<i>M1</i>	0,0142	0,0071	0,0182
<i>M2</i>	8,4911E-09	4,0503E-09	2,1556E-07
<i>P1</i>	0,7196	0,7967	0,7972
<i>P2</i>	0,0875	0,1079	0,4857
<i>P3</i>	0,0168	0,0145	0,3711
<i>Pe</i>	3,5786	3,5769	3,4528
<i>H1</i>	-21115,92	-21169,2823	-17019,3149
<i>H2</i>	-337,0511	-332,0326	-254,0609
<i>H3</i>	-1011,1413	-996,0846	-762,1674
<i>Wcobx</i>	9,4133	20,2133	22,0821
<i>absolut Wcobx</i>	44,8201	46,5099	28,8935
<i>Wcoby</i>	1,4912	3,03655	7,1826
<i>absolut Wcoby</i>	8,1933	10,7872	8,3091

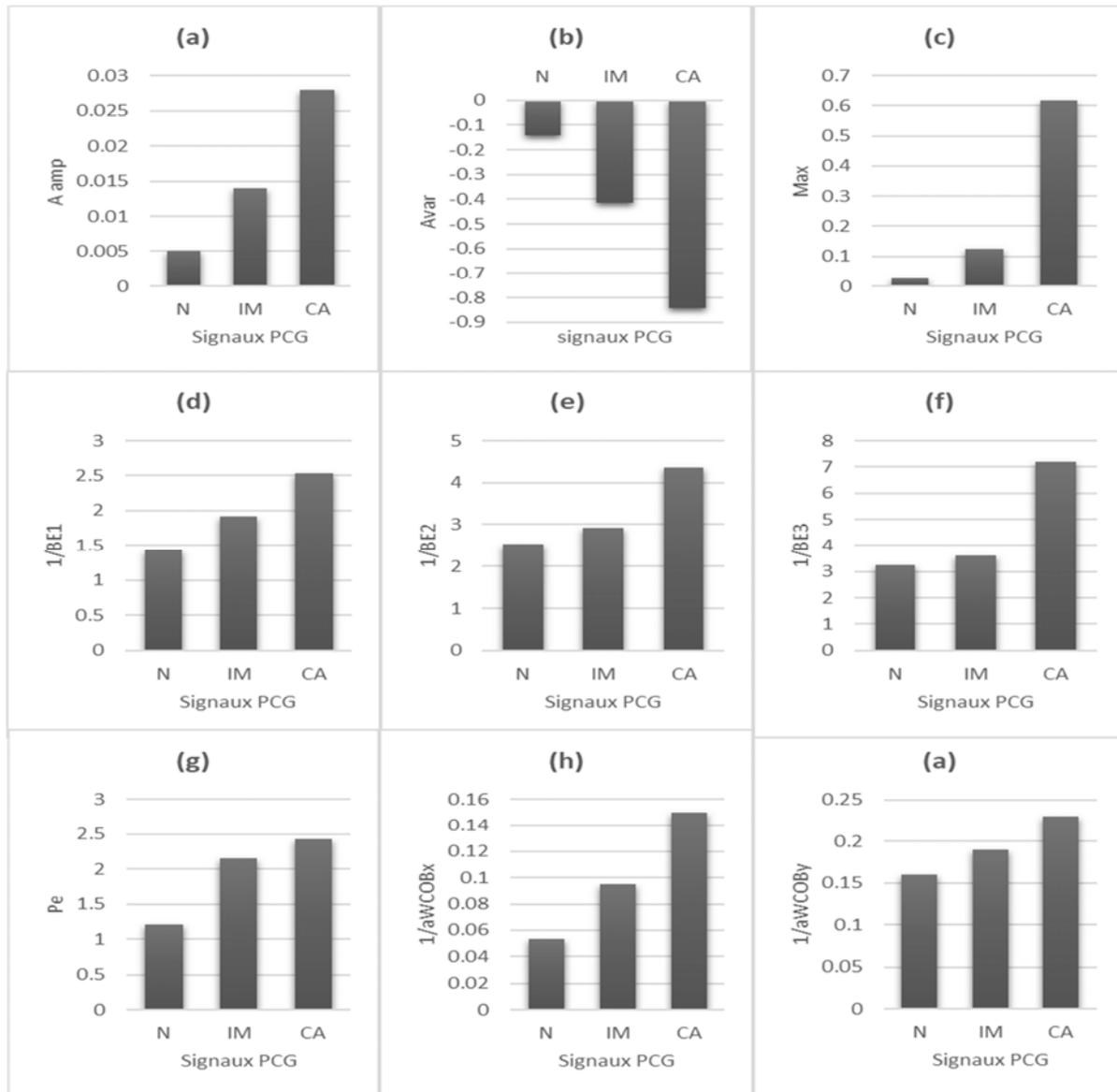


Figure 3-11: variation des paramètres bispectraux extraits des signaux PCG du premier groupe (normal (N), innocent murmur (IM), and coarctation of the aorta (CA)), ((a) la moyenne de l'amplitude M_{amp} , (b) variabilité du bispectre A_{var} , (c) maximum du bispectre Max , (d-f) inverse de l'entropie bispectrale normalisée $1/BE1, 1/BE2$, et $1/BE3$, (g) entropie de phase Pe , (h, i) inverse du centre pondéré $1/aWCOBx$, $1/aWCOBy$).

Le tableau 3 énumère les paramètres HOS extraites pour chaque signal PCG de la deuxième catégorie (PCG à clic) : ejection lick (EC), atrial gallop (AG), and opening snap (OS). On peut observer que les paramètres $P1$, $P2$, Pe , $H2$, $H3$, $Wcobx$, et $Wcoby$ illustrent des informations pertinentes sur l'importance croissante du clic. Les résultats obtenus repris dans le tableau 3 peuvent être schématisés par des histogrammes comme le montrent les figures 12(a-g).

D'après les histogrammes des figures 12(a-g), les caractéristiques du bispectre extraites de OS et AG ont une valeur d'amplitude plus grande que celle de EC.

À partir des représentations graphiques en histogrammes dans les Figures 11-13, on peut clairement voir que l'importance croissante des paramètres du bispectre est proportionnelle aux valeurs croissantes du rapport d'énergie.

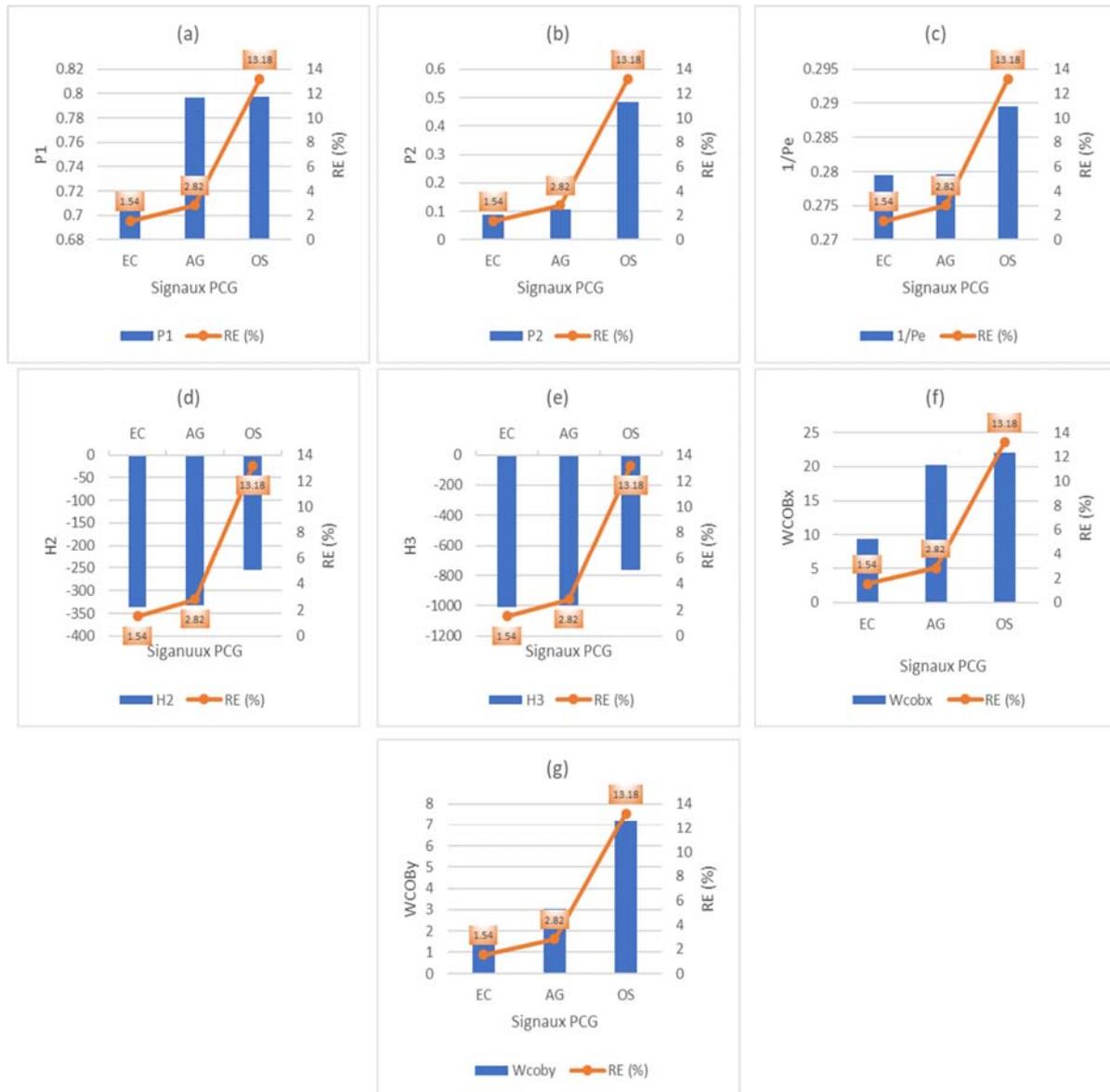


Figure 3-12: (a-g) - variation des paramètres bispectraux extraits des signaux PCG du deuxième groupe (Ejection Click (EC), Atrial Gallop (AG), and opening snap (OS)), ((a) entropie bispectrale normalisée P1, (b) entropie bispectrale normalisée au carré P2, (c) inverse de l'entropie de phase 1/Pe, (d) somme des logs d'amplitude de l'élément diagonal H2, (e) moment spectral de premier ordre de l'amplitude de l'élément diagonal H3, (f, g) centre pondéré WCOBx, WCOBy), et la variation du rapport énergétique (ER).

Nous avons également appliqué cette méthode pour analyser les signaux PCG du troisième groupe (PCG à souffles) : AS, DR et AR. Les valeurs du bispectre extraits sont reprises dans le tableau 4. Parmi toutes les caractéristiques analysées, seules M_{avg} , A_{var} , $M1$, $P3$ et P_e sont retenues. Les caractéristiques discutées dans cette section sont représentées sous forme d'histogrammes (voir Figures 13(a-e)). Nous remarquons une augmentation de la variation des paramètres sélectionnés qui est proportionnelle à l'augmentation significative du paramètre de rapport d'énergie.

De même, pour le troisième groupe (PCG à souffles) composé de signaux AS, DR et AR, les paramètres du bispectre et le rapport énergétique ont été calculés et présentés sous forme de tableau dans le tableau 4. Parmi toutes les caractéristiques analysées, seules M_{avg} , A_{var} , $M1$, $P3$ et P_e sont retenues. Les caractéristiques discutées dans cette section sont représentées sous forme d'histogrammes (voir Figures 13(a-e)).

Ces figures montrent le tracé graphique de la variation d'amplitude des paramètres de magnitude basés sur le HOS avec les variations du rapport d'énergie. On peut observer que les caractéristiques du bispectre sélectionné montrent une évolution bien corrélée avec l'évolution de la gravité cardiaque indiquée par le paramètre RE.

Tableau 3-4: Valeurs des paramètres basés sur le bispectre extraits des signaux PCG à souffles (aortic stenosis (AS), drum rumble (DR) et aortic regurgitation (AR)).

Les signaux PCG à souffles			
Features name	AS	DR	AR
M_{avg}	3,298E-04	0,005	0,017
A_{var}	-5,249E-04	-0,163	-0,502
$M1$	0,001	0,082	0,319
$M2$	1,777E-11	3,946E-07	7,672E-09
$P1$	0,425	0,731	0,448
$P2$	0,09	0,256	0,225
$P3$	0,026	0,074	0,154
P_e	0,107	3,375	3,579
$H1$	-39642,933	-17140,964	-19700,534
$H2$	-610	-253	-292

<i>H3</i>	-1830	-760	-878
<i>Wcobx</i>	9,143	27,6	3,441
<i>absolut Wcobx</i>	9,144	25,45	8,455
<i>Wcoby</i>	3,153	8,859	3,642
<i>absolut Wcoby</i>	3,154	6,827	3,864

3.7 Discussion

En comparant les résultats obtenus dans la section précédente, il est évident que la dispersion de la magnitude des signaux PCG du premier groupe est plus élevée que celle des deuxième et troisième groupes. La morphologie du PCG des cas IM et CA est similaire à celle du cas normal.

On peut donc observer que la représentation du bispectre de l'IM et du CA présente une apparence morphologique similaire à celle du cas normal. On remarque également que les signaux PCG avec un clic : EC, AG, et OS présentent un étalement de la magnitude du tracé du bispectre dans la plage de bifréquence inférieur à celui de la première catégorie de signaux PCG. La plupart de la magnitude du bispectre existe entre $-0,015 \leq f_1$ et $+0,015 \leq f_2$, ce qui est inférieur à celui du cas normal. Cela signifie que ces trois signaux peuvent être attribués au même groupe.

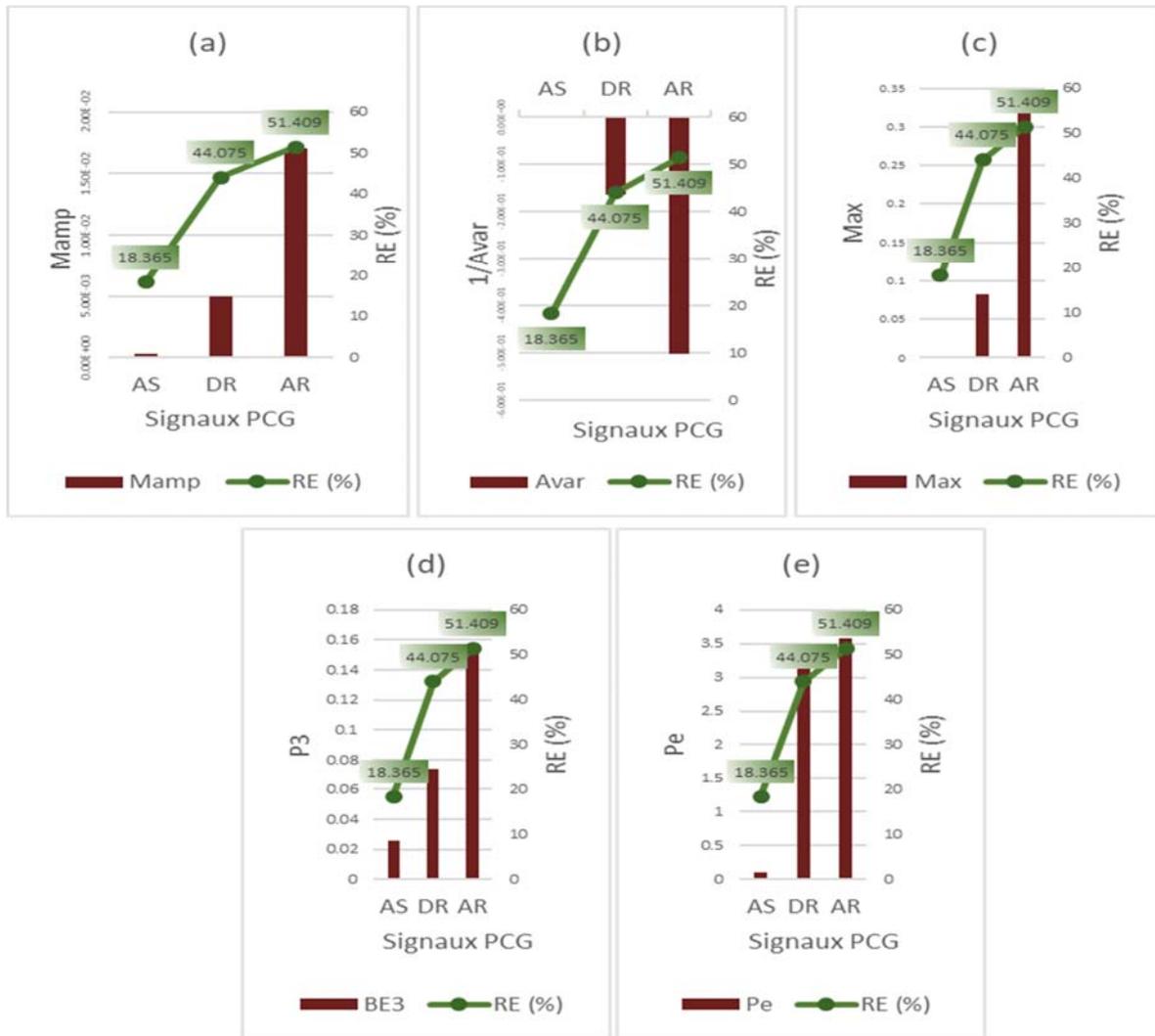


Figure 3-13: Variation des paramètres bispectraux extraits des signaux PCG du troisième groupe (sténose aortique (Aortic Stenosis (AS), Drum Rumble (DR), and Aortic Regurgitation (AR)), ((a) moyenne de l'amplitude Mamp, (b) inverse de la variabilité de l'amplitude du bispectre 1/Avar, (c) max du bispectre Max, (d) entropie cubique bispectrale normalisée BE3, (e) entropie de phase Pe), et variation du rapport énergétique (RE).

En observant l'analyse bispectrale du troisième groupe de signaux PCG, qui sont des signaux à souffles : AS, DR et AR ; on peut remarquer que, dans le cas des signaux PCG à souffles, les pics du bispectre sont générés dans une gamme de bifréquences basse par rapport à celle du cas normal.

- On peut observer à partir de ces résultats obtenus que plus le signal PCG s'écarte de la normalité (PCG pathologique), plus la distribution de l'amplitude du bispectre est réduite.
- D'autre part, les figures montrent que le modèle de bispectre est unique pour chaque signal PCG et peut donc être utilisé pour distinguer les différents signaux PCG.

Comme nous l'avons vu dans la section précédente, après avoir identifié les paramètres qui peuvent être utilisés pour chaque groupe de signaux cardiaques, les paramètres sélectionnés peuvent être représentés par des histogrammes en fonction de la nature et de la gravité du signal.

Les résultats obtenus, pour des signaux ayant une morphologie similaire à celle du PCG normal, montrent que les caractéristiques sélectionnées dans la section précédente telles que la moyenne de l'amplitude du bispectre M_{avg} et l'entropie de phase P_e peuvent être utilisées pour discriminer les signaux PCG.

En effet, ces paramètres montrent clairement que le signal PCG normal (N) a une valeur inférieure qui est tout à fait normale alors que le signal CA fournit la valeur la plus élevée. De même, on peut également remarquer que le murmure innocent IM a une faible gravité par rapport au signal CA. Par conséquent, ces paramètres sont capables de refléter une évolution bien corrélée avec la sévérité pathologique. Le résultat obtenu dans cette étude est compatible avec celui de l'analyse de ces signaux avec la technique DWT ; le lecteur peut se référer à la Réf. [16].

Les histogrammes illustrés dans les figures 12. (a-g) montrent la variation des caractéristiques du bispectre extraites utilisées pour interpréter les résultats obtenus à partir des signaux cardiaques du deuxième groupe (PCG à click). Des travaux précédents [23, 24] ont montré que le rapport énergétique RE semble être le paramètre le plus important pour estimer l'énergie du souffle. Ainsi, le paramètre RE est calculé pour les signaux PCG avec un click : EC, AG et OS afin d'estimer l'énergie du click par rapport à l'énergie du cycle cardiaque (voir tableau 5).

Tableau 3-5: Valeurs du rapport énergétique de différents signaux PCG.

Les signaux PCG	L'énergie du cycle cardiaque	RE (%)
<i>Les signaux PCG à clicks</i>		
EC	397,559	1.548
AG	386,134	2.826
OS	451,251	13.175
<i>Les signaux PCG à souffles</i>		
AS	735.018	18.365
DR	626.101	44.075
AR	212.073	51.409

D'autre part, le rapport RE est utilisé comme paramètre de référence car la classification des signaux PCG pathologiques à l'aide de ce rapport semble prometteuse et peut être considérée comme un paramètre approprié dans l'analyse et la classification des signaux PCG. La figure 12 illustre la variation du RE calculé à partir de ces signaux. On peut voir que EC et AG ont des valeurs plus faibles 1,55% et 2,83% respectivement que celle de OS qui ne dépasse pas 13,18%.

Seuls certains des paramètres bispectaux extraits, tels que les entropies bispectrales P1 et P2 et le centre pondéré du bispectre, présentent l'évolution la plus corrélée avec celle du rapport énergétique. Comme prévu, il est clair dans la figure 12 que les paramètres sélectionnés peuvent montrer une variation bien corrélée avec celle du rapport énergétique (RE). Ainsi, les caractéristiques HOS peuvent fournir de manière satisfaisante une vision claire de l'importance croissante de la sévérité cardiaque de la deuxième catégorie de signaux PCG.

La même analyse est effectuée sur les signaux du troisième groupe de signaux PCG : l'AS, le DR et l'AR. A partir de l'histogramme présenté dans la figure 13; on peut observer que le signal AR a la valeur maximale de RE 51,41% suivi par le DR 44,07% tandis que le AS présente un rapport énergétique à 18,37% ce qui signifie que ce dernier est beaucoup moins sévère que les autres cas. Les paramètres suivants du bispectre : M_{avg} , A_{var} , M_1 , P_3 et P_e (voir figures 13(a-e)) varient proportionnellement à la sévérité du click spécifiée par le rapport énergétique. Les paramètres sélectionnés semblent très bien suivre l'évolution de la sévérité pathologique des signaux PCG présentant un souffle supplémentaire.

D'après ces résultats obtenus à partir de cette analyse effectuée sur les différents groupes de signaux PCG, nous pouvons confirmer que les paramètres proposés semblent être un outil très approprié pour analyser et classer les différents signaux PCG en fonction de leur degré de gravité pathologique.

3.8 Conclusion

Les signaux sonores du cœur (phonocardiogramme - PCG) permettent de détecter le plus tôt possible une pathologie cardiovasculaire potentielle et sont récemment devenus un outil crucial en tant que test diagnostique dans le cadre du suivi ambulatoire pour évaluer l'état hémodynamique du cœur. Le besoin d'une méthode automatisée et précise de détection des anomalies pour le PCG est donc devenu imminent.

Dans ce travail, l'analyse des signaux de phonocardiogramme basée sur l'approche statistique d'ordre supérieur (HOS) ou également connue sous le nom d'analyse bispectrale est présentée. Comme les signaux biomédicaux tels que l'ECG, l'EEG et le PCG sont non stationnaires et non linéaires par nature, des caractéristiques non linéaires telles que le bispectre sont utilisées pour analyser les sons cardiaques.

Pour un ensemble de signaux PCG avec plusieurs types de souffles, l'étude actuelle propose une présentation graphique unique du bispectre pour chaque type de signal phonocardiogramme. Cela peut être utilisé comme un outil visuel pour le diagnostic des dysfonctionnements cardiaques. De plus, un ensemble de paramètres basés sur les HOS et extraits des signaux PCG ont été étudiés. Ensuite, une étude des paramètres proposés a été réalisée.

En comparant les résultats obtenus par l'analyse des trois groupes de signaux de bruits cardiaques, on peut conclure que les caractéristiques du bispectre peuvent avoir un bon potentiel pour discriminer et classer divers signaux PCG. En outre, les paramètres calculés semblent être un outil très approprié pour suivre la gravité pathologique des signaux cardiaques sonores. Leur variation peut fournir de manière fiable une vision claire de l'importance croissante de la gravité cardiaque.

Liste des publications

- [1] Berraih, S. A., & Debbal, S. M. E. A. (2020). Pathological discrimination of the phonocardiogram signal using the bispectral technique. *Physical and Engineering Sciences in Medicine*, 43(4), 1371-1385.
- [2] Berraih, S. A., Baakek, Y. N. E., & Debbal, S. M. E. A. (2021). Preliminary study in the analysis of the severity of cardiac pathologies using the higher-order spectra on the heart-beats signals. *Polish Journal of Medical Physics and Engineering*, 27(1), 73-85.
- [3] Berraih, S. A., & Debbal, S. M. E. A. (2021). Severity cardiac analysis using the Higher-order spectra. *Applied Mathematics and Computation*, 409, 126389.
- [4] Berraih, S. A., Baakek, Y. N. E., & Debbal, S. M. E. A. (2021), Graphical Discrimination of the Phonocardiogram Signal Based on the Bispectral Method, *Advances in Communication Technology, Computing and Engineering*, 813 – 823.

3.9 Bibliographie

- [1] C. Ieracitano, N. Mammone, A. Hussain, et F. C. Morabito, « A novel multi-modal machine learning based approach for automatic classification of EEG recordings in dementia », *Neural Netw.*, vol. 123, p. 176-190, mars 2020, doi: 10.1016/j.neunet.2019.12.006.
- [2] R. Sharma, R. B. Pachori, et P. Sircar, « Automated emotion recognition based on higher order statistics and deep learning algorithm », *Biomed. Signal Process. Control*, vol. 58, p. 101867, avr. 2020, doi: 10.1016/j.bspc.2020.101867.
- [3] R. Yuvaraj, U. Rajendra Acharya, et Y. Hagiwara, « A novel Parkinson's Disease Diagnosis Index using higher-order spectra features in EEG signals », *Neural Comput. Appl.*, vol. 30, n° 4, p. 1225-1235, août 2018, doi: 10.1007/s00521-016-2756-z.
- [4] S. A. Hosseini, M. A. Khalilzadeh, M. B. Naghibi-Sistani, et V. Niazmand, « Higher Order Spectra Analysis of EEG Signals in Emotional Stress States », in *2010 Second International Conference on Information Technology and Computer Science*, Kiev, Ukraine, juill. 2010, p. 60-63. doi: 10.1109/ITCS.2010.21.
- [5] H. Alquran, A. M. Alqudah, I. Abu-Qasmieh, A. Al-Badarneh, et S. Almashaqbeh, « ECG CLASSIFICATION USING HIGHER ORDER SPECTRAL ESTIMATION AND DEEP LEARNING TECHNIQUES », *Neural Netw. World*, vol. 29, n° 4, p. 207-219, 2019, doi: 10.14311/NNW.2019.29.014.
- [6] O. Viunytskyi, V. Shulgin, A. Totsky, et V. Sharonov, « FETAL QRS-COMPLEXES DETECTIONS IN ABDOMINAL SIGNAL BY USING WAVELET-BISPECTRUM », *ГРААЛБ НАУКИ*, n° 6, p. 164-169, juill. 2021, doi: 10.36074/grail-of-science.25.06.2021.028.
- [7] S. Liu, J. Shao, T. Kong, et R. Malekian, « ECG Arrhythmia Classification using High Order Spectrum and 2D Graph Fourier Transform », *Appl. Sci.*, vol. 10, n° 14, p. 4741, juill. 2020, doi: 10.3390/app10144741.
- [8] D. Bu, S. Guo, H. Ma, H. Xu, et C. Wei, « Pattern Recognition of Continuous Elbow Joint Movements Using Bispectrum-based sEMG », in *2018 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation (ICMA)*, Changchun, août 2018, p. 551-556. doi: 10.1109/ICMA.2018.8484507.
- [9] A. Mokdad, S. M. E. A. Debbal, et F. Meziani, « Diagnosis of amyotrophic lateral sclerosis (ALS) disorders based on electromyogram (EMG) signal analysis and feature selection », *Pol. J. Med. Phys. Eng.*, vol. 26, n° 3, p. 155-160, sept. 2020, doi: 10.2478/pjmpe-2020-0018.
- [10] R. J. Simeoni et P. M. Mills, « Bicoherence analysis of quadriceps electromyogram during isometric knee extension », *Australas. Phys. Eng. Sci. Med.*, vol. 26, n° 1, p. 12-17, mars 2003, doi: 10.1007/BF03178691.

- [11] S. M. Debbal et F. Bereksi-Reguig, « Time-frequency analysis of the first and the second heartbeat sounds », *Appl. Math. Comput.*, vol. 184, n° 2, p. 1041-1052, janv. 2007, doi: 10.1016/j.amc.2006.07.005.
- [12] B. Ergen, Y. Tatar, et H. O. Gulcur, « Time–frequency analysis of phonocardiogram signals using wavelet transform: a comparative study », *Comput. Methods Biomech. Biomed. Engin.*, vol. 15, n° 4, p. 371-381, avr. 2012, doi: 10.1080/10255842.2010.538386.
- [13] S. A. Berraih, Y. N. elhouda Baakek, et S. M. E. A. Debbal, « Pathological discrimination of the phonocardiogram signal using the bispectral technique », *Phys. Eng. Sci. Med.*, vol. 43, n° 4, p. 1371-1385, déc. 2020, doi: 10.1007/s13246-020-00943-7.
- [14] Chung-Hsien Wu, Ching-Wen Lo, et Jhing-Fa Wang, « Computer-aided analysis and classification of heart sounds based on neural networks and time analysis », in *1995 International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, Detroit, MI, USA, 1995, vol. 5, p. 3455-3458. doi: 10.1109/ICASSP.1995.479729.
- [15] J. Singh et R. S. Anand, « Computer aided analysis of phonocardiogram », *J. Med. Eng. Technol.*, vol. 31, n° 5, p. 319-323, janv. 2007, doi: 10.1080/03091900500282772.
- [16] F. Meziani, S. M. Debbal, et A. Atbi, « Analysis of phonocardiogram signals using wavelet transform », *J. Med. Eng. Technol.*, vol. 36, n° 6, p. 283-302, août 2012, doi: 10.3109/03091902.2012.684830.
- [17] M. Z. Othman et A. N. Khaleel, « PHONOCARDIOGRAM SIGNAL ANALYSIS FOR MURMUR DIAGNOSING USING SHANNON ENERGY ENVELOP AND SEQUENCED DWT DECOMPOSITION », vol. 12, p. 10, 2017.
- [18] S. M. Debbal et F. Bereksi-Reguig, « Computerized heart sounds analysis », *Comput. Biol. Med.*, vol. 38, n° 2, p. 263-280, févr. 2008, doi: 10.1016/j.compbimed.2007.09.006.
- [19] M. El-Segaier, O. Lilja, S. Lukkarinen, L. Sörnmo, R. Sepponen, et E. Pesonen, « Computer-Based Detection and Analysis of Heart Sound and Murmur », *Ann. Biomed. Eng.*, vol. 33, n° 7, p. 937-942, juill. 2005, doi: 10.1007/s10439-005-4053-3.
- [20] Z. Jiang et S. Choi, « A cardiac sound characteristic waveform method for in-home heart disorder monitoring with electric stethoscope », *Expert Syst. Appl.*, vol. 31, n° 2, p. 286-298, août 2006, doi: 10.1016/j.eswa.2005.09.025.
- [21] F. Noman, S.-H. Salleh, C.-M. Ting, S. B. Samdin, H. Ombao, et H. Hussain, « A Markov-Switching Model Approach to Heart Sound Segmentation and Classification », *IEEE J. Biomed. Health Inform.*, vol. 24, n° 3, p. 705-716, mars 2020, doi: 10.1109/JBHI.2019.2925036.
- [22] A. Swami et J. M. Mendel, « Higher-Order Spectral Analysis Toolbox, version 2.0.3 », p. 258, 2000.

- [23] T. A. Jamal, H. Ali, et S. A. Khan, « Classification of Phonocardiogram using an Adaptive Fuzzy Inference System », *Proc. Int. Conf. Image Process. Comput. Vis. Pattern Recognit. IPCV*, p. 609-614, juill. 2009.
- [24] F. Meziani, S. M. Debbal, et A. Atbi, « Analysis of the pathological severity degree of aortic stenosis (AS) and mitral stenosis (MS) using the discrete wavelet transform (DWT) », *J. Med. Eng. Technol.*, vol. 37, n° 1, p. 61-74, janv. 2013, doi: 10.3109/03091902.2012.733058.
- [27] eGeneral Medical Inc. USA. eGeneralMedical.com.<http://www.egeneralmedical.com/listohearmur.html>
- [28] http://www.cardiosource.com/heart_sounds.

4 Chapitre IV Détection automatique des pathologies cardiaques à l'aide de la technique Bispectrale et de l'apprentissage machine

<i>Chapitre IV Détection automatique des pathologies cardiaques à l'aide de la technique Bispectrale et de l'apprentissage machine</i>	83
4.1 Introduction	84
4.2 Méthodologie	85
4.2.1 Base de données des signaux PCG :	85
4.2.2 Analyse quantitative	87
4.2.3 Classifieurs	89
4.2.3.1 Support vector machine (SVM) :	89
4.2.3.2 K-Nearest Neighbor (KNN) :	89
4.2.4 Validation	90
4.2.5 Analyse en composantes principales (ACP)	90
4.3 Résultats et discussion	90
4.3.1 Résultats obtenus en utilisant le classifieur SVM	96
4.3.2 2.3 Résultats obtenus en utilisant le classifieur KNN	97
4.3.3 La nouveauté et l'originalité de l'étude proposée sont résumées comme suit :	100
4.4 Conclusion	102
4.5 Bibliographie	103

4.1 Introduction

Les bruits du cœur sont des signaux biologiques non-stationnaires qui se produisent avec le mouvement des valves cardiaques et la circulation du sang dans le cœur. Les troubles des valves cardiaques sont un trouble cardiovasculaire. Si ces troubles ne sont pas détectés à temps, ils peuvent entraîner la coagulation du sang à l'intérieur des vaisseaux sanguins, une insuffisance cardiaque et des maladies mortelles. Le signal PCG peut être utilisé comme signal de base pour observer le fonctionnement du cœur. Ces signaux sont non-linéaires et non-stationnaires par nature. Nous avons donc utilisé l'analyse spectrale d'ordre supérieur (HOS), qui est plus adaptée au non-linéaire.

L'utilisation de systèmes basés sur l'apprentissage automatique pour la détection des maladies dans les signaux sonores du PCG fait l'objet de recherches depuis longtemps. La classification binaire des signaux PCG en sains et malades est largement discutée. Cependant, le développement de nouvelles méthodes et technologies de traitement du signal permet de détecter le type de maladie. Il existe un nombre limité d'études de multi-classification dans la littérature pour la détection des types de maladies.

Ces dernières années, dans les études sur la classification binaire des signaux PCG, Potes et al., 2016 ; Chen et al. ont utilisé des caractéristiques de fréquence temporelle, et d'ondelettes avec un classificateur CNN, respectivement. Les résultats des études montrent que la valeur de précision la plus élevée de 94% a été obtenue par (Chen et al., 2020) en utilisant le même base de données [1], [2]. La méthode rapportée par Raza et al. a utilisé les trames des signaux PCG et le classificateur LSTM-RNN pour la détection des signaux sains, du souffle et de la systole [3]. Ils ont obtenu une précision globale de 80,45 % en utilisant le modèle LSTM-RNN.

De même, dans [4] , les auteurs ont extrait les caractéristiques MFCC et LTP et utilisé le modèle SVM pour la détection des signaux normaux, ASD et VSD. La classification des troubles cardiaques basée sur l'analyse temps-fréquence utilisant la transformée Chirplet du signal PCG a été rapportée par Kumar et al. [5]. Ils ont obtenu une précision globale de 98,33 % en utilisant un classificateur composite multiclasse pour la détection des signaux PCG de AS, MR, MS et sains.

Yaseen et Kwon [6] ont indiqué qu'ils ont extrait les caractéristiques MFCC et DWT des signaux PCG et ont utilisé des modèles SVM et DNN pour la classification des signaux PCG AS, MS, MR, MVP et normaux. Les résultats de cette étude ont été rapportés avec une précision de 91,6% lors de l'utilisation des caractéristiques MFCC avec SVM, et une précision de 92,1% et 97,9% lors de la combinaison des caractéristiques MFCC et DWT avec les modèles DNN et SVM, respectivement.

De même, Ghosh et al. ont extrait les caractéristiques de magnitude et de phase des signaux PCG pour la détection des anomalies cardiaques. Ils ont rapporté une précision de 95,13% en utilisant un classificateur RF [7]. Cependant, la méthode que nous proposons a également donné de meilleures performances par rapport aux méthodes susmentionnées.

Un système intelligent automatisé pour l'identification de la santé cardiaque est très utile dans la technologie des soins de santé. Dans ce travail, nous avons extrait dix-sept caractéristiques des signaux cardiaques PCG à l'aide de HOS et les avons transmises à un KNN (k-nearest neighbor) et à un SVM (support vector machine) pour la classification. L'objectif de cette étude est de classifier différents types d'anomalies cardiovasculaires à partir des signaux PCG en utilisant une analyse basée sur le bispectre et une approche de classification.

4.2 Méthodologie

4.2.1 Base de données des signaux PCG :

Les paramètres spectraux d'ordre supérieur ont été extraits des enregistrements de bruits cardiaques normaux et pathologiques. Les enregistrements PCG ont été téléchargés à partir d'une base de données publique en ligne disponible sur [<https://bit.ly/3EtPtV1>]. La base de données contient un total de 1000 enregistrements PCG au format de fichier audio (.wav) appartenant à cinq classes différentes (normaux (N), et anormaux comme sténoses aortiques (AS), régurgitations mitrales (MR), sténoses mitrales (MS) et prolapsus de la valve mitrale (MVP)). [1].

Les données ont été collectées à partir de sources aléatoires, telles que des livres (Auscultation skills CD, Heart sound made easy) et des sites web (48 sites web différents ont fourni les données, notamment Washington, Texas, 3M et Michigan). Après avoir effectué un test de vérification croisée efficace, nous avons exclu les fichiers présentant un bruit extrême, les données ont été échantillonnées à un taux de fréquence de 8000 Hz et converties en un signal sonore cardiaque mono-canal à 3 périodes, l'échantillonnage des données, la conversion et l'édition ont été effectués dans le logiciel Cool Edit.

Dans la présente étude, 600 enregistrements PCG (120 signaux de chaque classe) ont été considérés pour l'analyse. La résolution de chaque enregistrement PCG dans la base de données est de 16 bits et les enregistrements sont échantillonnés à 8000 Hz. Le nombre des signaux utilisés dans chaque classe est indiqué ci-dessous dans le tableau 1.

Tableau 4-1 Le nombre des signaux utilisés à partir de la base donnée utilisée

Classe	N	AS	MS	MR	MVP
Nombre de signaux PCG	120	120	120	120	120

Les données cardiaques, qui comprennent à la fois les données normales et les données anormales, sont classées en cinq catégories ou classes, soit :

- Normal (N)
- Sténose aortique (AS)
- Sténose mitrale (MS)
- Régurgitation mitrale (MR)
- Prolapsus de la valvule mitrale (MVP)

Une brève description des différentes classes cardiaques a été donnée au chapitre 1.

L'objectif de ce travail est de fournir une nouvelle estimation du bispectre basée sur un ensemble de paramètres, qui peut être utilisée de manière robuste pour une classification multi-classes à partir du signal du phonocardiogramme. La procédure détaillée de l'approche proposée pour la détection des anomalies cardiaques est décrite de manière schématique dans la figure 1.

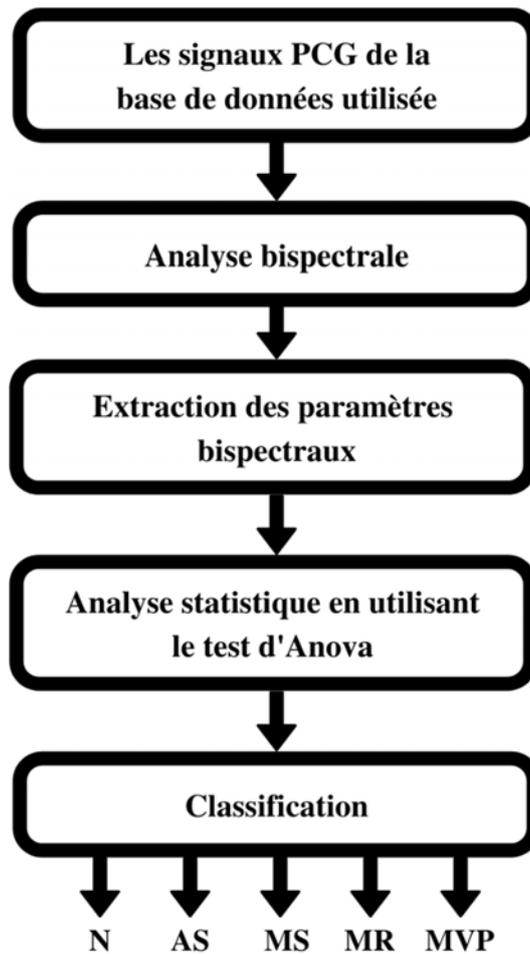


Figure 4-1: Schéma à blocs de la méthodologie proposée.

La figure 2 montre les différents signaux PCG de quatre pathologies différentes et d'un cas normal. Le signal PCG est analysé à l'aide de différents spectres d'ordre supérieur (également appelés polyspectres) qui sont des représentations spectrales des moments ou des cumulants d'ordre supérieur d'un signal. En particulier, ce travail étudie les caractéristiques liées aux statistiques de troisième ordre du signal, plus précisément le bispectre.

Le bispectre est la transformée de Fourier de la corrélation de troisième ordre du signal et les caractéristiques spectrales d'ordre supérieur sont utilisées (expliquées en détail au chapitre 2).

Les trames de données sont segmentées en blocs non chevauchants de 256 échantillons chacun. Ces blocs ont été utilisés pour calculer le bispectre. Ces blocs ont été pris dans chaque enregistrement cardiaque PCG avec un chevauchement de 128 points (soit 50%).

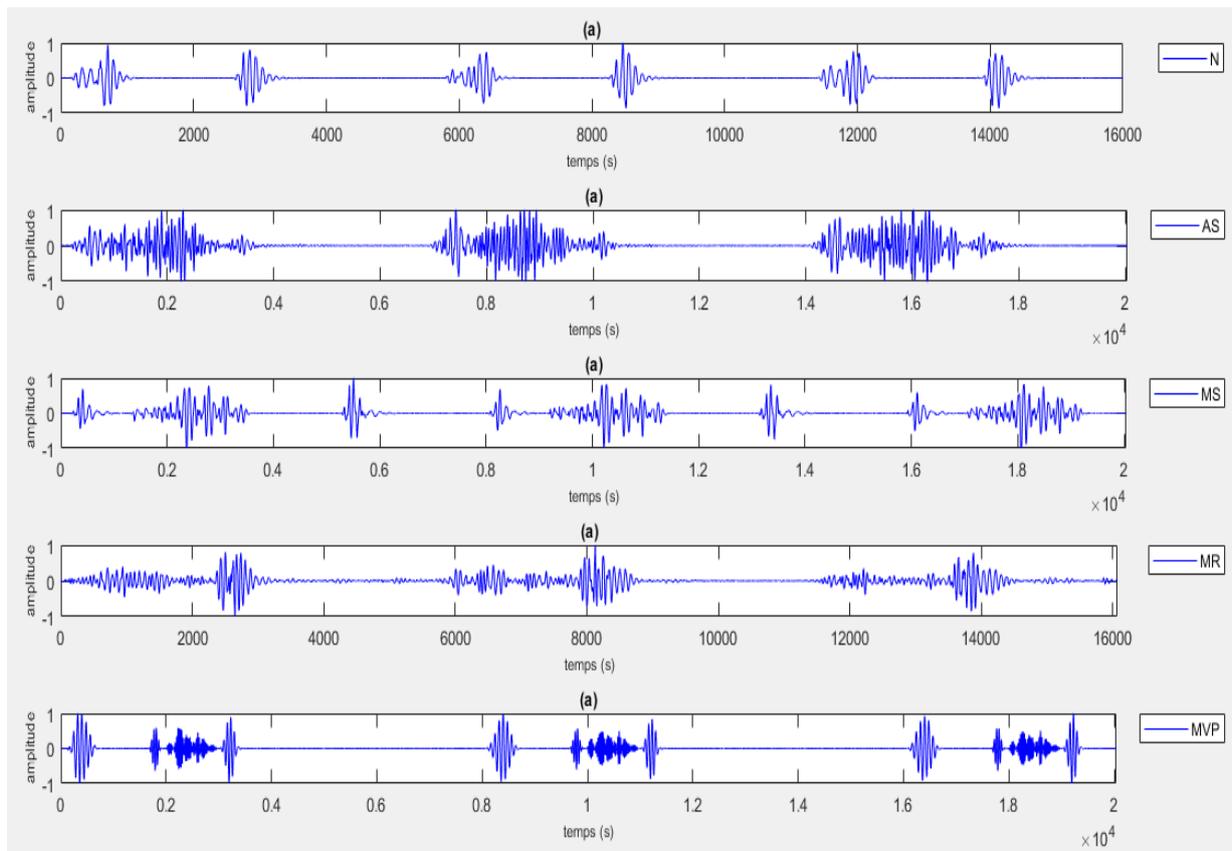


Figure 4-2: (a) Signal PCG pour la classe AS, (b) Signal PCG pour la classe MS, (c) Signal PCG pour la classe MR, (d) Signal PCG pour la classe MVP, (e) Signal PCG pour la classe N.

4.2.2 Analyse quantitative

Afin d'évaluer la capacité des caractéristiques liées au bispectre à distinguer les enregistrements PCG, une analyse statistique a été réalisée pour mesurer le niveau des différences statistiquement significatives entre les différents paramètres extraits.

Le test ANOVA est défini comme l'analyse de la variance. Il s'agit d'un ensemble de modèles statistiques qui permet de vérifier que les valeurs moyennes au sein des groupes étudiés sont différentes. L'ANOVA utilise les variances pour décider si les moyennes sont différentes. Ce test utilise la variation (variance) au sein des groupes et la traduit en variation (c'est-à-dire en différences) entre les groupes, en tenant compte du nombre de sujets dans les groupes. Si les différences observées sont élevées, on considère qu'elles sont statistiquement significatives. Un avantage de l'utilisation de l'ANOVA par rapport au test T est qu'elle réduit le risque de commettre une erreur dans les faux positifs lorsqu'il y a plus de deux moyennes.

Dans ce travail, tous les paramètres décrits dans *le chapitre 2* ont été obtenus et testés par le test ANOVA à un facteur. Le niveau général d'interaction entre les signaux PCG et les valeurs de chaque paramètre a été évalué pour chaque signal, à l'aide du test ANOVA. Une valeur $p < 0,0001$ de ce test indique une différence statistiquement significative. Les tracés de l'amplitude du bispectre et de la bicohérence des différentes classes de PCG sont également présentés comme des aides visuelles utiles pour le diagnostic des troubles cardiaques.

Par conséquent, les 17 paramètres extraits par l'analyse HOS ont été classés dans les 5 groupes N, AS, MS, MR, et MVP dans la plateforme de test ANOVA. Elles ont été notées comme étant normales, sténose aortique, sténose mitrale, régurgitation mitrale et prolapsus de la valve mitrale.

Dans cette étude, la magnitude de la matrice bispectrale est évaluée pour chaque signal cardiaque des classes N, AS, MS, MR et MVP.

Pour les classes N, AS, MS, MR et MVP, les cycles PCG cardiaques sont présentés dans les Fig. 2(a)-(e), respectivement. On peut observer que les caractéristiques temporelles et spatiales de chaque type de cycle PCG pathologique sont différentes de celles du signal PCG normal.

Les variations sont visibles dans les représentations bispectrales (comme indiqué sur la figure 3(a)-(e)) pour les cinq classes N, AS, MS, MR et MVP. Ce travail ne cherche pas à établir si un couplage de phase existe entre des combinaisons particulières de fréquences; en revanche, les tracés de l'amplitude du bispectre des différentes classes de signaux sont présentés pour mettre en évidence les différences de formes dans l'espace bifréquence.

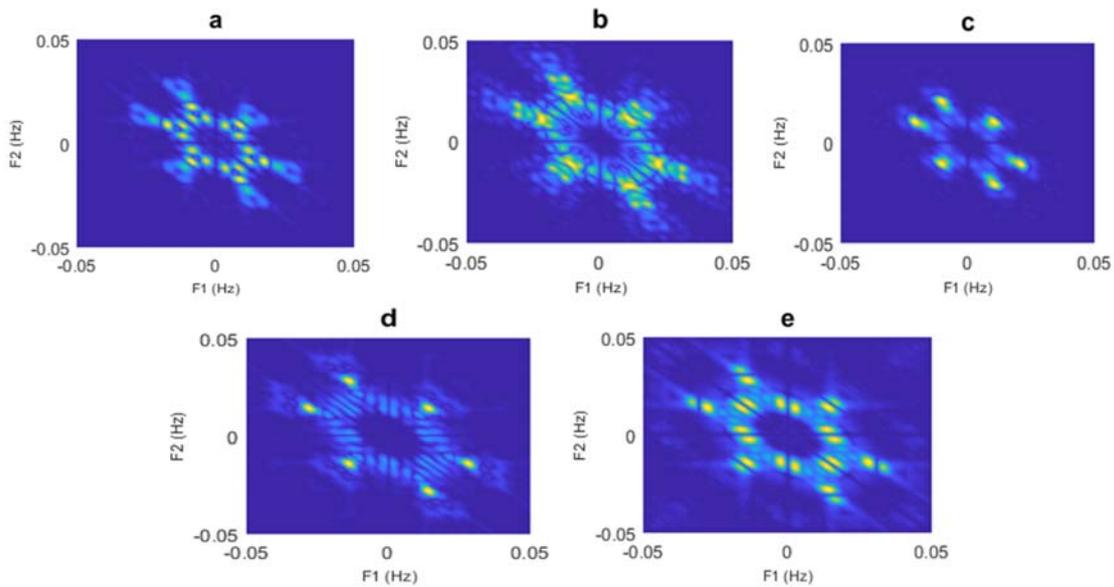


Figure 4-3 Représentation graphique bispectrales des signaux PCG (a) N, (b) AS, (c)MS, (d) MR, et (e) MVP.

Ensuite, les paramètres basés sur le bispectre sont extraits de ces estimations et introduits dans un classifieur. En raison de la pathologie, il existe des variations visuelles claires dans les caractéristiques du bispectre du signal PCG. Par conséquent, les caractéristiques évaluées en utilisant la matrice bispectrale des cycles PCG peuvent être utilisées pour la détection des anomalies cardiaques. Les tracés bispectraux sont présentés comme des aides visuelles potentielles pour l'analyse de la santé cardiaque.

Dans ce travail, les paramètres tels que l'amplitude moyenne du bispectre (Mamp), les entropies du bispectre, centres pondérés, ont été obtenus et testés par ANOVA. Les tracés de l'amplitude du bispectre et de la bicohérence des différentes classes de PCG sont également présentés comme des aides visuelles utiles pour le diagnostic des troubles cardiaques.

4.2.3 Classifieurs

Conformément à l'exigence de classification des désordres cardiaques à l'aide des signaux PCG, il existe plusieurs techniques disponibles après la coopération des techniques d'apprentissage automatique dans ce domaine.

Avec la version R2017a de Matlab, nous avons utilisé l'application Classification Learner, qui est contenue dans les dernières versions de la boîte à outils Statistics and Machine Learning de Matlab. L'application supporte un total de 22 types de classificateurs, qui peuvent être organisés en six grands algorithmes de classification : Support vector machine (SVM), Decision tree, K nearest neighbors (KNN), Discriminant analysis, Ensemble classification, Logistic regression.

En effet, plusieurs recherches ont montré que les classificateurs SVM et KNN sont les plus appropriés pour identifier les anomalies cardiaques [8]–[12]. Dans ce travail, parmi plusieurs techniques, ces deux techniques de classification ont été préférées pour l'identification automatique des maladies cardiaques. Les paramètres HOS sont introduits dans les différents classifieurs pour l'identification automatique qui sont expliquées ci-dessous :

4.2.3.1 Support vector machine (SVM) :

Le classifieur SVM est une méthode de classification largement appliquée pour les signaux biomédicaux [4], [13] en raison de son excellente capacité de généralisation. Il obtient l'hyperplan de séparation optimal pour la séparation des classes en convertissant les caractéristiques d'entrée en dimensions supérieures par le biais d'un mappage non-linéaire [14]. La distance entre les modèles (patterns) et l'hyperplan est maximisée en utilisant un principe de marge maximale pour obtenir la meilleure séparation.

4.2.3.2 K-Nearest Neighbor (KNN) :

L'algorithme KNN est un algorithme d'apprentissage automatique supervisé et non paramétrique. Il ne suppose rien sur les données sous-jacentes, ce qui le rend utile pour la classification de données non-linéaires [15]. Les données de test sont classées sur la base du vote majoritaire de leurs k voisins. Les métriques de distance telles que Euclidean, city block, Chebyshev, etc., sont utilisées pour obtenir ces k voisins les plus proches des données de test. KNN est un algorithme très simple à comprendre et à interpréter. Cependant, il stocke toutes les données d'apprentissage et nécessite une mémoire importante. Dans notre expérience, nous avons utilisé k=1 pour la mise en œuvre de KNN. Veuillez-vous référer à [16] pour une explication détaillée. Dans [6], le classificateur KNN a été utilisé pour classer divers troubles cardiaques à partir de signaux PCG.

Les caractéristiques sont extraites de chaque classe (N, AS, MS, MR et MVP). Les classifieurs seront testés à l'aide de données de test connues afin de vérifier si le classifieur peut faire la différence entre les signaux N, AS, MS, MR, et MVP.

4.2.4 Validation

Dans le domaine de l'apprentissage automatique supervisé, il existe trois types de schémas de validation très répandus, notamment la (hold-out validation), la n-fold cross validation (validation croisée) et la non-validation. En effet, l'application Classification Learner offre ces schémas de validation intégrés qui indiquent la précision prédictive du modèle entraîné. Pour les grands ensembles de données, il est approprié de conserver un certain pourcentage des données pour la validation. C'est ce qu'on appelle les schémas de hold-out validation. La validation croisée (cross validation) est généralement adoptée pour les ensembles de données plus petits car elle maximise la quantité d'informations utilisées pour l'apprentissage du modèle, et elle aboutit généralement à un modèle qui se généralise mieux. Les schémas de validation sont utilisés dans les classifications pour vérifier la précision du modèle généré par lui-même à partir des données disponibles. Avant la phase de l'entraînement des classifieurs, les données sont divisées en un ensemble de données de l'apprentissage et un ensemble de données de validation. En revanche, la non-validation utilise toutes les données d'entrée pour l'entraînement du modèle. Pour rendre l'analyse gérable, les options par défaut de chaque méthode ont été appliquées.

4.2.5 Analyse en composantes principales (ACP)

Cette technique est utilisée pour éliminer le problème de surapprentissage (overfitting) du modèle de classification. Elle est utilisée lorsque le nombre de caractéristiques est élevé et pour réduire la dimensionnalité de la matrice des caractéristiques [17]. L'analyse en composantes principales (ACP) est une technique qui peut être utilisée pour réduire les données multidimensionnelles à des dimensions inférieures sans perdre beaucoup d'informations sur les données.

L'ACP sélectionne les attributs qui sont interdépendants les uns des autres et à partir desquels un sous-ensemble plus petit d'attributs indépendants peut être dérivé tout en restant très utile pour décrire les caractéristiques des données.

Dans la section suivante, les résultats obtenus en utilisant l'approche proposée sont discutés en détail.

4.3 Résultats et discussion

Dans la première partie de cette section, les résultats de l'analyse statistique des paramètres des enregistrements PCG basées sur le l'analyse bispectrale sont présentés. Dans la deuxième partie, les résultats de la classification utilisant le modèle de classification. La troisième partie de cette section décrit la comparaison et les avantages de l'approche proposée pour la détection des troubles cardiaques.

Dans cette étude, nous avons réalisé une analyse statistique de l'ensemble des 17 caractéristiques basées sur le HOS de l'enregistrement PCG. Les variations interclasses des caractéristiques basées sur l'amplitude du bispectre pour toutes les catégories N, AS, MS, MR et MVP sont représentées dans les figures 4(a)-4(d), respectivement. De même, les variations interclasses des caractéristiques de l'entropie bispectrale pour toutes les classes sont présentées dans les figures 5(a)-5(d), respectivement. De plus, dans les figures 6(a)-6(d) et 7(a)-7(d), nous avons montré les variations interclasses des caractéristiques liés aux centres pondérés et au moment du tracé du bispectre dans toutes les classes.

Les paramètres tels que les valeurs de la moyenne et de l'écart-type des paramètres

bispectraux utilisés dont les variations interclasses sont données dans les graphiques de boîte à moustaches (les figures 4-7) sont présentés dans le tableau 1.

La signature pathologique de la sténose mitrale MS est la présence de souffles diastoliques [18], et des souffles sont observés entre l'intervalle systolique de l'enregistrement PCG dans la pathologie MVP [19]. Dans les pathologies de la sténose mitrale MS et de la sténose aortique AS, les souffles ont des sons de faible hauteur.

De même, les sons aigus sont observés dans l'enregistrement PCG lors d'une affection valvulaire cardiaque de type régurgitation aortique AR. Les changements pathologiques précédemment mentionnés sur l'enregistrement PCG affectent les morphologies des matrices bispectrales. Par conséquent, les caractéristiques des matrices bispectrales ont des valeurs de moyenne et d'écart-type distinctes.

Nous avons également utilisé le test de l'analyse de la variance ANOVA [20] pour vérifier la signification statistique des caractéristiques basées sur les spectres d'ordre supérieur. Le test ANOVA montre que 16 des 17 caractéristiques extraites de la représentation du bispectre de l'enregistrement PCG ont des valeurs p inférieures à $0,0001$ et sont significatives pour détecter l'état du cœur dans des conditions d'urgence. Ainsi, le WCOBx n'est pas utilisé, car il n'est pas en mesure de montrer une différence significative entre les cinq classes de PCG.

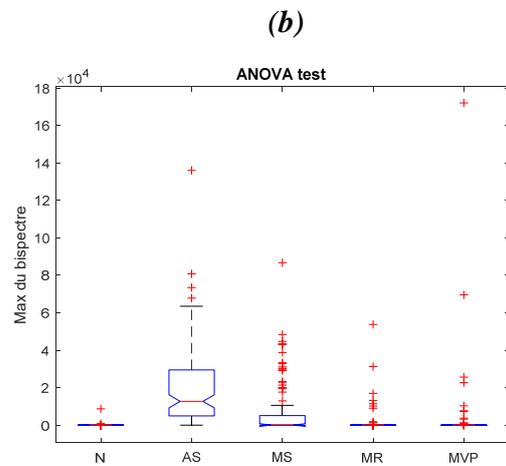
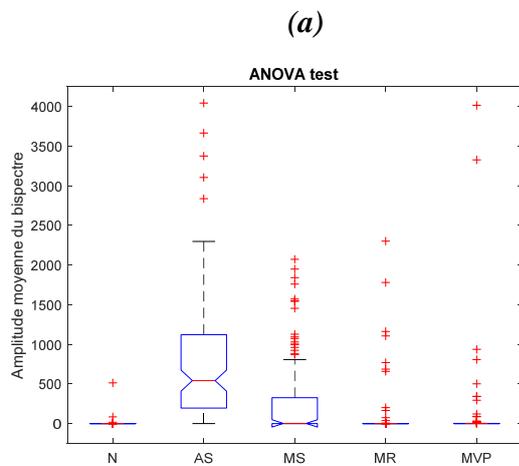
Le tableau 3.1 montre la gamme des valeurs des différents paramètres de l'HOS pour les cinq classes. La distribution de ces caractéristiques pour les cinq classes de troubles cardiaques est présentée dans les figures 4-7.

Ces fortes différences significatives impliquent que les différentes classes de PCG utilisées sont statistiquement distinguables sur la base des 16 paramètres HOS testées.

Tableau 4-2: Résultats de l'ANOVA sur diverses paramètres bispectraux

	Paramètres	N	AS	MS	MR	MVP	Valeur P	F	<i>P-value</i>
Mamp	La moyenne	5.11	796.8	271.85	74.6	92.02	1.43E-36	50.44	<0.0001
	L'écart type	47.42	803.76	497.79	316.92	487.79			
M2	La moyenne	80.1	20436.32	6582.01	1250.86	2717.63	3.63E-31	42.2	<0.0001
	L'écart type	796.07	21367.23	13998.41	6126.36	17136.11			
M3	La moyenne	0	0.03	0.01	0	0	3.59E-15	19.61	<0.0001
	L'écart type	0.01	0.06	0.02	0.01	0.02			
En1	La moyenne	0.57	0.36	0.43	0.6	0.52	6.21E-69	107.57	<0.0001
	L'écart type	0.0731	0.0713	0.1304	0.1391	0.0841			
EN2	La moyenne	0.3526	0.2099	0.2487	0.3209	0.3258	1.40E-38	53.59	<0.0001
	L'écart type	0.0743	0.0518	0.1335	0.0901	0.0762			
EN3	La moyenne	0.2527	0.1552	0.1834	0.2271	0.235	2.84E-19	25.16	<0.0001
	L'écart type	0.0775	0.0544	0.1265	0.0875	0.0762			
ENPh	La moyenne	3.3873	2.3909	2.8747	3.3014	2.9981	2.38E-42	59.64	<0.0001
	L'écart type	0.5207	0.5814	0.6131	0.5387	0.5494			
WCOBX	La moyenne	1.06E+01	7.4157	8.8923	11.426	11.5726	0.0072	3.55	<0.01
	L'écart type	8.32E+00	6.4529	12.4891	12.4325	10.8314			
Awcobx	La moyenne	1.19E+01	6.4893	9.3817	17.0899	10.9926	2.89E-34	46.88	<0.0001

	L'écart type	3.22E+00	2.1703	10.6698	7.4379	3.1618			
WCOBY	La moyenne	5.10E+00	4.5789	5.205	5.3918	8.0359	1.20E-03	4.58	<0.0001
	L'écart type	2.71E+00	2.0004	8.0127	3.4792	12.4498			
Awcoby	La moyenne	5.2199	3.6658	4.4924	6.032	5.8246	3.04E-21	27.88	<0.0001
	L'écart type	1.0592	0.5518	3.6386	1.8255	1.5973			
H1	La moyenne	-34915.72	-5815.65	-16992.02	-26898.48	-16558.43	1.64E-110	205.26	<0.0001
	L'écart type	6961.74	4917.18	12510.58	9066.86	6934.81			
H2	La moyenne	-528.27	-69.34	-247.52	-404.45	-234.8	1.89E-110	205.08	<0.0001
	L'écart type	108.9	75.84	200.73	144.46	106.38			
H3	La moyenne	-1584.79	-208.03	-742.57	-1213.34	-704.39	1.89E-110	205.08	<0.0001
	L'écart type	326.7	227.51	602.2	433.37	319.14			
H4	La moyenne	-	-	-	-	-	1.70E-108	199.76	<0.0001
	L'écart type	1.52E+09	2.04E+07	4.59E+08	8.20E+08	2.09E+08			
H5	La moyenne	-2.36	5.55	2.49	-0.59	2.7	6.05E-125	247.19	<0.0001
	L'écart type	1.66	0.81	3.27	2.53	1.62			
Avar	La moyenne	-153.42	-23904.09	-8157.62	-2238.47	-2765.53	1.48E-36	5.04E+01	<0.0001
	L'écart type	1422.85	24096.69	14937.38	9510.02	14670.66			



(c)

(d)

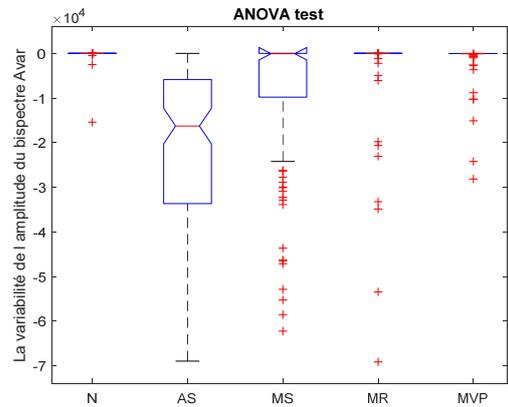
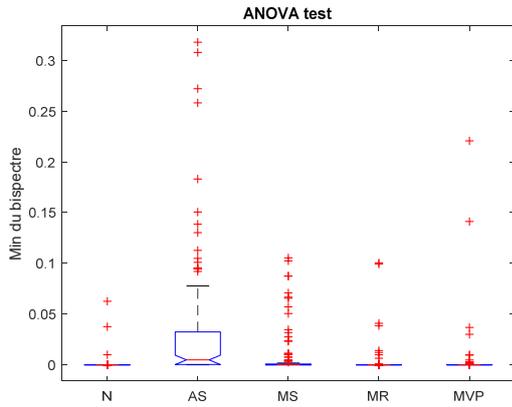


Figure 4-4: Graphiques boîtes à moustaches (a) Amplitude moyenne du bispectre, (b) maximum du bispectre, (c) minimum du bispectre, (d) variabilité de l'amplitude du bispectre.

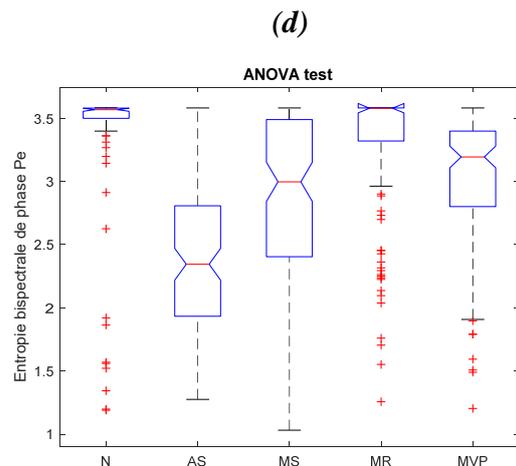
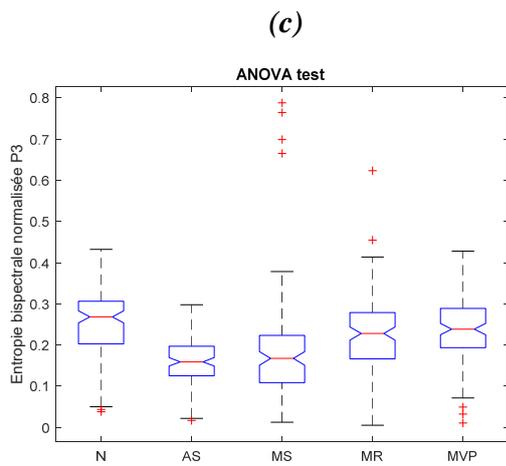
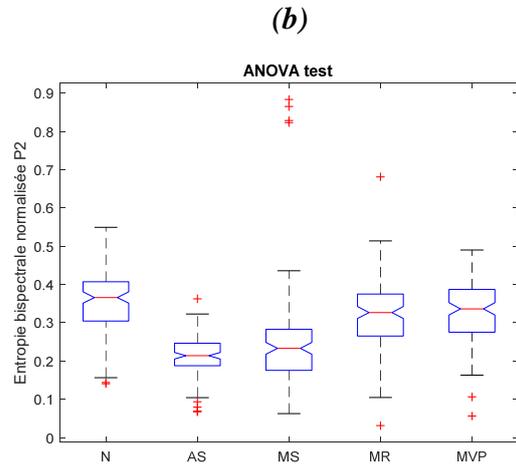
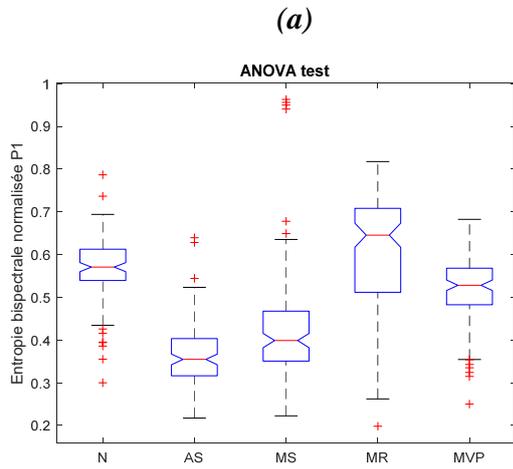
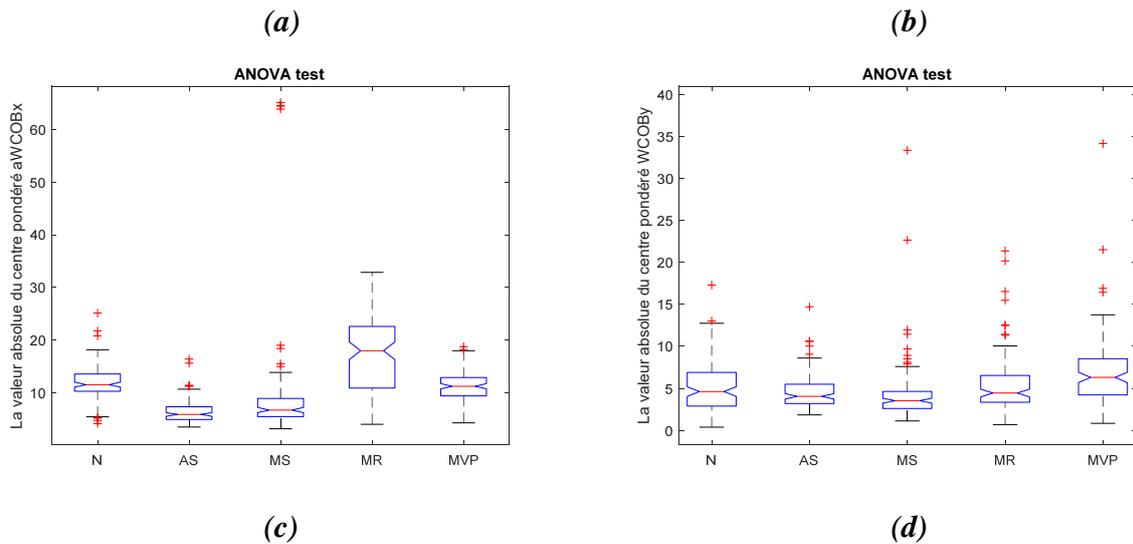


Figure 4-5 Graphiques boîtes à moustaches (a) Entropie bispectrale P1, (b) Entropie bispectrale P2, (c) Entropie bispectrale P3, (d) Entropie bispectrale de phase Pe.

L'un des principaux défis du traitement non-linéaire des signaux biologiques et de la reconnaissance des formes est la présence de la variation intra-classe. Un autre défi est qu'il existe des chevauchements entre les caractéristiques dérivées pour diverses anomalies cardiaques.

Les résultats acquis dans cette étude ont utilisé le bispectre du signal de battement cardiaque PCG avec différentes pathologies. Les caractéristiques HOS sont extraites des matrices de bispectre. Ces caractéristiques ont ensuite été transmises aux algorithmes de classification SVM et KNN pour entraîner et tester les classifieurs avec différents schémas de validation permettant une classification automatique.

Dans Matlab, l'application Classification Learner App est utilisée pour entraîner et tester 12 modèles de classification différents. Dans ce travail de recherche, les données sont préparées, puis un entraînement SVM et KNN est effectué et une comparaison est faite en fonction du temps et de la précision.



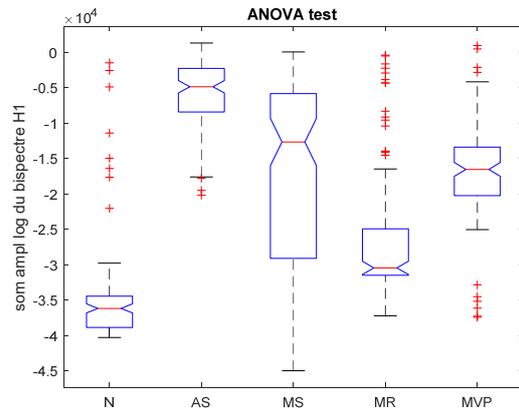
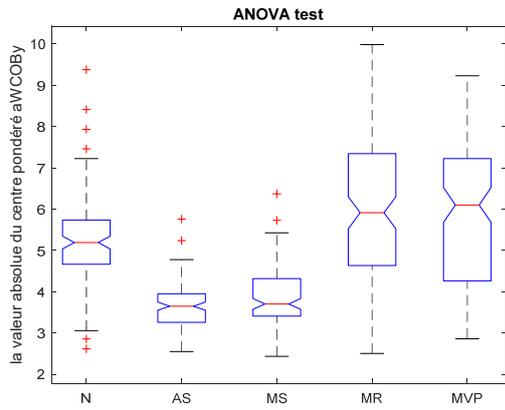
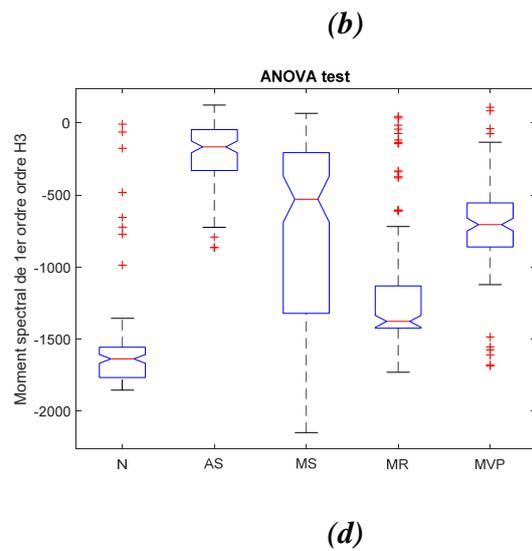
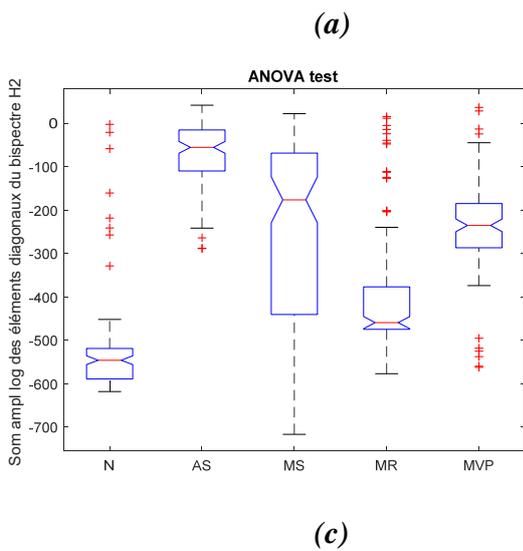


Figure 4-6: Graphiques boîtes à moustaches (a) La valeur absolue du centre pondéré aWCOBy, (b) le centre pondéré WCOBy, (c) La valeur absolue du centre pondéré aWCOBy, (d) La somme des amplitudes logarithmiques du bispectre H1.



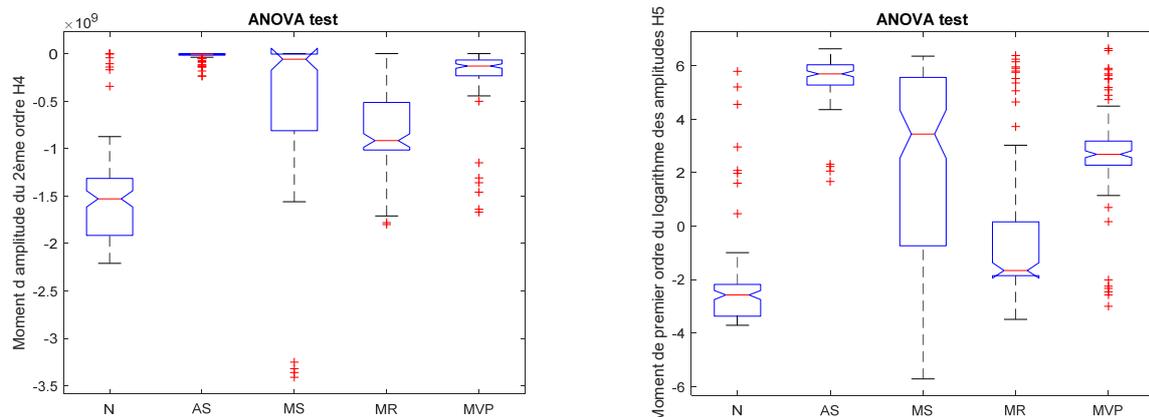


Figure 4-7 Graphiques boîtes à moustaches (a) La somme des amplitudes logarithmiques des éléments diagonaux du bispectre H2, (b) Le moment spectral de premier ordre des amplitudes des éléments diagonaux du bispectre H3, (c) Le Moment d'amplitude du second ordre des éléments diagonaux dans le bispectre H4 , (d) Le moment de premier ordre du logarithme des amplitudes du bispectre H5.

4.3.1 Résultats obtenus en utilisant le classifieur SVM

Les SVM ont été introduits pour la première fois par Vapnik (1995) [21] et ont été proposés comme une méthode très efficace pour la classification, la régression et la reconnaissance des formes (pattern) [22], car il s'agit de réseaux à action directe qui donnent une grande précision avec un nombre réduit d'échantillons. En d'autres termes, le SVM est un classificateur discriminant et l'algorithme classe les nouveaux exemples sur un hyperplan (qui est la sortie de l'algorithme SVM) de séparation optimal ou une borne de décision [23].

Il existe six types d'algorithmes SVM : Linear, Quadratic, Cubic, Fine Gaussian, Medium Gaussian et Coarse Gaussian qui suivent des algorithmes particuliers pour atteindre leur objectif. Dans le tableaux 3 et 4, les résultats basés sur la précision entre les différents classificateurs SVM et KNN ont été illustrés.

Le tableau 3 montre les différentes précisions obtenues par les classifieurs SVM sur différents schémas de validation et avec et sans ACP. D'après les résultats, on peut voir que la précision obtenue sans l'ACP dans les deux schéma de validation cross validation et hold-out validation avec vingt-cinq pour cent (25%) des données, ce qui signifie que sur cent échantillons, 75 seront utilisés pour l'entraînement et 25 pour le test, les précisions obtenues étaient de 74,37 % et 74 ,20 %, ce qui est meilleur que dans le cas de l'utilisation de l'ACP.

Pour la méthode de non-validation, les résultats sont également présentés dans le tableau 3. La totalité de données est utilisée pour la formation et le test des classifieurs. Le pourcentage global de précision obtenu est de 84,37 % avec l'ACP. Ce pourcentage de précision est le meilleur parmi tous les classificateurs de SVM pour les différents types de validation et les cas d'ACP.

On peut observer à partir de la figure 8 que parmi tous les classifieurs pendant la validation croisée (cross validation), la validation hold-out, et non-validation, le type Fine Gaussian SVM a donné la plus grande précision sur notre base de donnée PCG et a atteint

79,40% de précision maximale pendant le cas de non-validation. Ce pourcentage de précision est une précision moyenne obtenue en prenant une moyenne de la précision sans ACP et avec ACP.

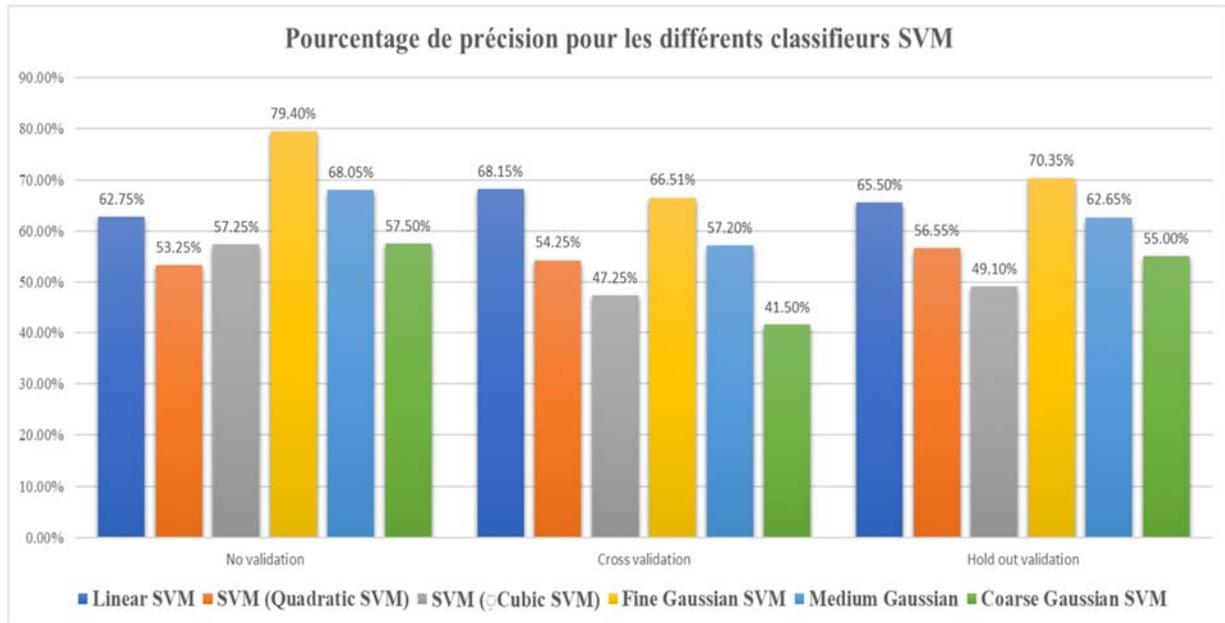


Figure 4-8: Comparaison des pourcentages de précision entre les classifieurs SVM.

4.3.2 2.3 Résultats obtenus en utilisant le classifieur KNN

Les méthodes basées sur les voisins sont connues comme des méthodes d'apprentissage automatique non généralisées et la classification est un apprentissage basé sur les échantillons. Il existe six classifieurs KNN différents disponibles dans MATLAB qui peuvent être utilisés pour classer nos données : Fine, Medium, Coarse, Cosine, Cubic et Weighted. Les algorithmes KNN Fine, Medium et Coarse utilisent la distance euclidienne pour déterminer les voisins les plus proches.

A partir du tableau 4, nous pouvons obtenir l'information que le cas du schéma de non-validation est le meilleur pour nos données parce que la précision de 82.98 % a été atteinte en utilisant l'ACP. En revanche, lors de l'utilisation de méthode Cross validation et hold-out validation dans l'application Classification Learner de Matlab, la précision moyenne des classifieurs KNN pour l'entraînement et la validation était de 70,45% et 72.20, ce qui est inférieur au cas de non-validation.

De plus, La figure 9 montre la comparaison de différents types d'apprenants KNN lorsque l'entraînement et le test sont effectués pendant la cross validation, la hold-out validation et la non-validation. Les précisions présentées ici sont les valeurs moyennes sans et avec ACP. On peut observer sur la figure 9 que la méthode de non-validation est la mieux adaptée à nos données de signaux phonocardiogrammes.

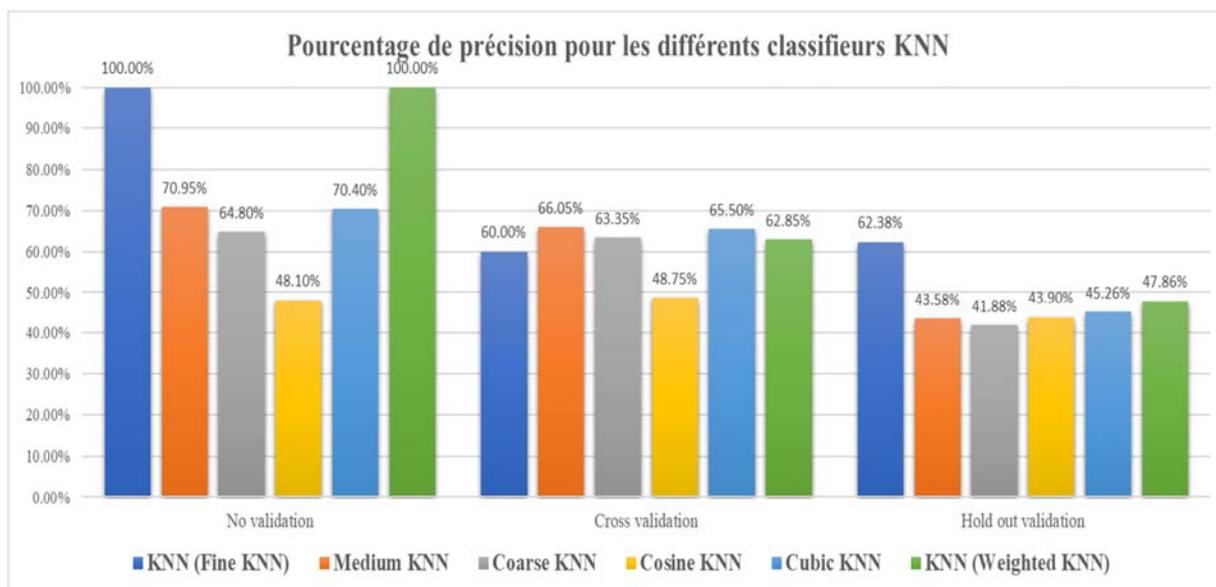


Figure 4-9: Comparaison des pourcentages de précision entre les classifieurs KNN.

Tableau 4-3 Pourcentage de précision en utilisant les différents classifieurs SVM.

Type de classifieur SVM			Linear SVM	Quadratic SVM	Cubic SVM	Fine Gaussian SVM	Medium Gaussian	Coarse Gaussian SVM	Moyenne
Non validation	ACP	Acc(%)	78.00%	88.00%	94.70%	96.50%	78.30%	70.70%	84.37%
		T(s)	2.9721	0.2863	0.3004	0.3744	0.372	0.2525	0.7596
	Sans ACP	Acc(%)	47.50%	18.50%	19.80%	62.30%	57.80%	44.30%	41.70%
		T(s)	24.829	40.287	47.001	0.2527	0.2781	0.2805	18.8213
	OA(%)		62.75%	53.25%	57.25%	79.40%	68.05%	57.50%	63.03%
	5-fold Cross validation	ACP	Acc(%)	75.50%	77.70%	74.70%	70.70%	73.80%	73.80%
T(s)			2.868	1.3095	1.2454	1.0737	1.3153	1.3153	1.5212
Sans ACP		Acc(%)	60.80%	31.00%	19.80%	61.50%	57.20%	41.50%	45.30%
		T(s)	93.364	184.29	213.61	1.1563	1.2998	1.2303	82.4917
OA(%)		68.15%	54.35%	47.25%	66.10%	65.50%	57.65%	59.83%	
25% Hold out validation		ACP	Acc(%)	75.00%	76.80%	76.70%	74.70%	71.30%	70.70%
	T(s)		1.1731	1.405	1.4696	0.3917	0.6871	0.9499	1.0127
	Sans ACP	Acc(%)	56.00%	36.30%	21.50%	66.00%	54.00%	39.30%	45.52%
		T(s)	96.3	206.72	244.99	1.4366	0.7966	0.6931	91.8227
	OA(%)		65.50%	56.55%	49.10%	70.35%	62.65%	55.00%	59.86%

T : Temps d'entraînement du classifieur, ACC : la précision atteinte par le classifieur, AO : la précision totale obtenue de chaque classifieur avec et sans ACP.

Tableau 4-4: Pourcentage de précision en utilisant les différents classifieurs KNN.

Type de classifieur KNN			Fine KNN	Medium KNN	Coarse KNN	Cosine KNN	Cubic KNN	Weighted KNN	Moyenne
Non validation	ACP	Acc(%)	100.00%	77.20%	68.30%	76.20%	76.20%	100.00%	82.98%
		T(s)	0.0943	0.237	0.2489	0.1215	0.5014	0.0882	0.2152
	Sans ACP	Acc(%)	100%	64.70%	61.30%	20.00%	64.70%	100%	68.45%
		T(s)	2.121	0.2371	0.1772	0.1598	0.2035	0.1405	0.5065
	OA(%)		100.00%	70.95%	64.80%	48.10%	70.45%	100.00%	75.72%
5-fold Cross validation	ACP	Acc(%)	71.50%	70.80%	65.50%	70.50%	69.70%	74.70%	70.45%
		T(s)	0.4524	0.2708	0.2753	0.276	0.5484	0.4536	0.3794
	Sans ACP	Acc(%)	48.50%	61.30%	61.20%	27.00%	61.30%	51.00%	51.72%
		T(s)	0.481	0.5212	0.5255	0.4893	0.5018	0.4827	0.5005
	OA(%)		60.00%	66.05%	63.35%	48.75%	65.50%	62.85%	61.08%
25% Hold out validation	ACP	Acc(%)	72.00%	71.30%	65.30%	71.30%	74.00%	79.30%	72.20%
		T(s)	0.4226	0.0853	0.084	0.0838	0.1275	0.1067	0.1517
	Sans ACP	Acc(%)	43.30%	64.00%	60.70%	20.00%	64.00%	44.70%	49.45%
		T(s)	0.5275	0.1586	0.1845	0.165	0.1651	0.1641	0.2275
	OA(%)		62.38%	43.88%	41.88%	43.90%	45.26%	47.86%	47.53%

T : Temps d'entraînement du classifieur, *ACC* : la précision atteinte par le classifieur, *AO* : la précision totale obtenue de chaque classifieur avec et sans ACP.

Après avoir calculé la précision moyenne en faisant la moyenne de la valeur sans ACP et avec ACP, les précisions globales (OA %) obtenues pour les algorithmes de type Fine KNN et Weighted KNN étaient de 100%, ce qui est le plus élevé parmi tous les classifieurs et pour toutes les méthodes de validation.

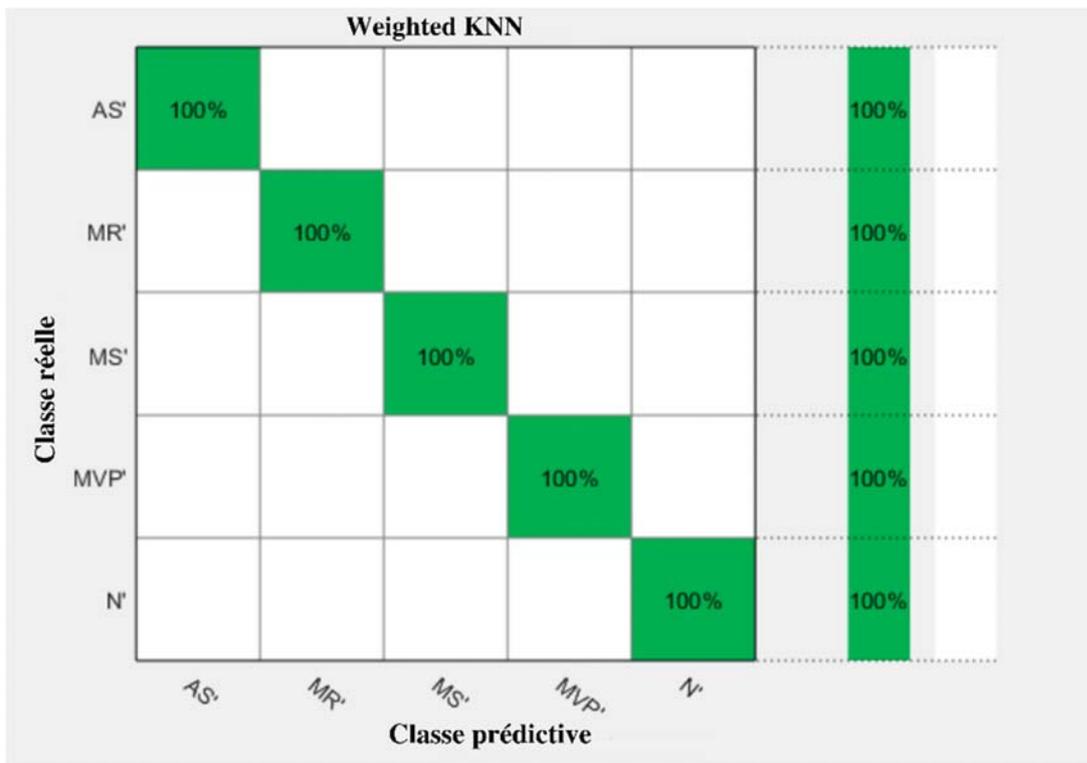


Figure 4-10: Matrice de confusion pour les cinq classes différentes de PCG avec le classifieur Weighted KNN.

4.3.3 La nouveauté et l'originalité de l'étude proposée sont résumées comme suit :

- Le modèle proposé classe cinq signaux PCG différents, un sain et quatre pathologiques, au lieu de la classification binaire fréquemment rencontrée dans la littérature.
- Un modèle de classification des enregistrements PCG très précis est présenté et ce modèle a atteint des valeurs de précision de 100% en utilisant le classifieur KNN.
- Le système proposé est efficace et permet de reconnaître rapidement les maladies cardiaques à l'aide de l'apprentissage machine.
- La précision de classification obtenue lors de cette expérience provient des caractéristiques bispectrales que nous avons classées; ces caractéristiques combinées n'ont jamais été utilisées pour la classification du signal des bruits du cœur auparavant.
- Cette thèse est la première tentative d'étudier la performance des caractéristiques HOS sur les données PCG pour les différentes conditions cardiaques. Avec une amélioration supplémentaire et plus de données d'entraînement, il est possible que l'efficacité des autres classificateurs puisse être encore améliorée.

La limitation de la méthode est que nous avons utilisé une petite base de données pour chacune des 5 classes. Par conséquent, pour obtenir des résultats plus robustes, le même modèle développé doit être testé avec une énorme base de données.

À l'avenir, nous proposons d'étendre ce travail dans les directions suivantes :

- Un nouvel algorithme d'apprentissage automatique basé sur les graphes peut être développé puisque l'efficacité du modèle présenté a été démontrée ici.
- Le bispectre est une version particulière des spectres d'ordre supérieur. Il est possible de développer un nouvel ensemble de caractéristiques dont la complexité de calcul est encore plus faible.
- Grâce au système que nous avons développé, la télésurveillance à distance des signaux PCG enregistrés peut être utilisée pour dépister 4 types de maladies des valves cardiaques et des bruits cardiaques normaux. Un système intelligent de dépistage des pathologies cardiaques basé sur le cloud est illustré à la figure 11.

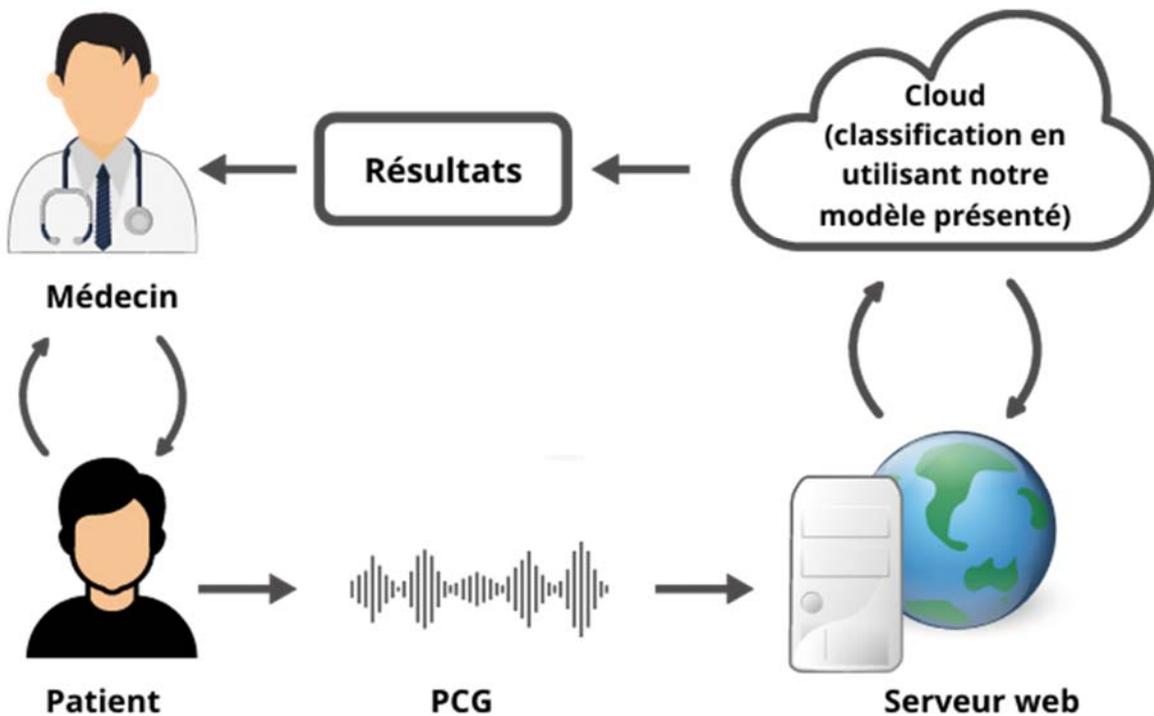


Figure 4-11: Système intelligent de dépistage des maladies des valves cardiaques basé sur le cloud utilisant notre système développé avec le signal PCG.

4.4 Conclusion

Dans ce chapitre, l'approche proposée a démontré que les signaux PCG contiennent des informations caractéristiques notables sur les états cardiaques humains. Ces informations ont été extraites pour détecter plusieurs troubles cardiaques tels que la AS, la MS, la MR et la MVP dans cette étude. Un système de diagnostic assisté par ordinateur basé sur l'analyse des signaux PCG est proposé pour distinguer efficacement les classes de personnes en bonne santé, de personnes atteintes de AS, de MS, de MR et de MVP.

L'objectif de cette étude est la détection des troubles cardiaques en utilisant des caractéristiques non linéaires extraites de l'analyse de l'enregistrement PCG basée sur le HOS. Les caractéristiques proposées s'avèrent être discriminantes avec les valeurs p ($p < 0,0001$) les plus faibles obtenues en utilisant le test statistique ANOVA. Les caractéristiques sélectionnées ont été soumises aux méthodes d'apprentissage automatique K-nearest neighbor (KNN) et support vector machine (SVM) pour une classification automatique en cinq classes.

D'après les résultats, il a été découvert que la meilleure précision obtenue était de 100% pour Weighted KNN et 96.50 % pour le Fine Gaussian SVM lors de la non-validation sans ACP. Les résultats de classification obtenus en utilisant le schéma de non-validation avec les enregistrements PCG révèlent que l'approche proposée a obtenu une précision parfaite de classification et mesure correctement les informations physiologiques dans le signal PCG.

4.5 Bibliographie

- [1] C. Potes, S. Parvaneh, A. Rahman, and B. Conroy, ‘Ensemble of feature-based and deep learning-based classifiers for detection of abnormal heart sounds’, in *2016 Computing in Cardiology Conference (CinC)*, Sep. 2016, pp. 621–624.
- [2] Y. Chen, S. Wei, and Y. Zhang, ‘Classification of heart sounds based on the combination of the modified frequency wavelet transform and convolutional neural network’, *Med. Biol. Eng. Comput.*, vol. 58, no. 9, pp. 2039–2047, Sep. 2020, doi: 10.1007/s11517-020-02218-5.
- [3] A. Raza, A. Mehmood, S. Ullah, M. Ahmad, G. S. Choi, and B.-W. On, ‘Heartbeat Sound Signal Classification Using Deep Learning’, *Sensors*, vol. 19, no. 21, Art. no. 21, Jan. 2019, doi: 10.3390/s19214819.
- [4] S. Aziz, M. U. Khan, M. Alhaisoni, T. Akram, and M. Altaf, ‘Phonocardiogram Signal Processing for Automatic Diagnosis of Congenital Heart Disorders through Fusion of Temporal and Cepstral Features’, *Sensors*, vol. 20, no. 13, Art. no. 13, Jan. 2020, doi: 10.3390/s20133790.
- [5] S. K. Ghosh, R. N. Ponnalagu, R. K. Tripathy, and U. R. Acharya, ‘Automated detection of heart valve diseases using chirplet transform and multiclass composite classifier with PCG signals’, *Comput. Biol. Med.*, vol. 118, p. 103632, Mar. 2020, doi: 10.1016/j.compbiomed.2020.103632.
- [6] Yaseen, G.-Y. Son, and S. Kwon, ‘Classification of Heart Sound Signal Using Multiple Features’, *Appl. Sci.*, vol. 8, no. 12, p. 2344, Nov. 2018, doi: 10.3390/app8122344.
- [7] S. K. Ghosh, R. K. Tripathy, R. N. Ponnalagu, and R. B. Pachori, ‘Automated Detection of Heart Valve Disorders From the PCG Signal Using Time-Frequency Magnitude and Phase Features’, *IEEE Sens. Lett.*, vol. 3, no. 12, pp. 1–4, Dec. 2019, doi: 10.1109/LSENS.2019.2949170.
- [8] F. Chakir, A. Jilbab, C. Nacir, and A. Hammouch, ‘Recognition of cardiac abnormalities from synchronized ECG and PCG signals’, *Phys. Eng. Sci. Med.*, vol. 43, no. 2, pp. 673–677, Jun. 2020, doi: 10.1007/s13246-020-00875-2.
- [9] S. Chakraborty, S. Karmakar, T. Roy Chowdhury, and S. Mahato, ‘Prediction of Cardiac Arrest by Using Machine Learning’, Social Science Research Network, Rochester, NY, SSRN Scholarly Paper ID 3649615, Jul. 2020. doi: 10.2139/ssrn.3649615.
- [10] A. Yadav, A. Singh, M. K. Dutta, and C. M. Travieso, ‘Machine learning-based classification of cardiac diseases from PCG recorded heart sounds’, *Neural Comput. Appl.*, vol. 32, no. 24, pp. 17843–17856, Dec. 2020, doi: 10.1007/s00521-019-04547-5.
- [11] O. Alshamma, F. H. Awad, L. Alzubaidi, M. A. Fadhel, Z. M. Arkah, and L. Farhan, ‘Employment of Multi-classifier and Multi-domain Features for PCG Recognition’, in *2019 12th International Conference on Developments in eSystems Engineering (DeSE)*, Kazan, Russia, Oct. 2019, pp. 321–325. doi: 10.1109/DeSE.2019.00066.

- [12] T. Tuncer, S. Dogan, R.-S. Tan, and U. R. Acharya, ‘Application of Petersen graph pattern technique for automated detection of heart valve diseases with PCG signals’, *Inf. Sci.*, vol. 565, pp. 91–104, Jul. 2021, doi: 10.1016/j.ins.2021.01.088.
- [13] S. Aziz, M. U. Khan, Z. Ahmad Choudhry, A. Aymin, and A. Usman, ‘ECG-based Biometric Authentication using Empirical Mode Decomposition and Support Vector Machines’, in *2019 IEEE 10th Annual Information Technology, Electronics and Mobile Communication Conference (IEMCON)*, Oct. 2019, pp. 0906–0912. doi: 10.1109/IEMCON.2019.8936174.
- [14] R. Czabanski *et al.*, ‘Detection of Atrial Fibrillation Episodes in Long-Term Heart Rhythm Signals Using a Support Vector Machine’, *Sensors*, vol. 20, no. 3, Art. no. 3, Jan. 2020, doi: 10.3390/s20030765.
- [15] B. Fatimah, P. Singh, A. Singhal, D. Pramanick, P. S., and R. B. Pachori, ‘Efficient detection of myocardial infarction from single lead ECG signal’, *Biomed. Signal Process. Control*, vol. 68, p. 102678, Jul. 2021, doi: 10.1016/j.bspc.2021.102678.
- [16] N. S. Altman, ‘An Introduction to Kernel and Nearest-Neighbor Nonparametric Regression: The American Statistician: Vol 46, No 3’, *The American Statistician*, Taylor & Francis, vol. 46, no. 3, pp. 175–185, 1992.
- [17] S. Wang and F. Xiao, ‘AHU sensor fault diagnosis using principal component analysis method’, *Energy Build.*, vol. 36, no. 2, pp. 147–160, Feb. 2004, doi: 10.1016/j.enbuild.2003.10.002.
- [18] S. K. Ghosh, R. N. Ponnalagu, R. K. Tripathy, and U. R. Acharya, ‘Deep Layer Kernel Sparse Representation Network for the Detection of Heart Valve Ailments from the Time-Frequency Representation of PCG Recordings’, *BioMed Res. Int.*, vol. 2020, p. e8843963, Dec. 2020, doi: 10.1155/2020/8843963.
- [19] A. Gavrovska, G. Zajić, I. Reljin, and B. Reljin, ‘Classification of Prolapsed Mitral Valve versus Healthy Heart from Phonocardiograms by Multifractal Analysis’, *Comput. Math. Methods Med.*, vol. 2013, p. e376152, May 2013, doi: 10.1155/2013/376152.
- [20] A. Cuevas, M. Febrero, and R. Fraiman, ‘An anova test for functional data’, *Comput. Stat. Data Anal.*, vol. 47, no. 1, pp. 111–122, Aug. 2004, doi: 10.1016/j.csda.2003.10.021.
- [21] V. N. Vapnik, ‘Constructing Learning Algorithms’, in *The Nature of Statistical Learning Theory*, V. N. Vapnik, Ed. New York, NY: Springer, 1995, pp. 119–166. doi: 10.1007/978-1-4757-2440-0_6.
- [22] M. U. Khan, S. Aziz, K. Iqtidar, A. Zainab, and A. Saud, ‘Prediction of Acute Coronary Syndrome Using Pulse Plethysmograph’, in *2019 4th International Conference on Emerging Trends in Engineering, Sciences and Technology (ICEEST)*, Dec. 2019, pp. 1–6. doi: 10.1109/ICEEST48626.2019.8981690.
- [23] R. Gholami and N. Fakhari, ‘Chapter 27 - Support Vector Machine: Principles, Parameters, and Applications’, in *Handbook of Neural Computation*, P. Samui, S. Sekhar, and V. E. Balas, Eds. Academic Press, 2017, pp. 515–535. doi: 10.1016/B978-0-12-811318-9.00027-2.

CONCLUSION GENERALE

L'auscultation cardiaque, qui consiste à écouter les bruits du cœur, généralement à l'aide d'un stéthoscope, constitue le principal outil d'évaluation cardiovasculaire de premier niveau utilisé par les médecins et les secouristes. Par conséquent, la précision de l'auscultation repose sur l'expérience du médecin. Cependant, il existe certains obstacles à l'accumulation d'expérience et d'éducation. Par exemple, les individus peuvent avoir une sensibilité auditive différente. De plus, la distinction entre les différents types de murmures cardiaques est difficile à décrire.

Les signaux phonocardiographiques sont naturellement très bruyants et peuvent être considérés comme chaotiques. Les méthodes linéaires et de fréquence spectrale de puissance ne sont pas très efficaces pour l'analyse de tels signaux physiologiques. Elles ignorent les relations de phase entre les composantes harmoniques et la non-linéarité des mécanismes de génération sous-jacents.

De ce fait, des statistiques du troisième ordre bien connues, telles que le bispectre, peuvent être appliquées pour améliorer l'analyse des signaux biomédicaux. Des représentations graphiques du bispectre ont donc été présentées pour l'analyse de la différenciation des signaux PCG normaux et pathologiques et se sont révélées être de bons indicateurs de pathologies, utiles pour extraire des informations diagnostiques cliniquement significatives.

Ensuite, sur la base de l'analyse du bispectre, diverses caractéristiques spectrales d'ordre supérieur (HOS) telles que l'amplitude bispectrale, les entropies, les moments et le centre pondéré sont extraites de chaque enregistrement PCG. La classification des signaux PCG étudiés est effectuée sur la base du "paramètre de référence", à savoir le rapport d'énergie (RE), car il a déjà prouvé son efficacité dans des recherches antérieures. Afin de valider les résultats obtenus dans cette étude, les paramètres liés au bispectre sont donc comparés au RE. L'achèvement de ce travail de recherche nous a permis de développer une représentation graphique et des paramètres HOS pertinents permettant non seulement de détecter la sévérité pathologique des signaux PCG étudiés mais aussi de suivre l'évolution de cette sévérité détectée par le RE, suggérant un fort potentiel de discrimination des signaux PCG pathologiques.

Il est important de savoir que, généralement, la classification des signaux PCG pathologiques fait référence à la distinction entre la présence d'une pathologie et son absence (réponse binaire) alors que la discrimination proposée dans cette thèse fournit une réponse analogique (valeur) qui peut varier d'une pathologie à l'autre de manière croissante ou décroissante.

En outre, les caractéristiques proposées se sont également avérées discriminantes avec les valeurs p les plus faibles ($p < 0,0001$) obtenues à l'aide du test statistique ANOVA. Les caractéristiques sélectionnées ont été soumises aux méthodes d'apprentissage automatique K-nearest neighbor (KNN) et support vector machine (SVM) pour une classification automatique en cinq classes.

L'utilisation de l'application Classification Learner App de Matlab a permis de constater que la meilleure précision obtenue était de 100% pour le Weighted KNN et 96.50 % pour le Fine Gaussian SVM lors de la non-validation sans ACP. Les résultats de classification obtenus en utilisant le schéma de non-validation avec les enregistrements PCG révèlent que l'approche proposée a atteint une précision de classification parfaite et mesure correctement les informations physiologiques dans le signal PCG.

D'autre part, les caractéristiques extraites du bispectre ont montré des performances prometteuses en tant que nouveau biomarqueur possible de suivre l'évolution de la gravité d'une anomalie cardiaque. De toute évidence, des études de plus grande envergure, idéalement avec des ensembles de données plus importants, sont nécessaires avant de transposer les approches actuelles dans la pratique clinique. Nous espérons que cette thèse servira de motivation pour de nouveaux progrès vers le développement de dispositifs de traitement de signaux de phonocardiogrammes qui pourraient être une solution changeant la vie des patients.

Cette étude avait pour but de présenter un outil d'aide à la décision, au diagnostic et à la détection de différentes maladies cardiaques. Nous pouvons dire que l'application de notre algorithme bispectral dans l'analyse et la classification des signaux PCG est susceptible de fournir un large éventail d'informations sur les bruits du cœur qui peuvent s'avérer, pour les cliniciens, une plateforme décisionnelle non négligeable dans l'établissement de leur diagnostic médical.

Annexe.1

Signaux PCG étudiés

Les signaux PCG normaux et pathologiques étudiés proviennent des bases de données existant sur internet :

<http://www.cardiosource.com/heart-sounds>; Heart Sounds and Murmurs

<https://github.com/yaseen21khan/Classification-of-Heart-Sound-Signal-Using-Multiple-Features->

Le tableau ci-dessous donne des indications sur les signaux PCG étudiés.

<i>Numéro</i>	<i>Signaux utilisés</i>	<i>abréviation</i>	<i>Fréquence d'échantillonnage</i>
<i>1</i>	<i>Normal</i>	<i>N</i>	<i>8012</i>
<i>2</i>	<i>Innocent murmur</i>	<i>IM</i>	<i>8012</i>
<i>3</i>	<i>Coarctation of the aorta</i>	<i>COA</i>	<i>8012</i>
<i>4</i>	<i>Ejection click</i>	<i>EC</i>	<i>11025</i>
<i>5</i>	<i>Atrial galop</i>	<i>AG</i>	<i>11025</i>
<i>6</i>	<i>Open snap</i>	<i>OS</i>	<i>11025</i>
<i>7</i>	<i>Aortic stenosis</i>	<i>AS</i>	<i>22050</i>
<i>8</i>	<i>Mitral Regurgitation</i>	<i>MR</i>	<i>8000</i>
<i>9</i>	<i>Aortic regurgitation</i>	<i>AR</i>	<i>8000</i>
<i>10</i>	<i>Mitral stenosis</i>	<i>MS</i>	<i>11025</i>
<i>11</i>	<i>Diastolic rumble</i>	<i>DR</i>	<i>11025</i>
<i>12</i>	<i>Mitral valve prolapse</i>	<i>MVP</i>	<i>8000</i>

Représentation graphique des signaux PCG étudiés :

Les figures suivantes présentent les signaux PCG étudiés :

