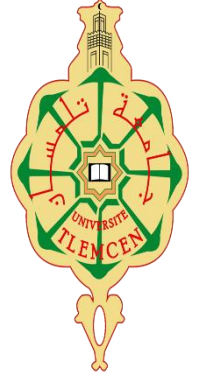


جامعة أبو بكر بلقايد تلمسان

Université Abou Bakr Belkaïd de Tlemcen

Faculté de Technologie

Département de Génie Biomédical



MEMOIRE DE PROJET DE FIN D'ETUDES

Pour obtenir le Diplôme de

MASTER en GENIE BIOMEDICAL

Spécialité : Imagerie Médicale

Présenté par : HAMMOUDA Abouhafes Mohammed Said

**Application de la transformée en ondelettes continue (TOC) et
discrète (TOD) dans le traitement des valvulopathies cardiaques.**

Dr	KHOLKHAL Mourad	MCB	Université de Tlemcen	Président
Dr	TAOULI Sidi-Ahmed	MCB	Université de Tlemcen	Examineur
Dr	MEZIANI Fadia	MCA	Université de Tlemcen	Encadrante
Dr	RERBAL Souhila	MCA	Université de Tlemcen	Co- Encadrante

Année universitaire 2023 - 2024



Remerciement

Nous remercions ALLAH le Tout-Puissant de nous avoir donné le courage, la volonté et la patience de mener à terme ce présent travail.

Je tiens à remercier sincèrement Madame **MEZIANI Fadia** en tant que directeur de mémoire pour son attention aussi particulière, pour ses conseils avisés qui ont été prépondérants pour la bonne réussite de ce projet, j'ai appris beaucoup de ses connaissances, de ses méthodes et de son expérience. Pour tout cela, je lui serais éternellement reconnaissant. Avec tous mes respects et ma gratitude.

Je remercie également Madame **RERBAL Souhila**, en tant que co-encadreur, pour ses précieuses remarques et ses suggestions visant à améliorer la qualité de ce mémoire

Je remercie très chaleureusement mes parents, source de tendresse et la lumière qui guide mes routes et qui m'emmène aux chemins de la réussite, pour tous leurs sacrifices consentis et leurs précieux conseils, pour toute leur assistance et leur présence dans ma vie. Les remercie énormément pour leurs efforts, leurs conseils et leur surveillance. Je n'oublie pas mon oncle Othman, qui a eu un grand crédit pour mon adoption à Tlemcen. Merci beaucoup à lui.

Je remercie également **KHOLKHAL Mourad** d'avoir accepté l'honneur de présider ce comité d'arbitrage.

Je remercie tout particulièrement monsieur **TAOULI Sidi Ahmed** d'avoir accepté le jury de mon travail.

À toutes mes amies, spécialement **Yacine AMIRI** en souvenir de notre sincère et profonde amitié et des moments agréables que nous avons passés ensemble.

Dédicace

À mes parents ;

Ma famille ;

À chacun de mes amis,

Que ces mots portent l'écho

De ma sincère reconnaissance.

Résumé :

Les **valvulopathies** cardiaques représentent un défi majeur pour la santé humaine à l'échelle mondiale. L'analyse rigoureuse des anomalies des bruits cardiaques procure des informations cliniques cruciales pour le diagnostic et la prise en charge des pathologies cardiaques. À ce jour, le phono cardiogramme (**PCG**) demeure l'outil privilégié pour le dépistage et le diagnostic de nombreuses affections cardiaques.

Dans ce travail, nous proposons une méthode d'assistance au diagnostic basée sur l'analyse automatique des signaux phono cardiogrammes(**PCGs**). La base de données utilisé comporte **450** enregistrements. Les enregistrements **PCG** ont été prétraités et segmentés en utilisant une approche basée sur le débruitage par ondelettes et l'enveloppe de l'énergie de Shannon. Cette étape a permis d'améliorer la qualité des signaux et de les diviser en segments pour l'analyse ultérieure. L'extraction de paramètres pertinents est élaborée en appliquant les transformées continue et discrète d'ondelettes (**TOC et TOD**) aux segments de signaux. Ces applications nous ont permis d'extraire des paramètres discriminants permettant de différencier les différents cas de sévérité pathologique. Le classificateur **SVM**, nous permet de classifier automatiquement les signaux **PCGs** en fonction de la présence ou non d'une pathologie cardiaque.

Mots clés : Phonocardiogramme (**PCG**), valvulopathies, Sévérité , bruits , Souffles, TOC, TOD, classification **SVM**, paramètres, mesures.

ملخص :

تمثل أمراض صمامات القلب تحديًا كبيرًا لصحة الإنسان على مستوى العالم. توفر التحليل الدقيق لاضطرابات أصوات القلب معلومات سريرية حاسمة للتشخيص وإدارة أمراض القلب. حتى الآن، لا يزال جهاز تسجيل أصوات القلب (PCG) الأداة المفضلة للكشف عن وتشخيص العديد من الحالات القلبية. في هذه الدراسة، تم اقتراح طريقة للمساعدة في التشخيص تعتمد على المعالجة التلقائية لإشارات جهاز تسجيل أصوات القلب (PCGs) تتضمن قاعدة البيانات المستخدمة 450 تسجيلًا. تم معالجة وتجزئة تسجيلات PCG باستخدام نهج يستند إلى إزالة الضوضاء بواسطة الموجيات وغلّاف طاقة شانون. ساعدت هذه المرحلة في تحسين جودة الإشارات وتقسيمها إلى مقاطع ذات صلة للتحليل اللاحق. تم بعد ذلك استخراج الميزات بتطبيق التحويل المويجي المستمر والمتقطع (CWT و DWT) على مقاطع الإشارات. سمحت هذه الطريقة باستخراج معلمات تمييزية تمكن من التفرقة بين الحالات المرضية والحالات السليمة. أخيرًا، تم استخدام هذه المعلمات المستخرجة لتدريب مصنف SVM ، الذي مكن من تصنيف إشارات PCG تلقائيًا بناءً على وجود أو عدم وجود مرض قلبي.

الكلمات المفتاحية: إشارة جهاز تسجيل أصوات القلب (PCG) ، أمراض صمامات القلب، شدة المرض، نفخات القلب، تردد، مدة، التحويل المويجي، مستمر ، منفصل، تصنيف SVM ، المعلمات، القياسات، الإحصائيات.

Abstract

Heart Valve Diseases represent a major challenge for human health on a global scale. The rigorous analysis of cardiac sound anomalies provides crucial clinical information for the diagnosis and management of cardiac pathologies. To date, the phonocardiogram (**PCG**) remains the preferred tool for the screening and diagnosis of numerous cardiac conditions.

In this study, a diagnostic aid method based on the automatic processing of phonocardiogram (**PCG**) signals was proposed. The database used includes **450** recordings. The **PCG** recordings were preprocessed and segmented using an approach based on wavelet denoising and the Shannon energy envelope. This step improved the quality of the signals and divided them into relevant segments for subsequent analysis. Feature extraction was then performed by applying the continuous and discrete wavelet transform (**CWT and DWT**) to the signal segments. This method allowed the extraction of discriminant parameters that distinguish pathological cases from healthy ones. These extracted parameters were finally used to train an **SVM** classifier, which enabled the automatic classification of **PCG** signals based on the presence or absence of a cardiac pathology.

Keywords: Phonocardiogram (PCG) signal, Heart Valve Diseases, pathological severity, murmurs, wavelet transform, **SVM** classification, measurements.

<i>Symbole</i>	<i>Abréviation</i>
$a_{(j,k)}$	Coefficient d'approximation à l'échelle j
A_j	Signal d'approximation
AG	Atrial de Gallop
AS	Sténose aortique
B1	Premier bruit cardiaque
B2	Deuxième bruit cardiaque
B3	Troisième bruit cardiaque
B4	Quatrième bruit cardiaque
CA	Coarctation aortique
C_c	Coefficient de corrélation
$d_{(j,k)}$	$k^{i\grave{e}me}$ coefficient de détail à l'échelle j
D_j	Signal de détail
E1	Energie des bruits B1 et B2
E2	Energie du souffle
ECA	Entropie moyenne des coefficients d'approximations
E_s	Energie
F	Fréquence
F.F.T	Transformée de fourier
Fmax	Fréquence maximale
FS	Fréquence d'échantillonne
Mean	Valeur absolue de la moyenne
N	Normal
OS	Open Snap
RAS	Rapport Approximation-Signal
RE	Rapport énergétique
R_f	Rapport fréquentiel
R_t	Rapport temporel
S	Seuil
SG	Sommation de Gallop
S_o	Signal original
S_r	Signal de synthèse
S.U.R.E	Stein Unbiased Risk Estimator
$T_{\Delta F}$	Taux fréquentiel
T.F	Transformée de Fourier
T.F.D	Transformée de Fourier discret
T.F.C.T	transformée de Fourier à court terme
T.F.F.G	Transformée de Fourier à fenêtre glissante
T.O	Transformée en ondelettes
T.O.C	Transformée en ondelettes continues
T.O.D	Transformée en ondelettes discrètes
T.O.D.I	Transformée en ondelettes discrètes inverse
ΔT	Etendue temporelle
ΔF	Etendue fréquentielle

<i>Erc</i>	Erreur de reconstruction
$\sigma (A)$ ou <i>Std</i>	Ecart type
ω	Pulsation
γ	Paramètre multi-index
ϕ	Fonction d'échelle
Ψ	Ondelette analysante
$K(x_i, x_j)$	Fonction noyau appliquée aux vecteurs x_i et x_j
b	le biais.
σ	le paramètre de largeur de bande, contrôlant l'étendue de l'influence d'un seul point de données.
w	le vecteur des poids
<i>sign()</i>	la fonction signe qui renvoie +1 ou -1.
X	le vecteur des caractéristiques d'un échantillon.
x_i et x_j	des vecteurs d'entrée.
C	un coefficient constant (paramètre de décalage).
α_i	les multiplicateurs de Lagrange.
y_i	sont les étiquettes de classe (+1 ou -1).
ξ_i	Variables de relâchement permettant des erreurs de classification.
SVM	Machine à Vecteurs de Support
<i>Ac</i>	Accuracy
<i>PPV</i>	Valeur Prédictive Positive (Positive Predictive Value)
<i>Se</i>	sensibilité.
<i>F1</i>	score F1
<i>Sp</i>	Spécificité
<i>FDR</i>	Taux de Découverte Fausse (False Discovery Rate)
<i>FNR</i>	Taux de Faux Négatifs (False Negative Rate)
<i>FPR</i>	Taux de Faux positifs (False Positive Rate)
<i>Err</i>	Taux d'erreur (Error Rate)

Table de matière

Introduction générale.....	14
-----------------------------------	-----------

Chapitre.1 : Appareil circulatoire

I.	Introduction.....	18
II.	Le système cardiovasculaire.....	18
	1. Circulation sanguine.....	19
	2. Cycle cardiaque.....	20
	3. Phonocardiographie et Phono-cardiogramme.....	21
	4. Auscultation cardiaque.....	22
III.	Les bruits et les souffles cardiovasculaires.....	23
	1. Les bruits cardiaques.....	24
	2. Bruits surajoutés.....	25
	3. Souffles cardiaques.....	26
	3. Souffles continues.....	28
	4. Frottement péricardique.....	29
IV.	Conclusion.....	32

Chapitre.2 : Outils théoriques de l'analyse spectro - temporelle et classifications SVM

I.	Introduction	30
II.	Analyse temps-fréquence.....	30
III.	Transformée en ondelettes (TO)	31
IV.	Transformée en ondelettes continue (TOC)	32
V.	Transformée en Ondelettes Discrète (TOD)	34
	1. Le choix de l'ondelettes mère (db7).....	36
VI.	Le débruitage par ondelettes.....	36
	1. Le seuillage dur (hard thresholding).....	37
	2. Le seuillage doux (soft thresholding)	37
VII.	Conclusion.....	39

Chapitre.3 : Segmentation des signaux phono cardiogrammes(PCGs)

I.	Introduction.....	40
II.	Base de données.....	40
III.	Segmentation des signaux PCGs.....	41

1. Méthodes et techniques.....	41
A. Approches pour l'extraction de l'enveloppe du signal PCG.....	43
B. Algorithme de séparation.....	43
a) Détection de l'enveloppe d'énergie de Shannon.....	44
b) Identification et extraction des bruits et souffles cardiaques	48
IV. Conclusion.....	60

Chapitre.4 : : Analyse du signal phono cardiogramme(PCG) par utilisation de la version continue d'ondelette (T.O.C)

I. Introduction	61
II. Paramètres d'analyse des signaux (PCGs) par application de la (TOC).....	65
a. Rapports temporel et fréquentiel (R_t , R_f)	66
b. Taux fréquentiel : $T_{\Delta F}(\%)$	66
c. La fréquence maximale $F_{max}(\text{Hz})$	67
III. Interprétation des résultats obtenus.....	70
IV. Conclusion	83

Chapitre.5: Analyse du signal phono cardiogramme(PCG) par application de la version discrète d'ondelette (T.OD)

I. Introduction	84
II. Analyse des signaux phono cardiogrammes (PCGs)	85
III. Paramètres d'analyse des signaux phono cardiogrammes.....	96
1. 1 ^{er} paramètre d'analyse : « Approximation-Signal Report : RAS ».....	96
2. 2 nd paramètre d'analyse : « Coefficient de corrélation : C_c »	99
3. 3 ^{ème} paramètre d'analyse : «Entropie Moyenne des coefficients d'approximations : EMC»	102
4. 4 ^{ème} paramètre d'analyse : « Erreur de reconstruction : E_r »	105
5. 5 ^{ème} et 6 ^{ème} paramètre d'analyse: « l'écart type : σ (A) et la valeur absolue de la moyenne : Mean»	107
IV. Conclusion.....	118

Chapitre.6 : Classification de signal phono cardiogramme(PCG) par application de Machine à Vecteurs de Support (SVM)

I. Introduction	120
II. Méthodes de classification.....	122
1. Machines à vecteurs de support (SVM).....	122

III.	Classification des signaux phono cardiogrammes PCGs par application de la Machine à Vecteurs de Support(SVM)	124
	1. Prétraitement des données.....	124
	2. Extraction des paramètres	124
	3. Construction du modèle SVM.....	124
	4. Évaluation du modèle.....	124
IV.	Conclusions	133
	Conclusion générale	134
	Références	137
	Annexe. I.....	143

***Chapitre 2 : Outils théoriques de l'analyse spectro - temporelle
et classifications SVM***

Chapitre.3 : Segmentation des signaux phono cardiogrammes(PCGs)

Tab.3.1 :Durée des bruits cardiaque B1 et B2 de différents signaux PCGs.59

***Chapitre.4 : : Analyse du signal phono cardiogramme(PCG) par utilisation de la
version continue d'ondelette (T.O.C)***

Tab. 4.1 : Base de données des signaux PCGs et leurs caractéristiques énergétiques..64

Tab. 4. 2 : Paramètres calculés de différents signaux PCGs pathologiques.....69

Tab. 4.3 : Etat la corrélation entre les différents paramètres75

Tab. 4.4 : Etat de la corrélation entre les différents paramètres82

Tab. 4.5 Comparaison de l'état de la corrélation de différents paramètres avec évolution de la
sévérité pathologie des signaux PCGs.....83

***Chapitre.5: Analyse du signal phono cardiogramme(PCG) par application de la
version discrète d'ondelette (T.OD)***

Tab .5.1 : Différents paramètres pour les signaux PCGs.....111

***Chapitre.6 : Classification du signal phono cardiogramme(PCG) par
application de Machine à Vecteurs de Support (SVM)***

Tab .6.1 :Le nombre des signaux utilisés.....121

Tab.6.2 :Relations Mathématiques des SVM Linéaires123

Tab.6.3 : Résultats de classification SVM avec TOD.128

Tab.6.4 : Résultats de classification SVM avec TOC.....129

Tab.6.5 : Résultats de classification SVM avec TOD & TOC129

Chapitre.1 : Appareil circulatoire

Figure.1.1: (a) :Anatomie du cœur,(b) : Valves cardiaques..... 19

Figure.1.2 : Circulation sanguine dans le système cardiovasculaire20

Figure.1.3:(a) : Relaxation ventriculaire (Diastole).(b) : Contraction ventriculaire (Systole).....21

Figure.1.4: Cycle Cardiaque.....21

Figure .1.5 : Phonocardiographie cardiosim IV..... 22

Figure.1.6 : Représentation temporelle de deux cycles cardiaques d'un cas normal..... 22

Figure.1.7 : Différents sites d'auscultation.....23

Figure.1.8: Formes reconnues des souffles cardiaques. (a): Decrescendo, (b): Crescendo
decrecendo, (c): Holosystolique.....24

Figure.1.9 : Représentation temporelle et spectrale du premier et deuxième bruit cardiaque (B1 et
B2).....24

***Chapitre 2: Outils théoriques de l'analyse spectro - temporelle
et classifications SVM***

Figure.2.1: Ondelette mère.....31

Figure.2.2: Ondelette de Morlet, Partie réelle (trait plein) et partie imaginaire (pointillés).
.....34

Figure.2.3: (a) : Signal original ($s = x$), (b): le seuillage dur, (c) : Le seuillage doux.....38

Chapitre.3 : Segmentation des signaux phono cardiogrammes(PCGs)

Figure. 3.1 : Représentation énergétiques d'un signal PCG à click :(a) : Open Snap(OS) (b) :
Energie de Shannon du signal (c) : Entropie de Shannon du signal42

Figure. 3.2 Algorithme de séparation des bruits et des souffles cardiaques..... 44

Figure. 3.3 : Débruitage par ondelettes du signal PCG à souffle systolique de la sténose
aortique(AS) :(a) Décomposition sur les six niveaux :(b) 47

Figure. 3.4 : Condition de la suppression des valeurs inférieures à 90%.....48

Figure.3.5 : : Procédé de la détection des Creux latéraux de chaque bruit cardiaque48

Figure 3.6: Représentation temporelle d'un cas Normal(N) : (a), Enveloppe: (b) ,Identification des
bruits cardiaque :(c) et Détection des minima latéraux : (d)..... 49

Figure 3.7 :Représentation temporelle d'un signal PCG à click : sommation de galop (SG) : (a), Enveloppe:(b) , Identification des bruits cardiaque :(c) , Détection des minima latéraux : (d)	50
Figure 3.8 :Représentation temporelle d'un cas à souffle : Sténose Aortique (AS) : (a), Enveloppe:(b) , Identification des bruits cardiaque :(c) et Détection des minima latéraux : (d)	51
Figure.3.9: Séparation des bruits cardiaque B1et B2 du signal PCG Normal (N).....	52
Figure.3.10: Séparation des bruits cardiaque B1et B2 du signal PCG : cas d'une Insuffisance mitrale (IM).....	53
Figure.3.11: Séparation des clicks du signal PCG à click : cas d'un Open Snap (OS)	54
Figure .3.12: Séparation des clicks du signal PCG à click : cas d'une Sommation de Galop (SG)	55
Figure.3.13: Séparation des souffles systoliques du signal PCG : cas d'une Stenose aortique (AS)	56
Figure.3.14: Séparation des souffles diastoliques du signal PCG : cas de (DR)	57
Figure.3.15: Séparaapitreion des souffles diastoliques du signal PCG : cas d'une Insuffisance Aortique (AI)	58

**Chapitre.4 : : Analyse du signal phono cardiogramme(PCG) par utilisation de la
version continue d'ondelette (T.O.C)**

Figure.4.1 Variation du rapport énergétique en fonction de l'énergie du souffle.....	65
Figure.4.2 : Délimitation du triangle (a): Souffle systolique de rétrécissement modéré, (b): Souffle diastolique de régurgitation.....	67
Figure. 4.3:(a) : Souffle d'une sténose aortique.(b) : Représentation spectro-temporelle relative avec le triangle et la fréquence maximale(Fmax).....	68
Figure. 4.4: Représentation temporelle et spectro-temporelle par application de la TOC des signaux du premier groupe :(a): le cas normal ; (b): le cas IM et le cas (d): de CA.....	71
Figure. 4.5: Figure. 4.6: Rythmes temporel et fréquentiel des signaux du premier groupe.....	71
Figure. 4.6: Représentation temporelle et spectro-temporelle par application de la TOC des clicks : Atrial de Gallop (AG).....	73
Figure. 4.7: Représentation temporelle et spectro-temporelle par application de la TOC des clicks : Open Snap (OS).	74
Figure. 4.8: Représentation temporelle et spectro-temporelle par application de la TOC des clicks : Sommation de Gallop (SG).....	74
Figure. 4.9: Histogrammes d'analyse des signaux PCGs à click : « AG ».....	75

Figure. 4.10: Histogrammes d'analyse des signaux PCGs à click : «OS».....	76
Figure. 4.11: Histogrammes d'analyse des signaux PCGs à click : « SG ».....	76
Figure. 4.12:Représentation temporelle et spectro-temporelle par application de la TOC des souffle systoliques : Sténoses aortiques (AS).....	78
Figure. 4.13: Histogrammes d'analyse des signaux PCGs: «AS».....	79
Figure. 4.14:Représentation temporelle et spectro-temporelle par application de la TOC des souffle systoliques : Sténoses Mitrales (MS).....	81
Figure. 4.15: Histogrammes d'analyse des signaux PCGs: «MS».....	82

Chapitre.5: Analyse du signal phono cardiogramme(PCG) par application de la version discrète d'ondelette (T.OD)

Figure.5.1: Extraction des signaux Approximations et Détails par Décomposition du signal original	84
Figure.5.2: Procédure de la décomposition d'un signal en 4 niveaux.....	86
Figure.5.3: Analyse des signaux ayant une morphologie similaire à celle du signal PCG normal par TOD.....	88
Figure.5.4:Analyse par la transformée en ondelettes discrète des signaux PCG à click	90
Figure.5.5: : Analyse par TOD des sténoses aortique :(a) :cas à souffle léger,(b) :cas à souffle modéré et (c) :cas à souffle sévère.....	93
Figure.5.6: Analyse par TOD des sténoses mitrale :(a) :cas à souffle léger,(b) et (c):deux cas à souffle modéré.....	95
Figure 5.7 : Variation de l'inverse du Rapport Approximation-Signal PCG: (a) : signaux ayant une morphologie similaire à celle du 1er groupe : N, IM et CA, (b) : signaux à click : Atriale de Galop (AG), (c): signaux à click : l'open snap (OS) , (d): signaux à click Sommutation de Gallop(SG).	98
Figure.5.8 : Variation de l'inverse du Rapport Approximation-Signal : des signaux PCGs du 3ème groupe : (a) : Sténose Aortique (AS), (b) : Sténose Mitrale (MS).....	99
Figure.5.9 : Variation de l'inverse du coefficient de corrélation: de différents signaux PCGs (a) : signaux ayant une morphologie similaire à celle du 1er groupe : N, IM et CA, (b) : signaux à click : Atriale de Galop (AG), (c): signaux à click : l'open snap (OS) , (d): signaux à click Sommutation de Gallop(SG).....	101
Figure.5.10 : Variation de l'inverse du coefficient de corrélation: des signaux PCGs du 3ème groupe : (a) : Sténose Aortique(AS), (b) : Sténose Mitrale(MS).....	102
Figure.5.11 : Entropie moyenne des coefficients d'approximations (ECA) de différents signaux PCGs :(a) : signaux ayant une morphologie similaire à celle du 1er groupe : N, IM et CA, (b) :	

signaux à click : Atriale de Galop (AG), (c): signaux à click : l'open snap (OS) ,(d): signaux à click Sommmation de Gallop(SG).....	104
Figure.5.12 : Entropie moyenne des coefficients d'approximations (ECA) des signaux PCGs du 3 ème groupe : (a) : Sténose Aortique (AS), (b) : Sténose Mitrale (MS).....	105
Figure.5.13: Variation de l'erreur de reconstruction de différents signaux PCGs : (a) : signaux ayant une morphologie similaire à celle du 1er groupe : N, IM et CA, (b) : signaux à click : Atriale de Galop (AG), (c): signaux à click : l'open snap (OS) , (d): signaux à click Sommmation de Gallop(SG).....	107
Figure.5.14: Variation de l'erreur de reconstruction des signaux PCGs du 3ème groupe : (a) : Sténose Aortique(AS), (b) : Sténose Mitrale(MS).....	107
Figure.5.15 : Variation de M1) et de (M2) de différents signaux PCGs : (a) : signaux ayant une morphologie similaire à celle du 1er groupe : N, IM et CA, (b) : signaux à click : Atriale de Galop (AG), (c): signaux à click : l'open snap (OS) , (d): signaux à click Sommmation de Gallop(SG)....	109
Figure.5. 16 : Variation de (M1) et de (M2) de différents signaux PCGs : (a) : Sténose Aortique(AS), (b) : Sténose Mitrale(MS).....	110
Figure.5.17 : Variation de $(\frac{1}{RAS}) = f(RE)$	113
Figure .5.18 : Variation de $(\frac{1}{CC}) = f(RE)$	114
Figure .5.19 : Variation $(ECA) = f(RE)$	115
Figure.5.20 : Variation de $\varepsilon_{ermoy} = f(RE)$	116
Figure.5.21 : Variation de $M1 = f(RE)$	117
Figure.5.22 : Variation de $M2 = f(RE)$	118
Chapitre.6 : Classification du signal phono cardiogramme(PCG) par application de Machine à Vecteurs de Support (SVM)	
Figure.6.1 :Principe générale de la classification SVM.....	121
Figure.6.2 : Séparation de classes par les SVM.....	123
Figure.6.3 : Matrice de Confusion pour l'Évaluation des Performances du Modèle SVM sur les Signaux PCG « TOD ».....	131
Figure.6.4 : Matrice de Confusion pour l'Évaluation des Performances du Modèle SVM sur les Signaux PCG « TOC ».....	131
Figure.6.5 : Matrice de Confusion pour l'Évaluation des Performances du Modèle SVM sur les Signaux PCG « TOD & TOC ».....	132
Figure.6.6 :Comparaison des taux de classification pour méthodes Linear avec DWT, CWT et leur combinaison.....	132

Introduction générale

Les maladies des valves cardiaques , constituent la principale cause de morbidité et de mortalité dans le monde, représentant un décès sur trois [1, 2]. En **2002**, elles ont déjà causé **16,7 millions** de décès, un chiffre qui devrait atteindre **23,3 millions** d'ici **2030**.

Un diagnostic rapide et précis est crucial pour minimiser le taux de mortalité et prévenir les complications liées aux maladies cardiaques. **L'électrocardiographie (ECG) et l'échocardiographie** constituent les outils de référence pour le diagnostic des troubles cardiaques [3]. Cependant, ces méthodes présentent des **inconconvénients majeurs** :

- **Coût élevé:** Elles nécessitent un équipement coûteux et spécialisé.
- **Caractère invasif:** L'échocardiographie requiert une sonde placée sur la poitrine du patient, ce qui peut être gênant.
- **Besoin d'expertise :** L'interprétation des résultats exige l'intervention d'un médecin spécialiste qualifié, ce qui limite l'accessibilité à ces examens.

Ces limitations soulignent la nécessité de développer des **solutions alternatives plus accessibles, abordables et moins ou non invasives** pour le diagnostic précoce des maladies cardiaques. **La phonocardiographie et le phonocardiogramme (PCG)** , demeurent des éléments primordiales dans le dépistage et le diagnostic de nombreuses maladies cardiaques.

La phonocardiographie, est une technique **non invasive**, qui permet aux cliniciens d'enregistrer et d'analyser graphiquement les bruits cardiaques, y compris les souffles. Elle va au-delà de l'auscultation traditionnelle en fournissant des informations précises sur les activités sonores liées aux événements cardiaques, les situant par rapport aux bruits cardiaques normaux.

L'auscultation classique, reposant sur l'ouïe humaine, ne suffit pas à établir un diagnostic "fiable" des maladies cardiaques. Grâce aux progrès du traitement du signal, il est désormais possible d'étudier l'évolution d'une cardiopathie en extrayant des informations précises des bruits cardiaques.

les signaux physiologiques comme le **PCGs** , présentent un contenu spectral qui évolue au cours du temps. Les techniques de moyenne temporelle des amplitudes, comme la **F.F.T**[4], sont limitées dans leur capacité [5]. C'est pourquoi de nouvelles approches d'analyse des signaux ont été développées.

La transformée d'ondelette (**T.O**) s'est révélée être une technique efficace pour traiter les signaux **PCGs** et, notamment, les bruits cardiaques. Dans certains cas pathologiques, elle offre une précision et une exactitude supérieures à celles d'autres techniques [6]. Elle se décline en deux versions : **Transformée en ondelettes continue (T.O.C)** et la **Transformée en ondelettes discrète (TOD)**.

La transformée temps-fréquence (**T.O.C**) partage des similarités avec la transformée de Fourier à fenêtre glissante (**T.F.C.T**) dans ce sens, elle produit une représentation temporelle et fréquentielle redondante du signal, permettant d'analyser ses caractéristiques oscillatoires locales. [7]

La **TOC** offre une représentation puissante du signal **PCG** en utilisant deux paramètres clés : **Facteur d'échelle (dilatation)** qui permet de zoomer sur différentes parties du signal, analysant ses composantes à différentes échelles de temps et le **paramètre de translation** qui indique la position temporelle de l'analyse. En choisissant judicieusement l'ondelette mère, la **TOC** permet de mesurer la puissance spectrale du signal de manière localisée. Cela signifie que les hautes fréquences peuvent être identifiées dans des intervalles de temps plus courts que les basses fréquences.

La transformée en ondelettes discrète (**T.O.D**) a été moins étudiée que la transformée en ondelettes continue (**T.O.C**) [8]. Elle présente des avantages considérables, en particulier dans le domaine du filtrage, reposant sur la complémentarité de deux filtres : un **Filtre passe-haut et Filtre passe-bas**. L'application de ces filtres à différentes échelles de résolution permet une analyse multirésolution du signal, ce qui est particulièrement utile pour les signaux complexes comme les **PCGs**.

L'utilisation de systèmes basés sur l'apprentissage automatique pour la détection des

anomalies dans les signaux sonores du **PCG** fait l'objet de recherches depuis longtemps. La classification binaire des signaux **PCG** sains et pathologiques 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.[9]

Dans ce sens notre étude se structure en six chapitres principaux :

- Le premier chapitre proposera une exploration fascinante du système cardiovasculaire et du phonocardiogramme (**PCG**).
- Le deuxième chapitre sera consacré à l'étude théorique des ondelettes et la classification **SVM**.
- L'algorithme présenté dans le troisième chapitre permet de segmenter le signal **PCG**, ce qui signifie qu'il le divise en différentes parties correspondant aux différents événements cardiaques. Cela permet d'identifier et de localiser avec précision le début et la fin de chaque événement, tels que les bruits cardiaques (B1 et B2) et les souffles.
- Le quatrième chapitre explore l'utilisation du rapport énergétique (RE(%)) comme indicateur crucial de la sévérité et de l'augmentation énergétique des souffles cardiaques par rapport aux bruits cardiaques normaux (B1 et B2). La **T.O.C**, est employée pour obtenir une représentation graphique spectro-temporelle du signal **PCG**. Cette représentation permet d'extraire un certain nombre de paramètres , reflétant les variations d'énergie des souffles cardiaques en fonction de l'évolution de la pathologie.
- Le travail présenté dans le cinquième chapitre souligne l'importance de la **T.O.D** , outil de filtrage pour l'analyse des valvulopathies, et d'extraction des paramètres les plus pertinents corrélés en fonction de l'évolution de la sévérité de la pathologie.
- Le dernier chapitre est consacré à la classification **SVM** multi-classes. Dans cette étude sera explorée l'utilisation des **machines à vecteurs support multi-classes (SVM)** et des algorithmes d'apprentissage automatique pour la classification des bruits cardiaques à partir de signaux **phono**

cardiogrammes (PCG), afin d'évaluer les performances de la classification **SVM** en utilisant différents noyaux et de mettre en évidence son potentiel pour la détection précoce des anomalies cardiovasculaires.

Chapitre.1 : Appareil circulatoire

I. Introduction

Au cours du cycle cardiaque, une série de sons est produite, dont certains sont inaudibles à l'oreille humaine. L'analyse de ces vibrations acoustiques, constituant le signal phonocardiographique (**PCG**), permet de retracer la dynamique des éléments du système cardiaque assurant la circulation sanguine, essentielle à la survie du patient.

Le phonocardiogramme (**PCG**) se caractérise principalement par les bruits B1 et B2, survenant respectivement au début des phases systolique et diastolique du cycle cardiaque. Une analyse minutieuse du signal PCG, utilisant des techniques de traitement du signal, en fait un outil précieux pour le diagnostic de diverses affections cardiaques.

Dans ce chapitre, nous mettrons en lumière le fonctionnement global de l'appareil circulatoire et la phonocardiographie, nous expliquerons le principe du phonocardiogramme (**PCG**) et les différents bruits cardiaques ainsi que leurs caractéristiques.

II. Le système cardiovasculaire

Le cœur humain, un organe musculaire avec quatre cavités, reçoit le sang des veines et le propulse à travers les artères, assurant la circulation sanguine [10]. Il pèse entre 200 et 425 grammes [11] et se trouve derrière la partie inférieure du sternum. Sa forme est conique, avec sa base orientée vers le haut et vers le bas. La maintenance du cœur est assurée par ses connexions aux principales artères et veines, ainsi que par sa configuration dans le péricarde[12].

Anatomiquement et fonctionnellement, on distingue un cœur droit et un cœur gauche, chacun composé d'une oreillette et d'un ventricule séparés par une valve tricuspide à trois feuillets pour le cœur droit, et une valve mitrale à deux feuillets pour le cœur gauche. Entre les oreillettes et les ventricules, il n'y a pas de connexion musculaire (voir **la figure 1.1**). Il est muni de deux autres valves

unidirectionnelles : valves aortiques et pulmonaires, prévenant le reflux sanguin dans le mauvais sens. Leur ouverture et fermeture sont entièrement passives, dépendant de la différence de pression de chaque côté de la valve: elles s'ouvrent lorsque la pression aval est inférieure à la pression amont, et se ferment sinon [13].

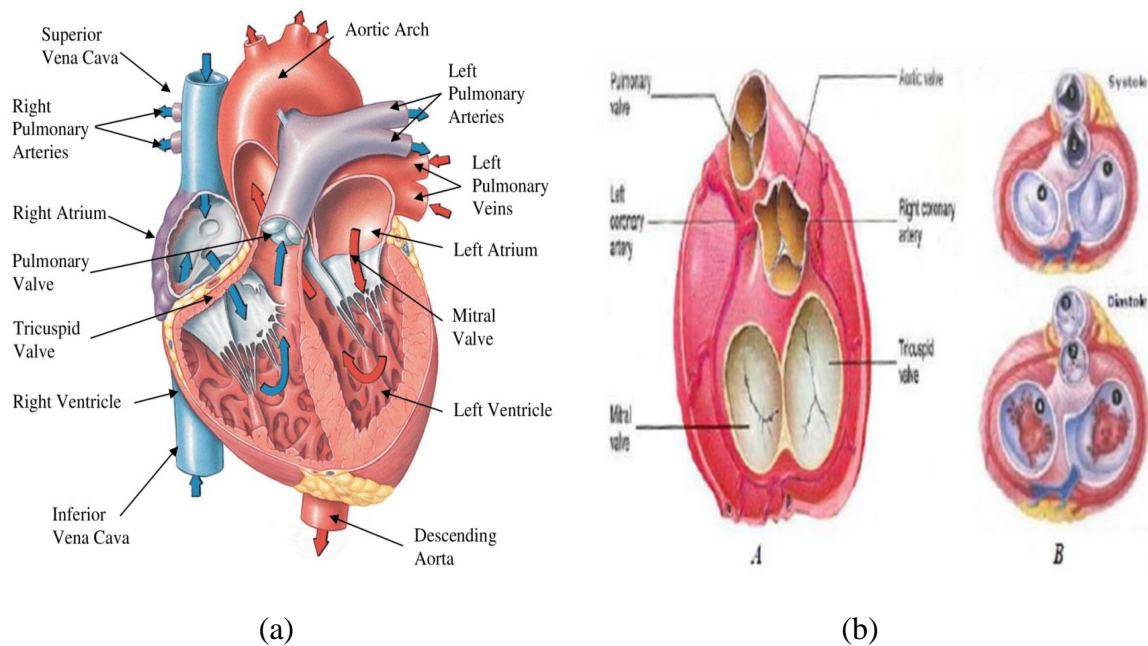


Figure 1.1: (a) :Anatomie du cœur [10]

(b) : Valves cardiaques [14]

1. Circulation sanguine

La circulation sanguine est organisée par le cœur et encouragée par les veines caves supérieures, inférieures et intrinsèques du cœur. Les veines pulmonaires et les veines intrinsèques cœur déversent le sang veineux dans l'oreillette droite, propulsé vers le ventricule droit et vers les poumons. Les poumons sont chargeurs d'oxygène et le débarrasse du dioxyde de carbone, puis retourne au cœur par les veines pulmonaires dans l'oreillette gauche, formant la petite circulation. Les capillaires s'unissent alors en petites veines qui, elles-mêmes, forment des veines plus grandes jusqu'à ce que le sang soit finalement collecté dans les veines caves supérieures et inférieures d'où il est acheminé vers l'oreillette droite. C'est la grande circulation [16].

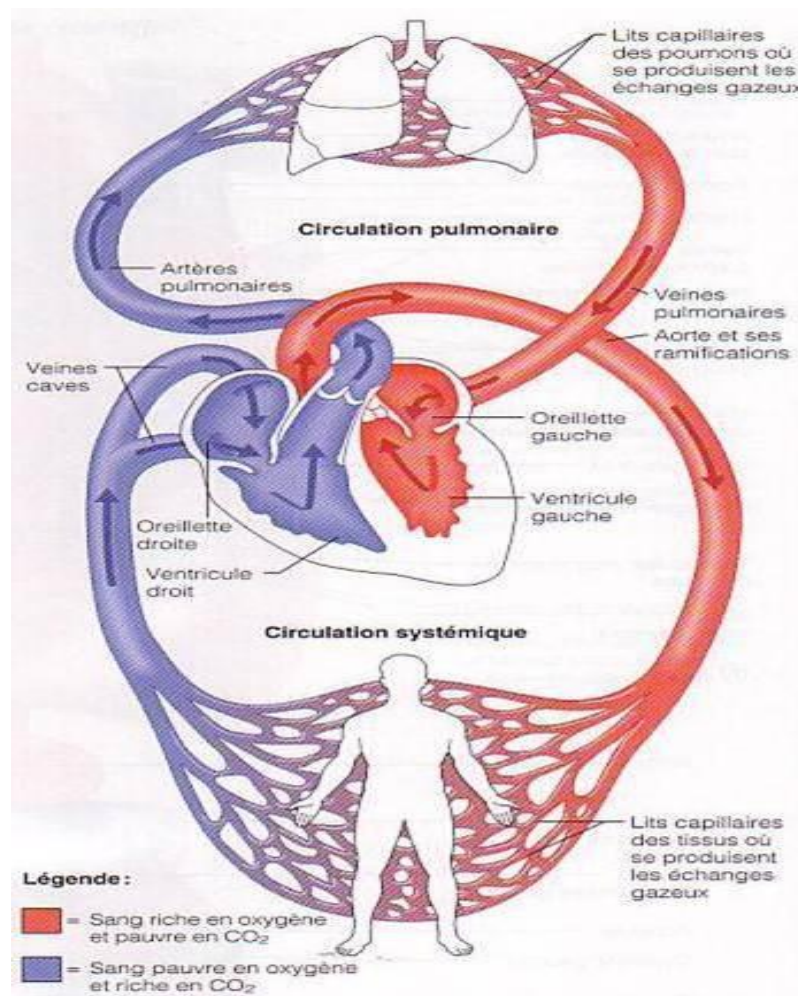


Figure 1.2 : Circulation sanguine dans le système cardiovasculaire [17]

2. Cycle cardiaque

Le cycle cardiaque désigne la succession des phases qui se déroulent entre deux battements du cœur, incluant la systole (contraction) et la diastole (détente). Il est divisé en trois phases distinctes [18] : auriculaire, ventriculaire et relaxation. La phase auriculaire commence avec la relaxation des ventricules et l'ouverture des valves auriculo-ventriculaires (tricuspide et mitrale). La phase ventriculaire commence avec la relaxation des tubes auditifs, ce qui provoque sa fermeture et l'ouverture de la valve aortique et pulmonaire. La phase ventriculaire se termine par la relaxation des valves tricuspide et mitrale, déclenchant un nouveau cycle [voir les Figures 1.3 & 1.4]. Sa durée totale est d'environ 0.8 sec, avec environ 80% du remplissage ventriculaire avant la contraction auriculaire. [19]

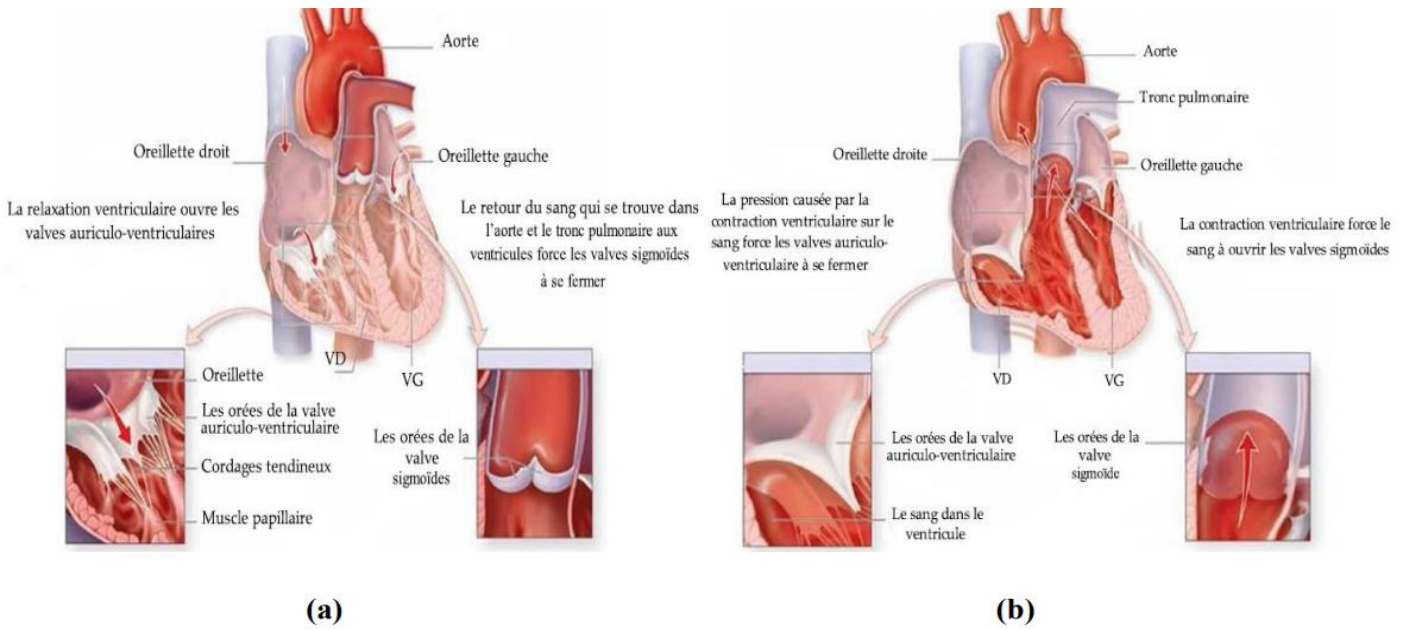


Figure.1.3:[15]

(a) : Relaxation ventriculaire (Diastole).

(b) : Contraction ventriculaire (Systole).

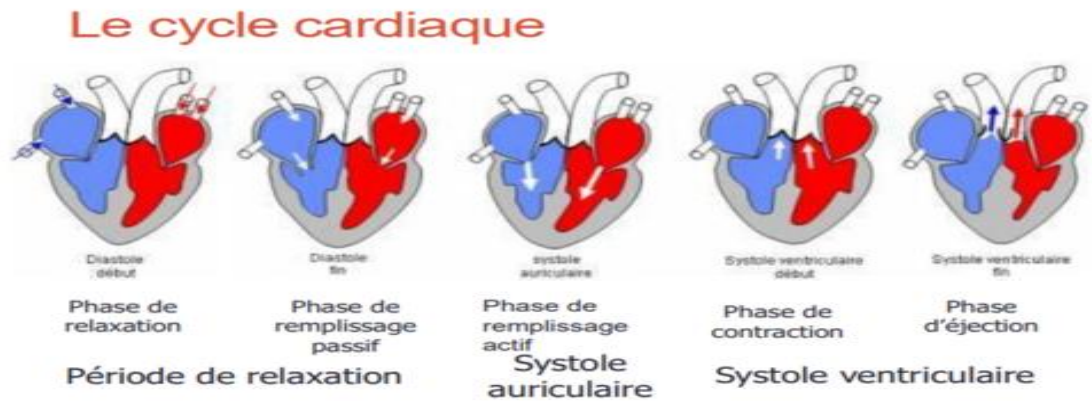


Figure.1.4: Cycle Cardiaque[13]

3. Phonocardiographie et Phono-cardiogramme

La phonocardiographie est une technique non invasive qui enregistre les vibrations associées aux bruits cardiaques, fournissant des informations précieuses sur les valves, la fonction et l'hymodine cardiaque. Il est particulièrement efficace pour détecter les valves cardiaques, l'hypertension, la dysfonction ventriculaire, les maladies coronariennes et les cardiomyopathies. Cependant, la

complexité du signal, les controverses sur l'origine cardiaque et la superposition de l'imagerie médicale avec l'échographie ont accéléré l'évolution de la **Phonocardiographie**.



Figure 1.5 : Phonocardiographie cardiosim IV.[20]

4. Auscultation cardiaque [13]

L'auscultation cardiaque, technique essentielle au diagnostic des pathologies cardiaques, consiste à écouter les bruits produits à l'intérieur du corps à l'aide d'un stéthoscope. Les sons associés aux battements du cœur proviennent principalement de la turbulence du sang lors de la fermeture des valves cardiaques.

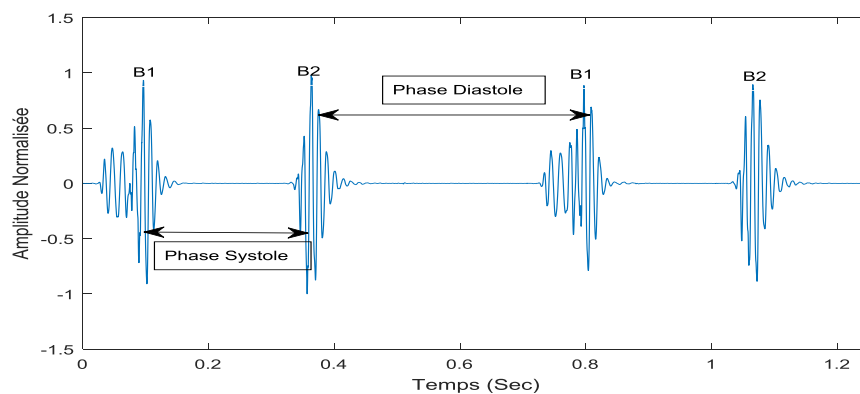


Figure 1.6 : Représentation temporelle de deux cycles cardiaques d'un cas normal.

4.1.Sites d'auscultation

L'accentuation des bruits cardiaques est généralement située dans la région où la cavité de la valve est la plus surfacique que d'autres valves. Cette dernière est généralement plus proche du système valvulaire, ressemblant à la circulation sanguine [Figure 1.7]. Les zones optimales pour

l'auscultation comprennent la région aortique, qui est positionnée dans le deuxième espace intercostal droit, où les pathologies telles que la sténose, le canal artériel persistant, l'hypertrophie ventriculaire gauche et l'insuffisance aortique sont les plus efficaces à détecter. La zone pulmonaire, localisée au deuxième espace intercostal gauche, est également plus efficace pour détecter la sténose, les défauts atrioventriculaires et les pathologies du tricuspide et de la mitrale.

La région tricuspide, est mieux détectée pour la sténose, la régurgitation tricuspide et les défauts du septum ventriculaire, tandis que la région mitrale, qui se trouve dans l'espace intercostal, est la meilleure détectable pour les sténoses du mitral et des déficits du septum ventriculaire.

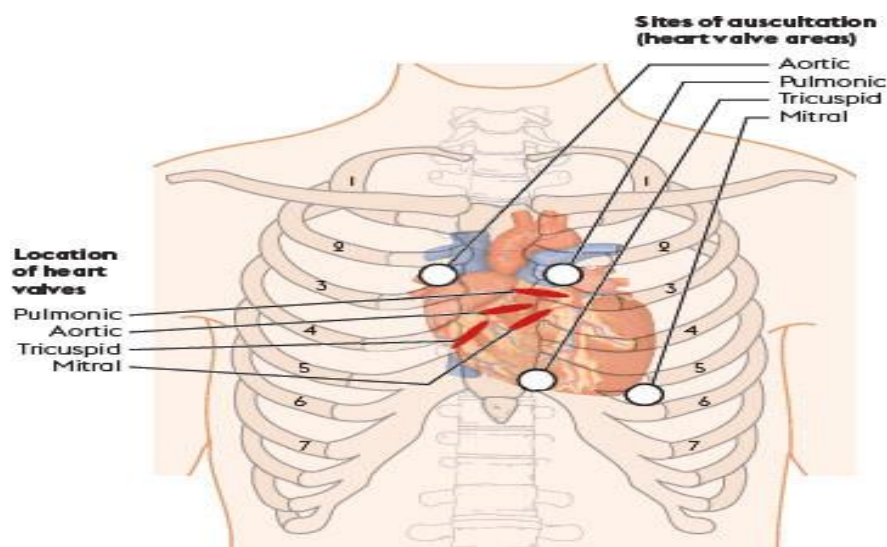


Figure 1.7: Différents sites d'auscultation [21]

III. Les bruits et les souffles cardiovasculaires

Le système cardiaque est une entité complexe qui génère des sons résultant du mouvement dynamique du sang et des valves cardiaques. Ces sons, tels que les battements et les souffles cardiaques, résultent de la fermeture des valves cardiaques et peuvent indiquer un dysfonctionnement valvulaire en cas de maladie. C'est essentiel de reconnaître les caractéristiques normales des bruits et pathologiques des souffles, qui peuvent varier en intensité et en durée pendant différentes phases du cycle cardiaque. [22].

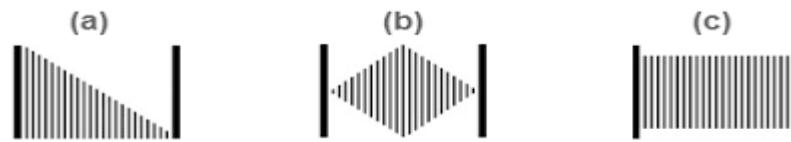


Figure 1.8: Formes reconnues des souffles cardiaques.

(a): Decrescendo, (b): Crescendo decrescendo, (c): Holosystolique[22]

1. Les bruits cardiaques

a. Premier bruit cardiaque (B1)

Se produit au début de la systole, composé de deux composantes : mitral (M1) et tricuspide (T1). La durée entre elles ne doit pas dépasser 30 ms chez un sujet en bonne santé. L'oscille oscille entre 91 et 179 Hz et dure environ 100 millisecondes. [13]

b. Deuxième bruit cardiaque (B2)

Le bruit B2 signifie la fin de la phase systolique et le début de la phase diastolique en la zone aortique ou pulmonaire respectivement. Il est composé de deux principaux : aortique(A2) : fermeture des valves aortiques et pulmonaire(P2). Une diffère de P2 peut être attribué à une pathologie. B2 a une durée plus courte et une fréquence plus élevée que B1[23], dure environ 70 à 100 millisecondes et couvre une bande de fréquence de 145 à 200 Hz[13].

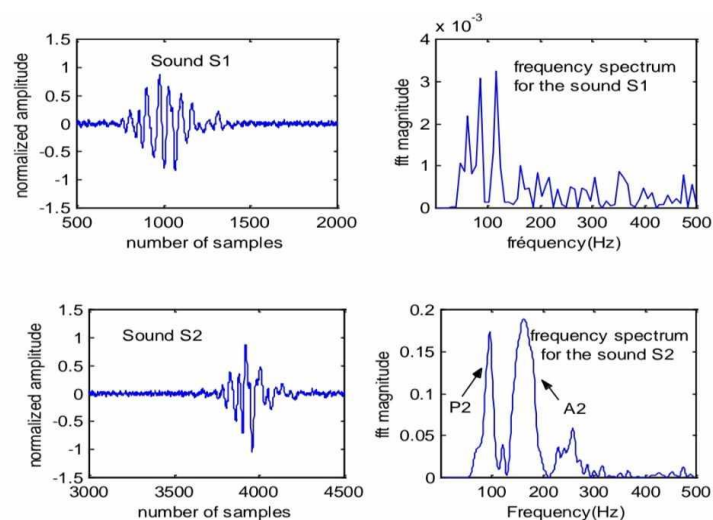


Figure.1.9: Représentation temporelle et spectrale du premier et deuxième bruit cardiaque (B1 et B2). [13]

c. Troisième bruit cardiaque (B3)

Le troisième bruit cardiaque (B3), également appelé "bruit de galop protodiastolique", est un son supplémentaire qui se produit peu après le deuxième bruit cardiaque (B2) pendant la phase diastolique du cycle cardiaque. Il est généralement considéré comme anormal et peut indiquer la présence d'une pathologie cardiaque. Ce bruit est généralement détecté du côté gauche (apex cardiaque gauche) du cœur [24]. Il dure environ 60 à 80 millisecondes et se situe dans les basses fréquences.

d. Quatrième bruit cardiaque (B4)

La fréquence et l'intensité faibles de B4 se manifestent juste avant B1 à la fin de la phase diastolique. Il est le résultat de la contraction et de la vibration rapides des atriums et des ventricules lors de la dernière étape du pompage sanguin vers les ventricules. Une présence pathologique, produit bruit pré-systolique inaudible. [23]

2. Bruits surajoutés[13]

a. Bruit de galop

Le bruit de galop est une manifestation pathologique causée par B3 et B4, qui apparaît après l'âge de 30 ans. Il est perceptible à la pointe, gauche latérale, ou xiphoid. Il existe trois principaux types de galops cardiaques: proto-diastolique (B3), pré-systolique(B4), et galop de sommation (B3). Ce dernier indique des problèmes avec la conformité du ventricule gauche. Galop protodiastolique se produit au cours du flux sanguin rapide et puissant de l'oreillette au ventricule, tandis que pré-systolique survient juste avant B1 et se produit pendant la systole auriculaire.

b. Claquement d'ouverture de la mitrale

Ce bruit proto-diastolique, audible après le B2 et constitue un indice de contraction Mitral, indiquant une résistance au passage du sang à travers la valve mitrale.

c. Click

Les clicks cardiaques sont des sons secs et brefs entendus pendant le cycle cardiaque. Ils sont généralement causés par des anomalies valvulaires ou des prolapsus valvulaires. Il existe deux types principaux de clics cardiaques :

- Le click proto-systolique est un son sec et aigu qui survient juste après le premier bruit cardiaque (B1). Il est généralement causé par un rétrécissement aortique valvulaire. Lors du rétrécissement aortique, l'ouverture des valves aortiques est réduite, ce qui crée un bruit sec caractéristique. La présence d'un clic proto-systolique est un signe important de rétrécissement aortique valvulaire.
- Le click méso-systolique est un son sec audible pendant la phase de contraction du ventricule gauche (systole). Il est causé par un prolapsus de la valve mitrale. Lors du prolapsus mitral, une partie de la valve mitrale se bombe dans l'oreillette gauche pendant la systole, ce qui crée un bruit sec caractéristique. La présence d'un clic méso-systolique peut être un signe de prolapsus mitral, bien qu'il ne soit pas toujours pathologique.

3. Souffles cardiaques

Les souffles cardiaques sont des sons anormaux entendus pendant le cycle cardiaque. Ils ne sont pas toujours pathologiques, mais leur présence peut être un signe d'une anomalie cardiaque. Ils se produisent lorsque le flux sanguin rencontre une turbulence dans le cœur. Ils sont classés en fonction de leur intensité, de leur tonalité et de leur localisation.

- **Intensité:** souffles pouvant être faibles, modérés ou forts.
- **Tonalité:** souffles pouvant être doux, soufflés ou sifflés.
- **Localisation:** Les souffles sont entendus au niveau des valves cardiaques et peuvent être radiés vers d'autres parties du thorax.

3.1. Différents souffles systoliques

Les souffles systoliques sont des bruits cardiaques anormaux entendus pendant la phase de contraction du cœur, ou systole. Ils peuvent indiquer diverses pathologies ou anomalies cardiaques.

a. Sténose aortique (SA) [23]

La Sténose Aortique est une pathologie cardiaque caractérisée par un rétrécissement anormal de la valve aortique, entraînant une obstruction partielle du flux sanguin du ventricule gauche vers l'aorte. Cela peut conduire à une pression accrue dans le cœur et à une diminution du débit sanguin vers le reste du corps. Il s'agit d'une maladie progressive qui peut entraîner des symptômes graves et mettre en danger la vie des patients si elle n'est pas traitée efficacement.

b. Insuffisance mitrale (IM) [23]

L'insuffisance mitrale se caractérise par un reflux sanguin anormal à travers la valve mitrale du cœur, entraînant une fuite de sang du ventricule gauche vers l'atrium gauche. Ce dysfonctionnement peut être causé par divers facteurs et peut entraîner des complications graves pour les patients.

c. Insuffisance tricuspidiennne (TR) [13]

L'insuffisance tricuspidiennne (TR) est une valvulopathie cardiaque qui se caractérise par un reflux sanguin anormal à travers la valve tricuspide. Cette condition peut être primaire, causée par des anomalies anatomiques de la valve, ou secondaire, résultant de dilatation du ventricule droit. Les symptômes peuvent être légers ou absents dans les stades précoces, mais peuvent progresser vers l'insuffisance cardiaque congestive à mesure que la maladie évolue. Il est essentiel de comprendre les bases de l'insuffisance tricuspidiennne pour pouvoir évaluer, classer et traiter efficacement cette pathologie cardiaque complexe.

d. Rétrécissement pulmonaire (PR) [26]

Le PR est caractérisé par un rétrécissement des voies aériennes, ce qui entraîne une diminution du débit d'air dans les poumons. Cette restriction peut affecter gravement la capacité respiratoire et la qualité de vie des patients. Il est essentiel de comprendre les aspects fondamentaux du PR, y compris ses symptômes, ses facteurs de risque et son impact sur la fonction pulmonaire, afin de développer des stratégies efficaces pour sa prise en charge.

3.2. Différents souffles diastoliques

a. Insuffisance aortique (IA) [26], [8]

L'insuffisance aortique (IA) se caractérise par un reflux sanguin anormal de la valve aortique vers le ventricule gauche lors de la diastole. Cette pathologie peut être classée en fonction de son stade de gravité, allant de légère à sévère, en évaluant la fraction de reflux aortique. Elle peut également être classifiée comme aiguë ou chronique en fonction de la rapidité de son développement. L'IA peut être due à des causes congénitales ou acquises, et sa prise en charge dépend de la classification et de l'étiologie de la maladie.

b. Rétrécissement mitral (RM)[25-26]

Le Rétrécissement Mitral (RM) est une pathologie cardiaque caractérisée par un rétrécissement anormal de l'orifice mitral, entravant le flux sanguin entre l'oreillette gauche et le ventricule. Cette condition peut être d'origine congénitale ou acquise et peut présenter divers symptômes et complications. La gestion appropriée du RM nécessite une compréhension approfondie de sa définition, de son épidémiologie, ainsi que de son anatomie et de sa physiologie.

4. Souffles continus [13]

Les souffles cardiaques continus sont des bruits anormaux entendus tout au long du cycle cardiaque, contrairement aux souffles systoliques ou diastoliques qui sont limités à une seule phase.

Ils sont généralement causés par un flux sanguin turbulent à travers une valve cardiaque rétrécie ou régurgitante, ou par une communication intracardiaque.

5. Frottement péricardique

Il s'agit d'un son sec, aigu et court, temporaire ayant une forme de "va et vient" [13].

IV. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté l'anatomie, le fonctionnement et les pathologies du cœur, ainsi que le signal phono cardiogramme (PCG) et ses propriétés. Le traitement numérique du signal PCG est crucial pour l'analyse des maladies cardiaques. Le chapitre suivant est consacré aux ondelettes, la technique de base sur laquelle notre travail est fondé.

Chapitre.2: Outils théoriques de l'analyse spectro - temporelle et classifications SVM

I. Introduction

Le traitement des signaux numériques issus de mesures physiologiques, en particulier la phonocardiographie basée sur l'enregistrement des vibrations cardiaques, joue un rôle crucial dans l'extraction d'informations pertinentes.[28]

Cependant, la non-stationnarité de ces signaux limite les capacités fréquentielles de la phonocardiographie. Pour analyser avec précision les bruits cardiaques, des chercheurs ont exploré diverses approches, telles que la transformée de Fourier [29], la transformée de Fourier à court terme.

Bien que la transformée de Fourier soit couramment utilisée, elle présente des limitations face aux phénomènes non-stationnaires. Des alternatives telles que la transformée de Fourier à fenêtre glissante et la distribution de Wigner-Ville ont été explorées pour surmonter ces limitations, offrant une analyse temps-fréquence améliorée.

Une alternative émergente est la transformation en ondelettes, intégrant des concepts anciens et modernes pour une analyse précise des signaux biomédicaux.[30]

Ce chapitre explore diverses techniques, mettant en évidence celles sélectionnées pour l'étude approfondie des caractéristiques des signaux.

II. Analyse temps-fréquence

Les transformations sont utilisées pour réaliser l'analyse temps-fréquence des sons, qui sont considérés comme des variations temporelles des fréquences. La première représentation temps-fréquence proposée par Gabor dans les années 1940 [31], utilise, les transformées de Fourier à court terme (T.F.C.T), qui décomposent les signaux localement en temps-fréquence, mais présentent des limites liées à l'incertitude de Heisenberg.[9]

Les atomes temps-fréquence utilisés dans la transformée temps-fréquence linéaire sont définis par des paramètres multi-indice, ce qui permet une analyse précise des signaux. La description à la

fois temporelle et fréquentielle est fournie par la transformée de Fourier à fenêtres glissantes, mais sa précision est limitée par l'inégalité de Heisenberg.[34]

La transformée de Gabor (T.F.C.T), utilise des fenêtres pour effectuer une analyse locale, ce qui produit une version locale du signal. Les boîtes d'Heisenberg montrent la résolution constante de la fenêtre à travers le plan temps-fréquence.[32]

Une autre méthode est la distribution de Wigner-Ville, qui appartient à la classe des distributions temps-fréquence généralisées. Bien qu'elle présente des propriétés mathématiques, sa propriété de support temps-fréquence peut être fautive. Des distributions temps-fréquence généralisées telles que Cone-Kernel, Choi-Williams et Pseudo Wigner lissée ont pour but de diminuer les perturbations.[33]

III. Transformée en ondelettes (T.O)

La transformée en ondelettes constitue, une approche minutieuse fascinante qui résout le problème de la résolution en appliquant une analyse multi-résolution au signal étudié. Contrairement à la transformée de Fourier à court terme (T.F.C.T), la T.O fournit des résolutions temporelles et fréquentielles variées à différents moments du signal.[35-36]

L'analyse par application de transformée en ondelettes consiste à décomposer le signal sur une base d'ondelettes, en commençant par la fonction d'ondelette mère $\Psi(t)$. Le terme "mère" signifie que toutes les fonctions d'ondelettes utilisées dérivent d'une fonction principale. Cette fonction a une forme similaire à une petite onde, d'où le nom de "transformation d'ondelettes" (en anglais, "little wavelet") [Figure.2.1].

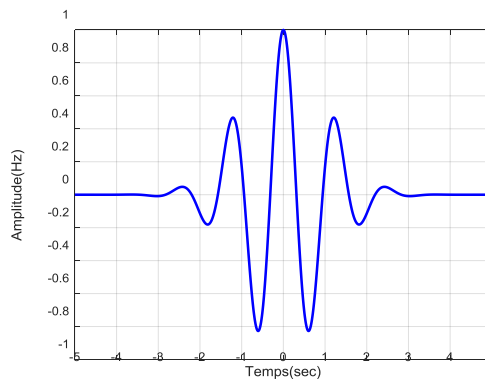


Figure 2.1: Ondelette mère.[15]

Cette fonction est définie par deux coefficients :

- S : coefficient d'échelle (coefficient de dilatation de l'ondelette) $\frac{1}{f}$
- τ : coefficient de translation (déplacement de la fenêtre le long du signal).

Pour analyser des signaux avec différentes dimensions, il est nécessaire d'utiliser des atomes temps-fréquences dont les supports temporels varient selon la dimension. Ces atomes permettent une localisation précise du signal à la fois dans le temps et dans les autres dimensions. [38].

Une ondelette est une fonction $\Psi(t) \in L^2(\mathbb{R})$ avec une valeur moyenne nulle, normalisée $\|\Psi\| = 1$, et centrée autour de $t = 0$. Une famille d'atomes $\Psi_{s,\tau}(t)$ temps-fréquence est obtenue par dilatation (ou contraction) $\Psi(t)$ par s (facteur d'échelle) et translation par τ .

$$\Psi_{s,\tau}(t) = \left(\frac{1}{\sqrt{s}}\right) \frac{\Psi\left(\frac{t-\tau}{s}\right)}{s} \quad (2.5)$$

Cette équation montre que les ondelettes $\Psi_{s,\tau}(t)$ ont la même forme que l'ondelette mère $\Psi(t) = \Psi_{1,0}(t)$, sauf pour le changement d'échelle :

($s > 1$: dilatation, $s < 1$: contraction).

Le facteur de normalisation $s^{-1/2}$ garantit une énergie constante pour toutes les valeurs de $\Psi(t)$:

$$\int_{-\infty}^{+\infty} |\Psi_{s,\tau}(t)|^2 dt = \int_{-\infty}^{+\infty} |\Psi(t)|^2 dt = 1 \quad (2.6)$$

Pour qu'une fonction soit une ondelette $\Psi(t)$, elle doit satisfaire des conditions d'admissibilité, notamment d'être continue, absolument intégrable, de carré intégrable (énergie finie), d'avoir une moyenne nulle et d'être analytique (transformée de Fourier nulle pour : $f < 0$).

$$\text{En continuité : } \int_{-\infty}^{+\infty} |\Psi(t)|^2 dt < \infty \quad (2.7)$$

$$\text{En admissibilité : } \int_{-\infty}^{+\infty} |\Psi(t)|^2 dt = 0 \quad (2.8)$$

IV. Transformée en ondelettes continue (T.O.C)

La TOC d'un signal $x(t) \in L^2(\mathbb{R})$ est définie mathématiquement par :

$$WX(s, \tau) = \langle x, \Psi_{s,\tau} \rangle = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \Psi_{s,\tau}^*(t) dt = 1/\sqrt{s} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \Psi_{s,\tau}^* \left(\frac{t-\tau}{s}\right) dt \quad (2.9)$$

En utilisant l'identité de Parseval :

$$WX(s, \tau) = \langle x(t), \Psi_{s,\tau}(t) \rangle = \left(\frac{1}{2\pi} \right) \langle X(\omega), \Psi_{s,\tau}(\omega) \rangle \quad (2.10)$$

Avec :

$$\Psi_{s,\tau}(\omega) = \left(\frac{1}{s^2} \right) \Psi(s\omega) e^{-j\omega\tau} \quad (2.11)$$

Donc la T.O.C de la fonction $x(t)$ est :

$$WX(s, \tau) = \left(\sqrt{s/2\pi} \right) \int_{-\infty}^{+\infty} X(\omega) \Psi^*(s\omega) e^{+j\omega\tau} d\omega \quad (2.12)$$

L'illustration spectro-temporelle de la T.O.C dépend de l'étendue spectro-temporelle de la fonction $\Psi_{s,\tau}$.

La T.O.C inverse, est donnée par la formule :

$$x(t) = \frac{1}{G} \iint_{-\infty}^{+\infty} Wx(s, \tau) \Psi \left(\frac{t-\tau}{s} \right) * \frac{1}{s^2} d\tau ds \quad (2.13)$$

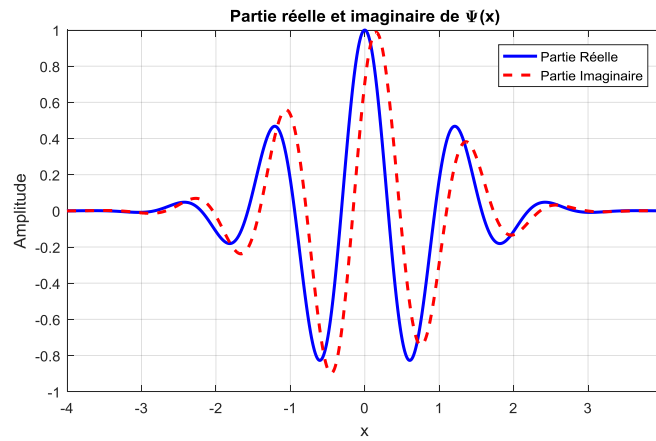
Où G est une constante donnée par :

$$K = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\Psi_{s,\tau}(t)|^2}{|\omega|} d\omega < \infty \quad (2.14)$$

Le choix de l'ondelette mère dans la T.O. revêt d'une importance cruciale pour détecter la variation temporelle des fréquences transitoires. Idéalement, Pour séparer les composantes d'amplitude et de phase, il est nécessaire d'utiliser une ondelette analytique de la forme $(y(t) - j \sigma(t))$, ou $y(t)$ et $\sigma(t)$) et de la transformer via la transformée d'Hilbert. Néanmoins, les ondelettes réelles sont souvent préférées pour détecter rapidement les transitions..[39]

L'ondelette de Morlet, présentée dans la Figure 2.4, est un élément central de cette étude. Sa forme, une gaussienne modulée par une exponentielle complexe, présente une similitude frappante avec les bruits cardiaques. La représentation graphique de cette ondelette est exprimée par l'équation :

$$\Psi(x) = \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}} \right) e^{-\frac{x^2}{2}} e^{-j\omega_0 x} \text{ représente la fréquence angulaire.}[40]$$



**Figure 2.2 : Ondelette de Morlet,
Partie réelle (trait plein) et partie imaginaire (pointillés).**

L'Utilisation d'une ondelette de Morlet complexe, se révèle la plus adaptée à cette étude. Contrairement aux ondelettes réelles, qui peuvent introduire des interférences temporelles, l'ondelette de Morlet complexe corrige cet effet indésirable. Cette correction permet une localisation précise dans le temps des composantes fréquentielles du signal [41].

V. Transformée en Ondelettes Discrète (TOD)

Effectivement, la transformée en ondelettes continue (TOC) offre une analyse temps-fréquence puissante et détaillée grâce à l'utilisation de facteurs de dilatation et de translation.

La T.O.C , fournit une illustration théorique plus précise [42], mais elle présente une redondance significative, ce qui rend sa réalisation difficile via des systèmes numériques. La T.O.D, qui représente la discrétisation de la T.O.C, permet de discrétiser les facteurs de dilatation et de translation., tout en garantissant la construction d'une base orthogonale dans $L^2(R)$..

Avec ces valeurs de s et τ l'équation (2.5) devient :

$$\Psi_{j,k}(t) = \left(1/\sqrt{2^j}\right) \frac{\Psi(t-k2^j)}{2^j} \tag{2.15}$$

Toute fonction peut être décomposée en une combinaison de fonctions élémentaires, $\Psi_{j,k}(t)$ comme suit :

$$x(t) = \sum_j \sum_k d_{j,k}(t) \Psi_{j,k}(t) \tag{2.16}$$

$$\text{Avec } d_{j,k}(t) = \langle x(t), \Psi_{j,k}(t) \rangle = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \Psi_{j,k}(t) dt \tag{2.17}$$

$d_{j,k}(t)$ appelés coefficients (détails) d'ondelettes. En cas de présence d'une composante continue dans le signal $x(t)$, cette formule de synthèse présente une lacune, car l'expression devient nulle pour toutes les valeurs de j et k en raison de la condition d'admissibilité :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \Psi(t) dt = 0 \tag{2.18}$$

Pour atténuer ce problème, nous introduisons une fonction d'échelle avec la condition suivante:

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \phi(t) dt = 1 \tag{2.19}$$

La fonction d'échelle a la forme suivante :

$$\phi_{j,k}(t) = 2^{-j/2} \phi(2^{-j}t - k) \quad (j, k) \in \mathbb{Z}^2 \tag{2.20}$$

Elles forment une famille orthogonale pour un j fixé. Plus généralement, la fonction peut alors être exprimée comme suit :

$$x(t) = \sum_{k \in \mathbb{Z}} a_1(k) \phi_{l,k}(t) + \sum_{j=1}^l \sum_{k \in \mathbb{Z}} d_j(k) \Psi_{j,k}(t) \tag{2.21}$$

Avec $a_1(k) = \langle x(t), \phi_{l,k}(t) \rangle$: appelé coefficient d'approximation d'ondelettes. Cette formule montre que $x(t)$ est divisée en deux signaux :

1- $a_1(k) \phi_{l,k}(t)$: correspondant aux basses fréquences, passant par un filtre passe-bas conforme à : $\int_{-\infty}^{+\infty} \phi(t) dt = 1$

2. $d_j(k) \Psi_{j,k}(t)$: correspondant au comportement du signal aux hautes fréquences.

Les ondelettes ($\Psi_{j,k}(t)$) sont structurées en utilisant deux grandeurs : le temps k , permettant de translater les formes pour un niveau donné, et l'échelle 2^j , permettant de passer d'un niveau j à un niveau immédiatement inférieur. Les dilatées dyadiques concernent la fonction d'échelle dans la première colonne de la figure, tandis que dans la seconde colonne, elles concernent la fonction ondelette.

Ces dilatations servent au calcul des coefficients d'approximations définissant les moyennes locales du signal et des coefficients de détails qui représentent les différences entre deux moyennes locales successives du signal.

$$a_{j,k}(t) = \langle x(t), \phi_{l,k}(t) \rangle \geq \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \phi_{l,k}(t) dt \tag{2.22}$$

$$\text{Le signal : } A_j(t) = \sum_{k \in Z} a_{j,k}(t) \phi_{I,k}(t) \quad (2.29) \quad \text{est une approximation} \quad (2.23)$$

$$d_{j,k}(t) = \langle x(t), \Psi_{I,k}(t) \rangle \geq \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \Psi_{I,k}(t) dt \quad (2.24)$$

$$\text{Le signal : } D_j(t) = \sum_{k \in Z} a_{j,k}(t) \Psi_{I,k}(t) \quad \text{est un détail} \quad (2.25)$$

En général, les signaux de détails et d'approximations sont des fonctions de temps, interprétées en termes de projections orthogonales sur les espaces V_j et W_j

1. Le choix de l'ondelette mère (db7)[48]

Le choix de l'ondelette mère est un aspect crucial dans l'analyse du signal PCG. Selon l'article de la référence suivante [48], les différentes ondelettes orthogonales et bi-orthogonales ont été appliquées à l'analyse du signal PCG d'un sujet sain. L'écart moyen (en valeur absolue) entre le signal original et le signal de synthèse obtenu par reconstruction par analyse multirésolution a été mesuré pour chaque ondelette. **L'ondelette de Daubechies du septième niveau (db7) s'est avérée être la plus performante pour l'analyse des signaux PCG.** En effet, elle présente la plus faible erreur de reconstruction, indiquant une meilleure approximation du signal original. De plus, la forme des oscillations de l'ondelette db7 ressemble à la morphologie des bruits cardiaques, ce qui renforce son adéquation à l'analyse de ces signaux.

VI. Débruitage par ondelettes :

Débruitage par ondelettes sert séparer les bruits cardiaques (B1 et B2) des clicks et souffles

Selon l'équation (2.26), le modèle considère le signal mesuré x comme une combinaison additive d'un signal informatif s et d'un bruit de mesure r .

$$x(t) = s(t) + r(t) \quad (2.26)$$

Le débruitage par seuillage des coefficients d'ondelettes est une technique d'élimination du bruit $r(t)$ dans les signaux en exploitant la propriété de cohérence des signaux purs et d'incohérence du bruit.

La décomposition discrète sur une base orthonormée d'ondelettes de Mallat [49], qui offre une décomposition simple et une reconstruction précise, est l'algorithme le plus couramment utilisé. La

projection orthonormée permet de conserver l'énergie entre les représentations. Les coefficients $W_{j,k}$ attribués au bruit des segments moins corrélés à la base sont faibles après la décomposition. En modifiant un seuil, il est possible de séparer la partie non homogène du signal de la partie homogène. Le signal filtré est produit par la reconstruction inverse. Des travaux précédents [44 [45], ont utilisé aussi cette technique.

Les deux types de seuillage les plus fréquemment utilisés dans la littérature sont le seuillage dur (seuillage dur) et le seuillage doux (seuillage doux)[35]. Le seuillage dur annule toutes les valeurs en dessous d'un seuil S , tandis que le seuillage doux soustrait les valeurs restantes $W_{j,k}$, qui sont supérieures à celui-ci.

- **Le seuillage dur (hard thresholding)**

$$W_{j,k} = \begin{cases} W_{j,k} & \text{si } |W_{j,k}| > S \\ 0 & \text{si } |W_{j,k}| \leq S \end{cases} \quad (2.27)$$

- **Le seuillage doux (soft thresholding) :**

$$W_{j,k} = \begin{cases} \text{sign}(W_{j,k})(|W_{j,k}| - S) & \text{si } |W_{j,k}| > S \\ 0 & \text{si } |W_{j,k}| \leq S \end{cases} \quad (2.28)$$

Exemple d'application[14] : du seuillage doux et dur

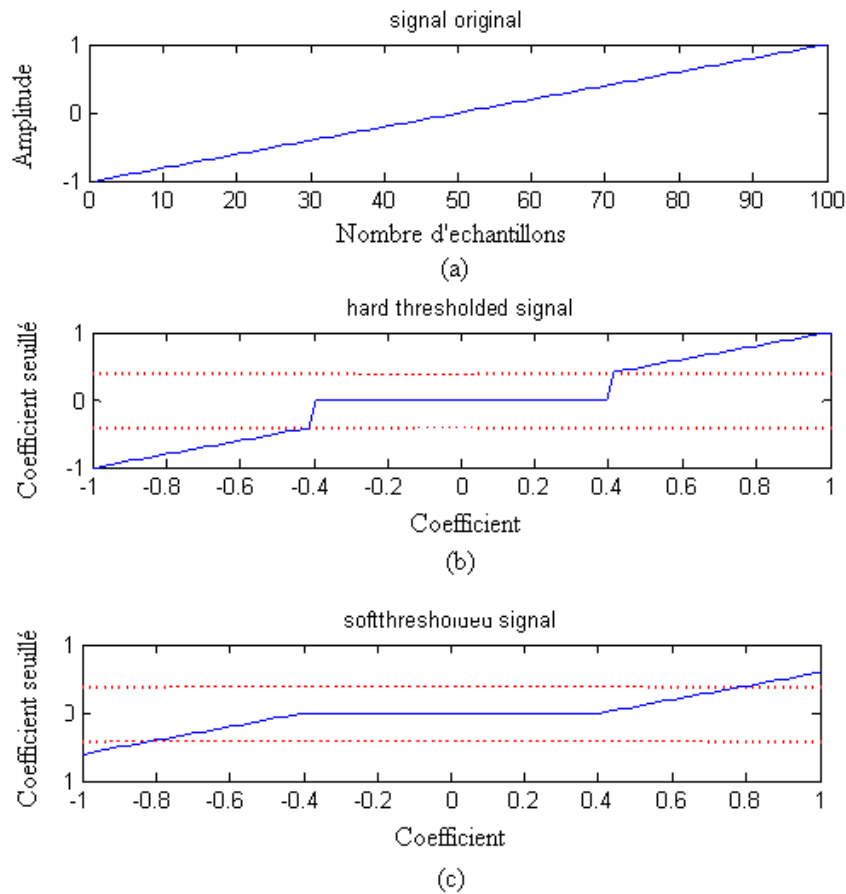


Figure.2. 3: (a) : Signal original ($x(t)$, $S=0.4$),

(b): le seuillage dur, (c) : Le seuillage doux[14]

Il existe plusieurs méthodes pour calculer le seuil S . L'algorithme utilise le seuillage universel créé par Donoho et Johnstone [46]. Le principe d'un bruit blanc gaussien mélangé avec un signal est utilisée pour calculer l'énergie estimée du bruit.

Le seuil S est égal à : $s = \sigma\sqrt{2\log N}$,

où N est le nombre de points du signal et σ^2 est la variance du bruit.

La variance du bruit peut être estimée en utilisant :

$\sigma = M_{W_{1,k}}/0.6745$, où $M_{W_{1,k}}$ est la moyenne du bruit.

Le principe d'estimation du risque non biaisé de Stein (SURE) est une méthode utilisée pour réduire le risque de non-détection dans le débruitage par seuillage d'ondelettes.

Plusieurs paramètres doivent être pris en compte avant d'utiliser le débruitage par ondelettes, notamment l'ondelette utilisé, le niveau de décomposition et le type de seuillage. Selon des recherches

antérieures, l'ondelette Daubechies du 7^{ème} ordre (db7) est la plus adapté pour analyser le signal phonocardiogramme (PCG) , échantillonné à la fréquence de 8KHz .[47]

En résumé, le choix du seuil, de l'ondelette mère , du niveau de décomposition et de la fréquence d'échantillonnage sont tous cruciaux pour un débruitage par ondelettes du signal PCG . Les résultats montrent que ces choix peuvent varier en fonction des caractéristiques spécifiques du signal, comme la fréquence d'échantillonnage.

VII. Conclusion :

Ce chapitre présente le traitement des signaux physiologiques basée sur l'enregistrement des vibrations cardiaques, ce qui offre une vue d'ensemble approfondie des défis et des solutions dans ce domaine. L'analyse des signaux non stationnaires nécessite en effet des techniques adaptées, et l'exploration de la transformation en ondelettes (T.O) démontre une alternative prometteuse à la transformée de Fourier. La T.O offre des avantages significatifs grâce à son approche multi-résolution, permettant une représentation plus précise des caractéristiques transitoires et mobiles des signaux physiologiques. Application de la version continue et discrète d'ondelettes ainsi que leur application dans la décomposition des signaux en composantes d'approximation et de détails est pertinent pour cette analyse. Le débruitage par ondelettes constituent également des outils importants pour l'analyse des phono cardiogrammes (PCG), offrant une décomposition multi-résolution des signaux et la capacité à séparer les signaux cardiaques pertinents du bruit. L'accent a été mis sur l'importance de choisir judicieusement les paramètres de traitement, tels que le type d'ondelette, le niveau de décomposition et le seuillage, est cruciale pour obtenir des résultats efficaces dans le débruitage de ces signaux. Le chapitre suivant est consacré à la Segmentation des signaux phonocardiogrammes (PCGs).

Chapitre.3 : Segmentation des signaux phono cardiogrammes(PCGs)

I. Introduction :

Les sons produits par le cœur, fournissant des informations précieuses pour le diagnostic et le suivi des pathologies cardiaques. L'analyse numérique de ce signal permet d'extraire des caractéristiques et des paramètres essentiels pour l'évaluation de l'état cardiaque.

Avant de procéder à n'importe quelle technique d'analyse numérique, pour déterminer les caractéristiques et les paramètres les plus pertinents dans l'estimation des signaux **PCGs**, il faut comprendre le phonocardiogramme (**PCG**), ce qui implique la connaissance de la phonocardiographie, la morphologie du phonocardiogramme et ses différents événements: bruits cardiaques (B1 et B2), souffles cardiaques et clicks, la phase systolique ainsi que la phase diastolique.

La nature non stationnaire des signaux phonocardiogrammes (**PCG**) rend nécessaire l'utilisation d'outils de traitement du signal pour leur analyse.

En effet, l'identification, la séparation et l'extraction des bruits et des souffles cardiaques à partir de ces signaux complexes exigent une technique puissante: **la segmentation**. Fondée sur les outils de traitement du signal, cette technique permet de déterminer les paramètres les plus pertinents pour l'analyse des signaux **PCGs** et, par conséquent, pour leur classification.

II. Base de données

Pour cette analyse, nous avons utilisé des enregistrements audio (.wav) de signaux phonocardiogrammes (**PCG**) provenant de trois bases de données différentes [49-51].

L'équipe de traitement du signal, dirigée par Mr Debbel Sidi Mohamed de l'Université de Tlemcen et du laboratoire GBM, a largement utilisé ces bases de données dans ses travaux de recherche. Ces

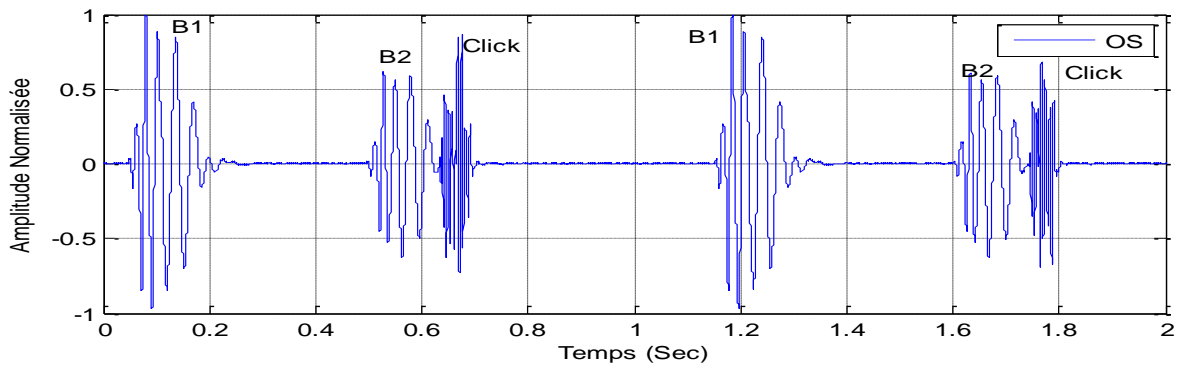
bases de données regroupent des signaux **PCGs** de sévérité pathologique variable, néanmoins elles ne contiennent aucune information supplémentaire sur les patients, tels que l'âge, le sexe, etc.

III. Segmentation des signaux PCGs

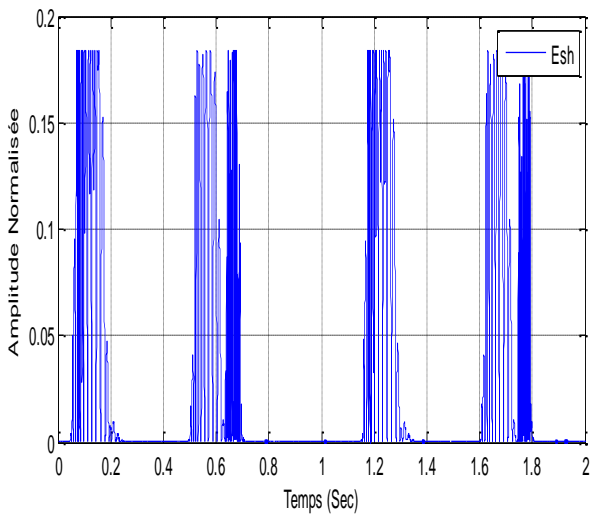
1. Méthodes et techniques

Dans la littérature diverses approches peuvent être appliquées pour extraire l'enveloppe du signal, comme la transformé d'Hilbert, le calcul du carré du signal, la valeur absolue, l'entropie de Shannon (E_{sh}) et l'énergie de Shannon (E_{sh}). [52-53]

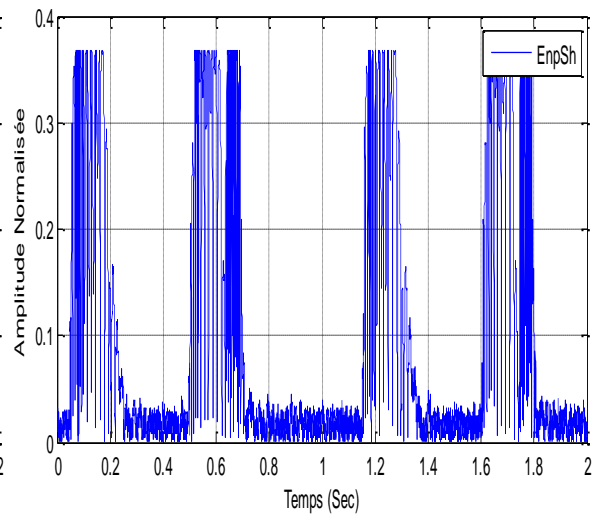
Et selon les articles [54-56], cette dernière (E_{sh}), permet d'atténuer le foisonnement des oscillations de haute intensité. La forme de la courbe d'énergie de Shannon favorise les faibles oscillations, ce qui donnera des représentations énergétiques prenant en considération l'ensemble des bruits et des souffles cardiaques. L'utilisation de l'enveloppe de Shannon pour traiter les signaux **PCG** s'avère particulièrement judicieuse en raison de sa capacité à préserver les oscillations de faible amplitude.



(a)



(b)



(c)

Figure. 3.1 : Représentation énergétiques d'un signal PCG à click :

(a) : Open Snap(OS)

(b) : Energie de Shannon du signal

(c) : Entropie de Shannon du signal .

D'après la **Figure3.1** l'énergie de Shannon se distingue comme une approche efficace pour l'extraction de l'enveloppe du signal **PCG**, permettant une analyse plus précise des bruits cardiaques et des souffles, en particulier dans les cas où ces derniers sont de faible intensité.

A. Approches pour l'extraction de l'enveloppe du signal PCG :

Divers **méthodes d'extraction de l'enveloppe** du signal phonocardiogramme (PCG) ont été explorées dans la littérature [53-54]. Selon les articles [55-57], l'entropie et l'énergie de Shannon présentent des avantages particuliers pour l'extraction de l'enveloppe du signal **PCG** :

- **Atténuation des oscillations de haute intensité:** Ces approches permettent de réduire l'impact des oscillations de forte amplitude, ce qui met en évidence les composantes plus faibles du signal.
- **Mise en valeur des faibles oscillations:** pour une meilleure représentation des bruits cardiaques et des souffles subtils.

Compte tenu de ses propriétés, l'énergie de Shannon s'avère être la méthode d'extraction d'enveloppe la plus adaptée pour le traitement du signal **PCG**. Elle offre une meilleure représentation des composantes du signal de faible amplitude, ce qui est crucial pour l'analyse des souffles cardiaques, en particulier ceux de faible intensité.

B. Algorithme de séparation

Si les techniques basées sur l'enveloppe d'énergie de Shannon ont montré leur efficacité dans la détection des souffles cardiaques [53], [55], [57], elles présentent une limitation majeure: leur efficacité est conditionnée par le fait que les bruits cardiaques soient plus intenses que le souffle lui-même.

En effet, lorsque le contenu fréquentiel des souffles cardiaques (systolique ou diastolique) est plus important que celui des bruits cardiaques B1 et B2, ces techniques ne parviennent pas à les distinguer efficacement. C'est pourquoi, dans le cadre de notre étude, nous proposons une approche alternative basée sur le débruitage par ondelettes [57].

L'illustration suivante, décrit les différentes étapes de notre procédé de segmentation :

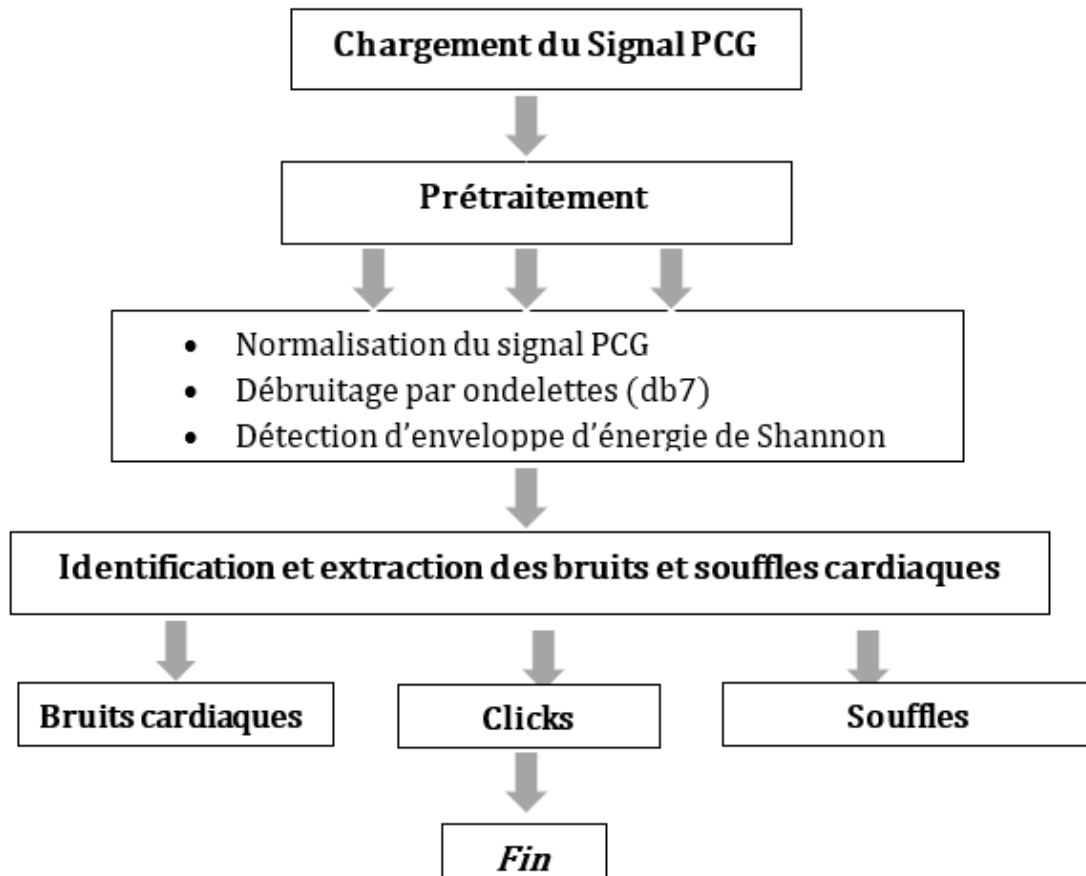


Figure. 3.2 : Algorithme de séparation des bruits et des souffles cardiaques.

Cet algorithme présente deux étapes importantes :

a. Détection de l'enveloppe d'énergie de Shannon

Dû à la complexité du signal phonocardiogramme (PCG), cet algorithme (Figure 3.2) est conçu d'une manière supervisée, c-à-d l'utilisateur doit ajuster certains paramètres comme: le niveau de la décomposition et le seuil, afin d'atteindre la segmentation optimale.

1. Normalisation du signal

Suite à l'acquisition du signal phono cardiogramme (PCG), la normalisation du signal PCG constitue une étape préliminaire indispensable dans le processus de traitement du signal. Elle permet de représenter le signal échantillonné avec une fréquence de **8KHz** [57], avec une amplitude bien limité entre : -1 et +1.

Pour normaliser un signal **PCG (phonocardiogramme)** après son acquisition avec une fréquence d'échantillonnage de **8 kHz**, nous suivons les étapes mathématiques suivantes [58]:

- a. **Centrage du signal** : Soustraction de la moyenne du signal pour le centrer autour de zéro.

$$y[n] = x[n] - \mu_x \quad (3.1)$$

où :

- $x[n]$ est le signal original.
- μ_x est la moyenne du signal, calculée par :

$$\mu_x = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x[n] \quad (3.2)$$

- $y[n]$ est le signal centré.

- b. **Normalisation de l'amplitude** : Division du signal centré par sa valeur maximale absolue pour que l'amplitude soit comprise entre -1 et 1.

$$z[n] = \frac{y[n]}{\max(|y[n]|)} \quad (3.3)$$

où :

- $y[n]$ est le signal centré.
- $\max(|y[n]|)$ est la valeur maximale absolue du signal centré.
- $z[n]$ est le signal normalisé avec une amplitude limitée entre -1 et 1.

2. Débruitage par ondelettes

Suite à la normalisation du signal phonocardiogramme (**PCG**), l'utilisateur a la possibilité d'appliquer le filtrage par ondelettes. Cette étape s'avère particulièrement utile pour annuler les composantes de haute fréquence dans le cas où les souffles présents sont de haute intensité, et que le contenu fréquentiel de ces derniers est plus important que ceux des bruits cardiaques. [57].

La figure ci-dessous (**Figure 3.3**), illustre les six niveaux de débruitage par ondelettes appliqués au signal **PCG** d'un patient souffrant de sténose aortique (**AS**). Dans notre analyse le débruitage optimal abouti au 5^{ème} niveau de la décomposition, néanmoins, quelques traces du souffle restent toujours non filtrées, au-delà de ce niveau le signal commence à se déformer. Le signal restitué dans ce niveau est utilisé dans la détection et l'identification des bruits cardiaques.

Or pour détecter et identifier les différents bruits et souffles cardiaques, le 3^{ème} niveau de la décomposition reste le plus approprié.

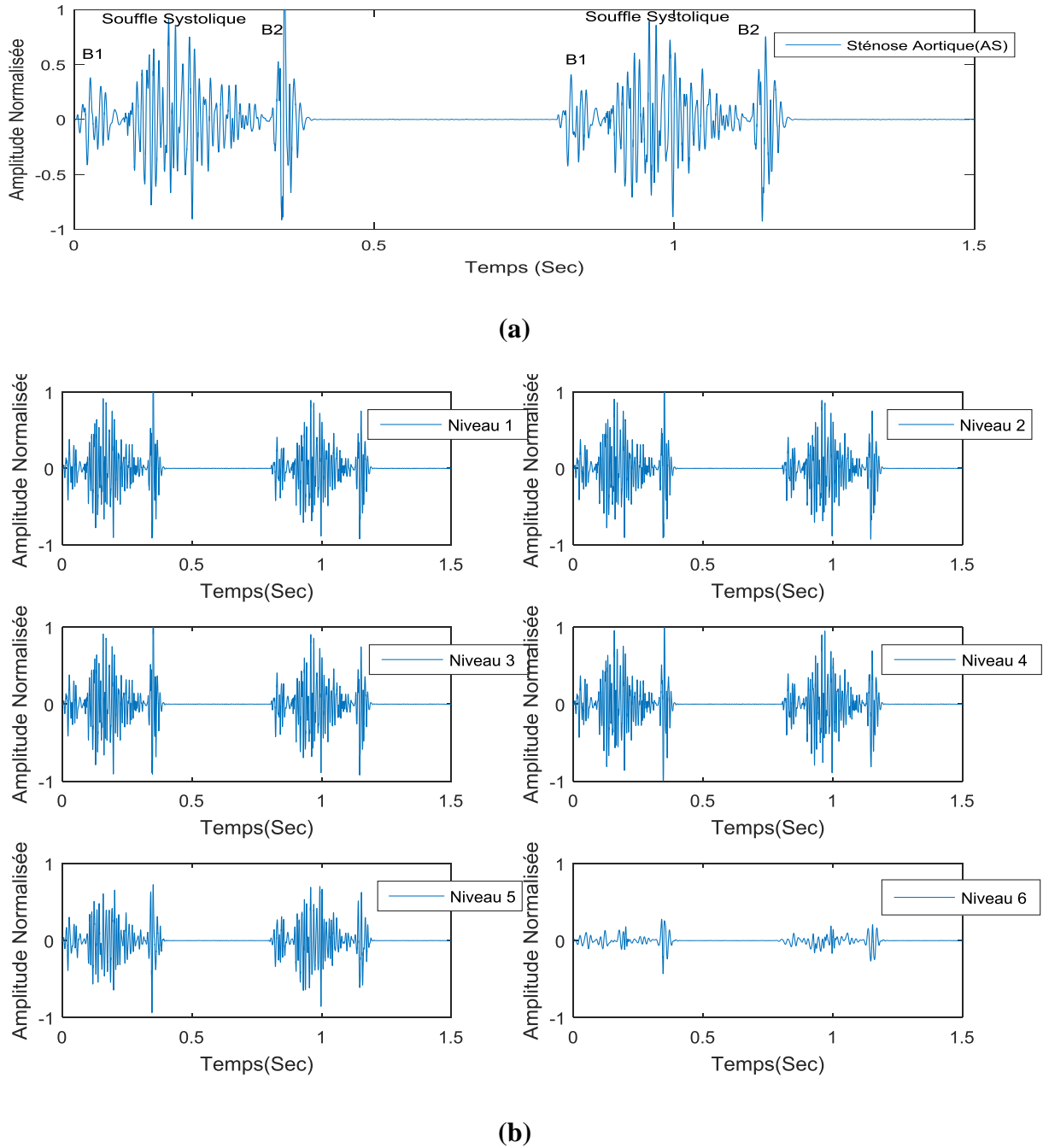


Figure 3.3 : Débruitage par ondelettes du signal PCG à

Souffle systolique de la sténose aortique (AS) : (a)

Décomposition sur les six niveaux : (b) .

3. Détection d'enveloppe

L'extraction de l'enveloppe d'énergie de Shannon peut être effectuée par un filtre numérique passe-bas qui atténue les fréquences supérieures à 20 Hz .[Annexe. I].

Ce filtrage est affermi par une condition de **suppression des valeurs inférieures à 90%** ; pour négliger les faibles énergies « **inférieures à 90% du maximum** ». (un premier seuil (**S1**) est fixé).

$$\text{Enveloppe d'énergie}(E_{eSh}) = E_{eSh}(i) \geq 0.9 E_{eSh}(i)_{\max} : \begin{cases} \text{Oui} & E_{eSh}(i) = E_{eSh}(i)_{\max} \\ \text{Non} & E_{eSh}(i) = 0 \end{cases}$$

Figure 3.4 : Condition de la suppression des valeurs inférieures à 90%.

b. Identification et extraction des bruits et souffles cardiaques :

Après la phase de la détection d'enveloppe d'énergie de Shannon, la segmentation des bruits et des souffles se base spécialement sur l'identification et la détection des Creux latéraux de chaque pic de l'enveloppe. Cette opération est effectuée par un deuxième seuil fixé **manuellement** (**S2**) [voir la **Figure 3.5**], puis détecter les instants de ces positions et par conséquent le positionnement des bruits et des souffles cardiaques. [voir les **Figures 3. 6, 7 et 8**]

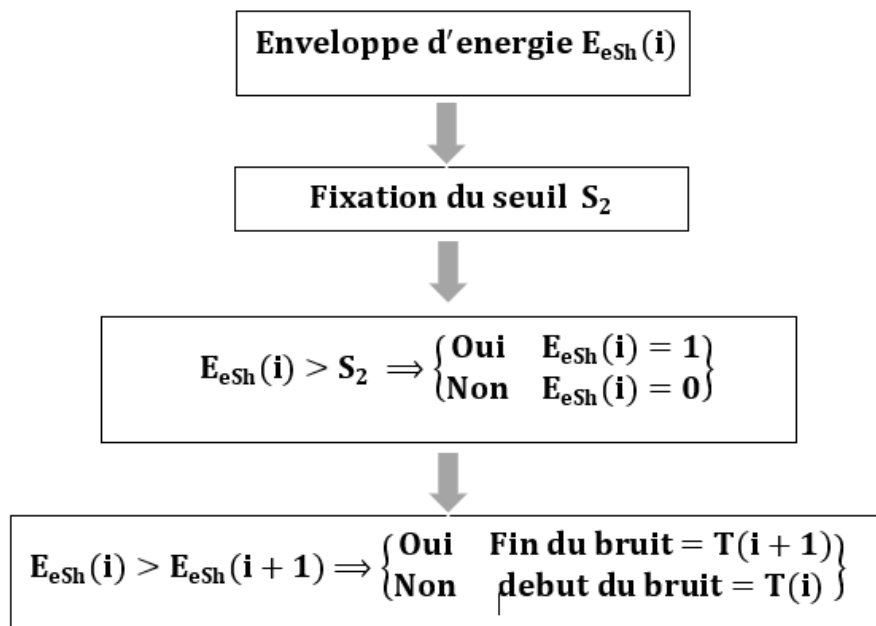


Figure.3.5 : Procédé de la détection des Creux latéraux de chaque bruit cardiaque.

La détection des bruits **B1** et **B2** est réalisée, repose sur la différence de durée entre la diastole et la systole. Plus précisément, la condition de détection est que :

$$\text{If } T(i + 2) - T(i + 1) > T(i + 1) - T(i) \Rightarrow \begin{cases} B_1 = P(i) \\ B_2 = P(i + 1) \end{cases}$$

L'application de notre algorithme sur trois cas différents: le premier cas est un cas normal (N), le second est un cas à click: sommation de galop (SG) et le troisième cas est un cas à souffle systolique: la sténose aortique(AS), est représentée sur les figures suivantes.

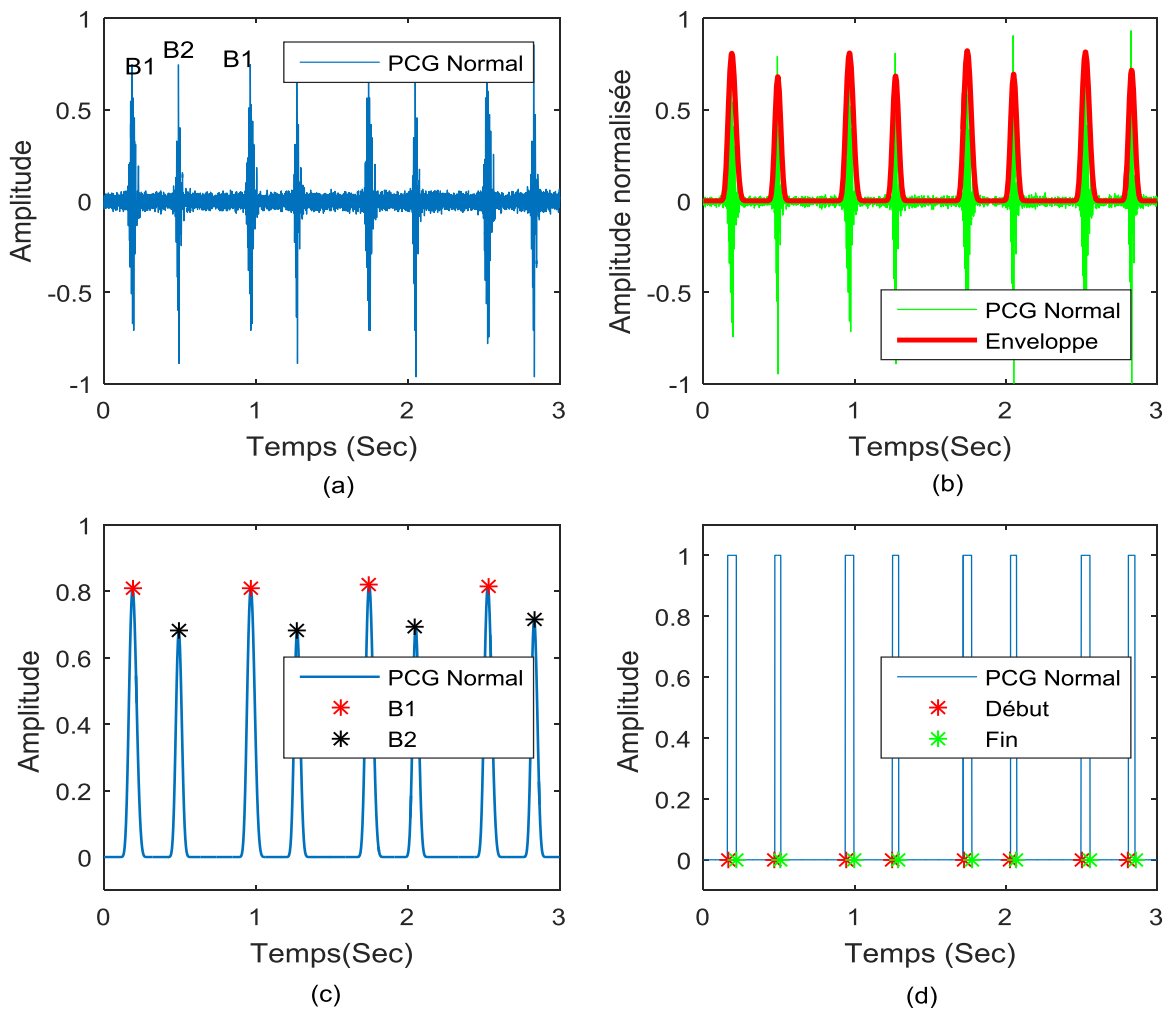


Figure 3.6: Représentation temporelle d'un cas Normal(N) : (a), Enveloppe: (b) , Identification des bruits cardiaque :(c) et Détection des minima latéraux : (d).

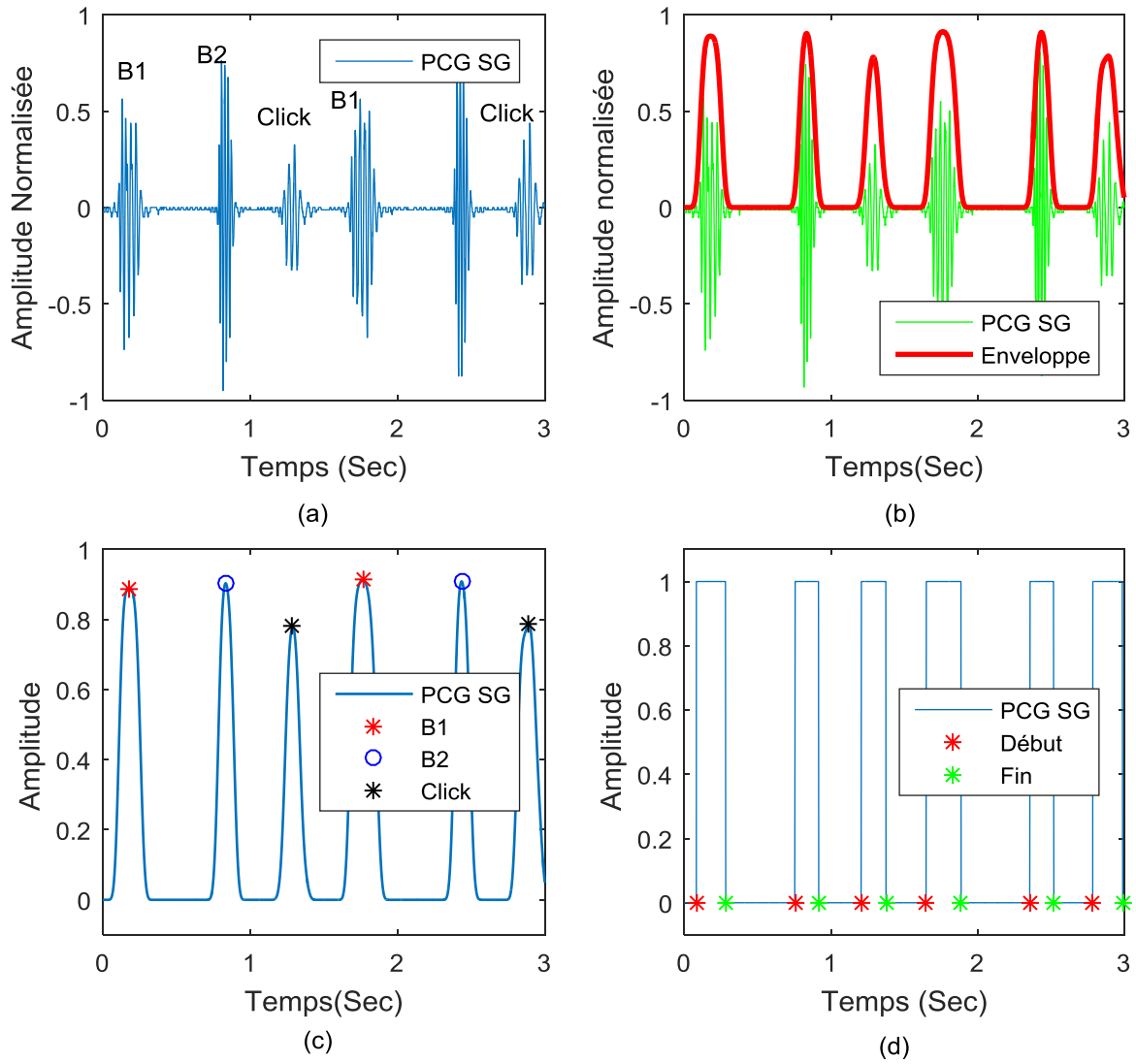


Figure 3.7 :Représentation temporelle d'un signal PCG à click :

sommation de galop (SG) : (a), Enveloppe:(b) ,

Identification des bruits cardiaque :(c) , Détection des minima latéraux :(d).

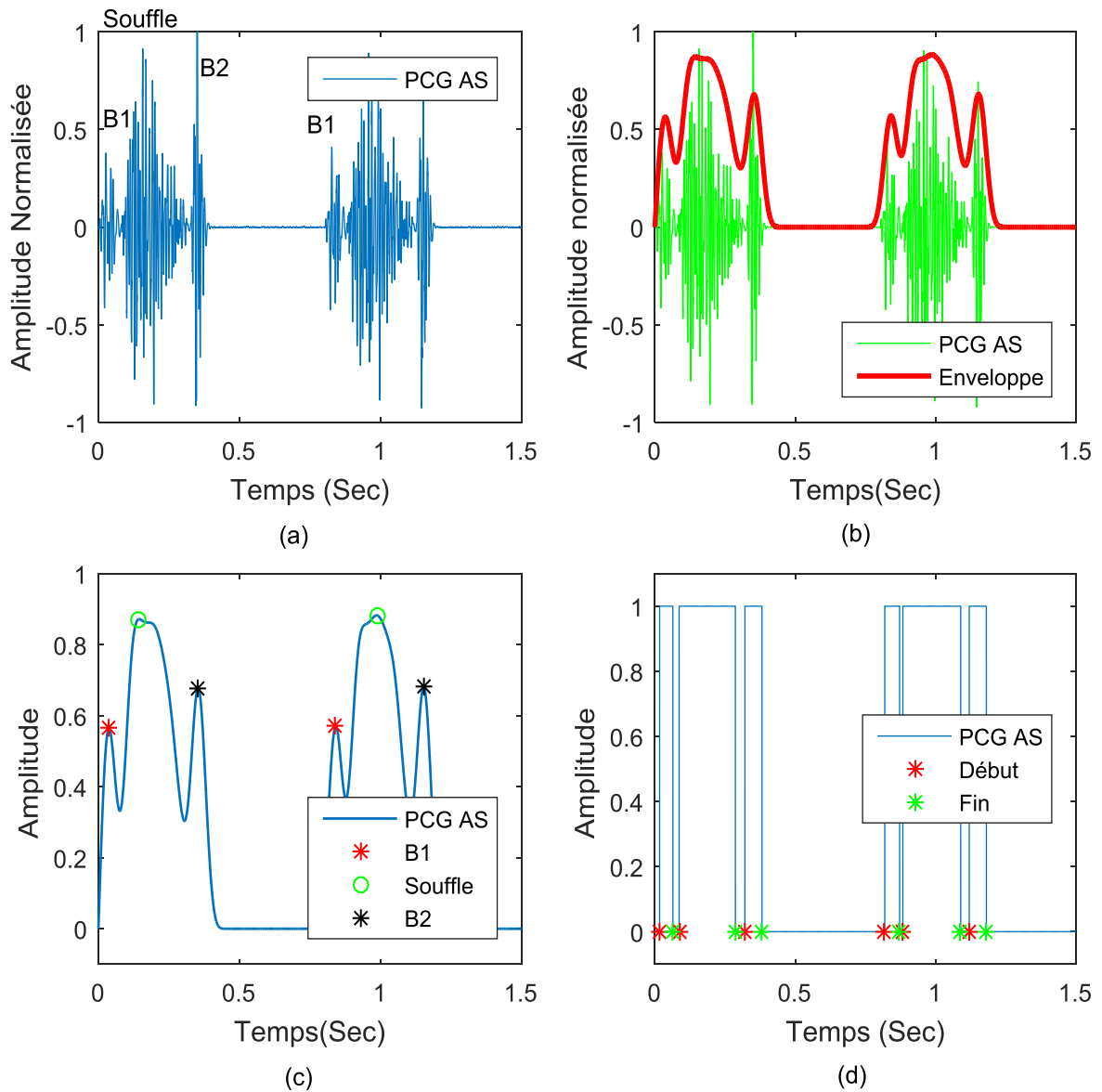


Figure 3.8 :Représentation temporelle d'un cas à souffle : Sténose Aortique (AS) : (a), Enveloppe:(b) , Identification des bruits cardiaque :(c) et Détection des minima latéraux : (d).

L'identification et la détection des minima latéraux de différents événements (bruits et des souffles cardiaques), la séparation des bruits, des clicks et des souffles devient plus simple à faire.

Les résultats de l'application de cet algorithme sur quelques signaux PCGs sont représentés sur les figures suivantes :

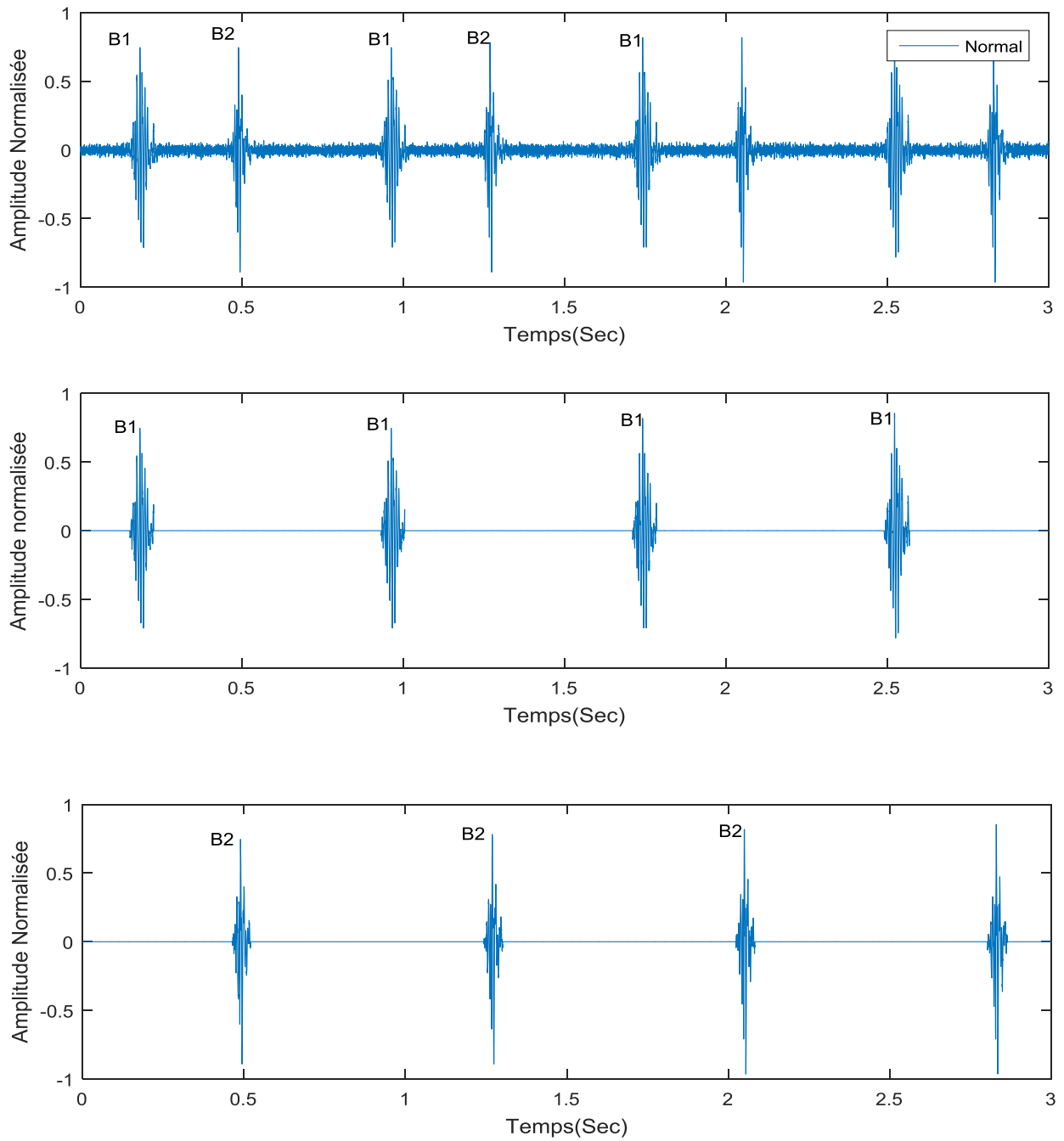


Figure.3.9: Segmentation des bruits cardiaque B1et B2 du signal PCG Normal (N)

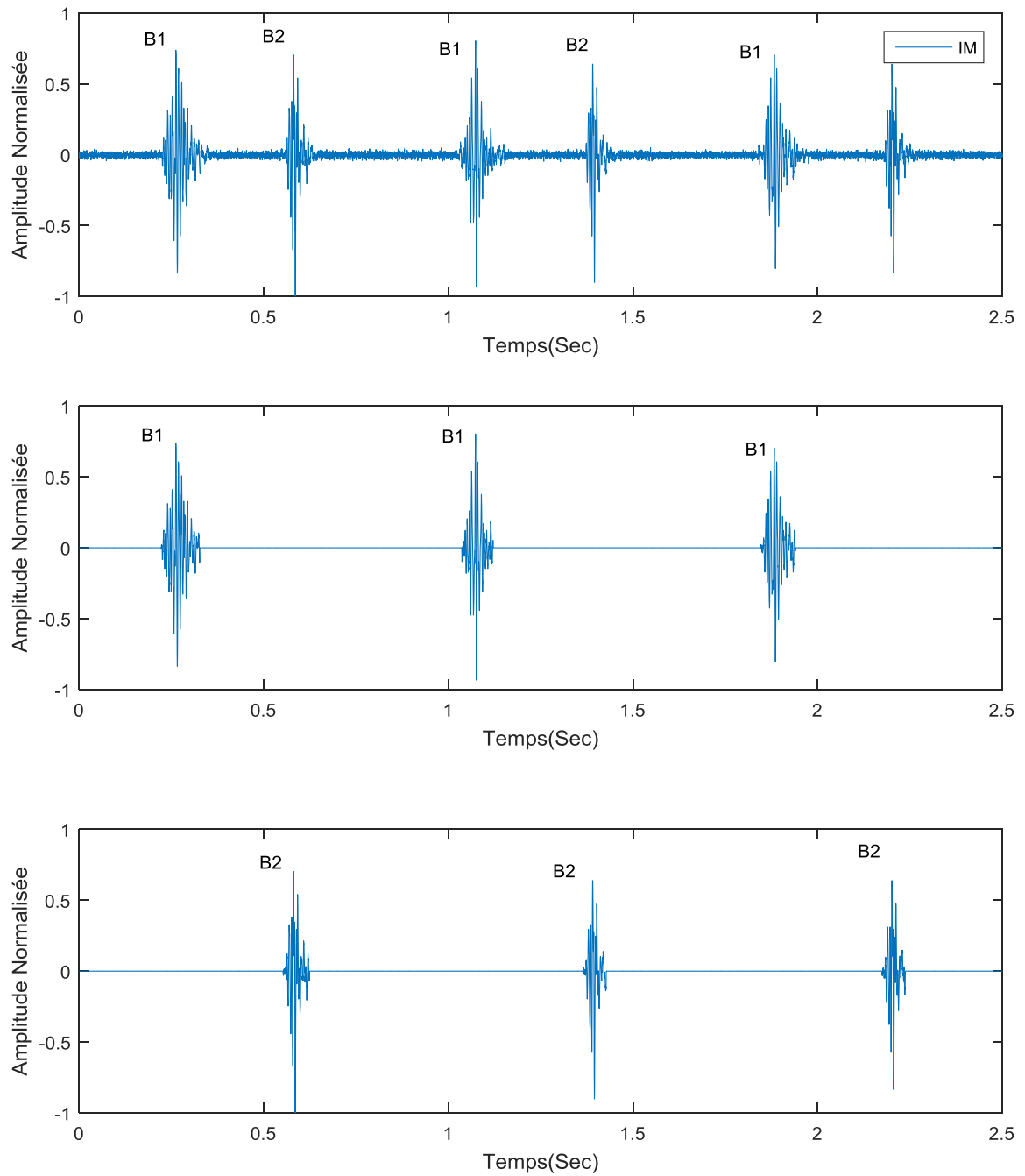


Figure 3.10: Segmentation des bruits cardiaque B1et B2 du signal PCG :

cas d'une Insuffisance Mitrale (IM)

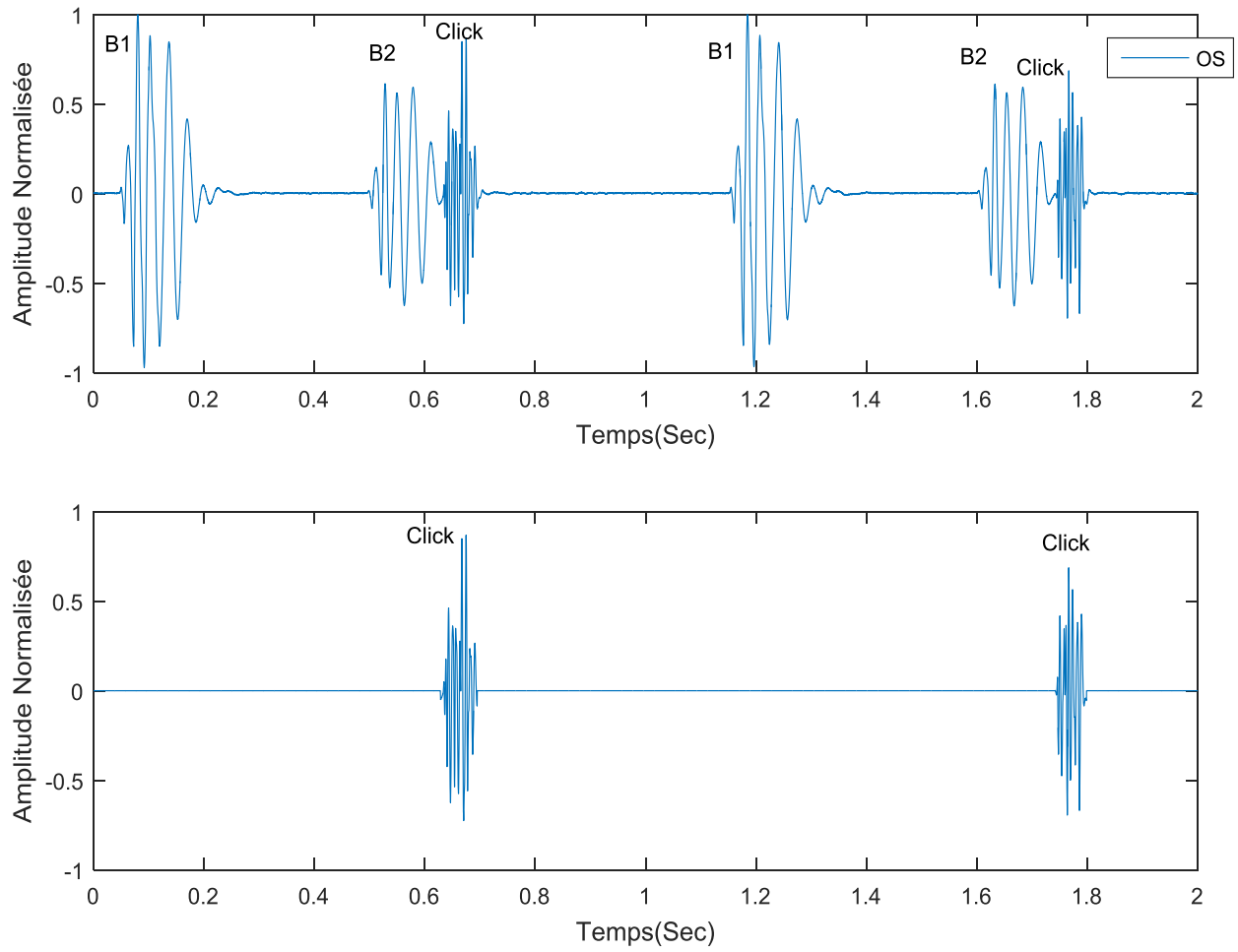


Figure 3.11: Segmentation des clicks du signal PCG à click : cas d'un Open Snap (OS) .

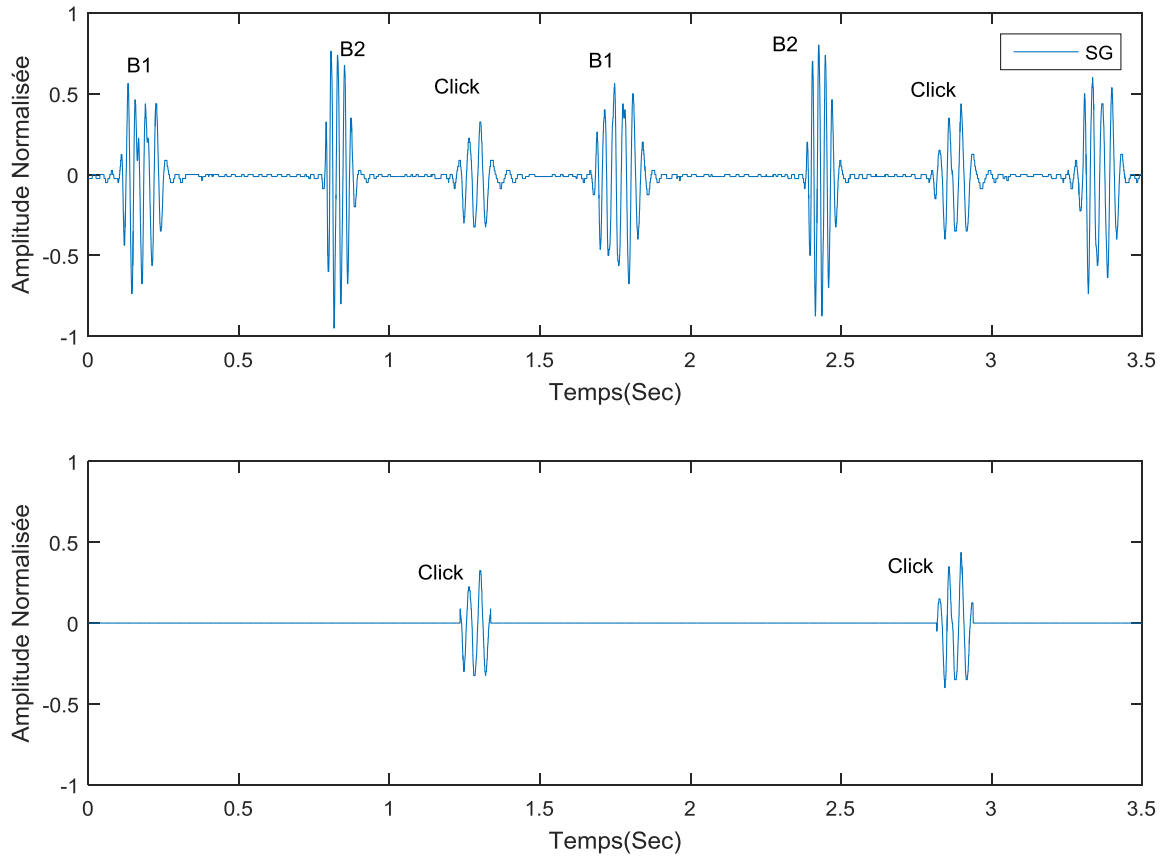


Figure 3.12: Segmentation des clicks du signal PCG à click :

Cas d'une Sommation de Galop (SG) .

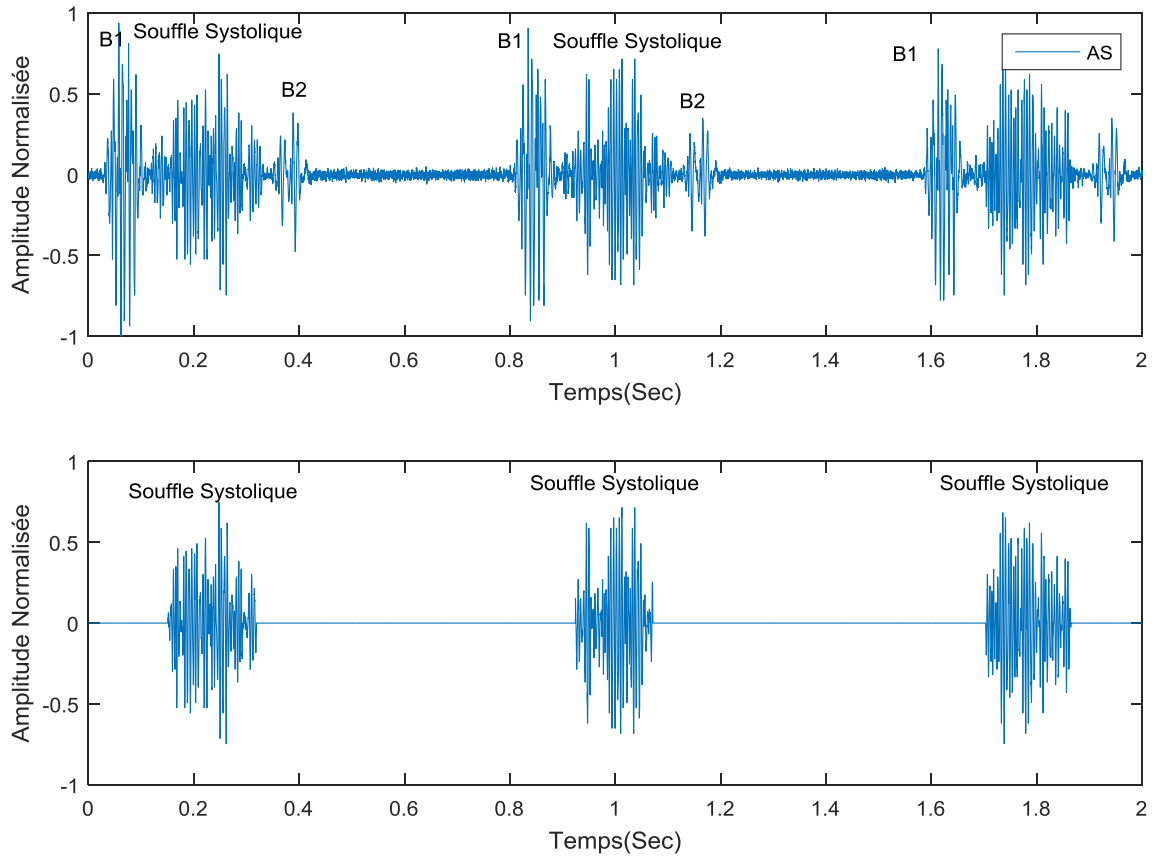


Figure 3.13: Séparation des souffles systoliques du signal PCG :

Cas d'une Stenose aortique (AS)

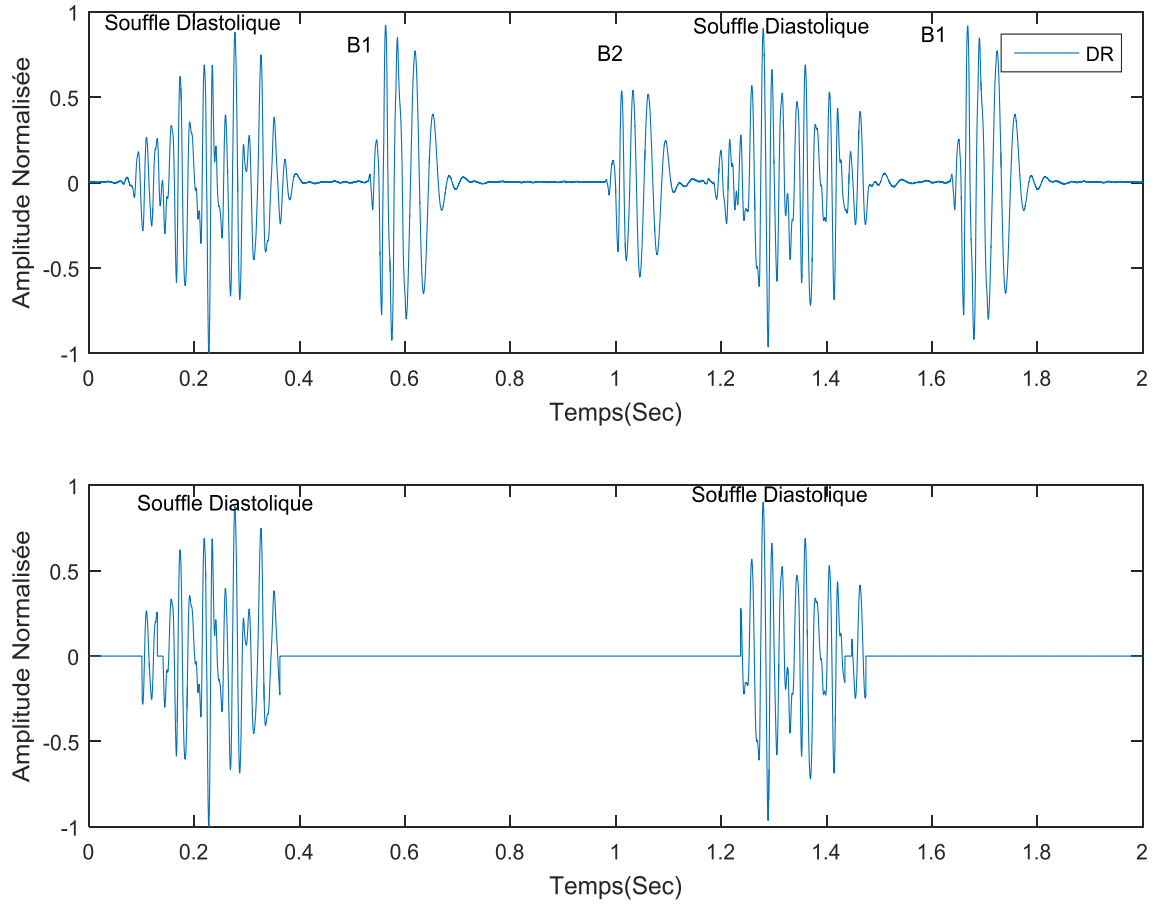


Figure 3.14: Segmentation des souffles diastoliques du signal PCG : cas de (DR)

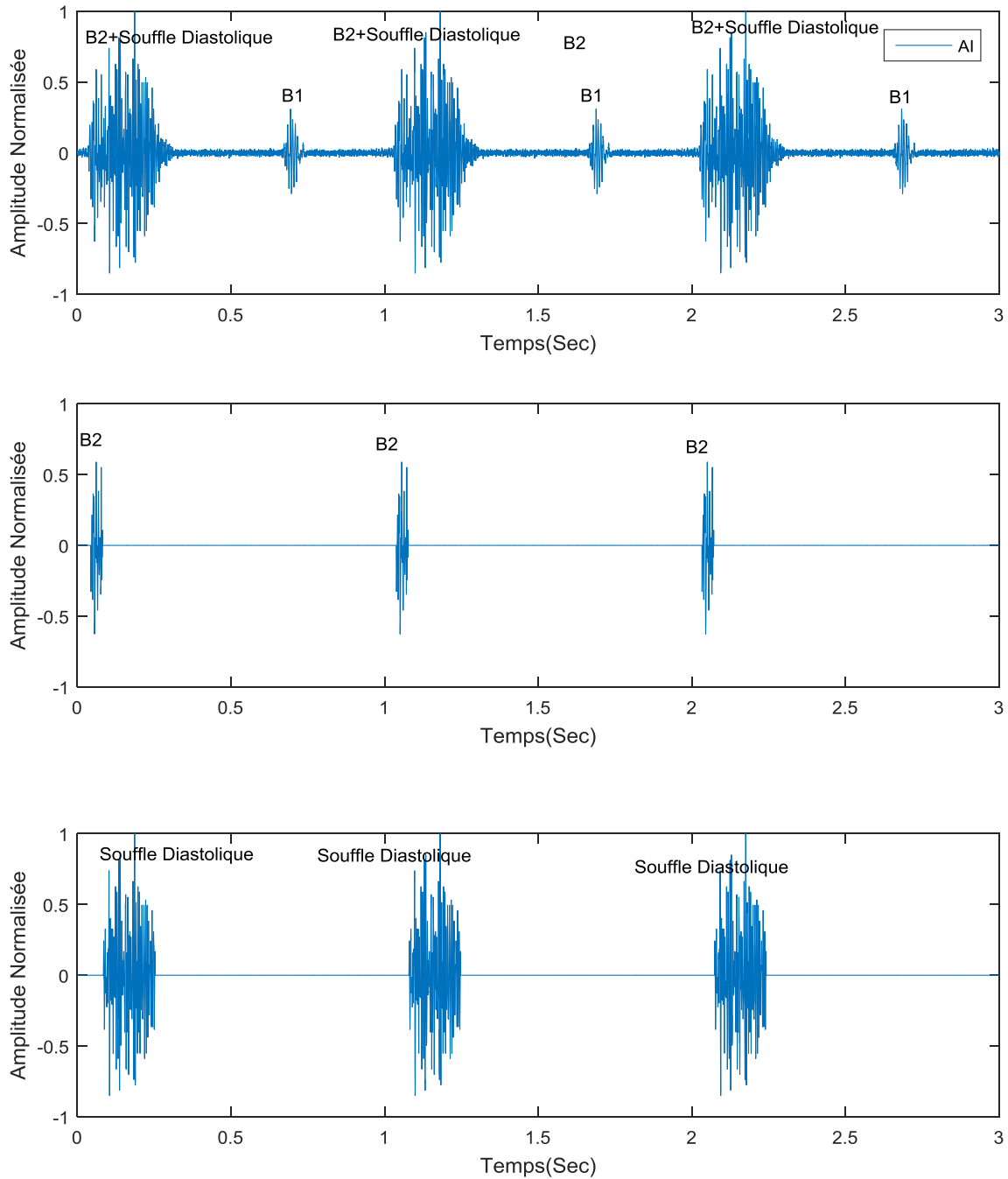


Figure 3.15: Segmentation des souffles diastoliques du signal PCG :

Cas d'une Insuffisance Aortique (AI)

En identifiant le début et la fin de chaque bruit cardiaque, nous pouvons déterminer leur durée et celle du cycle cardiaque. Le tableau ci-dessous présente les résultats de la segmentation appliquée aux différents signaux **PCGs** :

Signal PCG	Durée du bruit (s)		Durée du cycle cardiaque (s)		Fréquence cardiaque (bpm)	Seuil (%)
			Repère :B1	Repère :B2		
	B1	B2				
Signaux du 1^{er} groupe						
<i>N</i>	0.09	0.07	0.7771	0.7785	77.20	80
<i>IM</i>	0.13	0.09	0.8064	0.8119	73.006	80
Signaux du 2^{ème} groupe						
<i>OS</i>	0.2	0.13	1.148	1.11	57.69	90
<i>SG</i>	0.15	0.14	0.8056	0.7769	76.94	90
Signaux du 3^{ème} groupe						
<i>AS</i>	0.11	0.09	0.762	0.767	84.19	90
<i>DR</i>	0.15	0.12	1.1081	1.1132	56,22	90
<i>AI</i>	0.07	0.06	1.005	0.9941	63.04	70

Tab.3.1 : Durée des bruits cardiaque B1 et B2 de différents signaux PCGs.

L'analyse des données du tableau: **Tab. 3.1** révèle que les cas d'anomalies peuvent présenter des altérations dans les propriétés temporelles des bruits cardiaques **B1** et **B2**. Ces modifications impactent directement la valeur de la fréquence cardiaque (bpm) qui est calculée en inversant la durée d'un cycle cardiaque complet, puis en multipliant par 60 pour convertir les secondes en minutes. Elle est donnée par formule suivante :

$$\text{Fréquence cardiaque}(bpm) = \frac{60}{\text{Durée du cycle cardiaque (en secondes)}} \quad (3.3)$$

Les résultats de la segmentation des différents événements du signal **PCG** sont prometteurs. Ils démontrent l'efficacité des méthodes employées pour détecter les bruits et souffles cardiaques. Néanmoins, la méthode présente des lacunes dans les cas complexes où les bruits sont masqués par le souffle. En effet, la localisation des creux latéraux des souffles n'aboutit pas à de bon résultat, même en adaptant le seuil de l'enveloppe d'énergie [Figure 3.15].

IV. Conclusion

Ce chapitre présente un algorithme innovant pour la segmentation du signal **phono cardiogramme (PCG)**. Cet algorithme permet de localiser avec précision les différents composants du signal. Les résultats obtenus sont très encourageants et permettent d'envisager une analyse ultérieure de l'évolution de la sévérité pathologique. Cette performance remarquable est due à la robustesse des mécanismes utilisés dans cet l'algorithme.

L'analyse des différentes représentations produites a démontré des résultats satisfaisants en matière d'identification, de localisation et de segmentation des divers événements composant le signal **PCG**. Cependant, la méthode présente certaines limites dans la détermination précise du début et de la fin des bruits et des souffles, même en ajustant le seuil. Ceci est particulièrement vrai dans les cas compliqués où les bruits sont entièrement masqués par le souffle.

Dans le chapitre suivant nous abordons l'Analyse du signal phono cardiogramme(**PCG**) par utilisation de la version continue d'ondelette (**T.O.C**).

Chapitre.4 : Analyse du signal phono cardiogramme(PCG) par utilisation de la version continue d'ondelette (T.O.C)

I. Introduction

Par rapport aux autres techniques d'analyse comme la transformée de Fourier (**TF**), la transformée de Fourier à court terme (**TFCT**), la transformée en ondelettes (**TO**) s'avère particulièrement adaptée à l'étude des bruits cardiaques (normaux et pathologiques) [59- 60].

Son efficacité réside dans sa capacité d'analyse flexible spectro-temporelle, grâce à une fenêtre d'analyse adaptable. [60-61].

La version continue d'ondelettes (TOC) constitue une alternative prometteuse à la transformée de Fourier à court terme (TFCT) pour l'analyse des signaux phonocardiographiques (PCG) [62]. En effet, la morphologie non stationnaire des signaux **PCG**, rend la **TOC** particulièrement adaptée à leur décomposition en différents évènements.

Le choix de l'ondelette analysante et le paramètre d'échelle est crucial avant tout traitement, car il peut influencer considérablement les résultats obtenus [63].

La majorité des chercheurs qui ont utilisé les ondelettes pour analyser les signaux non-stationnaires ont démontré que l'ondelette de Morlet est l'une des plus adaptées.

La **TOC** est employée pour représenter, localiser et détecter les différents événements du signal **PCG**, permettant ainsi de résoudre le problème de segmentation et d'analyser les paramètres liés à leurs variations pour une formulation plus claire. [21][47] [48]

Dans cette partie, nous appliquerons la **TOC** aux signaux **PCGs** pour analyser les valvulopathies, ainsi que la mesure de différents paramètres qui peuvent être des indicateurs efficaces du degré de sévérité pathologique, et par conséquent, pour leur classification.

Avant tout traitement, il est essentiel de classer les signaux **PCG** en fonction de leur gravité en utilisant le rapport énergétique (**RE**) [64-65].

Le **rapport énergétique (RE(%))** est un outil précieux pour l'évaluation de la sévérité d'une pathologie cardiaque. Il permet de quantifier la proportion d'énergie contenue dans le souffle cardiaque par rapport à celle des bruits cardiaques sains.

$$RE = \frac{ES}{EB + ES} \text{ avec } \left\{ \begin{array}{l} EB : \text{énergie des bruits (B1, B2).} \\ Es : \text{énergie du souffle.} \end{array} \right\} \quad (4.1)$$

Le **RE (%)**, exprime la prépondérance du souffle sur les bruits cardiaques B1 et B2. Dans notre analyse, nous classerons les signaux **PCG** selon trois niveaux de sévérité:

- Légère, **RE** < 30%,
- Modérée, $30\% \leq \mathbf{RE} < 70\%$,
- Sévère, **RE** $\geq 70\%$.

Le principal inconvénient de cette méthode réside dans les cas limites où le flux transvalvulaire est fortement réduit, engendrant généralement un souffle peu audible. [57]

Dans cette partie, notre analyse porte sur **27** enregistrements sous forme audio (.wav) et présentant des degrés de sévérité pathologique variés (détaillés dans le tableau :**Tab 4.1**). Les caractéristiques énergétiques des signaux (**ES**, **EB1**, **EB2**) et leurs rapports énergétiques (**RE**) sont également présentés dans le tableau :**Tab.4.1**.

Selon le tableau :**Tab.4.1**, l'analyse énergétique met en évidence que la sévérité des signaux **PCGs** dépend de l'énergie du souffle (**ES**) et des bruits cardiaques **EB1** et **EB2**. Cette relation peut être décrite comme suit :

- **Souffle sévère** : L'énergie du souffle (**ES**) est **toujours strictement supérieure** à celle de **B1** et **B2**.
- **Souffle léger** : L'énergie du souffle (**ES**) est **toujours inférieure** à celle des bruits .
- **Souffle modéré** : L'énergie du souffle (**ES**) peut être **moins comparable à celle des bruits** ou à **l'un des deux**.

Les résultats de la variation du rapport énergétique (**RE**) en fonction de l'énergie du souffle (**ES**), illustrés par la **Figure 4.1**, indiquent qu'une augmentation de l'énergie du souffle entraîne une augmentation proportionnelle du rapport énergétique. Par conséquent, les signaux du deuxième groupe (avec clic) présentent une sévérité pathologique plus élevée. Toutefois, cette égalité n'est pas toujours valable, car elle figure ici dans le traitement de la sténose aortique (**AS**) et sténose mitrale (**MS**). Cette observation confirme les résultats précédents, montrant que la gravité des valvulopathies ne repose pas uniquement sur l'énergie du souffle, mais également sur l'énergie des bruits cardiaques **B1** et **B2**.

Sujet	E_{B1}	E_{B2}	E_{souf}	RE	Sévérité
<i>Signaux du premier groupe</i>					
N1	42.07	30.75			
IM	49.26	37.29			
CA	29.58	39.50			
<i>Signaux du deuxième groupe</i>					
<i>Atrial de Gallop(AG)</i>					
AG1	287.89	85.32	11.91	3.09	Légère
AG2	285.75	83.48	40.26	9.83	Légère
AG3	203.83	72.48	145.01	34.41	Modérée
<i>Open Snap(OS)</i>					
OS1	275.19	115.25	21.62	5.24	Légère
OS2	202.58	75.40	145.8	34.40	Modérée
<i>Sommation de Gallop (SG)</i>					
SG1	252.97	236.04	7.28	1.46	Légère
SG2	224.42	169.26	30.13	7.10	Légère
SG3	155.45	178.17	38.03	10.23	Légère
<i>Signaux du troisième groupe</i>					
<i>Les sténoses aortiques(AS)</i>					
AS01	210.65	58.52	35.15	11.55	Légère
AS02	300.95	350.57	135.58	17.24	Légère
AS03	21.30	67.12	38.13	30.13	Modérée
AS04	9.20	43.00	23.90	31.41	Modérée
AS05	227.10	80.22	185.88	37.69	Modérée
AS06	56.78	10.83	164.67	70.89	Sévère
AS07	10.32	59.24	172.38	71.25	Sévère
AS08	17.17	68.68	232.24	73.01	Sévère
<i>Les sténoses mitrales (MS)</i>					
MS01	23.46	41.96	39.49	10.76	Légère
MS02	217.94	185.30	72.79	15.29	Légère
MS03	499.87	464.16	199.51	17.15	Légère
MS04	47.20	71.75	29.04	19.62	Légère
MS05	47.19	69.57	34.55	22.83	Légère
MS06	254.64	94.85	336.75	49.07	Modérée
MS07	78.96	52.21	186.76	58.74	Modérée
MS08	249.00	135.86	652.05	62.88	Modérée

Tab. 4.1 : Base de données des signaux PCGs et leurs caractéristiques énergétiques.

Les figures suivantes illustrent la variation du rapport énergétique en fonction de l'énergie du souffle pour différentes pathologies (**AG, OS, SG, AS** et **MS**) :

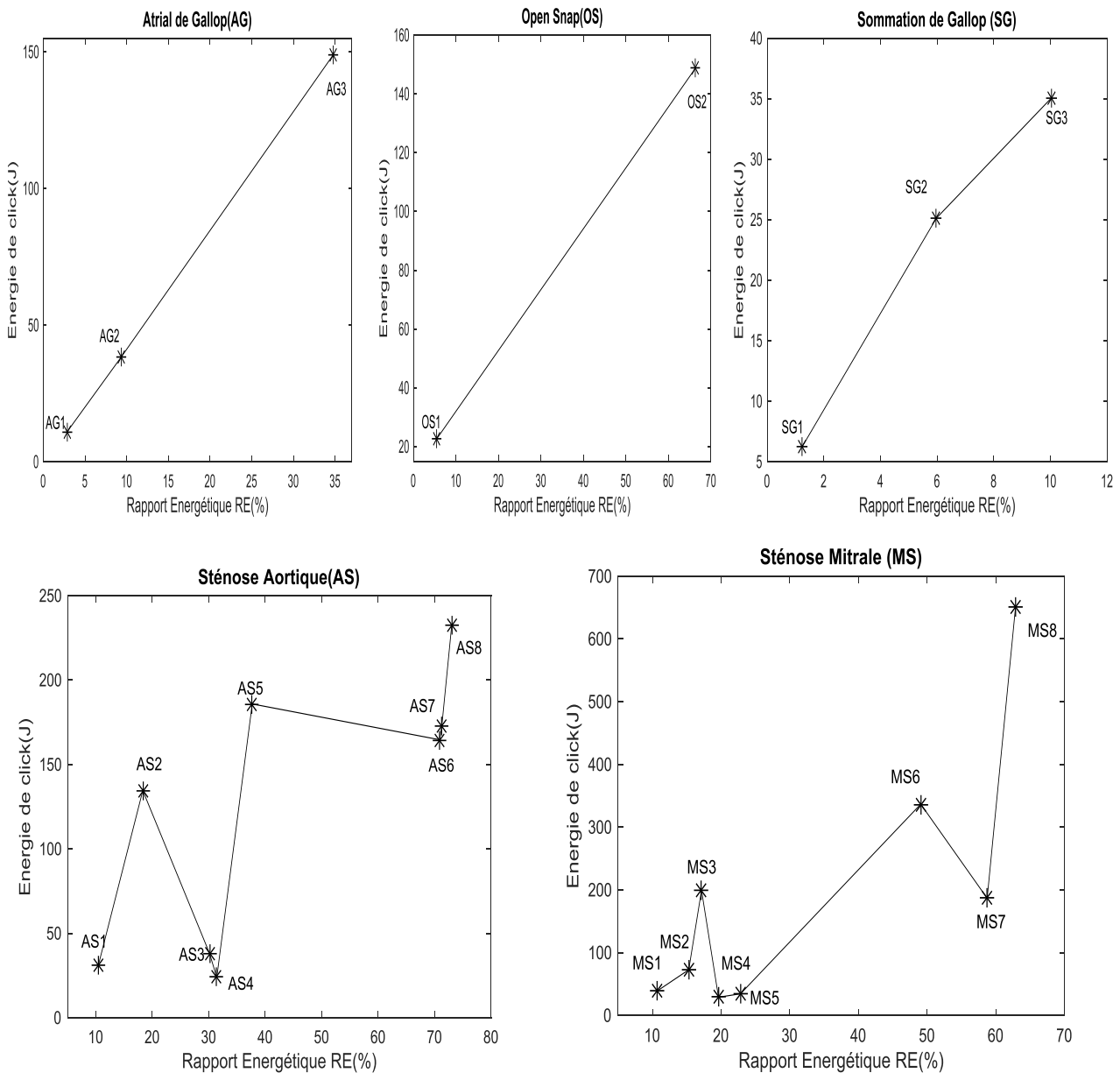


Figure .4.1 :Variation du rapport énergétique en fonction de l'énergie du souffle.

II. Paramètres d'analyse des signaux PCGs par application de la TOC

La représentation spectro-temporelle est basée sur le choix de l'ondelette analysante qui est l'ondelette de type **Morlet** et le facteur d'échelle (τ).

Le choix d'ondelette de type **Morlet**, est dû à la ressemblance de cette dernière avec l'allure des bruits cardiaques, ce qui la rend adaptée à l'extraction de caractéristiques temporelles précises et **Morlet** Complexe (**cmor**) pour avoir une représentation bien localisée en temps, permettant une étude fine des variations du signal à des instants précis.

L'application de la version continue d'ondelettes (**TOC**) permet d'obtenir une représentation temps-fréquence du signal **PCG**. Plusieurs paramètres peuvent être déterminés et d'autres peuvent être extraits.

a. Rapport temporel et fréquentiel (R_t , R_f)

La **TOC** s'avère être un outil précieux pour l'étude des signaux phono cardiogrammes (**PCG**). Elle offre une représentation simultanée des signaux dans les domaines temporel et fréquentiel, permettant une analyse détaillée des bruits cardiaques et des souffles. [67]

Si la représentation graphique des étendues temporelles (ΔT) et fréquentielles (ΔF) des bruits cardiaques **B1** et **B2** peut fournir des informations utiles, elle peut parfois s'avérer peu concluante en raison de la variabilité interindividuelle des signaux **PCG**. C'est pourquoi le calcul des Rapport ou des rythmes temporel (R_t) et fréquentiel (R_f) s'avère être un outil précieux pour analyser ces bruits de manière plus discriminante.

On pose :

$$R_t = \frac{\Delta T(B1) - \Delta T(B2)}{\Delta T(B1)} : \text{Rapport temporel} \tag{4.2}$$

$$R_f = \frac{\Delta F(B2) - \Delta F(B1)}{\Delta F(B2)} : \text{Rapport fréquentiel} \tag{4.3}$$

Avec :

ΔT : Etendue temporelle du bruit **B1** ou **B2**.

ΔF : Etendue fréquentielle du bruit **B1** ou **B2**.

b. Taux fréquentielle : $T_{\Delta F}(\%)$ [13]

L'étendue fréquentielle d'un souffle cardiaque constitue une mesure clé de sa gravité dans le traitement les signaux **PCGs**. Pour mieux appréhender cette information, nous proposons une nouvelle mesure appelée **Taux fréquentielle** ($T_{\Delta F}$). L' $T_{\Delta F}$, met en évidence la fréquence la plus importante du souffle par rapport aux bruits cardiaques et se calcule comme suit :

$$T_{\Delta F} = \frac{\Delta F_{Souf}}{\Delta F_{B1} + \Delta F_{B2} + \Delta F_{Souf}} \text{ avec } \begin{cases} \Delta F_{Souf} : \text{L'étendue fréquentielle du souffle.} \\ \Delta F_{B1} : \text{L'étendue fréquentielle du bruit B1} \\ \Delta F_{B2} : \text{L'étendue fréquentielle du bruit B2} \end{cases} \tag{4.4}$$

c. La fréquence maximale F_{max} (Hz)

La méthode la plus simple pour calculer la fréquence maximale (**F_{max}**) d'un souffle cardiaque se base sur l'analyse spectro-temporelle d'un triangle formé par deux points précis du signal PCG. [59]

1. **Délimitation du triangle:** Le triangle est tracé de manière à couvrir toute la systole ou la diastole selon le type de souffle (systolique ou diastolique).
 - Pour un souffle systolique, le triangle va de la fin de B1 au début de B2.
 - Pour un souffle diastolique, le triangle va de la fin de B2 au début de B1.
2. **Analyse spectro-temporelle:** L'analyse du triangle permet de déterminer la fréquence maximale (**F_{max}**), qui correspond au moment où la vitesse du souffle est la plus élevée. [57]

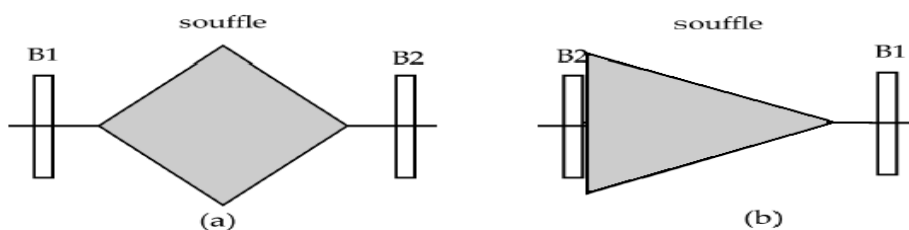


Figure. 4.2 : Délimitation du triangle

(a) : Souffle systolique de rétrécissement modéré,

(b) : Souffle diastolique de régurgitation.

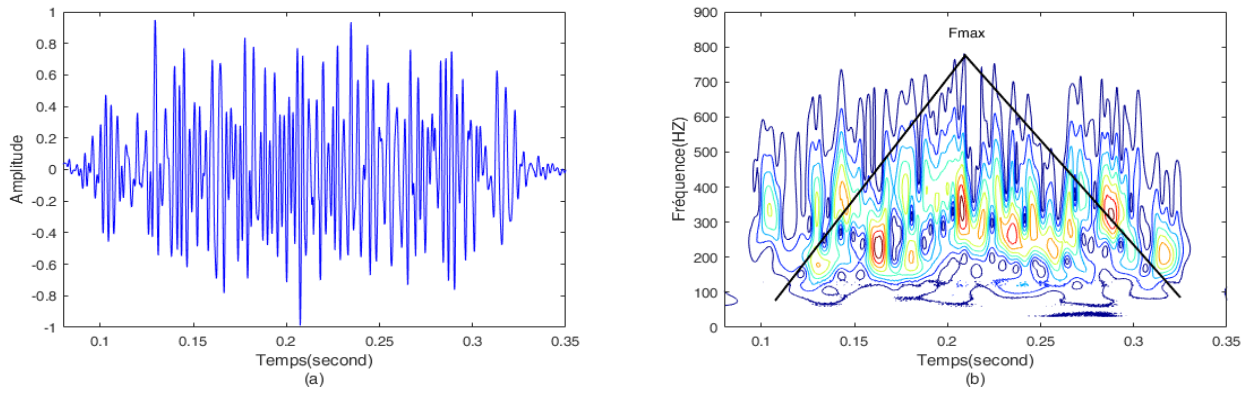


Figure. 4.3:

(a) : Souffle d'une sténose aortique.

(b) : Représentation spectro-temporelle relative avec le triangle et la fréquence maximale(Fmax).

Ces différents paramètres [Tab. 4. 2] seront utilisés dans l'analyse de la sévérité des valvulopathies.

Sinal	ΔT_{B1}	ΔF_{B1}	ΔT_{B2}	ΔF_{B2}	ΔT_{souf}	ΔF_{souf}	F_{max}	R_t	R_f	$T_{\Delta F}$	RE
Signaux du premier groupe											
N1	0.08	171.38	0.07	229.15				0.34	0.32		
IM	0.12	184.31	0.08	226.81				0.31	0.23		
CA	0.09	140.64	0.07	310.23				0.20	0.55		
Signaux du deuxième groupe											
Atrial de Gallop (AG)											
AG1	0.23	193.14	0.18	165.40	0.14	112.39	208.75	0.15	-0.16	23.84	2.83
AG2	0.23	190.91	0.21	152.88	0.17	108.25	178.62	0.08	-0.19	23.92	9.32
AG3	0.19	117.22	0.20	106.04	0.24	120.62	210.87	-0.05	-0.09	35.02	34.79
Open Snap (OS)											
OS1	0.23	95.78	0.16	82.39	0.08	214.90	453.89	0.32	-0.17	54.69	5.45
OS2	0.24	102.38	0.13	86.25	0.09	262.12	421.99	0.45	-0.19	58.15	66.37
Sommation de Gallop(SG)											
SG1	0.45	89.89	0.45	97.65	0.15	62.78	82.18	0.05	0.08	25.98	1.24
SG2	0.30	97.5	0.28	94.63	0.22	68.6	74.62	0.07	-0.03	26.31	5.97
SG3	0.28	68.11	0.24	55.27	0.44	49.90	64.52	0.14	-0.23	28.80	10.02
Signaux du troisième groupe											
Sténose aortique (AS)											
AS1	0.26	186.10	0.24	235.02	0.66	102.7	315.4	0.06	0.22	18.18	10.44
AS2	0.11	221	0.09	241	0.17	302.3	640.87	0.17	0.08	41.76	18.31
AS3	0.07	159.22	0.08	147.76	0.26	301.82	347.8	-0.15	-0.08	45.07	30.13
AS4	0.08	173.42	0.06	113.61	0.25	243.18	347.8	0.19	-0.53	45.86	31.41
AS5	0.17	113	0.15	137	0.65	360.2	834.4	0.10	0.17	46.06	37.69
AS6	0.06	200	0.07	180	0.24	213.5	420.9	-0.17	-0.12	48.66	70.89
AS7	0.04	192	0.06	220	0.26	529.6	1145.7	-0.28	0.12	56.24	71.25
AS8	0.06	70	0.08	84	0.27	628.9	1842.6	-0.33	0.16	80.32	73.01
Sténose mitrale (MS)											
MS1	0.11	135.25	0.09	159.89	0.19	192.88	289.35	0.21	0.15	39.52	10.76
MS2	0.17	55.34	0.15	65.81	0.91	79.30	156.5	0.06	0.15	39.59	15.29
MS3	0.6	62.33	0.72	72.59	1.80	89.61	147.87	0.16	0.11	39.91	17.15
MS4	0.07	218.76	0.08	298.11	0.05	280.27	363.6	-0.14	0.27	35.16	19.62
MS5	0.07	214.41	0.09	427.16	0.05	327.93	471.6	-0.28	0.5	33.82	22.83
MS6	0.12	123.1	0.1	104.6	0.57	230.80	480.82	0.16	-0.17	50.33	49.07
MS7	0.07	202.66	0.06	129.23	0.48	338.87	660.37	0.14	-0.56	50.52	58.74
MS8	0.13	222.56	0.1	148.18	0.78	380.80	680.8	0.23	-0.50	50.67	62.88

Tab. 4. 2 : Paramètres calculés de différents signaux PCGs pathologiques.

Pour mieux comprendre les résultats obtenus, il est possible de représenter tous les paramètres calculés sous forme d'histogrammes. Ces histogrammes permettront de visualiser la distribution des valeurs de chaque paramètre en fonction de la nature et de la sévérité du signal.

III. Interprétation des résultats obtenus [Tab. 4. 2]

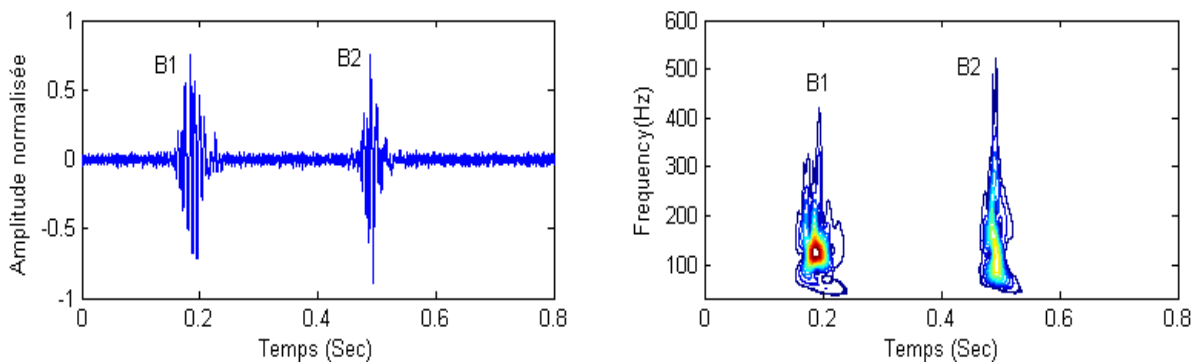
1. Signaux du premier groupe :

Application de la T.O.C aux signaux **du premier groupe** [Figure. 4.4], permet de visualiser la distribution de l'énergie des différents bruits cardiaques dans un plan à deux dimensions : le temps et la fréquence [33], ainsi une analyse détaillée de leur structure et de leurs caractéristiques.

Dans la représentation obtenue, la nuance attribuée à chaque échantillon (x, y) reflète l'importance de l'intensité des coefficients d'ondelettes à cet endroit précis du temps et de la fréquence. Les zones avec des couleurs plus prononcées indiquent une concentration d'énergie plus élevée, correspondant à des composantes du signal plus significatives. [56][57]

La figure 4.4 présente la représentation spectro-temporelle de divers cas. Cette représentation met clairement en évidence la présence distincte des bruits cardiaques **B1** et **B2**. De plus, elle montre que le bruit **B2** présente un contenu fréquentiel plus important que le bruit **B1**.

L'analyse des **Rapport** temporel (**Rt**) et fréquentiel (**Rf**), qui sont présentées dans le tableau **Tab. 4.2** . La **Figure 4.5**, met en évidence une corrélation intéressante entre ces valeurs et la sévérité des signaux **PCG** étudiés. Dans le cadre de cette application, nous observons que le cas **IM** présente des valeurs de **Rt** et **Rf** plus proches de celles du cas **N** que le cas **CA**. Les caractéristiques du signal dans le cas **IM** pourraient indiquer une anomalie moins importante que dans le cas **CA**.



(a)

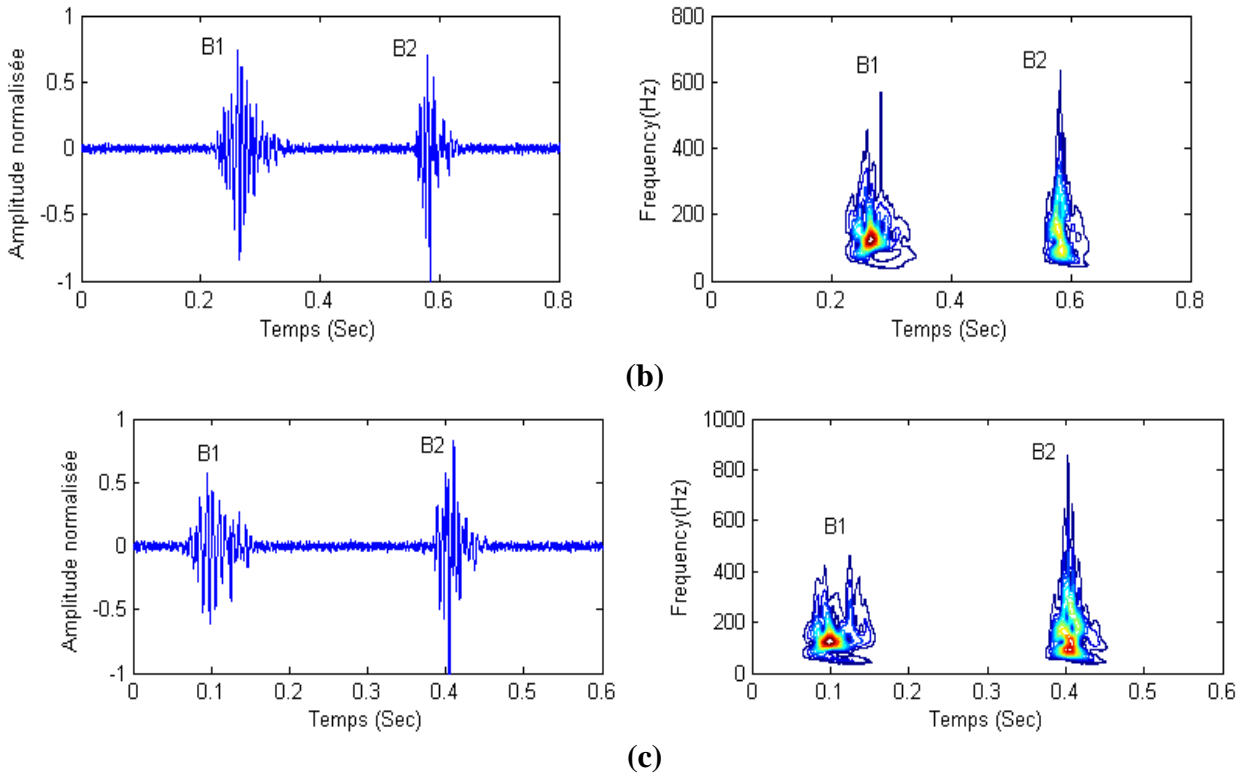


Figure. 4.4: Représentation temporelle et spectro-temporelle par application de la TOC des signaux du premier groupe : (a): le cas normal ; (b): le cas IM et le cas (d): de CA.

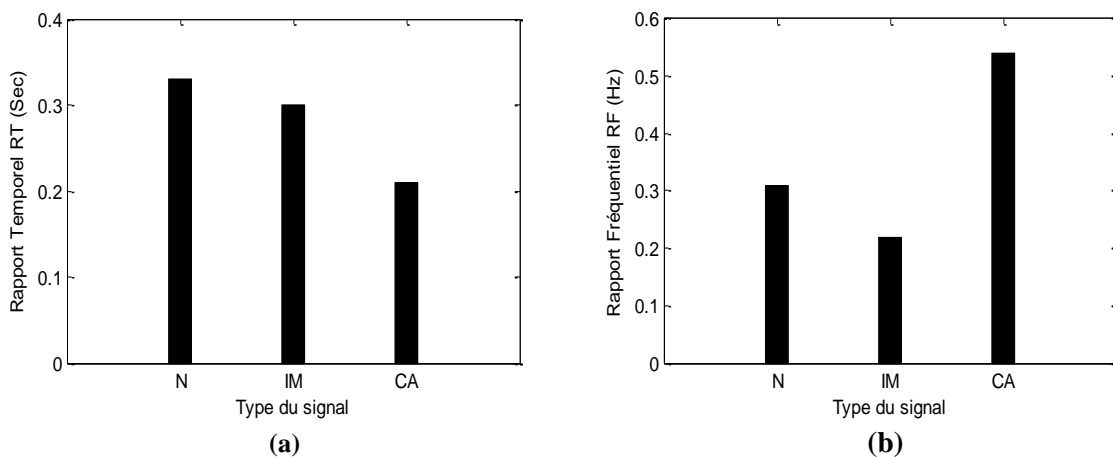


Figure. 4.5: Rapports temporel et fréquentiel des signaux du premier groupe.

2. Signaux PCGs du deuxième groupe (à click)

La méthode TOC , a été évaluée pour analyser la sévérité des signaux PCGs à click en vue d'un diagnostic médical. Cette approche a été effectuée sur trois types pathologiques.

Les représentation spectro-temporelle sont respectivement illustrés par les **Figures 4.6, Figures 4.7 et Figures 4.8**. Les différents paramètres extraits, comme indiqué dans le tableau **Tab.4.2**, sont représentés par des histogrammes [**Figures 4.9,10 et 11**].

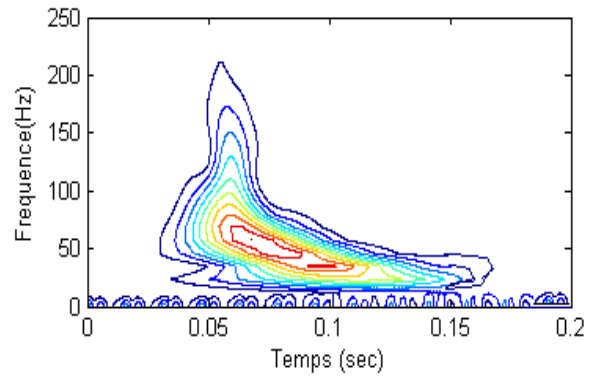
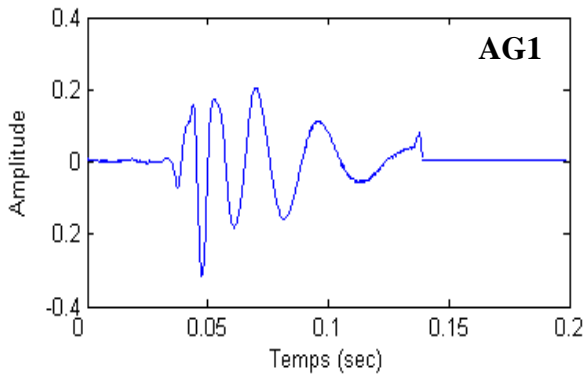
L'analyse approfondie des signaux **PCGs** à click: **Atrial Gallop (AG)** : **AG1**, **AG2** et **AG3** , a permis de dégager des observations et des inférences clés concernant la relation entre les caractéristiques du signal et la sévérité de la pathologie.

Une corrélation directe est observée entre l'énergie du click et la sévérité pathologique spécifiée par le rapport énergétique (**RE(%)**). Un click d'énergie plus élevée entraîne un **RE(%)** plus élevé, reflétant une condition pathologique plus grave. Ceci est évident dans le cas **AG3**, qui présente l'énergie du click et l'**RE(%)** les plus élevés.

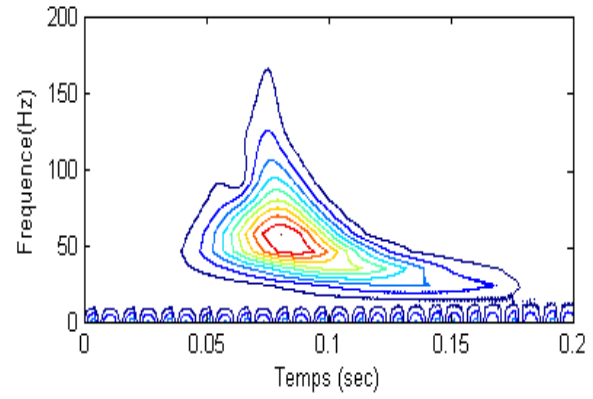
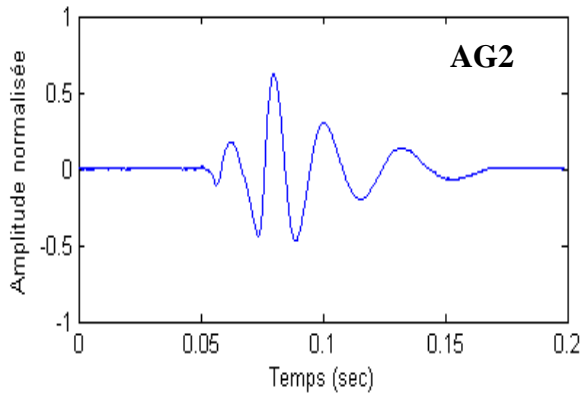
Les variations temporelles et fréquentielles des clicks démontrent que leur sévérité est inversement liée à leurs diminutions temporelles et fréquentielles. En d'autres termes, les clicks moins sévères présentent des atténuations temporelles et fréquentielles plus faibles : Pour les deux cas avec des clics légers (**AG1 et AG2**), l'évolution temporelle du premier bruit cardiaque est plus importante par rapport au deuxième bruit (**B2**). Cette signification, indiquée par un rythme temporel positif, le contraire pour le cas à click modéré (**AG3**). Pour ces différents cas, un rapport fréquentiel négatif indique la présence d'une pathologie. Cela suggère qu'une diminution du contenu relatif en fréquence du signal est associée à la présence de conditions pathologiques.

Le taux fréquentiel (**T_{ΔF}**) varie corrélativement par rapport à la gravité du click précisée par leur rapport énergétique (**RE**), les deux cas à click léger : « **AG1 et AG2** », possèdent des valeurs moindres à celles du cas à click modéré : « **AG3** » .

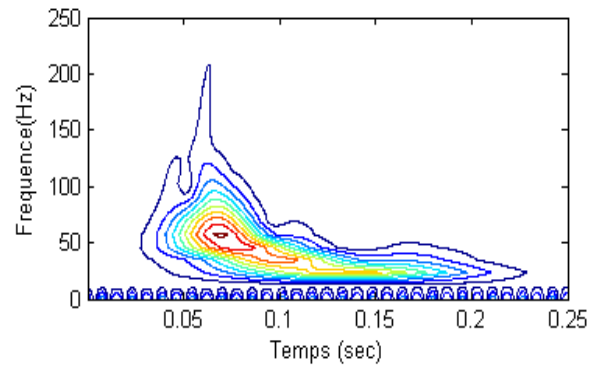
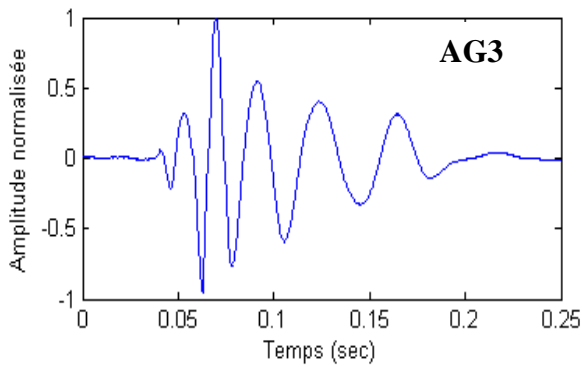
La même analyse et les mêmes constatation faites ici pour les autres types.



(a)



(b)



(c)

Figure. 4.6: Représentation temporelle et spectro-temporelle des click : Atrial de Gallop (AG).

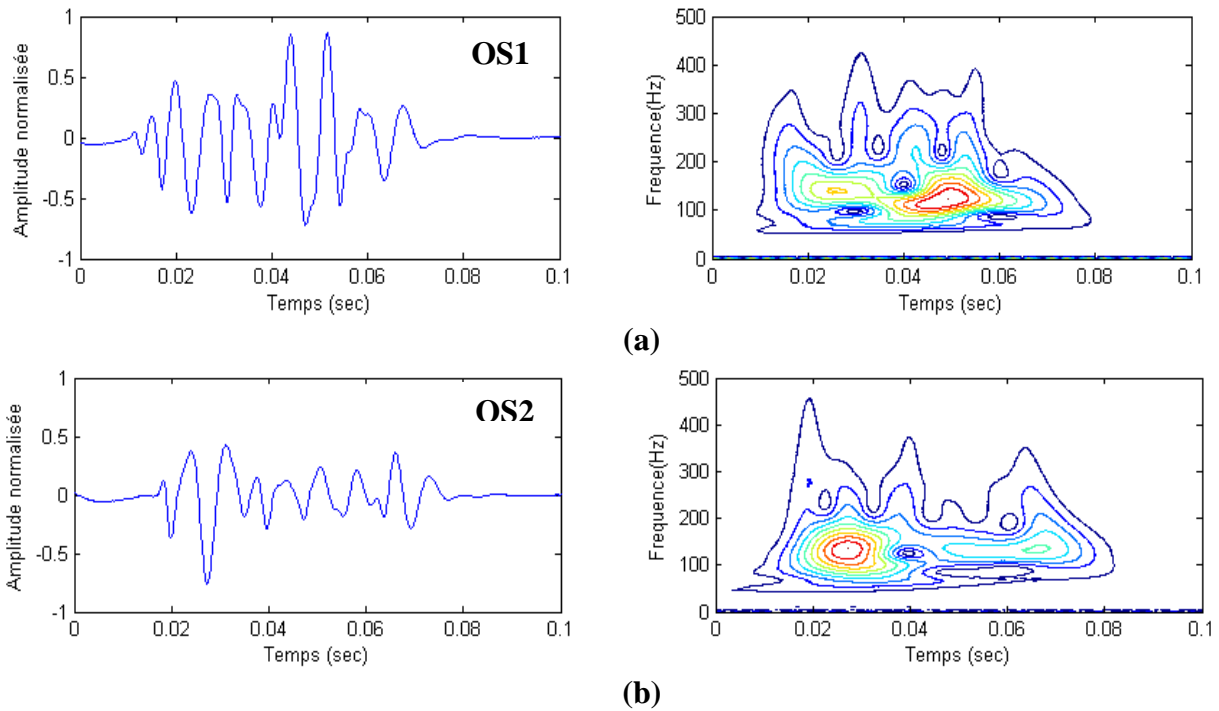


Figure. 4.7: Représentation temporelle et spectro-temporelle par application de la TOC des clicks : Open Snap (OS).

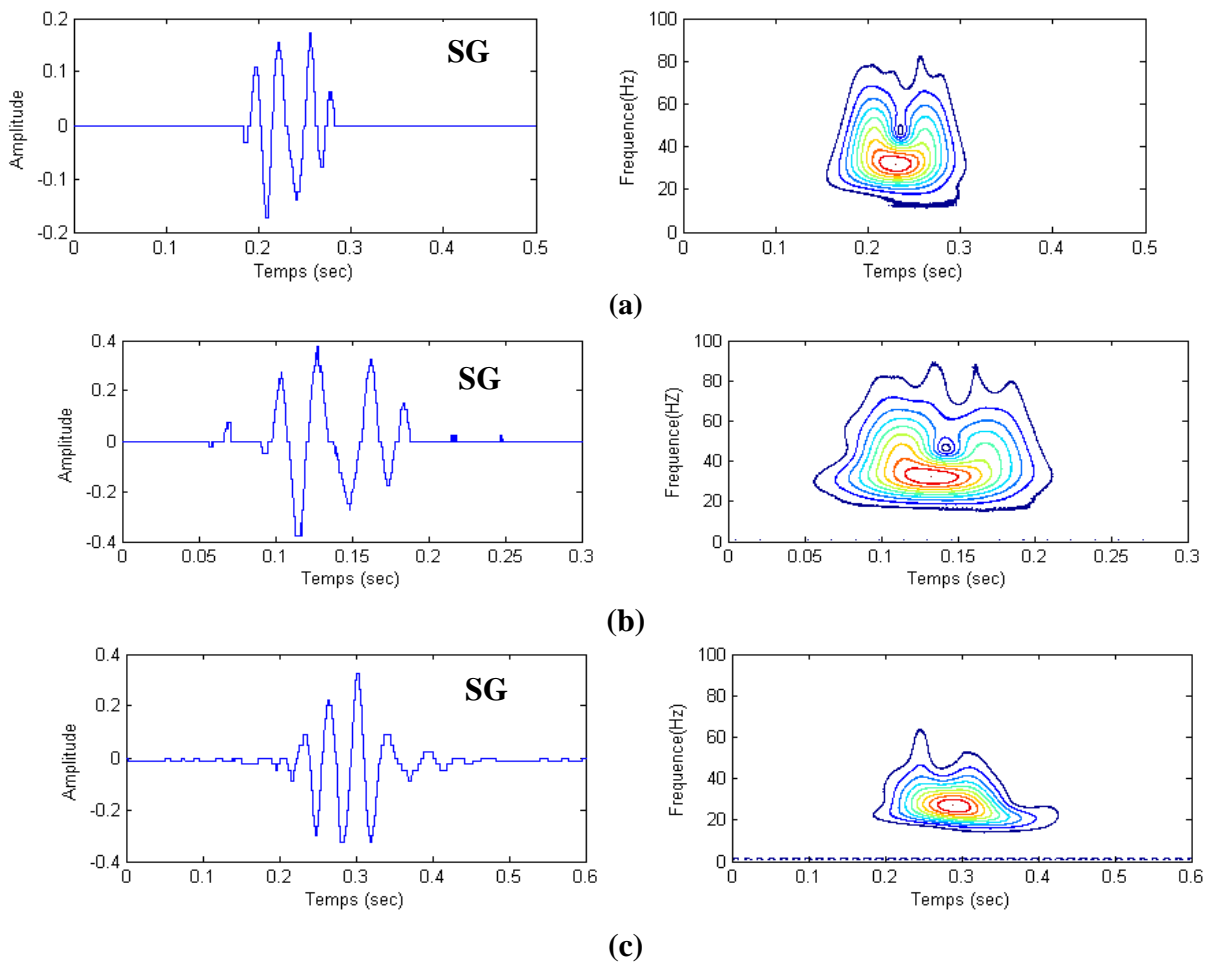


Figure. 4.8: Représentation temporelle et spectro-temporelle par application de la TOC des clicks : Somme de Gallop (SG).

Selon l'explication effectuée auparavant, nous pouvons résumer l'état la corrélation entre la variation du : E_{sout} , R_T , R_F , F_{max} et $T_{\Delta F}$, et l'évolution de la sévérité pathologique dans le tableau suivant:

Paramètres	2 ^{ème} groupe (signaux à click)		
	AG	OS	SG
E_{sout}	Bc	Bc	Bc
R_T	Bc	Bc	Bc
R_F	Mc	Bc	Bc
$T_{\Delta F}(\%)$	Bc	Bc	Bc
F_{maX}	Mc	Mc	Mc

Tab. 4.3 : Etat la corrélation entre les différents paramètres .

Bc : Une bonne corrélation.

Mc : Une mauvaise corrélation.

Les figures suivantes représentent les histogrammes de l'analyse des différents signaux PCGs à click:

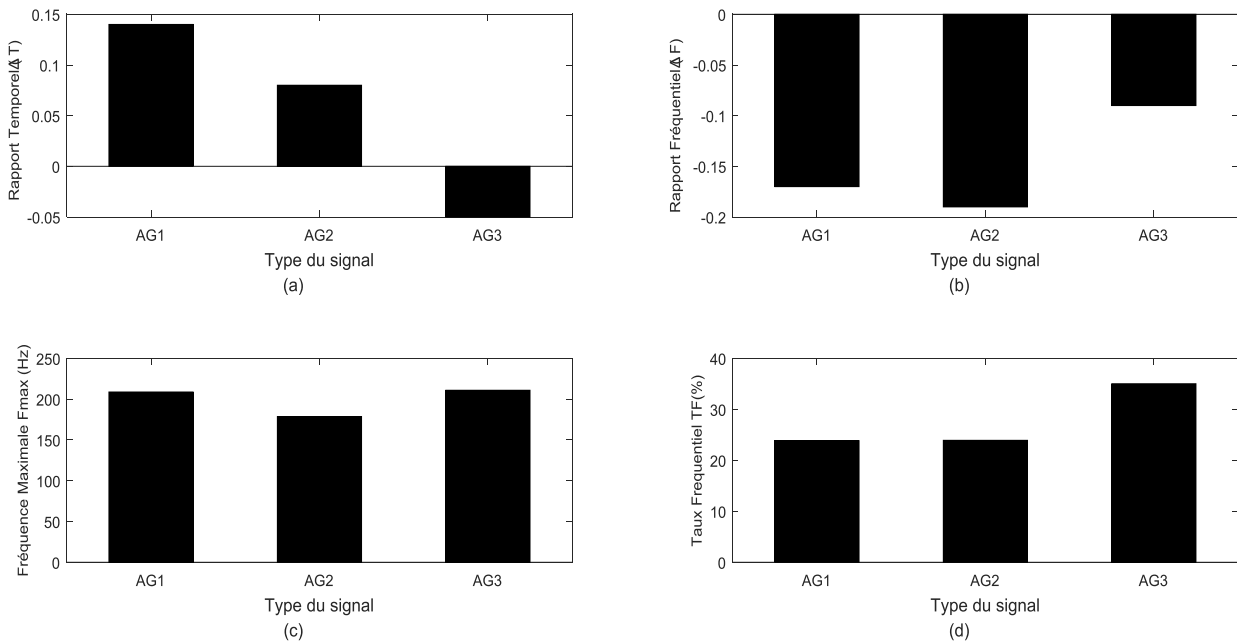


Figure. 4.9: Histogrammes d'analyse des signaux PCGs à click : « AG ».

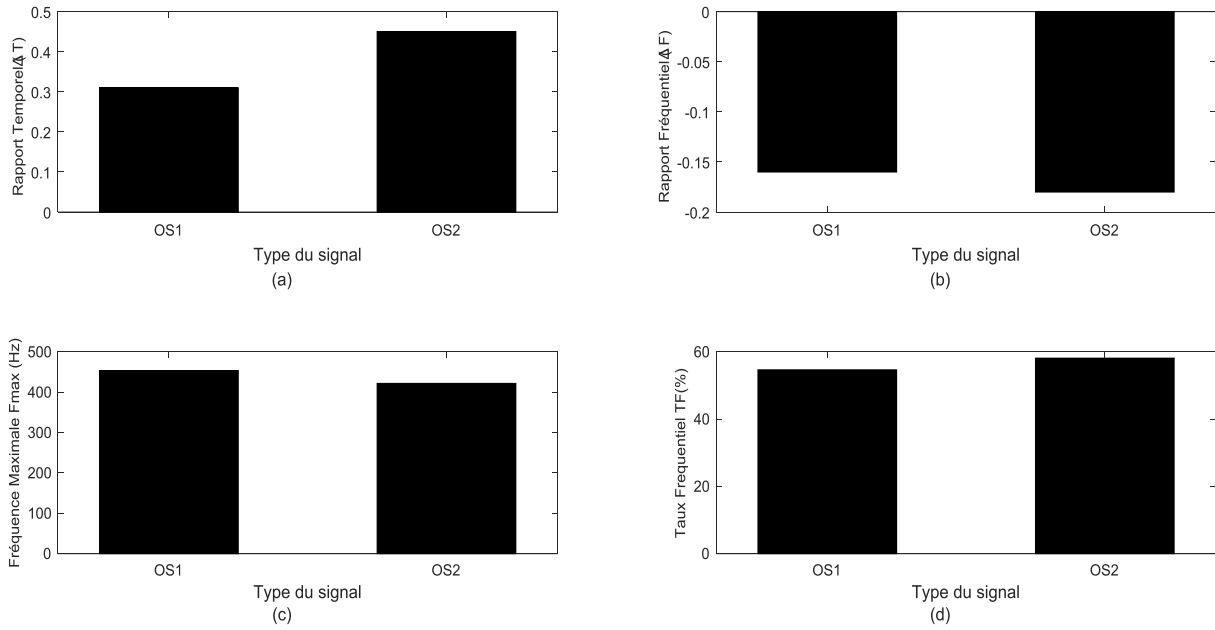


Figure. 4.10: Histogrammes d'analyse des signaux PCGs à click : «OS».

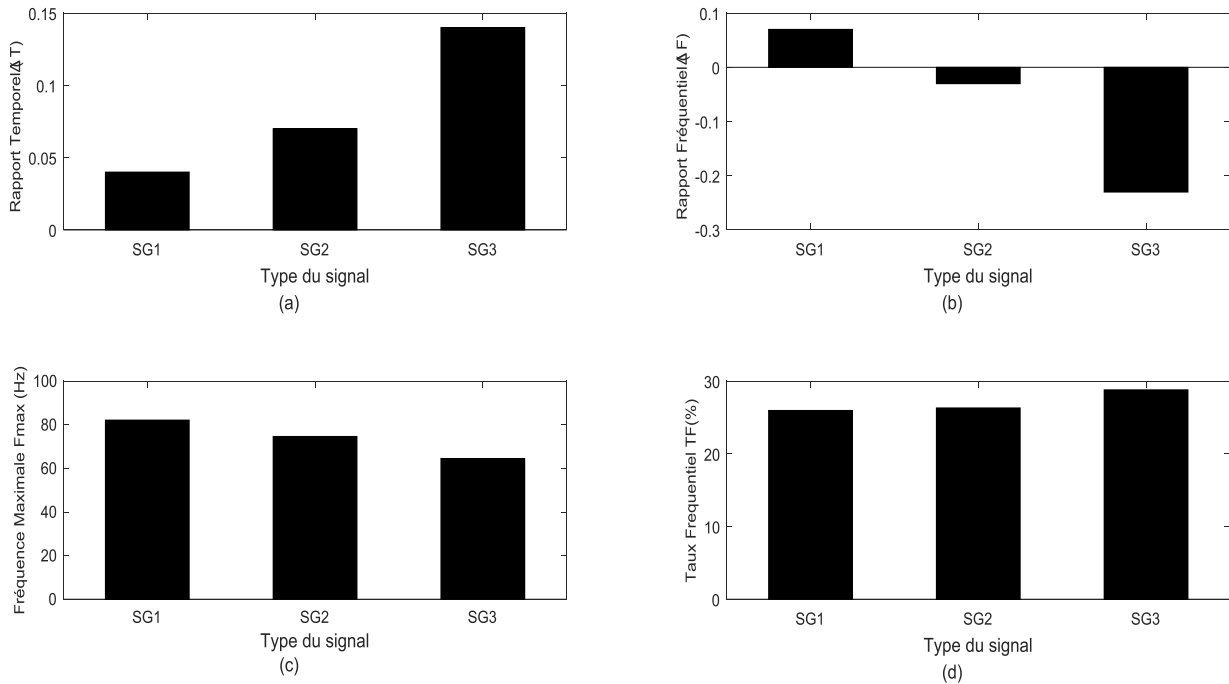


Figure. 4.11: Histogrammes d'analyse des signaux PCGs à click : « SG ».

3. Signaux PCGs du troisième groupe(à souffle)

La représentation spectro-temporelle des signaux à souffle illustrée sur la **Figure 4.12** et la **Figure 4.14**, mettent clairement en évidence que le contenu fréquentiel des souffles, quelle que soit leur nature, est distinct de celui des bruits cardiaques **B1**, **B2** et du click.

Effectivement, les grandeurs obtenus à partir de la représentation spectro-temporelle sont illustrés par des histogrammes des **Figures 4.13** pour le cas de Sténose Aortique(AS) et la **Figure.4.15** pour cas de Sténose Mitrale(MS), afin d'évaluer leur gravité.

A. Cas de la sténose aortique (AS) [voir les Figures. 4.12]

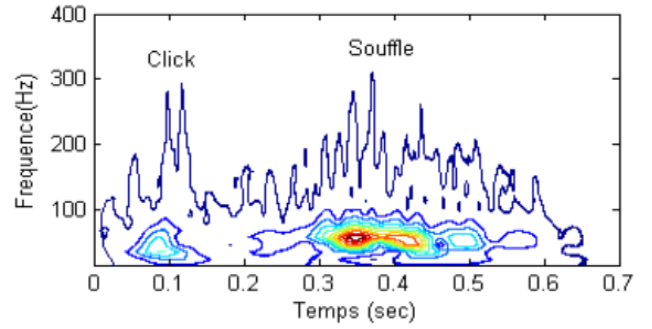
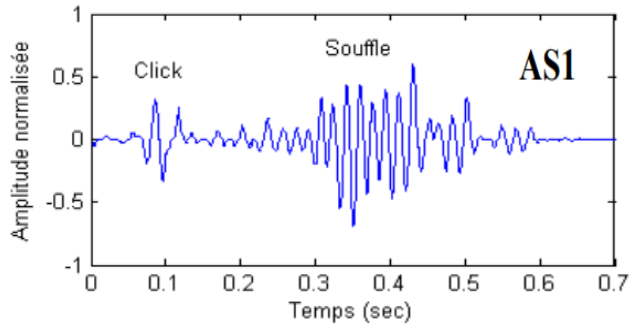
Le contenu temporel et fréquentiel du premier bruit cardiaque **B1** des signaux à souffle léger est inférieure à celui par rapport aux signaux à souffle sévère. Cette différence est illustrée par des rapports temporels négatifs liés à une pathologique grave et de plus en plus prononcée. [11]

Les signaux à souffle sévère ont un contenu fréquentiel plus élevé que les signaux à souffle léger et modéré, mais leur étendue temporelle est moins élevée. Cette observation démontre que la sévérité pathologique a un impact beaucoup plus important sur le contenu fréquentiel du souffle que sur leur étendue temporelle. [20][voir **Tab. 4.2**]

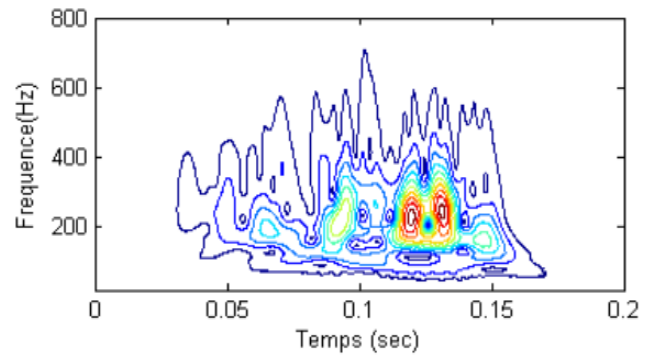
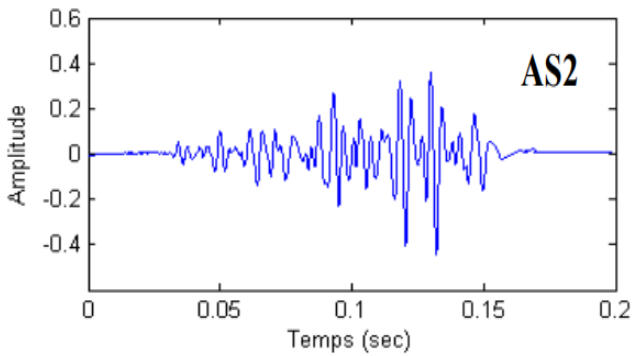
La variation du taux fréquentiel montre une bonne corrélation avec la sévérité. La mutation de la fréquence maximale (F_{max}) pour les trois cas à souffle sévère : « **AS6, AS7 et AS8** », a montré une bonne corrélation avec l'évolution de la sévérité des signaux **MS**. Toutefois, nous pouvons voir certains changements invraisemblables telles que le deuxième et le cinquième cas : **AS2 et AS5**. La F_{max} de ce dernier apparaît loin d'être le moins léger. Cependant, il est classé comme étant le rétrécissement le moins léger dans l'énergie (voir dans le **Tab. 4.2**). Cette constatation confirme l'inaptitude de la fréquence maximale (F_{max}) et montre que l'énergie du souffle (E_{souf}) reste insuffisante dans l'estimation de la gravité pathologique de quelques cas.

Les figures suivantes montrent une représentation temporelle et spectro-temporelle par application de la **TOC** des souffle systoliques : Sténoses aortiques (**AS**) pour différents sujets :

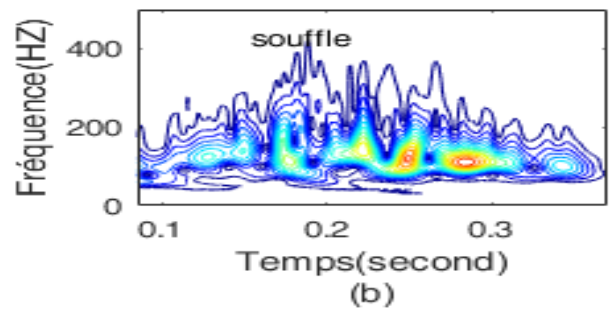
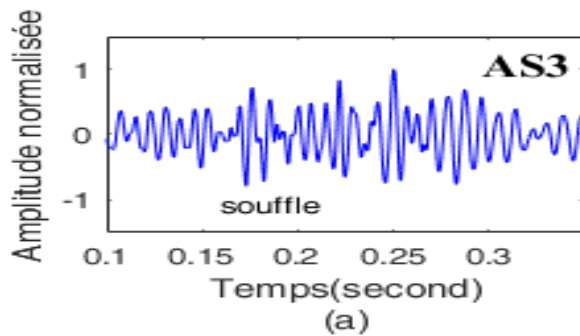
Sujet01 :



Sujet02 :



Sujet03 :



Sujet04 :

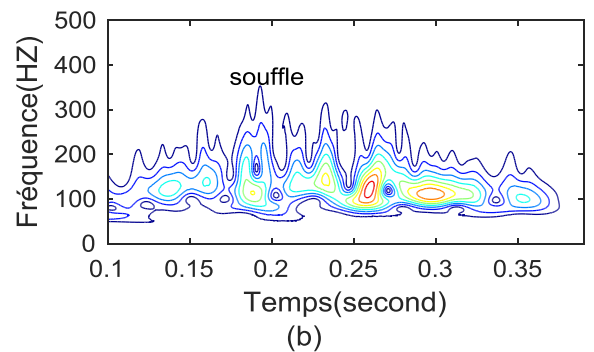
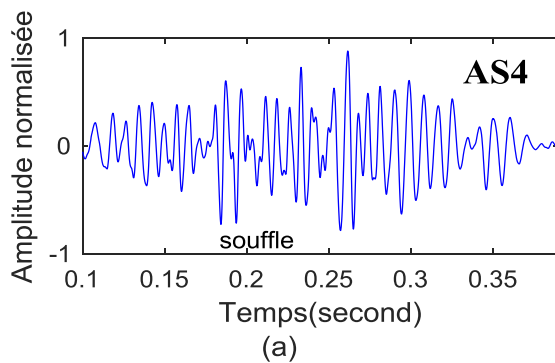


Figure. 4.12: Représentation temporelle et spectro-temporelle par application de la TOC des souffles systoliques : Sténoses aortiques (AS).

Les histogrammes de l'analyse des signaux PCG 'AS' sont représenté sur la figure suivante :

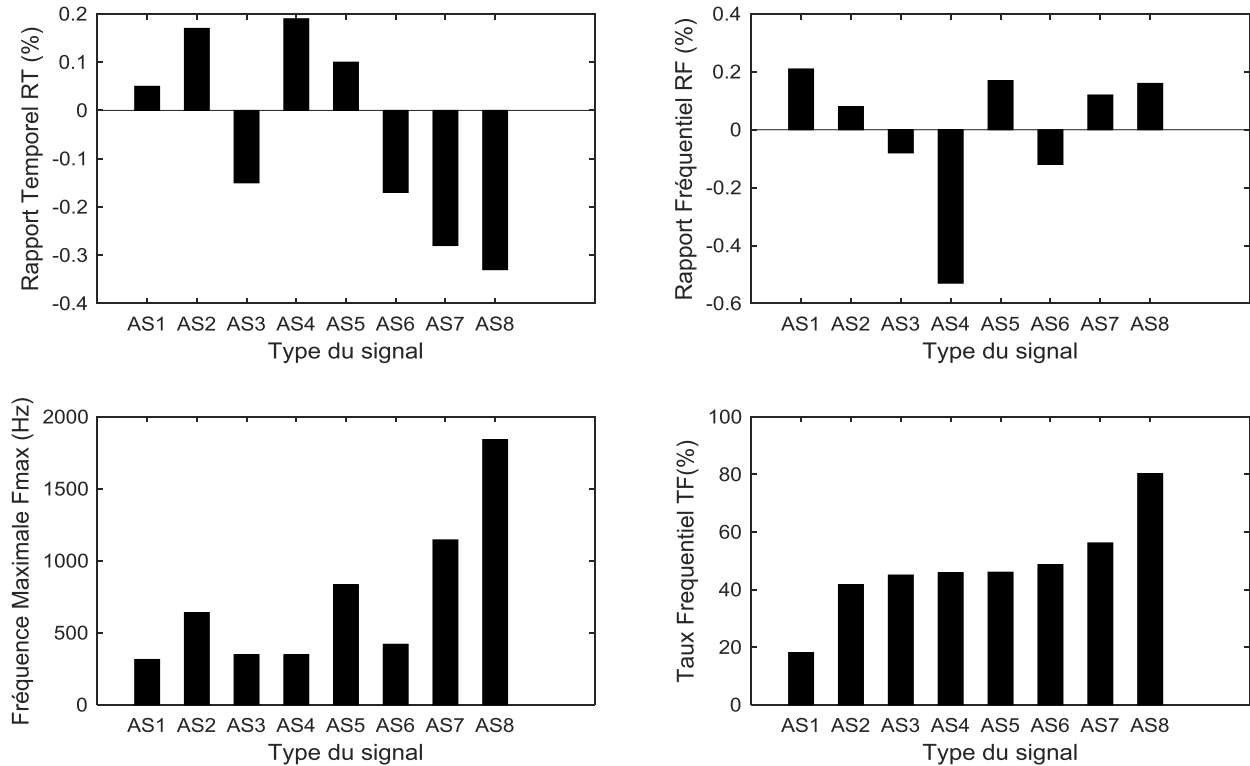


Figure 4.13: Histogrammes d'analyse des signaux PCGs de la Sténoses aortiques «AS».

B. Cas de la sténose mitrale (MS) [voir les Figures 4.14]

La représentation spectro-temporelle de divers cas de souffle de sténose mitrale (MS) montre que les signaux de souffle diastolique de la MS sont plus étendus que les signaux de souffle systolique (voir les **figures 4.14**).

Les paramètres calculés pour évaluer la gravité des sténoses mitrales (voir la **Figure 4.15**) font clairement apparaître des différences entre les signaux de souffle léger et les signaux de souffle modéré.

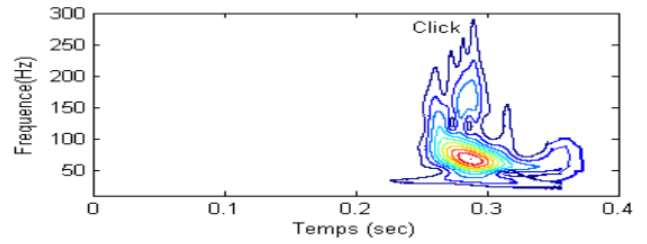
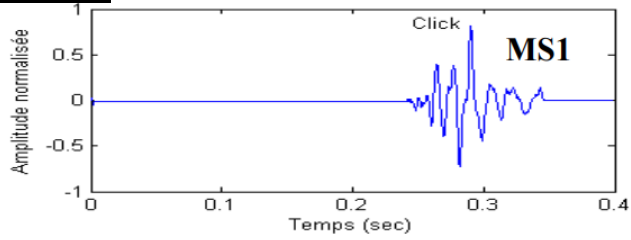
D'après les résultats du **tableau 4.2**, il apparaît que les caractéristiques spectro-temporelles des bruits **B1** et **B2** varient peu au début de la gravité pathologique. En revanche, pour les cas les plus graves, nous observons une inversion de l'inégalité entre ces caractéristiques. La gravité pathologique accentuée, indiquée par une variation négative du rapport fréquentiel, est uniquement présente dans les cas **MS5** et **MS6**.

L'analyse de la variation de la fréquence maximale (F_{\max}) pour les trois cas de souffle modéré (**MS6, MS7 et MS8**) a révélé une bonne corrélation avec l'évolution de la gravité des signaux de sténose mitrale. Cependant, il existe quelques cas paradoxaux, comme le cas **MS1**, où la fréquence maximale n'est pas indicative de la gravité la plus faible. En effet, ce cas est classé comme le rétrécissement le moins sévère en termes d'énergie (voir le tableau **Tab. 4.2**). Cette observation confirme que la fréquence maximale (F_{\max}) n'est pas toujours un indicateur suffisant de la gravité pathologique et que l'énergie du souffle (E_{souff}) doit également être prise en compte.

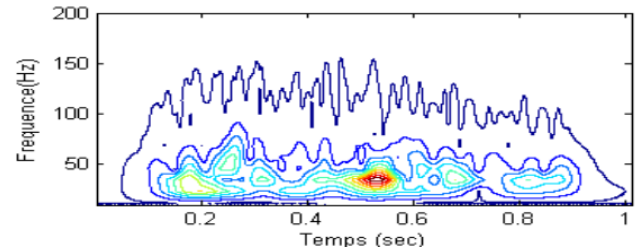
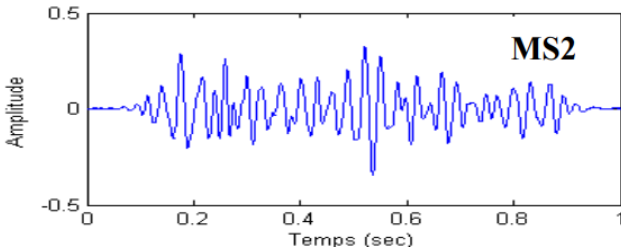
La variation du taux fréquentiel ($T_{\Delta F}$) a montré une bonne corrélation avec l'évolution de la sévérité des signaux **MS**, Sauf pour le quatrième et le cinquième cas : **MS4 et MS5** malgré le rapport temporel (R_t), le rapport fréquentiel (R_f) et la fréquence maximale (F_{\max}) qui confirme cette proportionnalité.

Une représentation temporelle et spectro-temporelle par application de la **TOC** des souffle systoliques : les cas des Sténoses Mitrales (**MS**) sont représentées sur les figures suivantes :

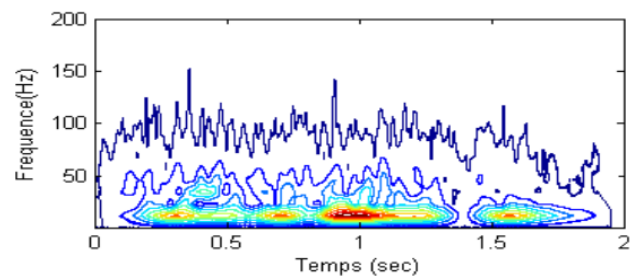
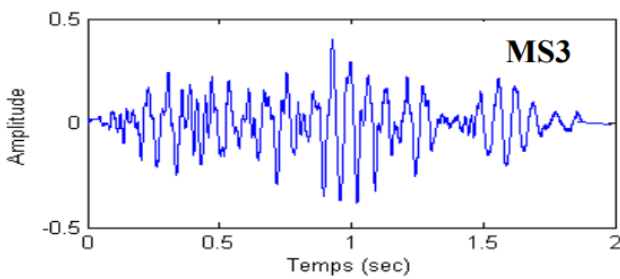
Sujet01 :



Sujet02 :



Sujet03 :



Sujet04 :

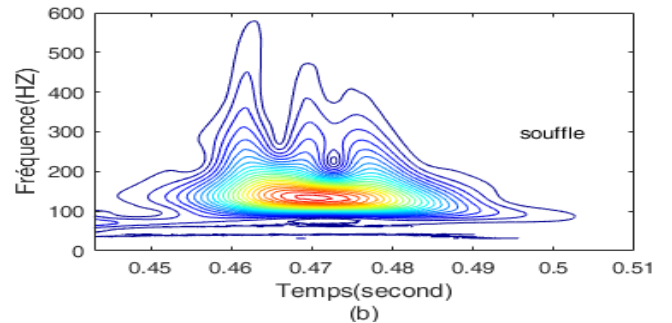
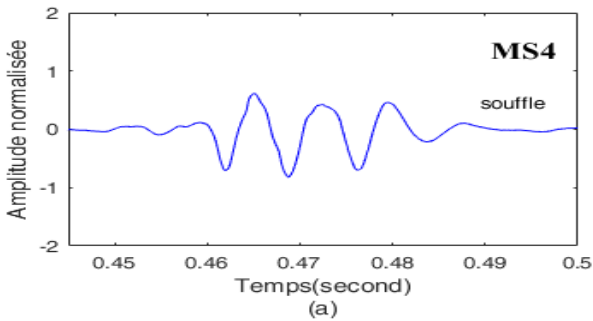


Figure. 4.14:Représentation temporelle et spectro-temporelle par application de la TOCdes souffle systoliques : Sténoses Mitrales (MS)

L'illustration de différents paramètres calculés selon l'évolution de leur gravité sont figurées par des histogrammes de la [Figure. 4.16].

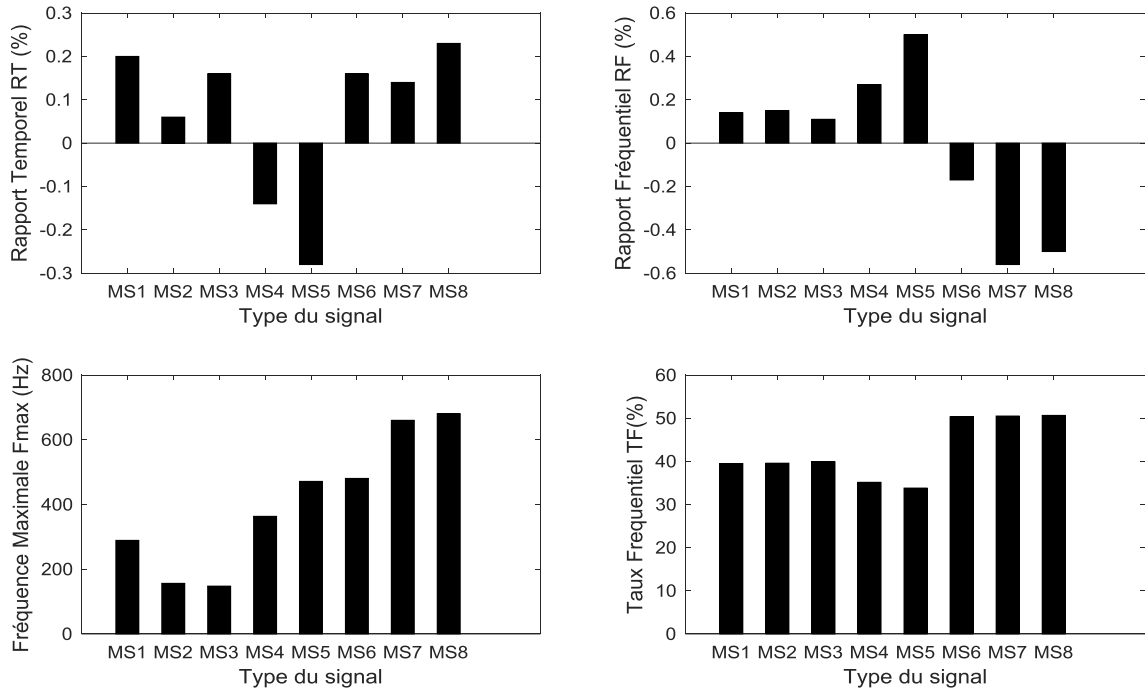


Figure. 4.15: Histogrammes de l'analyse des signaux PCGs de la Sténose Mitrale «MS».

Ainsi, un résumé sur l'état de la corrélation entre la variation du : E_{soutf} , R_T , R_F , F_{max} et $T_{\Delta F}$, et l'évolution de la sévérité pathologique, est montré sur le tableau suivant :

Paramètres	signaux à souffle	
	sténose aortique(AS)	sténose Mitrale(MS)
E_{soutf}	Bc	Bc
F_{maX}	Mc	Mc
R_T	Bc	Mc
R_F	Mc	Mc
$T_{\Delta F}(\%)$	Bc	Bc

Tab. 4.4 : Etat de la corrélation entre les différents paramètres .

L'analyse de la table ci-dessus [Tab.4.5] révèle que certains paramètres, tels que E_{soutf} et $T_{\Delta F}$, présentent une forte corrélation avec la mutation de la gravité. En revanche, le rapport temporel et

fréquentiel (R_T , R_F) et la fréquence maximale (F_{max}), semblent inefficaces pour suivre cette évolution et ne reflètent pas adéquatement les changements de sévérité.

IV. Conclusion

Ce chapitre a exposé les différents paramètres utilisables pour analyser la gravité des valvulopathies à l'aide de la transformée en ondelettes continues. Le rapport énergétique (RE) sert de paramètre de référence pour le classement des différents cas.

L'analyse révèle que la majorité des cas légers présentent un RE relativement inférieur à **30%**, et que la plupart des cas sévères ont un RE supérieur à **70%**. Cependant, il est à noter que certains cas peuvent se situer dans la zone modérée.

L'analyse des résultats, synthétisés sur le tableau **Tab 4.5**, révèle une forte corrélation entre l'évolution de l'énergie du souffle (E_{souf}), le taux fréquentiel ($T_{\Delta F}$) et l'évolution de la sévérité des pathologies des valvulopathies. Cette observation confirme le choix pertinent de ces deux paramètres comme outils d'analyse pour l'évaluation de la gravité des valvulopathies à partir des signaux **PCGs**.

Paramètres	2 ^{ème} groupe (signaux à click)			3 ^{ème} groupe (signaux à souffle)	
	AG	OS	SG	AS	MS
E_{souf}	Bc	Bc	Bc	Bc	Bc
R_T	Bc	Bc	Bc	Bc	Mc
R_F	Mc	Bc	Bc	Mc	Mc
$T_{\Delta F}(\%)$	Bc	Bc	Bc	Bc	Bc
F_{max}	Mc	Mc	Mc	Mc	Mc

Tab. 4.5 Comparaison de l'état de la corrélation de différents paramètres avec évolution de la sévérité pathologie des signaux PCGs.

Le chapitre suivant est consacré à l'application de la transformée en ondelette discrète (**T.O.D.**) pour l'analyse du signal phonocardiogramme(**PCG**) .

Chapitre.5: Analyse du signal phono cardiogramme(PCG) par application de la version discrète d'ondelette (T.OD)

I. Introduction :

L'utilisation de la version continue (TOC) aux signaux phono cardiogrammes (PCGs) a permis d'extraire des paramètres pertinents pour l'analyse et l'estimation de la sévérité pathologique des valvulopathies, comme nous l'avons déjà vu dans le chapitre précédant. En revanche, la transformée en ondelettes discrète (TOD) peut être utilisée comme outil de filtrage pour séparer les différentes composantes du signal PCG, comme illustré dans la **Figure 5.1**.

La transformée en ondelettes discrète (TOD) se distingue par sa capacité à représenter un signal avec un nombre minimal de coefficients d'ondelettes, surpassant ainsi d'autres méthodes en termes de parcimonie. Cette prouesse découle d'une condition essentielle : l'utilisation d'ondelettes orthogonales.

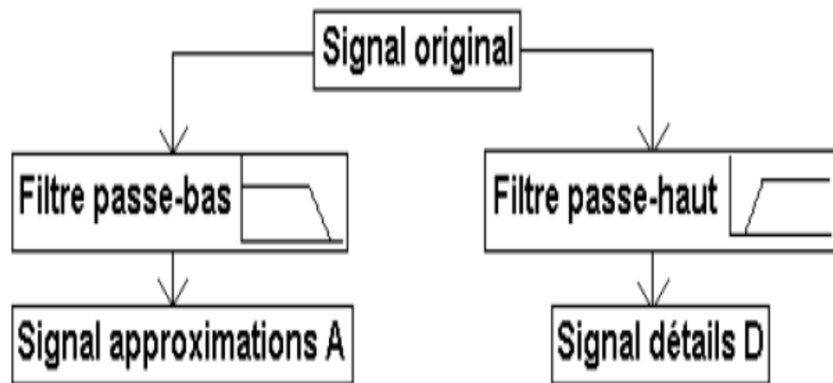


Figure 5.1: Extraction des signaux Approximations et Détails par Décomposition du signal original [11]

Le choix de l'ondelette adaptée est crucial pour une analyse efficace des signaux phonocardiogrammes (PCGs) à l'aide de la transformée en ondelettes (TO). En effet, les propriétés de l'ondelette influencent significativement la qualité et la pertinence des informations extraites des signaux PCG. Dans le cadre de l'analyse par transformée en ondelettes continue (TOC), l'ondelette

de **Morlet** se distingue comme un choix particulièrement pertinent ([24][62]). Ses propriétés mathématiques, notamment sa capacité à restituer fidèlement les irrégularités et les détails du signal, la rendent parfaitement adaptée à la capture des caractéristiques des signaux **PCGs**. Cette caractéristique permet une analyse précise et détaillée des composantes physiologiques sous-jacentes, telles que les contractions cardiaques et les valvulopathies.

En revanche, pour l'analyse par transformée en ondelettes discrète (**TOD**), les ondelettes de Daubechies entrent en jeu comme alliées de choix ([13][21][44][48]). Leur structure symétrique et leur compacité les rendent parfaitement adaptées aux exigences de la **TOD**. Ces propriétés permettent une décomposition efficace du signal **PCG** en ses composantes constitutives, tout en limitant la redondance des données. La parcimonie des ondelettes de Daubechies est particulièrement appréciée dans la **TOD**, car elle permet de réduire le nombre de coefficients nécessaires à la représentation du signal, facilitant ainsi le traitement et l'analyse ultérieurs.

Dans cette étude, l'ondelette de Daubechies est utilisée au septième ordre (**db7**) car elle est la plus adaptée pour l'analyse des signaux **PCGs**, qui sont échantillonnés à **8Khz**. L'évaluation de la sévérité pathologique des signaux **PCGs**, elle sera basée sur un certain nombre de paramètres qui seront détaillés par la suite.

II. Analyse des signaux phono cardiogrammes (PCGs)

Le principe de la décomposition d'ondelette discrète (**T.O.D**) utilise le schéma suivant :

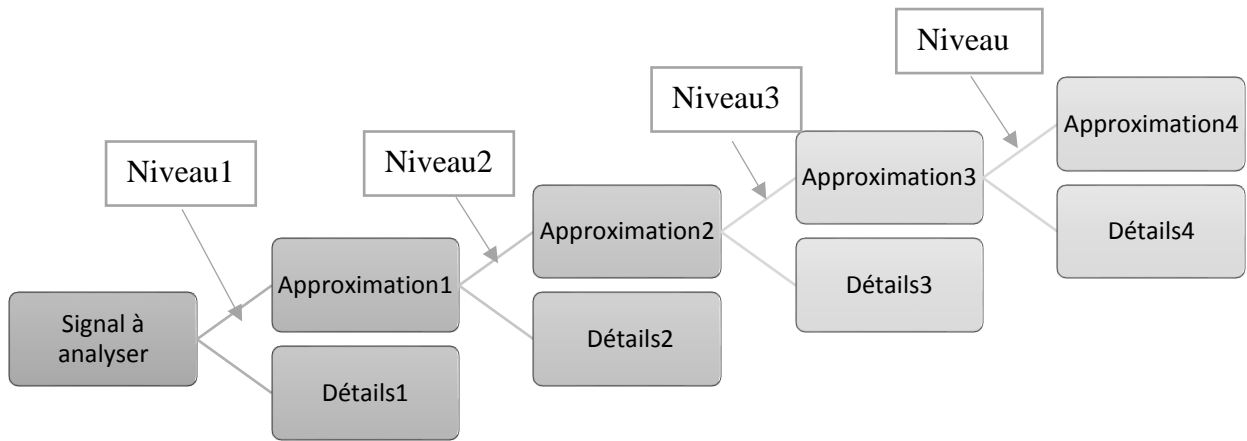


Figure 5.2: Procédure de décomposition du signal en 4 niveaux

Nous appliquons la **TOD** à trois groupes de signaux PCG différents:

- **Les signaux du 1^{er} groupe** : similaire à celle du signal **PCG** normal.
- **Les signaux du 2nd groupe** : sont à click ou souffle réduit.
- **Les signaux du 3^{ème} groupe** : sont à souffle systolique ou diastolique.

La décomposition du signal **PCG** normal (de fréquence 8KHz) par application de la **TOD** de l'ondelette (**db7**). La décomposition s'effectue sur les six niveaux, au sixième niveau, nous avons l'approximation **a6** et les six niveaux de détail de **d1** à **d6**.

Le spectre de fréquence de premier bruit cardiaque **B1** est prédominant dans la gamme fréquentielle de **[10 :200] Hz** tandis que le deuxième bruit cardiaque **B2** apparait dans la gamme fréquentielle de **[50 :300] Hz [10]**.

L'approximation au **6^{ème} niveau** : **a6** et les détails variant de **d1** à **d6** correspondant aux différentes bandes fréquentielles obtenues à partir d'une décomposition **T.O.D**.

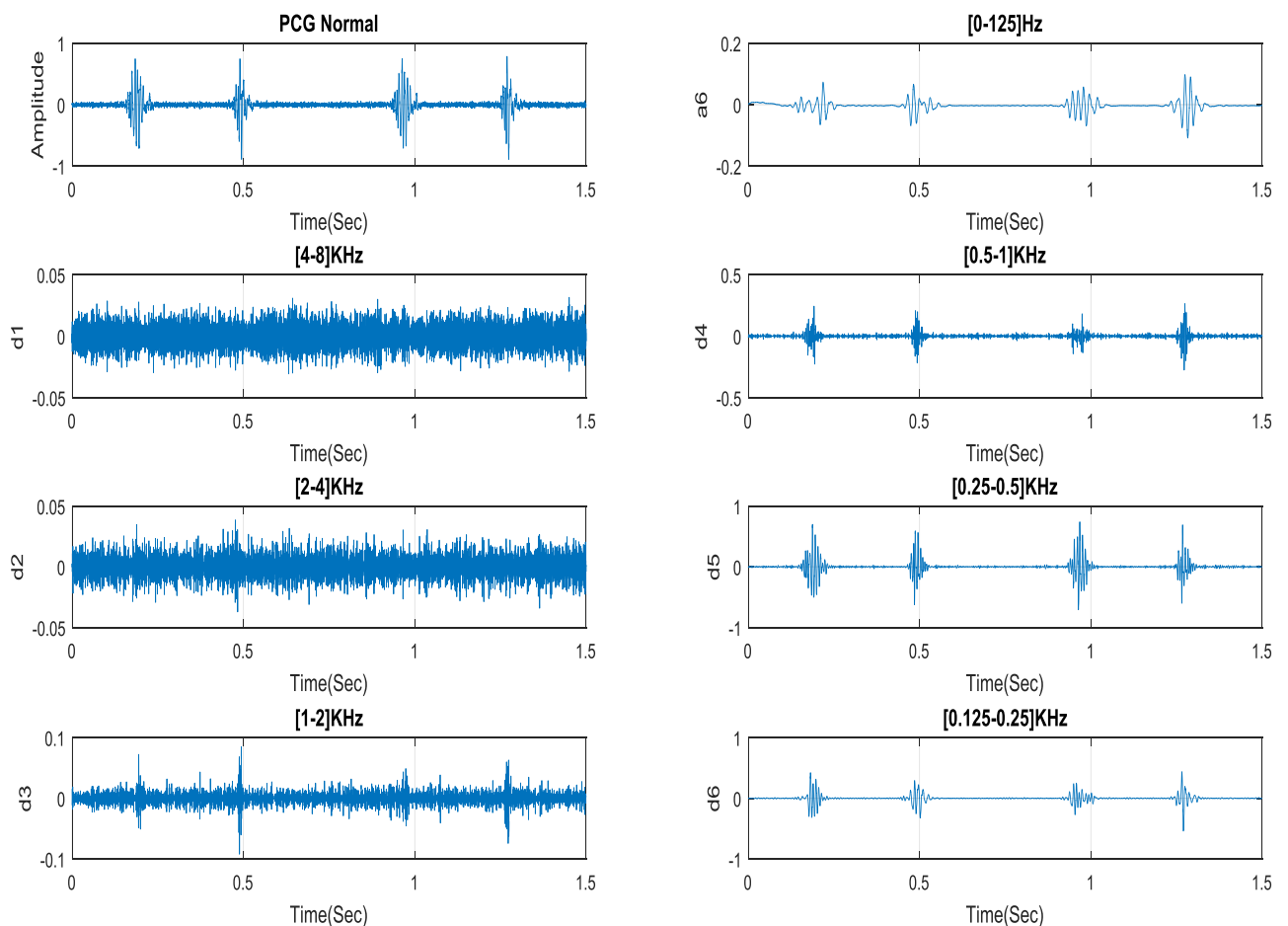
Le **6^{ème}** niveau d'approximation (**a6**), correspondant à la bande fréquentielle **[0 -125] Hz**, les niveaux de détail (**d1**), (**d2**), (**d3**), (**d4**), (**d5**) et (**d6**) correspondant aux bandes fréquentielles respectives de **[4 :8] KHz**, **[2 :4] KHz**, **[1 :2] KHz**, **[0.5 :1] KHz**, **[250 :500] Hz**, et **[125 :250] Hz**.

La composante fréquentielle correspondante du premier et du deuxième bruit cardiaque (**B1**, **B2**), est identifiée à partir de cette décomposition.

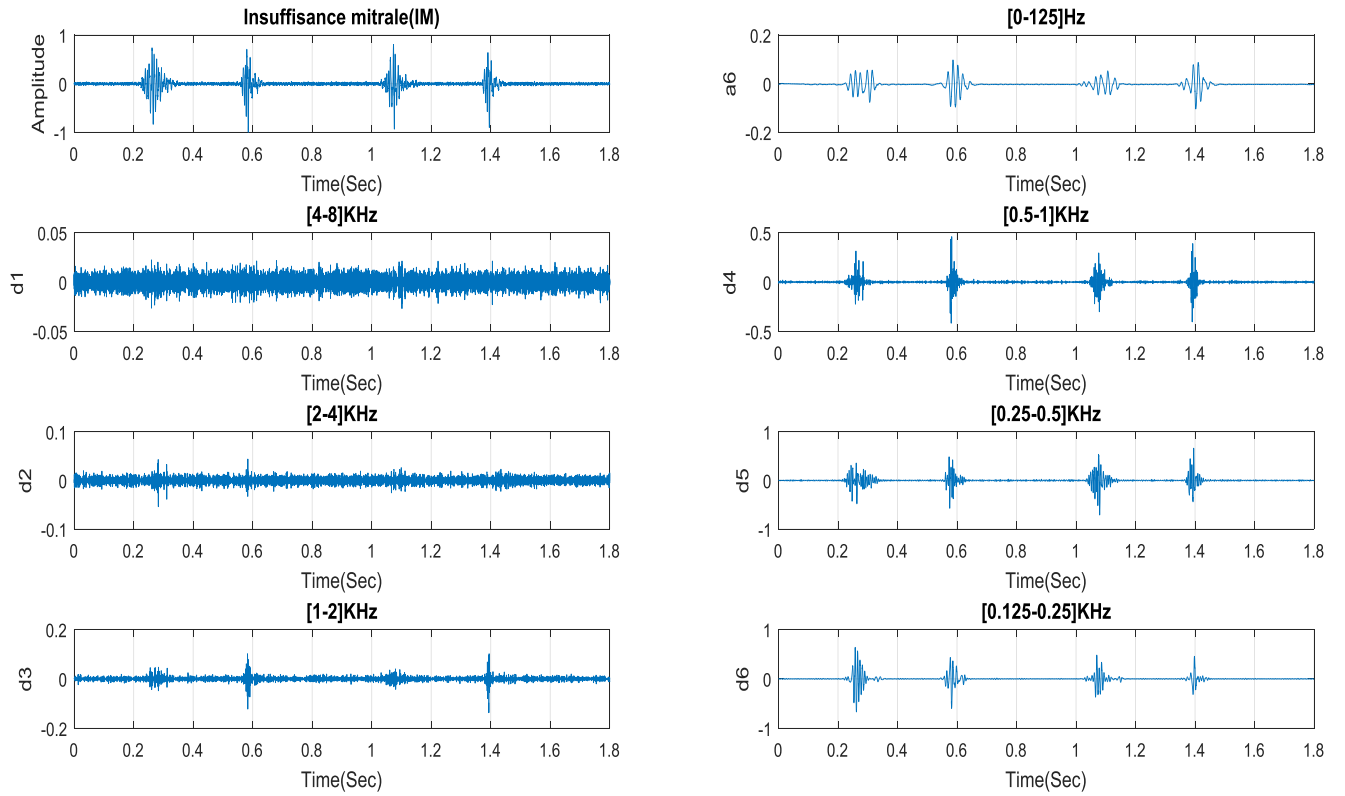
1. Les signaux du 1^{er} groupe: Ces signaux ont une morphologie similaire à celle du signal PCG normal.

La décomposition en ondelettes discrètes ,montre que :

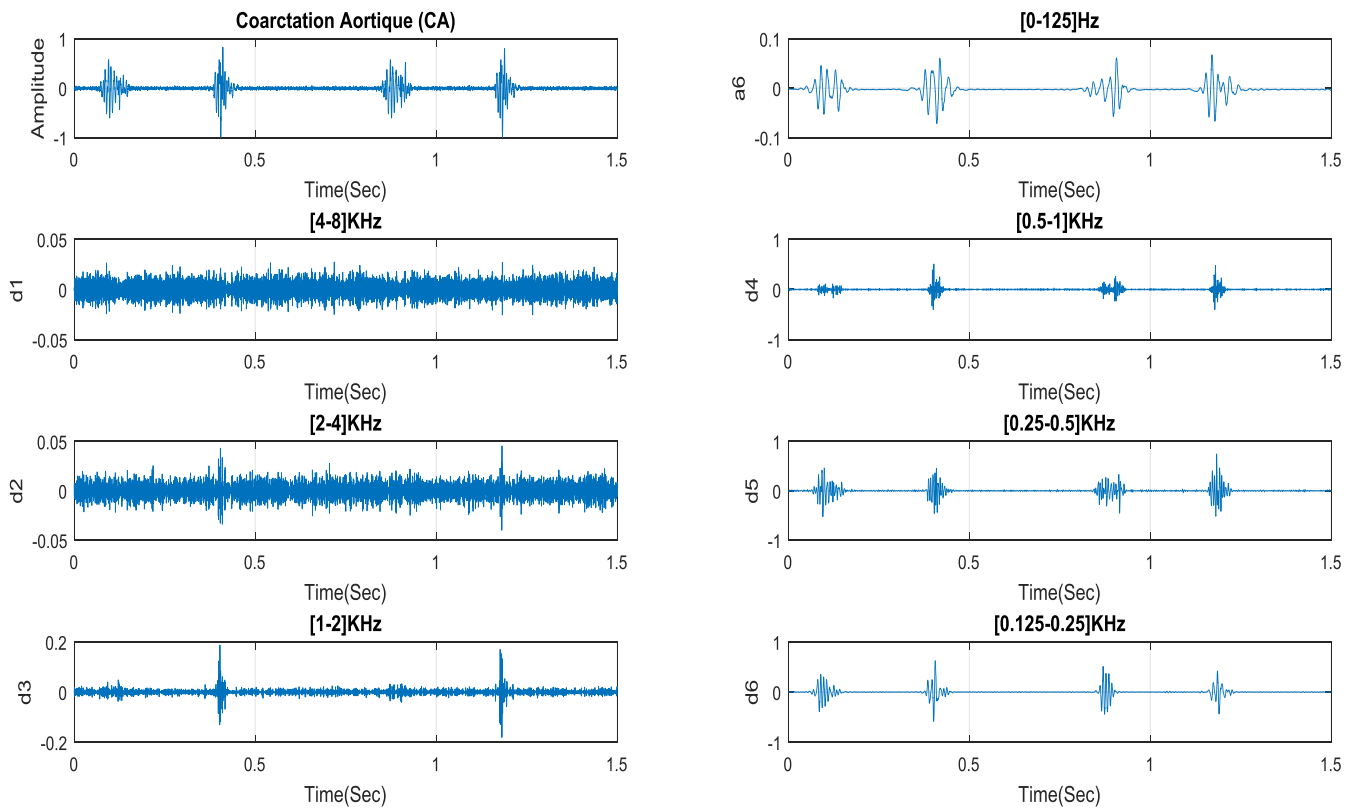
1. **Prédominance des bruits cardiaques B1 et B2:** Les bruits cardiaques **B1** et **B2** sont clairement dominants dans les deux gammes de fréquences : **[0-125] Hz** et **[125-250] Hz**. Cela indique que ces bruits constituent les composantes principales des signaux PCGs.
2. **Fluctuations haute fréquence:** Les représentations **d1** à **d2** fournissent les fluctuations à haute fréquence (**HF**) de la ligne de base du signal initial. Ces fluctuations peuvent être liées à des bruits respiratoires, des mouvements musculaires ou d'autres artefacts.
3. **Prépondérance du bruit B2 en d3:** Dans le détail **d3**, nous observons que le bruit **B2** est plus répandu que celui de **B1**. Cela pourrait être lié à des modifications de la dynamique cardiaque dans les cas d'insuffisance mitrale ou de coarctation aortique.



(a)



(b)



(c)

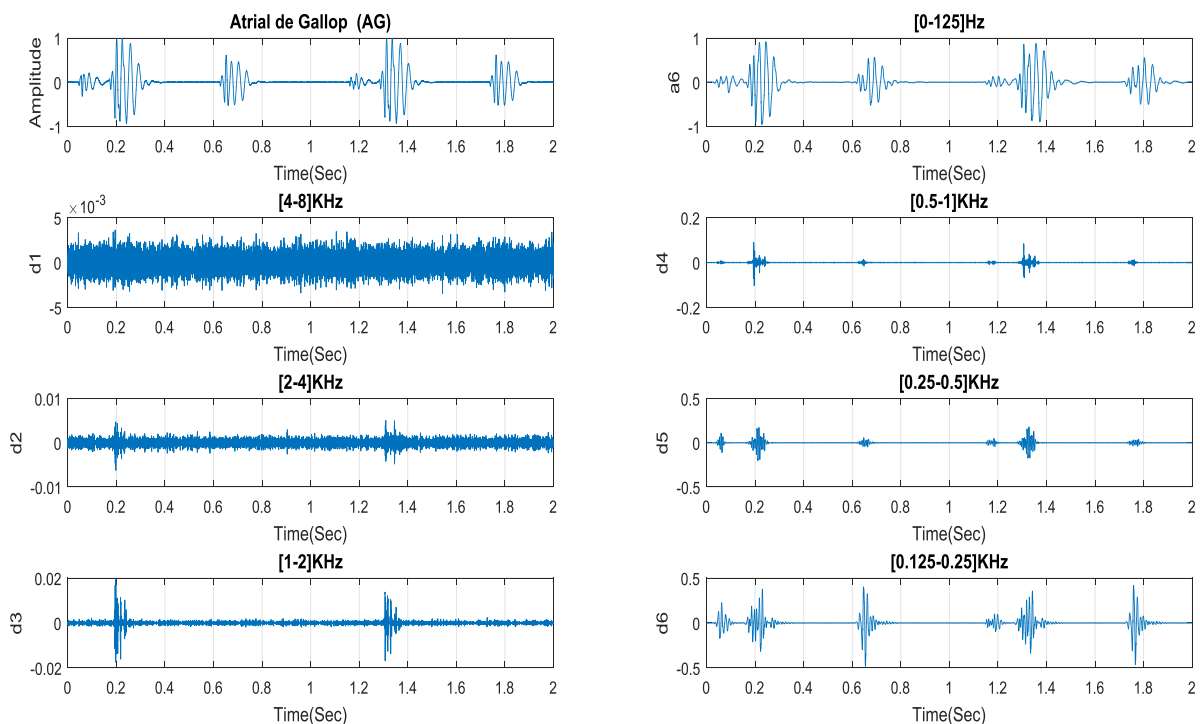
Figure 5.3: Analyse des signaux ayant une morphologie similaire à celle du signal PCG normal par TOD.

2. Les signaux du 2nd groupe : les signaux à click ou souffle réduit.

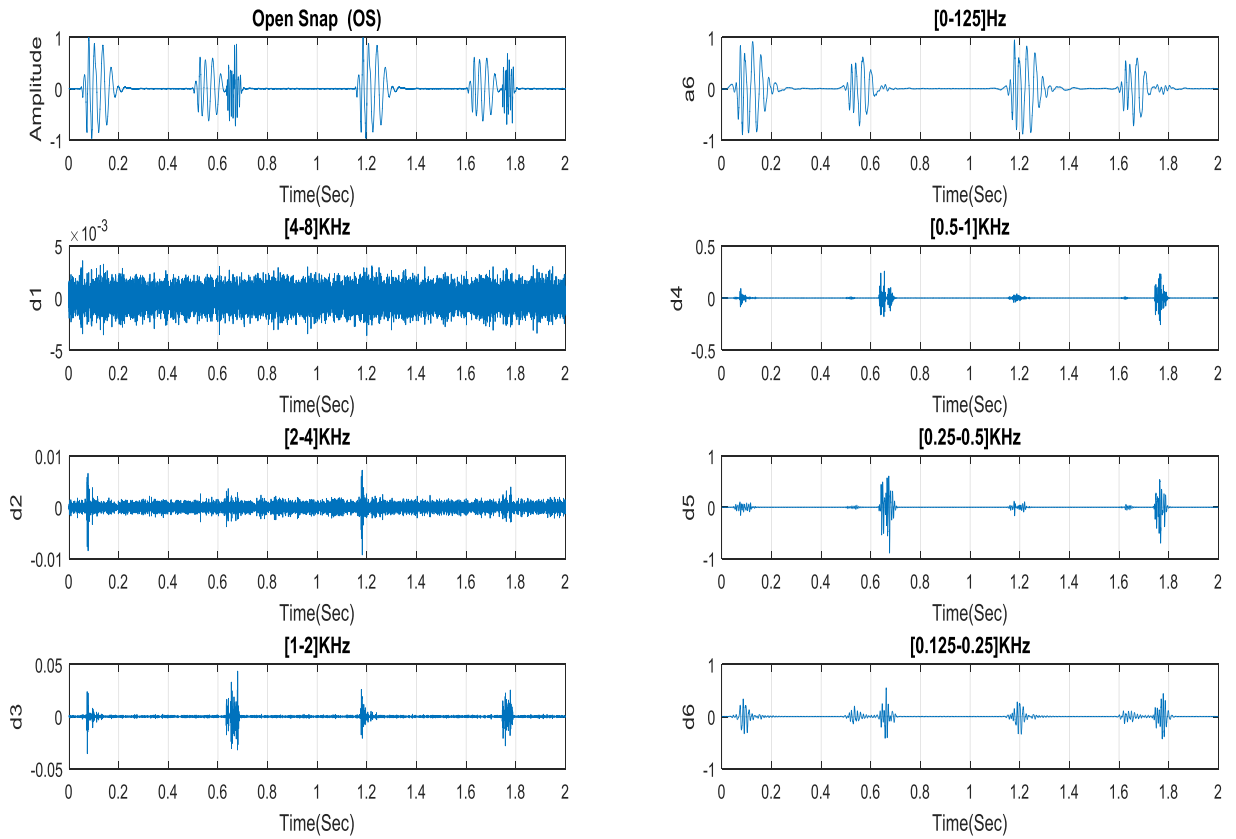
Les trois cas de signaux **PCGs** à click (Atrial Gallop (**AG**), Open Snap (**OS**) et Sommeation de Galop (**SG**)), comme illustré dans la **Figure 5.4**, présentent une présence notable de composantes hautes fréquences (**HF**) dans les niveaux **d6** et **d5**, indiquant la présence d'une pathologie. Ces fréquences se situent dans la plage de **[125 à 250] Hz**.

Les bruits cardiaques **B1** et **B2**, ainsi que le click, sont clairement visibles au niveau **d6**. En **a6**, les caractéristiques principales des bruits sont clairement observables, avec un premier bruit d'amplitude supérieure au second et une diminution de l'amplitude du click. La composante fréquentielle du click disparaît au niveau **d4** dans la gamme **[0,5 - 1] kHz**, et au niveau **d3** dans la gamme **[1 - 2] kHz** pour le cas modéré.

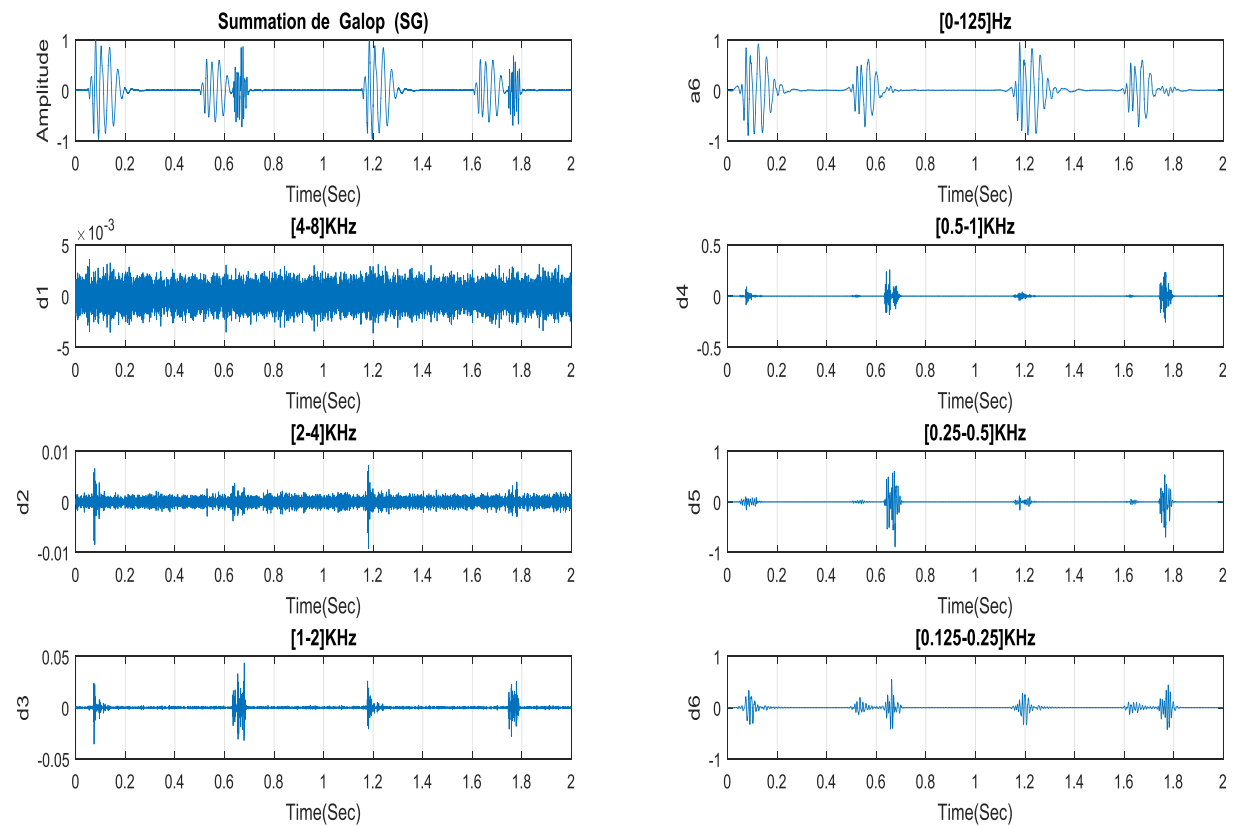
Les niveaux **d1**, **d2** et **d3** ne présentent aucune information utile, tandis que les niveaux **d4**, **d5** et **d6** présentent un caractère **HF** nettement supérieur à celui des basses fréquences (**BF**).



(a)



(b)



(c)

Figure 5.4 : Analyse par la transformée en ondelettes discrète des signaux PCG à click

3. Analyse des signaux à souffles

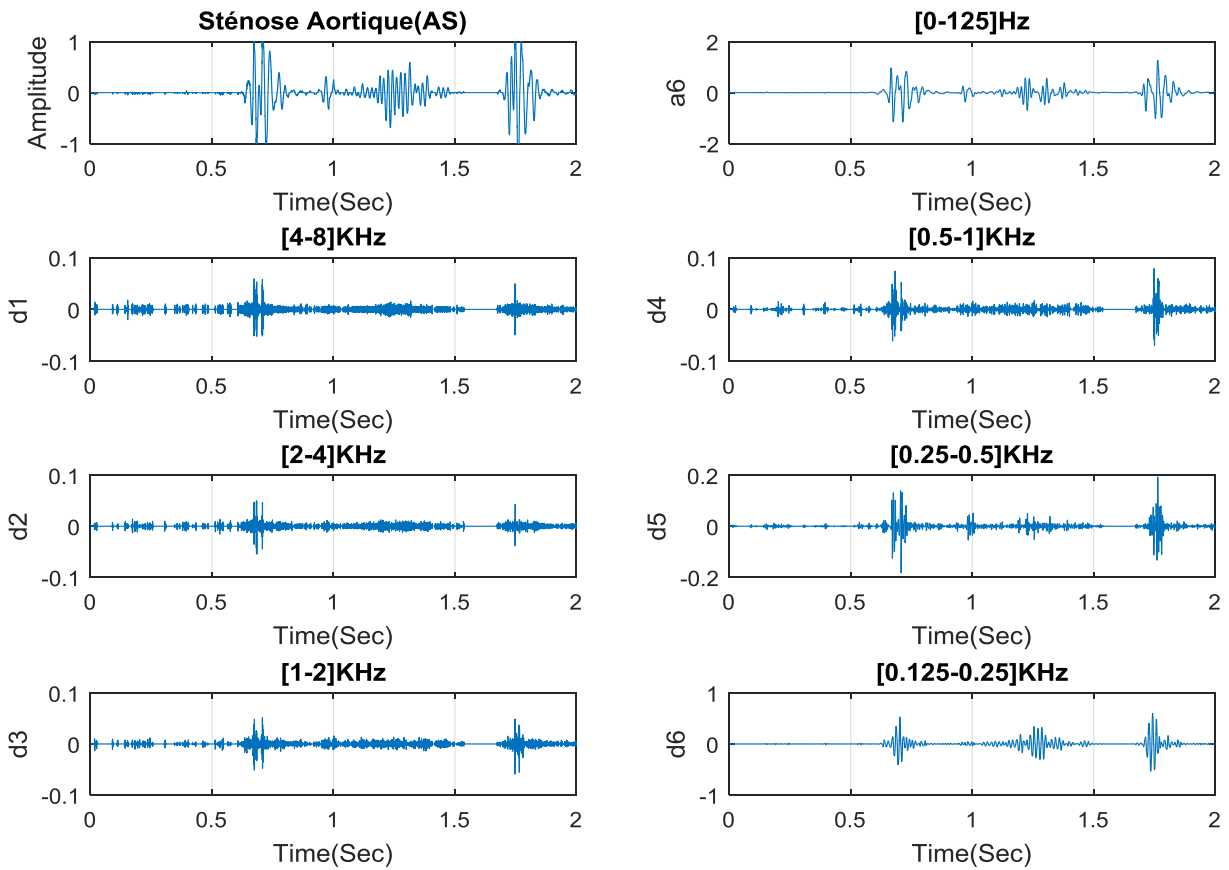
3.1 Sténose aortique

La **Figure 5.5** illustre trois différents cas de sténoses aortiques (de différente sévérité pathologie).

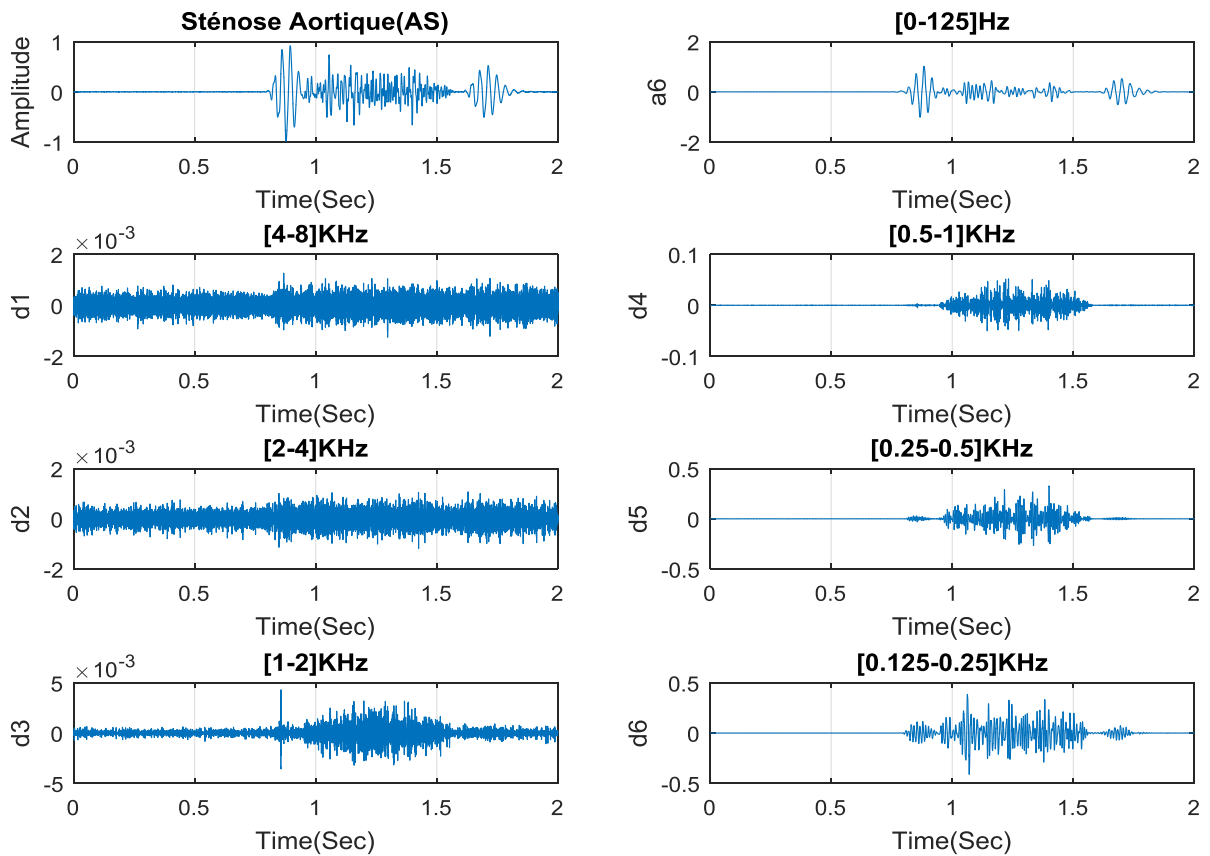
Dans le premier cas à souffle léger (voir la **Figure 5.5 (a)**), les composantes hautes fréquences générées sont causées par la sténose aortique et due à l'ouverture incorrecte de la valve aortique [72]. Ces composantes apparaissent dans le sixième niveau de la décomposition (**d6**), dans la gamme fréquentielle de [125 : 250] Hz. Ainsi, le souffle systolique est complètement filtré au niveau **a6**, dans la gamme fréquentielle [0 : 125] Hz.

La représentation temporelle de décomposition par ondelettes des deux cas à souffle modéré et à souffle sévère [voir respectivement les Figures.5.5. (b) et (c)], montre que les deux bruits cardiaques **B1** et **B2**, sont affectés en raison de la génération des composantes hautes fréquences (**HF**). Avec un contenu fréquentiel important par rapport à celui des sténoses aortiques légères. Les composantes hautes fréquences sont clairement visibles au niveau **d5** et **d6**. Elles sont générées en raison de la sténose aortique dans le sixième niveau de la décomposition (**d6**), dans la gamme fréquentielle : [125 :250] Hz pour le cas à souffle modéré (**AS2**) et dans le cinquième niveau de la décomposition (**d5**), dans la gamme fréquentielle: [250 :500] Hz (**d5**) pour le cas à souffle sévère (**AS3**).

Les bruits cardiaques **B1** et **B2**, sont visibles dans l'approximation **a6**, dans la gamme fréquentielle [0 :125] Hz, leur amplitude est aussi affectée, par rapport aux bruits cardiaques d'un cas normal. Le 3^{ème} cas du souffle systolique sévère (**AS3**) est complètement filtré, cependant il est réduit dans le 2^{ème} cas à souffle modéré (**AS2**).



(a)



(b)

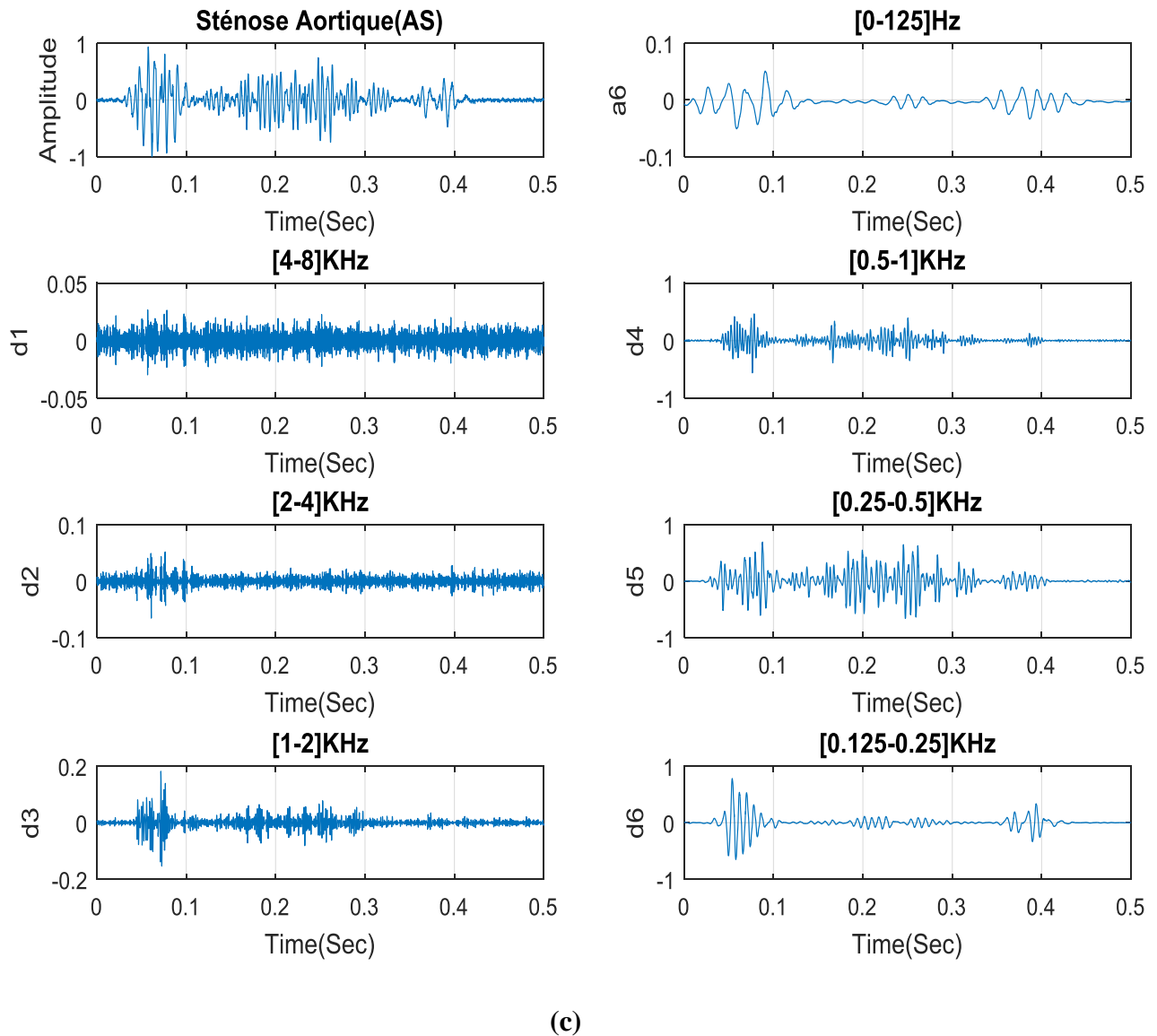
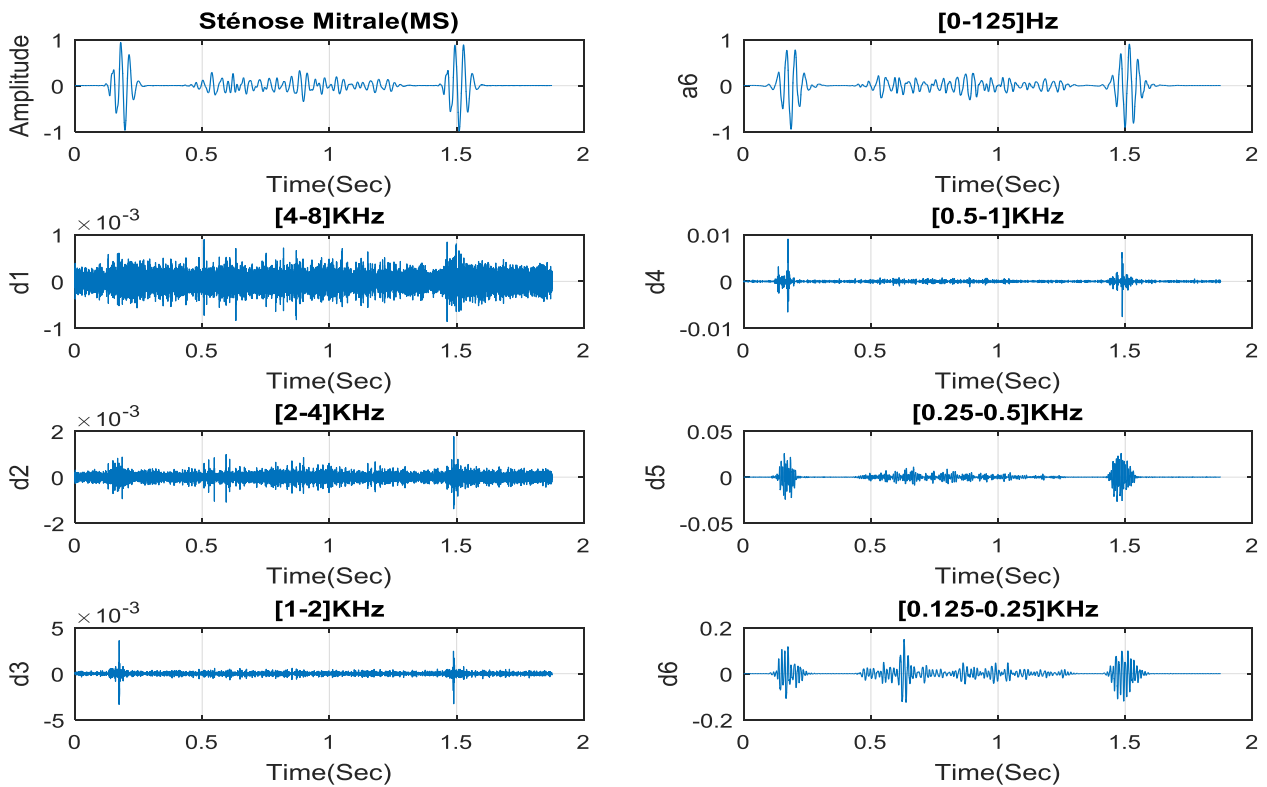


Figure 5.5: Analyse par TOD des sténoses aortique :(a) :cas à souffle léger,(b) :cas à souffle modéré et (c) :cas à souffle sévère.

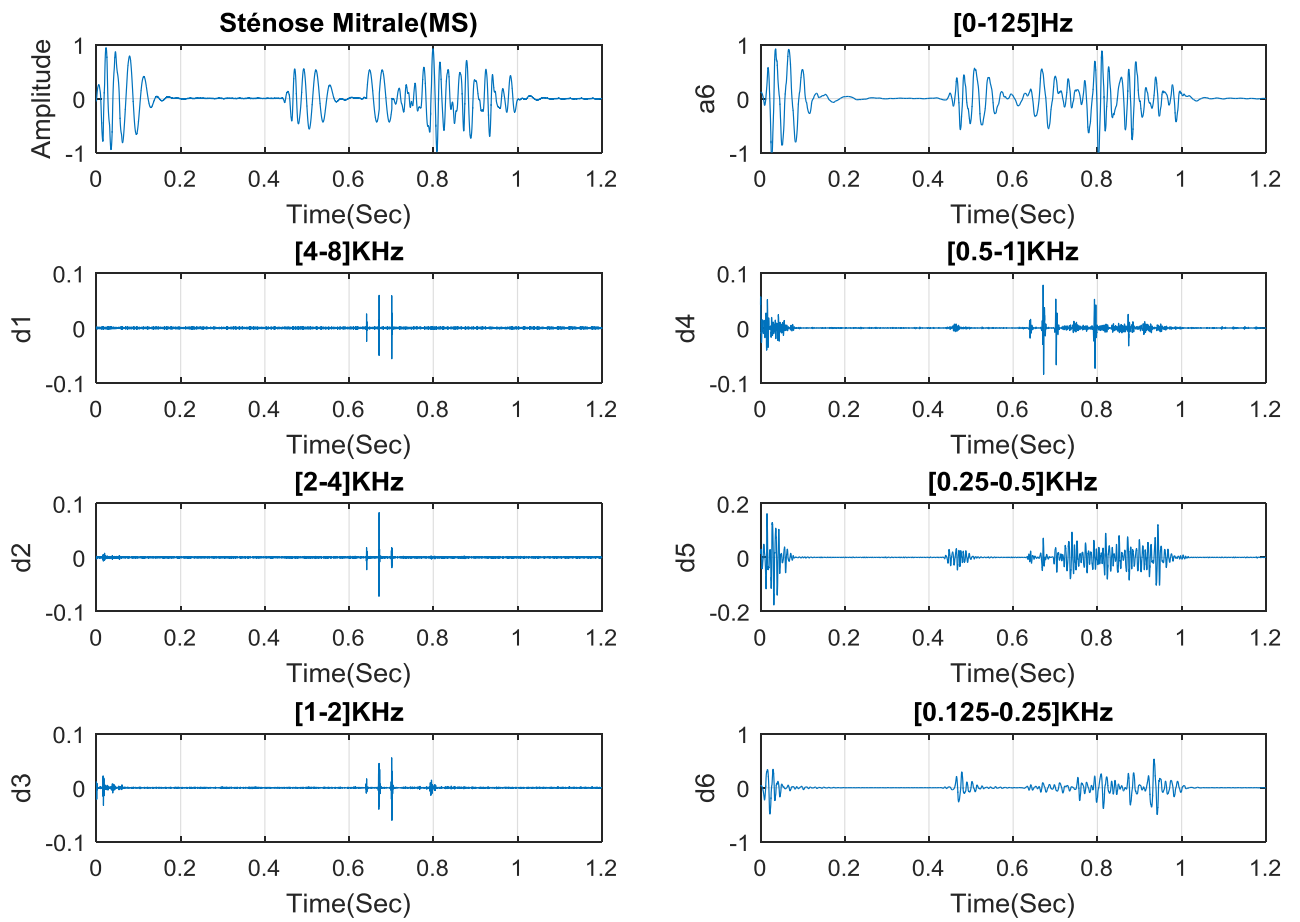
3.2 La sténose mitrale

Deux différents cas de sténoses aortiques : un cas à souffle léger et deux cas à souffle modéré, le premier cas à souffle léger [voir **Figure 5.6 (a)**], nous constatons en premier que les bruits cardiaques **B1** et **B2** sont nettement visible dans la décomposition (**a6**). Les composantes hautes fréquences sont dues à l'ouverture incorrecte de la valve mitrale. Elles sont visibles au niveau **d5** dans la gamme fréquentielle : **[0.25 :0.5] KHz** et au détail **d6** dans la gamme fréquentielle : **[0.125 :0.25] KHz**. Les détails **d1** à **d2** fournissent les variations en haute fréquence (**HF**) de la ligne de base du signal **PCG**.

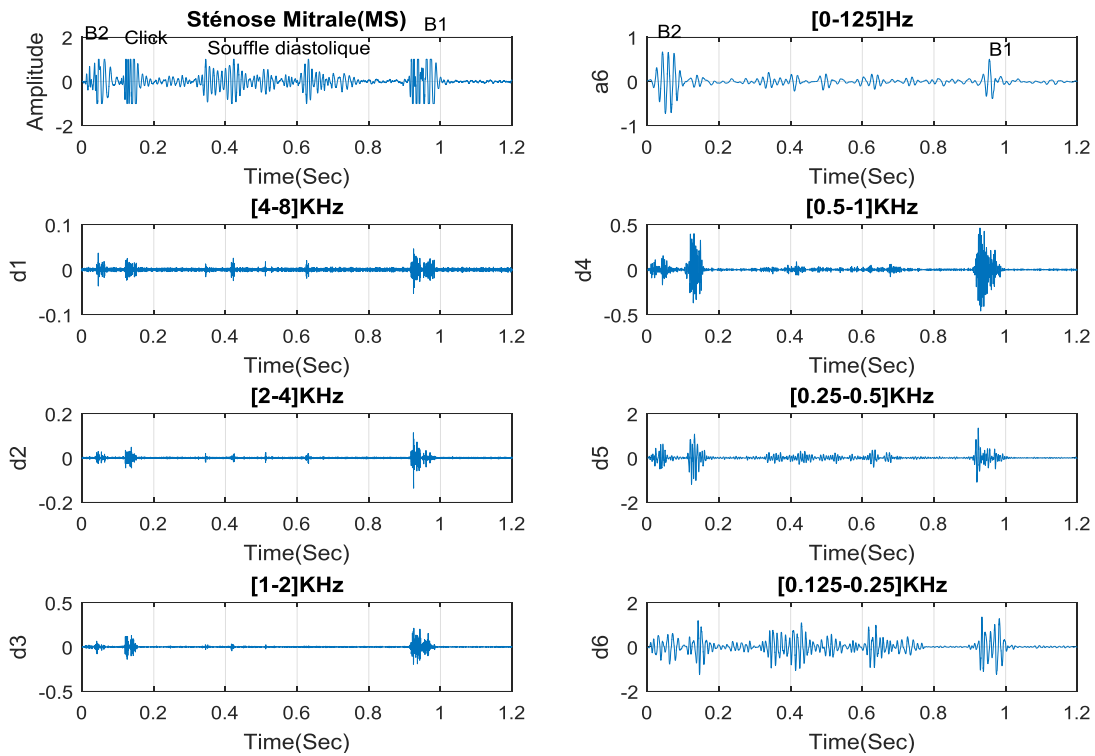
Le deuxième cas est à souffle modéré [voir les Figures 5.6 (b) et (c)] , lorsque le souffle est modéré, le contenu fréquentiel est plus important que celui du souffle léger. Le premier bruit cardiaque **B1** présente un contenu fréquentiel plus important par rapport au bruit cardiaque **B2**. Les composantes hautes fréquences sont alors visibles aux deux détails **d5** et **d6**. Les quatre niveaux de la décomposition détails : **d1**, **d2**, **d3** et **d4** sont dénués de toute information haute fréquence (**HF**). Au sixième niveau d'approximation (**a6**), la composante fréquentielle du click est alors complètement éliminée.



(a)



(b)



(c)

Figure 5.6: Analyse par TOD des sténoses mitrale :

(a) :cas à souffle léger,(b) et (c):deux cas à souffle modéré .

Nous pouvons dire alors que plus le signal présente une sévérité pathologique accentuée plus le filtrage du souffle nécessite un niveau de décomposition inférieur correspondant à une haute gamme fréquentielle.

III. Paramètres d'analyse des signaux phono cardiogrammes

L'objectif principal de ce paragraphe est de proposer un ensemble de paramètres facilement calculables et visuellement explicites pour identifier les variations du signal **PCG** analysé par rapport à un signal **PCG** normal. Ces paramètres visent à simplifier l'interprétation des résultats de l'analyse et à faciliter la détection des anomalies potentielles.

- **1^{er} paramètre d'analyse est : "Approximation-Signal Report : RAS".**

L'analyse des signaux **phonocardiogrammes (PCGs)** par la **TOD** s'avère être un outil précieux pour l'évaluation de la détection de pathologies et de la santé cardiaque. En effet, la **TOD** permet de décomposer le signal **PCG** en ses composantes de fréquences et de temps, fournissant ainsi des informations précieuses sur la fonction cardiaque.

Le rapport Approximation-Signal (RAS), calculé entre le signal de synthèse (**a6** ou **a5**) et le signal original, s'impose comme un indicateur potentiel de la gravité de la maladie. Ce rapport reflète la différence entre le signal **PCG** reconstitué et le signal original, capturant ainsi les altérations du signal associées aux pathologies cardiaques. Il est exprimé par l'équation suivante :

$$R_{AS} = \sum_{i=1}^N \frac{|S_r(i)|}{|S_0(i)|} \quad (5.1)$$

Avec :

S_r = Signal de synthèse : **a6** ou **a5**.

S_0 = signal original.

La propriété de ce rapport montre qu'un signal typique (un cas normal) , présente un $RAS \approx 1$, si (**RAS < 1**), cela indique une augmentation de la sévérité. [28]

En vue d'exploiter cette relation entre le **RAS** et la sévérité pathologique des valvulopathies, l'étude propose la construction d'histogrammes de la variation de l'inverse du RAS ($\frac{1}{RAS}$) pour différents cas

analysés [voir le tableau Tab. 5.1]. L'inverse du RAS : $(\frac{1}{RAS})$, est choisi car il présente une meilleure sensibilité aux variations du signal original.

La variation de l'inverse du **Rapport Approximation-Signal** ($\frac{1}{RAS}$) pour les signaux du premier groupe qui ne présentent pas de souffles surajoutés, est représentée sur la **Figure. 5.7. (a)**. Dans le cas **N**, présente la valeur la plus petite (~ 2), que celle des autres cas. Le cas **IM**, possède aussi une valeur moins importante, proche du cas **N**, mais elle est inférieure à celle du cas **CA** qui a une valeur qui tend vers les **10**. Cette différence démontre que plus le signal est plus sévère, plus l'inverse du rapport tend à atteindre une valeur significative, ce qui signifie que le cas **IM** est moins sévère que le cas **CA**.

Les variations de trois différents types des signaux **PCGs** à click : **Atrial de Gallop (AG)**, **Open Snap (OS)** et **Sommations de Gallop (SG)**, représentées par les **Figure. 5.7 (b, c et d)** montrent que :

- ✓ Pour le premier cas: **Atrial de Gallop (AG)**, la variation de $(\frac{1}{RAS})$ est moins importante lorsque le signal présente une légère sévérité ; c'est le cas du premier et du deuxième cas à click léger: **AG1** et **AG2**. Ainsi l'augmentation de ce rapport est proportionnelle à l'importance énergétique du click et par suite à la sévérité pathologique spécifiée par le rapport énergétique [voir la **Figure. 5.7 (b)**]

La même analyse et la même remarque faite ici pour le deuxième et le troisième type : **Open Snap (OS)** et **Sommations de Gallop (SG)**. [voir les **Figures 5.7 (c et d)**]

- ✓ Pour le deuxième cas : les résultats de l'analyse des signaux à souffle important (voir les **Figures 5.8 (a et b)**), indiquent qu'il y a une corrélation significative entre l'importance de la sévérité et l'augmentation du rapport $(\frac{1}{RAS})$.

La variation de ce rapport pour les signaux à souffle systolique : **Sténoses Aortiques (AS)** [voir la **Figure 5.8. a**] démontre que plus le signal présente une pathologie sévère, plus le rapport $\frac{1}{RAS}$ est élevé : c'est le cas du sixième signal (**AS6**), le septième (**AS7**) et le huitième cas (**AS8**) à souffle

sévère. Le cas contraire est observé alors pour les signaux à souffle léger et modéré (AS1, AS2 , AS3, AS4 et AS5).

Les mêmes constatations faites ici pour les signaux présentant la **Sténose Mitrale (MS)** [voir la **Figure 5.8. (b)**].

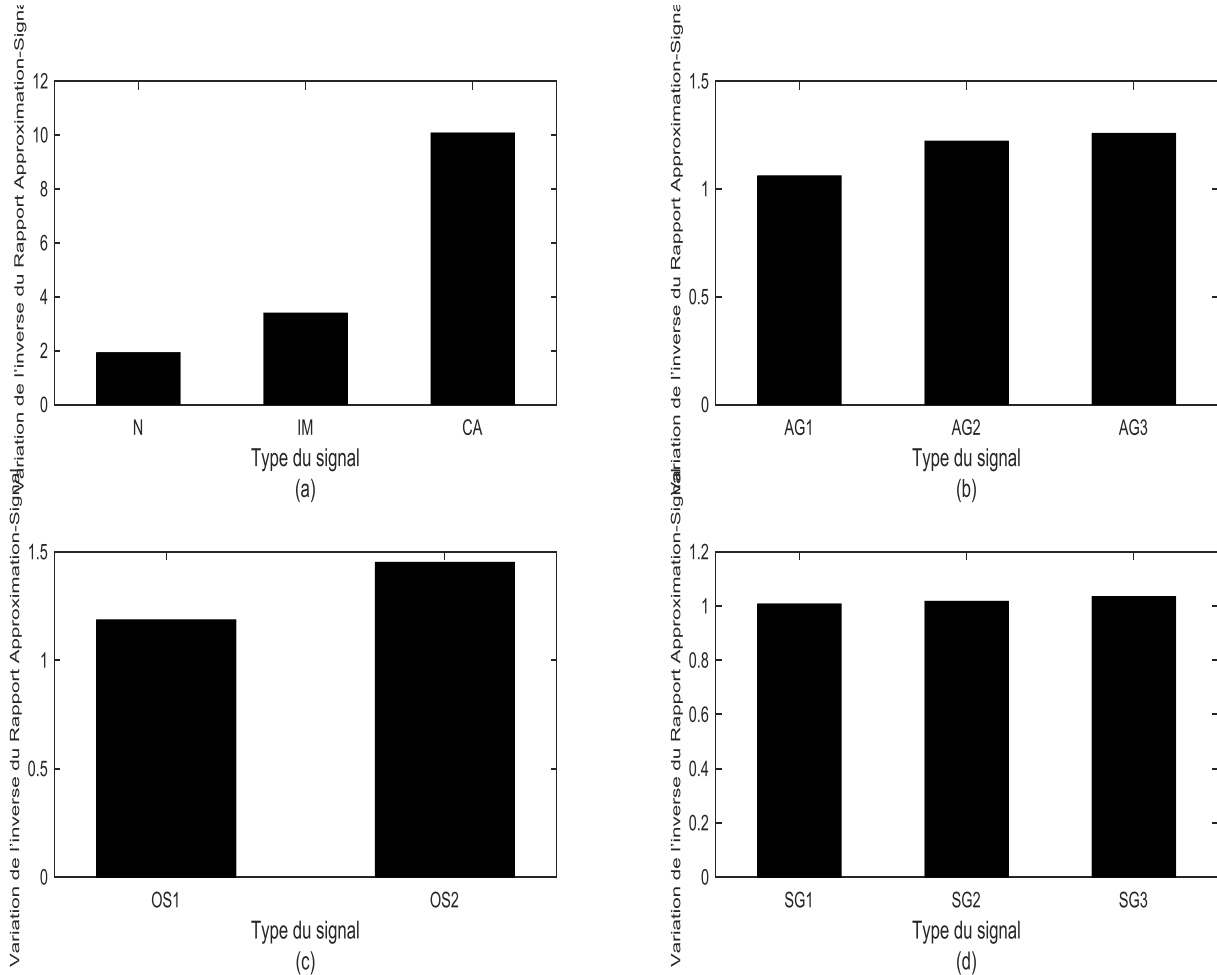
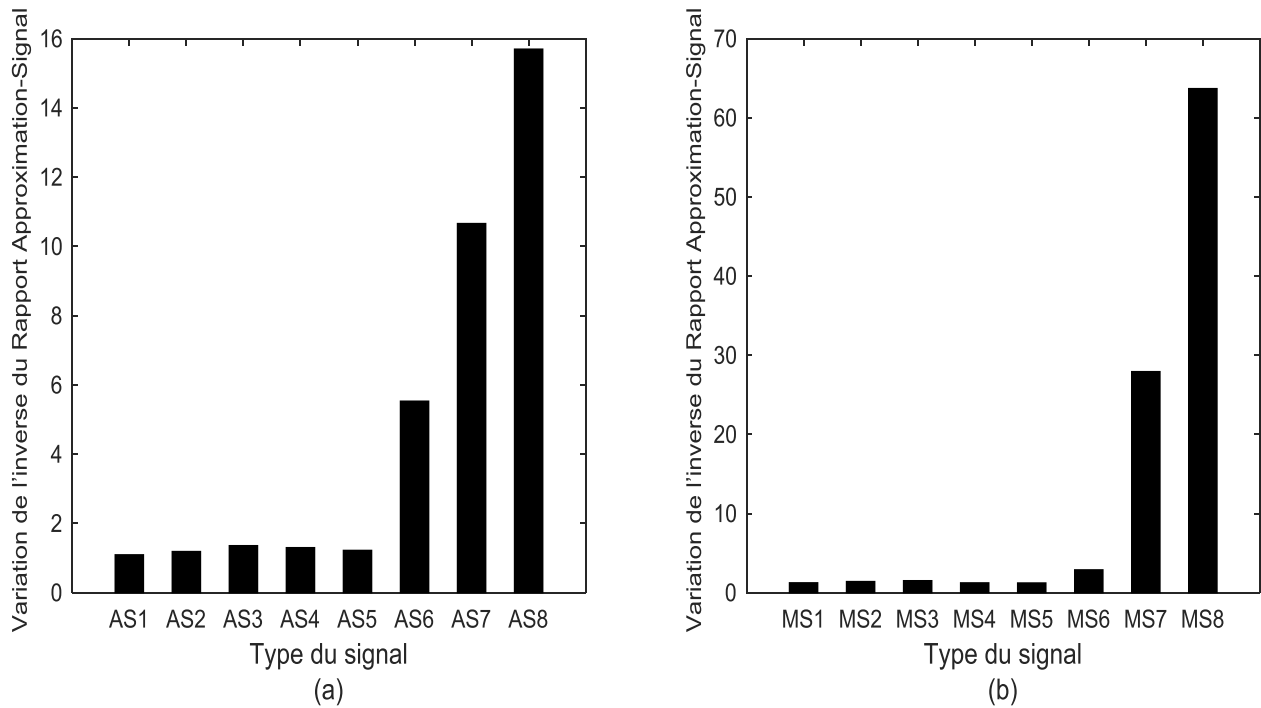


Figure 5.7 : Variation de l'inverse du Rapport Approximation-Signal PCG:

- (a) : signaux ayant une morphologie similaire à celle du 1er groupe : N, IM et CA,**
- (b) : signaux à click : Atriale de Galop (AG), (c): signaux à click : l'open snap (OS) ,**
- (d): signaux à click Sommutation de Galop(SG).**



**Figure 5.8 : Variation de l'inverse du Rapport Approximation-Signal des signaux PCGs du 3^{ème} groupe :
(a) : Sténose Aortique (AS), (b) : Sténose Mitrale (MS)**

- 2^{ème} paramètre de l'analyse : « Coefficient de corrélation : Cc »

L'objectif de ce paramètre est d'établir une relation entre le signal original et le signal de synthèse (a6 ou a5), dans le but d'évaluer la gravité pathologique des signaux PCGs. Le Cc est simplement la covariance mathématique des variables divisée par le produit des écarts-types. Il est calculé selon la formule suivante :

$$C_c = \frac{cov(sig, a6)}{\sigma_{sig}\sigma_{a6}} \tag{5.2}$$

Le tableau ci-dessous [Tab.5.1] présente la variation de l'inverse du coefficient de corrélation : $1/C_c$ pour les mêmes signaux PCGs étudiés précédemment. Cette variation est illustrée par les Figures 5.9 (a, b, c et d) et les Figures 5.10 (a et b).

Tout d'abord, les signaux PCGs du premier groupe: N, IM et CA ne présentent pas de souffles surajoutés. La variation de l'inverse du coefficient de corrélation $\left(\frac{1}{C_c}\right)$ révèle que le cas N présente la

valeur la plus faible, proche de celle du cas **IM**, qui lui-même a une valeur en dessous de celle du cas **CA**. ($N < IM \ll CA$) [voir la **Figure 5.9. a**]. Ainsi, plus la valeur du signal étudié est proche du cas **N**, plus la sévérité pathologique est faible, avec une apparence peu différente du cas **N**. Par conséquent, le cas pathologique **IM** est moins sévère ici que le cas **CA**.

Ensuite, les signaux du deuxième groupe : **AG**, **OS** et **SG**, se caractérisent par un léger souffle supplémentaire. Leurs valeurs varient en fonction de l'importance du click.

Dans le premier cas pathologique, l'**Atrial de Gallop (AG)**, il est observé que plus le signal présente une légère pathologie, plus sa valeur est faible : c'est le cas pour **AG1 et AG2**. Cette valeur augmente en fonction de la gravité pathologique (**AG3**) [voir la **Figure 5.12. b**]. Les mêmes analyses et observations sont apportées ici pour les deuxième et troisième types : **Open de Snap (OS) et Sommeation de Gallop (SG)**, voir les **Figures 5.9 (c et d)**.

L'évolution de l'inverse du coefficient de corrélation ($1/Cc$) pour les signaux de souffle systolique: sténoses aortiques (**AS**): sur la [**Figure. 5.10. a**], nous constatons que les signaux qui ont un souffle léger et modéré ont les coefficients les plus bas : c'est ce qui est observé pour le premier cas au cinquième cas: **AS1** jusqu'à **AS5**, tandis que les signaux à souffle importants : **AS6, AS7 et AS8**, ont des valeurs significatives (≈ 7 fois plus élevées que celles des autres cas).

- La même analyse et les mêmes observations ont été effectuées pour les signaux de **Sténose Mitrale (MS)**, illustrés par le **Figure 5.10.(b)**.

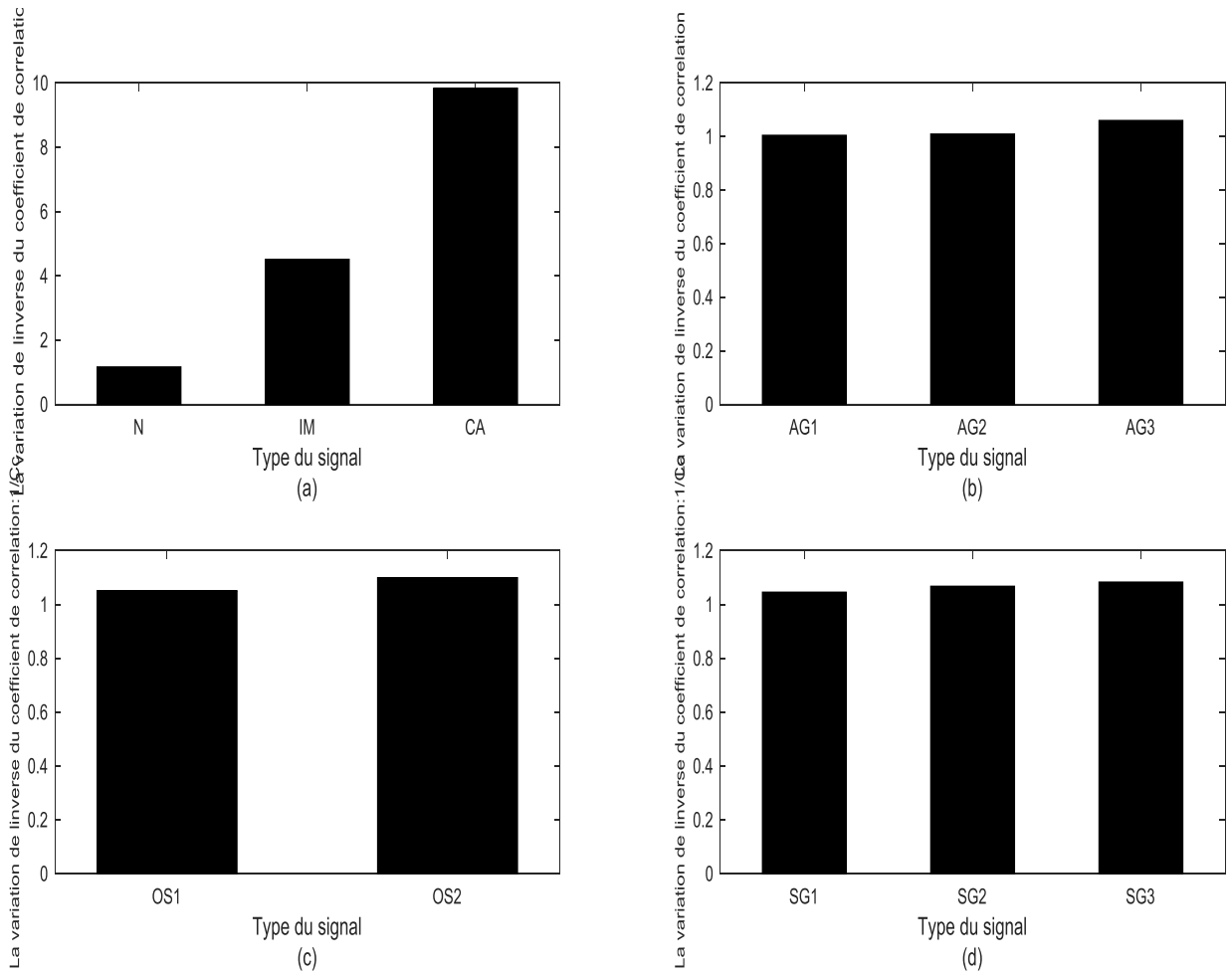


Figure 5.9 : Variation de l'inverse du coefficient de corrélation pour différents signaux PCGs

- (a) : signaux ayant une morphologie similaire à celle du 1er groupe : N, IM et CA,**
- (b) : signaux à click : Atriale de Galop (AG), (c): signaux à click : l'open snap (OS) ,**
- (d): signaux à click Sommaton de Gallop(SG).**

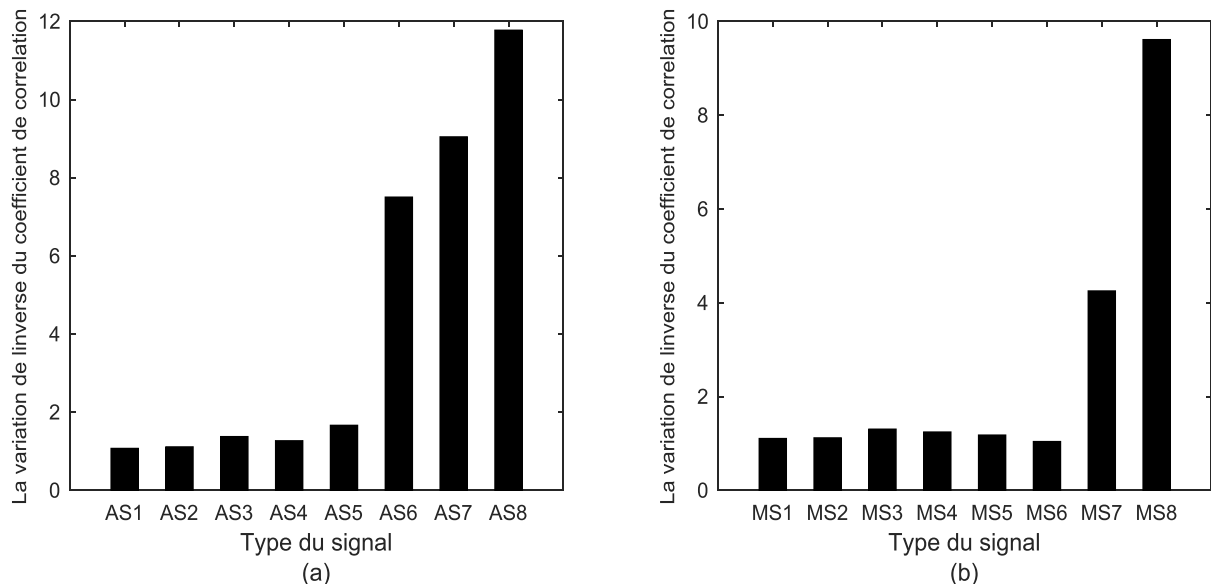


Figure 5.10 : Variation de l'inverse du coefficient de corrélation des signaux PCGs du 3ème groupe :

(a) : Sténose Aortique(AS), (b) : Sténose Mitrale(MS).

(b)

- **3^{ème} paramètre d'analyse : « Entropie moyenne des coefficients d'approximations : ECA »**

Le coefficient d'entropie est une mesure statistique développée dans la théorie de l'information. Shannon a introduit cette méthode afin de mesurer l'information présente dans chaque message émis dans le cadre de la communication entre une source et un récepteur. Le nombre d'informations est déterminé par la répartition des probabilités d'un événement x spécifique, qui est le signal **PCG** dans notre situation.[68]

Nous pouvons définir l'entropie comme la quantité d'information moyenne obtenue pour un échantillon de signal x avec une densité de probabilité p . Cela permet d'appréhender la complexité du signal : plus le signal est complexe, plus l'entropie est élevée, et vice versa [68].

Une expression pour l'entropie de Shannon d'un signal x est :

$$E[X] = - \int p(x) \log p(x) d(x) \quad (5.3)$$

Où : x : est une variable aléatoire continue : le signal d'approximation ;

$p(x)$: la densité de probabilité.

Une évaluation de l'entropie moyenne des coefficients d'approximations (**ECA**) est un paramètre essentiel pour distinguer et classer les signaux **PCGs** en fonction de leur sévérité pathologique. Le calcul de l'entropie moyenne de tous les coefficients d'approximation pour chaque niveau : de a1 à a8 est effectué pour les trois groupes des signaux **PCGs** abordés. Le tableau ci-dessous [**Tab.5.1**] présente une variation des entropies moyennes pour chaque cas [**Figure 5.11** et **Figure 5.12**], permettant ainsi leur comparaison.

- ✓ Tout d'abord, la **Figure 5.11.a** met en évidence les valeurs de deux cas pathologiques : **IM** et **CA**, qui sont beaucoup plus proches de celles du cas (**N**). De cette façon, cette variation entropique est liée à la sévérité du signal étudié : la coarctation aortique (**CA**) est le cas le plus grave.
- ✓ Deuxièmement, la variation de l'entropie pour les coefficients d'approximations (**ECA**) en considérant les signaux à souffle réduit, voir les **Figures 5.11 (b et c)**, met en évidence les variations potentielles entre les différentes situations.
 - Dans le premier type : (voir la **Figure 5.11.b**), les deux cas à clic léger : **AG1** et **AG2**, présentent des valeurs minimales en se rapprochant beaucoup plus de celles du cas à clic modéré : **AG3**. Ce qui implique que ces deux signaux peuvent être attribués au même groupe et donc avoir le même degré de sévérité pathologique.
 - La même étude est réalisée ici pour le 2^{ème} type pathologique. Une augmentation de leur valeur est liée à l'augmentation de l'énergie du click. [**voir les Figure 5.11 (c) et (d)**].
- ✓ Finalement, l'évolution de l'entropie moyenne des coefficients d'approximations (**ECA**) des signaux à souffle sévère tels que les sténoses aortiques (**AS**) et les sténoses mitrales (**MS**) présentées dans les **Figures 5.12. (a) et (b)**, révèle que les signaux de la même catégorie (légère, modérée ou sévère) ont des valeurs similaires. Ainsi, l'importance croissante de l'**ECA** est liée à l'importance énergétique du souffle.
 - Ces résultats mettent en évidence le lien entre la classification en fonction de la catégorie et l'importance énergétique du souffle.

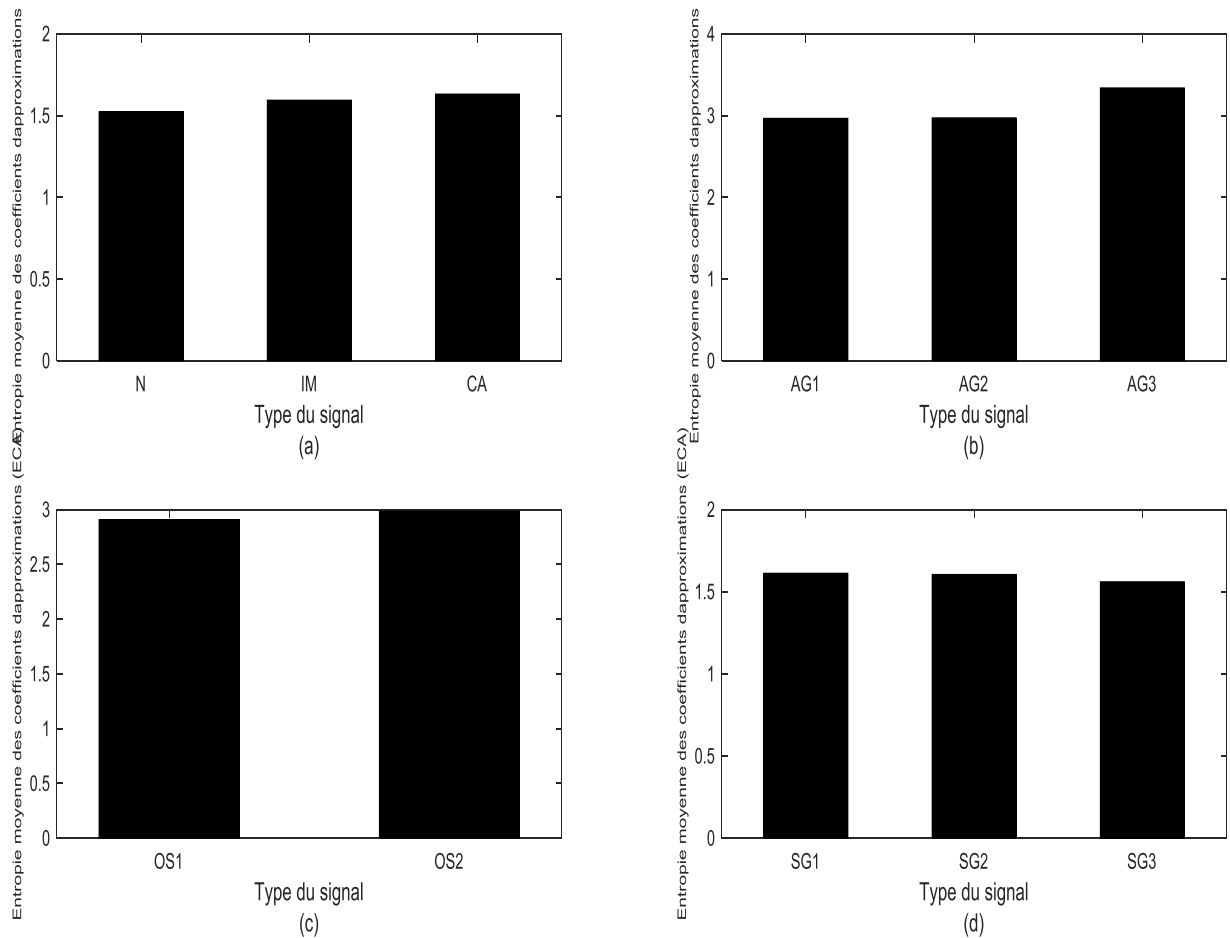


Figure 5.11 : Entropie moyenne des coefficients d'approximations (ECA) de différents signaux PCGs :

- (a) : signaux ayant une morphologie similaire à celle du 1er groupe : N, IM et CA,**
- (b) : signaux à click : Atriale de Galop (AG), (c) : signaux à click : l'open snap (OS) ,**
- (d) : signaux à click Sommaton de Gallop(SG).**

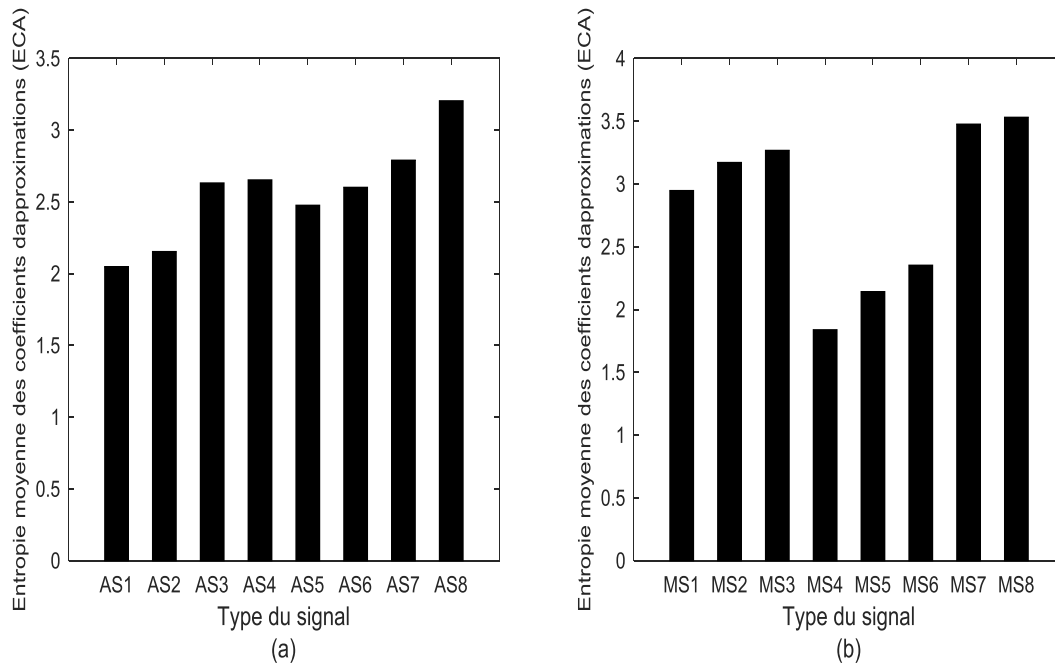


Figure 5.12 : Entropie moyenne des coefficients d'approximations (ECA) des signaux PCGs du 3ème groupe :

(a) : Sténose Aortique (AS), (b) : Sténose Mitrale (MS).

- **4^{ème} paramètre d'analyse : « Erreur de reconstruction » :**

Dans une autre étude [13][48], le calcul de l'erreur de reconstruction entre le signal initial et le signal de synthèse a été utilisée comme un indicateur pertinent pour évaluer la gravité de la maladie.

Elle est exprimée par l'équation suivante :

$$Erc = \frac{\sum_{i=1}^N |S_0(i) - S_r(i)|}{N} \quad (5.4)$$

Avec : S_0 =signal original et S_r =Signal de synthèse

Le signal de synthèse est produit en utilisant la transformée en ondelettes discrètes (T.O.D).

D'après cette analyse, il est possible de voir la différence d'erreur en fonction du type de signal PCG dans le tableau Tab. 5.1 et les Figures 5. (13) et (14)

- ✓ La valeur d'erreur des signaux PCGs du premier groupe, qui ne contiennent pas de souffles surajoutés, est la plus faible. D'après la Figure 5.13 (a), nous observons que l'erreur de reconstruction du cas normal (N) est plus proche de celle du cas : **IM**, mais elle diffère de celle du

cas : **CA**, qui présente une erreur supérieure. Cela indique que l'insuffisance mitrale (**IM**) est une maladie moins grave que la coarctation Aortique (**CA**).

- ✓ Deuxièmement, les signaux du deuxième groupe, qui se caractérisent par un léger souffle supplémentaire (Signaux à click [**Figure.5.13. (b, c et d)**], présentent des valeurs d'erreurs légèrement supérieures à celles du premier groupe, et leur gravité pathologique est proportionnelle à l'importance de leurs erreurs.

L'importance de ce paramètre est clairement liée à l'importance énergétique du click, comme le confirment ces résultats.

- ✓ Le 3^{ème} groupe de PCG est à souffle. Lorsque le souffle est très élevé, une augmentation significative de leurs erreurs (près de 25 fois supérieure à celles du 1^{er} groupe) est observée. L'importance de ce paramètre dans l'analyse des signaux **PCGs** est illustrée dans la **Figure 5.14 (a)**, ce qui permet d'évaluer la sévérité de la pathologie. Les signaux des sténoses aortiques, du sixième au huitième cas :**AS6, AS7 et AS8**, ont un souffle très intense, une augmentation significative de leurs erreurs apparait par rapport aux autres cas (**AS1, AS2, AS3, AS4 et AS5**). Cette augmentation est bien corrélée avec l'augmentation croissante de l'énergie du souffle. [**les résultats sont reportés dans le tableau Tab. 5.1**]

La même analyse et les mêmes observations ont été effectuées pour les signaux **de sténose mitrale (MS)**, illustrés par la **Figure.5.214. (b)**.

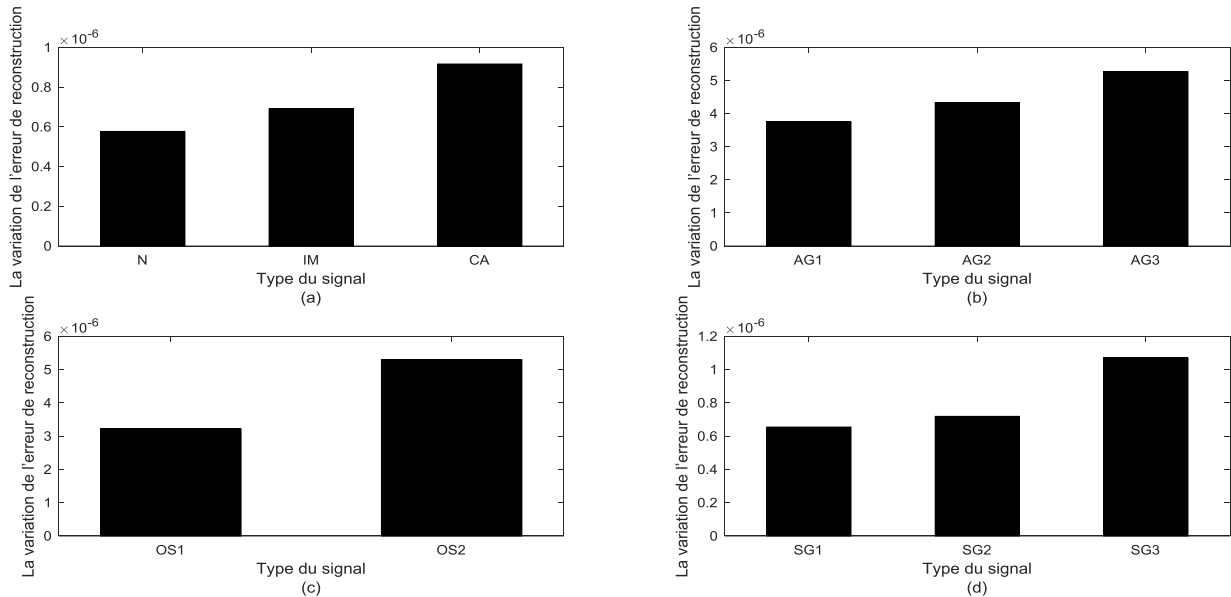


Figure 5.13: Variation de l'erreur de reconstruction de différents signaux PCGs :
(a) : signaux ayant une morphologie similaire à celle du 1er groupe : N, IM et CA,
(b) : signaux à click : Atriale de Galop (AG), (c): signaux à click : l'open snap (OS) ,
(d): signaux à click Sommatation de Gallop(SG).

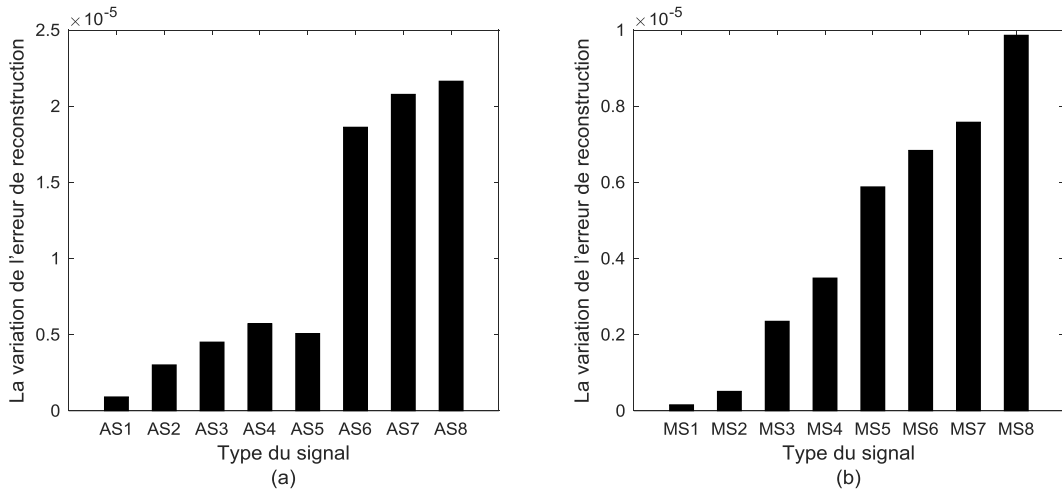


Figure 5.14 : Variation de l'erreur de reconstruction des signaux PCGs du 3ème groupe :
(a) : Sténose Aortique(AS), (b) : Sténose Mitrale(MS)

- **5^{ème} et 6^{ème} paramètre d'analyse :** « l'écart type : σ (A) et la valeur absolue de la moyenne : **Mean**»

La détermination de l'écart type se fait en utilisant la racine carrée de la variance, ce qui permet de définir la répartition des valeurs par rapport à la moyenne.

$$\mathbf{Std}(A) = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (S_i - S_{moy})^2}{N}} \quad (5.5)$$

La moyenne du signal (**Moy**) est définie :

$$\mathbf{Moy} = \frac{\sum_{i=1}^N S_i}{N} \quad (5.6)$$

Sa valeur absolue est donc enregistrée sous le nom : Mean.

M1 et M2 représentent respectivement l'inverse de l'écart type (**Std**) et de la valeur absolue de la moyenne (Mean).

Le calcul des rapports **M1 et M2** peut fournir une représentation fidèle du type et de l'importance des souffles cardiaques lors du test des signaux **PCGs**. [23]

Il est important de noter que la variation de ces deux paramètres (**M1 et M2**) démontre que leur augmentation est liée à l'évolution de la gravité de la maladie.

- ✓ Les signaux **PCGs** du premier groupe, qui ne contiennent pas de souffles surajoutés [voir la **Figure 5.15 (a)**], ont des valeurs qui sont plus proches du cas **N** que celles du cas **CA**. Ces résultats confirment clairement ce qui a été découvert grâce aux paramètres calculés précédemment. De cette façon, le cas **IM** est une maladie moins grave que le cas **CA**.
- ✓ Les valeurs des signaux **PCGs** du deuxième groupe : **AG, OS et SG** [suivant les **Figures 5.15 (b, c et d)**], avec un souffle peu important ; click, sont inférieures à celles du premier groupe (environ 10 fois inférieures à celles du premier et du deuxième type et 5 fois inférieures à celles du troisième type). Cela est dû à l'existence du click (souffle réduit).
Cette variation est liée à l'augmentation de l'importance énergétique du clic.
- ✓ Dans le cas des signaux à souffle systolique tels que la sténose aortique (**AS**), la **Figure.5.16** démontre que l'augmentation de ces deux paramètres est liée à l'augmentation de leur gravité pathologique.

Nous observons une augmentation du cas à souffle léger, puis du cas à souffle modéré, jusqu'au cas à souffle sévère qui présente des valeurs significatives.

Selon la même analyse et les mêmes observations, les signaux de sténose mitrale : MS [Figure.5.16. (b)] sont également observés, ce qui signifie que cette augmentation croissante est liée à l'importance énergétique du souffle.

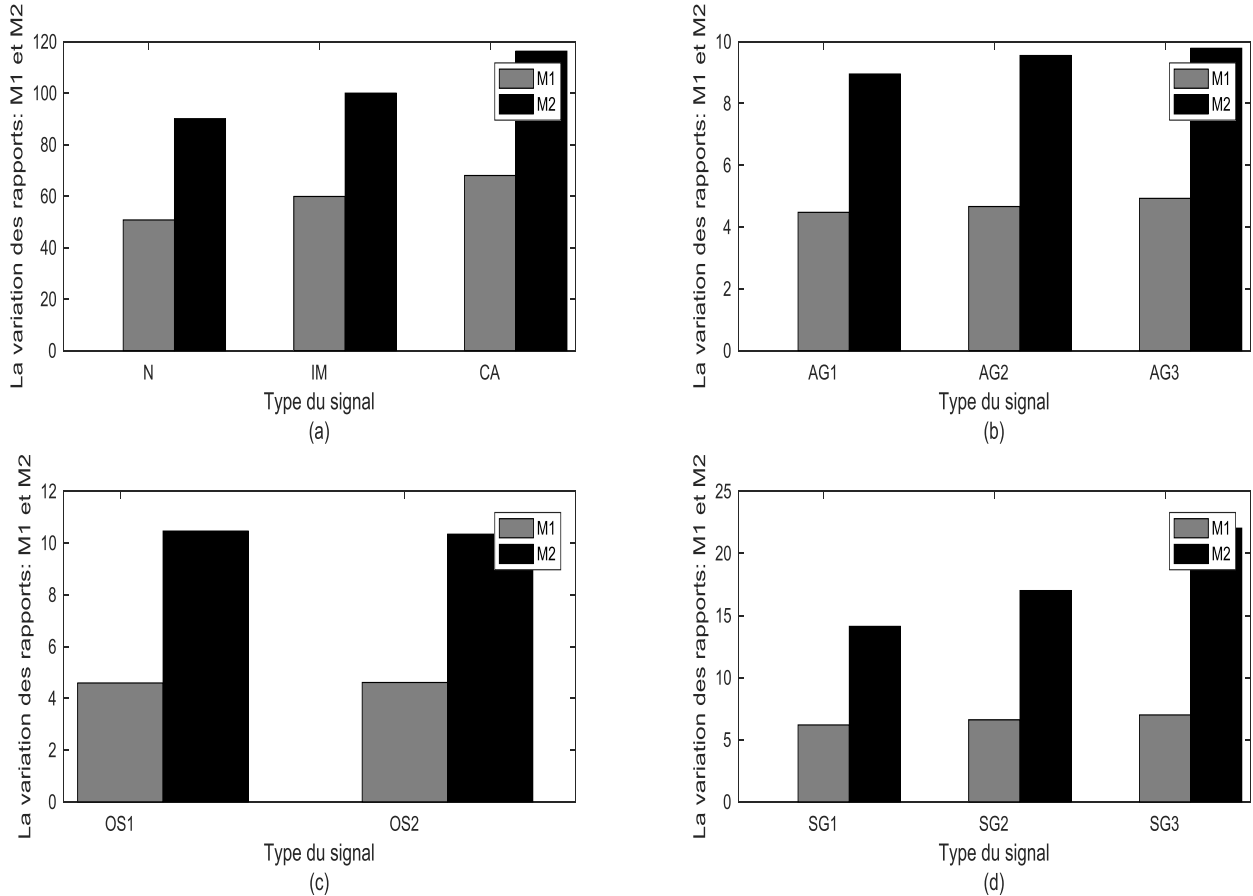


Figure 5.15 : Variation de (M1) et de (M2) de différents signaux PCGs :
(a) : signaux ayant une morphologie similaire à celle du 1er groupe : N, IM et CA,
(b) : signaux à click : Atriale de Galop (AG), (c) : signaux à click : l'open snap (OS) ,
(d): signaux à click Sommutation de Gallop(SG).

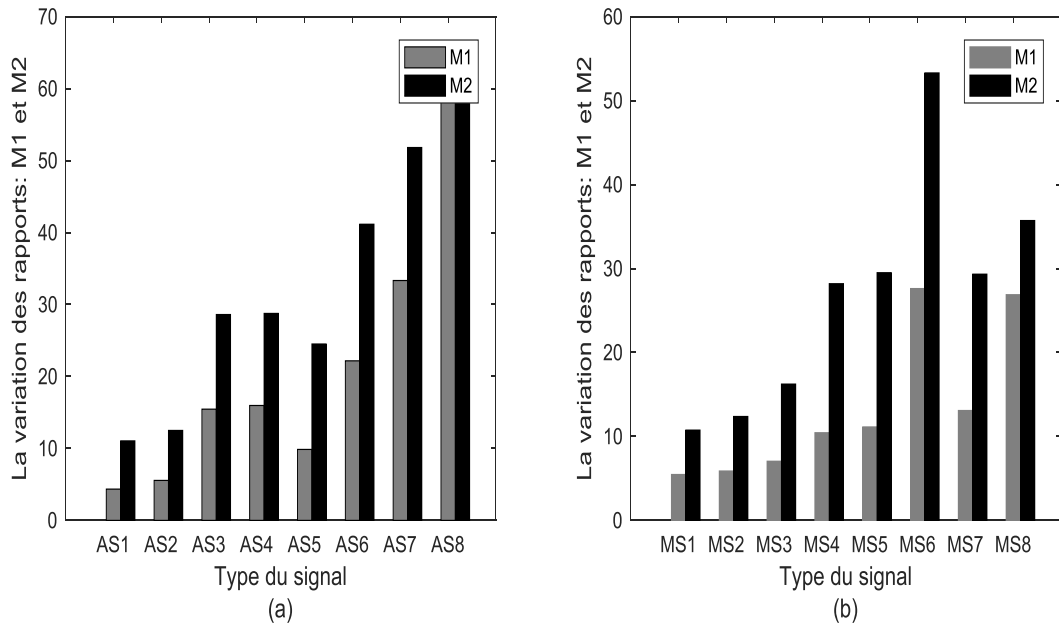


Figure 5. 16 : Variation de (M1) et de (M2) de différents signaux PCGs :
(a) : Sténose Aortique(AS), (b) : Sténose Mitrale(MS).

Le tableau suivant récapitule les résultats :

Type du signal	Inverse du Rapport Approximation-signal $\frac{1}{RAS}$	Inverse du Coefficient de corrélation $\frac{1}{Cc}$	1/Std=M1	1/Mean=M2	Entropie moyenne des coefficients d'approximations	Erreur de reconstruction
Signaux du premier groupe						
N1	1.9257	1.1682	50.76	90.09	1.5234	5.7729 e-7
IM	3.3898	4.5167	59.88	100.00	1.5938	6.9124 e-7
CA	10.0705	9.8425	68.02	116.28	1.6311	9.1675 e-7
Signaux du deuxième groupe						
Atrial de Gallop(AG)						
AG1	1.0603	1.0050	4.4763	8.9526	2.9654	3.7513 e-6
AG2	1.2209	1.0098	4.6642	9.5511	2.9718	4.3349 e-6
AG3	1.2569	1.0604	4.9285	9.7847	3.3380	5.2697 e-6
Open Snap(OS)						
OS1	1.1861	1.0512	4.5935	10.4603	2.9079	3.2186 e-6
OS2	1.4512	1.0999	4.6125	10.3413	2.9843	5.2932 e-6
Sommation de Gallop(SG)						
SG1	1.0075	1.0459	6.1920	14.1243	1.6120	6.5493 e-7
SG2	1.0171	1.0679	6.6007	17.0068	1.6045	7.1929 e-7
SG3	1.0342	1.0834	6.9979	22.0264	1.5601	1.0721 e-6
Signaux du troisième groupe						
Sténose aortique(AS)						
AS01	1.0940	1.0769	4.3478	11.0497	2.0497	9.0882e-07
AS02	1.1888	1.1161	5.5556	12.5000	2.1546	3.0122e-06
AS03	1.3581	1.3791	15.4574	28.6062	2.6327	4.5086e-06
AS04	1.3007	1.2725	15.9677	28.7601	2.6540	5.7181e-06
AS05	5.5310	7.5075	22.1729	41.1523	2.6023	1.8619e-05
AS06	1.2219	1.6678	9.8619	24.5098	2.4774	5.0717e-006
AS07	10.6610	9.0498	33.333	51.8135	2.7914	2.0777e-05
AS08	15.6986	11.7786	64.5161	66.6667	3.2054	2.1642e-05
Sténose mitrale(MS)						
MS01	1.2495	1.1083	5.4675	10.7527	2.9484	1.5660e-07
MS02	1.4077	1.1222	5.8824	12.3762	3.1720	5.0973e-07
MS03	1.5177	1.3079	7.0472	16.2338	3.2684	2.3507e-06
MS04	1.2424	1.2468	10.4430	28.1920	1.8397	3.4858e-06
MS05	1.2281	1.1817	11.1324	29.5041	2.1433	5.8810e-06
MS06	2.8862	1.0437	27.6130	53.2946	2.3538	6.8387e-06
MS07	27.9330	4.2553	13.0890	29.3255	3.4771	7.5794e-06
MS08	63.6943	9.6154	26.8817	35.7143	3.5320	9.8635e-06

Tab. 5.1 : Différents paramètres pour les signaux PCGs.

D'après cette étude, il est possible de conclure que les cinq paramètres identifiés donnent des indications pertinentes sur le niveau de progression de la gravité pathologique des signaux phono cardiogrammes.

Les variations énergétiques en fonction de différents paramètres calculés auparavant, seront représentés sur les figures : [**Figure 5.17, Figure 5.18, Figure 5.19, Figure 5.20, Figure 5.21 et Figure 5.22**], ainsi une comparaison entre ces différentes figures sera effectuée.

Ces différentes représentations s'expriment par des courbes qui augmentent en fonction de la sévérité pathologique des signaux phono-cardiogrammes (**PCGs**). L'explication de cette proportionnalité réside dans une non-linéarité entre le signal original bruité et le signal filtré a6 pour le premier paramètre (**RAS**), ainsi qu'une non-corrélation entre le signal original et le signal a6 pour le second paramètre (**Cc**). Cette proportionnalité est influencée par l'importance énergétique du souffle, qui est spécifiée par un rapport énergétique élevé en raison d'une sévérité pathologique significative.

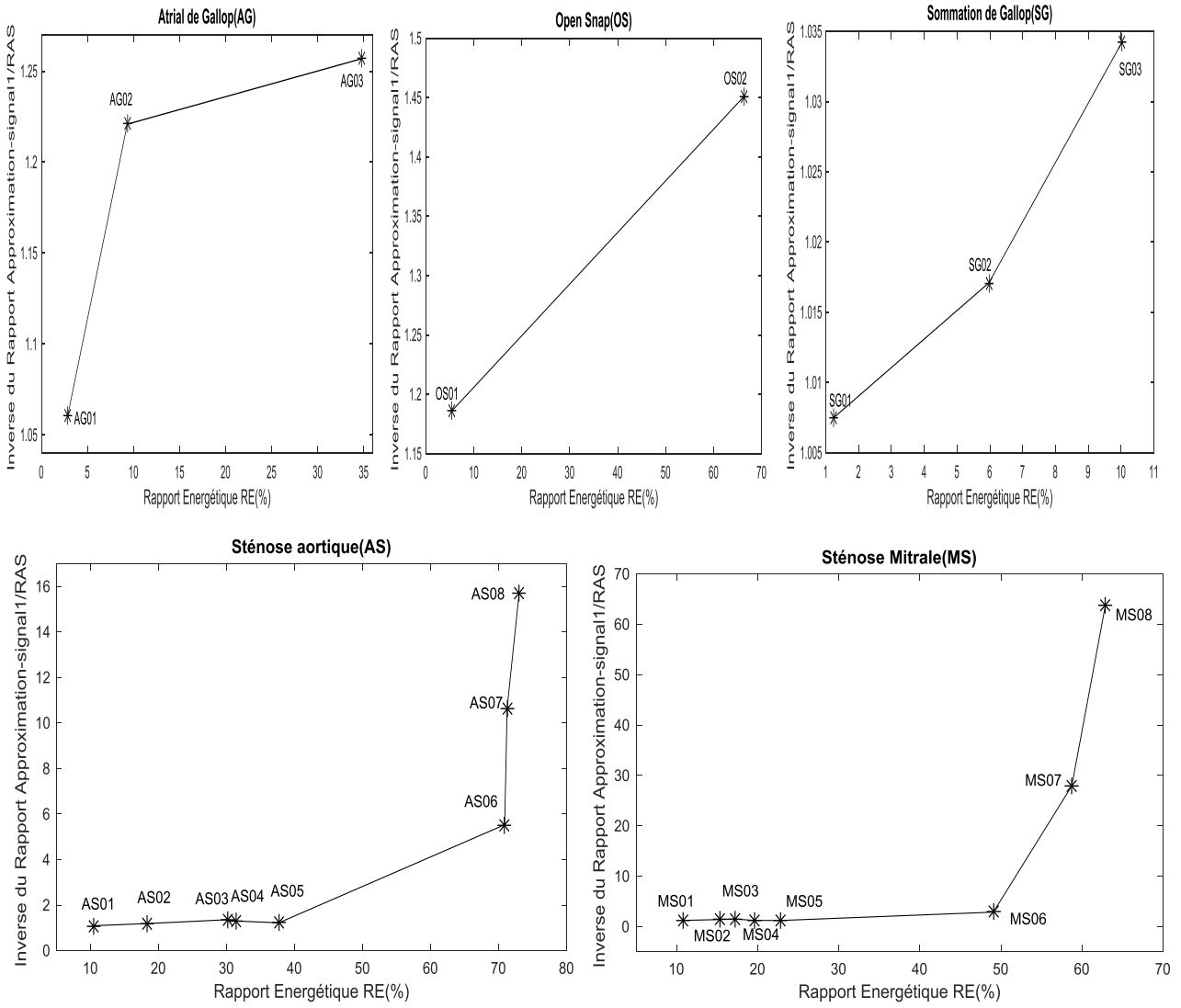


Figure 5.17 : Variation de $\left(\frac{1}{RAS}\right) = f(RE)$.

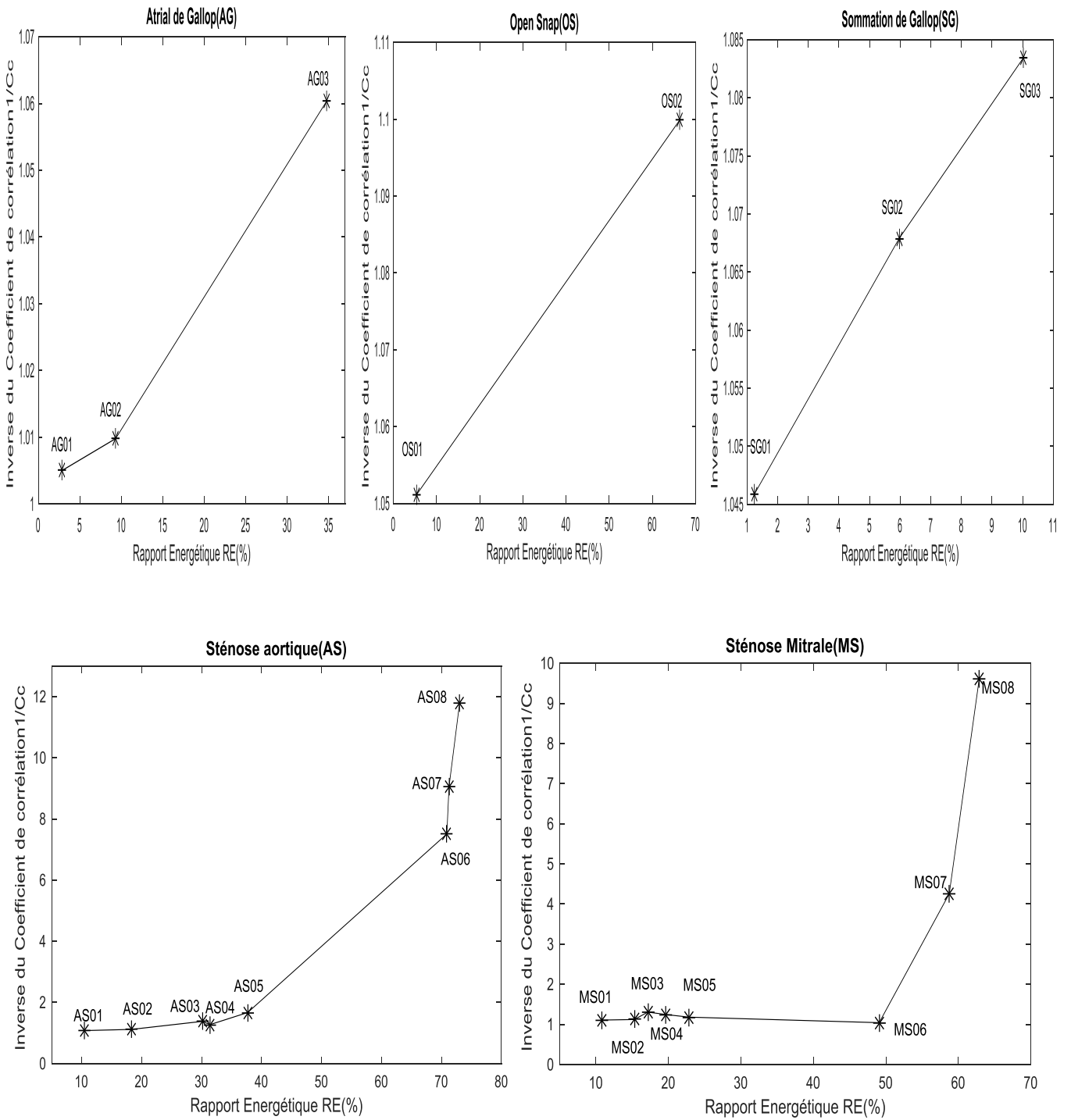


Figure 5.18 : Variation de $\left(\frac{1}{C_c}\right) = f(RE)$.

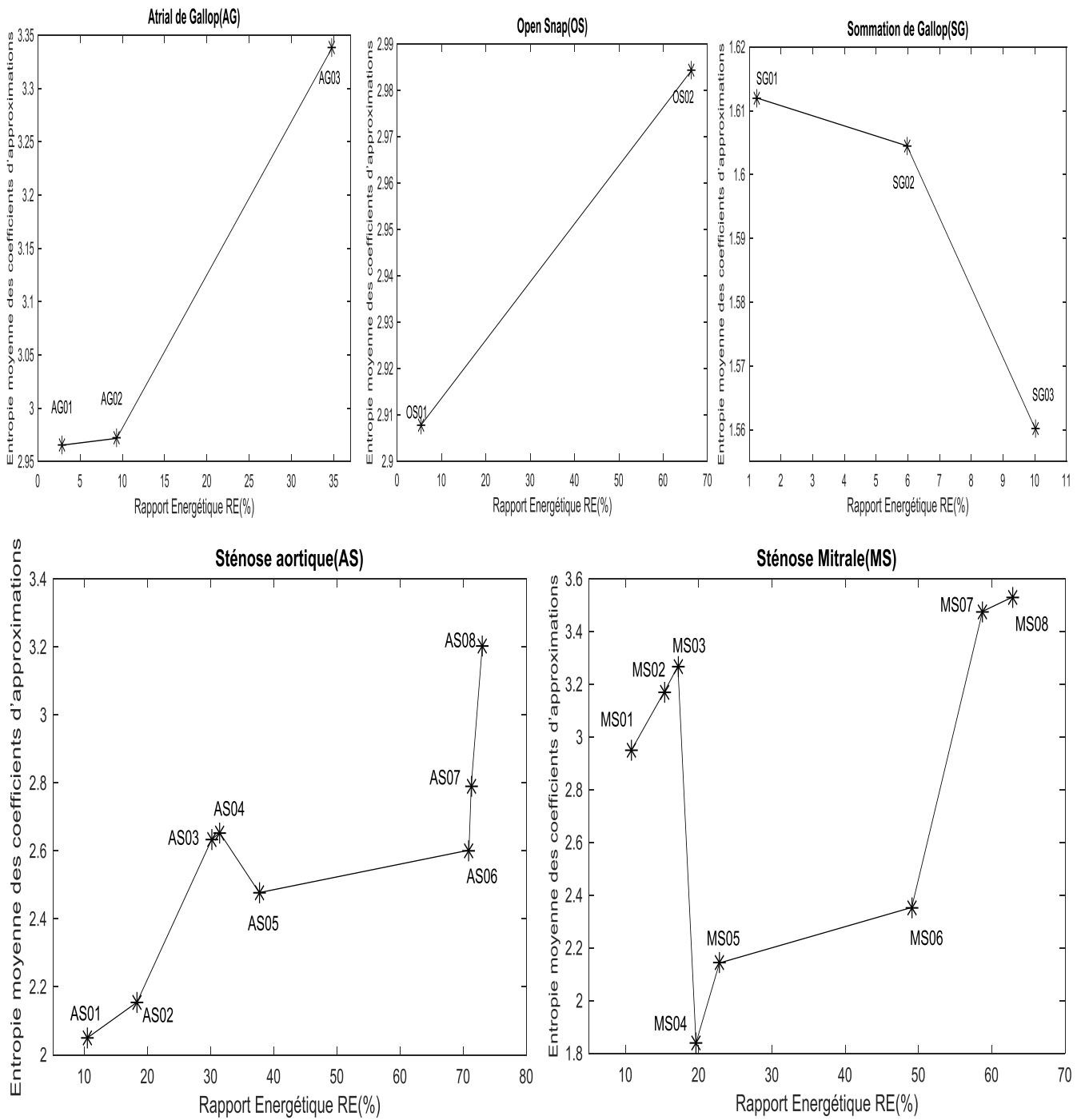


Figure .5.19 : Variation (ECA) = f (RE).

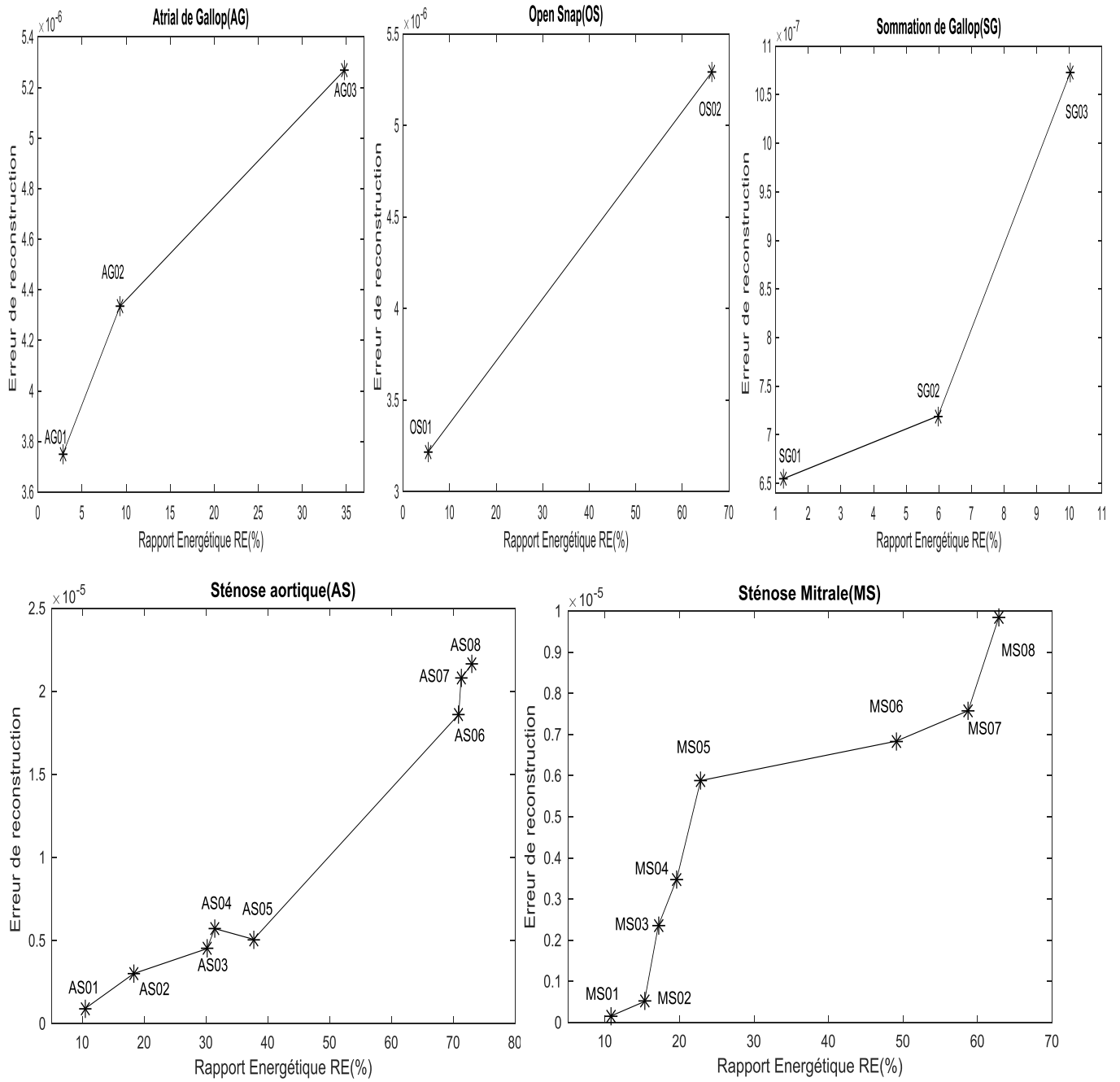


Figure.5.20 : $(Erc) = f (RE)$.

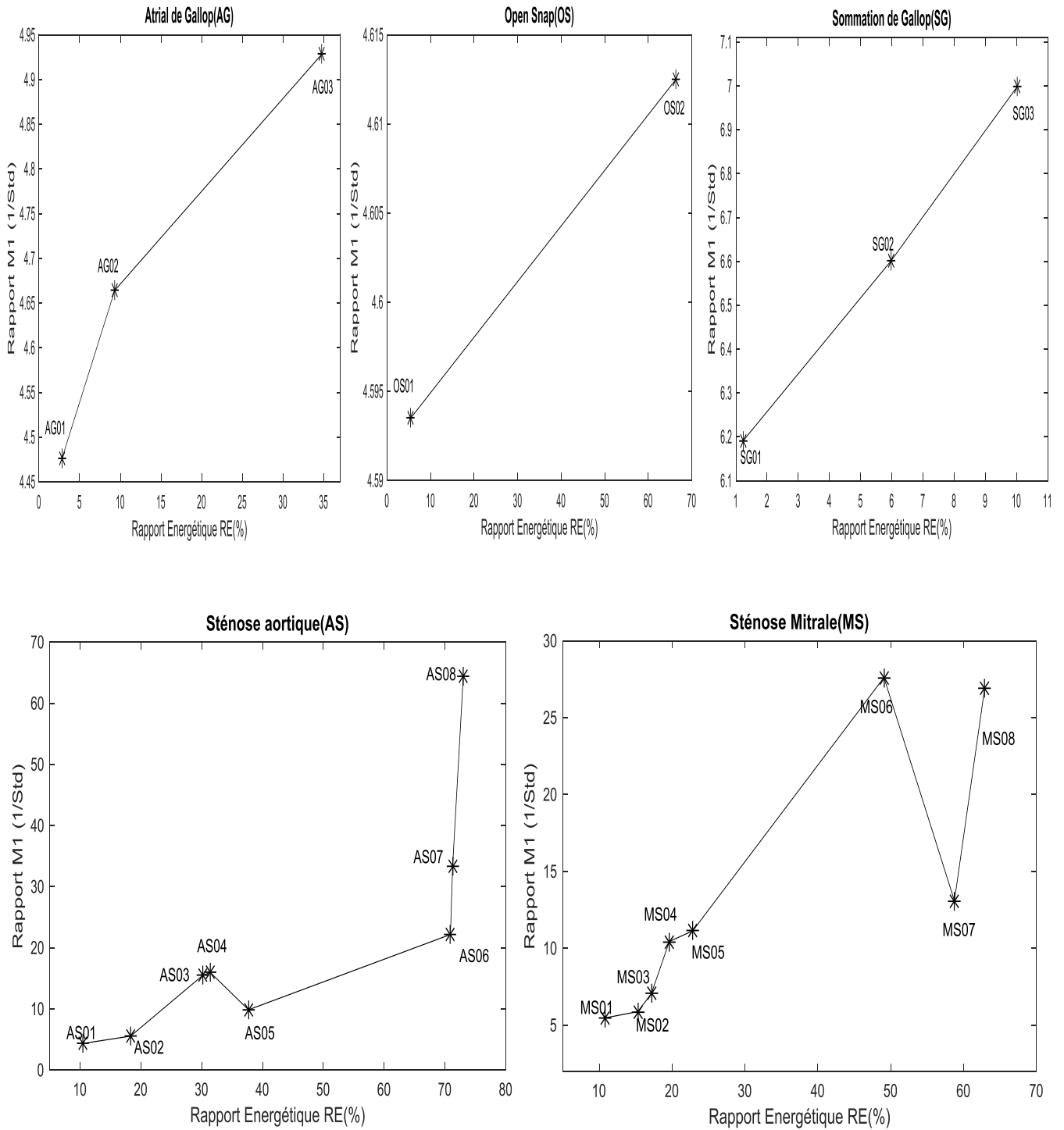


Figure.5.21 : Variation de : $M1 = f(RE)$.

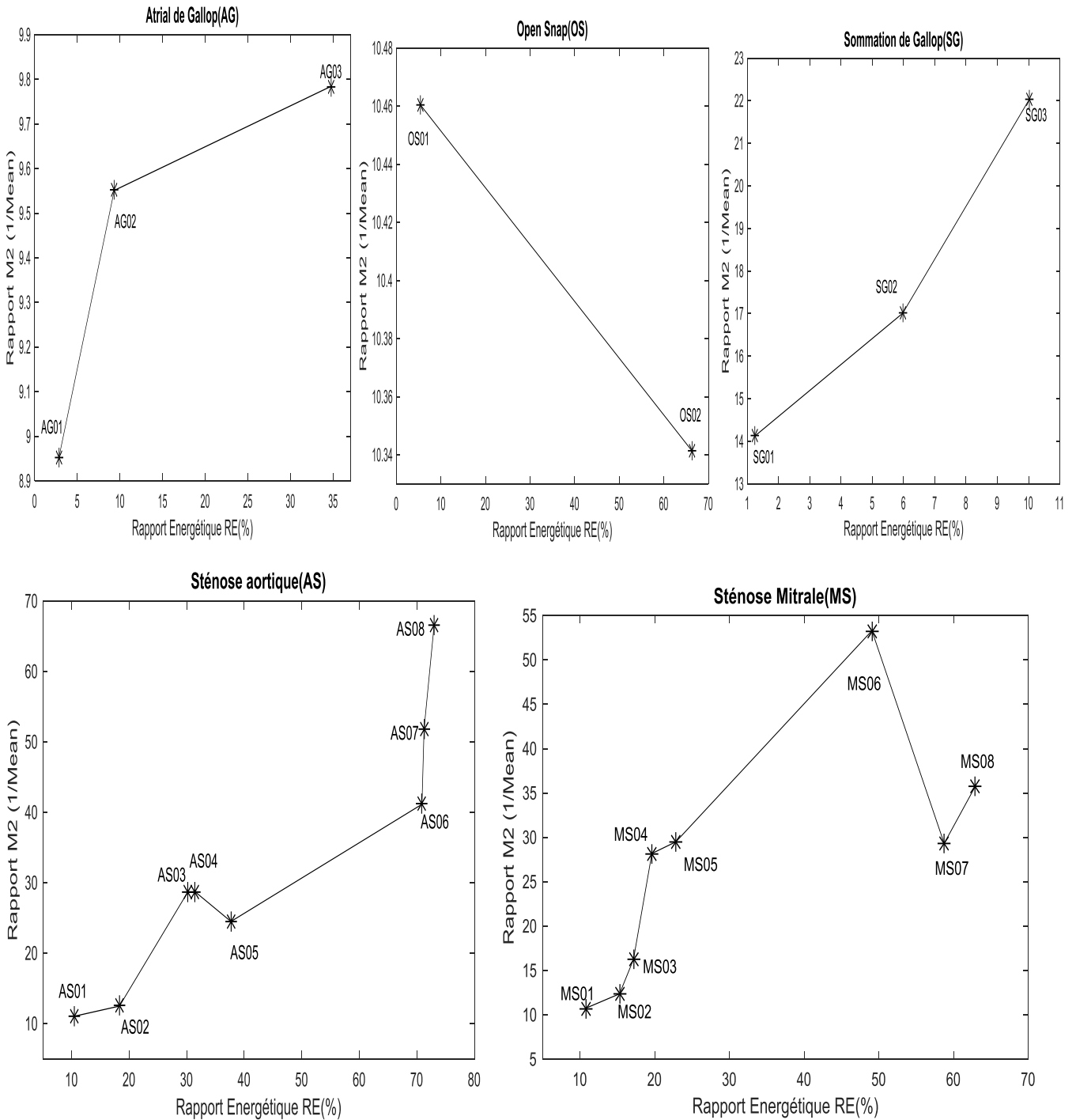


Figure 5.22 : Variation de : $M2 = f(RE)$.

IV. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons étudié les différents paramètres qui peuvent être utilisés pour analyser le degré de sévérité des signaux PCGs en utilisant la (TOD) et par la suite estimer leur sévérité pathologique. Cette analyse, fournir un large éventail d'information concernant le type du signal et l'évolution de la sévérité.

La variabilité de l'**inverse du rapport** ($\frac{1}{RAS}$), ($\frac{1}{Cc}$), les valeurs de : **Erc**, (**M1**) et (**M2**), liés au même type du signal et par la suite à la sévérité pathologique spécifiée par l'importance énergétique du souffle montrant une bonne corrélation.

Le chapitre suivant sera consacré à la classification du signal phono cardiogramme (**PCG**) par application de Machine à Vecteurs de Support (**SVM**).

Chapitre.6 : Classification du signal phono cardiogramme(PCG) par application de Machine à Vecteurs de Support (SVM)

I. Introduction :

Les sons du cœur sont un ensemble de mouvements mécaniques engendrés par l'interaction entre le sang et les différentes parties du cœur, telles que les valves, les grands vaisseaux, etc[69]. Les sons du cœur sont des indicateurs essentiels pour évaluer la maladie cardiaque et pour un examen diagnostique ultérieure [70]. L'analyse des sons cardiaques est essentielle pour détecter précocement les maladies cardiovasculaires.

La création d'une analyse sonore cardiaque à l'aide d'un ordinateur est pratiquement intéressante. La détection automatique des pathologies à partir d'enregistrement des bruits cardiaques est l'un des enjeux majeurs de ces 50 dernières années. Cependant, la définition précise reste un défi à relever.

Plusieurs chercheurs ont tenté d'appliquer la classification automatique des valvulopathies à partir des enregistrements cardiaque . Gerbarg et ses collègues ont été les premiers , qui ont élaboré cette approche [71].

Dans l'application clinique, la classification automatique d'enregistrements (PCGs) est généralement réalisée en quatre étapes : un pré-traitement, une segmentation, l'extraction des caractéristiques tel que : les propriétés d'ondelettes, les propriétés temporel, les propriétés fréquentiel, les propriétés spectro-temporelle et classification.

La classification, présente un processus qui consiste à **organiser et hiérarchiser** des objets en fonction de leurs caractéristiques communes. Le **SVM** , ou **Support Vector Machine** (Machine à Vecteurs de Support), est un algorithme d'apprentissage automatique supervisé utilisé pour la classification et la régression. **En classification**, l'objectif d'un **SVM** est de trouver un **hyperplan** (une ligne ou un plan en dimensions supérieures) qui sépare les données en différentes classes avec **la marge la plus large possible**.

Dans cette étude, nous avons utilisé une base de données qui comporte **450** enregistrements **PCGs (.wav)**, échantillonnés à **8KHz**, classés **en trois classe (150 signaux de chaque classe)**: une classe pour les cas **normaux (N)**, une classe pour les cas de **la Sténose Aortique (AS)** et une troisième classe pour les cas de la **Sténose Mitrale(MS)** [classés dans le tableau **Table.6.1**]. L'extraction des paramètres à partir d'application de la version continue et discrète d'ondelettes (**TOC & TOD**) présente une étape cruciale et primordiale pour effectuer notre classification **SVM**. Une comparaison entre les différents type de le **SVM**, qui sera aussi effectuée pour évaluer notre classification.

Classe	N	AS	MS
Nombre de signaux PCG	150	150	150

Table .6.1 :Le nombre des signaux utilisés .

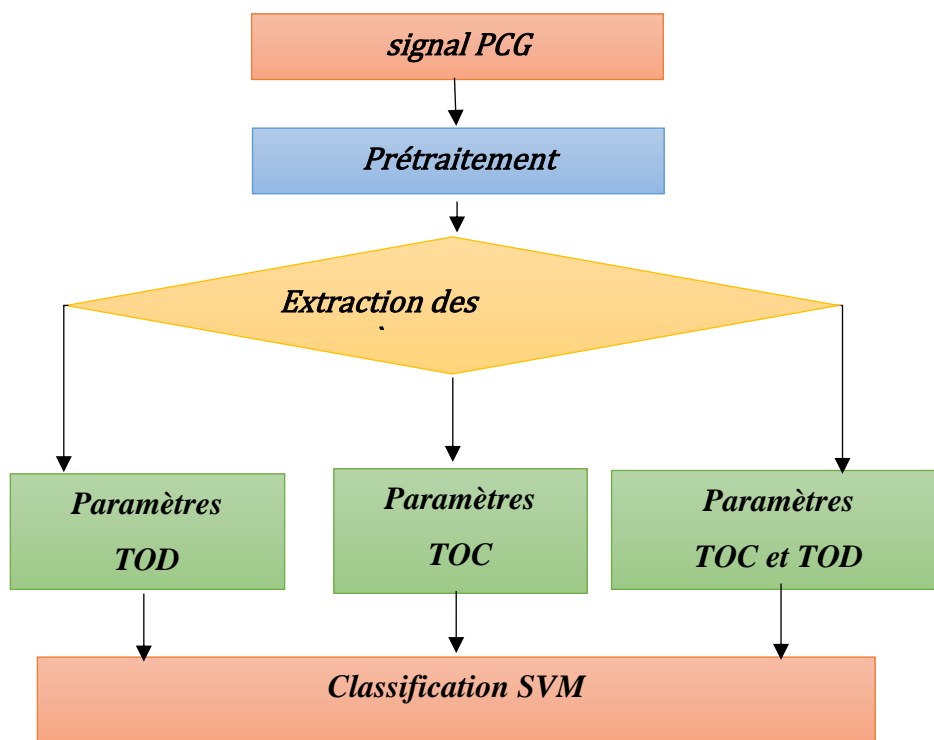


Figure 6.1 : Principe générale de la classification SVM

II. Méthodes de classification

Le réseau neuronal artificiel [73], la machine vectorielle de support [74] et le cluster [75] sont des méthodes disponibles pour la classification.

Cependant, les comparaisons entre ces méthodes ont souvent été entravées par le manque d'une base de données standardisée contenant des enregistrements collectés à partir d'une diversité de conditions saines et pathologiques. Une avancée significative dans ce domaine a été réalisée par l'organisation du PhysioNet/CinC Challenge 2016 [76], qui a constitué une vaste collection d'enregistrements provenant de différentes sources de recherche à travers le monde.

Plusieurs approches ont été suggérées pour la classification à partir de ces données diverses. Parmi celles-ci, citons les techniques d'apprentissage profond [77], les machines à vecteurs de support (SVM) [77], et d'autres [78].

1. Machines à vecteurs de support (SVM)[79]

Le principe des machines à vecteurs de support (SVM) repose sur la recherche d'un hyperplan optimal qui sépare les exemples de différentes classes dans un espace de caractéristiques. Cet hyperplan est choisi de manière à maximiser la marge de séparation entre les exemples les plus proches de chaque classe. Les SVM peuvent également utiliser des méthodes de transformation des données, telles que les noyaux, pour projeter les exemples dans un espace de dimension supérieure où une séparation linéaire est envisageable, permettant ainsi de résoudre des problèmes de classification non linéaires.

Les vecteurs de support, qui sont les exemples situés sur la marge ou mal classés, sont utilisés pour la classification des nouveaux exemples une fois que l'hyperplan optimal a été identifié. Les SVM intègrent une notion de régularisation pour gérer la transition entre la marge de séparation et l'erreur de description, évitant ainsi le surajustement du modèle en sanctionnant les modèles trop complexes.

Les avantages des SVM incluent leur efficacité pour les données de grande dimension, leur capacité à gérer des problèmes de classification non linéaires grâce à l'utilisation de noyaux, et leur

robustesse face au bruit dans les données. Cependant, ils peuvent être sensibles au choix du noyau et nécessitent souvent un accord sur les paramètres de régularisation.

Il existe deux principales variantes de SVM : les SVM linéaires et les SVM avec noyaux non linéaires. Les SVM linéaires recherchent un hyperplan optimal pour séparer les classes en maximisant la marge, tandis que les SVM avec noyaux permettent de modéliser des relations non linéaires en projetant les données dans un espace de caractéristiques de dimension supérieure à l'aide de fonctions noyau, telles que le noyau gaussien (ou RBF).

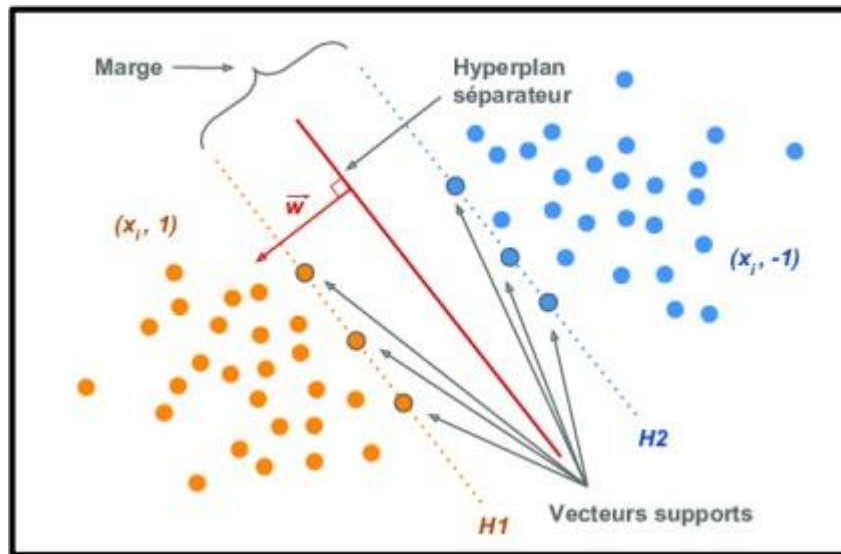


Figure 6.2 : Séparation de classes par les SVM [80]

Notre étude est basée sur un seul type de classification qui est la SVM linéaire. Le tableau ci-dessous montre la relations mathématiques de la SVM linéaire [81-82]:

Type de SVM	Fonction de décision	Problème d'optimisation	Classification
SVM linéaire	$f(x) = w \cdot x + b$	$\text{Min}_{w,b} \frac{1}{2} \ w\ ^2 \quad \langle br \rangle$ $y_i(w \cdot x_i + b) \geq 1 \quad \forall_i$ $\min_{w,b,\xi} \frac{1}{2} \ w\ ^2 + C \sum_{i=1}^N \xi_i$ $\langle br \rangle \quad y_i(w \cdot x_i + b) \geq 1 - \xi_i \quad \forall_i \quad \langle br \rangle \quad \xi_i \geq 0 \quad \forall_i$	$y = \text{sign}(f(x)) = \text{sign}(w \cdot x + b)$

Tab.6.2 : Relations Mathématiques de la SVM Linéaire.

III. Classification des signaux phono cardiogrammes PCGs par application de la Machine à Vecteurs de Support(SVM)

Le classifieur **SVM** est une méthode de classification largement appliquée pour les signaux biomédicaux [83-84] en raison de son excellente capacité de généralisation.

Avant de procéder à n'importe quel type de classification il faut appliquer les étapes suivantes :

1. Prétraitement des données

- **Filtrage des signaux PCG** : Élimination du bruit et des artéfacts.
- **Segmentation des signaux** : Séparation , identification et extraction de chaque segment constituant le signal **PCG(bruits cardiaques B1,B2 ,Click et Souffle)**

2. Extraction des paramètres

- **Application de la Transformée en ondelettes continues (TOC)** : extraire les caractéristiques temporelles et fréquentielles des signaux.
- **Transformée en ondelettes discrètes (TOD)** : Décomposition des signaux en sous-bandes de fréquence pour extraire des caractéristiques spécifiques.
- **Autres caractéristiques** : Calcul des caractéristiques temporelles (énergie, amplitude) et fréquentielles (spectre de puissance).

3. Construction du modèle SVM

- **Choix du noyau** : Linéaire, polynomiale, RBF (Radial Basis Function), etc.
- **Entraînement du modèle** : Utilisation d'un ensemble de données d'apprentissage étiquetées pour ajuster le modèle SVM.

4. Évaluation du modèle

- **Précision** : Pourcentage de prédictions correctes.
- **Précision, rappel, F1-score** : Mesures pour évaluer les performances de classification.
- **Matrice de confusion** : Tableau de contingence pour visualiser les performances du modèle.

La matrice de confusion peut servir à des mesures plus approfondies pour une évaluation plus précise de la qualité du modèle. Il existe différentes mesures qui peuvent être employées afin d'évaluer les performances d'un classifieur, telles que l'exactitude, la précision, le rappel, le score F1, ainsi que la spécificité et la sensibilité.

a. Exactitude (Accuracy) : L'exactitude peut être calculée en divisant le nombre total de prédictions correctes par le nombre total d'échantillons dans l'ensemble de données. Elle est représentée par la formule[75] :

$$Ac = \frac{VP+VN}{VP+VN+FP+FN} \quad (6.1)$$

b. Valeur Prédictive Positive (Positive Predictive Value) : La valeur prédictive positive, également appelée précision. La précision équivaut au nombre d'éléments exacts fournis par le diagramme. C'est la proportion entre le nombre de classifications positives correctes et le nombre total de prédictions positives. Elle est déterminée en utilisant la formule suivante[77] :

$$PPV = \frac{VP}{VP+FP} \quad (6.2)$$

c. Taux de Vrais Positifs (True Positive Rate) : Le taux de vrais positifs, également connu sous le nom de rappel ou de sensibilité. La sensibilité évalue la part des valeurs positives qui ont été prédites avec exactitude. Il s'agit donc du rapport entre le nombre de prédictions positives correctes et le nombre total de classifications de classe positive. La formule suivante donne cette information[75] :

$$Se = \frac{VP}{VP+FN} \quad (6.3)$$

Cette mesure est utilisée lorsque le nombre de False Négative est le plus important[75]

d. score F1[77]

Le score F1 est une évaluation globale de la performance qui conjugue la précision (précision) et le rappel (rappel) d'un modèle. Nous le calculons en utilisant la moyenne harmonique de la précision et

du rappel, ce qui permet d'obtenir une mesure équilibrée entre ces deux métriques. Le score F1 est fréquemment employé lorsqu'il y a un déséquilibre entre la classe positive et celle négative.

Formellement, le **score F1** est calculé en utilisant la formule suivante :

$$F1 = 2 \times \frac{\text{sensibilité} \times \text{précision}}{\text{sensibilité} + \text{précision}} \quad (6.4)$$

Les mesures de **précision**, de **rappel** et de **score F1** sont fréquemment employées afin d'évaluer les performances d'un classifieur binaire. Le pourcentage de prédictions positives correctes est mesuré par la précision, tandis que le rappel évalue la proportion d'exemples positifs correctement prédits. Le score F1 est une moyenne harmonique entre la précision et le rappel.

e. Spécificité :

La spécificité correspond au nombre de classes négatives que le modèle prédit. Cette mesure est calculé en comparant le nombre de prédictions négatives correctes avec le nombre total de prédictions négatives. La formule suivante donne cette information[75] :

$$Sp = \frac{VN}{VN+FP} \quad (6.5)$$

f. Taux de Découverte Fausse (False Discovery Rate)[85] : Le taux de découverte fausse mesure la proportion de prédictions positives du modèle qui sont en réalité incorrectes. C'est le nombre de faux positifs divisé par la somme des vrais positifs et des faux positifs. Il représente le nombre de prédictions positives incorrectes faites par le modèle par rapport à l'ensemble des prédictions positives.

$$FDR = \frac{FP}{VP+FP} \quad (6.6)$$

g. Taux de Faux Négatifs (False Negative Rate)[86] : Le taux de faux négatifs mesure la proportion de cas réels positifs qui ont été incorrectement classés comme négatifs par le modèle. C'est le nombre de faux négatifs divisé par la somme des vrais positifs et des faux négatifs. Il représente les cas positifs que le modèle a manqués ou n'a pas détectés.

$$FNR = \frac{FN}{VP+FN} \quad (6.7)$$

h. Le taux de faux positifs (FPR, False Positive Rate)[86] est un indicateur clé pour évaluer la performance des modèles de classification binaire, y compris les Machines à Vecteurs de Support (**SVM, Support Vector Machines**). Dans le contexte des **SVM**, le **FPR** mesure la proportion d'instances négatives qui sont incorrectement classées comme positives par le modèle.

Le taux de faux positifs pour un modèle **SVM** est calculé de la même manière que pour tout autre modèle de classification binaire

$$FPR = \frac{FP}{VN+FP} \quad (6.8)$$

i. Le taux d'erreur (Error Rate) [87]: est une mesure utilisée pour évaluer la performance globale d'un modèle de classification, y compris les modèles de **Machine à Vecteurs de Support (SVM)**. Il indique la proportion des instances totales qui ont été incorrectement classées par le modèle. En utilisant la matrice de confusion, il peut être exprimé de manière plus détaillée comme :

$$Err = \frac{FP+FN}{VP+VN+FP+FN} \quad (6.9)$$

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.

Dans ce travail, nous avons testé trois base de donnée avec le mode **non-validation**. La première base de données basée sur l'extraction des paramètres à partir de l'application de transformée en ondelettes discrète (**TOD**), la deuxième base de données basé sur l'extraction des paramètres à partir de l'application de transformée en ondelettes continue(**TOC**) et la troisième données basé sur le fusionnement des deux bases de données.

Les tableaux suivants [**Table.6.2 ,Table.6.3 et Table.6.4**], illustrent les résultats de la précision entre les différents types de classificateurs **SVM**.

Pour le premier cas par application de la TOD[Table.6.2], le SVM linéaire a obtenu une exactitude de **80,2%** avec une erreur de **19,8%**. Les taux de faux négatifs étaient de **17** pour l'état normal (**0**), **33** pour la sténose aortique (**1**), et **9** pour la sténose mitrale (**2**), avec des sensibilités respectives de **83%**, **67%**, et **91%**. La spécificité était de **86%** pour **0**, **89%** pour **1**, et **92%** pour **2**.

Pour le deuxième cas, par application de la TOC [Table6.3], le SVM linéaire a présenté une meilleure performance avec une exactitude de **92,7%** et une erreur de **7,3%**. Les taux de faux négatifs étaient de **0%** pour **0**, **10%** pour **1**, et **12%** pour **2**, avec des sensibilités de **100%**, **90%**, et **88%** respectivement. La spécificité était de **100%** pour **0**, **94%** pour **1**, et **93%** pour **2**.

La combinaison des caractéristiques de la TOD et TOC (Table6.4) montre une amélioration significative des performances de classification. Le SVM linéaire a obtenu une exactitude de **95,3%** avec une erreur de **4,7%**. Les taux de faux négatifs étaient de **1%** pour **0**, **9%** pour **1**, et **4%** pour **2**, avec des sensibilités de **99%** pour **0**, **91%** pour **1**, et **96%** pour **2**. La spécificité était de **100%** pour **0**, **98%** pour **1**, et **95%** pour **2**. Ces résultats illustrent l'amélioration notable de la précision et de la fiabilité de la classification des états PCG en combinant les caractéristiques des deux technologies.

Type Paramètres	Linear		
	Classes		
	0	1	2
FNR(%)	17	33	9
SE(%)	83	67	91
PPV(%)	78	75	87
FDR(%)	22	25	13
Sp(%)	86	89	92
FPR(%)	14	11	8
F1(%)	82	71	89
AC(%)	80.2		
Err(%)	19.8		

Tab.6.3 : Résultats de classification SVM avec TOD.

Type Paramètres	Linear		
	Classes		
	0	1	2
FNR(%)	0	10	12
SE(%)	100	90	88
PPV(%)	100	88	90
FDR(%)	0	12	10
Sp(%)	100	94	93
FPR(%)	0	6	7
F1(%)	100	90	90
AC(%)	92.7		
Err(%)	7.3		

Tab.6.4 : Résultats de classification SVM avec TOC.

Type Paramètres	Linear		
	Classes		
	0	1	2
FNR(%)	1	9	4
SE(%)	99	91	96
PPV(%)	100	95	91
FDR(%)	0	5	9
Sp(%)	100	98	95
FPR(%)	0	2	5
F1(%)	99	93	93
AC(%)	95.3		
Err(%)	4.7		

Tab.6.5 : Résultats de classification SVM avec TOD & TOC .

Pour une évaluation plus précise de la qualité du modèle , les figures ci-dessous montrent des matrice de confusion pour chaque cas .

La matrice de confusion, montre la répartition réelle des cas(**signaux PCGs**) par rapport aux prédictions du modèle. La matrice de confusion est composée de cases, où chaque case représente le nombre des signaux qui ont été classés dans une classe donnée alors qu'ils appartenaient en réalité à une autre classe.

Les diagonales de la matrice de confusion correspondent au nombre de signaux correctement classés.

➤ Dans le premier cas, **124** cas ont été correctement classés dans la classe **0(Normal)**, **100** cas dans la classe **1(Sténose Aortiques(AS))** et **137** dans la classe **2(Sténose Mitral(MS))**.

Les valeurs hors diagonale de la matrice de confusion correspondent au nombre de signaux qui ont été mal classés. Dans ce cas, **23** cas de la classe **Normal** ont été classés dans la classe **1**, **3** cas de la classe **Normal** ont été classés dans la classe **2**, **33** cas de la classe **1** ont été classés dans la classe **0** et **17** cas de la classe **1** ont été classés dans la classe **2**, **3** cas de la classe **2** ont été classés dans la classe **0** et **10** cas de la classe **2** ont été classés dans la classe **1**. Le modèle est moins performant pour la classe **0, 1 et 2**.

➤ Dans le deuxième cas, **150** cas ont été correctement classés dans la classe **0(Normal)**, **135** cas dans la classe **1(Sténose Aortiques(AS))** et **142** dans la classe **2(Sténose Mitral(MS))**.

Les valeurs hors diagonale de la matrice de confusion correspondent au nombre de signaux qui ont été mal classés. Dans ce cas, **15** cas de la classe **1** ont été classés dans la classe **2** et **18** cas de la classe **2** ont été classés dans la classe **1**. Le modèle est efficace pour les classes **0**, mais moins performant pour la classe **1 et 2**.

➤ Dans le troisième cas, **149** cas ont été correctement classés dans la classe **0(Normal)**, **137**cas dans la classe **1(Sténose Aortiques(AS))** et **143** dans la classe **2(Sténose Mitral(MS))**.

Les valeurs hors diagonale de la matrice de confusion correspondent au nombre de signaux qui ont été mal classés. Dans ce cas, **1** cas de la classe **0** ont été classés dans la classe **1** et **14** cas de la classe **1** ont été classés dans la classe **2** et **6** cas de la classe **2** ont été classés dans la classe **1**. Le modèle est moins performant pour la classe **0, 1 et 2**.



Figure.6.3 : Matrice de Confusion pour l'Évaluation des Performances du Modèle SVM sur les Signaux PCG « TOD »



Figure.6.4 : Matrice de Confusion pour l'Évaluation des Performances du Modèle SVM sur les Signaux PCG « TOC »

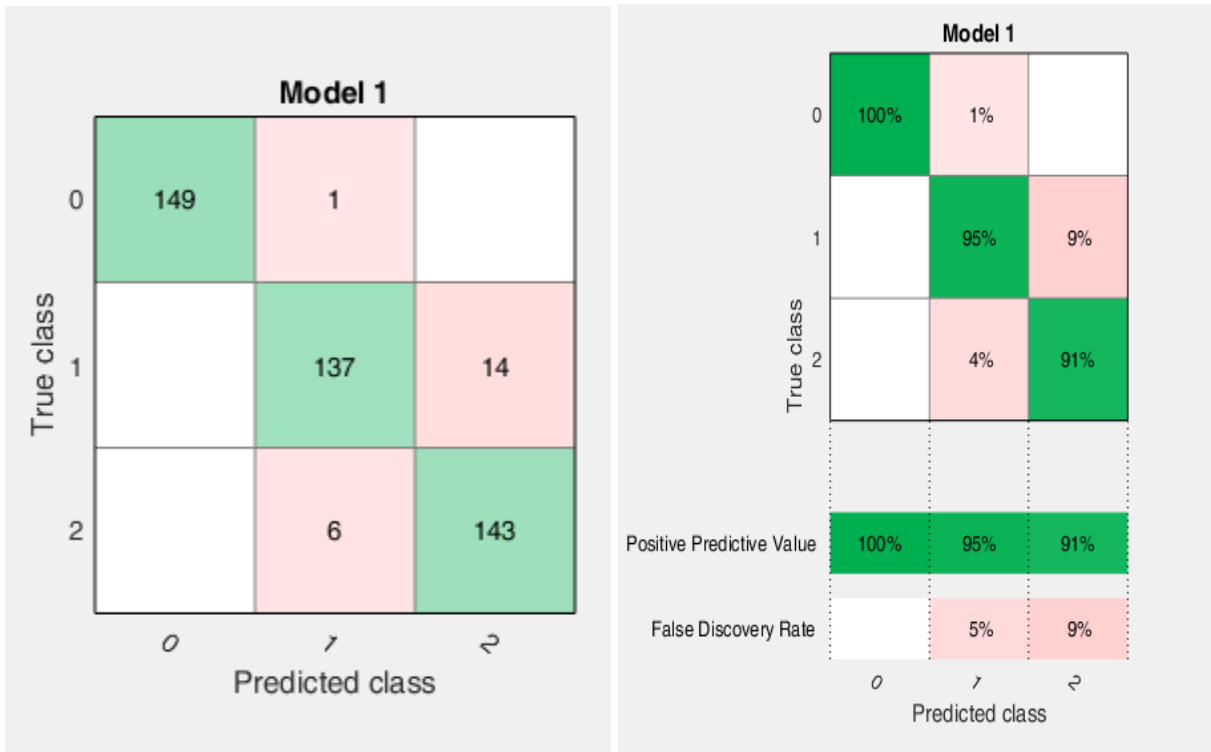


Figure.6.5 : Matrice de Confusion pour l'Évaluation des Performances du Modèle SVM sur les Signaux PCG « TOD & TOC »

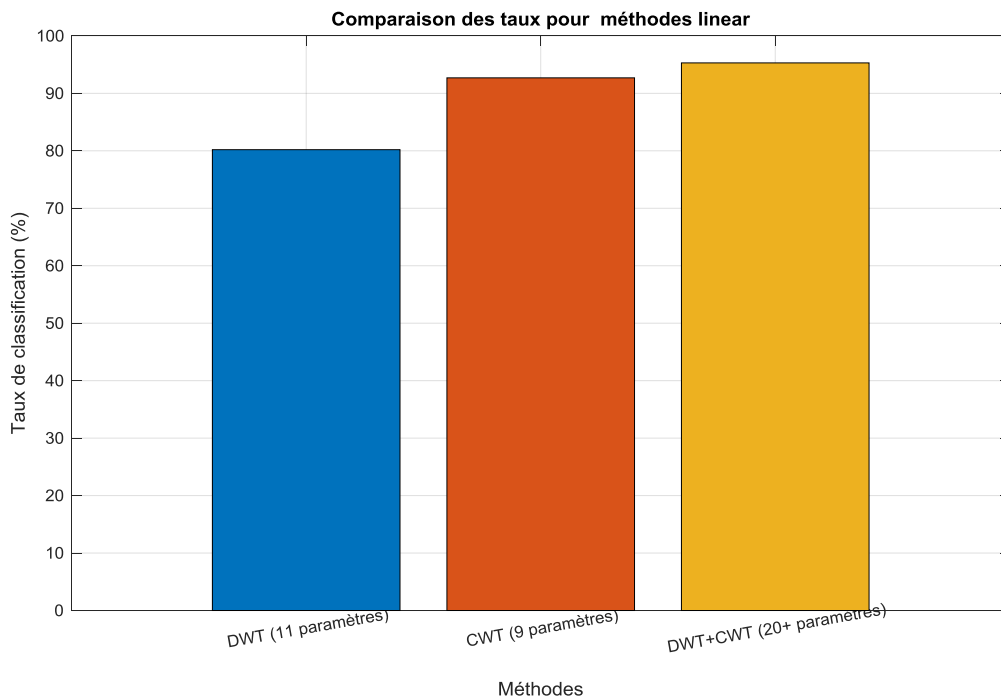


Figure 6.6 : Comparaison des taux de classification pour méthodes Linéaire avec DWT, CWT et leur combinaison

III. Conclusions :

Cette étude évalue l'efficacité des Machines à Vecteurs de Support (**SVM**) dans la classification des signaux de phonocardiogramme (**PCG**), en utilisant des méthodes d'extraction de caractéristiques comme la Transformée en Ondelettes Continues (**CWT**) et Discrètes (**DWT**). Les résultats obtenus révèlent des taux de classification élevés, variant entre **80% et 95%** lorsque les **SVM** sont associés à **CWT et DWT**.

La robustesse accrue du modèle, grâce à ces techniques, suggère leur potentiel pour le diagnostic précoce des maladies cardiovasculaires. Il convient de noter que la taille de l'échantillon pour chaque condition étudiée joue un rôle crucial : une quantité plus importante de données pour chaque condition peut conduire à des valeurs de taux plus fiables et représentatives de la performance du modèle.

De plus, l'utilisation de plusieurs méthodes d'extraction de caractéristiques et de configurations de **SVM** peut être bénéfique. Cette approche permet de mieux comprendre les différences entre les méthodes et d'identifier celles qui offrent les meilleures performances pour la classification des **PCG**, améliorant ainsi la précision des taux et la capacité du modèle à distinguer les différentes conditions cardiaques.

En résumé, cette recherche confirme l'efficacité des **SVM**, combinés à une variété de méthodes d'extraction de caractéristiques, pour détecter de manière fiable les maladies cardiaques. Ces résultats prometteurs ouvrent la voie à des outils de diagnostic plus précis et peuvent contribuer à améliorer la prise en charge clinique des patients atteints de maladies cardiovasculaires.

Conclusion générale

Le cœur, un élément vital du système cardiovasculaire, joue un rôle crucial dans la circulation sanguine. L'analyse des bruits cardiaques, enregistrés sous forme de **phono cardiogramme (PCG)**, offre une fenêtre unique sur le fonctionnement mécanique de cet organe essentiel.

Ce mémoire explore l'application de techniques avancées de traitement du signal au signal **PCG** afin d'améliorer la détection des anomalies cardiaques.

La qualité du signal **phonocardiogramme (PCG)** est cruciale pour une analyse précise des pathologies cardiaques. Afin d'améliorer la qualité du signal et de faciliter l'extraction de caractéristiques pertinentes, une étape de **prétraitement** est essentielle.

Le **débruitage** par ondelettes (seuillage) s'avère être une méthode de **prétraitement** efficace pour les signaux **PCGs**, permettant d'améliorer la qualité du signal et de faciliter l'extraction de caractéristiques pertinentes pour la détection des pathologies cardiaques.

Le choix de la **fréquence d'échantillonnage**, de **l'ondelette analysante** et du **niveau de décomposition** influence grandement l'efficacité du **prétraitement** par ondelettes. Ces paramètres ont été sélectionnés en se basant sur une analyse approfondie de la littérature et sur une expertise dans le domaine du traitement des signaux **PCGs**.

La **segmentation** du signal **PCG** basée sur **l'énergie de Shannon et son enveloppe** s'avère être une méthode efficace et robuste pour la détection de différents événements constituant le signal **PCG (B1,B2,Click et Souffle)**. Cette approche offre une précision accrue, une robustesse au bruit et une adaptabilité à différents types de signaux **PCGs**, faisant d'elle un outil précieux pour l'analyse des signaux cardiaques.

L'analyse des signaux **PCGs** s'avère plus efficace et informative lorsqu'elle est enrichie par la connaissance de **la sévérité de la pathologie** cardiaque étudiée. En intégrant cette information dans le processus d'analyse, le rapport énergétique (**RE(%)**) s'avère être un paramètre prometteur pour l'estimation de la sévérité des pathologies cardiaques à partir des signaux **PCGs**. En effet, la majorité des cas **légers** présentaient un (**RE(%)**) inférieur à **30%**, tandis que la plupart des cas **sévères** avaient

un **(RE(%))** supérieur à **70%**. Les cas **modérés**, quant à eux, se situaient principalement dans la zone **intermédiaire**.

Ce travail de recherche nous a permis aussi la mise au point d'une représentation graphique de différents paramètres pertinents susceptibles non seulement pour détecter la sévérité pathologique des signaux **PCGs** mais aussi pour suivre l'évolution de cette sévérité. A cet effet **deux** versions de la transformée en ondelettes ont été utilisées :

- La transformée en ondelette continue(**T.O.C**) ;
- La transformée en ondelette discrète (**T.O.D**) ;

L'utilisation de ces deux versions ont permis de confirmer les résultats obtenus de l'évolution de la sévérité pathologique des signaux **PCGs** analysés.

Les paramètres calculés ont montré dans leur globalité une bonne efficacité d'interprétation de la sévérité pathologique. Néanmoins parmi ces paramètres, ceux qui ont montré une excellente aptitude à nos desseins fixés. On peut citer :

1. Energie du souffle (**Esouf**),
2. Rapport temporel et fréquentiel (**R_t,R_f**) ;
3. Fréquence maximale(**Fmax**)
4. Taux fréquentiel(**T_{ΔF}**) ;
5. Rapport approximation-signal (**RAS**) ;
6. Coefficient de corrélation (**C_c**) ;
7. Entropie moyenne des coefficients d'approximations (**ECA**) ;
8. Erreur de reconstruction (**Erc**) ;
9. Ecart type (**Std**) ;
10. Valeur absolu de la moyenne (**Mean**) ;

La finalisation de ce travail de recherche nous a permis la mise au point d'une classification **SVM**.

Les résultats obtenus démontrent l'efficacité de la classification **SVM** basée sur la transformée en ondelettes (**TO**) pour discriminer les signaux **PCGs** sains des signaux pathologiques. L'association de la version continue (**TOC**) et la version discrète(**TOD**) , s'est avérée particulièrement performante, améliorant la précision de la classification.

En conclusion, l'analyse des signaux **PCGs** s'affirme comme un outil d'aide à la décision médicale précieux pour le diagnostic des pathologies cardiaques. Les travaux de recherche menés dans ce domaine, y compris notre contribution, permettent d'accroître la précision, la fiabilité et l'objectivité de l'analyse des signaux **PCGs**, ouvrant la voie à une intégration croissante de cette technologie dans la pratique médicale.

Références :

- [1]: K. Mc Namara, H. Alzubaidi, and J. K. Jackson, «Cardiovascular disease as a leading cause of death: how are pharmacists getting involve ». Integrative Pharmacy Research & Practice, 8, 1-11. 2019 <https://doi.org/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]: Zipes, D. P., et al. (Éds.). (2019). Braunwald's Heart Disease: A Textbook of Cardiovascular Medicine (11e éd., 2 volumes). Elsevier. Récupéré de <https://www.elsevier.com/books/braunwalds-heart-disease-a-textbook-of-cardiovascular-medicine-2-volume-set/zipes/978-0-323-46342-3>
- [4] :O. Govrin, D. Sadeh, S. Akselrod, and S. Abboud. « Cross correlation technique for arrhythmia detection using PR and PP intervals ». Computer and Biomedical Research, 18, 37-45,1985
- [5] :A. Djebbari, & F.Bereksi-Reguig.« Short-time Fourier transform analysis of the phonocardiogram signal ». In Proceedings of the 7th IEEE International Conference on Electronics, Circuits and Systems (pp. 844-847).2002
- [6] :T. Bruno. « Analyse continue par ondelettes». CNRS Editions(1995).
- [7]: Assous.S. « Analyse temps-fréquence par la transformée en S et interprétation des signaux de fluxmètre laser doppler applications au diagnostic clinique». École nationale supérieure d'arts et métiers, spécialité automatique et traitement du signal, p. 46, 14 décembre,2005
- [8]: I. Daubechies. «IEEE Trans. on Information Theory», 36(5), 1990.
- [9] :Berraih Sid Ahmed. (2022).«Analyse du signal phonocardiogramme par une technique non linéaire». Thèse de doctorat, Génie biomédical, Université de Tlemcen.2022
- [10] :Martini.F. H., Timmons.M. J., & Tallitsch.R. B. «Human Anatomy» (8e éd.). Pearson Benjamin Cummings,2012
- [11]: site web : <https://www.passeportsante.net/fr/parties-corps/Fiche.aspx?doc=coeur>
- [12]: A. L. Sutton, «Cardiovascular disorders sourcebook, Fourth Edition», Omnigraphics, 2010
- [13]: F. Meziani, thèse Doctorat « Analyse du degré de sévérité pathologique des signaux phono cardiogrammes (PCGs) par application des transformées d'ondelettes ». Université Abou Bekr Belkaid, Tlemcen, Algérie, juin 2013
- [14]: site web : <https://www.hug.ch/cardiologie/maladies-valves-cardiaques>
- [15] :Brendan.P. «The human heart, A Basic Guide to Heart Disease» (2e éd.). Lippincott Williams & Wilkins,2007.

- [16] :F. Briksi-Reguig. «Techniques et instrumentation d'explorations fonctionnelles» : Chapitre 4 : Explorations fonctionnelles vasculaires. Cours de deuxième année de Master en Électronique Biomédicale (M2-MEM018), Université de Tlemcen, pp. 32-33,2009
- [17]: site web : <https://amar-constantine.e-monsite.com/pages/cours-pour-autres-specialites/anatomie-physiologie/systeme-cardiovasculaire.html>
- [18]: site web : <http://www.Auscultation cardiaque.com/auscultation>
- [19]: Garcia.D «Application d'un nouveau concept de perte de charge au diagnostic écho cardiographique des sténoses aortiques», Thèse, de Doctorat, Université de Montréal, Canada, pp 3-63,2003
- [20]: site web : <http://www.larousse.fr/encyclopedie/medical/phonocardiographie/15342>.,Date de consultation. 20/04/2014
- [21]: M. L. Mekhalfi. « Analyse Des Signaux PCG Par L'usage De la C.W.T et De la D.W.T», thèse de magister, Université de Batna, pp 39-60, 2012.
- [22] : site web: <https://journals.rcni.com/nursing-standard/how-to-auscultate-for-heart-sounds-in-adults-ns.2017.e10965>
- [23] :Murphy.R. L. H., et al.«Introduction to heart sounds » 3M Littmann Stethoscopes.2004
- [24] :Abbas.A.K., & Bassam.R. (2009). Phonocardiography Signal Processing. Morgan & Claypool.
- [25] :Jan, F. "Cardiologie", (2e éd., pp. 215-226).2005
- [26] :Debbal, S. M., & Bereksi-Reguig, F. (2005). «Analyse spectro-temporelles des bruits cardiaques par les transformées discrètes et continues d'ondelettes». Sciences & Technologies, pages5.
- [27] :Rushmer.F. (1976). Cardiovascular Dynamics (4e éd.). Saunders, London.
- [28] :Obaidat, M. (1991). «Phonocardiogram signal analysis: techniques and performance comparison». Journal of Medical Engineering Technology, 17, 221-227.
- [29] :El-Asir, B., Khadra, L., Al-Abbasi, A. H., & Mohammed, M. M. J. «Time-frequency analysis of heart sounds». Proceedings of the 1996 IEEE International Conference. <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/608401>
- [30] :Debbal, S. M., & Bereksi-Reguig.F. (2008).« Filtering and classification of phonocardiogram signals using wavelet transform». Journal of Medical Engineering & Technology, 32(1), 53-65.2008 <https://doi.org/10.1080/03091900600750348>.
- [31] :Edoardo Provenzi. « TRANSFORMÉE DE FOURIER ET SES APPLICATIONS »,p:7.
- [32]: S.Ljubisa,D.Milos, Th.Thayananthan, «Time-Frequency Signal Analysis with Applications», BOOK,2013/01/01

- [33] :Cohen, L. (1989).«Time-frequency distributions-a review», Proceedings of the IEEE, 77(7), 941-981.
- [34] :Boashash, B. (1953). «Time-Frequency Signal Analysis and Processing», Signal Processing Research, Queensland University of Technology, Brisbane, Australie, pp. 29-52.
- [35] :Gabrieli, F. (2010).«Apport des techniques temps fréquence à la caractérisation mécanique du corps humain en choc» Thèse de doctorat, Université de la Méditerranée, 18 février 2010.
- [36]: C. Sidney Burrus, Ramesh Gopinath,Haitao Guo , «Wavelets and Wavelet Transforms», <https://repository.rice.edu/server/api/core/bitstreams/33cd90c3-b6c6-4a7e-ab6f-dbc34e868d9b/content>
- [37] :Ergena, B., Tatara, Y., & Ozcan, H. . « Time-frequency analysis of phonocardiogram signals using wavelet transform: a comparative study», University Istanbul, Turkey, 04 January 2011.
- [38] :Meyer, Y., Jaffard, S., & Rioul, O. (1987, septembre).« L'analyse par Ondelettes » . Pour la science.
- [39]: A Cohen, « Numerical analysis of wavelet methods» - 2003,
- [40] :Bentaleb.Y,(2007). «Analyse par ondelettes des signaux sismiques : applications aux ondes de surface ». Thèse de doctorat, Université Mohammed V de Rabat, Maroc, pp. 23-51.
- [41]: Haikun Yang and Hong-Xia Pan, «The Adaptive Analysis of Shock Signals on the Basis of Improved Morlet Wavelet Clusters», Hindaw, Volume 2018, Article ID 9892713,13pages.
- [42]: Asim Biswas · Bing Cheng Si, «Application of Continuous Wavelet Transform in Examining Soil Spatial Variation: A Review» , Math Geosci (2011) 43: 379–396
- [43] :Mallat, S. G. (1989). «A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation» IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 11(7), 674-693.
- [44] :Vos, D. (2007). Auscultation pédiatrique automatisée. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 54(2), 424-452.
- [45] :Messer, S. R., Agzarian, J., & About, P. (2005). Débruitage optimal par ondelette pour les phonocardiogrammes. *Microelectronic Journal, 32, 931-941.
- [46] :D.L.Donoho & I.M.Johnstone (1995). «Adapting to unknown smoothness via wavelet shrinkage». Journal of the American Statistical Association*, 90(432), 1200–1224.
- [47] :Debbal, S. M., & Bereksi-Reguig, F. (2007). «Features for Heartbeat Sound Signal Normal and Pathological». Journal of Recent Patents on Computer Science, 1(1).
- [48] :Debbal, S. M., & Bereksi-Reguig, F. (2004, octobre). Choix de l'ondelette analysante et classification des signaux phonocardiogrammes en fonction des souffles surajoutés. Afrique Science, 01(1), 1-13.
- [49]: site web :<http://www.cardiosource.com/heartsounds>.
- [50] :American College of Cardiology. Récupéré sur [<http://www.egeneralmedical.com>].

- [51] :Heart Sounds and Murmurs : Récupéré sur
[<http://www.dundee.ac.uk/medther/Cardiology/hsmur.html>].
- [52] :Allen, R. L., & Mills, D. W. (2004). *Analyse du signal : temps, fréquence, échelle et structure*. New York, Piscataway, N.J. : Wiley; IEEE Press.
- [53] :Bracewell, R. N. (2000). «The Fourier transform and its applications»(3e éd.). Boston : McGraw Hill.
- [54] :Liang,H., Lukkarinen, S., & Hartimo, I. (1997).«Heart sound segmentation algorithm based on heart sound envelopgram», in *Computers in Cardiology*, Lund, Suède, pp. 105-108.
- [55] :Akay, M. (1998). «Time Frequency and Wavelets in Biomedical Signal Processing». IEEE Press, New York.
- [56] :Meziani,F., Debbal, S. M., & Atbi, A. (2012). «Analysis of phonocardiogram signals using wavelet transform». *Journal of Medical Engineering & Technology*, 36(5-6), 283–302.
- [57]: Omari, T., & Debbal, S. M. (2009). «Etude de degré de sévérité pathologique des sténoses aortiques», (Thèse de magister). Université de Tlemcen.
- [58]: Rangayyan, R. M. (2002). *Biomedical Signal Analysis: A Case-Study Approach*. IEEE Press Series on Biomedical Engineering.
- [59] :Debbal.S.M., & Bereksi-Reguig.F. (2005). "Second cardiac sound: analysis techniques and performance comparison". *Journal de Mécanique en Médecine et Biologie (JMMB)*, 5(3).
- [60] :Yves.M. (1994).«Les ondelettes : Algorithmes et applications».. Armand Colin.
- [61] :Landrin, F. (1998). «Temps-fréquence. Collection Traitement du Signal », Hes.
- [62] :K.Soman, & Ramachandran, K. I. (2004).«Insight into wavelets: From Theory to Practice». Printics-Hall.pp. 15-72
- [63] :Atto.M., Pastor, D., & Isar.A. (2007). « On the statistical decorrelation of the wavelet packet coefficients of a band-limited wide-sense stationary random process». *Traitement du Signal*, 87(10), 2320–2335.
- [64] :Düzel.E., Habib, R., Schott, B., Schoenfeld, A., Lobaugh, N., & McIntosh, A. R. (2003). « A multivariate, spatiotemporal analysis of electromagnetic time–frequency data of recognition memory». *Neuroimage*, 18, 185–197.
- [65] :Tovar-Corona.B., & Torry.J (1998). « Time-frequency representation of systolic murmurs using wavelets». *IEEE Computers in Cardiology*, 601-604.
- [66] :Keong, T. C. (2003).« Analysis of Heart Sound, in partial fulfillment of the requirements for the Degree of Bachelor of Engineering National University of Singapore».
- [67] :Debbal.S. M., & Bereksi-Reguig.F. (2008). «Frequency analysis of the heartbeat sounds». *Biomedical Soft Computing and Human Sciences*, 13(1), 85-90.

- [68] :Moukadem.A, (2011). «Segmentation et classification des signaux non-stationnaires : application au traitement des sons cardiaques et à l'aide au diagnostic». Thèse de doctorat, Université de Haute Alsace - Mulhouse.
- [69]: T. Sakamoto, R. Kusakawa, D. M. Maccanon, and A. A. Luisada, « Hemodynamic determinants of the amplitude of the first heart sound», *Circulation Research*, vol. 16, pp. 45–57, 1965.
- [70]: L.-G. Durand and P. Pibarot, « Digital signal processing of the phonocardiogram: Review of the most recent advancements», *Critical Reviews in Biomedical Engineering*, vol. 23, no. 3-4, pp. 163–219, 1995.
- [71]: D. S. Gerbarg, A. Taranta, M. Spagnuolo, and J. J. Hofer, « Computer analysis of phonocardiograms», *Progress in Cardiovascular Diseases*, vol. 5, no. 4, pp. 393–405, 1963.
- [72] :Rattanawong.W., & Tosarano. P. (2010), «Characterization of heart sounds using discrete wavelet transform». 3ème Conférence Internationale en Ingénierie Biomédicale, pp. 47-50.
- [73] :Akay.Y, Akay.M, Welkowitz.W, & Kostis.J (1994). « Noninvasive detection of coronary artery disease». *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, 13(5), 761–764.
- [74] :Ari, S., Hembram, K., & Saha, G. (2010).«Detection of cardiac abnormality from PCG signal using LMS based least square SVM classifier». *Expert Systems with Applications*, 37(12), 8019–8026.
- [75] :Avendano-Valencia, L. D., Godino-Llorente, J. I., Blanco-Velasco, M., & Castellanos-Dominguez, G. (2010).«Feature extraction from parametric time-frequency representations for heart murmur detection», *Annals of Biomedical Engineering*, 38(8), 2716–2732.
- [76] : Yang,T., & Hsieh, H. (2016).«Classification of Acoustic Physiological Signals Based on Deep Learning Neural Networks with Augmented Features». Dans *Actes de la 43e Conférence sur l'Informatique en Cardiologie*, vol. 43, Vancouver, Canada.
- [77] :Diaz Bobillo, I. (2016). «A Tensor Approach to Heart Sound Classification». Dans *Actes de la 43e Conférence sur l'Informatique en Cardiologie*, vol. 43, Vancouver, Canada.
- [78]: B. Whitaker and D. Anderson, «Heart Sound Classification via Sparse Coding», in *Proceedings of the 43rd Computing in Cardiology Conference*, vol. 43, Vancouver, Canada, 2016.
- [79] :Ch. ELBACHIR & N. SITAYEB, « Aide au diagnostic dans l'imagerie cérébrale : Application dans la reconnaissance des AVC », diplôme de MASTER, Université Aboubakar Belkadi – Tlemcen –, pp. 44, 2023.
- [80] :K.YAGOUB & CH.BIDAOUI , « Classification des voix pathologiques », diplôme de MASTER, Université Aboubakr Belkaïd – Tlemcen – Faculté de TECHNOLOGIE, pp. 41-42, 2023.
- [81] :B. Scholkopf and A.J. Smola (2002) « Learning with Kernels. » MIT Press, Cambridge, MA.
- [82] :V.Vapnik , « The nature of statistical learning theory » Springer Verlag, New York.1995

- [83]: 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.
- [84]: 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.
- [85]: site web : https://jvanheld.github.io/stat1/slides/07_tests_multiples.html
- [86]: site web : <https://wp.sciviews.org/sdd-umons3-2021/mesure-de-performances.html>
- [87]: M. R. Chernick, I V. K. Murthy and C. D. Nealy , « estimation of error rate for linear discriminant functions by resampling: non-gaussian populations», *comput. Math. Applic.* Vol. 15, no. I, pp. 29-37, 1988
- [88]:site web: https://moodle.insa-rouen.fr/pluginfile.php/7255/mod_resource/content/0/cours9.pdf

Annexe.I

Le filtre passe bas utiliser dans notre étude est de réponse impulsionnelle finie (FIR : finite impulse response) définie par la relation suivante :

$$h(n) = \int_{-f_0}^{f_0} e^{i2\pi f_0 n} df = 2f_0 \sin(2f_0 n) \quad (1)$$

Ainsi les paramètres du filtre sont donnés par :

$$h(n) = 40 \sin(40n) \text{ avec } -25 \leq n \leq 25 \quad (2)$$

Afin d'implanter ce filtre, le choix de la fenêtre est très important. La fenêtre choisie est celle de Hamming définie par l'équation suivante [88]

$$\left\{ \begin{array}{ll} 0.54 + 0.46 \cos \frac{2\pi t}{T_0} & |t| \leq \frac{T_0}{2} \\ 0 & |t| > \frac{T_0}{2} \end{array} \right\} \quad \text{avec } T_0 : \text{ la durée de la fenêtre} \quad (3)$$