

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L 'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR
ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE



N° d'ordre :.....

Série :.....

Université Mohammed Seddik

BENYAHIA - Jijel

Faculté des Sciences et de la Technologie

Département : Electronique

Thèse Présentée

Pour l'obtention du Diplôme de Doctorat en Sciences

Spécialité : Electronique

Par : Mme BOURAOUI Nayad née KOURAS

Thème :

Analyse Temps-Fréquence pour la Segmentation et l'identification des Signaux Phonocardiographiques (PCG)

Soutenue le : 01/02/2018 , Devant le Jury composé de :

Mr. BOUKABOU Abdelkrim	Professeur	Université de Jijel	Président
Mr. BOUTANA Daoud	Professeur	Université de Jijel	Rapporteur
Mr. FERDI Youcéf	Professeur	<i>Ecole normale supérieure de biotechnologie- Constantine.</i>	Examineur
Mr. GOUTAS Ahcène	MCA	Université du 20 Aout 1955- Skikda	Examineur

Remerciements

Je remercie le bon Dieu en premier lieu pour m'avoir donné le courage, la patience et la volonté.

Mes remerciements les plus profonds vont à l'égard de mon directeur de thèse **Mr BOUTANA Daoud** Professeur à l'Université Mohamed Seddik Benyahia-Jijel, qui n'a ménagé aucun effort du début jusqu'à l'aboutissement de ce travail, pour ses conseils, son encadrement, ses encouragements, sa présence et sa modestie.

Je tiens à exprimé toute ma gratitude aux membres du jury :

- **Mr BOUKABOU Abdelkrim**, Professeur à l'Université Mohamed Seddik Benyahia-Jijel qui m'a fait l'honneur de présider ce jury.
- **Mr GOUTAS Ahcène** MCA à Université du 20 Aout 1955-Skikda qui a eu la gentillesse d'accepter d'être membre de jury
- **Mr FERDI Youcéf**, Professeur à l'Ecole national supérieure polytechnique-Constantine d'avoir accepter d'être membre de jury

Ma reconnaissance va à ceux qui ont plus particulièrement assuré le soutien affectif de ce travail doctoral : mon mari pour son aide sa compréhension et surtout pour sa patience, ma famille en particulier ma mère et ma sœur qui m'ont toujours encouragé et surtout en prenant soin de mes enfants, mon père qui nous à toujours guider, sans oublier mes frères ainsi que ma belle famille pour les encouragements.

Enfin, je remercie également toutes les personnes qui m'ont aidé et encourager.

Tables des matières

Remerciements	i
Table des matières	1
Liste des figures.....	7
Liste des tableaux	12
Liste des abréviations	13
Liste des notations	14

Introduction générale.....	16
Chapitre 1 Généralités sur le cœur et la phonocardiographie	21
I Introduction	21
II Le phonocardiogramme.....	22
II.1 Définition	22
II.2 L'auscultation cardiaque	22
III Le cœur.....	23
III.1 Anatomie et fonctionnement du cœur	23
III.2 Les valves cardiaques	24
III.3 Le cycle cardiaque et la courbe de pression sanguine	25
III.3.1 La phase systolique	26
III.3.2 La phase diastolique	26
IV Les sons cardiaques	27
IV.1 Définition	27
IV.2 Les sons normaux du cœur	27
IV.2.1 Le premier bruit cardiaque S1	27
IV.2.2 Le deuxième bruit cardiaque S2	28
IV.2.3 Le troisième bruit cardiaque S3	28
IV.2.4 Le quatrième bruit cardiaque S4.....	29
IV.3 Les sons anormaux du cœur ou murmures	29
IV.3.1 Le murmure systolique	30
IV.3.2 Le murmure diastolique	30
IV.4 Caractéristiques des bruits cardiaques	31
V Conclusion.....	32
Chapitre 2 Transformée en Ondelettes et Transformaion par Paquets d'Ondelettes.....	33
I Introduction	33
II Définition d'une Ondelette.....	34

III	Transformée en Ondelettes Continue	36
IV	Transformée en Ondelettes Discrète	37
IV.1	Analyse multirésolution	38
IV.1.1	Aspect théorique de l'analyse multirésolution	39
IV.1.2	La fonction d'échelle	40
IV.1.3	La fonction d'ondelette	41
IV.2	Relation à deux échelles et filtres miroirs conjugués	42
IV.3	Algorithme pyramidal	43
V	Paquets d'ondelettes	46
V.1	Décomposition par paquets d'ondelettes	46
V.2	Bancs de filtres	49
V.3	Calcul des coefficients des paquets d'ondelettes	49
V.4	Choix de la meilleure base	50
V.4.1	Fonction de coût entropique	51
V.4.2	Algorithmes de recherche de la décomposition optimale	51
V.4.2.1	méthode de base d'ondelettes	52
V.4.2.2	méthode de meilleure échelle	52
V.4.2.3	méthode de la meilleure base	53
VI	Reconstruction des paquets d'ondelettes.....	54
VII	Conclusion.....	55
Chapitre 3 Généralités sur la Décomposition Modale Empirique (EMD)- Transformée de Huang		56
I	Introduction	56
II	Principe de la Transformée de Huang	57
III	Définition	58
III.1	Fonction Mode Intrinsèque (IMF)	58
III.2	La moyenne locale	58
IV	Le choix de la méthode d'interpolation.....	59
V	Processus de tamissage (Siftinf Proces).....	59
VI	Critère d'arrêt	61

VI.1	Critère proposé à la méthode	62
VI.1	Critère locale	62
VII	Le mélange de modes (mode mixing)	63
VIII	Conclusion.....	65
 Chapitre 4 Les Représentations Temps-Fréquence.....		66
I	Introduction	66
II	la représentation temps-fréquence linéaire.....	67
II.1	La Transformée de Fourier à Court Terme (TFCT)	67
II.2	Limitations du spectrogramme	69
III	Représentations temps-fréquence bilinéaires	70
III.1	La classe de Cohen	70
III.1.1	La représentation de Wigner-Ville (RWV)	71
	III.1.1.1. Limitations de la représentation de Wigner-Ville ...	71
III.1.2	La représentation de Wigner-Ville lissée (RPVWL)	72
III.2	Les grandeurs marginales	73
VIII	Conclusion.....	74
 Chapitre 5 Détection et caractérisation des murmures cardiaques avec l'analyse par ondelettes.....		75
I	Introduction	75
II	Méthode de segmentation par ondelettes avec l'entropie de Rényi	77
II.1	Prétraitement du signal	79
II.2	Décomposition et reconstruction du signal PCG par ondelettes	79
II.3	Calcul des valeurs de l'entropie de Rényi	79
II.4	Distinction entre S1, S2 et le murmure pour chaque niveau	80
II.5	Le choix du meilleur niveau	80
II.6	Reconstruction des composantes principales du signal et du murmure	80

III	Résultats de segmentation par la transformée en ondelettes discrète avec l'entropie de Rényi des signaux PCG pathologiques.....	80
III.1	Cas de la sténose aortique précoce (EAS)	82
III.2	Cas de la sténose aortique tardive (LAS)	83
III.3	Cas de l'insuffisance mitrale (MR)	85
III.4	Cas de la régurgitation aortique (AR)	86
III.5	Cas du claquement d'ouverture de la mitral (OS)	87
III.6	Cas de la Sténose Pulmonaire (PS)	89
IV	Représentations temps-fréquence des signaux PCG	92
IV.1	Cas de la sténose aortique précoce (EAS)	92
IV.2	Cas de la sténose aortique tardive (LAS)	93
IV.3	Cas de l'insuffisance mitrale (MR)	94
IV.4	Cas de la régurgitation aortique (AR)	96
IV.5	Cas du claquement d'ouverture mitral (OS)	97
IV.6	Cas de la Sténose Pulmonaire (PS)	98
IV.7	Interprétation des résultats	98
V	Conclusion.....	100
Chapitre 6 Décomposition Modale Empirique avec le mélange de modes appliqué sur des Sons Cardiaques Pathologiques		
102		
I	Introduction	102
II	Méthode de segmentation.....	104
II.1	Décomposition modale empirique des signaux PCG anormaux	105
II.1.1	Prétraitement.....	106
II.1.2	Décomposition EMD et test de stationnarité.....	106
II.1.3	Approche classique, modèle du bruit seul	106
II.1.4	Méthode de séparation du mixage des modes	107
II.1.5	Application de l'EMD traditionnel avec le mode bruit seul	110
III	Analyse des signaux PCG	110
III.1	Cas de la sténose aortique précoce (EAS)	110
III.2	Cas de la sténose aortique tardive (LAS)	112

III. 3	Cas de l'insuffisance mitrale (MR)	115
III. 4	Cas de la régurgitation aortique (AR)	117
III. 5	Cas du claquement d'ouverture de la mitral (OS)	119
III. 6	Cas de la Sténose Pulmonaire (PS)	122
IV	Représentation temps fréquence et caractérisation des signaux PCG pathologiques.....	126
IV.1	Cas de la sténose aortique précoce (EAS)	126
IV. 2	Cas de la sténose aortique tardive (LAS)	126
IV. 3	Cas de l'insuffisance mitrale (MR)	127
IV. 4	Cas du claquement d'ouverture de la mitral (OS)	128
IV. 5	Cas de la Sténose Pulmonaire (PS)	128
V	Conclusion.....	129
Conclusion générale		130
Bibliographie		132

Liste des figures

Figure 1.1 Foyer d'auscultation des bruits cardiaques A : foyer aortique, P : foyer pulmonaire, T : foyer tricuspide, M : foyer mitral.....	22
Figure 1.2 Anatomie interne du cœur	24
Figure 1.3 Les valves cardiaques	25
Figure 1.4 Cycle cardiaque	25
Figure 1.5 Les bruits du cœur	27
Figure 1.6 Les composantes du premier bruit cardiaque	28
Figure 1.7 Les composantes du deuxième bruit cardiaque	28
Figure 1.8 Principaux sons cardiaques anormaux.....	31
Figure 2.1 Représentation de quelques ondelettes.....	35
Figure 2.2 Illustration de la variation du facteur d'échelle. (a) l'ondelette mère ; (b) l'ondelette pour $a > 1$ et (c) l'ondelette pour $0 < a < 1$	35
Figure 2.3 Pavage du plan temps-fréquence pour la représentation temps-échelle.....	36
Figure 2.4 Schéma de l'AMR	40
Figure 2.5 Décomposition d'un signal par la transformation en ondelettes à trois niveaux de décomposition.....	44
Figure 2.6 Algorithme pyramidal de Mallat d'un point de vue fréquentiel.....	44
Figure 2.7 Décomposition en ondelettes à l'échelle J.....	47
Figure 2.8 Décomposition en paquets d'ondelettes à l'échelle J.....	47
Figure 2.9 Nœuds père et fils.....	48
Figure 2.10 Décomposition en paquets d'ondelettes d'un signal $x(t)$ au 3 ^{ième} niveau	48
Figure 2.11 Décomposition rapide en paquets d'ondelettes	50

Figure 2.12 Méthode de base d'ondelettes	52
Figure 2.13 Méthode du meilleur niveau	52
Figure 2.14 Méthode de la meilleur base	53
Figure 2.15 Reconstruction rapide en paquets d'ondelettes	54
Figure 3.1 Décomposition de l'EMD d'un signal $x(t)$	57
Figure 3.2 Principe de tamisage pour l'estimation de la 1 ^{ière} IMF du signal $x(t)$: (a) le signal à décomposé, (b) Extraction des extrema, (c) Interpolation, (d) Calcule de la moyenne et (e) la première IMF	61
Figure 3.3 Représentation du signal test $x(t)$: (a) $x_1(t)$ la composante basse fréquence, (b) $x_2(t)$ la composante haute fréquence, (c) le signal test $x(t) = x_1(t) + x_2(t)$	64
Figure 3.4 Illustration du mélange de modes sur un signal test : (a) Le signal $x(t)$ faiblement bruité (SNR = 55 dB), (b) Les cinq premières IMF _s obtenues par l'EMD	64
Figure 4.1 Principe de la TFCT	68
Figure 4.2 Quelques fonction de fenêtrage usuelles	69
Figure 4.3 Structure des interférences	72
Figure 5.1 Organigramme de segmentation du PCG avec la TOD et l'entropie de Renyi	78
Figure 5.2 Représentation temporelle du signal EAS	82
Figure 5.3 Les valeurs de l'entropie de Rényi en fonction du niveau de décomposition pour le signal EAS	83
Figure 5.4 Segmentation du signal EAS : (a) le signal EAS original, (b) les composantes principales (S1 et S2) et (c) le murmure	83
Figure 5.5 Représentation temporelle du signal LAS	84
Figure 5.6 Les valeurs de l'entropie de Rényi en fonction du niveau de décomposition pour le signal LAS	84
Figure 5.7 Segmentation du signal LAS : (a) le signal LAS original, (b) les composantes principales (S1 et S2) et (c) le murmure	84
Figure 5.8 Représentation temporelle du signal MR	85

Figure 5.9 Les valeurs de l'entropie de Rényi en fonction du niveau de décomposition pour le signal MR	85
Figure 5.10 Segmentation du signal MR : (a) le signal MR original, (b) les composantes principales (S1 et S2) et (c) le murmure	86
Figure 5.11 Représentation temporelle du signal AR	86
Figure 5.12 Les valeurs de l'entropie de Rényi en fonction du niveau de décomposition pour le signal AR	87
Figure 5.13 Segmentation du signal AR : (a) le signal AR original, (b) les composantes principales (S1 et S2) et (c) le murmure	87
Figure 5.14 Représentation temporelle du signal OS	88
Figure 5.15 Les valeurs de l'entropie de Rényi en fonction du niveau de décomposition pour le signal OS	88
Figure 5.16 Segmentation du signal OS : (a) le signal OS original, (b) les composantes principales (S1 et S2) et (c) le murmure	89
Figure 5.17 Représentation temporelle du signal PS	89
Figure 5.18 Les valeurs de l'entropie de Rényi en fonction du niveau de décomposition pour le signal PS	90
Figure 5.19 Segmentation du signal PS : (a) le signal OS original, (b) les composantes principales (S1 et S2) et (c) le murmure	90
Figure 5.20 Tracé de contour des résultats de spectrogramme : (a) les composantes S1- S2et (b) le murmure du signal EAS	92
Figure 5.21 Tracé de contour des résultats de la RPWVL:(a) les composantes S1-S2 et (b) le murmure du signal EAS	92
Figure 5.22 La marginale en temps et en fréquence du murmure EAS	93
Figure 5.23 Tracé de contour des résultats de la RPVWL (a) les composantes S1-S2 et (b) le murmure du signal LAS	94
Figure 5.24 La marginale en temps et en fréquence du murmure LAS	94

Figure 5.25 Tracé de contour des résultats de la SPWVD :(a) les composantes S1-S2 et (b) le murmure du signal MR	95
Figure 5.26 La marginale en temps et en fréquence du murmure MR	95
Figure 5.27 Tracé de contour des résultats de la RPVWL :(a)les composantes S1-S2 et (b) le murmure du signal AR	96
Figure 5.28 La marginale en temps et en fréquence du murmure AR.....	96
Figure 5.29 Tracé de contour des résultats de la RPVWL :(a)les composantes S1-S2 et (b) le murmure du signal OS	97
Figure 5.30 La marginale en temps et en fréquence du murmure OS	97
Figure 5.31 Tracé de contour des résultats de la RPVWL du :(a)composantes S1-S2 et (b) le murmure du signal PS	98
Figure 5.32 La marginale en temps et en fréquence du murmure PS	98
Figure 6.1 Organigramme de la segmentation par EMD avec modèle bruit seul	105
Figure 6.2 EMD du signal EAS, de haut en bas : le signal, seize IMF _s et le résidu	110
Figure 6.3 Sélection des IMF _s pour la segmentation du signal EAS	111
Figure 6.4 Choix de la meilleure base pour : (a) IMF ₁ , (b) IMF ₂ du signal EAS	111
Figure 6.5 Résultats de la segmentation du signal EAS: (a) Le signal original, (b) le signal séparé sans murmure, (c) le murmure séparé après le dé-mixage, (d) avec le mélange de modes	112
Figure 6.6 EMD du signal LAS, de haut en bas: le signal, vingt et une IMF _s et le résidu ...	113
Figure 6.7 Sélection des IMF _s pour la segmentation du signal LAS	113
Figure 6.8 Choix de la meilleure base pour : (a) IMF ₁ , (b) IMF ₂ du signal LAS	114
Figure 6.9 Résultats de la segmentation du signal EAS: (a) Le signal original, (b) le signal séparé sans murmure, (c) le murmure séparé après le dé-mixage, (d) avec le mélange de modes	114
Figure 6.10 EMD du signal MR, de haut en bas : le signal, onze IMF _s et le résidu	115
Figure 6.11 Sélection des IMF _s pour la segmentation du signal MR	116
Figure 6.12 Choix de la meilleure base pour : (a) IMF ₁ , (b) IMF ₂ du signal MR	116

Figure 6.13 Résultats de la segmentation du signal MR: (a) Le signal original, (b) le signal séparé sans murmure, (c) le murmure séparé après le dé-mixage, (d) avec le mélange de modes	117
Figure 6.14 EMD du signal AR, de haut en bas : le signal, treize IMF _s et le résidu	118
Figure 6.15 Sélection des IMF _s pour la segmentation du signal AR	118
Figure 6.16 Résultats de la segmentation du signal AR: (a) Le signal original, (b) le signal séparé sans murmure, (c) le murmure séparé par le mélange de modes	119
Figure 6.17 EMD du signal OS, de haut en bas : le signal, dix huit IMF _s et le résidu	120
Figure 6.18 Sélection des IMF _s pour la segmentation du signal OS	120
Figure 6.19 Choix de la meilleure base pour : (a) IMF ₁ , (b) IMF ₂ , du signal OS	121
Figure 6.20 Résultats de la segmentation du signal OS: (a) Le signal original, (b) le signal séparé sans murmure, (c) le murmure séparé avec le mélange de modes.....	121
Figure 6.21 EMD du signal PS, de haut en bas : le signal, dix huit IMF _s et le résidu	122
Figure 6.22 Sélection des IMF _s pour la segmentation du signal PS	123
Figure 6.23 Choix de la meilleure base pour : (a) IMF ₁ , (b) IMF ₂ , du signal PS	123
Figure 6.24 Résultats de la segmentation du signal PS: (a) Le signal original, (b) le signal séparé sans murmure, (c) le murmure séparé avec le modèle mélange de modes.....	124
Figure 6.25 Spectrogramme du signal EAS (a) localisation du murmure et (b) contour du spectrogramme.....	124
Figure 6.26 Spectrogramme du signal LAS (a) localisation du murmure, (b) contour du spectrogramme.....	126
Figure 6.27 Spectrogramme du signal MR (a) localisation du murmure, (b) contour du spectrogramme.....	127
Figure 6.28 Spectrogramme du signal OS (a) localisation du murmure, (b) contour du spectrogramme.....	128
Figure 6.29 Spectrogramme du signal PS (a) localisation du murmure, (b) contour du spectrogramme.....	128

Liste des tableaux

Tableau 1.1 Les caractéristiques temporelles et fréquentielles des bruits cardiaques.....	9
Tableau 2.1 Quelques exemples de la fonction coût.....	51
Tableau 3.1 Pseudo-code de la méthode EMD.....	60
Tableau 5.1 Les signaux PCG analysés.....	81
Tableau 5.2 Les gammes de fréquences correspondant aux coefficients de détails.....	81
Tableau 5.3 Les valeurs de l'entropie de Renyi à différents niveau de décomposition pour les signaux PCG étudiés.....	91
Tableau 5.4 Résumé des caractéristiques des PCG: bande passante, valeur de fréquence de pic (PFV) et durée moyenne (MD) du murmure.....	99
Tableau 6.1 Bandes fréquentielles par paquets d'ondelettes.....	109
Tableau 6.2 Corrélacion entre l'IMF ₁ et l'IMF ₂ des diférens signaux considérés.....	124
Tableau 6.3 Critère modale empirique pour les murmures des signaux PCG anormaux.....	125
Tableau 6.4 Caractérisation des PCG pathologiques.....	129

Abréviations

AMR	Analyse multirésolution
PCG	Phonocardiogramme
EAS	Sténose Aortique Précoce
LAS	Sténose Aortique Tardive
AR	Insuffisance Aortique
MR	Insuffisance Mitrale
OS	Claquement d'Ouverture Mitrale
PS	Sténose Pulmonaire
EMD	Décomposition Modale Empirique
IMF	Fonction Modale Intrinsèque
ER	Entropie de Rényi
MD	Durée Moyenne du murmure
PFV	Valeur de Fréquence du Pic
RTF	Représentation temps-fréquence
RCW	Représentation de Choi-Williams
RPWVL	Représentation Pseudo Wigner Ville Lissée
RWV	Représentation Wigner Ville
SNR	Rapport Signal bruit
SD	Critère d'arrêt
SP	Processus de tamisage
TF	Transformée de Fourier
TFCT	Transformée de Fourier à Court Terme
TOC	Transformée en Ondelettes Continue
TOCI	Transformée en Ondelettes Continue Inverse
TOD	Transformée en Ondelettes Discrète

Notations

a	paramètre d'échelle de la fonction d'ondelette
b	paramètre de translation de la fonction d'ondelette
$a_x(j,k)$	$k^{\text{ième}}$ coefficient d'approximation à l'échelle j
$C_x(a,b)$	les coefficients d'ondelettes de la transformée d'ondelettes continue de $x(t)$
$\zeta_x(t,f)$	classe de Cohen
$d_x(j,k)$	$k^{\text{ième}}$ coefficient de détail à l'échelle j
ε	le seuil prédéfinis
$E_{k,\text{inf}}$	La $k^{\text{ième}}$ enveloppe inférieure
$E_{k,\text{sup}}$	La $k^{\text{ième}}$ enveloppe supérieure
$E(x)$	Fonction coût du signal $x(t)$
f_i	Fonction d'interpolation
g	Filtre passe haut
$\beta(t)$	Fenêtre temporelle
y	Filtre passe bas
h_k	$k^{\text{ième}}$ IMF
$\gamma(t)$	Fonction de fenêtrage
m_0	Fonction de transfert du filtre passe bas
m_1	Fonction de transfert du filtre passe haut
moy_k	$k^{\text{ième}}$ moyenne locale du signal
$m_x(t)$	Distribution marginale temporelle
$m_x(f)$	Distribution marginale fréquentielle
$\phi_{j,k}$	Fonction d'échelle
$\Phi(\zeta,\tau)$	Fonction de paramétrisation ou noyau
$r_n(t)$	Fonction résiduelle
S_τ	Spectrogramme
$SD(i)$	Critère d'arrêt

$\sigma(t)$	Critère d'arrêt local
τ	Paramètre de position
V_j	Sous-espaces d'approximation
$\psi_{a,b}(t)$	fonction d'ondelettes (pour la transformée continue)
$\psi_{j,k}(t)$	fonction d'ondelettes (pour la transformée discrète)
$\hat{\psi}(v)$	Transformée de Fourier de $\psi(t)$
W_j	Sous espaces de détail
$W_{j,n}$	Espace du paquet n à l'échelle j
$W_x(t,f)$	Représentation de Wigner Ville dans le domaine temporel
$W_X(t,f)$	Représentation de Wigner Ville dans le domaine fréquentiel

INTRODUCTION GENERALE

Les travaux de recherche s'intéressants aux applications biomédicales sont d'une grande importance du point de vue de leur contribution à présenter des informations utiles pour d'éventuelles connaissances médicales et aident au diagnostic. Le sujet traité dans cette thèse s'intéresse à l'analyse des signaux phonocardiographiques (PCG) plus particulièrement aux cas pathologiques. Ces types de signaux comportent des manifestations sous la forme de bruits présents dans leurs signatures appelées bruits cardiaques. Durant l'activité cardiaque, des bruits émergent sous la forme de murmures décrivant un dysfonctionnement cardiaque en relation avec la cause qui l'a produit. D'où l'importance des techniques étudiées dans notre travail de recherche.

En effet, le sujet traite de la segmentation et la caractérisation des différents sons cardiaques afin de pouvoir déterminer les caractéristiques temporelles et fréquentielles des différents murmures pathologiques pouvant être utilisées comme des informations complémentaires pour le diagnostic des problèmes cardiovasculaires. Les outils utilisés afin de répondre à ces questions sont la transformée en ondelettes, la décomposition modale empirique et enfin les représentations temps-fréquence.

Notre contribution, consiste en deux approches pour la segmentation et la caractérisation des signaux cardiaques pathologiques:

- Approche par la méthode de la transformée en ondelettes pour la distinction entre les composantes principales du signal PCG et le murmure de la pathologie présente. Les représentations temps-fréquence sont utilisées pour la caractérisation en temps-fréquence.
- Approche par la méthode dite de décomposition modale empirique, utilisant aussi les représentations temps-fréquence pour la caractérisation des signaux segmentés obtenus.

Problématique et objectifs

Notre travail de recherche s'intéresse essentiellement aux signaux PCG pathologiques car ils renferment des informations liées aux différents dysfonctionnements de l'activité cardiaque. Des recherches tentent d'identifier et de caractériser les signaux PCGs pathologiques afin de bien étudier leurs manifestations existant sous la forme de murmures. Dans cette thèse on se propose de développer une méthode d'identification et de segmentation des signaux PCG pathologiques. Il est connu que ces signaux sont non stationnaires, ils nécessitent donc l'utilisation de méthodes qui tiennent compte des variations en fonction du temps du signal ainsi que de ces propriétés spectrales. Deux méthodes ont été proposées pour répondre à cette question. La première est basée sur la transformée en ondelettes discrète en utilisant l'entropie de Rényi comme critère énergétique dont le but est de séparer le murmure des composantes principales du signal. La deuxième méthode dite décomposition modale empirique avec le modèle de bruit seul effectuée après estimation de l'énergie des composantes principales du signal et celle du murmure. Cette méthode fait appel à la transformée par paquets d'ondelettes dans le cas d'existence du mélange des modes issus de la décomposition modale empirique. En effet, la méthode permettra sans doute l'identification et la caractérisation des différents murmures qui seront d'une grande utilité pour un éventuel diagnostic.

Dans ce contexte, notre choix a porté sur l'utilisation de la Transformée en Ondelettes Discrète (TOD) à cause de son comportement microscopique mathématique, ayant la capacité de repérer les discontinuités et les perturbations d'un signal à différentes échelles. C'est justement cette propriété qui a motivé son utilisation dans le cas des signaux PCG pathologiques. Nous avons également utilisé une opération de seuillage basée sur l'entropie de Rényi afin de sélectionner les coefficients de détail pouvant contenir les informations pertinentes caractérisant le murmure présent dans le signal traité. De nombreux travaux ont permis de mettre en évidence la propriété de la TOD permettant la représentation de l'énergie des coefficients choisis par l'usage d'un seuillage basé sur l'entropie [68, 69] en conjonction avec l'implémentation de l'algorithme de Mallat[70], Le choix de la fonction d'ondelettes analysante [71], les performances de la TOD et la transformée par paquets d'ondelettes pour

l'analyse du signal PCG [73], La TOD avec la sélection de la meilleure bande de coefficients de détail [77].

Concernant la méthode dite de Décomposition Modale Empirique ou l'EMD et grâce à sa nature adaptative et algorithmique, a démontré avec succès sa capacité de traiter les signaux non stationnaires. C'est d'ailleurs ces propriétés qui ont motivé notre choix pour la segmentation des bruits cardiaques par le biais des fonctions modales intrinsèques considérées comme des modes ayant une nature oscillatoire avec une fréquence bien définie. Dans les situations de l'existence de mélange de modes, une étape supplémentaire est rajoutée à l'EMD classique par l'utilisation de la transformée en paquet d'ondelettes. nous citons cependant les travaux présentés par [111] consistant à utiliser le débruitage des signaux noyés dans le bruit , aussi [112] propose un algorithme utilisant la méthode EMD en cas de mélange de modes, la corrélation des IMF_s [114], l'EMD en conjonction avec le modèle de bruit seule (noise only model) en utilisant la corrélation de coefficients[115].

Pour la caractérisation des signaux obtenus après segmentation, nous avons opté pour les Représentations Temps-Fréquence (RTF) car elles répondent bien à cette situation. Nous signalons plus particulièrement l'utilisation du spectrogramme et de la représentation pseudo Wigner-Ville lissée (RPWVL). Ces deux représentations occupent une place très importante, car elles permettent une bonne représentation et lisibilité de l'énergie des différents signaux considérés dans le domaine temps-fréquence. Cette capacité à bien représenté les événements et plus particulièrement l'utilisation des propriétés marginales en temps et en fréquence qui ont permis d'obtenir de bons paramètres caractéristiques des signaux PCG pathologiques séparés telle que la bande passante, la fréquence de pic et la durée moyenne du murmure. Parmi les transformées les plus adaptées à ce type de signaux, nous citons par exemple, la distribution temps-fréquence en conjonction avec la mesure de l'entropie de Rényi [76], la combinaison des Distributions de Temps-Fréquence (TFD) avec l'entropie de Renyi[79], transformé S et l'énergie de Shannon[80], le spectrogramme pour obtenir les bandes fréquentielles des signaux cardiaques [107], l'analyse spectrale par ordinateur assisté des signaux cardiaques [108].

Organisation du manuscrit

Cette thèse est organisée autour de six chapitres :

- **L**e premier chapitre est une présentation globale du cœur et du phonocardiogramme, ainsi qu'un exposé sur le principe de fonctionnement du système cardiovasculaire. Une description des composantes principales des sons cardiaques est aussi présentée. Nous terminerons le chapitre par la définition et la présentation des caractéristiques de quelques sons pathologiques.
- **L**e deuxième chapitre, traite la théorie des ondelettes, il débute par une recherche bibliographique de la transformée en ondelettes continue ainsi que celle de la transformée en ondelettes discrète avec un exposé sur l'analyse multirésolution. Cette dernière est basée sur l'algorithme pyramidal de Mallat. Nous terminons le chapitre par un exposé sur les paquets d'ondelettes.
- **L**a transformée de Huang ou la décomposition modale empirique représente l'objet du chapitre trois dans lequel l'algorithme de l'EMD est exposé ainsi que ses propriétés. Nous terminons par la présentation de son inconvénient majeur qui est le mélange de modes.
- **L**e chapitre quatre concerne les représentations temps-fréquence dont un exposé est présenté. Aussi, nous avons débuté par les représentations les plus classiques telles que le spectrogramme puis par les représentations temps-fréquence issues de la classe de Cohen.
- **L**e chapitre cinq a pour objet l'application de la première méthode de segmentation, basée sur l'analyse par ondelettes pour la séparation des différents murmures du signal PCG. Cette approche permet d'utiliser les avantages des ondelettes et d'introduire un critère statistique appelé l'entropie de Renyi pour une meilleure caractérisation. En plus à cette approche, l'utilisation d'une représentation temps-fréquence comme le spectrogramme et la RPVWL est bénéfique pour une bonne lecture et interprétation dans le domaine temps-fréquence.

- **L**e dernier chapitre consiste en l'application de la méthode appelée la Décomposition Modale Empirique (EMD) en présence d'un mélange de modes. Cette situation existe dans certains cas pathologiques. L'approche présentée utilise une étape supplémentaire basée sur la transformée en paquets d'ondelettes afin de contourner cette situation et de déterminer les IMFs représentant le bruit seul. Les résultats obtenus par la méthode proposée sont présentés.
- et pour finir, une conclusion générale ainsi que des perspectives clôturent cette thèse.

CHAPITRE 1

GENERALITES SUR LE CŒUR ET LA PHONOCARDIOGRAPHIE

I. Introduction

Les signaux phonocardiographiques sont des bruits traduisant le fonctionnement du cœur. Le son cardiaque reflète la turbulence créée lorsque les valves cardiaques se referment, il peut être écouté par un stéthoscope. Normalement, il y a deux sons cardiaques principaux, d'autres sons supplémentaires peuvent être signalés et caractérisent une pathologie. Si un troisième son est présent, sa présence peut être un signe d'une défaillance du fonctionnement cardiaque, tandis que le murmure indique des valves ou des orifices défectueux.

Ce chapitre consacré à l'anatomie et la phonocardiographie. Nous présentons tout d'abord le phonocardiogramme obtenu par une technique basée sur l'enregistrement des bruits générés par le cœur, ensuite nous expliquons l'anatomie du cœur humain ainsi que son principe de fonctionnement, nous présentons les différentes valves cardiaques qui jouent un rôle important durant un cycle cardiaque, finalement nous exposerons les sons cardiaques normaux et pathologiques et leurs caractéristiques.

II. Le phonocardiogramme

II.1. Définition

Le Phonocardiogramme (PCG) est l'enregistrement graphique des vibrations acoustiques cardiaques, ce signal sonore est recueilli par un microphone et transformé en impulsion électrique de façon à pouvoir être enregistré sur un tracé. Le PCG est ensuite interprété en termes de propriétés acoustiques (intensité, durée et fréquence) puis analysé pour donner des informations pertinentes. La qualité d'un signal PCG peut être affectée par plusieurs facteurs tels que : bruits musculaires thoraciques, bruits intestinaux, bruits ambiants, bruits respiratoires ...

II.2. L'auscultation cardiaque

L'auscultation est le terme technique pour écouter les bruits cardiaques. Comme il est montré sur la figure 1.1, il existe quatre sites principaux d'auscultation un pour chaque valve cardiaque :

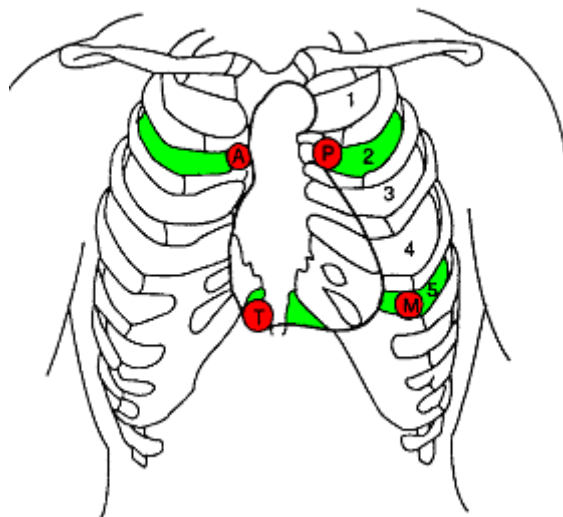


Figure 1.1 Foyer d'auscultation des bruits cardiaques

A : foyer aortique, P : foyer pulmonaire, T : foyer tricuspide, M : foyer mitral [14]

- *Le foyer mitral*, à la pointe du cœur entre le cinquième et le sixième espace intercostal dans la ligne médiane claviculaire. Les deux premiers bruits normaux cardiaques peuvent être audibles, le troisième et le quatrième peuvent l'être aussi lorsqu'ils sont présents.
- *Le foyer tricuspide*, entre le quatrième et le cinquième espace intercostal, les trois premiers bruits normaux du cœur peuvent être bien entendus ainsi que d'autres bruits provenant de la valve tricuspide.
- *Le foyer aortique*, à l'extrémité interne du deuxième espace intercostal droit, le deuxième bruit cardiaque peut être clairement audible ainsi que tous les murmures issus de la valve aortique.
- *Le foyer pulmonaire*, à l'extrémité interne de l'espace intercostal gauche, le deuxième bruit cardiaque peut être le mieux audible à ce foyer comme tous les murmures provenant de la valve pulmonaire.

III. Le cœur

Le cœur est l'élément central du système cardiovasculaire, situé dans le thorax inférieur est légèrement déplacé vers la gauche. Sa tâche principale travaillant comme une pompe, assure une circulation sanguine constante et fournis aux tissus des nutriments et de l'oxygène en éliminant les substances indésirables. Grâce aux contractions de son tissu musculaire appelé myocarde, le cœur propulse le sang aux différents organes.

III.1. Anatomie et fonctionnement du cœur

La structure du cœur se compose de quatre chambres : les oreillettes de droite et de gauche et les ventricules droite et gauche. Un mur musculaire, le septum divise l'oreillette et le ventricule gauche de l'oreillette et du ventricule droit, il permet d'éviter le passage du sang entre les deux moitiés du cœur. Les oreillettes agissent principalement comme des réservoirs de collecte de sang retournant au cœur, bien que les ventricules agissent comme des pompes pour expulser le sang vers le corps.

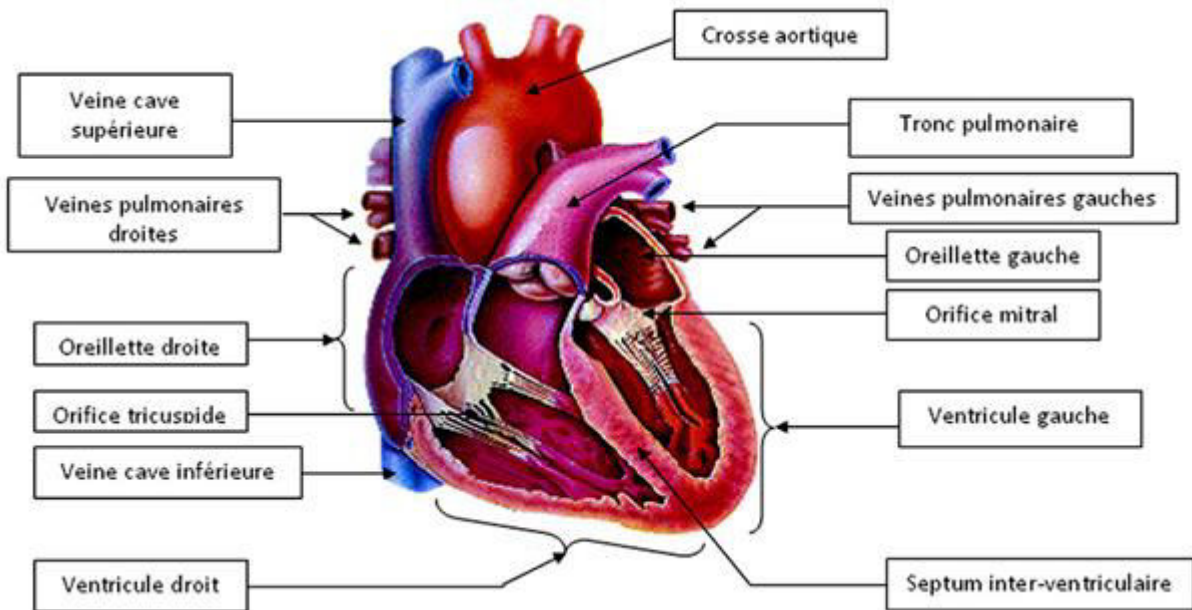


Figure 1.2 Anatomie interne du cœur [5]

Les ventricules sont séparés des oreillettes par des valves auriculo-ventriculaires empêchant le sang de refluer dès les ventricules aux oreillettes et des valves sigmoïdes évitant le reflux du sang vers les ventricules une fois pompé dans l'aorte et l'artère pulmonaire.

Le sang désoxygéné provenant du corps pénètre dans l'oreillette droite et est propulsé à son tour du ventricule droit vers les poumons. De retour au cœur le sang oxygéné pénètre dans l'oreillette gauche, passe dans le ventricule gauche et est ensuite expulsé vers les organes par l'artère aorte.

III.2. Les valves cardiaques

Quatre valves empêchent le sang de s'écouler vers l'arrière, la figure 1.3 illustre les vues en coupe de ces valves. Les oreillettes et les ventricules sont séparés par des valves auriculo-ventriculaires, la valve tricuspide pour la droite et la valve mitrale pour la gauche. Des valves sigmoïdes appelées valves pulmonaire et aortique séparent respectivement le ventricule droit de l'artère pulmonaire et le ventricule gauche de l'aorte.

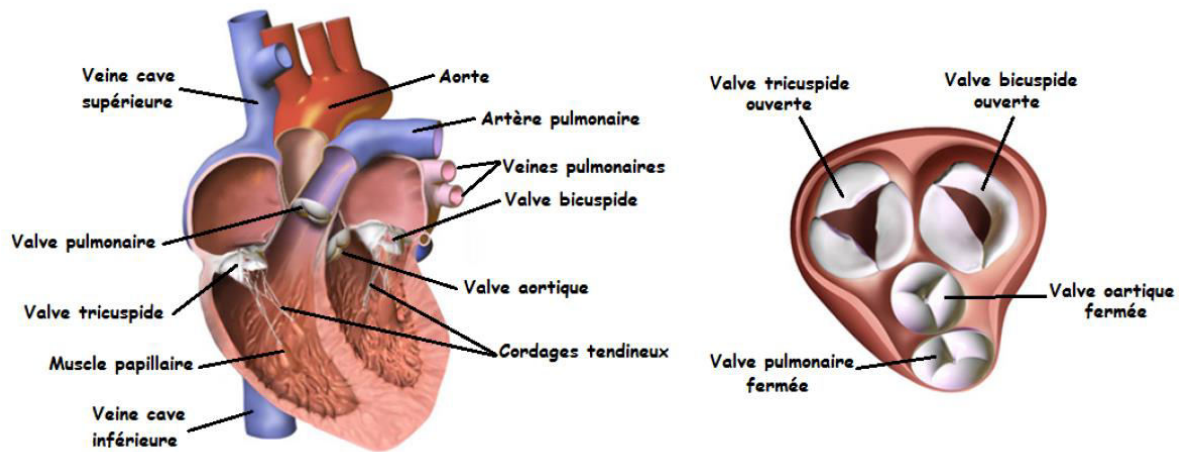


Figure 1.3 Les valves cardiaques

III.3. Le cycle cardiaque et la courbe de pression sanguine

L'action de pompage du cœur est divisée en deux phases, la systole (phase de contraction) et la diastole (phase de relaxation). Un cycle cardiaque est illustré par la figure 1.4, d'où on remarque que les gradients dans les courbes de pression correspondent aux événements des sons cardiaques résultant des deux phases systole et diastole.

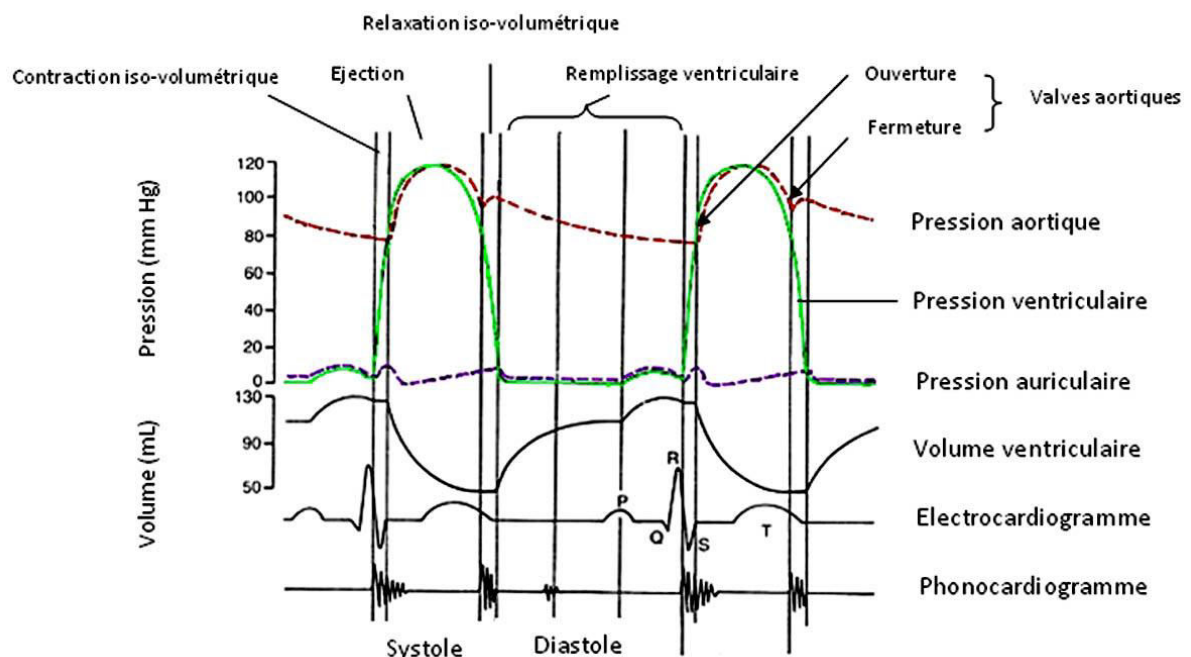


Figure 1.4 Cycle cardiaque [5]

III.3.1. La phase systolique

Cette phase commence après la fermeture des valves mitrale et tricuspide respectivement, les ventricules commencent à se contracter, la pression sanguine augmente d'où la génération d'un flux à partir des zones de pressions les plus élevées vers les zones de basses pressions en obligeant les valves aortique et pulmonaire à s'ouvrir pour éjecter le sang des cavités ventriculaires. C'est le stade de la contraction isovolumétrique. L'étape d'éjection est divisée en deux périodes, éjection rapide conséquence de l'augmentation de la pression ventriculaire et aortique d'où un volume élevé de sang est éjecté et de la diminution de l'éjection ainsi que la baisse de la pression ventriculaire.

D'après la courbe de pression auriculaire illustrée sur la figure 1.4, nous remarquons qu'au début de l'éjection, il y a une diminution due aux étirements des oreillettes, il y a une augmentation progressive de la pression artérielle. Le début de la contraction ventriculaire tend à se synchroniser avec l'onde initiale du premier son cardiaque S1.

III.3.2. La phase diastolique

Cette phase est divisée aussi en deux étapes pour compléter la relaxation ; premièrement une relaxation iso-volumique qui débute dès la fermeture des valves sigmoïdes et l'ouverture des valves auriculo-ventriculaires. D'après la courbe de pression nous remarquons que la courbe de pression aortique diminue progressivement après la fermeture de la valve aortique, tandis que la pression ventriculaire diminue d'une façon très remarquable.

La deuxième étape correspond au remplissage du ventricule qui peut être divisé en une phase de remplissage rapide des ventricules qui débute dès l'ouverture des valves auriculo-ventriculaires ce qui permet au sang de circuler entre les oreillettes et les ventricules, et une phase de remplissage réduit quand le sang se retourne des poumons aux ventricules, nous remarquons sur la courbe de pression une augmentation graduelle de la pression ventriculaire et auriculaire. La fermeture de la valve aortique coïncide avec le début du deuxième son cardiaque S2.

IV. Les sons cardiaques

IV.1. Définition

Les sons cardiaques sont des vibrations générées par les battements du cœur résultants du flux sanguin causé par les tissus cardiaques et thoraciques jusqu'à la surface du thorax où ils peuvent être écoutés par un stéthoscope.

IV.2. Les sons normaux du cœur

Tout au long d'un cycle cardiaque quatre sons ou bruits normaux notés S1, S2, S3 et S4 peuvent être entendus, ils sont représentés par la figure 1.5. Ces bruits sont considérés comme des signaux transitoires de courte durée causés par différents événements cardiaques tels que le remplissage auriculaire, ventriculaire, le flux sanguin et surtout l'ouverture et la fermeture des valves. Seuls les deux premiers bruits S1 et S2 sont audibles chez tous les sujets, tandis que le troisième et quatrième bruit sont considérés comme normaux chez les sujets jeunes et pathologiques chez les personnes âgées.

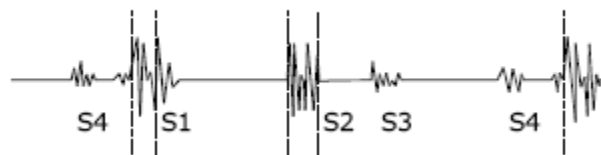


Figure 1.5 Les bruits du cœur

IV.2.1. Le premier bruit cardiaque S1

Le premier bruit S1 est constitué de deux composantes d'une durée totale de 100 à 200 ms et son spectre de fréquence se situe principalement entre 10 et 200 hertz [6, 8-11]. Sa première composante M1 est de basse fréquence d'environ 35 hertz [14], de faible amplitude réduite à deux ou trois oscillations, elle est due à la fermeture de la valve mitrale.

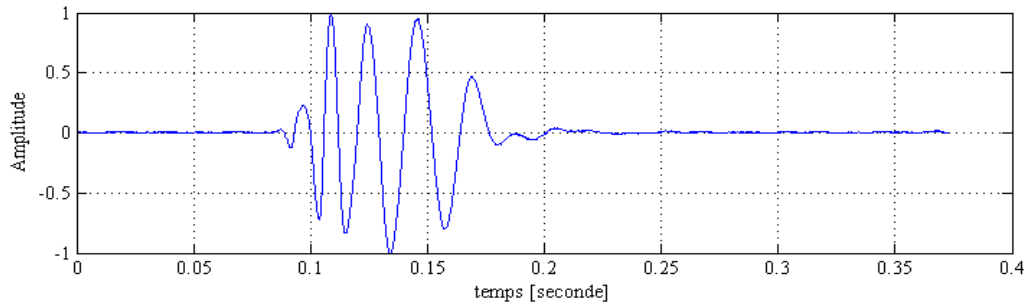


Figure 1.6 Les composantes du premier bruit cardiaque

La deuxième composante est relativement de haute fréquence (60 à 100 hertz) [14] et de grande amplitude sa durée totale est de 50 ms. La deuxième composante notée T1 est due à la fermeture de la valve tricuspide.

IV.2.2. Le deuxième bruit cardiaque S2

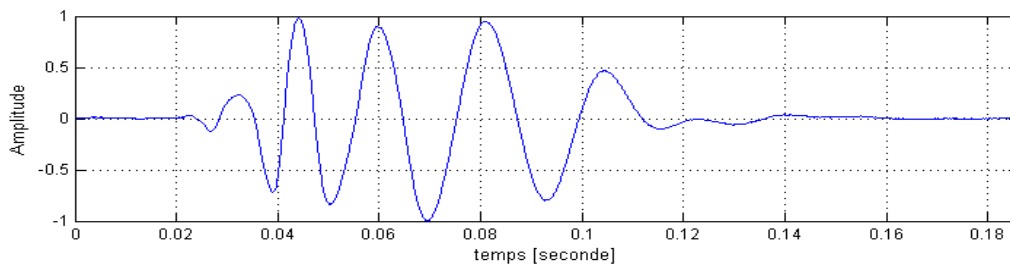


Figure 1.7 Les composantes du deuxième bruit cardiaque

Ce bruit est composé de deux composantes principales A2 et P2 comme il est illustré sur la figure 1. 7, correspondant respectivement à la fermeture des valves aortique et pulmonaire. Ce bruit est bref et plus sec que le premier de durée allant de 50 à 100 ms la fréquence de ses vibrations varie de 50 à 200 hertz [14].

IV.2.3. Le troisième bruit cardiaque S3

Le troisième bruit cardiaque est d'origine musculaire ou musculo-sanguine et coïncide avec la fin du remplissage rapide ventriculaire, il est sourd et réduit à deux ou trois oscillations de basse fréquence qui varie entre 27 et 70 hertz [8-11]. Sa présence peut être physiologique observé chez les jeunes adultes en bonne santé en cas d'augmentation du

débit cardiaque ou pathologique chez les adultes liées à une altération sévère de la fonction ventriculaire gauche.

IV.2.4. Le quatrième bruit cardiaque S4

Ce bruit beaucoup plus rare que le troisième est dû à des vibrations ventriculaires , généralement de faible amplitude et de basse fréquence sa présence est presque toujours pathologique.

Le tableau 1.1 montre les propriétés théoriques des sons cardiaques normaux, concernant les durées et les bandes fréquentielles.

Bruit	Location (ms)	Durée (ms)	Domaine fréquentielle approximatif (hertz)
S1		10 -16	30-150
S2	3–5 de ECG -onde T	8 - 14	225 -400
S3	12-18 après S2	4 - 8	10 – 100
S4	12-18 après ECG- onde P	3 - 6	10 – 50
Murmure diastolique	Entre S2 et S1	Varie	10 – 60
Murmure systolique	Entre S1 et S2	Varie	60 – 150
Insuffisance aortique/pulmonaire	Entre S2 et S1	Varie	150 – 1000
Claquements, cliques	Varie	varie	150 – 1000+

Tableau 1.1 Les caractéristiques temporelles et fréquentielles des bruits cardiaques [15]

IV.3. Les sons anormaux du cœur ou murmures

Les bruits cardiaques anormaux ou les murmures sont des signaux aléatoires non stationnaires [4] d'une durée plus longue que celle d'un bruit normal résultant d'une

circulation sanguine turbulente à travers des valves cardiaques rétrécies ou causés par des anomalies telles que les fuites des valves, les murmures sont généralement associés à des pathologies indiquant certains défauts cardiovasculaires mais ils peuvent être innocents. Selon la chronologie d'un cycle cardiaque on distingue des murmures systoliques et des murmures diastoliques.

IV.3.1. Murmures systoliques

Survenant entre S1 et S2, ils peuvent se manifester au début, au milieu ou à la fin ou peuvent occuper toute la systole (holosystolique). Parmi les murmures systoliques on peut citer :

- Le murmure de rétrécissement valvulaire aortique,
- Le murmure de rétrécissement valvulaire pulmonaire,
- Le murmure de rétrécissement valvulaire tricuspideenne.

IV.3.2. Murmures diastoliques

Les murmures diastoliques apparaissent entre S1 et S2 et sont définis selon leur apparition comme au début, au milieu ou à la fin systolique. Tous les murmures diastoliques sont pathologiques, nous pouvons citer quelques pathologies telles que :

- Le murmure de l'insuffisance valvulaire aortique,
- Le murmure du rétrécissement mitral,
- Le murmure du rétrécissement tricuspideenne.

La figure 1. 8 illustre différentes pathologies et leurs chronologies dans un cycle cardiaque [8-11].

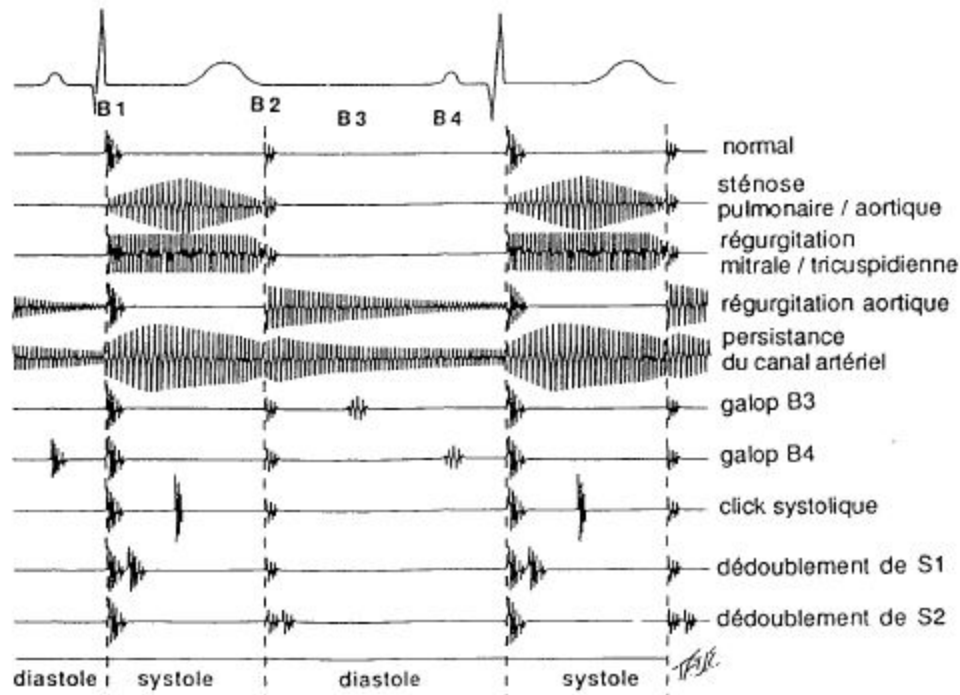


Figure 1.8 Principaux sons cardiaques anormaux

IV.4. Caractéristiques des bruits cardiaques

Les murmures cardiaques peuvent être caractérisés par différents critères :

- *Intensité* : l'intensité du murmure ne reflète pas sa signification car certaines anomalies insignifiantes peuvent avoir une grande intensité, alors qu'une anomalie considérée comme sévère peut apparaître avec une petite intensité.
- *La fréquence* : caractérisée par le pique de fréquence d'où le murmure peut être de haute, moyenne ou basse fréquence.
- *La qualité* : elle est fortement liée à la fréquence et peut-être dite de soufflage (blowing) pour les hautes fréquences, dur (hard) ou bourdonnant (rumble) pour les basses fréquences.
- *Le timing* : le temps est lié à la position du murmure, il peut être systolique, diastolique ou continu.
- *La forme du murmure* : les murmures peuvent être en forme de diamant qui commence doucement pique en intensité puis diminue, en forme de croissant qui

commence doucement et progresse jusqu'à une intensité élevée, holosystolique qui reste inchangée tout au long de sa longueur.

V. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons commencé par définir le signal phonocardiographique lequel signal obtenu par l'auscultation cardiaque aux quatre foyers correspondant aux valves cardiaques. Ensuite, nous avons expliqué l'anatomie et la physiologie du cœur dans lesquelles sa structure et son fonctionnement ont été décrits. Puis nous avons évoqué les sons du cœur à l'état normal, et décrit l'origine et les caractéristiques des constituantes principales de ces sons (S1, S2, S3 et S4). Un aperçu général sur le cœur humain, son fonctionnement, suivi de la présentation des différents sons normaux et anormaux ainsi que leur origine et leurs caractéristiques. Ces caractéristiques sont d'un grand intérêt et une motivation avérée pour le travail de cette thèse. Ces dernières peuvent fournir différentes informations de l'activité cardiaque après analyse et extraction en utilisant des techniques numériques du traitement du signal. Une description des sons cardiaques produits par le dysfonctionnement des valves cardiaques a été présentée.

CHAPITRE 2

TRANSFORMEE EN ONDELETTES ET TRANSFORMATION PAR PAQUETS D'ONDELETTES

I. Introduction

Des difficultés se retrouvent dans le cadre de l'analyse spectrale des fonctions, dans le domaine du traitement du signal analogique et numérique par les séries ou les intégrales de Fourier. Ces difficultés sont liées à l'impossibilité de décrire les propriétés locales des fonctions à partir de leurs propriétés spectrales dans des situations de non stationnarité [16].

Un des outils permettant de surmonter cette difficulté est la transformée de Fourier à fenêtre glissante (une fonction Gaussienne) proposée par Denis Gabor. Il s'agit d'une méthode temps-fréquence [16]. L'inconvénient de cette méthode est dû à l'utilisation d'une fenêtre d'analyse à taille fixée qui présente une faible résolution temps-fréquence. Afin de palier à cet inconvénient, il fallait chercher une transformée permettant une analyse semblable mais capable d'agir pour toute une gamme de résolution temporelle simultanément [17]. L'ingénieur Jean Morlet au début des années 80 a eu l'idée d'utiliser une fonction dite ondelette, bien localisée en temps et en fréquence et sur laquelle on applique des translations et des dilatations. La fonction analysante est choisie d'une manière plus précise et ceci par la discrétisation des paramètres de translation et de dilatation, il s'agit de la transformée en

ondelettes discrète découverte par Yves Meyer en 1985. En 1987, Stéphane Mallat propose un algorithme rapide pour le calcul des coefficients d'ondelettes, cet algorithme s'identifie à des schémas pyramidaux de décomposition et de reconstruction en sous bandes. L'analyse multirésolution est le cadre unificateur de ces algorithmes et de la théorie des ondelettes [18].

Dans ce chapitre, nous présenterons deux types de transformées en ondelettes. Nous commençons par la transformée en ondelettes discrète qui consiste à décomposer le signal suivant des niveaux d'échelles de plus en plus fins. Nous présenterons ensuite l'analyse multirésolution et sa mise en œuvre par le biais de filtres miroirs conjugués permettant un calcul rapide et récursif, d'où le principe de l'algorithme pyramidal de Mallat.

La deuxième partie du chapitre est consacrée à la transformée en paquets d'ondelettes qui est une généralisation de l'analyse multirésolution. Nous commencerons par présenter l'algorithme de décomposition en paquets d'ondelettes, puis nous continuons sur les méthodes de sélection de la meilleure base de paquets d'ondelettes en utilisant le critère de la fonction coût.

II. Définition d'une ondelette

Une ondelette est une fonction oscillante d'où le mot "onde", de support fini d'où le mot "ondelette", de moyenne nulle et d'énergie finie [4], ces deux dernières propriétés s'expriment par :

$$\bullet \int \psi(t)dt=0 \quad (2.1)$$

$$\bullet \int |\psi(t)|^2 dt < \infty \quad (2.2)$$

La figure 2.1 illustre quelques ondelettes.

L'ondelette mère génère une famille d'ondelettes par action conjointe de la :

- dilatation en échelle :

$$\psi(t) \longrightarrow \psi_a(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t}{a}\right) \quad (2.3)$$

- et de la translation en temps

$$\psi(t) \longrightarrow \psi(t - b) \quad (2.4)$$

alors, les "atomes" s'écrivent :

$$\forall b \in \mathbb{R}, \forall a \in \mathbb{R}^+, \psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (2.5)$$

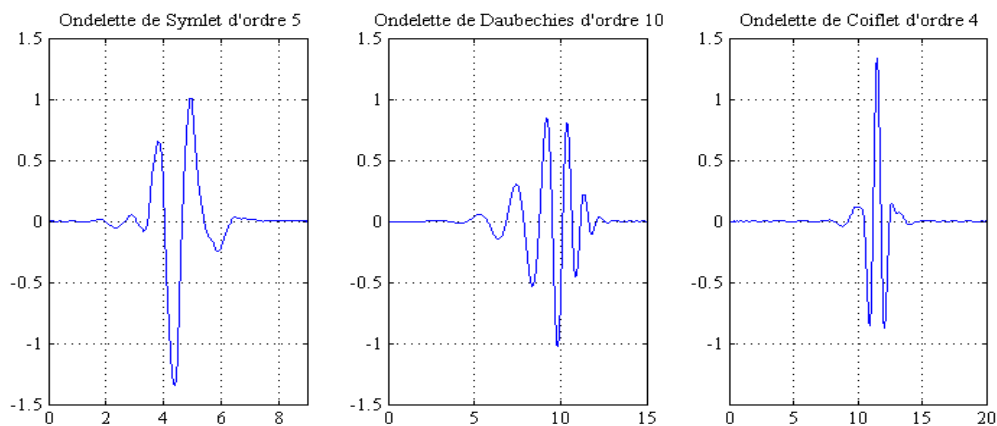


Figure 2.1 Représentation de quelques ondelettes

L'ondelette $\psi_{a,b}(t)$ est simplement l'ondelette mère $\psi(t)$ déplacée dans le temps en utilisant le facteur de translation b et dilatée ou comprimée à l'aide du paramètre d'échelle a (l'échelle joue le rôle de l'inverse de la fréquence). Pour analyser les basses fréquences, l'ondelette mère est dilatée ($a > 1$) tandis que pour les hautes fréquences, l'ondelette mère est comprimée ($0 < a < 1$). Grâce au paramètre $\left(\frac{1}{\sqrt{a}}\right)$ l'énergie de l'ondelette analysante est conservée ce qui permet d'avoir une norme constante pour tous les éléments de la base [21].

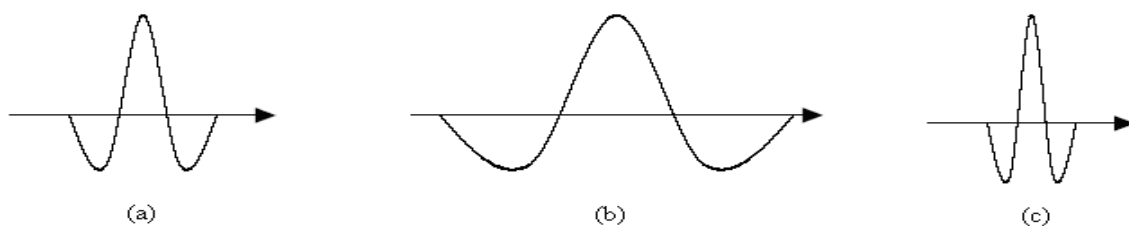


Figure 2.2 Illustration de la variation du facteur d'échelle. (a) l'ondelette mère ; (b) l'ondelette pour $a > 1$ et (c) l'ondelette pour $0 < a < 1$.

En définissant ainsi l'espace bidimensionnel : le plan temps-échelle peut être représenté selon la figure 2.3.

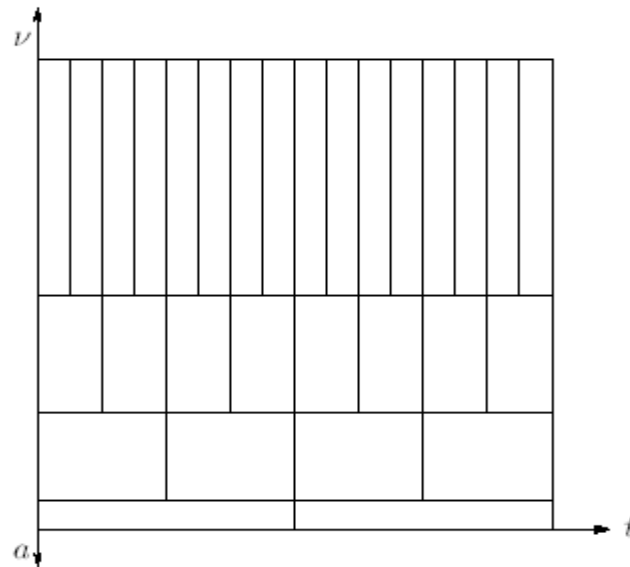


Figure 2.3 Pavage du plan temps-fréquence pour la représentation temps-échelle.

III. Transformée en Ondelettes Continue

La Transformée en Ondelettes Continue (TOC) d'un signal $x(t)$ est définie par la formule (2.6) [17] :

$$\begin{aligned}
 C_x(a,b) &= \text{TOC}_x(a,b) = \langle x, \psi_{a,b}^* \rangle \quad a \in \mathfrak{R}^{+*}, b \in \mathfrak{R} \\
 &= \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \psi_{a,b}^*(t) dt \\
 &= \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \frac{1}{\sqrt{a}} \psi^*\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (2.6)
 \end{aligned}$$

Où

* : est le complexe conjugué,

ψ : est la fonction d'ondelette analysante.

La TOC peut être considérée comme une mesure de corrélation entre le signal à analyser et les ondelettes obtenues à partir de l'ondelette mère pour toutes les valeurs des paramètres a et b fournissant ainsi le plan temps échelle dans lequel l'information du signal sera représentée. En effet, cette représentation permettra de déterminer ses singularités ou son comportement non stationnaire. Cette transformation a une propriété fondamentale qui est son inversibilité. La transformation admet une inverse si la l'ondelette mère vérifie une condition dite d'admissibilité [17] exprimée par l'équation (2.7):

$$\int_0^{\infty} |\hat{\psi}(v)|^2 \frac{dv}{|v|} = C_{\psi} < +\infty \quad (2.7)$$

Où $\hat{\psi}(v)$ est la transformée de Fourier de $\psi(t)$.

La condition d'admissibilité impose que l'ondelette tende vers 0 lorsque v tend vers l'infini.

Les ondelettes admissibles sont donc localisées en fréquence [22].

Cette condition nécessite que l'ondelette oscille c'est-à-dire :

$$\hat{\psi}(0) = \int \psi(t) dt \quad (2.8)$$

Lorsque l'ondelette mère est admissible on peut retrouver le signal $x(t)$, à partir de la transformation en ondelettes continue inverse (TOCI) [22] :

$$x(t) = \frac{1}{C_{\psi}} \iint C_x(a,b)(t) \frac{da db}{a^2}, \quad t \in \mathfrak{R} \quad (2.9)$$

En revanche, la représentation d'un signal par sa TOC est redondante et peut-être expliquée par le fait que la transformée associée à un signal est une représentation dépendante de deux variables (temps-fréquence). Cette représentation contient plus de degrés de liberté que le signal, une discrétisation des paramètres a et b est recommandée et engendre la transformée appelée la Transformée en Ondelettes Discrète (TOD).

IV. Transformée en Ondelettes Discrète

La TOD est obtenue en échantillonnant les deux paramètres d'échelle et de translation sur une grille dyadique [23] :

$$TOD_x(j,k) = C_x(a=2^j, b=2^j k) = \int x(t) \psi_{j,k}^*(t) dt = \langle x(t), \psi_{j,k}(t) \rangle = d_x(j,k) \quad j, k \in \mathbb{Z} \quad (2.10)$$

Les ondelettes localisées aux nœuds de la grille dyadique ont la forme suivante:

$$\psi_{j,k}(t) = 2^{-\frac{j}{2}} \psi(2^{-j}t - k) \quad (j, k) \in \mathbb{Z}^2 \quad (2.11)$$

La transformée inverse de cette équation peut être donnée par :

$$x(t) = \sum_j \sum_k d_x(j, k) \psi_{j,k}(t) \quad (2.12)$$

ou $\hat{\psi}$ est la base duale de $\psi_{j,k}(t)$

Dans le cas d'une base orthonormée

$$\hat{\psi}_{j,k}(t) = \psi_{j,k}(t) \quad (2.13)$$

Alors

$$x(t) = \sum_j \sum_k d_x(j, k) \psi_{j,k}(t) \quad (2.14)$$

La construction des différentes bases d'ondelettes peut être réalisée par l'analyse multirésolution (AMR) qui s'exprime à l'aide de filtres miroirs conjugués.

IV.1. Analyse multirésolution

L'analyse multirésolution (AMR) est abordée selon l'approche de Ingrid Daubechies, elle permet de séparer les signaux en deux composantes : l'approximation (A) et le détail (D). La projection du signal sur les translatées de la fonction d'échelle qui est une fonction de basses fréquences par un filtre passe bas permet de garder seulement les variations lentes du signal. La projection du signal sur la fonction d'ondelette de hautes fréquences au moyen d'un filtre passe haut permet de retenir les variations rapides du signal.

IV.1.1 Aspect théorique de l'analyse multirésolution

Le cadre théorique de l'AMR est posé par Stéphane Mallat. Une AMR est une famille de sous espaces vectoriels de $L^2(\mathbb{R}^2)$ notée $\{V_j\}_{j \in \mathbb{Z}}$, ayant les propriétés suivantes [23]:

- (1) V_j est un sous espace fermé de L^2 .
- (2) $V_j \subset V_{j-1}$
- (3) $\overline{\bigcup_{j \in \mathbb{Z}} V_j} = L^2$ et $\bigcap_{j \in \mathbb{Z}} V_j = \{0\}$
- (4) $\forall j \in \mathbb{Z}, x(t) \in V_j \Leftrightarrow x(2t) \in V_{j-1}$
- (5) pour toute fonction $x(t)$ de V_0 et tout $k \in \mathbb{Z} : x(t-k) \in V_0$
- (6) il existe une fonction $\varphi_0(t)$ et V_0 tel que l'ensemble $\{\varphi_0(t-k), k \in \mathbb{Z}\}$ constitue une base orthonormée de V_0 , une telle fonction est appelée une fonction d'échelle dans l'AMR.

Interprétation des propriétés:

- (1) : assure l'existence de la projection orthogonale de fonctions sur chacun des espaces V_j , projection qui approche le signal $x(t)$.
- (2) : traduit l'emboîtement des espaces et l'amélioration de l'approximation quand j décroît.
- (3) : assure que la suite $\{V_j\}$ converge vers L^2 tout entier et donc que la suite de projections converge vers $x(t)$.
- (4) : assure que tous les espaces V_j sont obtenus par la dilatation ou la contraction dyadique des fonctions d'un espace unique.
- (5) : suppose l'existence d'une fonction qui par translation, permet de construire une base de V_0 .

Les ondelettes apparaissent naturellement comme un moyen d'écrire la différence entre deux espaces V_j et V_{j+1} consécutif. On construit pour cela une deuxième famille de sous-espaces notés $\{W_j\}$, ou W_j est le complémentaire orthogonal de V_j dans V_{j-1} [23] tel que :

$$W_j \oplus V_j = V_{j-1} \quad (2.15)$$

$\{V_j\}$ sont appelés les sous-espaces d'approximation, tandis que les $\{W_j\}$ représentent les sous-espaces de détail (ce sont les complémentaires orthogonaux des espaces d'approximation).

Cette construction implique directement que les W_i sont orthogonaux entre eux et que leur somme directe recouvre $L^2(\mathbb{R})$:

$$L^2(\mathbb{R}) = \bigoplus_{j \in \mathbb{Z}} W_j \quad (2.16)$$

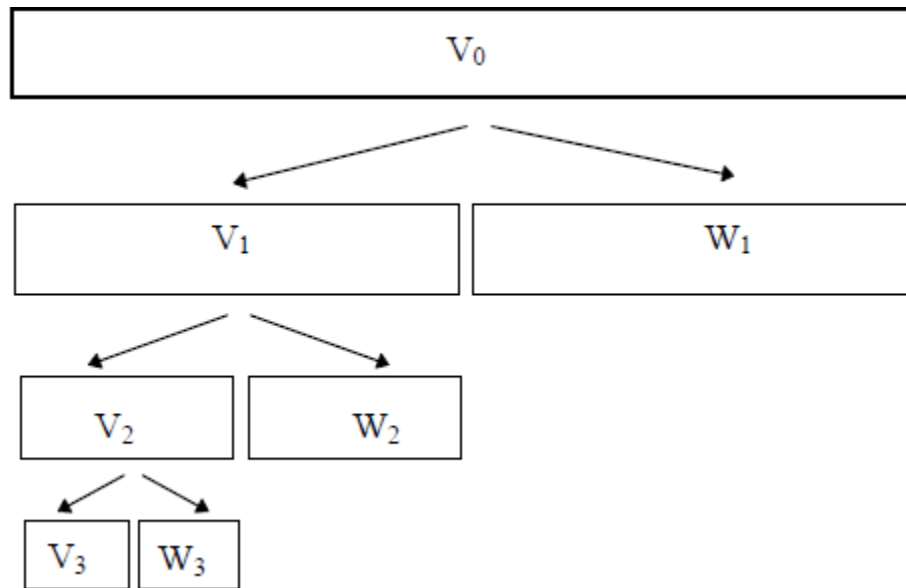


Figure 2.4 Schéma de l'AMR .

IV.1.2. la fonction d'échelle

La fonction d'échelle ϕ , appelée ainsi car elle permet d'affiner l'approximation allant d'un espace d'approximation à un autre ou bien d'une échelle à une autre. Un simple changement d'échelle montre que les sous-espaces V_j sont engendrés par la dilatée :

$$\phi_j(t) = \phi(2^{-j}t) \quad (2.17)$$

et ses translatées :

$$\phi_{j,k}(t) = 2^{-\frac{j}{2}} \phi(2^{-j}t - k) \quad (2.18)$$

qui sont les fonctions génératrices de l'espace d'approximation V_j .

Pour un signal $x(t) \in L^2(\mathbb{R})$, d'énergie finie, on définit les coefficients d'approximation par le produit scalaire du signal avec les versions translatées et dilatées de la fonction d'échelle :

$$a_x(j, k) = \langle x, \phi_{j,k} \rangle \quad (2.19)$$

L'approximation du signal $x(t)$ à la résolution 2^j est donnée par l'équation (2.20) :

$$A_j x(t) = \sum_k a_x(j, k) \phi_{j,k}(t) \quad (2.20)$$

IV.1.3. La fonction d'ondelette

Un des principaux résultats de l'AMR est l'existence d'une fonction ψ appelée ondelette mère. L'espace de détail W_j à l'échelle j qui est le complémentaire de l'espace V_j dans V_{j-1} est engendré par les ondelettes :

$$\psi_{j,k}(t) = 2^{-\frac{j}{2}} \psi(2^{-j}t - k) \quad (2.21)$$

Pour un signal $x(t)$, d'énergie finie, les coefficients de détail sont définis par le produit scalaire du signal par $\psi_{j,k}(t)$, exprimé par la relation (2.22) :

$$d_x(j, k) = \langle x, \psi_{j,k} \rangle \quad (2.22)$$

Les détails du signal à la résolution 2^j sont donnés par l'équation suivante :

$$D_j x(t) = \sum_k d_x(j, k) \psi_{j,k}(t) \quad (2.23)$$

La relation (2.24) signifie que l'approximation du signal à un niveau j correspond à une approximation plus grossière complétée par le détail :

$$A_j x(t) = A_{j+1} x(t) + D_{j+1} x(t) \quad (2.24)$$

Et la relation (2.25) implique que pour tout signal $x(t)$ de $L^2(\mathbb{R})$:

$$x(t) = \sum_j D_j x(t) = \sum_j \sum_k d_x(j, k) \psi_{j,k}(t) \quad (2.25)$$

Les fonctions ϕ et ψ définissant les espaces d'approximations et de détails, respectivement par conséquent de la structure emboîtée de ses espaces, une relation d'échelle lie les espaces qui seront présentés dans le paragraphe suivant.

IV.2. Relation à deux échelles et filtres miroirs conjugués

L'idée des ondelettes orthogonales est de construire des ondelettes qui pour un nombre de moments nuls donné ont un support minimum. Ces ondelettes ont été construites par Ingrid Daubechies, et sont très asymétriques, les symlets ont été construites par Daubechies également en se basant sur le même principe à l'exception d'être symétriques. Pour une application liée à l'analyse numérique, Coifman suggéra à Daubechies de construire des familles d'ondelettes dont la fonction d'échelle ait aussi des moments nuls, qui porteront l'appellation ondelettes de Coiflets.

D'après la définition de l'AMR, le lien entre deux espaces consécutifs c'est-à-dire deux échelles distinctes, engendre la famille des fonctions $\{\phi(t-k)\}_{k \in \mathbb{Z}}$ formant une base orthonormée de l'espace V_0 , comme $\phi \in V_0 \subset V_1$, il en résulte qu'il existe une suite de réels $(y_k)_{k \in \mathbb{Z}}$ tel que :

$$\forall k, \exists y(k), \forall t \in \mathfrak{R}, \phi(t) = \sum_k y_k \phi(2t - k) \quad (2.26)$$

Le principe de cette relation est appelée relation à deux échelles, d'où elle fait intervenir dans son écriture deux échelles différentes.

Connaissant ϕ , la relation (2.26) permet de construire y_k via sa fonction de transfert $m_0(\omega)$ qui satisfait :

$$\hat{\phi}(2\omega) = m_0(\omega) \hat{\phi}(\omega) \quad (2.27)$$

C'est la fonction de transfert d'un filtre discret de réponse impulsionnelle $\{y_k\}$.

L'orthonormalité de la suite $\phi(t-k)$ nous permet d'écrire la propriété suivante :

$$|m_0(\omega)|^2 + |m_0(\omega + \pi)|^2 = 1 \quad (2.28)$$

Avec $m_0(0) = 1$ et $m_0(\pi) = 0$.

On peut donc dire que m_0 est un filtre passe bas (car la fonction de transfert conserve la fréquence $\omega = 0$ et annule $\omega = \pi$).

La fonction ψ respecte aussi la relation à deux échelles, en effet la famille des fonctions $\{\psi_{j,k}(t)\}_{j,k \in \mathbb{Z}}$ forme une base orthonormée de l'espace W_j , comme $\phi \in V_0 \subset V_1$, il existe une suite de réels $(g_k)_{k \in \mathbb{Z}}$ tel que :

$$\forall k, \exists g(k), \forall t \in \mathfrak{R}, \psi(t) = \sum_k g_k \psi(2t - k) \quad (2.29)$$

la relation (2.29) permet à son tour de construire sa fonction de transfert $m_1(\omega)$ qui satisfait :

$$\psi(2\omega) = m_1(\omega) \phi(\omega) \quad (2.30)$$

$\{g_k\}$ est le filtre passe haut.

Les deux filtres passe haut et passe bas, sont les seules données de filtres, appelés filtres miroirs conjugués en quadrature permettent de réaliser la TOD à un signal en appliquant l'algorithme pyramidal.

IV.3. Algorithme pyramidal

La mise en œuvre de l'analyse multirésolution est l'algorithme pyramidal de Stéphane Mallat, proposé en 1989 repose sur la décomposition d'un signal à différentes échelles en approximation et détail. Cet algorithme rapide permet le calcul des coefficients de détail et d'approximation en utilisant des filtrages et des décimations successifs. L'algorithme en cascade est dit pyramidal parce que le signal est décomposé en plusieurs bandes fréquentielles, à chaque niveau de décomposition la taille du signal diminue.

Le processus commence simultanément par un filtrage passe-bas et passe-haut pour obtenir les signaux d'approximation et de détail. Les deux signaux obtenus sont ensuite sous-échantillonnés par un facteur de deux, et chacun d'eux aura la moitié de la taille du signal d'origine. L'algorithme de l'analyse ou de décomposition est représenté sur la figure 2.5.

Si on dispose d'un signal de N échantillons, pour la première décomposition, on obtient $N/2$ coefficients de détail qu'on retient et $N/2$ coefficients d'approximation permettant de donner

à leurs tours $N/4$ coefficients de détail qu'on conserve et $N/4$ coefficients d'approximation et ainsi de suite. Du point de vue fréquentiel, le signal est décomposé en plusieurs bandes comme il est illustré sur la figure 2.6.

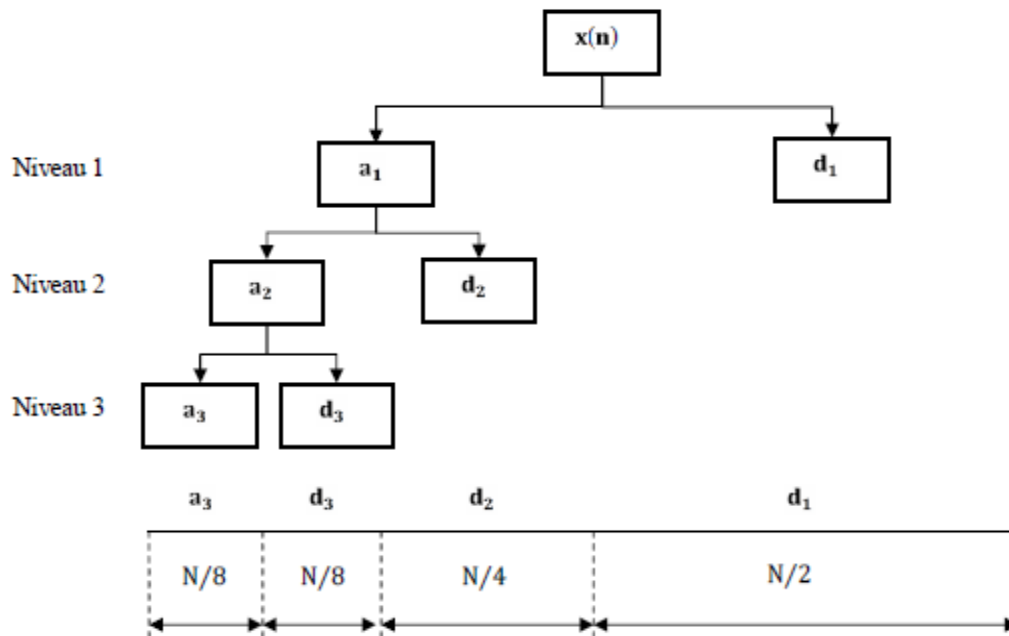


Figure 2.5 Décomposition d'un signal par la transformation en ondelettes à trois niveaux de décomposition

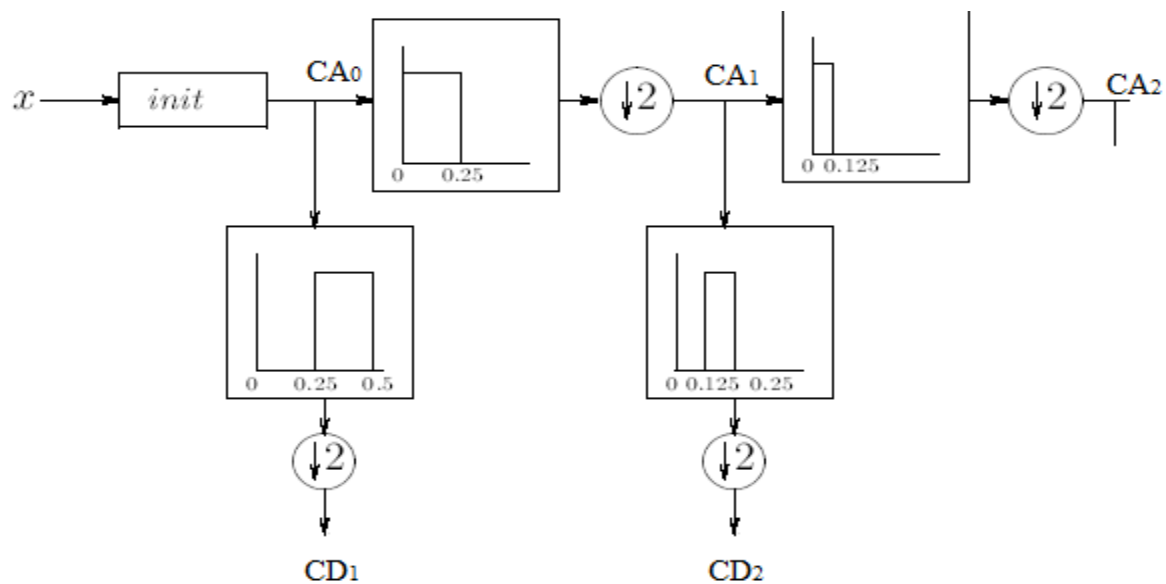


Figure 2.6 Algorithme pyramidal de Mallat d'un point de vue fréquentiel

En supposant que le signal d'origine à une gamme de fréquences [0-500] Hz, les coefficients de détail du premier niveau noté CD1 correspondent aux hautes fréquences [250-500]Hz, les coefficients d'approximation du premier niveau noté CA1 correspondent à la bande passante de fréquence [0-250]Hz, les coefficients d'approximation du deuxième niveau CD2 correspondent à la bande fréquentielle [0-125]Hz, les coefficients de détail du même niveau conviennent à la gamme [125-250] et ainsi de suite.

Quand les filtres miroirs conjugués orthogonaux sont interprétés par leurs réponses impulsionnelles, la décomposition en ondelettes rapide peut être exprimée par les expressions suivantes :

$$a_j[k] = \sum_{l=-\infty}^{+\infty} y[l-2k] a_{j-1}[l] = a_{j-1}^* y^*[2k] \quad (2.31)$$

$$d_j[k] = \sum_{l=-\infty}^{+\infty} g[l-2k] a_{j-1}[l] = a_{j-1}^* g^*[2k] \quad (2.32)$$

La décomposition permet de calculer les coefficients à des fréquences de plus en plus fines. A cette étape la taille des coefficients obtenus est deux fois plus que celle du signal d'origine, une opération de sur-échantillonnage est nécessaire afin d'y remédier à ce problème. On aura donc deux signaux ayant la moitié de la taille du signal d'origine.

On voit que les coefficients $d_j[k]$ à l'échelle j du signal x peuvent être obtenus à partir de ceux de l'approximation précédente, $a_{j-1}[k]$ par une opération de filtrage et une décimation plutôt que par calcul direct sur le signal [18].

Pour la reconstruction, la pyramide est inversée, les coefficients sont calculés à des niveaux de plus en plus grossiers. Le processus de reconstruction est similaire au processus de décomposition. En effet, il consiste à utiliser des filtres de synthèse en sur-échantillonnant en premier d'un facteur de deux à chaque itération. Pour sur-échantillonner les signaux de détail et d'approximation la méthode de zéro-padding est utilisée, elle consiste à introduire un zéro entre deux échantillons successifs, ce qui permet d'avoir des signaux d'approximation et de détail de longueur double.

Si on interpole $a_j[k]$, on obtient :

$$a_j[k] = \begin{cases} a_j[k/2] & \text{si } k \text{ est pair} \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (2.33)$$

La formule permettant de revenir à une échelle plus fine ; en passant de l'approximation A_j à l'approximation A_{j-1} est alors donnée par :

$$a_{j-1}[k] = \sum_{-\infty}^{+\infty} a_j[k] y[k-2l] + \sum_{-\infty}^{+\infty} y[k-2l] d_j[l] \quad (2.34)$$

V. Paquets d'ondelettes

La décomposition des signaux par paquets d'ondelettes a été introduite pour la première fois par Coifman, Meyer et Wickerhauser au début des années 90, les études de Coifman et son équipe ont permis le passage d'une échelle à une autre en utilisant les espaces d'approximation et de détail, tandis qu'une analyse traditionnelle par ondelette utilise seulement les approximations pour passer d'une échelle à une autre. Le principe de la Transformée en Paquet d'Ondelette (TPO) repose sur le filtrage passe bande, selon une architecture d'arbre binaire pour palier le manque de la résolution fréquentielle de la transformée en ondelette, les paquets d'ondelettes offrent une analyse plus riche.

V.1. Décomposition par paquets d'ondelettes

Une généralisation de l'analyse multirésolution est donnée par les paquets d'ondelettes. Les paquets d'ondelettes représentent un signal de l'espace d'approximation V_j à la résolution 2^{-j} , décomposent V_j en un sous espace de résolution plus basses V_{j+1} et W_{j+1} en divisant la base orthonormée $\{\phi_j(t-2^j k)\}_{k \in \mathbb{Z}}$ de V_j en deux sous espace orthogonaux $\{\phi_{j+1}(t-2^{j+1} k)\}_{k \in \mathbb{Z}}$ de V_{j+1} et $\{\psi_{j+1}(t-2^{j+1} k)\}_{k \in \mathbb{Z}}$ de W_{j+1} en utilisant respectivement un filtre passe bas et un filtre passe haut. Le processus est ainsi réitéré sur les signaux basses et hautes fréquences. Alors que la décomposition en ondelettes décompose l'espace d'approximation V_j en un espace d'approximation V_{j+1} et un espace de détail W_{j+1} , l'espace d'approximation est décomposé et l'espace de détail est retenu et ainsi de suite. La différence entre les deux décompositions est représentée sur les figures 2.7 et 2.8. La première consiste à utiliser la transformée en

ondelettes alors que la deuxième présente la décomposition en paquets d'ondelettes.

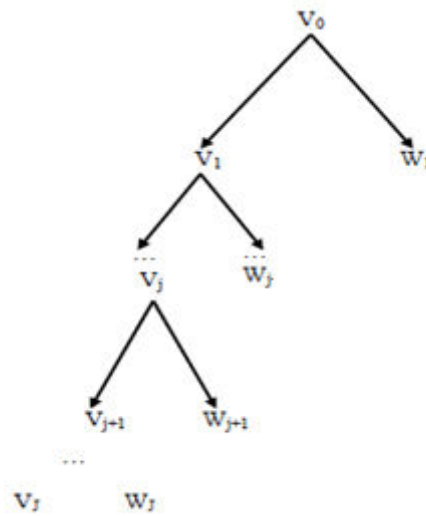


Figure 2.7 Décomposition en ondelettes à l'échelle J.

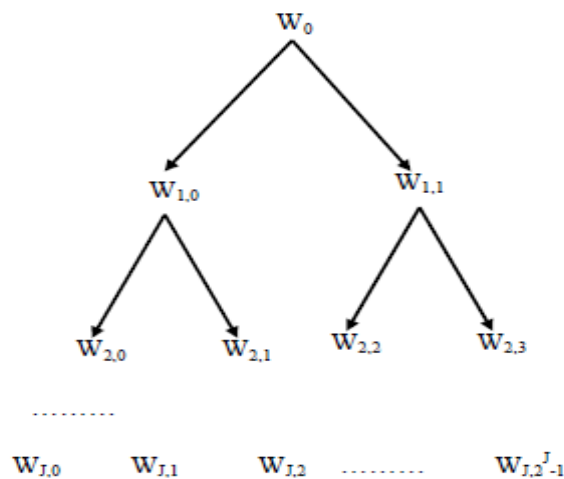


Figure 2.8 Décomposition en paquets d'ondelettes à l'échelle J.

Cette représentation est appelée arbre binaire. Comme on peut le constater clairement, cet arbre est constitué d'un ensemble de nœuds intermédiaire. On distingue deux types de nœuds : nœuds pères et nœuds fils. Pour chaque signal on peut obtenir une approximation et un détail qui correspondent aux nœuds fils, chacun de ces deux nœuds fils constitue à son tour un nœud père qui engendre à son tour deux fils et ainsi de suite comme il est indiqué sur la figure 2.9.

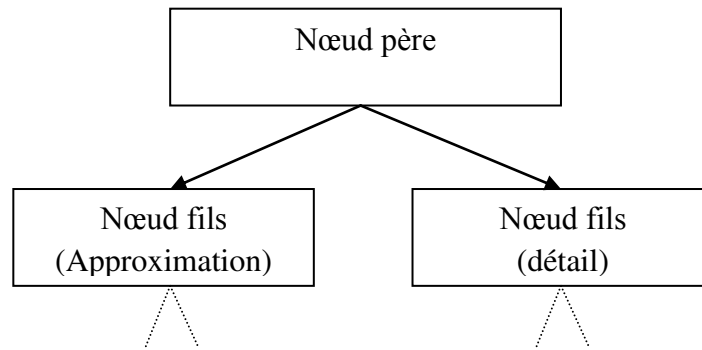


Figure 2.9 Nœuds père et fils

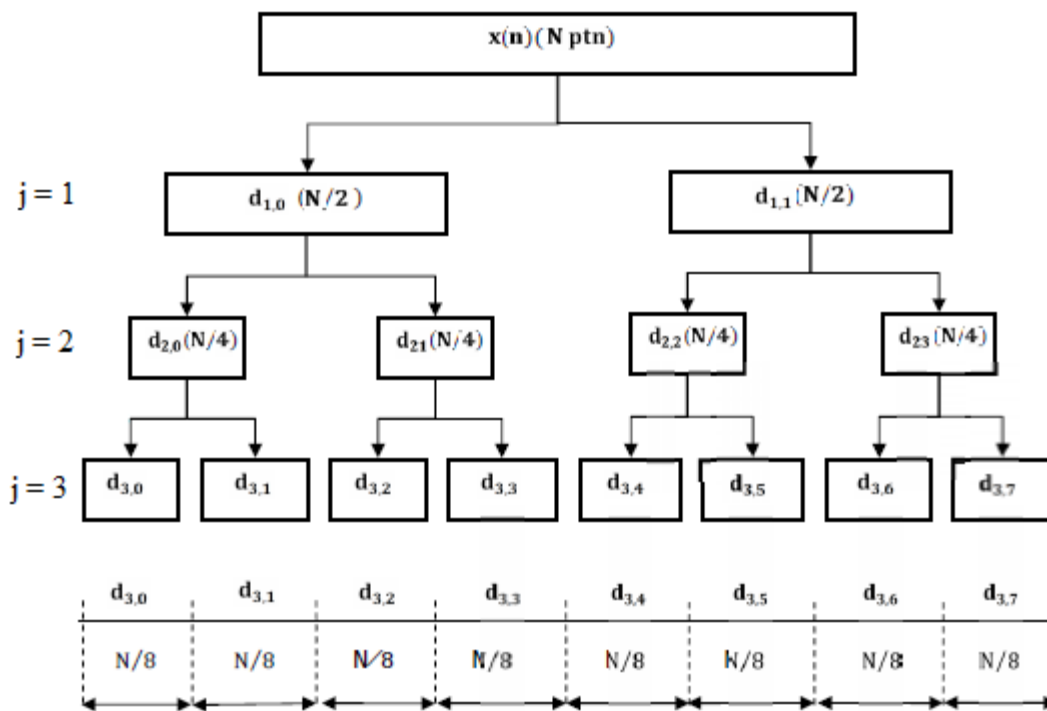


Figure 2.10 Décomposition en paquets d'ondelettes d'un signal $x(t)$ au 3^{ème} niveau.

Pour un niveau de décomposition, les paquets d'ondelettes sont indexés par trois paramètres : l'échelle j , l'index n de chaque nœud et la position temporelle k . Ainsi, au $j^{\text{ème}}$ niveau de décomposition d'un signal $x(t)$, on obtient 2^j signal de longueur $N / 2^j$ chacun comme il est indiqué sur la figure 2.10 en considérant $j=3$.

V.2. Bancs de filtres

Les paquets d'ondelettes aux nœuds de l'arbre binaire sont obtenus en utilisant une paire de filtres miroirs conjugués $y[k]$ et $g[k]$ donnés par les relations de partage :

$$\psi_{j+1,2n} = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} y(k)\psi_{j,n}(t - 2^j k) \quad (2.35)$$

et

$$\psi_{j+1,2n+1} = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} g(k)\psi_{j,n}(t - 2^j k) \quad (2.36)$$

Où $\{\psi_{j,n}(t - 2^j k)\}_{k \in \mathbb{Z}}$ est orthonormée donc on peut écrire :

$$y[k] = \langle \psi_{j+1,2n}(t), \psi_{j,n}(t - 2^j k) \rangle, g[k] = \langle \psi_{j+1,2n+1}(t), \psi_{j,n}(t - 2^j k) \rangle \quad (2.37)$$

Avec :

$\{\psi_{j+1,2n}(t - 2^{j+1}k)\}_{k \in \mathbb{Z}}$ et $\{\psi_{j+1,2n+1}(t - 2^{j+1}k)\}_{k \in \mathbb{Z}}$ sont les bases orthonormées de deux espaces orthogonaux $W_{j+1,2n}$ et $W_{j+1,2n+1}$ tel que :

$$W_{j,n} \oplus W_{j+1,2n+1} = W_{j,n} \quad (2.38)$$

V.3. Calcul des coefficients de paquets d'ondelettes

Le coefficient de la décomposition en paquets d'ondelettes d'un signal $x(t)$ qui correspond à la localisation (j,n,k) est obtenu par le produit scalaire entre le signal et la fonction d'ondelette correspondant à la localisation (j,n,k) est donné par :

$$d_{j,n}(k) = \langle x(t), \psi_{j,n}(t - 2^j k) \rangle \quad (2.39)$$

Donc le coefficient $d_{j,n}(k)$ est la projection du signal $x(t)$ dans l'espace $W_{j,n}$ dont $\psi_{j,n}$ est une base orthonormée.

En utilisant le calcul récursif rapide par l'algorithme pyramidal, les coefficients de paquets d'ondelettes sont donnés par :

$$d_{j+1,2n}(k) = \sum_l \hat{y}(2k-l)d_{j,n} \quad (2.40)$$

$$d_{j+1,2n+1}(k) = \sum_l \hat{g}(2k-l)d_{j,n} \quad (2.41)$$

Le schéma suivant représente les étapes de la décomposition en paquet d'ondelettes en utilisant le calcul rapide à 2 niveaux.

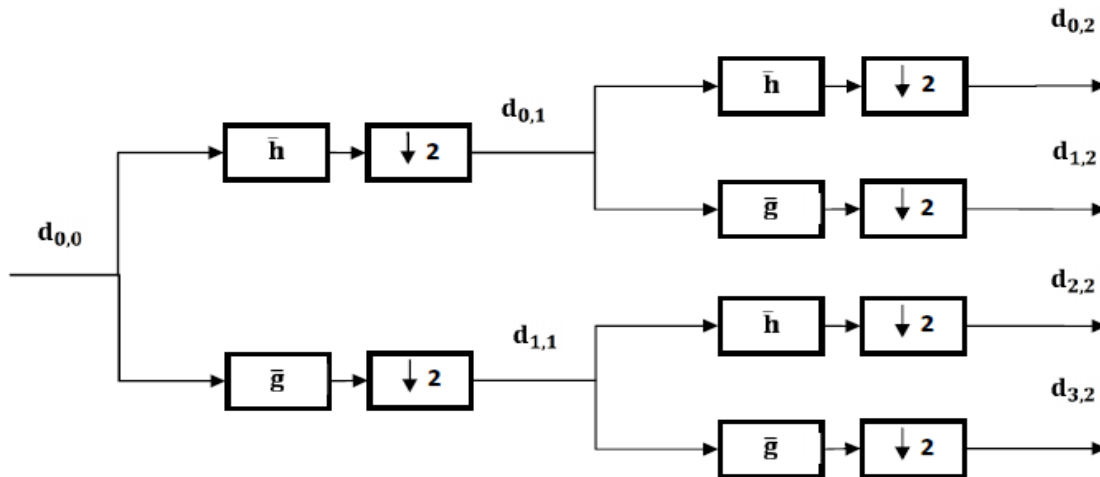


Figure 2.11 Décomposition rapide en paquets d'ondelettes.

V.4. Choix de la meilleure base

La décomposition en paquets d'ondelettes est une représentation assez redondante, elle donne un large ensemble de fonctions à partir duquel on pourra rechercher la meilleure base de paquets qui reflète la meilleure représentation par rapport à l'information recherchée. Ceci revient à choisir un ensemble de nœuds de l'arbre binaire qui constitue l'arbre admissible.

La recherche d'une base optimale repose sur un critère de sélection qui est défini souvent par la fonction coût. Le coût de chaque nœud est calculé en commençant par le niveau le plus profond de l'arbre, la combinaison des nœuds qui donne un coût total minimal est choisie.

V.4.1. Fonction de coût entropique

Le principe de base de ce critère est l'entropie qui est définie en thermodynamique et introduite en théorie de l'information ; un signal x est relativement ordonné alors que le bruit est totalement désordonné.

En paquets d'ondelettes l'entropie est représentée par la quantité d'information dans chaque coefficient aux niveaux des nœuds de l'arbre binaire.

L'entropie du signal x est peut être exprimée en fonction des coefficients des paquets d'ondelettes

$$E(x) = \sum_i E(x_i) \quad (2.42)$$

Avec : x_i les coefficients de x dans la base orthonormée des paquets d'ondelettes.

Le but est donc d'optimiser la fonction entropie en fonction coût $E(x)$ afin de définir la meilleure base x qui est relative à $E(x)$.

Nous présentons dans le tableau 2.1 quelques exemples de calcul de la fonction coût :

Fonction coût	Expression
L'entropie de Shannon	$E(x) = -\sum_i x_i^2 \log(x_i^2), \text{ avec } 0 \log(0) = 0$
Norme P	$E(x) = \sum_i x_i ^p = \ x\ _p^p = \sqrt[p]{\sum_i x^p(n)}$
L'énergie logarithmique	$E(x) = \sum_i \log(x_i ^2)$
Le seuil de l'entropie	$E(x) = \sum_i E(x_i)$

Tableau 2.1. Quelques exemples de la fonction coût

V.4.2. Algorithmes de recherche de la décomposition optimale

Plusieurs stratégies de recherche de la base optimale ont été proposées. Après avoir calculer le coût du signal correspondant à chaque nœud de l'arbre, la combinaison des nœuds ayant un coût minimal peut être sélectionnée, nous proposons quelques unes dans ce qui suit.

V.4.2.1. Méthode de base d'ondelettes

Cette méthode représente la TOD, puisque elle garde tous les nœuds pères qui correspondent aux détails et calcule seulement les nœuds fils correspondant aux signaux d'approximation.

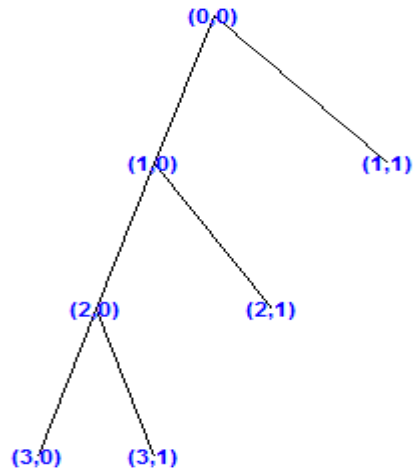


Figure 2.12 Méthode de base d'ondelettes

V.4.2.2. Méthode de la meilleure échelle

Pour cette méthode, le coût total de chaque niveau est calculé, en sommant les coûts des coefficients de chaque nœud de ce niveau, le niveau ayant donné le coût le plus faible sera considéré comme meilleure pour la décomposition.

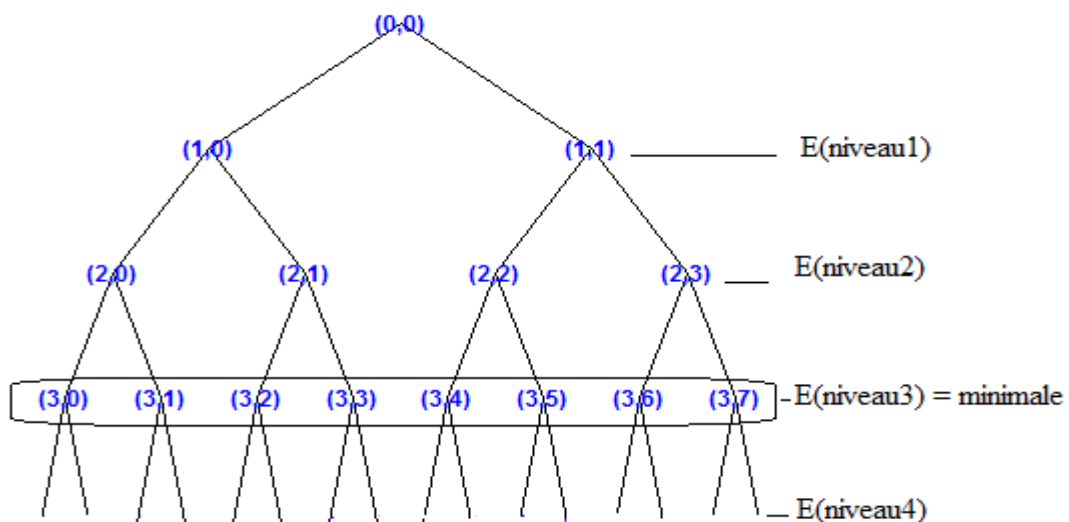


Figure 2.13 Méthode du meilleur niveau

V.4.2.3. Méthode de la meilleure base

La notion de la meilleure base a été introduite par Coifman et Wickerhauser [41], c'est la plus efficace des méthodes, car elle permet de calculer l'entropie totale minimale. Chaque nœud de l'arbre binaire est considéré individuellement. Le choix commence au plus fond de l'arbre, en comparant la somme des coûts des deux fils à celui du père. Si la somme des deux entropies fils est inférieure à celle du nœud père, les deux fils sont retenus. Dans le cas contraire le père n'aura pas de fils.

$$\text{Si } E(\text{père}) > E(\text{fils approximation}) + E(\text{fils détail}), \text{ conserver les fils} \quad (2.43)$$

$$\text{Si } E(\text{père}) \leq E(\text{fils approximation}) + E(\text{fils détail}), \text{ conserver le père} \quad (2.44)$$

et on recommence avec chaque nœud de l'arbre jusqu'à ce que l'entropie soit la plus faible possible.

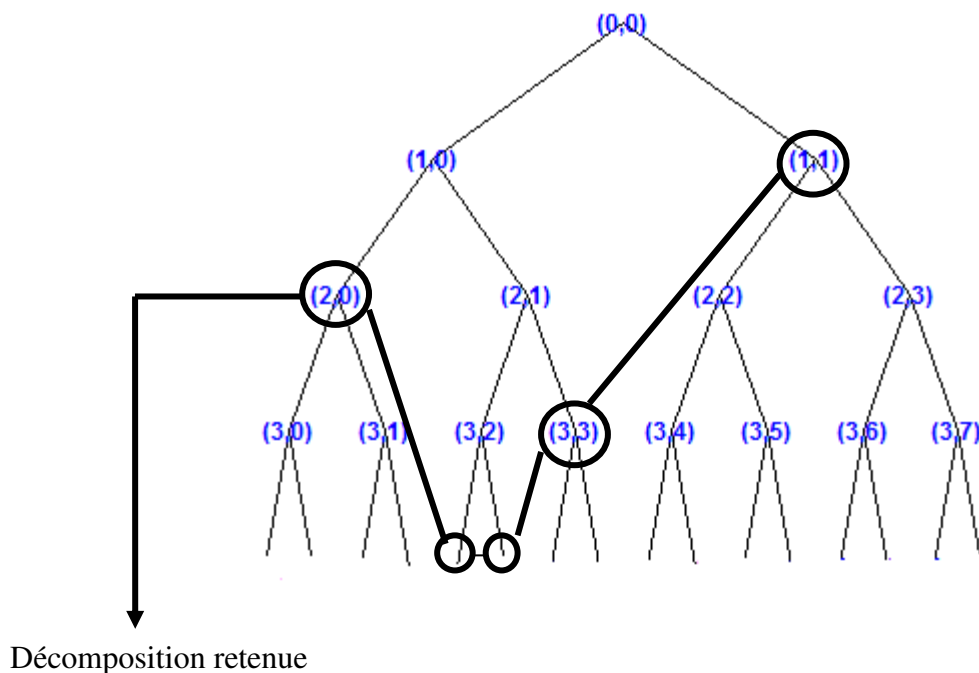


Figure 2.14 Méthode de la meilleure base

VI. Reconstruction des paquets d'ondelettes

Après avoir choisi la meilleure base de paquets d'ondelettes en utilisant une fonction coût qui est en accord avec le signal à traiter, le signal décomposé par paquets d'ondelettes peut être reconstruit et ceci en utilisant des filtres de reconstruction associés aux filtres de décomposition. Si \tilde{W}_m est la base duale associée aux fonctions W_m , et B est l'ensemble des indices $\{j,m\}$ des nœuds sélectionnés dans une base de paquets d'ondelette [30] :

$$x(t) = \sum_{j,m} \sum_k C_{j,m}(k) \frac{1}{2^{j/2}} \tilde{W}_m(2^{-j}t - k) \quad (2.45)$$

Pour reconstruire un signal à partir d'un niveau décomposé par paquets d'ondelettes en utilisant le calcul rapide par l'algorithme pyramidal, il suffit de répéter les opérations de sous-échantillonnage et de filtrage comme il est illustré sur la figure 2.15 illustrant le schéma de la reconstruction d'un signal décomposé en paquets d'ondelette à 2 niveaux :

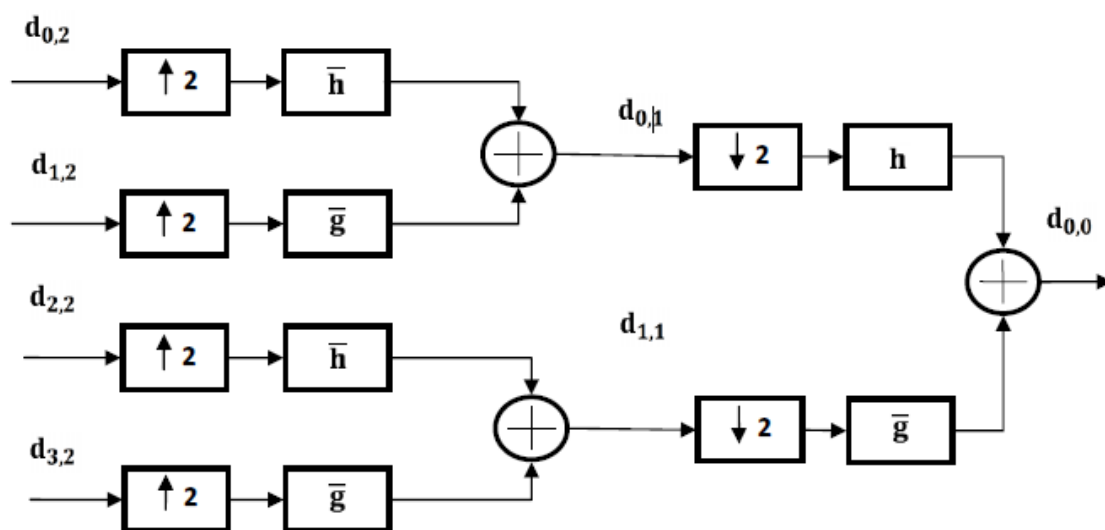


Figure 2.15 Reconstruction rapide en paquets d'ondelettes

VII. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté les ondelettes, qui sont caractérisées par leur résolution temporelle et fréquentielle variables, ce qui permet la localisation temps-fréquence des signaux non stationnaires.

Nous avons présenté deux types de décompositions par ondelettes :

La première est la transformée en ondelettes discrète TOD obtenue après discrétisation de la transformée en ondelettes continue TOC, elle permet d'obtenir des signaux d'approximation et de détail de résolution de plus en plus fine. Ces signaux sont calculés d'une manière récursive en se basant sur l'algorithme pyramidal de Mallat qui est la mise en œuvre de l'analyse multirésolution AMR, dans un but bien entendu de traiter ces différents signaux qui sont les coefficients d'ondelettes, avant de procéder à la reconstruction.

La deuxième décomposition est la transformée en paquets d'ondelettes. Nous avons vu que la décomposition d'un signal par paquets d'ondelettes permet d'obtenir plusieurs séquences qui représentent les coefficients de paquets d'ondelettes, la méthode de décomposition par paquets d'ondelettes à été décrite, nous avons constaté que c'est une décomposition passe bande en fréquence, ce qui permis de nombreux choix de bases de paquets d'ondelettes. Nous avons présenté les différentes méthodes pour le choix de la base optimale qui sont basées sur un critère entropique afin d'obtenir la meilleure structure vis-à-vis l'information recherchée.

CHAPITRE 3

GENERALITES SUR LA DECOMPOSITION MODALE EMPIRIQUE(EMD) – TRANSFORMEE DE HUANG

I. Introduction

La méthode classique d'analyse temps-fréquence des signaux non stationnaires par Ondelettes décompose le signal en se basant sur le choix de filtres fréquentiels connus à priori et qui sont indépendants du signal lui-même. Une technique appelée Décomposition Modale Empirique (EMD) a été mise au point en 1998 par un ingénieur de la NASA N.E.HUANG et son équipe afin d'étudier des données climato-atmosphériques. L'originalité de la méthode est qu'elle est auto-adaptative du signal à analyser car elle décompose le signal en modes construits au fur et à mesure à partir du signal lui-même. Dans la littérature, l'EMD est appelée aussi la transformée de Huang.

Dans ce chapitre, nous nous intéressons à cette technique en présentant d'abord le principe d'élaboration. L'exposé est accompagné par la définition des modes obtenus appelés les fonctions modales intrinsèques (Intrinsèque mode function IMF), la moyenne locale, le processus de tamassage en utilisant un exemple illustratif. Nous relevons aussi l'importance de son efficacité telle que le choix de la méthode d'interpolation. Nous terminons par la présentation de son inconvénient majeur pouvant exister dans certaines situations qui est le mélange de modes.

II. Principe de la Transformée de Huang

L'EMD est basée sur un processus algorithmique itératif appelé tamissage ou sifting Process, qui consiste à représenter un signal sous forme d'oscillations intrinsèques de différents modes appelées IMF_s (fonction modale intrinsèque). Un signal $x(t)$ peut être décomposé en une composante lente de basse fréquence $a(t)$ et une composante rapide de haute fréquence appelée détail $d(t)$:

$$x(t) = a(t) + d(t) \quad (3.1)$$

On appliquant n itérations respectives qui déterminent le mode (ou le niveau), le signal $x(t)$ peut s'écrire sous la forme suivante :

$$x(t) = \sum_{i=1}^n h_i(t) + r_n(t) \quad (3.2)$$

Où : $h_i(t)$ sont les IMF_s extraites ; $r_n(t)$ est la fonction résiduelle.

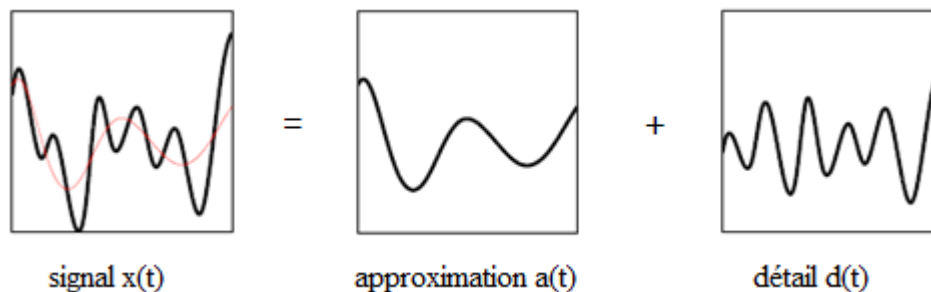


Figure 3.1 Décomposition de l'EMD d'un signal $x(t)$

La figure 3.1 illustre la décomposition d'un signal $x(t)$ par l'EMD en deux oscillations: une oscillation lente $a(t)$ c'est l'approximation et l'autre rapide il s'agit du détail $d(t)$. Ainsi chaque IMF contient des oscillations de plus basses fréquences que celles extraites précédemment. Pour extraire ces IMF_s il suffit de construire une moyenne locale ou une enveloppe moyenne moy_k , la décomposition se termine lorsque on ne peut plus calculer une enveloppe moyenne en d'autres mots lorsque $moy_k = r$. C'est le processus de tamissage (Sifting Process).

III. Définitions

III.1. Fonction Modale Intrinsèque (IMF)

L'IMF est une composante fortement oscillante autour de zéro, sachant qu'un signal oscillant est un signal qui est tantôt croissant, tantôt décroissant il possède donc au moins deux extrema locaux.

Une IMF est une fonction :

$$IMF \begin{cases} \mathfrak{R} \longrightarrow \mathfrak{R} \\ t \longrightarrow IMF_k(t) \end{cases}$$

qui doit satisfaire les deux conditions de base :

- le nombre des extrema et le nombre de passage par zéro sont égaux ou différents d'un plus un dans tous l'ensemble des données, c'est-à-dire qu'entre un minima et un maxima successif, une IMF doit passer par zéro.
- La valeur de la moyenne locale de l'enveloppe définie par les extrema locaux est nulle en tout point.

III.2. La moyenne locale

Pour un signal, nous déterminons tout d'abord ces extrema locaux (les maxima et les minima). L'interpolation par des splines cubiques des maxima et des minima dans la méthode EMD originale permet de définir une enveloppe supérieure $E_{k,\text{sup}}$ et une enveloppe inférieure $E_{k,\text{inf}}$ respectivement. La moyenne de ces enveloppes définit la moyenne locale du signal peut s'exprimer par la formule suivante :

$$moy_k = \frac{E_{k,\text{sup}} + E_{k,\text{inf}}}{2} \quad k = 1 \text{ à } N \quad (3.3)$$

N : nombre d'échantillons du signal

IV. Le choix de la méthode d'interpolation

Une étape fondamentale dans l'algorithme de l'EMD est l'interpolation des extrema, elle permet de passer des maxima à l'enveloppe supérieure et des minima à l'enveloppe inférieure lors du processus de tamissage. Différentes approches existent pour interpoler un signal, l'interpolation la plus utilisée pour l'EMD est celle des " splines cubiques", elle permet d'obtenir des courbes lisses, ainsi des résultats satisfaisants les autres types d'interpolation (linéaires ou polynomiales) influencent la qualité de la décomposition ; soit elles augmentent le nombre d'itérations, soit elles capturent des fréquences dans des IMF_s ou elles ne doivent pas apparaître.

L'utilisation de l'interpolation splines cubiques permet d'avoir des courbes polynomiales de degré trois. Connaissant les abscisses $x=[x_1, x_2, \dots, x_n]$ et les ordonnées $y=[y_1, y_2, \dots, y_n]$ des points à interpoler, on calcul une fonction d'interpolation (la spline cubique) par morceau f_i [46] . L'opération d'interpolation permet de lisser la moyenne et de calculer les enveloppes.

V. Processus de tamissage (Sifting Process)

Le tamissage consiste à soustraire à un signal sa moyenne locale et de répéter plusieurs fois cette opération. Lorsque la condition de nullité de la moyenne locale est vérifiée, on obtient la première IMF (h_1), la différence entre le signal et la première IMF étant la moyenne locale de niveau1 : $m_1=x(t)-h_1(t)$

Pour estimer toutes les IMF_s ce qui correspond à achever toute la décomposition, il suffit d'itérer sur m_1 d'une manière récursive. Ainsi les IMF_s sont obtenues les unes après les autres par soustractions successives. Le tableau 3.1 représente l'ensemble des étapes de la méthode EMD. Le tamisage est répété plusieurs fois (i) jusqu'à ce que h vérifie les conditions nécessaires d'une IMF.

La figure 3.2 illustre les résultats de tamissage sur un exemple en commençant par l'identification des extrema locaux du signal (début du processus de tamissage) représenté par la figure 3.2 b, cette opération est ensuite suivi de l'interpolation des maxima par des splines cubiques afin de construire l'enveloppe supérieur et faire la même opération avec les minima afin de construire l'enveloppe inférieure comme il est représenté sur la figure 3.2.c.

Etape 1) Fixer ε , $k \leftarrow 1$ ($k^{\text{ième}}$ IMF)

Etape 2) $r_{k-1}(t) \leftarrow x(t)$ (residu)

Etape 3) Extraire la $k^{\text{ième}}$ IMF :

- (a) $h_{k,i-1}(t) \leftarrow r_{j-1}(t)$, $i \leftarrow 1$ (i, itération de la boucle de *sifting*)
- (b) Extraire les maxima et minima locaux de $h_{k,i-1}(t)$
- (c) Calculer les enveloppes supérieure et inférieure : $E_{k(sup),i-1}(t)$ et $E_{k(inf),i-1}(t)$ respectivement par interpolation (splines cubiques par exemple) des maxima et minima locaux de $h_{k,i-1}(t)$.
- (d) Calculer l'enveloppe moyenne :

$$moy_{k,i-1}(t) \leftarrow (E_{k(sup),i-1}(t) + E_{k(inf),i-1}(t))/2.$$
- (e) Mettre à jour : $h_{k,i}(t) \leftarrow h_{k,i-1}(t) - moy_{k,i-1}(t)$, $i \leftarrow i + 1$.
- (f) Calculer le critère d'arrêt (par exemple) :

$$SD(i) = \sum_{t=0}^N \frac{|h_{j,i-1}(t) - h_{j,i}(t)|^2}{(h_{j,i-1}(t))^2}$$

ou N représente le nombre d'échantillons du signal.

- (g) Décider : répéter les opérations de l'étape (b) à (f) tant que $SD(i) < \varepsilon$ puis mettre $IMF_k(t) \leftarrow h_{k,i}(t)$ ($k^{\text{ième}}$ IMF).

Etape 4) Mettre à jour le résidu : $r_k(t) \leftarrow r_{k-1}(t) - IMF_k(t)$

Etape 5) Répéter l'étape 3 avec $k \leftarrow k + 1$

jusqu'à ce que le nombre d'extrema dans $r_k(t)$ soit inférieur à 2.

Tableau 3.1 Pseudo-code de la méthode EMD [51]

La figure 3.2.d illustre la moyenne des deux enveloppes. La première IMF qui représente la différence entre le signal et la première moyenne précédemment obtenue est montrée par la figure 3.2 e. Le processus continue par la répétition des précédentes étapes jusqu'à satisfaction du critère d'arrêt du tamissage.

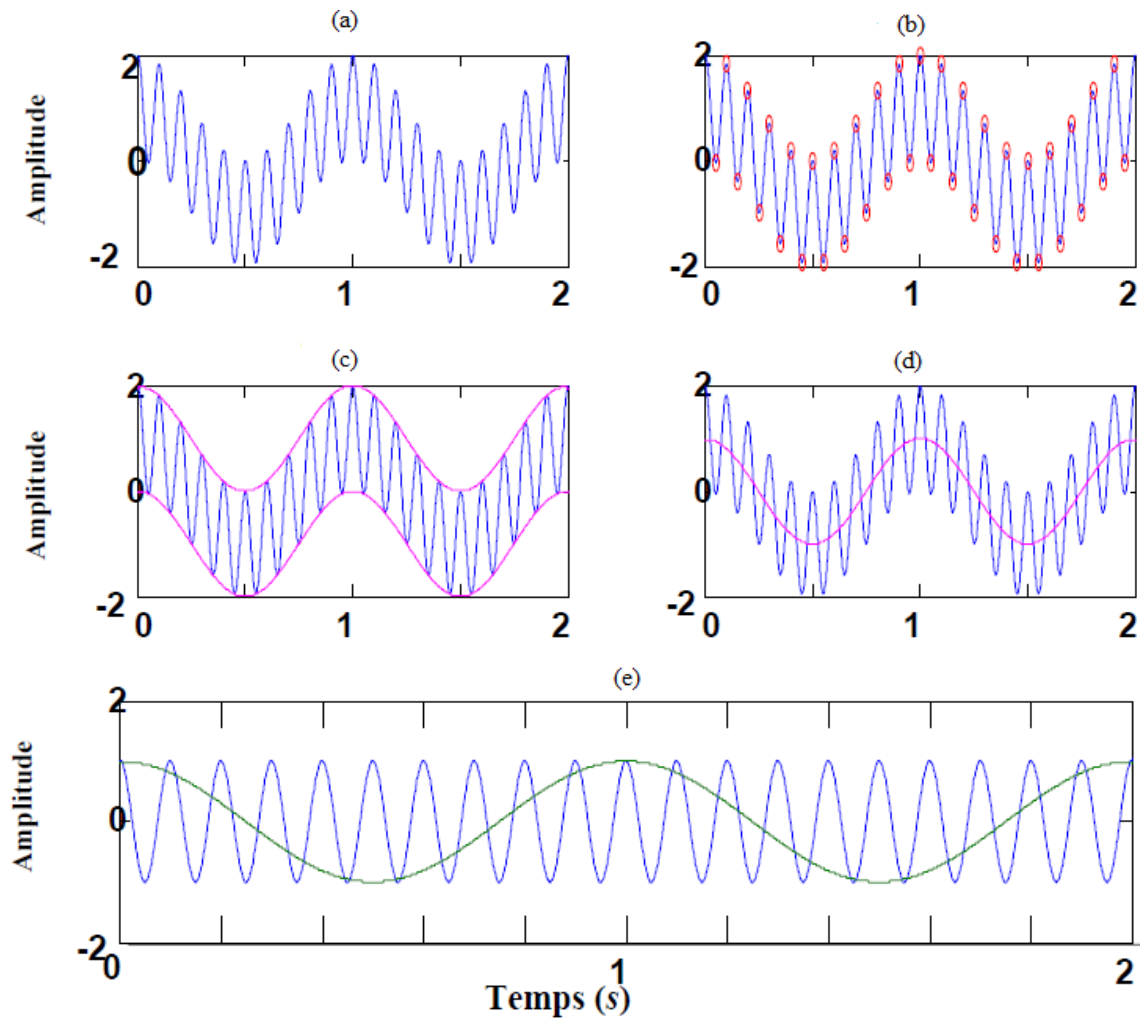


Figure 3.2 Principe de tamisage pour l'estimation de la 1^{ière} IMF du signal $x(t)$ [54] :

- (a) Le signal à décomposer, (b) Extraction des extrema, (c) Interpolation,
- (d) Calcul de la moyenne et (e) la première IMF

VI. Critère d'arrêt

D'après le tableau 3.1 on constate que l'algorithme de l'EMD est composé de deux boucles imbriquées l'une dans l'autre:

- Une première boucle, qui permet de vérifier que les IMF_s extraites correspondent aux critères d'une IMF, elle se termine quand le nombre des extrema de r décroît strictement avec l'indice k ;
- Une deuxième boucle, qui est la boucle de tamisage indexée par j à partir de laquelle les IMF_s sont extraites, elle détermine le niveau de profondeur de la décomposition modale empirique.

D'une manière générale l'algorithme de l'EMD exige que la boucle de tamissage soit pilotée par un critère d'arrêt, différentes approches ont été proposées pour arrêter le processus de tamissage.

VI. 1. Critère proposé à la méthode

Le premier critère d'arrêt proposé par la méthode EMD d'origine dans [43] est un critère de type Cauchy qui repose sur la déviation standard et qui s'exprime de la façon suivante :

$$SD(i) = \sum_{t=0}^N \frac{|h_{j,i-1}(t) - h_{j,i}(t)|^2}{(h_{j,i-1}(t))^2} \quad (3.4)$$

Ce critère d'arrêt de tamissage est fondé sur la comparaison des fonctions h_i entre deux itérations successives du SD ; il permet de mesurer l'écart quadratique entre deux étapes successives de tamissage. Lorsque la différence entre deux tamissage consécutifs descend sous un seuil prédéfinis ε le critère est validé.

$$SD(i) < \varepsilon \quad \text{avec} \quad 0,2 < \varepsilon < 0,3 \quad (3.5)$$

Selon le choix des valeurs extrêmes de ε ce critère peut conduire à une sur-décomposition du signal si ε est très petit ou une sous-estimation du nombre de modes présents dans le signal si ε est trop élevé.

VI.2. Critère locale

Un critère d'arrêt à double pas dit locale $\sigma(t)$ à été proposé par P. Flandrin et G. Rilling [42] permettant d'améliorer le critère précédent. Il consiste à déterminer un pas θ_1 pour limiter les petites amplitudes et un second pas θ_2 pour les grandes. Il inclut par ailleurs une tolérance sur des intervalles de petite mesure, il est défini par :

$$\sigma(t) = \frac{\text{moy}_k(t)}{a(t)} \quad \text{avec} \quad a(t) = \frac{E_{\text{sup},k}(t) - E_{\text{min},k}(t)}{2} \quad (3.6)$$

Le critère d'arrêt du tamissage proposé est défini quand:

- Les minima sont strictement négatifs et les maxima sont strictement positifs ;
- $\sigma(t) \leq \theta_1(t)$ pour $(1-\alpha)$ de la durée du signal ;
- $\sigma(t) \leq \theta_2(t)$ pour α du signal restant.

La première condition exige que l'IMF doit être une fonction oscillante, les deux autres conditions exigent que le paramètre $\sigma(t)$ soit faible. Autrement dit la condition de nullité de la moyenne locale est vérifiée pour toute valeur de θ_1 sur un petit intervalle petit mais elle peut aussi ne pas être vérifiée sur un ensemble de mesure petite ($\theta_1 < \theta_2$). Les valeurs préconisées par Flandrin sont $(\alpha, \theta_1, \theta_2) = (0,05, 0,05, 10 \theta_1)$. Cela signifie que la symétrie des enveloppes est imposée à 5% sur 95 % de la durée du signal.

Ce critère d'arrêt qui est fortement empirique permet d'obtenir un bon compromis entre le nombre de modes et la condition de nullité de la moyenne.

VII. Mélange de mode (mode mixing)

La situation de mode mixing consiste en un mélange de modes qui influe souvent sur les résultats de la décomposition EMD. Il peut se manifester soit :

- Sur une même oscillation locale par application de plusieurs IMF_s.
- Sur des oscillations de faibles amplitudes qui disparaissent à cause de la non identification des ses extrema par conséquence l'IMF correspondante apparait comme un mélange de plusieurs fréquences.

Ce phénomène est illustré par l'exemple suivant simulé par MATLAB. Dans la figure 3.3 nous présentons un signal $x(t)$ formé de deux composantes l'une basse fréquence et l'autre haute fréquence notées respectivement $x_1(t)$ et $x_2(t)$:

$$x_1(t) = 10. \sin (20. \pi . f_1 . t) \text{ et } x_2(t) = \sin (2. \pi . f_2 . t)$$

avec : $f_1 = 10$ Hz et $f_2 = 1,5$ KHz

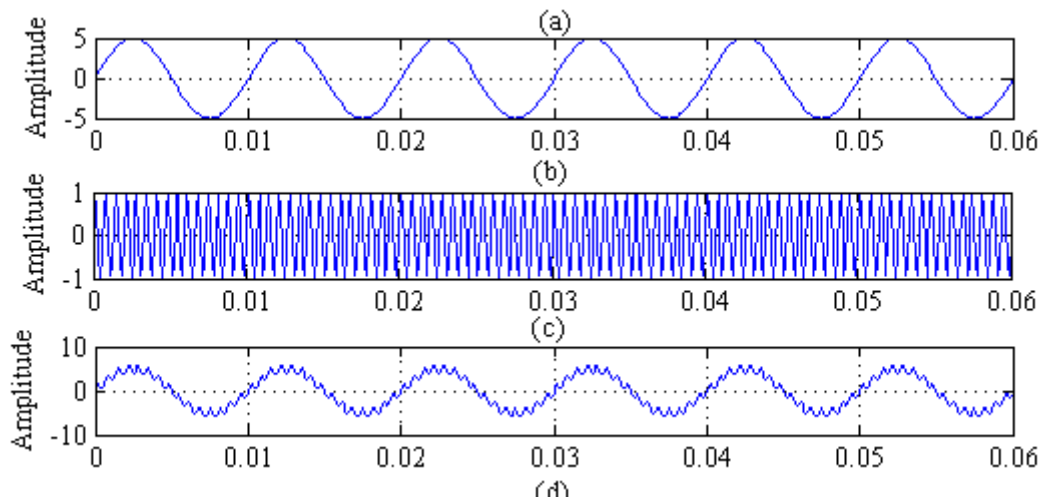


Figure 3.3 Représentation du signal test $x(t)$: (a) $x_1(t)$ la composante basse fréquence, (b) $x_2(t)$ la composante haute fréquence, (c) le signal test $x(t) = x_1(t) + x_2(t)$

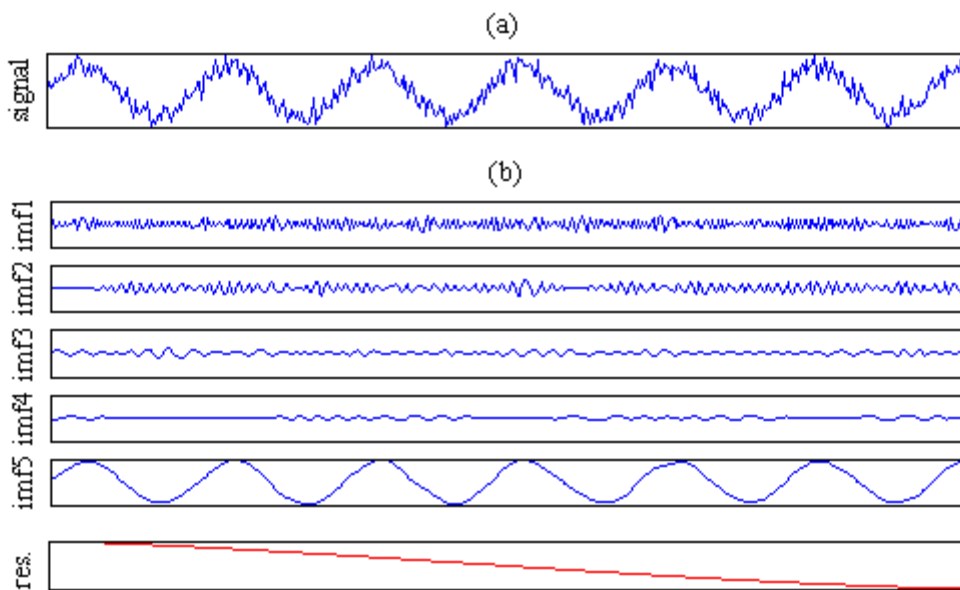


Figure 3.4 Illustration du mélange de modes sur un signal test : (a) Le signal $x(t)$ faiblement bruité (SNR = 55 dB), (b) Les cinq premières IMF_s obtenues par l'EMD

Le phénomène de mélange de modes est bien illustré sur la figure 3.4 qui représente la décomposition EMD du signal test, auquel on a ajouté un bruit blanc gaussien de faible variance (SNR = 55dB). Nous constatons que la première IMF est de faible amplitude et de

haute fréquence, elle contient du bruit. La deuxième IMF contient par moment la composante haute fréquence ($x_2(t)$) du signal, et en d'autres endroits du bruit. Quand à la troisième IMF, elle contient le mélange des deux composantes du signal, alors que la composante basse fréquence ($x_1(t)$) se trouve répartie entre la quatrième et la cinquième IMF. Ainsi nous pouvons déduire que la décomposition EMD d'un signal ayant des fréquences variées provoque le mode mixage et peut fausser les résultats générés par l'EMD traditionnelle.

VIII. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté l'algorithme de la Décomposition Modale Empirique (EMD), représentant une méthode récente d'analyse des signaux non stationnaires. En effet, elle permet de décomposer un signal multi composantes en un ensemble de signaux mono composantes appelés fonctions de Modes Intrinsèques (IMF_s) extraites des données signal c'est donc une méthode auto-adaptative. Cette propriété est considérée comme le plus important avantage par rapport à d'autres outils d'analyse des signaux non stationnaires. Nous avons présenté aussi le processus de tamissage ou " Sifting Process", qui permet d'avoir des fonctions IMF_s d'une manière itérative et séquentielle en imposant à la fois certaines contraintes sur les IMF_s. Nous avons notamment évoqué la problématique de l'EMD comme le choix de la méthode d'interpolation, le choix du critère d'arrêt du tamissage et aussi l'absence du cadre théorique donnant à la méthode son caractère basé sur des constatations empiriques. Enfin nous avons illustré l'inconvénient majeur de la décomposition généré par le mélange de modes appelé "mixing modes" à l'aide d'un exemple sous forme d'une simulation.

CHAPITRE 4

LES REPRESENTATIONS TEMPS-FREQUENCE

I. Introduction

Certains signaux possèdent des caractéristiques qui varient dans le temps, ils sont dits non stationnaires, ces signaux ne sont pas bien traités par l'analyse spectrale traditionnelle basée sur la transformée de Fourier (TF) à cause de son inconvénient majeure d'incertitude. En effet avec cet outil d'analyse on ne peut pas connaître avec précision la localisation en temps et en fréquence d'un signal non stationnaire. Plusieurs outils d'analyse ont été développés pour remédier à ce problème, le plus simple de ces outils est la Transformée de Fourier à Court Terme (TFCT). Différents outils bilinéaires peuvent être utilisés il s'agit des distributions de la classe de Cohen ou représentations temps-fréquence. Ces dernières sont caractérisées par une fonction de paramétrisation ou noyau jouant le rôle de filtre pour l'élimination des termes d'interférences. Le choix de la distribution n'est pas une tâche facile car on doit choisir entre les interférences causées par la nature bilinéaire de la distribution temps-fréquence comme celle Wigner-Ville par exemple et entre la délocalisation des composantes du signal analysé. Certaines utilisent dans ce cas un filtre passe bas comme celui utilisé par la représentation Pseudo Wigner-Ville par exemple pour réduire les interférences. Il faut donc choisir entre la lisibilité de la représentation temps-fréquence et la résolution conjointe temps-fréquence.

Nous nous intéressons dans ce chapitre aux représentations temps-fréquence (RTF) utilisées

pour l'analyse du signal phonocardiogramme considéré comme non stationnaire. Nous avons convenu de présenter la transformée linéaire la plus simple qui est la transformée de Fourier à Court Terme, ensuite nous présenterons quelques représentations temps-fréquence bilinéaires de la classe de Cohen en faisant ressortir les propriétés liées à la marginale en temps et en fréquence.

II. Représentation temps-fréquence linéaire

La représentation temps-fréquence linéaire est une des approches qui est capable de donner une présentation conjointe en temps et en fréquence d'un signal non stationnaire, l'approche la plus simple est la transformée de Fourier à Court Terme et que nous allons exposer dans le paragraphe suivant

II.1. Transformée de Fourier à Court Terme (TFCT)

La Transformée de Fourier à Court Terme représente une des solutions les plus utilisées pour remplacer les limitations de la transformée de Fourier. Elle consiste à décomposer le signal en petits segments (largeur de la fenêtre utilisée $\gamma(t)$) et appliquer sur chacun de ces segments l'analyse traditionnelle de Fourier. Donc la variation du contenu fréquentiel du signal est représentée par la tonalité des spectres obtenus par l'application de la TF sur chaque segment.

La TFCT d'un signal $x(t)$ peut être interprétée mathématiquement comme le produit scalaire entre le signal $x(t)$ et une fonction de fenêtrage $\gamma(t)$:

$$\begin{aligned} TFCT(t, f) &= \int x(\tau) \gamma_{t,f}^*(\tau) d\tau \\ &= \int x(\tau) \gamma^*(\tau - t) e^{-2\pi i f \tau} d\tau \end{aligned} \quad (4.1)$$

Où : τ représente le paramètre de position permettant de déplacer l'analyse sur tout le signal.

En fait, cette relation reflète la similarité qui existe entre le signal $x(t)$ et la fonction de fenêtrage.

La fonction de fenêtrage γ est centrée en t , la représentation spectrale autour de t est obtenue par translation de cette fenêtre et par application de la transformée de Fourier sur le signal fenêtré. Ainsi la translation temporelle et fréquentielle de la fenêtre γ permet d'avoir des atomes temps-fréquence :

$$\gamma(\tau) = \gamma(\tau - t)e^{j2\pi f\tau} \quad (4.2)$$

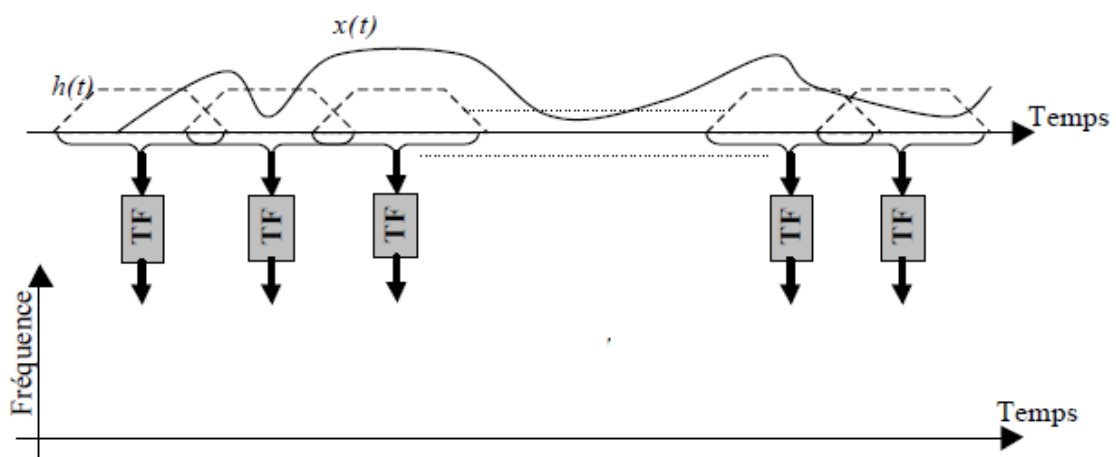


Figure 4.1 Principe de la TFCT

Le choix de la fonction $\gamma(t)$ est arbitraire, elle peut être rectangulaire ou une fenêtre de pondération classique (Hamming, Hanning,...), nous présentons quelques unes sur la figure 4.2.

En pratique, on utilise le spectrogramme représentant la version temps-fréquence issue de la TFCT définie comme une densité d'énergie, égale au module carré de la TFCT s'exprime par:

$$S_x(t, \nu) = \left| x(\tau) \gamma^*(\tau - t) e^{-j2\pi \nu \tau} d\tau \right|^2 \quad (4.3)$$

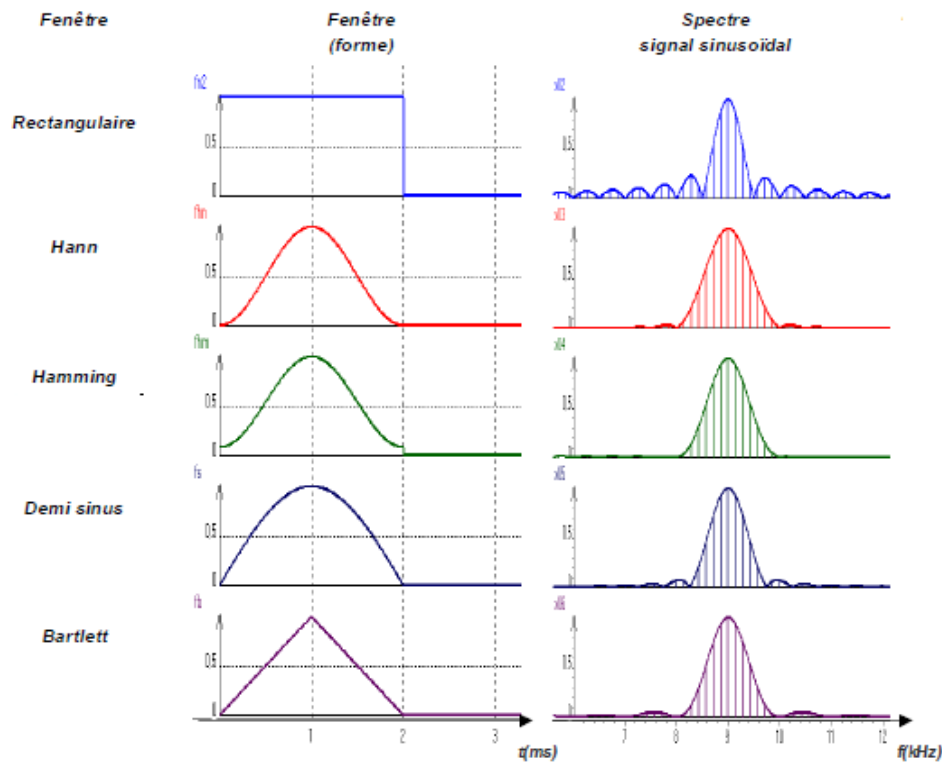


Figure 4.2 Quelques fonctions de fenêtrage usuelles

II. 2. Limitations du spectrogramme

- Principe d'incertitude ; compromis entre les comportements temporelles et fréquentielles. En effet la résolution temporelle dépend de la largeur de la fenêtre de pondération ; une bonne résolution temporelle nécessite une fenêtre courte ce qui mène malheureusement à une résolution fréquentielle pauvre, quand à la résolution fréquentielle elle dépend également de la largeur de la fenêtre d'analyse de la transformée de Fourier ; améliorer la résolution fréquentielle conduit à élargir celle du temps ce qui conduit à une mauvaise résolution temporelle.
- L'optimisation de la fenêtre de pondération (la forme, la largeur et le pas d'incrément) nécessite à priori des informations sur le signal.

On peut noter que l'inconvénient majeur de la TFCT est la largeur de sa fenêtre glissante qui est fixe donc une bonne résolution temporelle nécessite une fenêtre courte et une bonne résolution fréquentielle nécessite une fenêtre large.

III. Représentations temps-fréquence bilinéaires

Pour certaines applications, les grandeurs physiques observables sont des grandeurs énergétiques, au lieu de décomposer le signal lui-même en signaux élémentaires, les méthodes de représentations bilinéaires distribuent l'énergie du signal dans un plan transformé, cette transformation est spécifiée par une fonction de paramétrisation ou noyau ayant pour but essentiel l'élimination des interférences produites et la conservation d'une meilleure résolution temps-fréquence.

III.1. La classe de Cohen

Les représentations temps-fréquence (RTF_s) sont largement utilisées pour l'analyse des signaux non stationnaires. Ces représentations bilinéaires appelées classe de Cohen permettent la représentation de l'énergie du signal dans le plan temps-fréquence dont les performances dépendent d'une fonction de paramétrisation (à deux dimension) ou noyau de la représentation [63].

$$\zeta_x(t, f) = \iiint x(u + \frac{\tau}{2})x^*(u - \frac{\tau}{2})\Phi_x(\xi, \tau)e^{j2\pi(\xi t - \xi u - f\tau)} dud\tau d\xi \quad (4.4)$$

Avec :

$x(t)$: est le signal analytique considéré ;

$x^*(t)$: est le conjugué complexe de $x(t)$.

$\Phi(\xi, \tau)$: est la fonction de paramétrisation ou le noyau, permettant de caractériser les propriétés de la distribution.

Les différentes (RTF_s) de la classe de Cohen $\zeta(t, f)$ peuvent être obtenues par convolution de la représentation de Wigner-Ville RWV avec le noyau $\Phi(\xi, \tau)$.

Parmi les représentations de la classe de Cohen, on cite : la représentation de Wigner-Ville (RWV), la représentation de Choï-Wiliams(RCW), la représentation de Rihaczek, de Born-Jordan, ...

III.1.1. La représentation de Wigner-Ville (RWV)

En 1932 Wigner à développé cette représentation dans le domaine de la mécanique quantique, quinze ans plus tard Ville l'a adoptée pour le traitement et l'analyse des signaux. la RWV fournit une décomposition en temps en en fréquence, elle est donc adaptée aux signaux non stationnaires.

Par définition, la RWV est obtenue pour le noyau le plus simple de la classe de Cohen :

$$\Phi(\tau, \nu) = 1 \leftrightarrow \Phi(t, f) = \delta(f)\delta(t) \quad (4.5)$$

Cette distribution est donnée par l'équation (4.6) :

$$W_x(t, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x\left(t + \frac{\tau}{2}\right) x^*\left(t - \frac{\tau}{2}\right) e^{-j2\pi f\tau} d\tau \quad (4.6)$$

Dans le domaine fréquentielle, la RWV, s'écrit :

$$W_x(t, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} X\left(f + \frac{\nu}{2}\right) X^*\left(f - \frac{\nu}{2}\right) e^{-j2\pi f\nu} d\nu \quad (4.7)$$

III.1.1.1. Limitations de la représentation de Wigner-Ville

L'utilisation de la RWV reste très limitée à cause de son inconvénient important qui se traduit par l'apparition des phénomènes d'interférences ou termes croisés qui gênent dans certains cas la lisibilité de la représentation temps-fréquence. Ces interférences sont remarquables lorsqu'il y a présence de deux événements distincts en temps et en fréquence.

Soit $x(t) = x_1(t) + x_2(t)$ avec $x_1(t) = x_0(t - t_1) e^{j2\pi f_1 t}$ et $x_2(t) = x_0(t - t_2) e^{j2\pi f_2 t}$

Nous observons l'existence de termes d'interférences dues au produit $x(t-\tau/2) x(t+\tau/2)$ de l'équation 4.6 et localisés autour :

- du temps $t_{12} = (t_1 + t_2)/2$;
- de la fréquence $f_{12} = (f_1 + f_2)/2$;

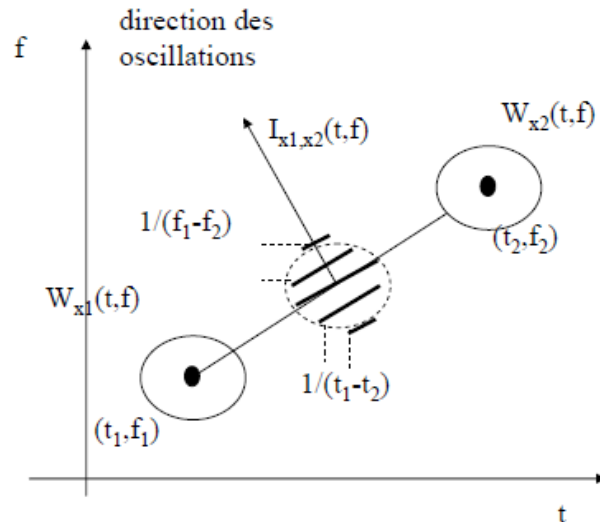


Figure 4.3 Structure des interférences

Les interférences du spectre de Wigner-Ville sont de natures oscillantes difficilement interprétables en temps et en fréquence. Elles ont deux effets indésirables: en introduisant des valeurs négatives et des valeurs significatives dans des zones du plan temps-fréquence qui ne correspondent pas à une localisation naturelle de l'énergie du signal traité. L'utilisation d'un lissage séparé en temps et en fréquence (filtrage passe bas) est nécessaire pour réduire ce phénomène d'où une représentation modifiée de la RWV appelée la Pseudo Wigner-Ville (RPWV).

III.1.2. La représentation Pseudo Wigner-Ville lissée (RPWVL)

La Représentation Pseudo Wigner-Ville Lissée (RPWVL) utilise un noyau de paramétrisation séparable permettant de contrôler séparément la résolution en temps et en fréquence donné par l'expression:

$$\Phi_x(\xi, \tau) = \beta(\xi)\gamma(\tau) \quad (4.8)$$

La représentation ainsi obtenue est donnée par la formule (4.9) :

$$\zeta_x(t, f) = \int \gamma(\tau) \left[\int \beta(u - t) x(u + \frac{\tau}{2}) x^*(u - \frac{\tau}{2}) du \right] e^{-j2\pi f\tau} d\tau \quad (4.9)$$

Avec :

$\gamma(\tau)$: est la fenêtre fréquentielle lissée dans le domaine fréquentiel ; elle permet le lissage des termes d'interférences oscillants parallèlement à l'axe des fréquences.

$\beta(t)$: est la fenêtre temporelle lissée ; elle permet le lissage des termes oscillants parallèlement à l'axe des temps.

Les avantages de cette méthode est le choix libre des deux fenêtres de pondération permettant à l'analyse d'opter pour une résolution acceptable en éliminant modérément le phénomène d'interférence.

III.2. Les grandeurs marginales

Par définition l'énergie E_x d'un signal $x(t)$ peut être exprimée par la relation de Parseval :

$$E_x = \int_{-\infty}^{+\infty} |x(t)|^2 dt = \int_{-\infty}^{+\infty} |X(f)|^2 df \quad (4.10)$$

La distribution conjointe de l'énergie c'est-à-dire la répartition de l'énergie du signal sur les deux variables temps-fréquence est obtenue par la recherche d'une distribution d'énergie $\zeta_x(t, f)$ telle que l'intégrale sur le plan temps-fréquence fournisse l'énergie du signal :

$$E_x = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} \zeta_x(t, f) dt df \quad (4.11)$$

Les intégrants sont considérés comme des densités d'énergie temporelle et fréquentielle

$$\zeta_x(t) = |x(t)|^2 \quad (4.12)$$

$$\zeta_x(f) = |X(f)|^2 \quad (4.13)$$

La distribution temps-fréquence devient une densité conjointe. Ainsi, les propriétés marginales s'identifient aux densités individuelles temporelle et fréquentielle. L'intégration de la distribution temps fréquence sur l'axe de la fréquence décrit la puissance instantanée. Celle effectuée sur l'axe des temps engendre la densité spectrale d'énergie. Les deux concepts sont donnés respectivement par les équations:

$$m_x(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} \zeta_x(t, f) df \quad (4.14)$$

$$m_x(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} \zeta_x(t, f) dt \quad (4.15)$$

IV. Conclusion

Dans ce chapitre, après un exposé sur la TFCT et les RTF_s nous avons mis en évidence les avantages que représentent les RTF_s pour l'étude des signaux non stationnaires. Nous avons également soulevé les difficultés rencontrées lors de l'utilisation d'une représentation temps-fréquence à propos du choix d'une bonne localisation temporelle ou fréquentielle. En effet, les limites de chacune d'elles ont été exposées à travers des illustrations sous la forme d'applications prouvant l'intérêt des RTF_s pour l'analyse des signaux non stationnaires. En premier nous avons évoqué la Transformée de Fourier à Court Terme qui est mis en pratique par le spectrogramme, son seul inconvénient est d'être associé à une perte de résolution à la fois temporelle et fréquentielle, ensuite nous avons exposé des représentations de la classe de Cohen (Wigner-Ville et Pseudo Wigner-Ville lissée), la fonction de Wigner-Ville produit des phénomènes d'interférences mais n'introduit pas de perte de résolution temporelle ou fréquentielle. Dans le cadre de nos applications, la Pseudo Wigner-Ville lissée est la solution à ce problème par un filtrage passe bas en temps en en fréquence. Enfin, nous avons mis l'accent sur les grandeurs marginales qui sont d'une grande utilité pour la suite du travail quant à la caractérisation des bandes fréquentielles d'intérêt.

CHAPITRE 5

ANALYSE PAR ONDELETTES POUR LA DETECTION ET LA CARACTERISATION DES MURMURES CARDIAQUES

I. Introduction

L'analyse par ondelettes est une étape utile et complémentaire pour l'auscultation cardiaque en vue de détecter les anomalies des valves cardiaques et peut améliorer la sensibilité du diagnostic. En effet, parfois, les signaux PCG présentent certaines anomalies dues aux maladies cardiaques générées par un mauvais fonctionnement des valves cardiaques. Un problème majeur dans l'analyse des PCG est la détection du début ou de la fin de S1, S2 et du murmure causé par des troubles valvulaires cardiaques. Parfois, les signaux PCG sont mélangés avec le bruit et rendent l'analyse très difficile. Dans ces situations, la TOD doit être soumise à une opération de débruitage par seuillage du signal comme exposé dans les travaux [68, 69] en conjonction avec l'implémentation de l'algorithme de Mallat [70]. Le choix de la fonction d'ondelettes analysante est très important. Dans l'article [71], une étude comparative pour la détection du signal PCG a été obtenue en utilisant plusieurs fonctions de familles d'ondelettes de Daubechies, Coiflets et Symlets. Un autre algorithme de segmentation PCG basé sur l'énergie moyenne de Shannon normalisée est présenté [72], permettant de séparer les sons principaux et les murmures et d'estimer leur durée moyenne.

Les auteurs ont également étudié en [73] les performances de la TOD et la transformée par paquets d'ondelettes pour l'analyse du signal PCG. L'énergie de Shannon moyenne normalisée avec l'enveloppe de PCG a été utilisée pour la segmentation du signal PCG [74]. L'énergie de Shannon est également utilisée pour la segmentation [75], mais les résultats échouent en particulier dans le murmure anormal. Un algorithme est présenté [76] pour l'estimation des intervalles de manifestation des sons principaux S1 et S2 et la caractérisation des murmures en fonction des valeurs de l'énergie dans le domaine temporel. La TOD avec la sélection de la meilleure bande de coefficients de détail est réalisé en [77] pour la segmentation des signaux PCG en utilisant un détecteur de crête adaptatif. Le travail exposé dans [78] utilise une forme d'onde PCG caractéristique du son cardiaque utilisant l'énergie de Shannon moyenne normalisée pour extraire l'enveloppe et effectuer la segmentation des signaux. Dans l'étude de l'article [79], l'identification et la segmentation de certains signaux PCG anormaux sont obtenues en combinant les Distributions Temps-Fréquence (TFD) avec l'entropie de Renyi.

Un autre article [80] intéressant, pour la segmentation des sons cardiaques basée sur la transformé S et l'énergie de Shannon, permettant une meilleure localisation des composantes principales du signal PCG et également une extraction de caractéristiques en utilisant une décomposition de valeur singulière, permettant de distinguer entre S1 et S2. Les auteurs de [81] présentent une nouvelle méthode de classification des signaux PCG pathologiques en utilisant la corrélation de régions d'intérêt sélectionnées dans le domaine temps-fréquence. Le traitement d'analyse du signal synthétique et pathologique tel que le signal OS et le troisième bruit S3. L'étude de la classification des troubles cardiaques dans [82], réalise la segmentation des signaux PCG dans les coefficients cepstral de Mel-fréquence en utilisant un modèle caché de Markov. La détection et la séparation du murmure des sons cardiaques par les modifications des propriétés statistiques, basée sur la méthode d'analyse de spectre singulière [83]. L'article [84] présente une méthode basée sur l'extraction de l'enveloppe de PCG saint et pathologique en utilisant la transformée en ondelettes, pour déterminer la position des composantes principales et l'estimation de l'entropie spectrale de puissance. L'algorithme exposé dans [85] décrit l'identification du S1, du S2, de la systole, de la diastole et la caractérisation du murmure systolique à l'aide de la TOD et du modèle autorégressif. Les travaux décrivant une nouvelle méthode [86] pour détecter et délimiter les sons PCG à l'aide d'une statistique de décision, construite par la combinaison de deux caractéristiques extraites

par le déplacement des fenêtres sur le signal prétraité. En utilisant la décomposition du mode empirique de l'ensemble (EEMD) combinée aux caractéristiques du kurtosis, les auteurs dans [87] mènent une méthode pour localiser la présence de S1, S2 et les extraire des signaux cardiaques. La fonction d'autocorrélation a été utilisée pour l'identification des composantes périodiques des sons cardiaques [88], la segmentation en cycles cardiaques et la détection de murmures. L'EMD a été appliquée [89] en conjonction avec les coefficients de corrélation pour une sélection des IMFs les plus appropriées engendrant une excellente segmentation des sons cardiaques pathologiques. Une nouvelle méthode de segmentation spectrale a été développée dans [90] pour discriminer les systèmes cardiaques normaux et pathologiques, combinant la technique d'ajustement multi-gaussienne de la courbe spectrale cardiaque obtenue par la densité spectrale de puissance.

Récemment, les auteurs dans [91] présentent une méthode pour extraire certaines caractéristiques telles que la fraction énergétique, l'entropie d'échantillons des composantes principales et du murmure pour l'identification de l'anomalie des sons cardiaques. Un autre article [92], utilise l'analyse des principales composantes et la méthode de diagnostic basée sur les courbes des limites de classification.

L'algorithme que nous avons développé, traite le problème de la segmentation et de la caractérisation des signaux PCG pathologiques en utilisant l'analyse par ondelettes avec l'entropie de Rényi. En effet, l'analyse par ondelettes permet d'obtenir des informations sur l'énergie à différents niveaux de décomposition pour faciliter l'identification et la segmentation. L'utilisation de l'entropie de Rényi comme une mesure statistique en vue d'une meilleure discrimination entre les composantes principales et les murmures pathologiques. Ce chapitre présente tout d'abord les étapes principales de la méthode de segmentation basée sur l'analyse par ondelettes avec l'entropie de Rényi utilisée comme critère discriminatoire. Nous suivrons par la suite l'exposé des résultats expérimentaux ainsi que leurs interprétations et nous concluons le chapitre. Ce chapitre a fait l'objet de deux communications internationales [93, 94] et une publication [95]

II. Méthode de segmentation par ondelettes avec l'entropie de Rényi

Nous avons choisi l'ondelette de Daubechies d'ordre 10 (db10) lors de l'analyse suite à ses variations qui ressemblent aux signaux PCG, plus particulièrement pour les composantes

principales S1 et S2. Par ailleurs, les résultats présentés dans les articles [78, 79] ont prouvé l'utilité de l'analyse des signaux PCG par db10. En ce qui concerne le niveau de la décomposition, certaines informations à priori, comme les caractéristiques fréquentielles des composantes principales S1 et S2 décrits en [99] motivent la décomposition en ondelette au niveau sept.

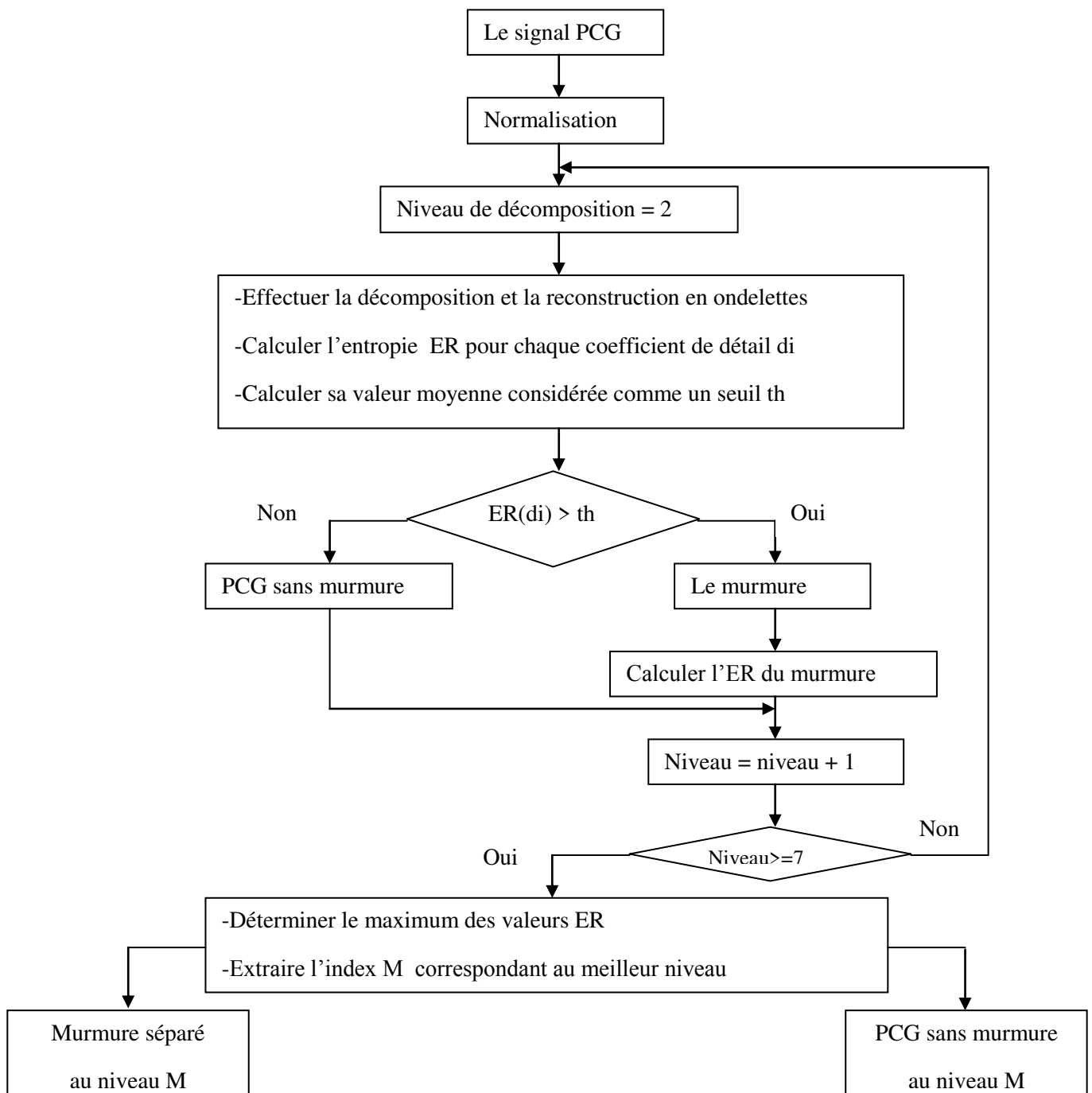


Figure 5.1 Organigramme de la segmentation du PCG avec la TOD et l'entropie de Renyi

Le murmure pathologique généré par un trouble cardiaque valvulaire peut être détecté en utilisant les coefficients de détail les mieux choisis après l'application de la TOD. Un seuillage sur l'entropie de Rényi des coefficients de détail est appliqué pour distinguer entre les composantes principales et le murmure. L'organigramme de la figure 5.1 illustre les étapes de la méthode proposée :

II. 1. Prétraitement du signal PCG

Dans l'étape de prétraitement, la normalisation est effectuée sur les signaux PCG pour assurer une bonne détection. Le signal PCG normalisé est donné par l'équation:

$$PCG_{norm}(t) = \frac{PCG(t)}{\max(abs(PCG(t)))} \quad (5.1)$$

Où $\max(abs(pcg(t)))$ est le maximum de la valeur absolue du signal PCG (t).

II.2. Décomposition et reconstruction du signal PCG par ondelettes

Cette étape consiste à décomposer et à reconstruire le signal PCG en sept niveaux de décomposition par l'application de la TOD en utilisant l'ondelette db10. On obtient ainsi différents niveaux de résolution avec des coefficients d'approximation et de détail. En effet, la décomposition permet de définir la bande fréquentielle de différents coefficients de détails.

II.3. Calcul des valeurs de l'Entropie de Rényi

Nous calculons les valeurs absolues normalisées de l'entropie ER de tous les coefficients de détails reconstruits en appliquant l'équation (5.2) à chaque niveau.

$$R_3(d_{jk}) = -\frac{1}{2} \log_2 \sum_1^N d_{jk}^3 \quad (5.2)$$

Où j est le niveau de la décomposition et k est l'indice des échantillons du coefficient de détail d_{jk} .

II. 4. Distinction entre S1, S2 et le murmure pour chaque niveau

Cette étape consiste à distinguer entre les composantes principales (S1, S2) du signal PCG et le murmure à chaque niveau par un seuillage de l'entropie de Rényi. Nous avons utilisé la valeur moyenne de toutes les valeurs de l'ER comme un seuil approprié noté θ . À chaque niveau, les composantes principales ont été détectées sur la base des points dont les valeurs de l'entropie ER sont inférieures au seuil et ceux qui sont au-dessus du seuil correspondent au murmure. Ensuite, après avoir obtenu le signal de murmure, nous évaluons sa valeur ER. Nous répétons les opérations des étapes 2,3 et 4 pour différents niveaux de décomposition jusqu'au septième, afin d'obtenir les meilleurs résultats concernant les composantes principales du signal PCG ainsi que le murmure correspondants à chaque niveau.

II. 5. Le choix du meilleur niveau

Maintenant, nous définissons le choix du meilleur niveau de décomposition choisi par la valeur maximale de l'entropie de Rényi parmi ceux qui répondent aux différents résultats obtenus à chaque niveau de décomposition.

II. 6. Reconstruction des composantes principales du signal et du murmure

Nous construisons le murmure et les composantes principales du signal correspondant au meilleur niveau en appliquant la transformée en ondelettes discrète inverse.

III. Résultats de segmentation par la transformée en ondelettes discrète avec l'entropie de Rényi des signaux PCG pathologiques

Dans ce chapitre, les applications sont effectuées sur un ensemble de signaux PCG pathologiques. Les performances de l'algorithme proposé concernent la segmentation et la caractérisation de quelques signaux réels. En effet, les applications sont menées sur une variété de cas tels que: EAS, LAS, MR, AR, OS et PS obtenus à partir de [100]. Ces différents signaux ont été enregistrés au format wav avec des fréquences d'échantillonnage mentionnées dans le tableau 5. 1.

Parmi les cas pathologiques étudiés, la sténose qui est causée par une restriction dans l'ouverture d'une valve cardiaque. Deux cas de sténose ont été étudié, la sténose aortique (EAS et LAS) caractérisée par un dysfonctionnement de la valve aortique. Un autre type

connu sous le nom de sténose pulmonaire est causé par un rétrécissement de la valve pulmonaire. Nous pouvons aussi obtenir un autre murmure anormal lorsque la valve ne se ferme pas complètement engendrant une régurgitation. Deux cas ont été étudiés, la MR et l'AR provoqués respectivement par l'insuffisance de la valve mitrale et aortique. Un autre type différent des précédent est étudié noté OS fournit également un murmure anormal diastolique et un son supplémentaire à haute fréquence.

Les signaux cardiaques	Notation	Fréquence d'échantillonnage [Hz]
Sténose aortique précoce (Early Aortic Stenosis)	EAS	11000
Sténose aortique tardive (Late Aortic Stenosis)	LAS	11000
Insuffisance Mitrale (Mitral Regurgitation)	MR	8000
Insuffisance Aortique (Aortic Regurgitation)	AR	8000
Sténose pulmonaire (Pulmonary Stenosis)	PS	22000
claquement d'ouverture de la mitrale (opening Snap)	OS	11000

Tableau 5. 1 les signaux PCG analysés

Coefficients de détail	Fréquence d'échantillonnage		
	8000 Hz	11000 Hz	22000 Hz
d1	2000-4000	2750-5500	5500-11000
d2	1000-2000	1375-2750	2750-5500
d3	500-1000	687,5-1375	1375-2750
d4	250-500	344-687,5	687,5-1375
d5	125-250	172-344	344-687.5
d6	62,5-250	86-172	172-344
d7	31.25-62.5	43-86	86-172
d8	15.63-31.25	21.5-43	43-86

Tableau 5. 2 Les gammes de fréquences correspondant aux coefficients de détails.

L'analyse par la TOD à chaque niveau de décomposition donne des coefficients de détail avec les gammes de fréquences correspondantes indiquées dans le tableau 5.2.

L'ensemble des résultats comportant les valeurs de l'ER ainsi que les caractéristiques extraites telles que les valeurs de la bande passante, les valeurs des pics de fréquence et la durée moyenne du murmure seront rassemblés respectivement dans les tableaux 5.3 et 5.4.

III.1. Cas de la sténose aortique précoce (EAS)

La sténose aortique est due à un rétrécissement de la valve aortique rendant la circulation sanguine très difficile à travers l'aorte et complique le travail du cœur. Dans cette situation elle est dite précoce et génère un murmure situé après le premier son S1 tel qu'il est montré sur la figure 5.2.

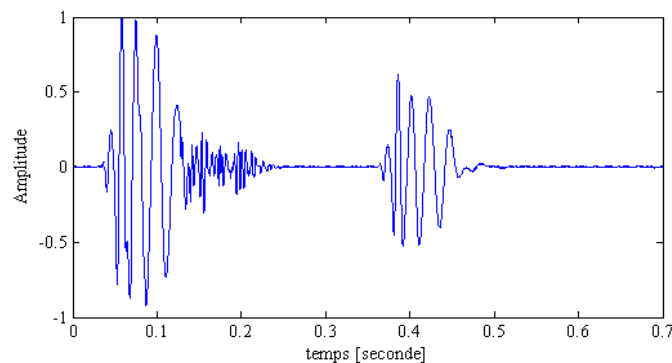


Figure 5.2 Représentation temporelle du signal EAS

La figure 5.3 illustre les valeurs de l'entropie de Rényi en fonction du niveau de décomposition et montre que les meilleurs résultats sont obtenus au cinquième niveau. Ce niveau de décomposition fournit le coefficient de détail d5 correspondant à la bande fréquentielle allant de 172 Hz à 344 Hz.

En utilisant les meilleurs coefficients de détail obtenus après sélection en utilisant le critère de l'entropie, on obtient le signal reconstruit du murmure et des composantes (S1 et S2) du signal PCG montrés sur la figure 5.4 (b) et (c). Les figures montrent clairement l'extraction des composantes S1 et S2 d'une part et celui du murmure d'autre part.

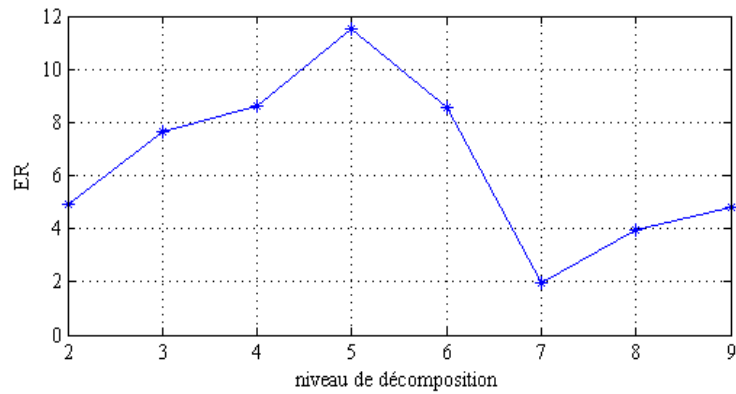


Figure 5.3 Les valeurs de l'entropie de Rényi en fonction du niveau de décomposition pour le signal EAS

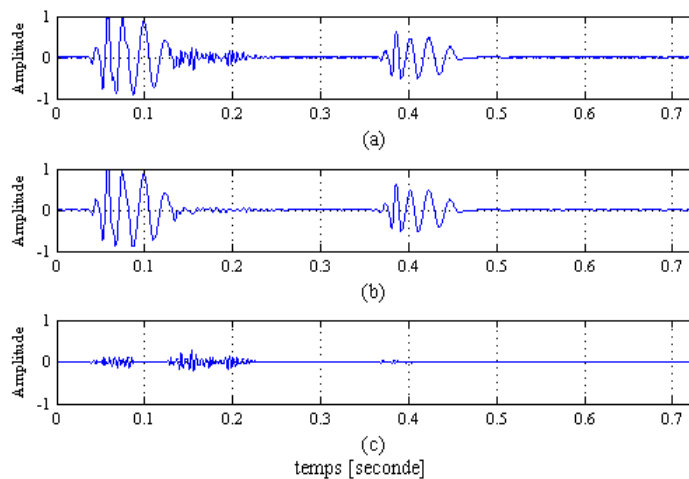


Figure 5.4 Segmentation du signal EAS : (a) le signal EAS original, (b) les composantes principales (S1 et S2) et (c) le murmure.

III.2. Cas de la sténose aortique tardive (LAS)

Dans le cas d'une sténose aortique tardive, le murmure est situé à la fin de la systole juste avant le début du second signal cardiaque S2, ce cas clinique est illustré sur la figure 5.5.

La figure 5.6 représentant les valeurs de l'entropie par rapport au niveau de la décomposition, permet de montrer clairement que le meilleur niveau de décomposition est celui présentant la valeur maximale. Cette dernière est obtenue pour le coefficient de détail d'ordre 5. Selon la valeur de la fréquence d'échantillonnage, la bande de fréquence du signal de murmure est comprise entre 172 Hz et 344 Hz.

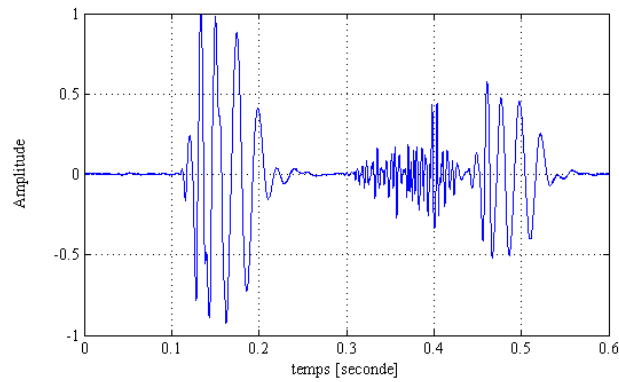


Figure 5.5 Représentation temporelle du signal LAS

En effet, l'utilisation des coefficients du détail d5 dans la reconstruction du signal murmure et des composantes principales du signal cardiaque donne les résultats montrés sur la figure 5.7. Nous constatons que le murmure pathologique est situé au début du second signal S2. Le signal de murmure est bien séparé et arrive juste avant le deuxième signal S2.

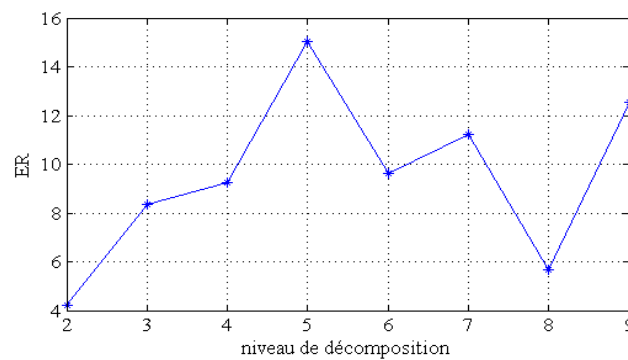


Figure 5.6 Les valeurs de l'entropie de Rényi en fonction du niveau de décomposition pour le signal LAS

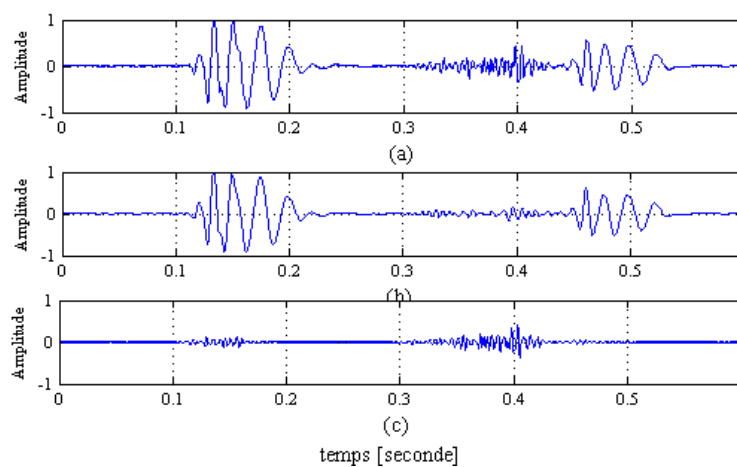


Figure 5.7 Segmentation du signal LAS : (a) le signal LAS original, (b) les composantes principales (S1 et S2) et (c) le murmure

III. 3. Cas de l'insuffisance mitrale (MR)

Un autre signal cardiaque pathologique utilisé pour la validation de la méthode est celui de la Régurgitation Mitrale (MR), parfois appelé insuffisance mitrale. Dans le cas de la MR, la valve ne se ferme pas correctement et fait reculer le sang dans l'oreillette gauche lorsque le ventricule gauche se contracte. Selon la figure 5. 8, le murmure MR est systolique, situé entre les sons S1 et S2 et la présence d'un autre son appelé le troisième son cardiaque noté S3.

La figure 5.9 montre que le meilleur niveau de décomposition des ondelettes est le quatrième niveau permettant ainsi une bonne reconstruction et correspondant à une bande de fréquence variant entre 250 Hz et 500 Hz. La figure 5.10 (b) et (c) montre clairement la bonne séparation du murmure et des composantes S1, S2 et également la présence du S3. Ces résultats sont en accord avec ceux présentés dans les articles [78- 80] basés sur l'analyse du spectre singulier adaptatif.

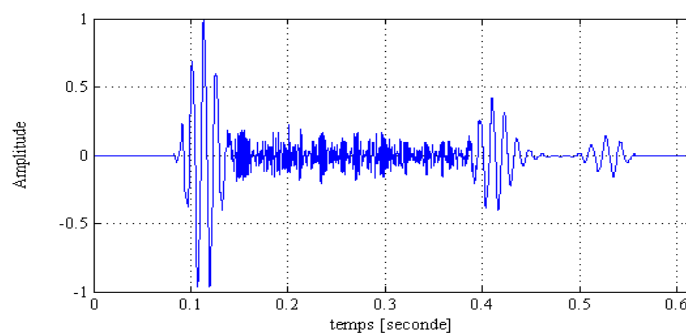


Figure 5. 8 Représentation temporelle du signal MR

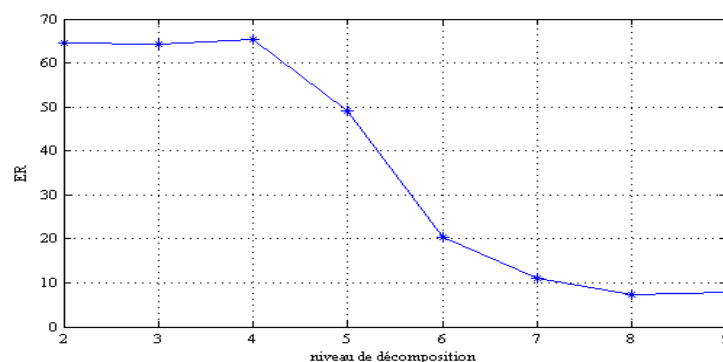


Figure 5. 9 Les valeurs de l'entropie de Rényi en fonction du niveau de décomposition pour le signal MR

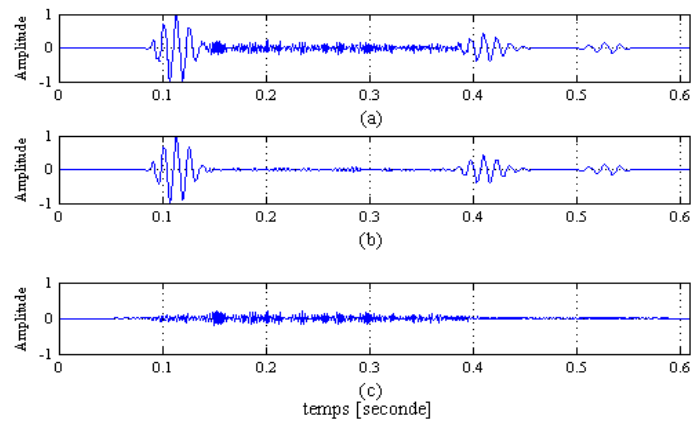


Figure 5.10 Segmentation du signal MR : (a) le signal MR original, (b) les composantes principales (S1, S2 et S3) et (c) le murmure

III.4. Cas de la régurgitation aortique (AR)

Nous avons également étudié le cas de la régurgitation aortique (AR) caractérisée par un retour de sang à travers la valve aortique due à l'incompétence de l'aortique générant un murmure diastolique. Sa représentation temporelle est illustrée sur la figure 5.11 où le murmure est situé à la fin du second son cardiaque.

La figure 5.12 représentant les valeurs l'entropie de Renyi permet la recherche du meilleur niveau. L'observation montre que le quatrième niveau est le meilleur niveau de décomposition pouvant représenté le signal de murmure.. Cela correspond à une bande passante comprise entre 250 Hz et 500 Hz. Ces résultats caractérisant le murmure AR après séparation sont montrés sur la figure 5.13 et sont en parfait accord avec ceux trouvés en [81] du point de vue des valeurs de la bande fréquentielle.

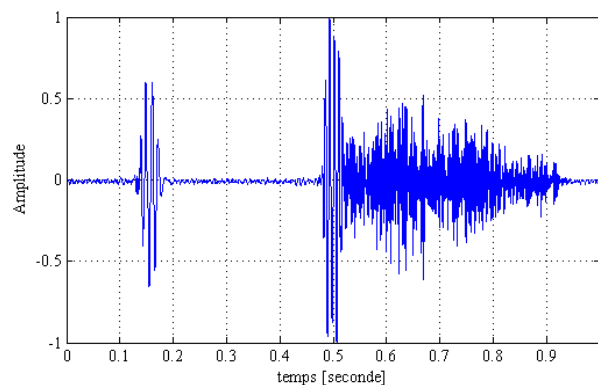


Figure 5. 11 Représentation temporelle du signal AR

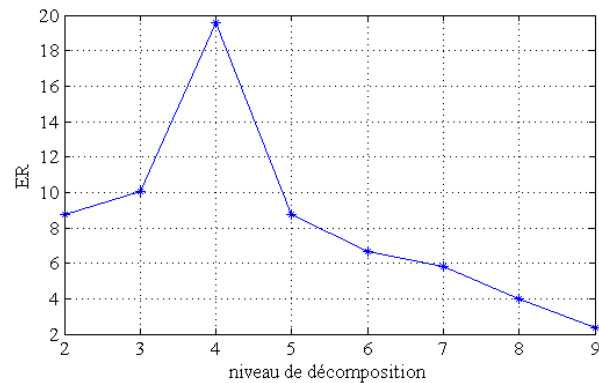


Figure 5.12 Les valeurs de l'entropie de Rényi en fonction du niveau de décomposition pour le signal AR

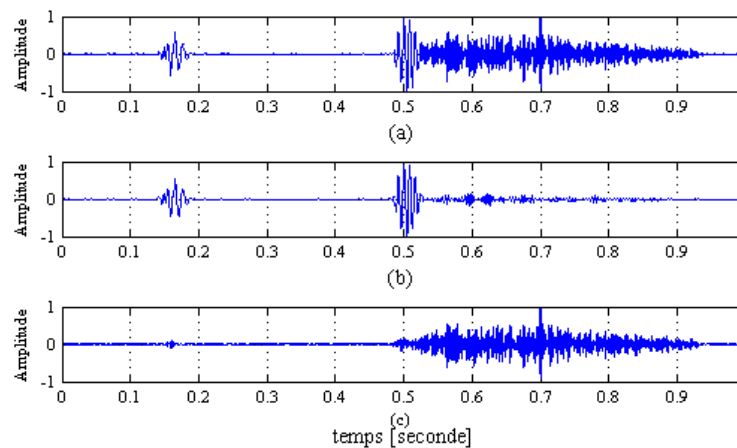


Figure 5.13 Segmentation du signal AR : (a) le signal AR original, (b) les composantes principales (S1 et S2) et (c) le murmure

III.5. Cas du claquement d'ouverture de la mitral (OS)

Un autre PCG pathologique considéré dans ce travail est le claquement d'ouverture de la mitral (Opening Snap OS) caractérisé par un son de fréquence associé à la valve mitrale qui ne peut s'ouvrir que partiellement pendant la phase de remplissage rapide au milieu de la diastole. Dans cette situation, le murmure de l'OS est situé après S2 comme indiqué sur la figure 5.14.

La figure 5.15 montre les valeurs de l'entropie de Rényi par rapport au niveau de décomposition par ondelettes permettant de sélectionner le meilleur niveau donnant une bonne reconstruction des composantes principales et du murmure des PCG.

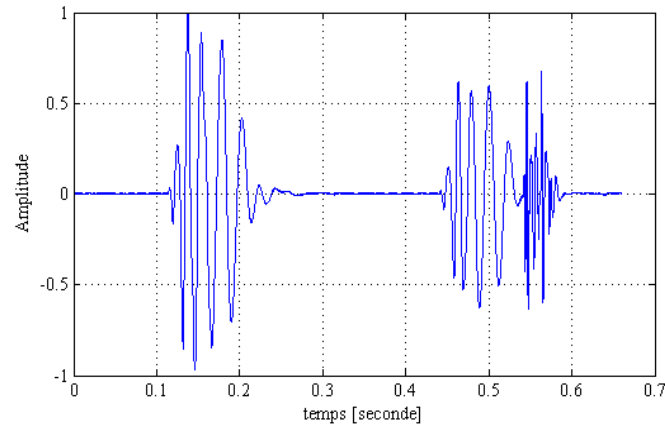


Figure 5. 14 Représentation temporelle du signal OS

On constate que le cinquième niveau de décomposition formé par le signal de détail d5 correspond à une bande de fréquence qui varie de 172 Hz à 344 Hz. Les résultats illustrés dans les figures 5.16 (b) et (c) montrent une bonne séparation des composantes.

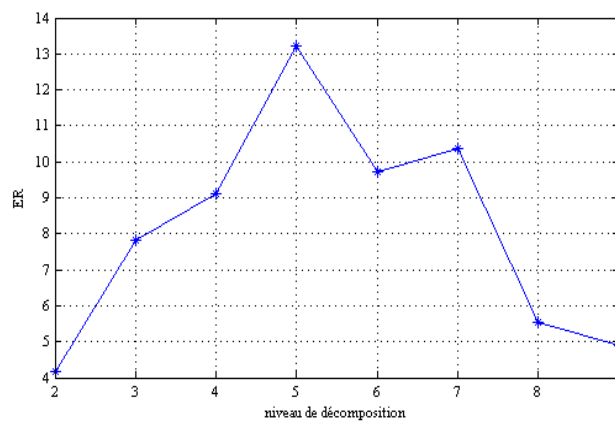


Figure 5. 15 Les valeurs de l'entropie de Rényi en fonction du niveau de décomposition pour le signal OS

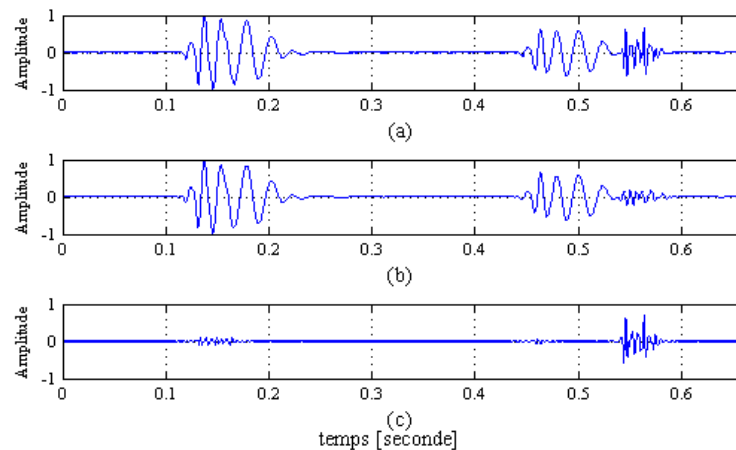


Figure 5. 16 Segmentation du signal OS : (a) le signal OS original, (b) les composantes principales (S1 et S2) et (c) le murmure

III.6. Cas de la Sténose Pulmonaire (PS)

Le murmure de la sténose de la valve pulmonaire (PS) est causé par l'éjection systolique se produisant temporairement entre S1 et S2 et accompagnée par un troisième bruit cardiaque (S3) comme il est montré sur la figure 5. 17, il est essentiellement produit lorsque la valve ne s'ouvre pas complètement car elle devient défectueuse après avoir perdu une certaine souplesse. Le choix du meilleur niveau de décomposition par ondelettes fournie par la méthode proposée est illustré à la figure 5.18, on constate que le sixième niveau est le mieux approprié permettant de distinguer entre la composante principale du signal et le murmure correspondant à une bande de fréquence variant entre 172 Hz et 344 Hz. Les composantes (S1, S2 et S3) du signal et le murmure sont illustrés sur la figure 5.19 (b) et (c). Il est clairement observé qu'ils sont bien segmentés.

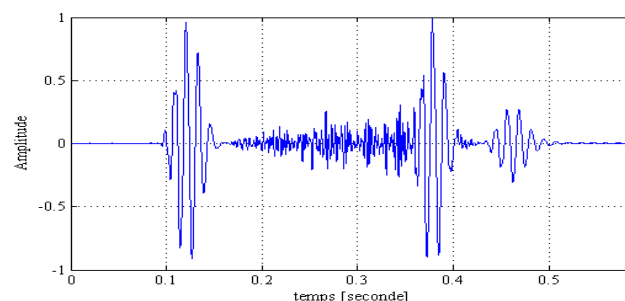


Figure 5. 17 Représentation temporelle du signal PS

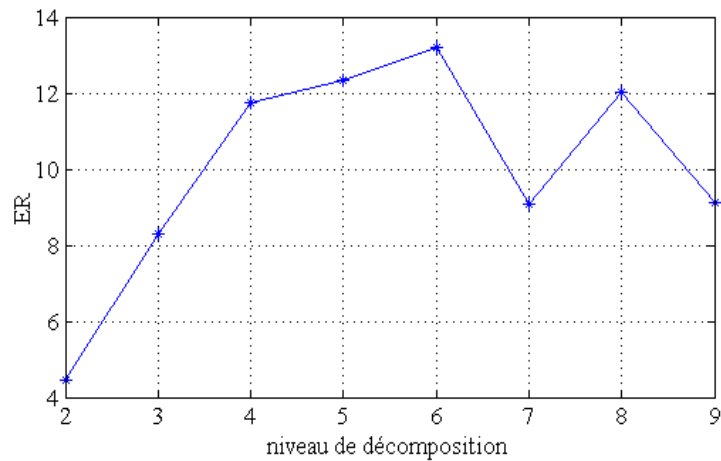


Figure 5. 18 Les valeurs de l'entropie de Rényi en fonction du niveau de décomposition pour le signal PS

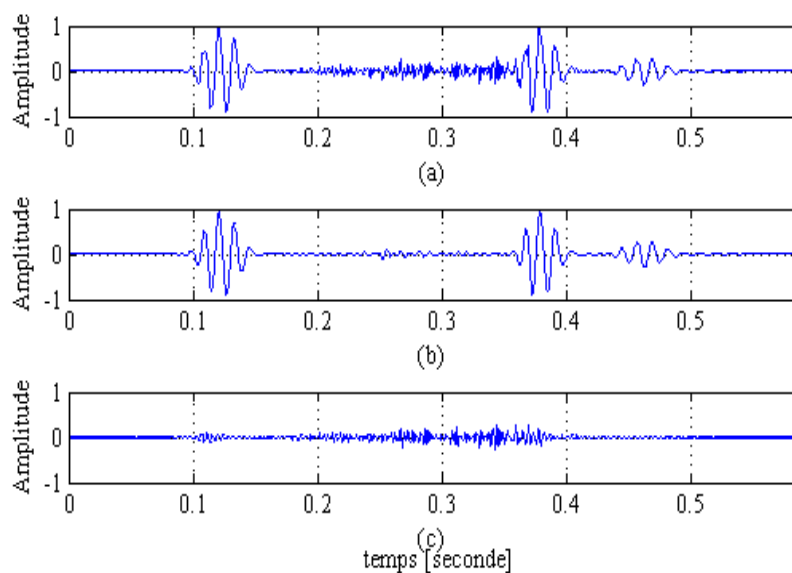


Figure 5. 19 Segmentation du signal PS : (a) le signal PS original, (b) les composantes principales (S1,S2 et S3) et (c) le murmure

Les résultats détaillés sur les valeurs ER des différents PCG pathologiques sont résumés dans le tableau 5. 3.

Niveau de décomposition						
PCGs	D2	D3	D4	D5	D6	D7
EAS1	4,89	7,64	8,64	11,50	8,55	1,95
EAS2	8,63	10,46	9,25	13,44	9,74	6,91
EAS3	7,30	7,30	8,01	8,98	5,13	3,30
EAS4	4,56	7,65	9,67	11,49	8,84	8,57
EAS5	5,76	7,27	5,94	10,35	9,65	7,50
EAS6	3,69	8,66	9,70	15,32	4,17	3,40
LAS1	5,39	5,39	10,96	15,79	11,77	5,72
LAS2	6,77	8,70	8,12	15,03	10,24	8,84
LAS3	4,86	6,49	10,70	13,67	12,65	4,49
LAS4	4,78	7,46	10,80	16,49	10,52	8,12
LAS5	2,58	7,03	9,32	12,48	9,29	7,57
LAS6	4,23	8,35	9,27	15,05	9,60	11,23
MR1	62,72	64,36	66,55	63,82	40,95	22,96
MR2	68,63	68,48	70,09	62,89	21,86	8,14
MR3	63,59	65,00	66,13	21,58	15,22	10,00
MR4	67,58	66,34	68,14	20,71	11,50	11,35
MR5	63,23	64,60	65,00	18,18	4,53	6,17
MR6	64,51	64,35	65,41	49,06	20,28	10,94
AR1	9,91	11,86	13,16	8,46	6,83	4,56
AR2	7,60	9,20	11,20	9,89	7,89	6,14
AR3	6,79	8,62	13,31	9,20	6,04	5,50
AR4	8,76	10,04	19,58	8,74	6,65	5,79
AR5	8,58	7,83	12,82	8,62	5,01	6,23
AR6	6,36	9,24	9,73	9,30	8,62	9,48
OS1	8,08	12,79	13,02	14,77	11,20	4,57
OS2	4,67	12,28	11,40	14,92	11,45	9,56
OS3	4,16	7,83	9,11	13,20	9,73	10,38
OS4	6,16	7,37	10,85	14,12	11,29	9,14
OS5	5,70	8,39	11,90	13,48	9,52	6,35
OS6	5,49	8,50	9,94	13,89	10,08	10,65
PS1	4,45	8,29	11,73	12,32	13,19	9,09
PS2	7,14	13,55	10,94	13,04	14,92	9,79
PS3	9,04	8,26	9,77	11,40	12,77	8,67
PS4	8,26	7,28	14,97	15,75	19,43	9,98
PS5	6,48	11,70	9,12	12,07	15,21	7,33
PS6	8,70	8,74	9,68	10,82	12,08	8,71

Tableau 5.3 Les valeurs de l'entropie de Renyi à différents niveaux de décomposition pour les signaux PCG étudiés

IV. Représentations temps-fréquence des signaux PCG

IV.1. Cas de la sténose aortique précoce (EAS)

Les résultats de la segmentation sont confirmés par le spectrogramme montré sous la forme d'un tracé de contour montré sur la figure 5.20. A partir de cette figure, nous constatons que le signal du murmure occupe la bande de fréquence 150-350 Hz où la fréquence moyenne est située à 250 Hz. Ces résultats sont confirmés par les résultats publiés dans [82, 83,84].

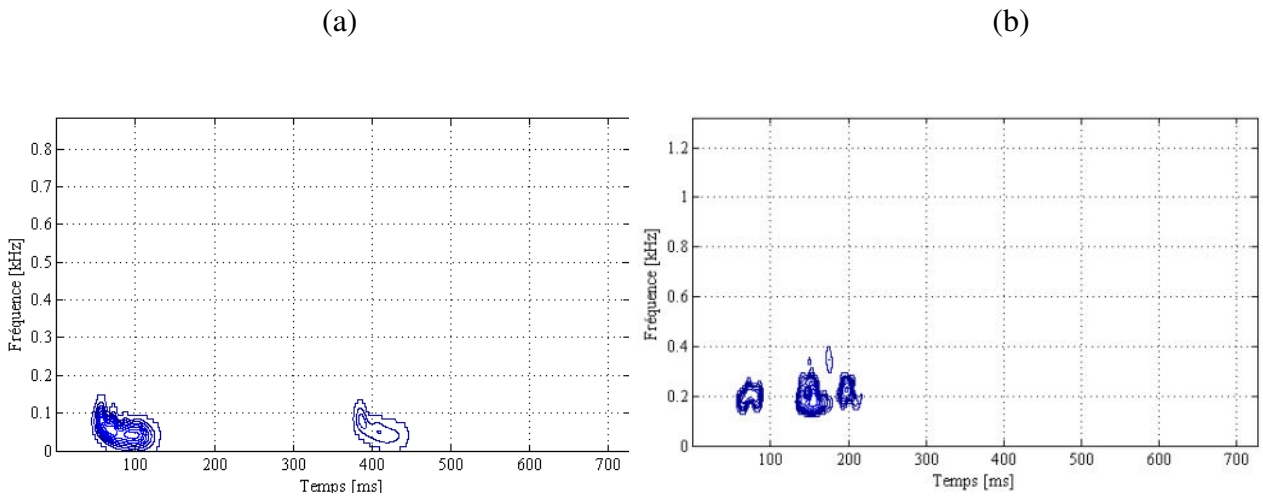


Figure 5.20 Tracé de contour des résultats du spectrogramme (a) les composantes S1- S2, et (b) le murmure EAS

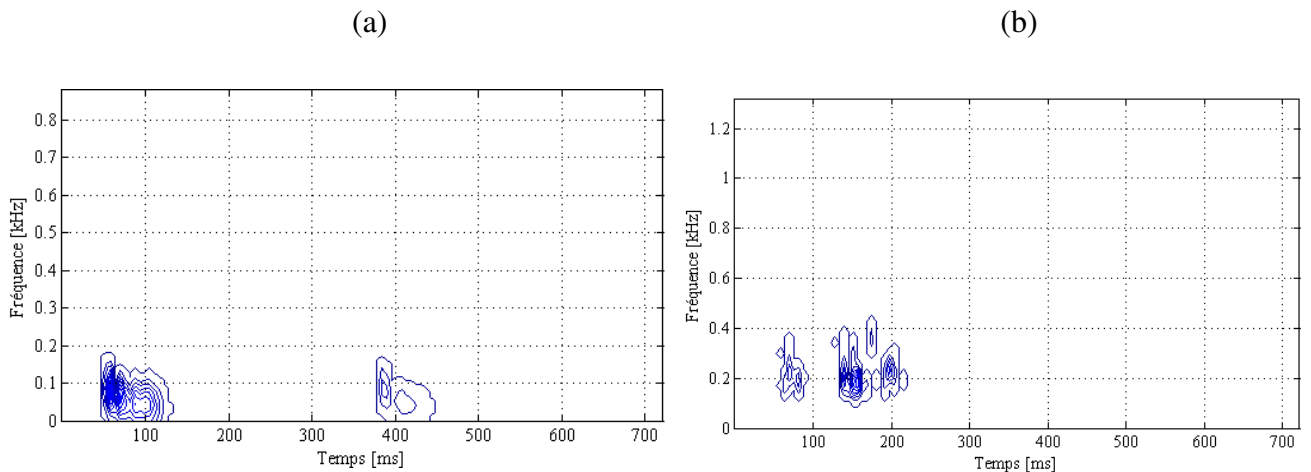


Figure 5.21 Tracé de contour des résultats de la RPVWL:(a)les composantes S1-S2 et (b) le murmure du signal EAS

L'analyse par la RPVWL permet d'extraire la bande de fréquence caractérisant le signal EAS dont les résultats sont illustrés à la figure 5. 21. La figure 5.22 (b) représentant la marginale en fréquence montre que le murmure occupe la bande de fréquence 172-344 Hz. Explicitement, le tracé temps-fréquence présente un pic de fréquence à 193 Hz et une durée moyenne de 115 millisecondes selon la figure 5.22 (a).

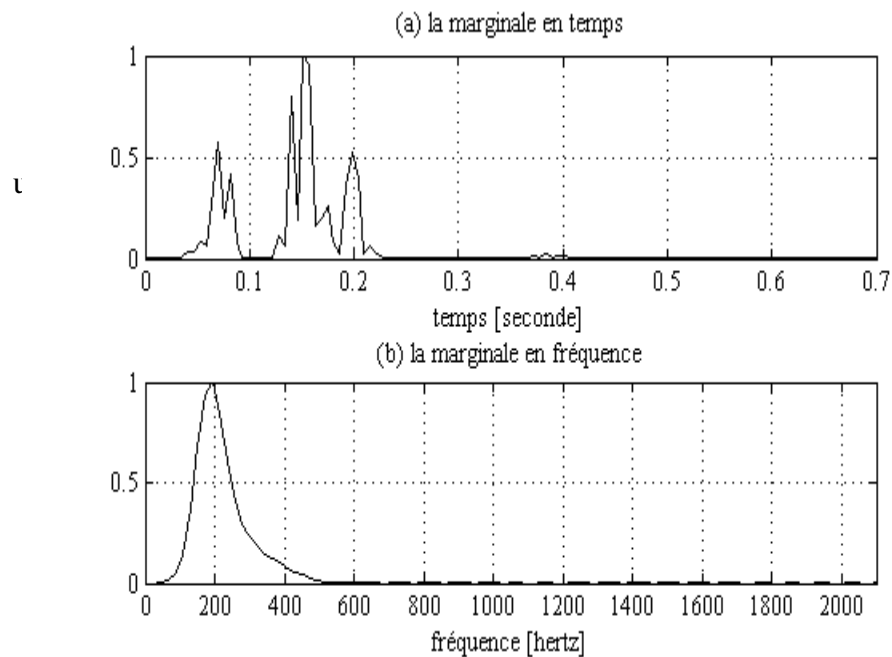


Figure 5.22 La marginale en temps et en fréquence du murmure EAS

IV.2. Cas de la sténose aortique précoce (LAS)

Le tracé du contour de la RPVWL montré sur la figure 5.23 caractérisant le signal pathologique de la sténose aortique précoce montre un contenu basse fréquence allant de 150-280 Hz. Ces résultats sont confirmés par les résultats trouvés par les auteurs [82-84] utilisant la transformée en ondelettes continue pour analyser le signal dans le domaine temps-fréquence.

L'observation de la figure 5.24 montre que la durée moyenne du murmure de la pathologie LAS est de 130 millisecondes, celle de la bande fréquentielle est 98 Hz avec une valeur moyenne du pic en fréquence à 198Hz.

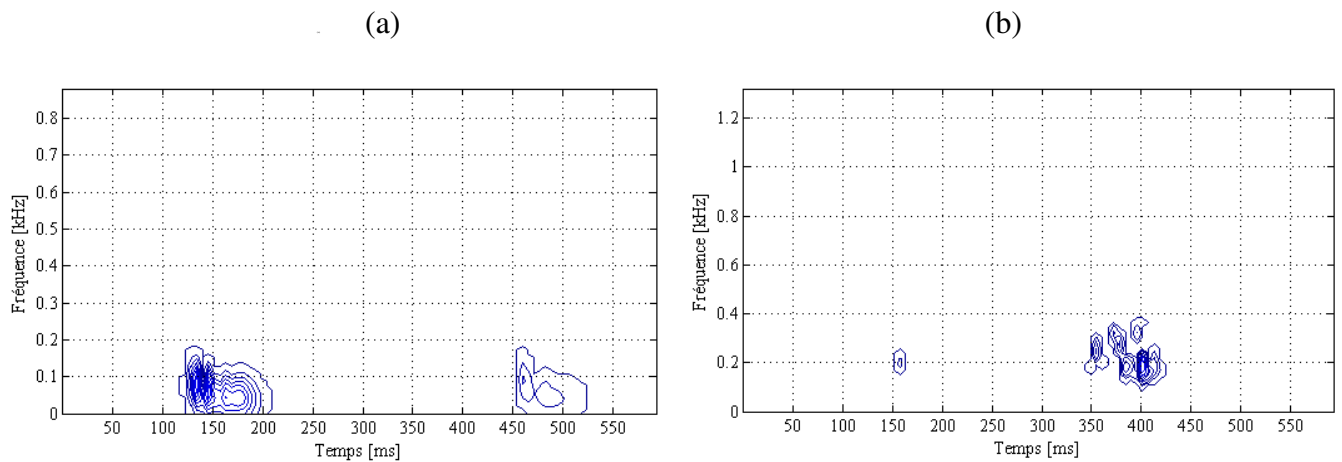


Figure 5. 23 Tracé de contour des résultats de la RPVWL:(a)les composantes S1-S2 et (b) le murmure du signal LAS

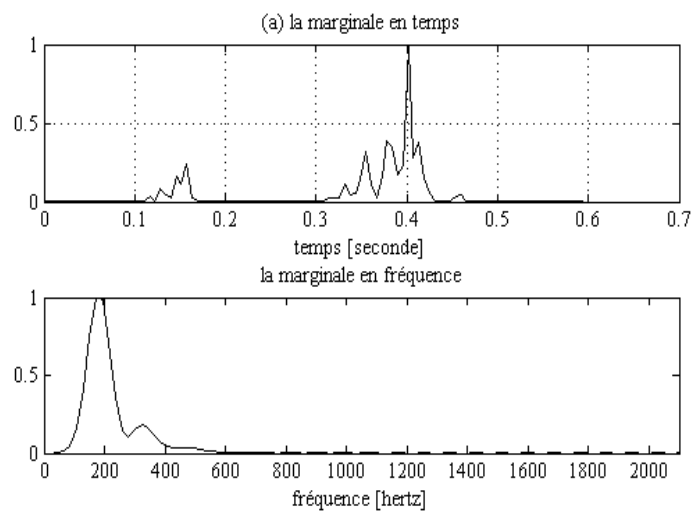


Figure 5.24 La marginale en temps et en fréquence du murmure LAS

IV.3. Cas de l'insuffisance mitrale (MR)

Les résultats de l'analyse temps-fréquence menée par la RPVWL du murmure de la pathologie MR montre que ce murmure possède un contenu fréquentiel localisé dans la gamme 200-450 Hz avec une valeur de fréquence moyenne située à 250 Hz. Ces résultats sont par les travaux [82] et [84]. En outre, l'analyse par la RVWL fournit les résultats du murmure séparé tel que représenté sur la figure 5.25. Cette figure montre que la plus grande énergie du son S3 existant dans le cas du MR se caractérise par une bande basse fréquence comprise entre 40 et 90 Hz et en accord avec celle donnée en [75] basé sur la décomposition

des paquets d'ondelettes et celle donnée en [78] utilisant la transformée de Fourier à courte durée, la transformée en ondelettes continue et la transformation en S dans le processus de décomposition temps-fréquence. Comme le montre la figure 5.26, la bande de fréquence et la fréquence de pic est respectivement de 94 Hz et 342 Hz. Cependant, il a une durée moyenne relativement longue de 300 millisecondes.

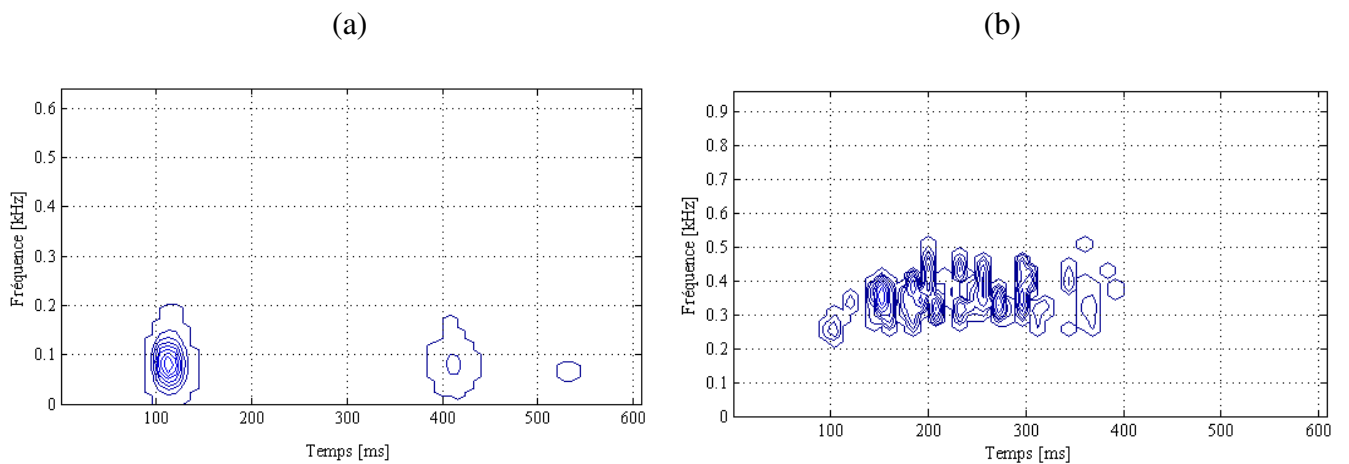


Figure 5. 25 Tracé de contour des résultats de RPVWL :(a)composantes S1-S2 et (b) le murmure du signal MR

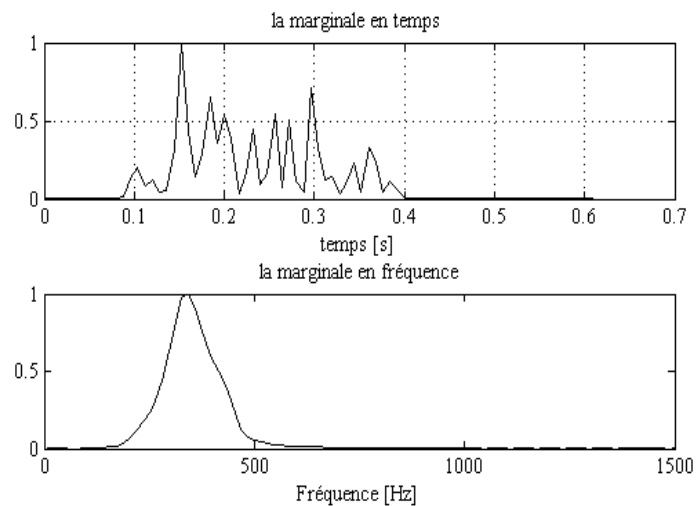


Figure 5.26 La marginale en temps et en fréquence du murmure MR

IV.4. Cas de la régurgitation aortique (AR)

La représentation temps-fréquence des résultats obtenus par la RPVWL des composantes principales et du murmure du signal AR après segmentation est illustré sur la figure 5.27. A partir de la figure 5.28 (b) on peut observer que la bande de fréquence du murmure caractérisant le signal AR s'étend de 200 Hz à 600 Hz avec une fréquence de pic moyenne située à 400 Hz avec une configuration multicomposante.

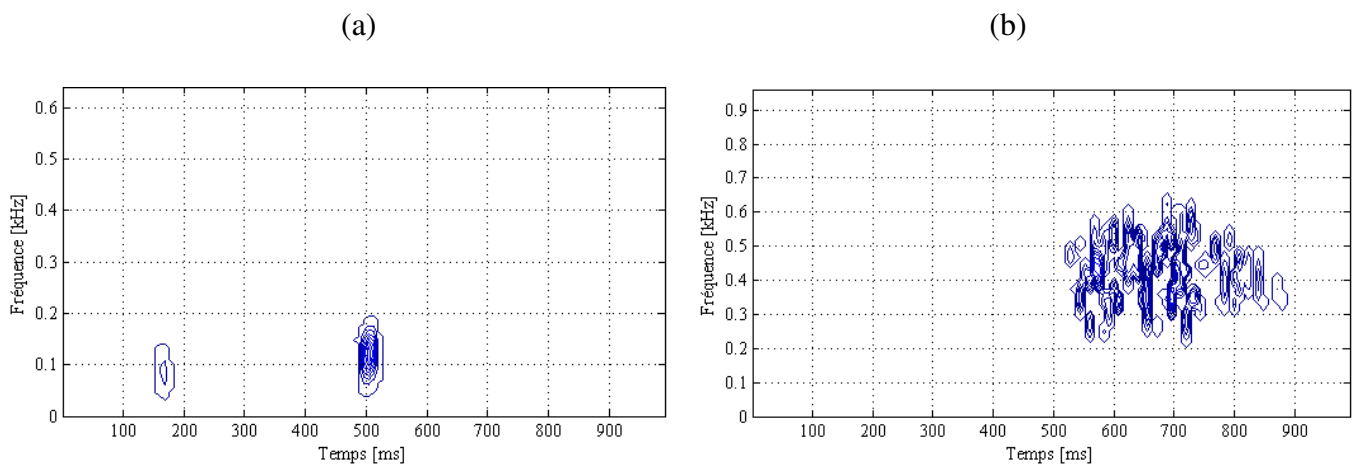


Figure 5.27 Tracé de contour des résultats de RPVWL : (a)composants S1-S2 et (b) le murmure du signal AR

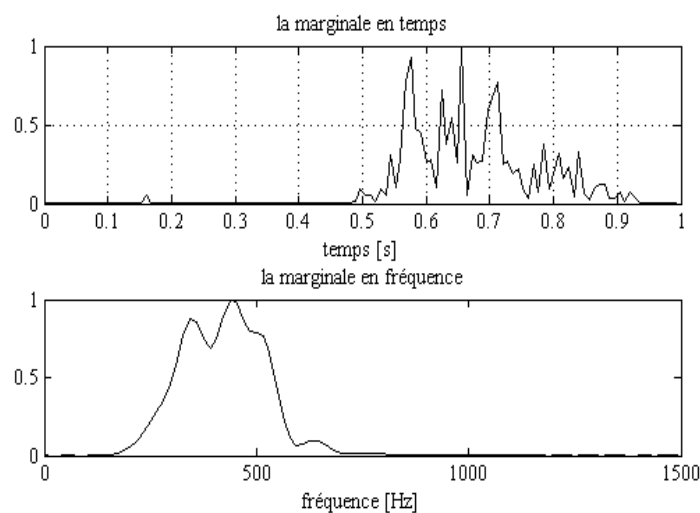


Figure 5.28 La marginale en temps et en fréquence du murmure AR

L'observation de la figure 5.28 montre que la durée moyenne du murmure est de 460 millisecondes, sa bande de fréquence est de 178 Hz avec une valeur de pic de fréquence moyenne à 438 Hz.

IV.5. Cas du claquement d'ouverture de la mitrale (OS)

La figure 5.29 illustre les résultats de la RPWVL sous la forme d'un tracé de contour correspondant au murmure séparé du signal OS. Les observations des résultats illustrés par les marginales en temps et en fréquence représentés sur la figure 5.30 confirment que la durée moyenne du murmure de la pathologie OS est de 50 millisecondes, avec une bande fréquentielle de 78 Hz et un pic de fréquence de 199 Hz.

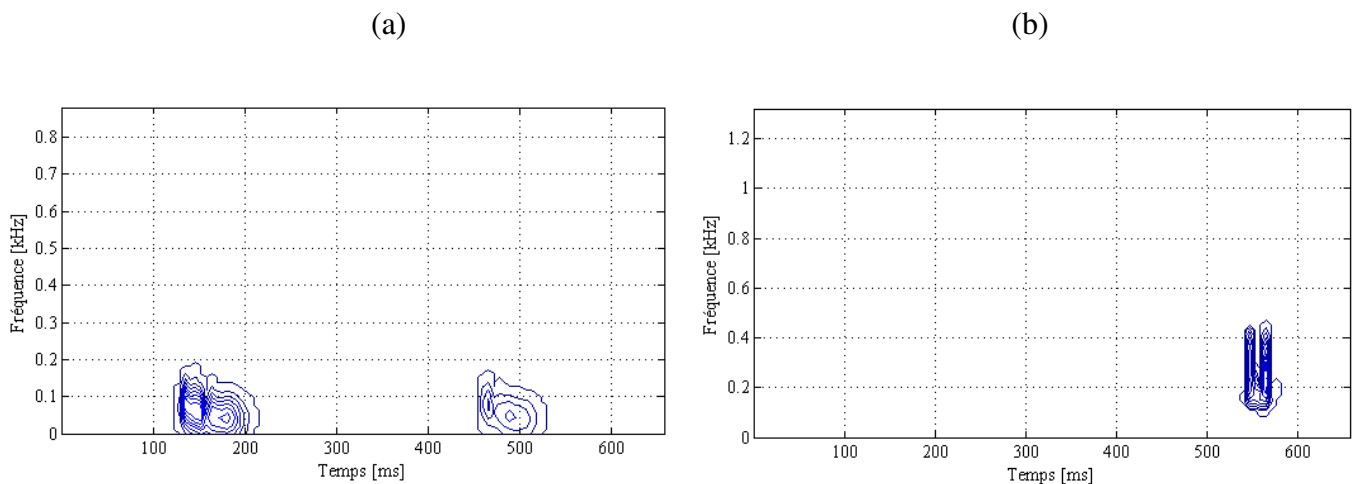


Figure 5.29 Tracé de contour des résultats de RPVWL :(a)composantes S1-S2 et (b) le murmure du signal OS

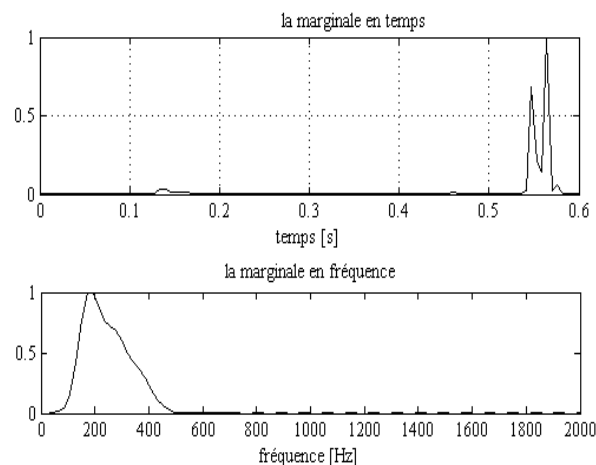


Figure 5.30 La marginale en temps et en fréquence du murmure OS

IV. 6. Cas du Sténose Pulmonaire (PS)

Les représentations temps-fréquence des composantes principales du signal et du murmure séparés sont illustrées sur les figures 5.31. La figure 5.31 (b) illustre les résultats de la RPWVL montrant un murmure de la sténose pulmonaire (PS) située à une bande de fréquence variant entre 200 Hz et 400 Hz. L'observation de la figure 5.32 représentant les marginales en temps et en fréquence confirment ces résultats.

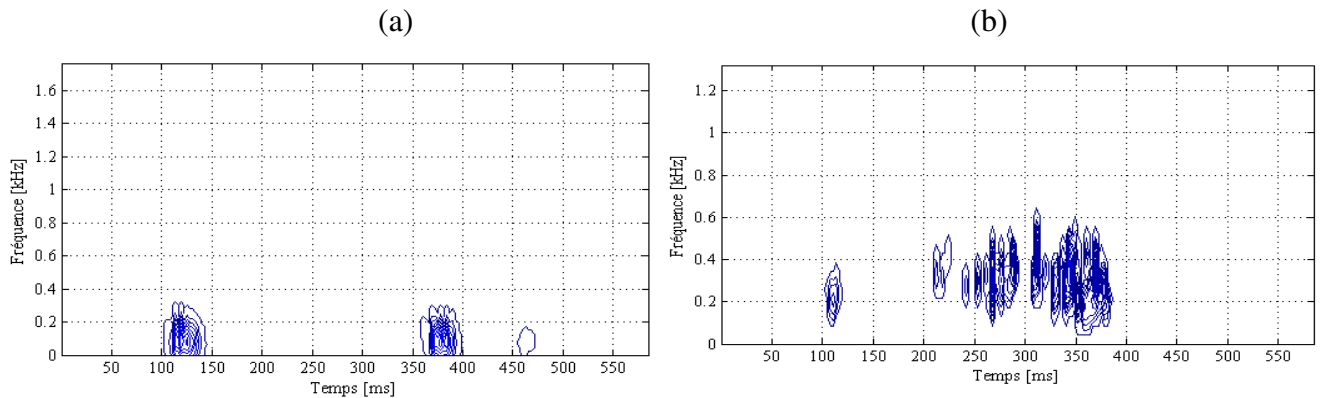


Figure 5.31 Tracé de contour des résultats de RPWVL : (a) les composantes S1-S2 et (b) le du signal murmure PS

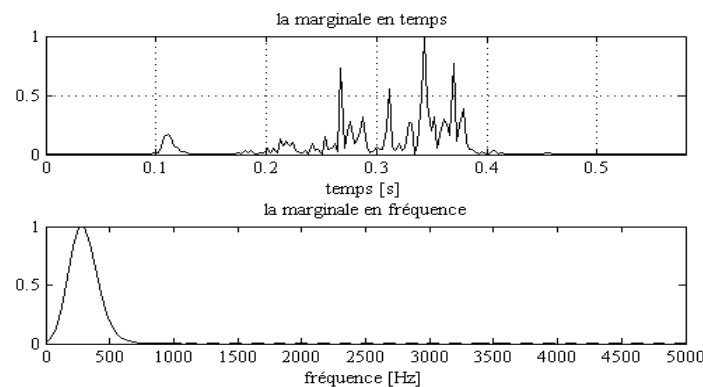


Figure 5.32 La marginale en temps et en fréquence du murmure PS

IV.7. Interprétation des Résultats

Les résultats comportant les valeurs de la bande de fréquence et de la durée des murmures étudiés sont en accord avec ceux obtenus dans les travaux [75, 76, 78, 81]. Cependant, nos résultats ont été vérifiés par une distribution temps-fréquence. Un résumé des résultats détaillés sur les valeurs de l'entropie ER et les caractéristiques de signaux PCG pathologiques telles que la bande passante, la fréquence de pic et la durée moyenne du murmure sont repris sur le tableau 5.3 et le tableau 5.4.

PCGs	S1	S2	S3	Murmure	PFV	MD
EAS1	30-105	20-135	-	146-232	193	110
EAS2	40-80	20-135	-	168-248	193	115
EAS3	40-90	20-150	-	162-261	215	110
EAS4	30-110	20-140	-	168-253	215	195
EAS5	30-110	20-140	-	158-241	193	117
EAS6	25-75	20-110	-	170-240	215	110
LAS1	50-110	30-140	-	158-259	193	120
LAS2	30-100	25-125	-	180-282	236	130
LAS3	40-100	40-125	-	158-244	193	119
LAS4	30-110	30-110	-	152-234	197	120
LAS5	30-90	20-130	-	182-282	236	197
LAS6	40-120	20-150	-	150-220	195	130
MR1	55-110	50-120	45-80	290-390	328	340
MR2	60-110	40-140	40-80	279-382	330	262
MR3	50-125	30-130	45-90	300-402	359	330
MR4	40-120	40-120	50-90	299-379	344	320
MR5	40-120	30-130	46-79	300-398	347	220
MR6	40-120	35-135	45-90	308-390	345	230
AR1	50-150	70-170	-	324-401	359	460
AR2	50-140	60-170	-	330-458	406	440
AR3	40-140	70-180	-	314-500	453	445
AR4	50-125	70-175	-	322-500	438	460
AR5	50-140	70-175	-	298-490	359	430
AR6	50-130	60-180	-	322-480	375	440
OS1	30-110	25-120	-	144-219	172	35
OS2	25-110	25-125	-	144-220	170	50
OS3	25-110	25-125	-	144-236	175	50
OS4	20-90	20-110	-	160-229	193	55
OS5	20-120	25-140	-	145-224	196	65
OS6	30-125	20-140	-	160-238	192	45
PS1	40-120	40-120	45-110	198-378	301	245
PS2	45-120	30-140	42-130	195-372	302	178
PS3	30-130	30-135	44-129	197-377	255	210
PS4	40-120	30-130	54-129	188-366	258	230
PS5	30-130	40-130	43-129	170-340	263	240
PS6	30-130	40-130	44-129	181-330	260	215

Tableau 5.4 Résumé des caractéristiques des PCG: bande passante, valeur de fréquence de pic (PFV) et durée moyenne (MD) du murmure

Dans la première expérience portant sur la sténose aortique, les résultats montrent que le murmure occupe la bande de fréquence 172-344 Hz. Explicitement, son tracé temps-fréquence présente un pic de fréquence à 204 Hz et une durée moyenne de 126 millisecondes.

Pour le murmure correspondant à la régurgitation mitrale (murmure systolique), les résultats montrent que ce murmure occupe la bande de fréquence 250-500 Hz, avec un pic de fréquence à 94 Hz, une bande de fréquence de 342 Hz et une durée moyenne de 300 millisecondes.

Les résultats ci-dessus nous permettent de distinguer facilement la sténose aortique de la régurgitation mitrale.

Pour le troisième cas correspondant à l'analyse d'une régurgitation aortique (murmure diastolique), les résultats montrent que ce murmure occupe une bande de fréquence de 250 Hz à 500 Hz, mais avec un pic de fréquence à 398 Hz et une durée moyenne de 445 millisecondes. Ces résultats permettent de distinguer la régurgitation causée par la valve aortique et la valve mitrale en comparant la valeur de la durée moyenne. En effet, la durée moyenne de la régurgitation aortique est supérieure à celle de la régurgitation mitrale.

Le cas analysé correspondant à un murmure de claquement d'ouverture de la mitrale donne une bande de fréquence moyenne de 78 Hz, un pic de fréquence à 199 Hz et une durée moyenne de 50 millisecondes. Ces valeurs peuvent être utilisées pour distinguer le signal OS des autres cas anormaux étudiés.

Pour la sténose pulmonaire, le murmure occupe la bande de fréquence 172-344 Hz, avec un pic de fréquence à 273 Hz et une durée moyenne de 219 millisecondes. En comparant ces résultats avec ceux de la sténose aortique, nous soulevons une différence dans la durée moyenne qui permet de discriminer entre eux.

V. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons décrit la méthode proposée basée sur l'analyse par ondelettes pour la segmentation et la caractérisation de certaines pathologies cardiaques causées par un mauvais fonctionnement des valves. La technique proposée nous permet de déterminer le meilleur niveau de décomposition et les coefficients correspondants, sur la base des valeurs de

l'entropie de Renyi trouvées. La validation de cette technique appliquée à six types de signaux PCG pathologiques réels, a donné de bons résultats en accord avec des résultats publiés dans des articles reconnus. En outre, les résultats obtenus en utilisant les distributions temps-fréquence particulièrement ceux obtenus par l'usage de la pseudo Wigner-Ville lissée ont données une meilleure lecture des caractéristiques dans le plan temps-fréquence. Les caractéristiques extraites concernant les signaux PCG étudiés tels que la bande fréquentielle, les valeurs de fréquence du maximum d'énergie et la durée du murmure sont très utiles pour le diagnostic d'un dysfonctionnement cardiaque et peuvent être utilisés dans les travaux futurs.

CHAPITRE 6

DECOMPOSITION MODALE EMPIRIQUE AVEC LE MELANGE DE MODES APPLIQUEE SUR DES SONS CARDIAQUES PATHOLOGIQUES

I. Introduction

L'information fournie par l'auscultation est encore insuffisante pour caractériser et diagnostiquer certaines maladies cardiaques. Dans [101], les auteurs ont utilisé la Transformée en Ondelettes Discrètes (TOD) (implémenté en utilisant l'algorithme de Mallat [102]) muni d'une opération de seuillage pour supprimer certains signaux. L'analyse en ondelettes permet de visualiser les informations dans différents bancs de filtres et de faciliter la segmentation des sons cardiaques. En [93,94] les auteurs ont présenté une méthode de segmentation des signaux cardiaques basée sur la décomposition et la reconstruction d'ondelettes en utilisant l'entropie de Renyi afin de discriminer les composantes principales du murmure pathologique. Le problème de la segmentation du signal PCG a également été étudié en [103] en utilisant la TOD utilisant l'énergie de Shannon moyenne normalisée pour calculer l'enveloppe du signal PCG. Un autre travail basé sur l'énergie de Shannon présente une méthode avec de bons résultats de la segmentation des bruits de cœur [104]. Cependant, cette méthode ne parvient pas à segmenter les murmures pathologiques cardiaques. Les auteurs en [105] ont étudié les sons cardiaques et le murmure cardiaque en utilisant la transformée en

ondelettes en conjonction avec le modèle automatique régressif. Samjin Choi et al en [106] ont utilisé l'énergie moyenne normalisée de Shannon et les informations d'enveloppe de la transformation de Hilbert afin d'extraire l'enveloppe pour la segmentation du bruit cardiaque. En [76], les auteurs ont utilisé la distribution temps-fréquence en conjonction avec la mesure de l'entropie de Rényi pour l'identification et la segmentation de certains PCG anormaux.

L'article [107] a développé une méthode basée sur la soustraction numérique des signaux cardiaques en utilisant deux cycles cardiaques adjacents pour produire la différence afin d'obtenir la bande de fréquence du murmure en utilisant le spectrogramme. Récemment, les auteurs de l'article [108] ont proposé une nouvelle approche pour le diagnostic assisté par ordinateur appliqué aux signaux cardiaques en fonction de l'analyse spectrale. Cependant, l'article ne donne pas de caractéristiques quantitatives pour distinguer les bruits anormaux en considération.

La méthode proposée connue sous le nom de méthode EMD est considérée comme un outil puissant pour les signaux non stationnaires. Cette technique a d'abord été proposée en 1998 par Huang et al [109]. Elle est constituée de la décomposition des composantes multiples sur des signaux mono-composantes telles que la modulation d'amplitude et de fréquence (AM / FM) appelés les fonctions du mode intrinsèque (IMF). Ainsi, elle permet d'élargir le signal considéré en termes de fonctions de base dépendantes du signal et estimées par une procédure de tamissage. Un algorithme efficace pour sa mise en œuvre a été présenté en [110], il est utilisé pour débruiter les signaux noyés dans le bruit [111]. Les auteurs en [112] ont proposé une idée pour l'amélioration de la méthode EMD en cas de mélange de modes. Les auteurs en [113] présentent une approche pour détecter et délimiter les sons phonocardiographique (PCG) en utilisant la combinaison entre deux fonctions extraites en déplaçant les fenêtres sur le signal prétraité. L'article [114] utilise les coefficients de corrélation pour décider des IMF_s à filtrer.

Récemment en [115], une nouvelle approche de segmentation des bruits cardiaques utilisant l'EMD en conjonction avec le modèle de bruit seule (noise only model) en utilisant la corrélation de coefficients a été proposée. La situation du mélange de modes (mixing mode) provoquée par le processus de tamissage de l'EMD génère dans le premier et le deuxième mode certaines composantes appropriées mélangées avec du bruit. Par conséquent, nous devons réduire ou éliminer ce problème afin d'améliorer les résultats de l'analyse EMD. Le chapitre se compose d'une étude pour une segmentation des signaux PCG réels basée sur la

méthode EMD en utilisant l'approche du modèle de bruit seule (noise only model) pour sélectionner les IMF_s qui ressemblent au bruit. Les deux premières IMF_s contiennent le mode de fréquence le plus élevée existant dans le signal et peut présenter un certain mode de mixage. Ainsi, l'estimation des coefficients de corrélation entre les IMF_s nous permet de décider du mode de mélange. Le chapitre est organisé de la manière suivante. Nous présentons la méthode de segmentation proposée avec ses différentes étapes, plusieurs signaux pathologiques seront considérés et analysés par notre algorithme afin d'extraire le murmure, puis nous comparons les résultats obtenus par notre méthode avec ceux obtenus par l'approche classique de la décomposition modale empirique. Enfin une caractérisation des différents murmures obtenus après extraction des signaux segmentés sera effectuée en utilisant les résultats de l'analyse temps-fréquence à l'aide du spectrogramme.

II. Méthode de segmentation

L'analyse du signal PCG fournit des informations utiles sur certaines maladies cardiovasculaires. Parfois, certains murmures sont mélangés avec les principales composantes du signal PCG. Cependant, un murmure indique une information pathologique supportant un dysfonctionnement cardiaque. L'objectif fondamental de cette méthode est la segmentation de certains signaux pathologiques en vue d'une caractérisation en relation avec une maladie cardiaque. En effet, la méthode de Décomposition Modale Empirique (EMD) permet la décomposition d'un signal en considération en un ensemble de fonctions de mode intrinsèque (IMF). Par conséquent, la méthode permet donc de discriminer entre les différentes IMFs pouvant contenir des informations pertinentes en relation avec une certaine pathologie.

Certaines situations présentent des signaux PCG pathologiques contenant un cas de mélange de modes (mixing mode) où cette méthode échoue. Pour résoudre ce problème, nous avons utilisé l'EMD en conjonction avec le modèle de bruit seul (noise only model). En outre, nous avons ajouté un test basé sur l'estimation du coefficient de corrélation entre les deux premières IMF_s afin de discriminer entre le signal et le murmure en utilisant la Transformée en Paquets d'Ondelettes (TOP). Plusieurs signaux réels ont été utilisés tels que: la sténose aortique précoce (EAS), la régurgitation mitrale (MR), le claquement d'ouverture de la mitrale (OS) et la sténose pulmonaire (PS).

Les expériences sur les PCG pathologiques réels démontrent que notre méthode produit de

bons résultats dans la situation de mélange en modes. Les résultats de segmentation et de caractérisation obtenus par le biais de cette méthode ont fait l'objet d'une acceptation à une communication internationale [116].

II.1. Décomposition modale empirique des signaux PCG anormaux

La méthode proposée consiste à la segmentation des signaux PCG anormaux afin d'obtenir les composantes principales et le murmure anormal séparément. L'organigramme de la figure 6.1 illustre graphiquement les différentes étapes de l'algorithme.

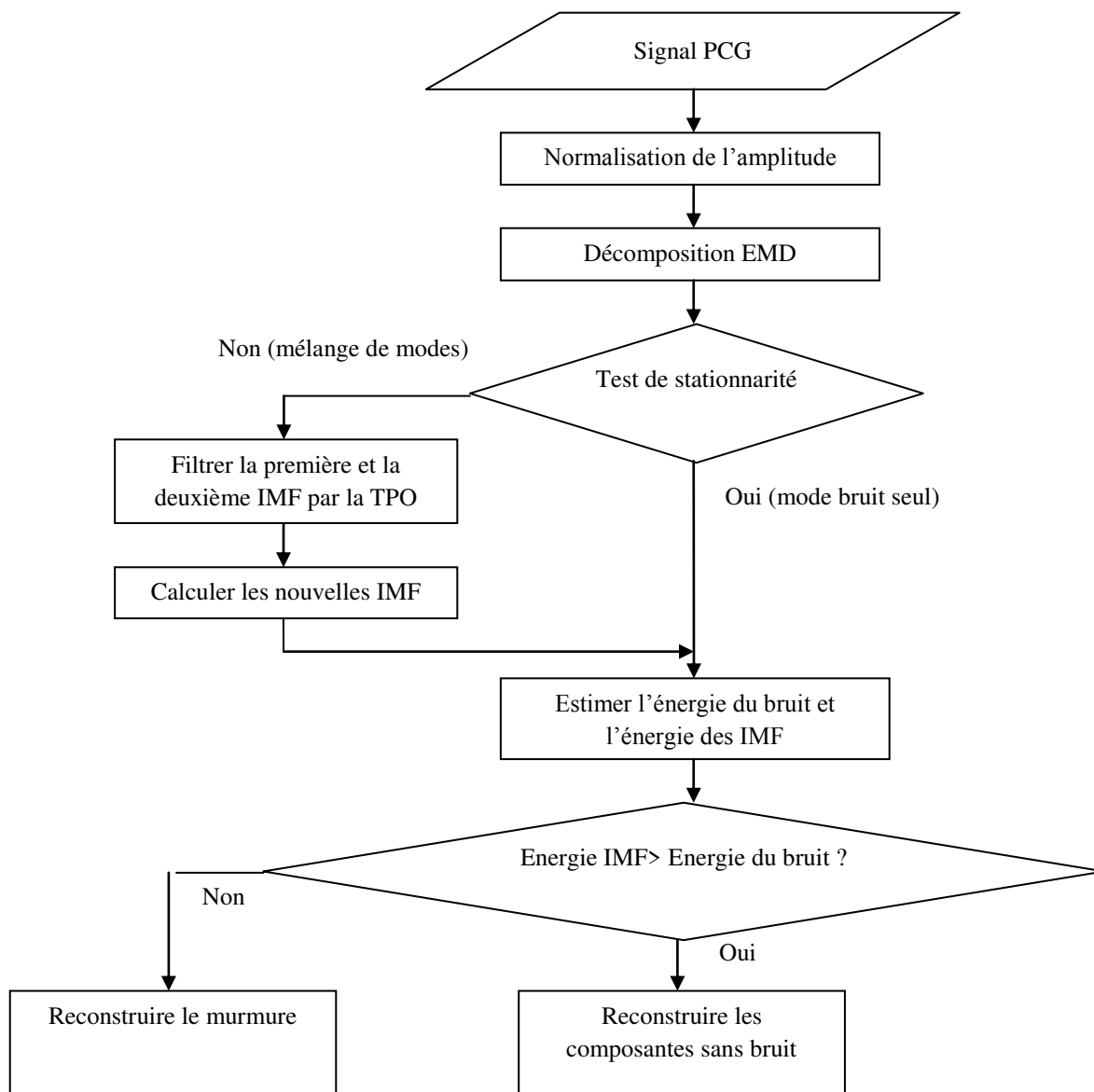


Figure 6.1 Organigramme de la segmentation par EMD avec modèle bruit seul

II.1.1 Prétraitement

Le prétraitement comprend le filtrage passe-bas, le rééchantillonnage, la normalisation de l'amplitude. Sachant que la bande de fréquence des sons cardiaques, y compris celles des divers murmures est inférieure à 1000 Hz, un filtre de Butterworth passe-bas d'ordre 10 de fréquence de coupure 1000 Hz [117] est appliqué au signal PCG. Après l'opération de filtrage, le signal est échantillonné à une fréquence d'échantillonnage f_s . La normalisation de l'amplitude est appliquée sur le signal pour minimiser la variation de l'amplitude.

II.1.2. Décomposition EMD et test de stationnarité

Après avoir appliqué la décomposition modale empirique sur le signal PCG à traiter, nous évaluons la corrélation entre les deux premières IMF_s afin de tester leur stationnarité :

- Si la corrélation $(IMF_1, IMF_2) < 0$, les IMF_s sont non stationnaires,
- Si la corrélation $(IMF_1, IMF_2) > 0$, les IMF_s sont stationnaires,

Dans la première situation, il s'agit du mode de mixage (mélange de modes), dans ce cas on doit passer à l'étape de séparation de modes (dé-mixage). Dans le cas inverse, il s'agit du mode bruit seul, donc on applique l'approche classique de l'EMD.

II.1.3. Approche classique, modèle du bruit seul

L'approche classique de la méthode EMD avec un modèle du bruit seul (noise only model) ; Dans cette méthode, l'EMD est appliquée en conjonction avec la technique du modèle bruit seul. Cet algorithme consistant à déterminer en présence de mélange de modes, l'estimation énergétique des IMF_s issues de mixage est décrit comme suit :

- a) Dans le cas ou la première IMF contient surtout du bruit, l'énergie du bruit est estimé par la variance de la première IMF :

$$\hat{E}_1 = \sum_i IMF_1^2[n] \quad (6.1)$$

- b) pour ce modèle de bruit il faut déterminer l'énergie des IMF_s relatives au bruit à partir de l'équation (6.2):

$$\hat{E}_i = \frac{\hat{E}_1}{\beta} \rho^{-i}, i \geq 2 \quad (6.2)$$

Avec $\beta = 0.719$ et $\rho = 2,01$ dans le cas du bruit blanc [93,94], [103], [104].

Afin de distinguer les IMF_s correspondantes au murmure de celles correspondantes au signal, une comparaison entre leurs énergies est effectuée:

- calculer l'énergie de chaque IMF par :

$$E_i = \sum_i IMF_i^2[n] \quad (6.3)$$

- comparer les E_i des IMF_s aux énergies du bruit seul \hat{E}_i

Si $E_i > \hat{E}_i$, les IMF_s correspondent au signal PCG sans murmure ;

Si $E_i \leq \hat{E}_i$, les IMF_s correspondent au murmure.

II.1.4. Méthode de séparation du mixage des modes

Dans le cas de l'existence du mélange de mode, les résultats issus de la segmentation seront erronés. A cet effet, nous proposons une méthode basée sur le filtrage par paquets d'ondelettes pour apporter une solution et corriger cette situation inadaptée à l'EMD. Elle est décrite selon les étapes suivantes :

- a) Une application de la décomposition par paquets d'ondelettes sur la première et la deuxième IMF, afin d'extraire le bruit existant à ce niveau et de séparer la partie murmure de la partie signal ; comme il est indiquée par les équations 6.4 et 6.5 :

$$s_1(n) = TPO(IMF_1(n)) \text{ et } b_1(n) = IMF_1(n) - s_1(n) \quad (6.4)$$

$$s_2(n) = TPO(IMF_2(n)) \text{ et } b_2(n) = IMF_2(n) - s_2(n) \quad (6.5)$$

Les signaux PCG sont décomposés par la TPO jusqu'au 5ème niveau. L'ondelette mère utilisée ici est la Daubechies d'ordre 10 notée db10 [68,75,118] . Au 5ème niveau de décomposition, nous obtenons 32 sous-bandes résumées dans le tableau 6.1 décrivant les différentes bandes fréquentielles des différents signaux PCG utilisés [100].

- b) Le dé-mixage des modes consiste à calculer les nouvelles IMF_s , en utilisant les équations 6.6, 6.7 et 6.8:

$$IMF_1(n) = b_1(n) \quad (6.6)$$

$$IMF_2(n) = b_2(n) \quad (6.7)$$

$$IMF_3(n) = IMF_3(n) + s_1(n) + s_2(n) \quad (6.8)$$

Coefficients de PO	Fréquence d'échantillonnage		
	8000 Hz	11000 Hz	22000 Hz
d(1,1)	0-4000	0-5500	0-11000
d(1,2)	4000-8000	5500-11000	11000-22000
d(2,1)	0-2000	0-2750	0-5500
d(2,2)	2000-4000	2750-5500	5500-11000
d(2,3)	4000-6000	5500-8250	11000-16500
d(2,4)	6000-8000	8250-11000	1650-22000
d(3,1)	0-1000	0-1375	0-2750
d(3,2)	1000-2000	1375-2750	2750-5500
d(3,3)	2000-3000	2750-4125	5500-8250
d(3,4)	3000-4000	4125-5500	8250-11000
d(3,5)	4000-5000	5500-6875	11000-13750
d(3,6)	5000-6000	6875-8250	13750-16500
d(3,7)	6000-7000	8250-9625	16500-19250
d(3,8)	7000-8000	9625-11000	1925-22000
d(4,1)	0-500	0-687,5	0-1375
d(4,2)	500-1000	687,5-1375	1375-2750
d(4,3)	1000-1500	1375-2062,5	2750-4125
d(4,4)	1500-2000	2062,5-2750	4125-5500
d(4,5)	2000-2500	2750-3437,5	5500-6875
d(4,6)	2500-3000	3437,5-4125	6875-8250
d(4,7)	3000-3500	4125-4812,5	8250-9625
d(4,8)	3500-4000	4812,5-5500	9625-11000
d(4,9)	4000-4500	5500-6187,5	11000-12375
d(4,10)	4500-5000	6187,5-6875	12375-13750
d(4,11)	5000-5500	6875-7562,5	13750-15125
d(4,12)	5500-6000	7562,5-8250	15125-16500
d(4,13)	6000-6500	8250-8937,5	16500-17875
d(4,14)	6500-7000	8937,5-9625	17875-19250
d(4,15)	7000-7500	9625-10312,5	19250-20625

d(4,16)	7500-8000	10312,5-11000	20625-22000
d(5,1)	0-250	0-343,75	0-687,5
d(5,2)	250-500	343,75-687,5	687,5-1375
d(5,3)	500-750	687,5-1031,25	1375-2062,5
d(5,4)	750-1000	1031,25-1375	2062,5-2750
d(5,5)	1000-1250	1375-1718,45	2750-3437,5
d(5,6)	1250-1500	1718,45-2062,5	3437,5-4125
d(5,7)	1500-1750	2062,5-2406,25	4125-4812,5
d(5,8)	1750-2000	2406,25-2750	4812,5-5500
d(5,9)	2000-2250	2750-3093,75	5500-6187,5
d(5,10)	2250-2500	3093,75-3437,5	6187,5-6875
d(5,11)	2500-2750	3437,5-3781,25	6875-7562,5
d(5,12)	2750-3000	3781,25-4125	7562,5-8250
d(5,13)	3000-3250	4125-4468,75	8250-8937,5
d(5,14)	3250-3500	4468,75-4812,5	8937,5-9625
d(5,15)	3500-3750	4812,5-5156,25	9625-10312,5
d(5,16)	3750-4000	5156,25-5500	10312,5-11000
d(5,17)	4000-4250	5500-5843,75	11000-11687,5
d(5,18)	4250-4500	5843,75-6187,5	11687,5-12375
d(5,19)	4500-4750	6187,5-6531,25	12375-13062,5
d(5,20)	4750-5000	6531,25-6875	13062,5-13750
d(5,21)	5000-5250	6875-7218,75	13750-14437,5
d(5,22)	5250-5500	7218,75-7562,5	14437,5-15125
d(5,23)	5500-5750	7562,5-7906,25	15125-15812,5
d(5,24)	5750-6000	7906,25-8250	15812,5-16500
d(5,25)	6000-6250	8250-8593,75	16500-17187,5
d(5,26)	6250-6500	8593,75-8937,5	17187,5-17875
d(5,27)	6500-6750	8937,5-9281,25	17875-18562,5
d(5,28)	6750-7000	9281,25-9625	18562,5-19250
d(5,29)	7000-7250	9625-9962,75	19250-19937,5
d(5,30)	7250-7500	9962,75-10312,5	19937,5-20625
d(5,31)	7500-7750	10312,5-10656,25	20625-21312,5
d(5,32)	7750-8000	10656,25-11000	21312,5-22000

Tableau 6.1 Bandes fréquentielles des paquets d'ondelettes

II.1.5. Application de l'EMD classique avec le mode bruit seul

Dans cette partie, nous allons mener des applications par la méthode classique du mode bruit seul sur les nouveaux IMF_s . La méthode EMD proposée permet d'extraire des IMF_s pouvant être identifiées comme des composantes principales si la variance du logarithme vérifie la propriété de linéarité et que leur énergie dépasse le seuil donné par le modèle bruit seul.

III. Analyse des signaux PCG

III.1. Cas de la sténose aortique précoce (EAS)

La décomposition par l'EMD du signal (EAS) engendre seize IMF_s et un résidu comme le montre la figure 6.2. La décomposition issue de l'EMD "tamise" d'abord les détails du murmure, donc les composantes de hautes fréquences, puis celles des composantes de fréquences de plus en plus basses. L'observation permet de constater que la deuxième et la troisième IMF contiennent surtout du bruit.

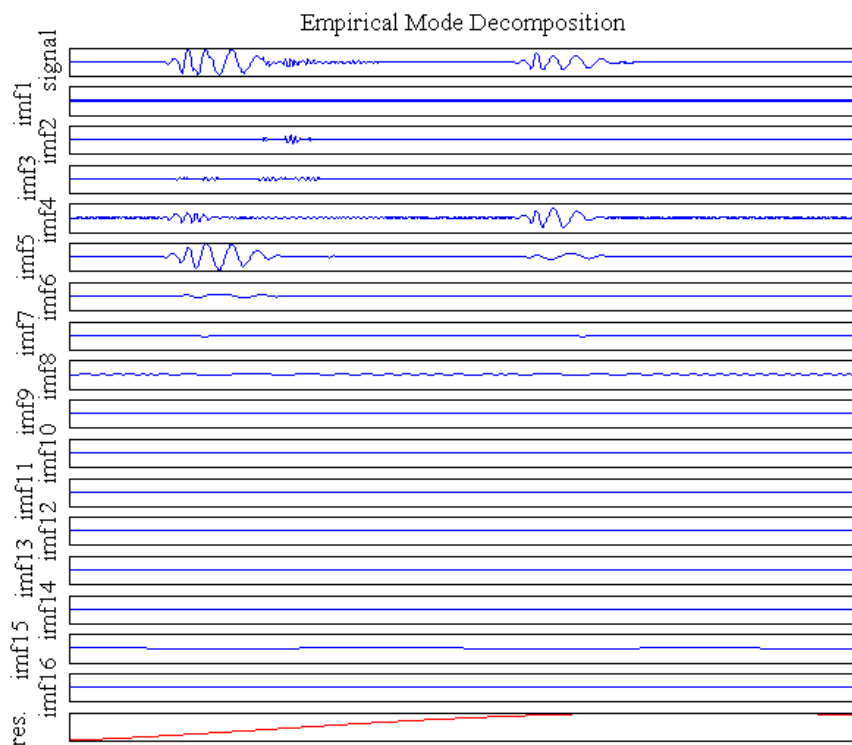


Figure 6.2 EMD du signal EAS, de haut en bas : le signal, les seize IMF_s et le résidu

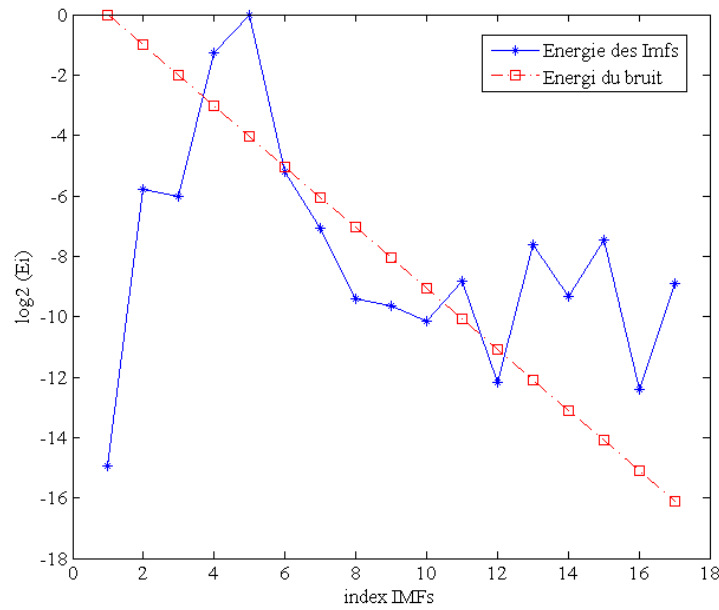


Figure 6.3 Sélection des IMF_s pour la segmentation du signal EAS

Les résultats de la sélection des IMF_s obtenus par l'algorithme proposé sont illustrés à la figure 6.3.

Le choix de la base optimal utilisant la méthode de la meilleure base nous a permis de choisir les coefficients de paquets d'ondelettes représentés sur les figures 6.4 (a) et (b) correspondant à l' IMF_1 et l' IMF_2 respectivement.

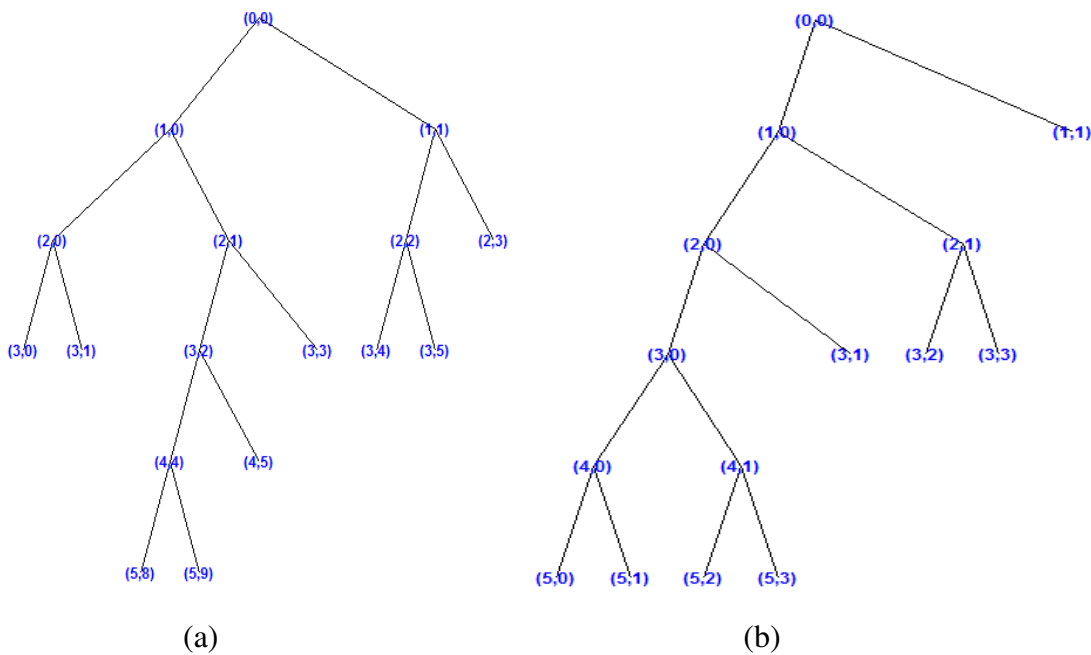


Figure 6.4 Choix de la meilleure base pour : (a) IMF_1 , (b) IMF_2 du signal EAS

Le signal et le murmure séparés obtenus par l'algorithme proposé sont donnés sur la figure 6.5 (b), (c) et (d). On constate que les résultats obtenus après le dé-mixage présentent une nette amélioration. En effet, les résultats obtenus par l'EMD classique montrés à la figure 6.5. (d) présentent une certaine déformation dans le bord et le murmure n'est pas bien séparé.

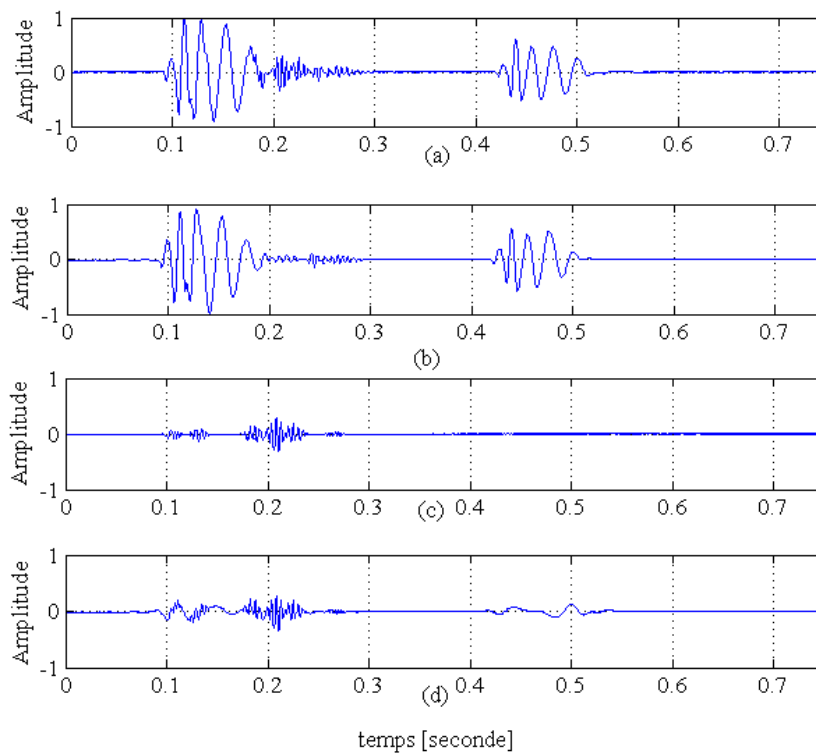


Figure 6.5 Résultats de la segmentation du signal EAS, (a) le signal original, (b) le signal séparé sans murmure, (c) le murmure séparé après le dé-mixage et (d) avec le mélange de modes

III.2. Cas de la sténose aortique tardive (LAS)

Les résultats de l'EMD montrent vingt et une IMF_s et un résidu. On observe d'après la figure 6.6 que la majorité des événements liés au bruit sont présents dans la deuxième et la troisième IMF .

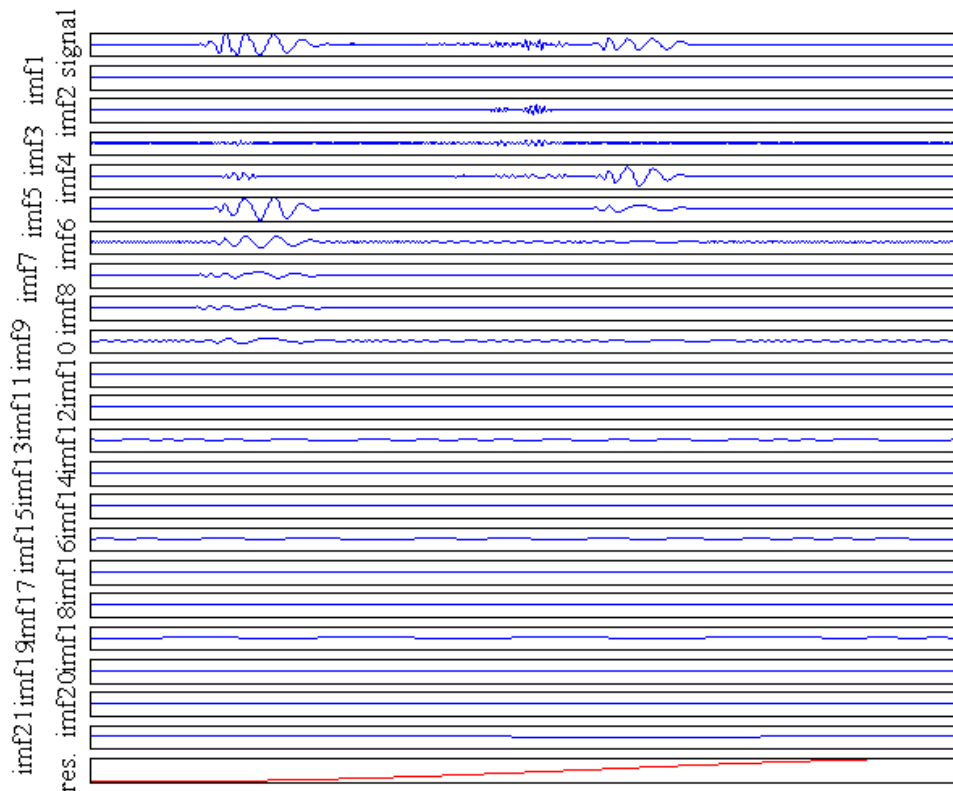


Figure 6.6 EMD du signal LAS, de haut en bas: le signal, vingt et une IMF_s et le résidu

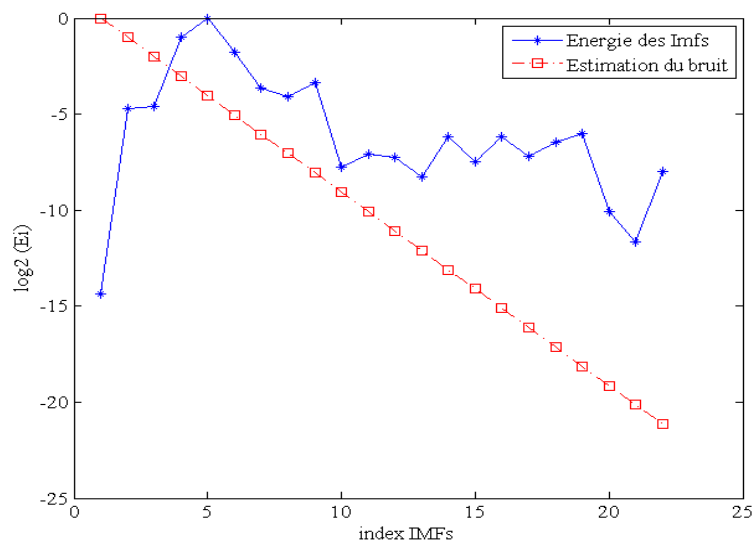


Figure 6.7 Sélection des IMF_s pour la segmentation du signal LAS

Le choix des meilleurs coefficients de décomposition qui reflètent la meilleure base de paquets d'ondelettes en utilisant la méthode de la meilleure base est représentée sur la figure 6.8.

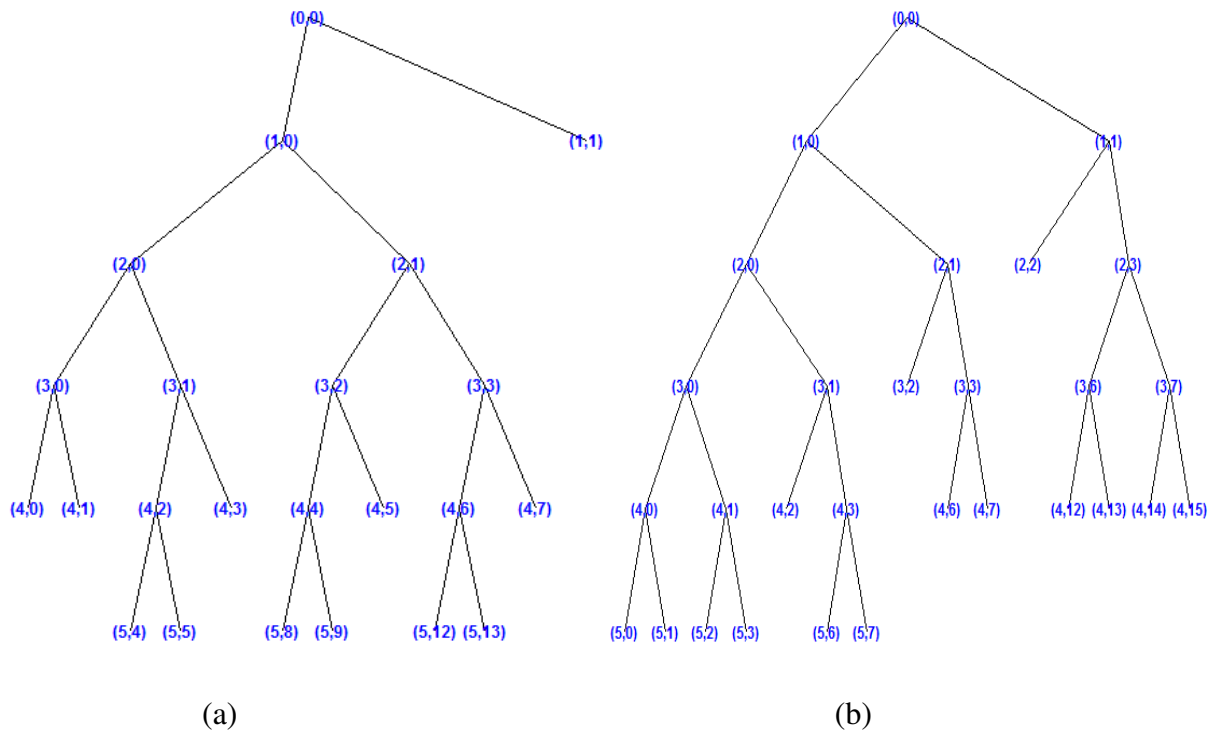


Figure 6.8 Choix de la meilleure base pour : (a) IMF₁, (b) IMF₂, du signal LAS

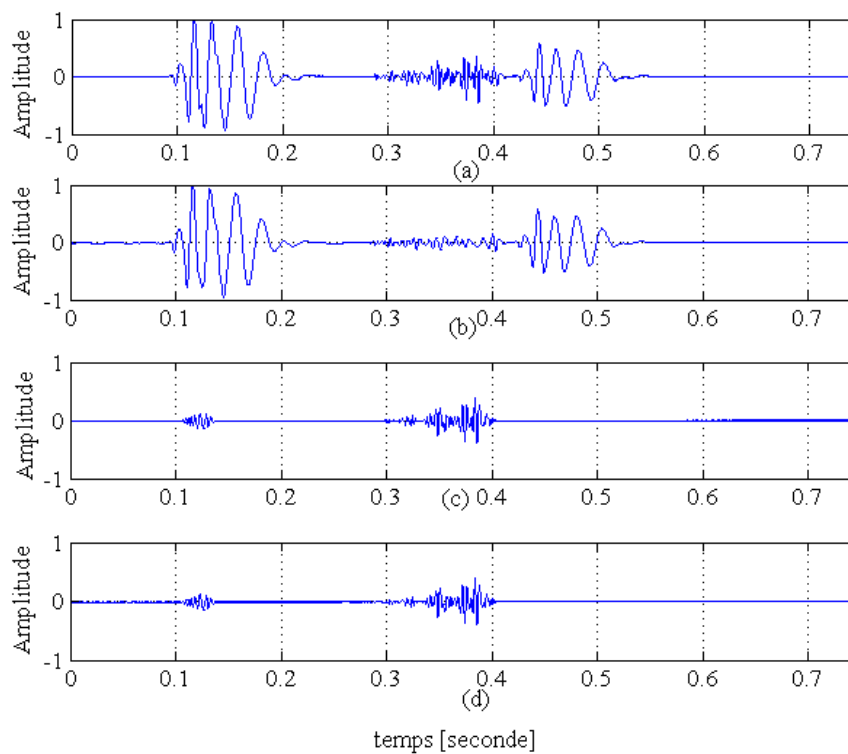


Figure 6.9 Résultats de la segmentation du signal LAS, (a) le signal original, (b) le signal séparé sans murmure, (c) le murmure séparé après le dégazage et (d) avec le mélange de modes

Le signal et le murmure séparés obtenus par l'algorithme proposé sont donnés sur la figure 6.9 (b), (c) et (d). L'examen des figures montre que les résultats obtenus sont visiblement les mêmes issus des deux approches (dé-mixing et classique). Le murmure est bien séparé par les deux méthodes.

III. 3. Cas de l'insuffisance mitrale (MR)

L'application de l'EMD sur le signal MR tamise onze IMF_s et un résidu come le montre la figure 6.10. Nous constatons que le bruit est localisé aux niveaux du deuxième et troisième IMF_s .

La figure 6.11 présente la sélection des IMF_s fournie par la méthode afin de pouvoir discerner entre les composantes principales du signal MR et le murmure caractérisant la pathologie. Sur la figure 6.12 nous présentons les paquets d'ondelettes utilisés pour le filtrage du signal MR sélectionnés par la méthode de la meilleure base.

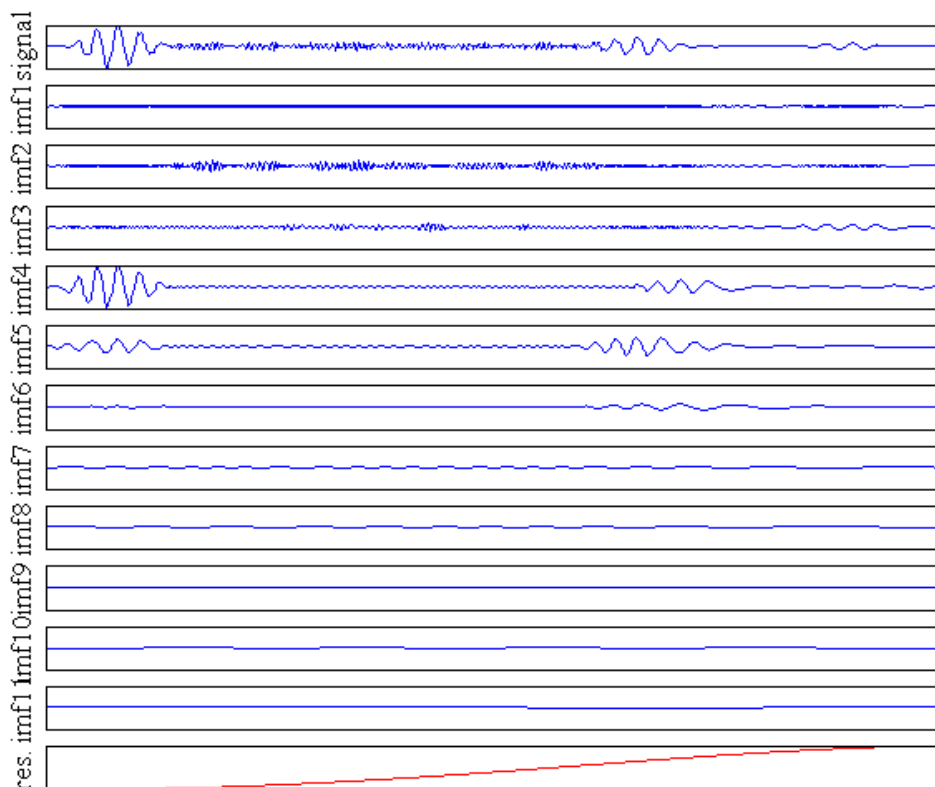


Figure 6.10 EMD du signal MR, de haut en bas: le signal, onze IMF_s et le résidu

Le signal et le murmure séparé sont illustrés à la figure 6.13 (b), (c) et (d). Il est clairement montré que la méthode proposée a permis une nette amélioration. Par contre, nous pouvons observer également une déformation sur la partie (d) en particulier au début du signal MR.

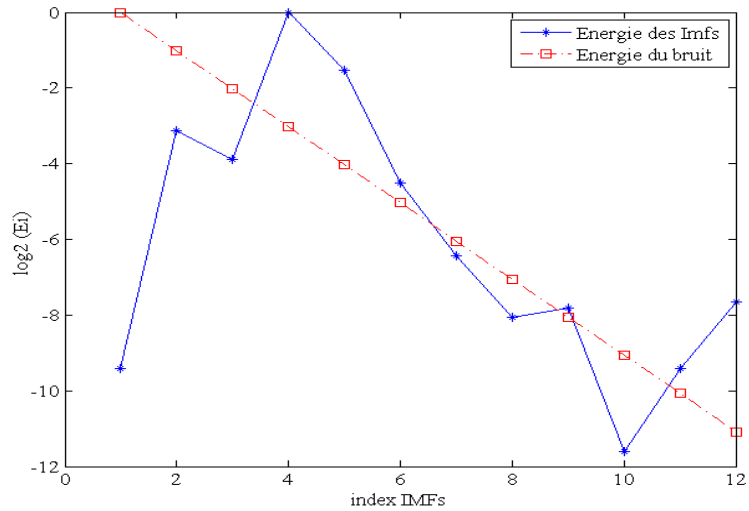


Figure 6.11 la sélection des IMF_s pour la segmentation du signal MR

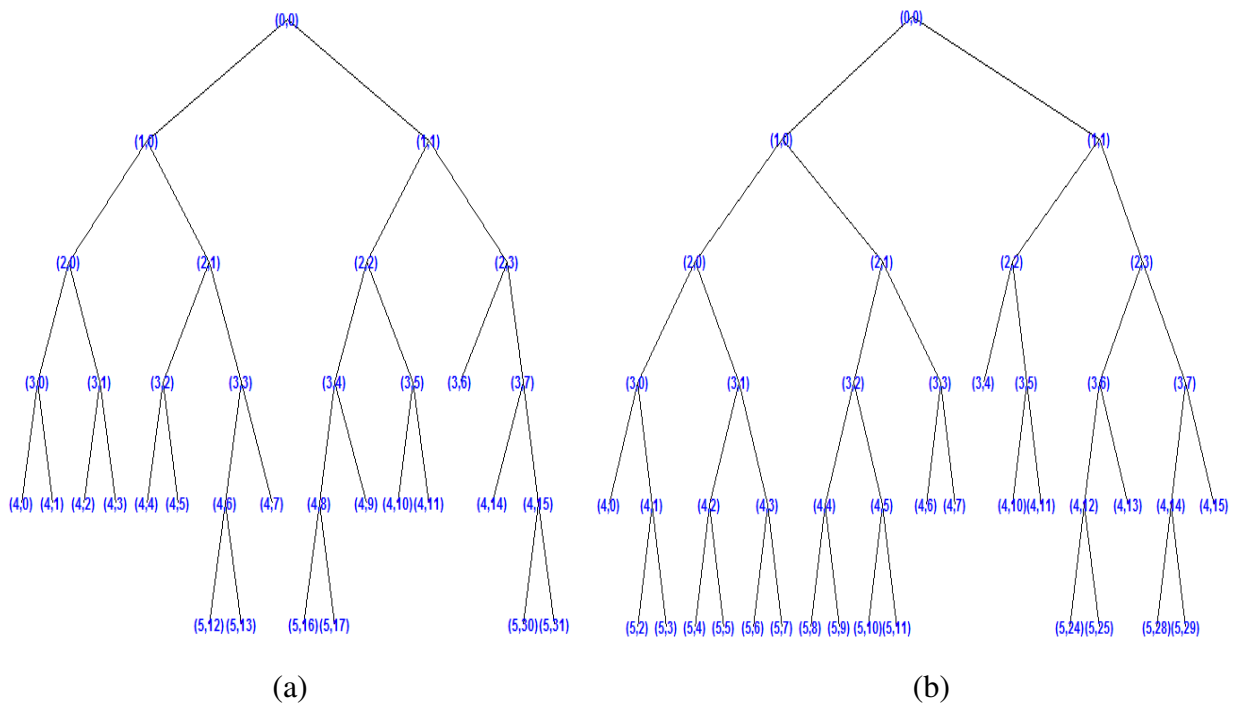


Figure 6.12 Choix de la meilleure base pour : (a) IMF₁, (b) IMF₂, du signal MR

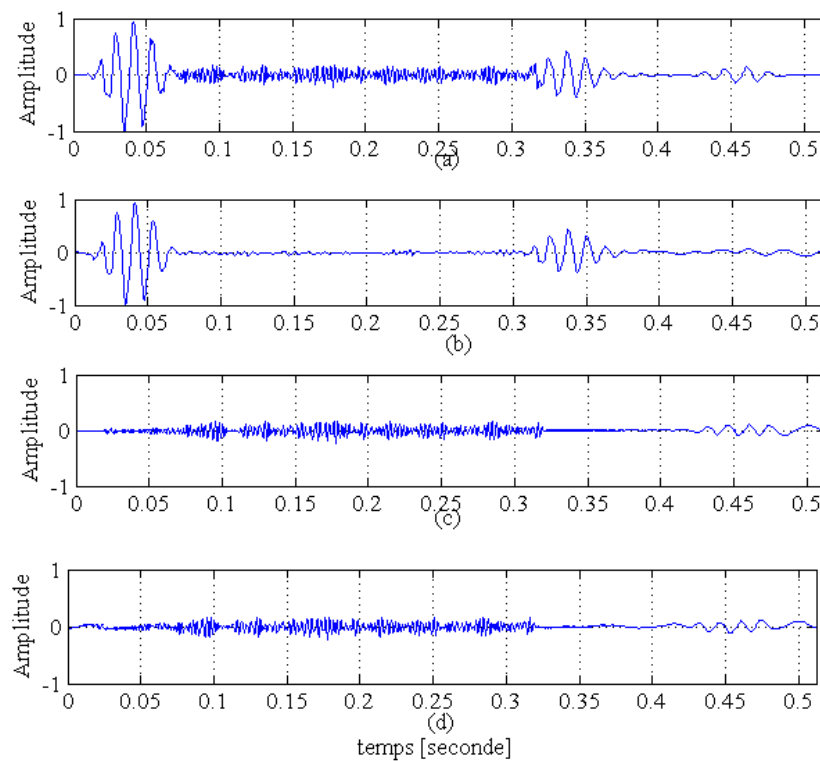


Figure 6.13 Résultats de la segmentation du signal MR, (a) le signal original, (b) le signal séparé sans murmure, (c) murmure séparé après le dé-mixage et (d) avec le mélange de modes

III. 4. Cas de régurgitation aortique (AR)

La figure 6.14 illustre la décomposition par l'EMD du signal AR en treize IMF composé de la composante la plus rapide à la composante la plus lente. On constate que le murmure se situe au niveau des deux premières IMF_s, nous remarquons que la majorité de l'énergie du signal est essentiellement concentrée dans la troisième, quatrième et cinquième IMF.

La sélection des IMF_s issue de l'analyse du signal AR est illustrée à la figure 6.15. La segmentation du signal AR est effectuée dans ce cas par l'approche classique de la méthode EMD (modèle bruit seul). Ce résultat est validé aussi par le test de stationnarité qui donne un coefficient de corrélation équivalent à $(0.0138 > 0)$.

Le signal et le murmure séparés sont illustrés sur la figure 6.16 (b), (c). Il est clairement observé que les résultats obtenus par la méthode classique EMD donne une déformation qui peut être vue en partie (c) en particulier au début du signal du premier et deuxième son cardiaque du signal AR.

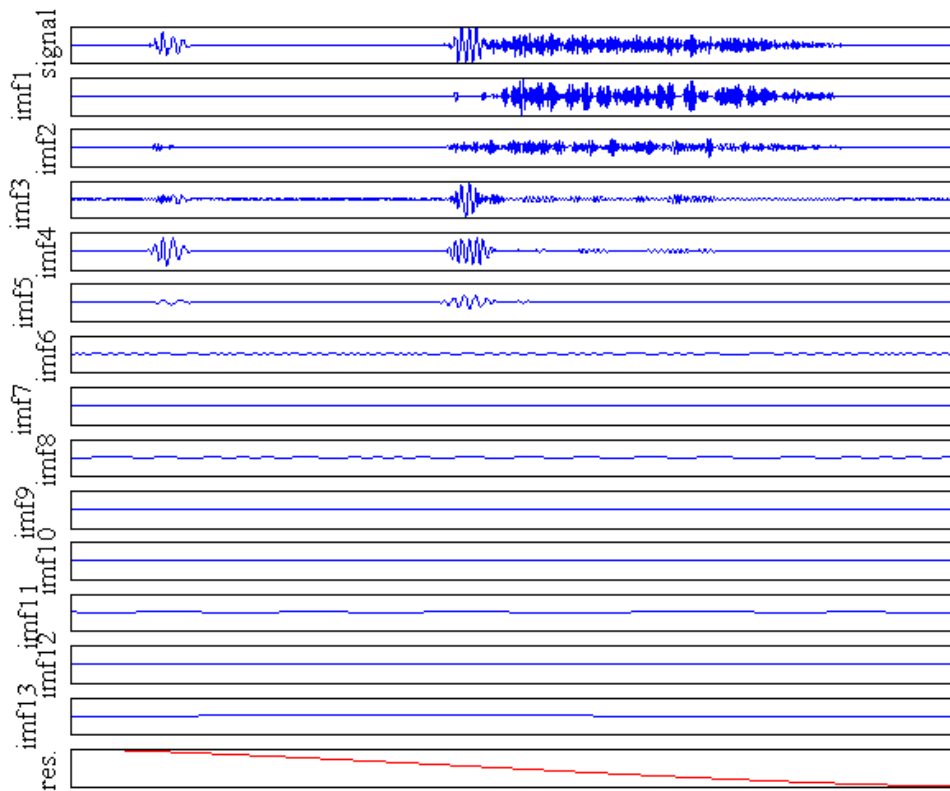


Figure 6.14 EMD du signal AR, de haut en bas: le signal, treize IMF_s et le résidu

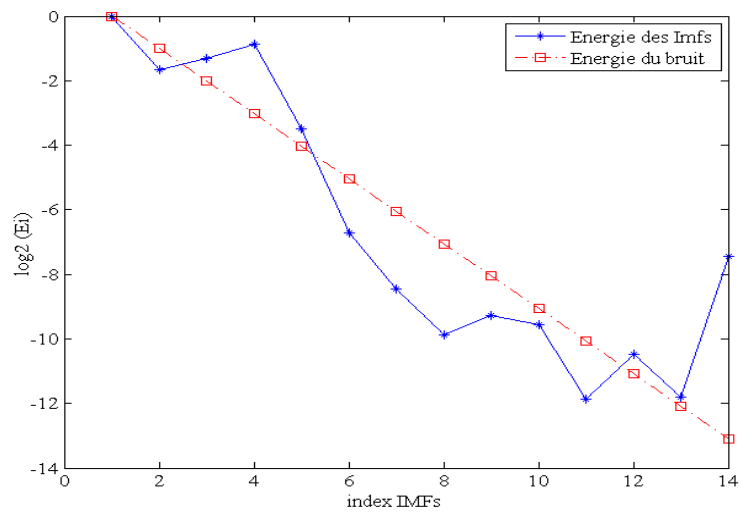


Figure 6.15 Sélection des IMF_s pour la segmentation du signal AR

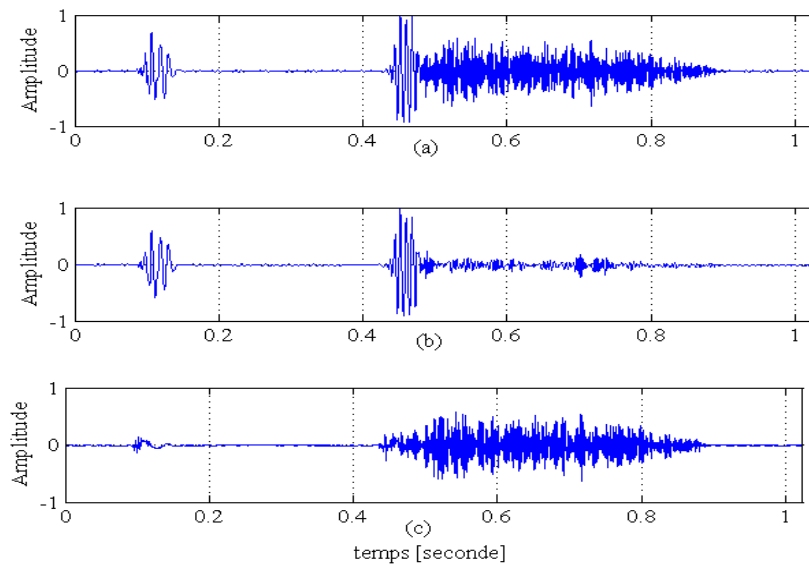


Figure 6.16 Résultats de la segmentation du signal AR, (a) le signal original, (b) le signal séparé sans murmure et (c) le murmure séparé par le mélange de modes

III.5. Cas du claquement d'ouverture de la mitrale (OS)

Le signal OS est représenté sur la figure 6.17 (a). L'analyse par l'EMD engendre dix-huit IMF en plus du résidu. Ces IMF_s sont placées par ordre fréquentiel de la plus haute IMF₁ vers la plus basse fréquence IMF₁₈. En d'autres mots, les premières correspondent aux détails alors que les dernières correspondent aux approximations. Le bruit se situe au niveau des trois premiers IMF_s, l'énergie des composantes principales du signal est concentrée au niveau de l' IMF₄, l'IMF₅, l'IMF₆ et l' IMF₇.

La décomposition par paquet d'ondelettes nous a permis de choisir les coefficients retenus pour le filtrage. L'arbre ainsi obtenu comme meilleure base est illustré sur la figure 6.18.

L'analyse énergétique des IMF_s nous a permis de distinguer entre les IMF_s correspondants au murmure de celles représentant les composantes principales du signal, cette sélection est illustrée à la figure 6.19.

Le signal et le murmure séparés obtenus par le biais de la méthode proposée sont illustrés sur la figure 6.20. (b), (c), et (d). Les résultats obtenus après la séparation des modes sont visiblement meilleurs que ceux obtenus par EMD traditionnel. En effet, nous observons sur la figure 6.20 (d) une déformation au début et derrière les composantes principales du signal OS obtenu avec le mode EMD classique.

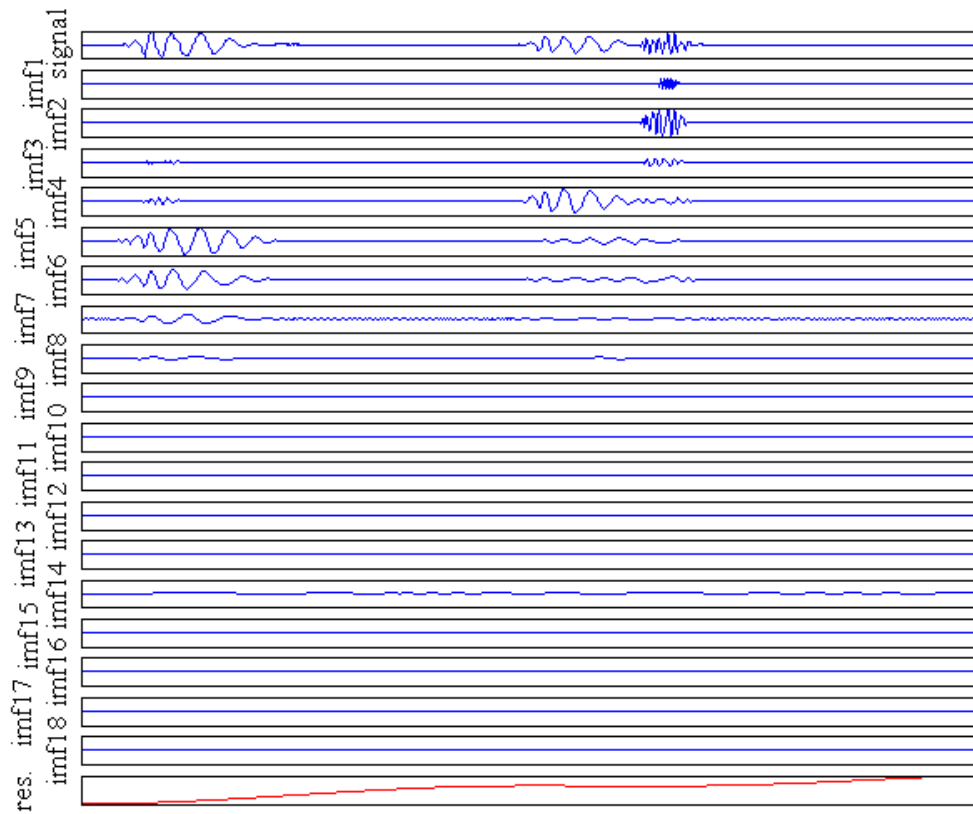


Figure 6.17 EMD du signal OS, de haut en bas: le signal, dix-huit IMF_s et le résidu

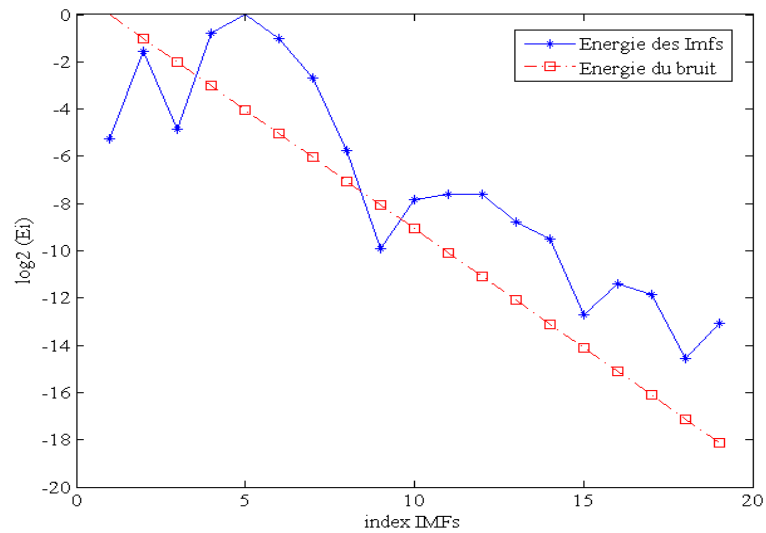


Figure 6.18 Sélection des IMF_s pour la segmentation du signal OS

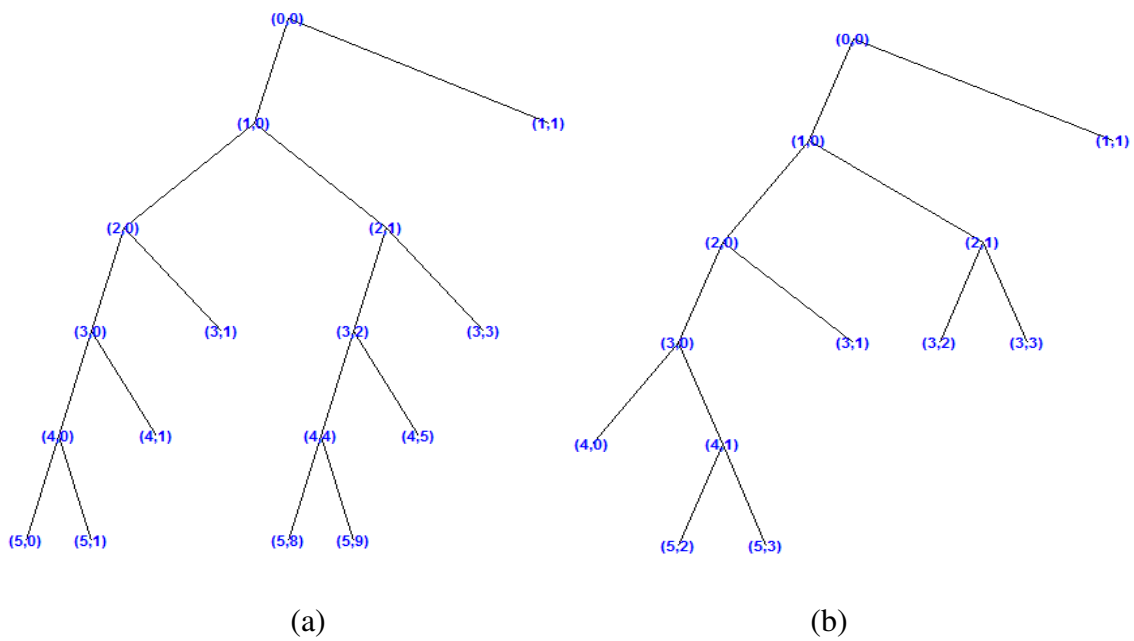


Figure 6.19 Choix de la meilleure base pour : (a) IMF₁, (b) IMF₂, du signal OS

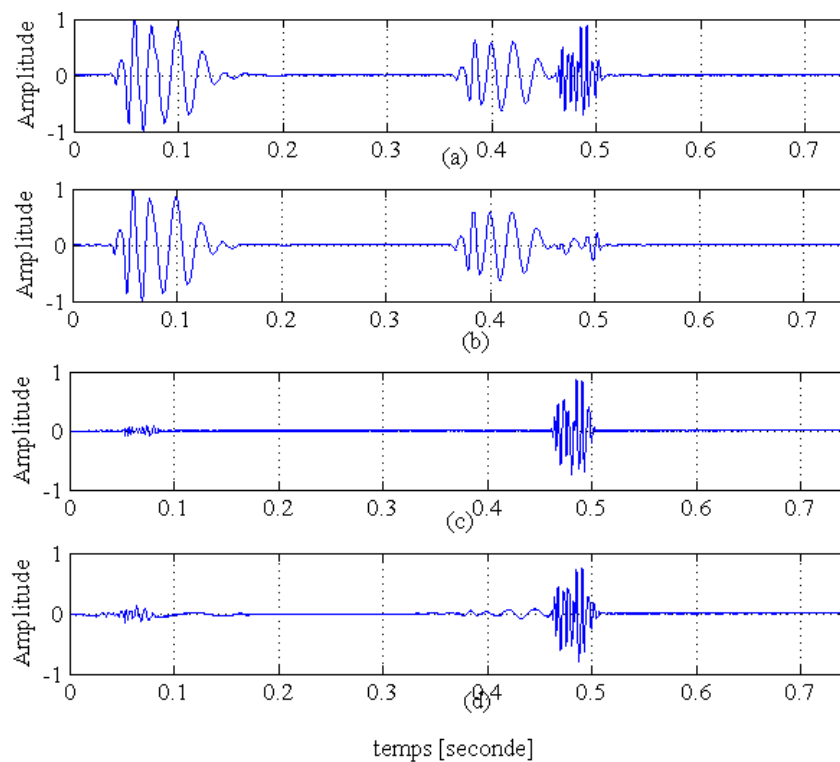


Figure 6.20 Résultats de la segmentation du signal OS, (a) le signal original, (b) le signal séparé sans murmure, (c) le murmure séparé après le dé-mixage et (d) avec le mélange de modes

III.6. Cas de la Sténose Pulmonaire (PS)

Un autre cas qui valide nos résultats est le signal PS. La méthode proposée est encore efficace pour la segmentation du signal PCG correspondant à cette pathologie. L'EMD tamise dix-sept IMF_s et un résidu, ces résultats sont illustrés sur la figure 6.21.

La figure 6.22 illustre la sélection des IMF_s obtenues par la méthode proposée. D'après l'analyse énergétique nous constatons que la majorité du bruit peut donc être séparé du signal PCG après le tamisage de la deuxième IMF. De même, nous remarquons que la majorité de l'énergie des composantes principales du signal est essentiellement concentrée dans la cinquième et sixième IMF.

La base optimale retenue pour le filtrage des IMF_s sélectionnée par le biais de la méthode de meilleure base est représentée sur la figure 6.23. Le signal et le murmure séparés sont illustrés sur la figure 6.24 (b), (c) et (d). Il est clairement observé que les résultats obtenus par la méthode proposée sont les meilleurs. Une déformation peut également être vue en partie (d) en particulier au début et à la fin du signal.

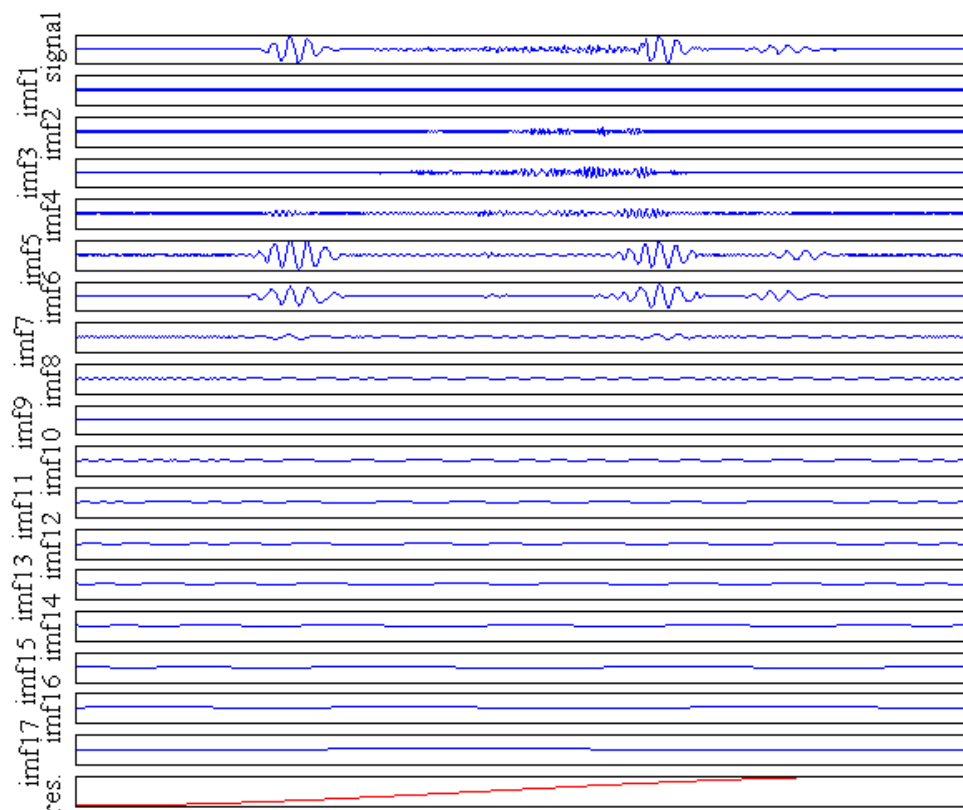


Figure 6.21 EMD du signal PS, de haut en bas: le signal, dix-sept IMF et le résidu

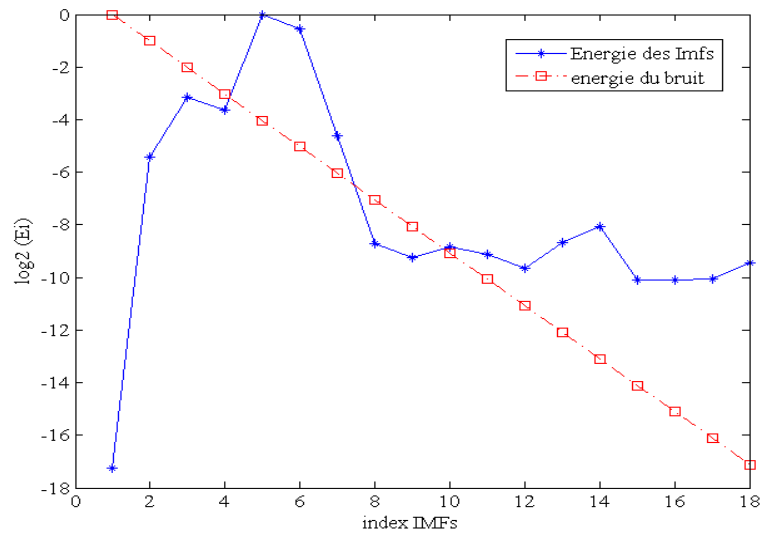


Figure 6.22 Sélection des IMF_s pour la segmentation du signal PS

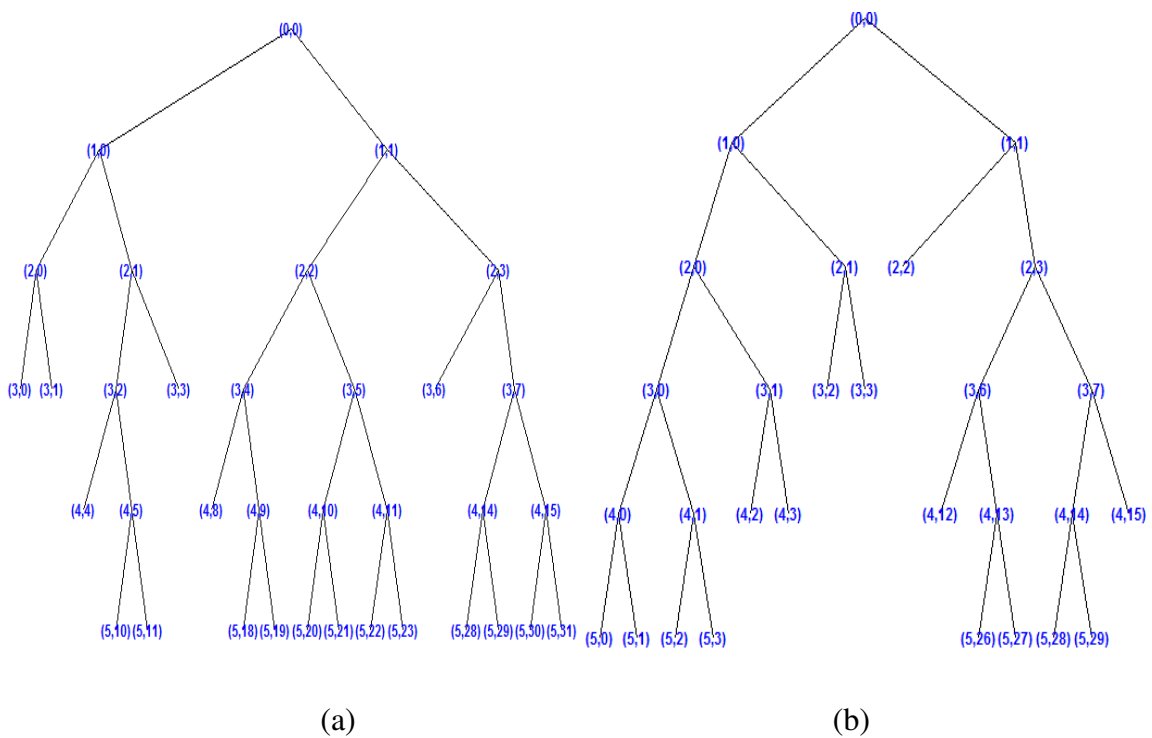


Figure 6.23 Choix de la meilleure base pour : (a) IMF₁, (b) IMF₂, du signal PS

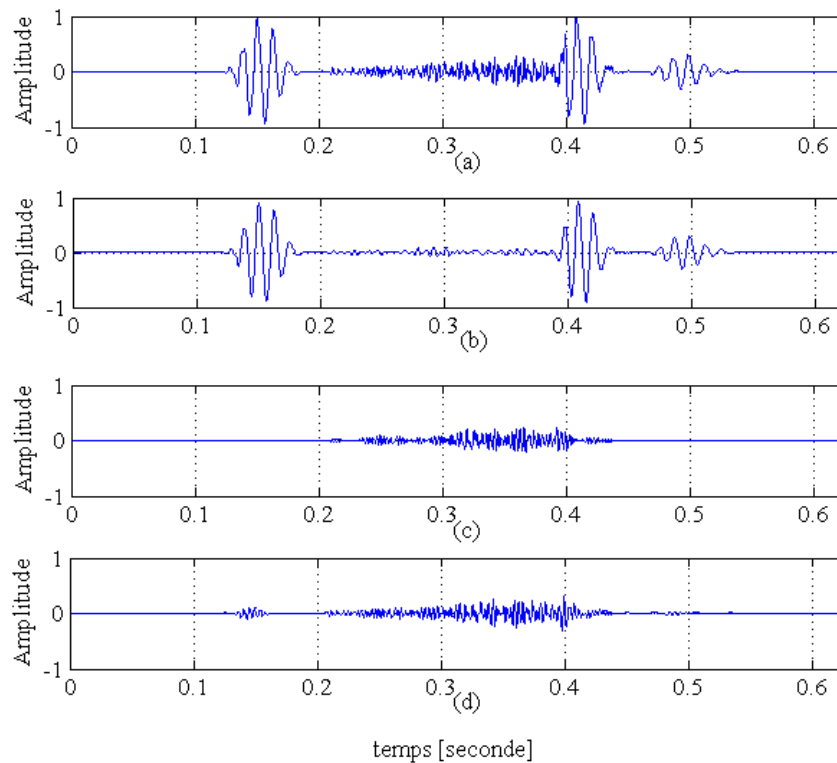


Figure 6.24 Résultats de la segmentation du signal PS, (a) le signal original, (b) le signal séparé sans murmure, (c) le murmure séparé après le dé-mixage et (d) avec le mélange de modes

Dans le tableau 6.2, nous présentons les coefficients de corrélation des IMF_s obtenus permettant de choisir entre la méthode EMD classique et l'approche proposée pour la séparation des modes en cas d'existence de mélange.

Le signal	EAS	LAS	MR	AR	OS	PS
la corrélation	-0,0014	-0,0076	-0,0075	0,0138	-0,0167	-0,0054

Tableau 6.2 La corrélation entre l' IMF_1 et l' IMF_2 pour les signaux considérés

Nous évaluons dans cette approche de segmentation les performances de notre algorithme de décomposition modale empirique avec le dé-mixage des modes en utilisant :

- un critère de sélection modale R_i pour sélectionner le mode contenant les composantes intéressantes à exploiter, en effet il s'agit d'une comparaison entre les

énergies des IMF_s et l'énergie du signal PCG. Le rapport de puissance des IMF_s par rapport à la puissance du signal est donné par l'équation 6.9

$$R_i = 1 - \frac{E(IMF_i^2)}{E(PCG^2)} \quad (6.9)$$

La minimisation de ce critère donne les IMF_s qui conservent les informations utiles du signal. Nous résumons dans le tableau 6.3 les valeurs de ce critère. A partir de ce tableau nous déduisons que les valeurs les plus faibles correspondent à l'approche de séparation de modes (dé-mixage). Nous constatons aussi que les R_i des nouvelles IMF_s après séparation de modes avec $i = 2,3$ sont les plus faibles, c'est au niveau de ces modes que le signal PCG analysé contient l'essentiel des informations du murmure.

Signal	EAS		LAS		MR		OS		PS	
	mixage	dé-mixage $\times 10^{11}$	Mixage	dé-mixage $\times 10^8$	mixage	Dé-mixage $\times 10^{11}$	mixage	dé-mixage $\times 10^{11}$	mixage	dé-mixage $\times 10^{11}$
IMF₁	1,00	0,00	1,00	0,00	1,00	0,00	-9,77	0,00	1,00	0,00
IMF₂	0,21	-1,22	-0,07	-66,01	0,52	-30,5	-16,98	-2,55	0,83	-1,53
IMF₃	0,87	-1,22	0,46	-66,33	0,87	-30,5	1,00	-2,55	1,00	-1,53
IMF₄	1,00	0,00	1,00	0,00	1,00	0,00	-6,16	0,00	1,00	0,00
IMF₅	1,00	0,00	1,00	0,00	1,00	0,00	0,84	0,00	1,00	0,00
IMF₆	0,73	0,00	1,00	0,00	1,00	0,00	0,99	0,00	1,00	0,00
IMF₇	0,98	0,00	1,00	0,00	0,99	0,00	0,99	0,00	0,99	0,00
IMF₈	0,99	0,00	1,00	0,00	0,99	0,00	0,99	0,00	1,00	0,00
IMF₉	0,99	0,00	1,00	0,00	1,00	0,00	0,99	0,00	1,00	0,00
IMF₁₀	0,99	0,00	1,00	0,00	1,00	0,00	1,00	0,00	1,00	0,00
IMF₁₁	1,00	0,00	1,00	0,00	1,00	0,00	1,00	0,00	1,00	0,00
IMF₁₂	1,00	0,00	1,00	0,00		0,00	1,00	0,00	1,00	0,00
IMF₁₃	1,00	0,00	1,00	0,00			1,00	0,00	1,00	0,00
IMF₁₄	1,00	0,00	1,00	0,00				0,00		0,00
IMF₁₅	1,00	0,00	1,00	0,00				0,00		0,00
IMF₁₆	1,00	0,00	1,00	0,00				0,00		0,00
IMF₁₇	1,00	0,00	1,00	0,00				0,00		0,00
IMF₁₈			1,00	0,00				0,00		0,00
IMF₁₉			1,00	0,00				0,00		
IMF₂₀			1,00							
IMF₂₁			1,00							
IMF₂₂			1,00							

Tableau 6.3 Critère modale empirique pour les murmures des signaux PCG anormaux

IV. Représentation temps-fréquence et caractérisation des signaux PCG pathologiques

La caractérisation des sons cardiaques ainsi que la localisation de principales composantes et du murmure est réalisée par le spectrogramme.

IV.1. Cas de la sténose aortique précoce (EAS)

Les résultats de l'analyse temps-fréquence par le spectrogramme du murmure de la pathologie EAS sont donnés par la figure 6.25 (a) et (b), les deux représentations montrent que le murmure EAS possède un contenu fréquentiel dans la gamme 150 Hz et 350 Hz avec un pic en fréquence à 215 Hz.

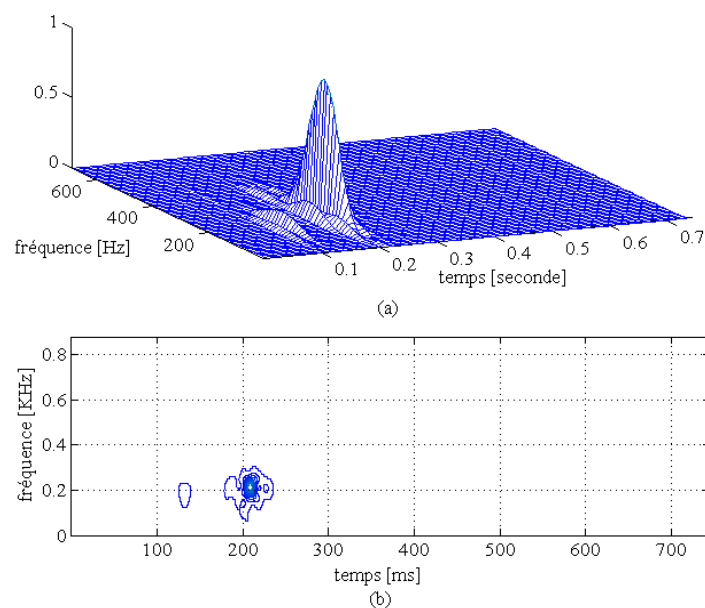


Figure 6.25 Spectrogramme du signal EAS, (a) localisation du murmure et (b) contour du spectrogramme

IV.2. Cas de la sténose aortique tardive (LAS)

L'analyse par spectrogramme du murmure LAS a donnée les résultats représentés sur la figure 6.26. D'après cette figure, nous constatons que la pathologie a une gamme de fréquence de 150-300Hz avec un pic situé à 236 Hz.

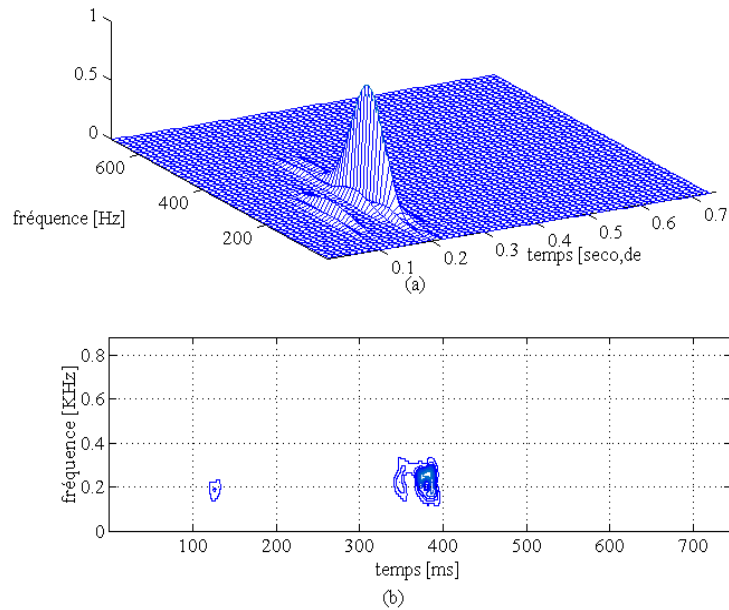


Figure 6.26 Spectrogramme du signal LAS, (a) localisation du murmure et (b) le contour du spectrogramme

IV.3. Cas de l'insuffisance mitrale (MR)

La figure 6.27 illustre les résultats du spectrogramme permettant de montrer que le murmure de la MR est situé à une bande de fréquence variant entre 200 Hz et 500 Hz avec un pic de fréquence à 328 Hz.

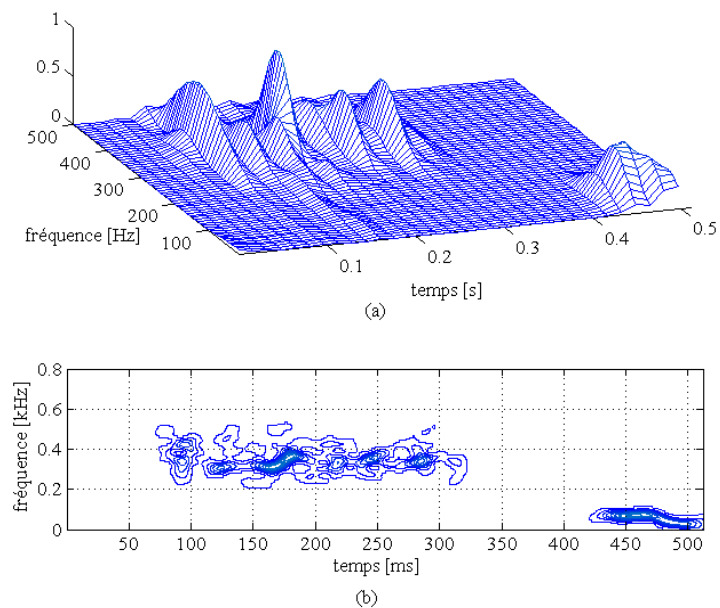


Figure 6.27 Spectrogramme du signal MR, (a) localisation du murmure et (b) le contour du spectrogramme

IV.4. Cas du claquement d'ouverture de la mitrale (OS)

L'analyse temps- fréquence par le spectrogramme du signal d'un sujet souffrant de la pathologie OS est illustrée sur la figure 6.29. Nous constatons que cette pathologie est caractérisée par une gamme de fréquence allant de 150 à 350 Hz avec un pic situé à 172 Hz.

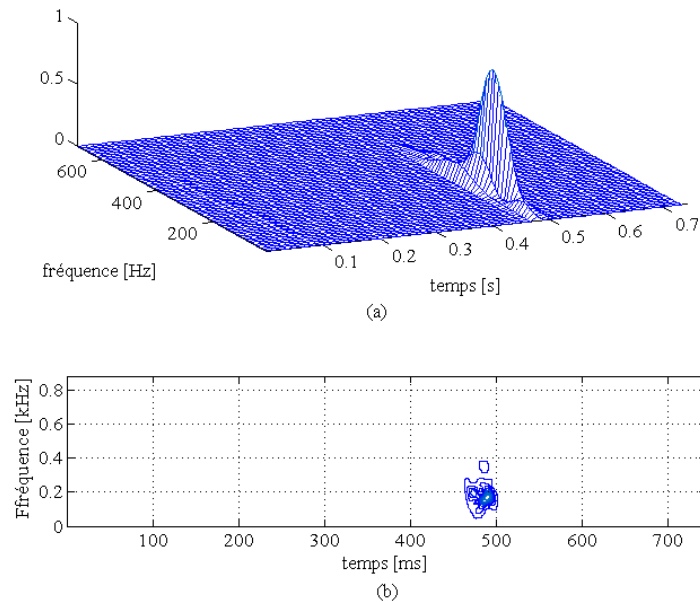


Figure 6.28 Spectrogramme du signal OS, (a) localisation du murmure et (b) le contour du spectrogramme

IV.5. Cas du Sténose Pulmonaire (PS)

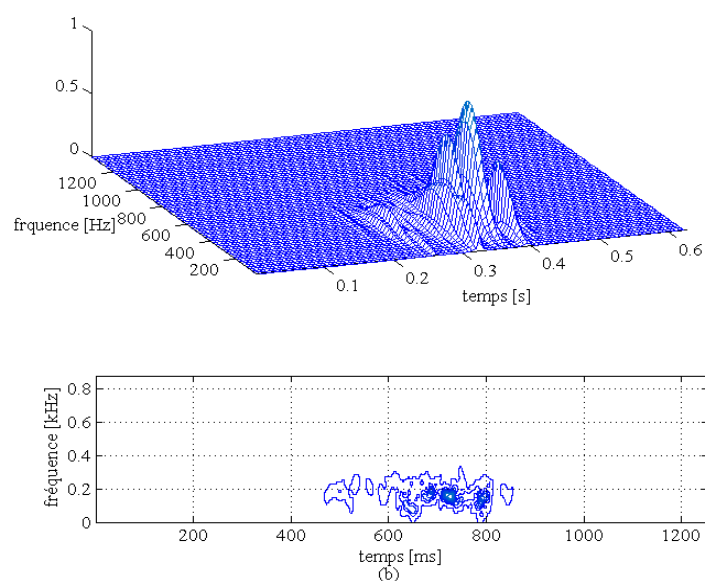


Figure 6.29 Spectrogramme du signal PS, (a) localisation du murmure et (b) le contour du spectrogramme

Il peut être vu facilement à travers la figure 6.29 illustrant les résultats du spectrogramme que le murmure correspondant à la PS est situé à une bande de fréquence variant entre 200 Hz et 400 Hz avec un pic à 301 Hz.

Le tableau 6.4 résume l'ensemble des résultats de l'analyse temps fréquence engendrée par le spectrogramme avec l'approche de dé-mixage.

Signal PCG	Type de murmure	Bande de fréquence [Hz]	Pic [Hz]
EAS	Systolique	150-350	215
LAS	Systolique	160-350	236
MR	Systolique	200-500	328
OS	Diastolique	150-350	172
PS	Systolique	200-400	301

Tableau 6.4 Caractérisation des PCG pathologiques

V. Conclusion

Ce chapitre présente un nouvel algorithme de segmentation des signaux PCG utilisant l'EMD combiné avec le modèle unique de bruit et la Transformée en Paquets d'Ondelettes (TPO). En effet, la méthode présente une version usant d'une décision pour la mise en œuvre des cas de mélange de modes caractérisant certains cas pathologiques des signaux PCG. La TPO est effectuée en utilisant la fonction de Daubechies db10 considéré comme la meilleure fonction d'ondelettes dans les travaux antérieurs. Son utilisation permet une discrimination entre les IMF_s caractérisant le signal de murmure et ceux des principales composantes du signal. Les expériences sont réalisées sur certains signaux PCG réel pathologiques tels que: EAS, MR, OS, LAS et PS. Les applications sur ces signaux réels complexes démontrent que la méthode proposée peut effectivement améliorer et réduire le problème de mélange de modes de l'EMD et fournir de meilleurs résultats que l'EMD traditionnels du point de vue de la segmentation et de la caractérisation de signaux en considération. En effet, des caractéristiques correspondant à différentes pathologies étudiées ont été extraites telles que la bande de fréquence, la valeur de la fréquence du pic.

CONCLUSION GENERALE

Le travail mené au cours de ce manuscrit de thèse à montré la capacité de deux méthodes de décomposition en sous bandes pour la segmentation des signaux non-stationnaires multi-composantes tel que les phonocardiogrammes (PCG) pathologiques, suivie de la caractérisation des murmures extraits par des outils de représentation énergétique du signal dans le plans temps-fréquence.

L'axe principal de cette thèse s'articule autour de signaux PCG_s anormaux correspondants à différentes pathologies cardiaques, leur segmentation et leur caractérisation est une étape indispensable pour le diagnostic des signaux PCG_s.

Dans un premier temps, nous nous sommes intéressés à l'étude bibliographique du signal phonocardiogramme, mettant l'accent sur ses principales composantes dans des situations normales et pathologique.

Pour une première contribution, ayant trait à la segmentation, une méthode de décomposition par ondelettes discrète accompagnée par le critère énergétique de l'entropie de Rényi à été mise en œuvre. En effet la TOD est un outil adéquat pour les signaux non-stationnaires de point de vue de la représentation à différents bandes fréquentielles. Les résultats obtenus sont très satisfaisants par rapport aux autres travaux pertinents. Une deuxième méthode de segmentation à été mise en œuvre par le biais de la décomposition EMD, qui est bien évidemment un outil puissant pour l'analyse des signaux non-stationnaires, nous avons proposé un algorithme en conjonction avec le modèle de bruit seul. En fait en cas d'existence de mélange de modes qui a été déterminé par un test de stationnarité entre les

fonctions modes intrinsèques ayants les plus hautes fréquences, un dé-mixage ou séparation de modes est nécessaire afin de pouvoir bien séparer le murmure des composantes principales du signal PCG. Pour réaliser ce dé-mixage, un filtrage des trois premières IMF_s qui contiennent le mode de fréquence le plus élevé par paquets d'ondelettes à été appliqué. L'application de notre méthode sur les différents signaux anormaux réels à démontré l'efficacité de l'algorithme pour éliminer le problème de mélange de modes.

La deuxième contribution consacrée à la caractérisation des différents murmures extraits. Pour ce fait les méthodes de représentation temps-fréquence ont été utilisées telles que le spectrogramme et la SPWVD. Le travail réalisé à permis de mettre en évidence certaines propriétés intéressantes des différents murmures permettant la caractérisation des pathologies cardiaques en considération.

Le travail développé dans le cadre de cette thèse ouvre des voies d'améliorations que l'on peut donner comme suit :

- Utiliser d'autres techniques de segmentations basées sur d'autres critères, pour améliorer la performance de segmentation.
- Explorer le domaine de la classification, et de comparaison de différents classificateurs.
- Représentation énergétique par d'autres classes d'outils.

Bibliographie

- [1] L. Senhadji, A.I.hernandez, F.wendling, G.Carrault, "Sur les signaux Electrophysiologiques : réflexion de quelques perspectives ouvertes", laboratoire Traitement du Signal et de l'Image INSERM, université de rennes 1, campus de beaulieu, 35042 Rennes cedex France, 2005.
- [2] M. A. Chizner, "Cardiac Auscultation: Rediscovering the Lost Art", *Curr Probl Cardiol*, July 2008 2008
- [3] E. A. Ashley, J. Niebauer, "Cardiology explained", *Remedica explained series*, 2004
- [4] C. Ahlstrom, "Processing of Phonocardiographic Signal- Method for the intelligent stethoscope", Thèse de licence, Department of Biomedical Engineering Linköping universitet, SE-58185 Linköping, Sweden, may 2006.
- [5] E. Mervoyer, "Base de cardiologie", université de médecine virtuelle francophone Institut du Thorax, Nantes, 2009-2010.
- [6] A. K.Abbas, R. Bassam, "Phonocardiography Signal Processing", in *Synthesis Lectures on Biomedical Engineering*, edited by J. D. Enderle (Morgan & Claypool Publisher, New York), 2009.
- [7] S. B. Daliman, "Time Frequency Analysis and Classification of Heart Sounds Murmur", thesis presented to faculty of electrical engineering university teknologi, Malaysia, 2004.
- [8] M. Brusco, B.S.E.E, "Development of a PDA-BASED wearable digital phonocardiograph", thesis presented to the Faculty of the Graduate School of the University of Texas at El Paso, December 2004.
- [9] Tiago Filipe, "A Remote Monitoring Platform for Auscultation", *Integrated Master in Biomedical Engineering*, Faculty of Sciences and Technology University of Coimbra 2010.
- [10] Danyleong-kong, "A software system for real-time cardiac acoustic mapping", thesis presented to the Faculty of the Graduate Studies and Research, Montreal, Quebec Canada- , 1997.
- [11] X. Zhang, "Analysis-Synthesis and Time-frequency Scaling of Phonocardiogram", thesis submitted for the degree of master of engineering, McGill University, Montreal 1996.

-
- [12] P. L. Toutain, H.Lefebvre, " Les bruits physiologiques du cœur chez le cheval et le chien", Service de Physiologie Ecole Vétérinaire de Toulouse, Novembre 1993.
- [13] M. B. Shamsollahi, D. Chen, P. Pibarot, L. Senhadji et L.G. Durand, " Estimation de la Pression Pulmonaire par Analyse Spectrale et Temps-Fréquence du Deuxième son cardiaque", Seizième colloque GRETSI 15-19 Septembre 1997.
- [14] A.Vacheron-Claude Le Feuve, J.D.Matteo, "Cardiologie ", troisième édition, Janvier 1999.
- [15] D. Theodor, K. Gretzinger, " Analysis of Heart Sound and Murmurs by Digital Signal Manipulation", A thesis submitted in conformity with the requirements of the Degree of Master of Health Sciences, Institute of Biomedical Engineering, university of Toronto,1996.
- [16] A. Cohen, "Ondelettes et traitement numérique du signal", CERMADE, université de Paris-Dauphine, 1 décembre 1997.
- [17] Roberto Ardon, Florance Perret et Claire Roche, " Débruitage par seuillage des coefficients d'ondelettes", Centrale Paris 2001 ENS Cachan DEA Mars 2001.
- [18] N. Kouras, "Analyse par ondelettes discrètes pour le débruitage des signaux biomédicaux et des images MEB : application aux semi-conducteurs", Mémoire de Magistère en Electronique, Université de Jijel, 2010.
- [19] Lucas Quarta, "Une introduction élémentaire à la théorie des ondelettes", Cahier pédagogique, Université de Mons-Hainaut Institut de Mathématique, Belgique, 22 novembre 2001.
- [20] Michel Vacher, Dan istrate, "Notes de lecture sur la Transformée en Ondelettes", Communication Langagière et Interaction Personne-Système, le 3 septembre 2004.
- [21] Cornel Ioan, "Analyse et traitement des images et des signaux", cours de temps-échelle, école nationale supérieure d'ingénieurs électriciens de Grenoble, septembre 2004-2006.
- [22] Michel Misiti , Yves Misiti, Georges Oppenheim, Jean-Michel Paggi, "Les ondelettes et leurs applications" , Hermes Science/Lavoisier ,2003.
- [23] Demaeyer Jonathan, Bebronne Michael et Forthomme Sébastienles, " les ondelettes", Université Libre de Bruxelles, Faculté des Sciences, Département de Physique : Deuxième Candidature en Sciences Physiques, Printemps des sciences 2003.
- [24] Philippe Carré, "Méthodes numériques temps-échelle et temps-fréquence pour le traitement du signal et des images ", Thèse Pour l'obtention du grade de Docteur de l'université de Poitiers (Faculté des Sciences Fondamentales et Appliquées), 2000.
-

-
- [25] Olivier Le cadet, "Méthodes d'ondelettes pour la segmentation d'images application à l'imagerie médicale et au tatouage d'image ", Thèse pour obtenir le grade de docteur de L'INPG Spécialité : Mathématiques Appliquées préparée au Laboratoire de Modélisation et Calcul (LMC / IMAG), l'École Doctorale \Mathématiques , Sciences et Technologies de l'Information, Le 28 septembre 2004.
- [26] "Bibliothèque Ondelettes", Version 1.0 le Forum de Pre - Milliet - 38 300 Montbonnot – France.
- [27] Professeur Alexandru Isar, "Théorie des ondelettes ", cours, 2012.
- [28] Marwa Chendeb, "Détection et classification des signaux non stationnaires par utilisation des ondelettes. Application aux signaux électromyographiques utérins", thèse pour l'obtention du grade de docteur de l'université de technologie de Troyes spécialité : optimisation et sûreté des systèmes, le 14 mars 2006.
- [29] I. gannaz, " Estimation par ondelettes dans les modèles partiellement linéaires", thèse pour obtenir le grade de docteur de l'université Joseph Fourier spécialité : mathématiques appliquées, 07/12/2007.
- [30] Anne Manoury, "Tatouage d'images numériques par paquets d'ondelettes", Thèse de doctorat Diplôme délivré conjointement par L'École Centrale de Nantes et l'Université de Nantes, le 21 Décembre 2001.
- [31] Andrei Doncescu, " les Ondelettes: Théorie et Applications", rapport technique, université de la Rochelle, 1998.
- [32] Fred Truchetet, " Ondelettes pour le signal numérique", Editions Hermes, Paris, 1998.
- [33] C. Charles, " Introduction aux ondelettes", Chargée de cours à l'Université de Liège, Gembloux Agro-Bio Tech (Unité de Statistique, Informatique et Mathématique appliquées à la bio-ingénierie), décembre 2009.
- [34] Valérie Perrier, "Application de la théorie des ondelettes", Laboratoire de Modélisation et Calcul de l'IMAG Institut National Polytechnique de Grenoble, Enseignement UNESCO Traitement du signal et des images numériques, Tunis,ENIT, 14-18 mars 2005.
- [35] Meziani Fadia, "Analyse du degré de sévérité pathologique des signaux phonocardiogrammes (PCGs) par application des transformées d'ondelettes", Thèse de Doctorat Spécialité : électronique biomédicale, juin 2013.
- [36] Philippe Moravie, "Parallélisations d'une méthode de compression d'images, direction des technologies avancées laboratoire d'électronique", de technologie et d'instrumentation
-

- département d'électronique et d'instrumentation nucléaire transformée en ondelettes, quantification vectorielle et codage d'huffman, France 1997.
- [37] Steven LECAM, "Analyse temps/fréquence pour l'identification de signatures pulmonaires par modèle Markov caché", Docteur de l'université de Strasbourg, 27 Novembre 2009.
- [38] S. Mallat, " Une exploration des signaux en ondelettes" Edition de l'école polytechnique, 92128 Palausau Cedex Paris, 2001.
- [39] Coifman, R. R.; M. V. Wickerhauser (1992), "Entropy-based algorithms for best basis selection", IEEE Trans. on Inf. Theory, vol. 38, 2, pp. 713–718.
- [40] S. Mallat, "A wavelet tour of signal processing", Academic Press (1998).
- [41] M.V. Wickerhauser Coifman, R.R.; "Entropy based algorithms for best basis selection". IEEE transaction on Information Theory, 38(2) :713_778, 1992.
- [42] Gabriel Rillin, "Décompositions Modales Empiriques. Contributions à la théorie, l'algorithme et l'analyse de performances", N°d'ordre : 435, Université de Lyon - Ecole Normale Supérieure de Lyon, 14 décembre 2007.
- [43] N.E. Huang, Z. Shen, S.R. Long, M.C. Wu, H.H. Shih, Q. Zheng, N.C. Yen, C.C. Tung, and H.H. Liu, "The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis", Proceedings : Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 454(1971) :903–995, 1998.
- [44] R. C. Sharpley and V. Vatchev, "Analysis of the intrinsic mode functions", Constructive Approximation, 24(1) :17–47, 2006.
- [45] G. Rilling, P. Flandrin, and P. Gonçalves, "On empirical mode decomposition and its algorithms", In IEEE-EURASIP workshop on nonlinear signal and image processing NSIP-03, Grado (I), 2003.
- [46] P. Flandrin, G. Rilling, and P. Goncalves, "Empirical mode decomposition as a filter bank", IEEE signal processing letters, 11(2):112–114, 2004.
- [47] Maud Kerebel, Luc Pellissier, Daniel Stan, "Empirical Mode Decomposition, algorithmes et utilisations", Juin 2011
- [48] T. Oberlin, " Différentes méthodes pour la décomposition modale empirique", Rapport de TER, 20 mai 2009.
- [49] P. Flandrin, G. Rilling, "Sampling effects on the Empirical Mode Decomposition", Laboratoire de Physique (UMR 5672 CNRS), Ecole Normale Supérieure de Lyon, 46 allée d'Italie, 69364 Lyon Cedex 07 France.

-
- [50] P. Flandrin, G. Rilling, and P. Goncalves, "EMD equivalent filter banks from interpretation to applications", WSPC/Trim Size: 9in x 6in for Review Volume, February 10, 2005.
- [51] Jean-Christophe Cexus, "Analyse des signaux non-stationnaires par transformation de Huang, Operateur de Teager-Kaiser, et Transformation de Huang-Teager (THT) ", Thèse doctorat, No d'ordre : 3318, Institut de Recherche de l'École Navale (IRENav, EA 3634)
- [52] Oaudi Beya, "Analyse et reconnaissance des signaux vibratoires contribution au traitement et à l'analyse des signaux cardiaque pour la télémédecine", Thèse doctorat, No d UPM : 2014-01, Université de BOURGOGNE, 2014.
- [53] Tarik Boustane et Gwénoélé Quellec, "Implantation de la méthode EMD en C avec interface Matlab", Rapport de Projet, Institut Supérieur d'Informatique de Modélisation et de leurs Applications, Projet de 100 heures de Novembre 2003 à Mars 2004
- [54] Mohguen Wahiba, "Améliorations de la méthode EEMD", magistère, université de Sétif 1, 19/10/2014.
- [55] T. Oberlin, "Approches mathématiques pour la décomposition modale empirique", Université Joseph Fourier, Grenoble Master Recherche Mathématiques Appliquées, rapport de stage.
- [56] Kais Khaldi, "Processing and analysis of sounds signals by Huang transform (Empirical Mode Decomposition: EMD) ", Thèse de Doctorat, Sous le sceau de l'Université européenne de Bretagne Télécom Bretagne En habilitation conjointe avec l'UBO Ecole Doctorale SICMA Co-tutelle avec Ecole Nationale d'Ingénieurs de Tunis En habilitation conjointe avec l'université Tunis El Manar Ecole Doctorale STI, 2012.
- [57] A. Quinquin, C. IONA, "Représentation temps-fréquence et temps-échelle", ISO690, centre de recherche ENSIETA , Brest, France, 2002.
- [58] P. Flandrin, " Représentation temps-fréquence de signaux non stationnaires", laboratoire de traitement de signal, Traitement du Signal, volume 6 - n° 2, pp. 89-101, 1989.
- [59] L. Cohen, "Time Frequency Distributions - A Review", Proc. of the IEEE, Vol.77, No.7, July 1989.
- [60] L. Cohen, "Generalized Phase-Space Distribution Functions", J. of Math. Physics, Vol.7, No.5, pp.781-786, May 1966.
- [61] O. Rioul and P. Flandrin, "Time-Scale Energy Distributions: A General Class Extending Wavelet Transform", IEEE Trans. on Signal Proc., Vol. SP-40, No.7, pp. 1746-

1757, 1992.

- [62] P. Flandrin, "Temps-Fréquence", 408p, Ed. Hermès, Paris, 1993.
- [63] P. Flandrin, J. Sageloli, J.P.Sessargeo et al, " Ondelettes, Spectrogrammes et Lissage de la distribution de Wigner-Ville", douzième colloque GRETSI – Juan –LES –PINS – 12A ,1989.
- [64] B. Boashash, "Time-frequency signal analysis and processing: A Comprehensive reference", in Elsevier Publications, First edition 2003, ISBN 0-08- 0443354.
- [65] P. Flandrin, J.P.Sessargeo," Méthodes temps-fréquence en acoustique", Journal of physique colloque,1990.
- [66] J. Dumas, "L'analyse temps-fréquence", 01 dB-STELL, 2001.
- [67] P. Flandrin, B. Escude, " Principe et mise en œuvre de l'analyse temps-fréquence par transformation de Wigner-ville ", Traitement de signal, volume 2 - n°, pp. 143-151, 1985 .
- [68] N. kouras, D. Boutana, M. Benidir and B. Barkat, "A comparative study of some wavelet functions in the denoising of phonocardiogram signals", Proc. of the 2nd Int. Conf. on Advanced Computer Theory and Engineering (ICACTE 2009), Sept.25 -27, 2009, Cairo,Egypt.
- [69] L. Hamza Cherif, S.M. Debbal and F. Bereksi Reguig, "Segmentation of heart sounds and heart murmurs", Journal of Mechanics in Medecine and Biology 08:549{559, 2008.
- [70] L. Hamza Cherif, S.M. Debbal and F. Bereksi Reguig, "Choice of the wavelet analyzing in the phonocardiogram signal analysis using the discrete and the packet wavelet transform", Expert Systems with Applications 37:913-918, 2010.
- [71] H. Liang, S. Lukkarinen, I. Hartimo, "A heart sound segmentation algorithm using wavelet decomposition and reconstruction", Proc. of the IEEE EMBS, 19th annual international conference: pp.1630-1633, 1997.
- [72] D. Kumar, P. Carvalho, M. Antunes, J. Henriques, L. Eugenio, R. Schmidt, J. Habetha, "Detection of S1 and S2 heart Sounds by high frequency signatures", Engineering in Medicine and Biology Society, 28th Annual Int. Conf. of the IEEE 3:1410-1416, 2006.
- [73] Prashant Kumar, "Estimating Boundaries of Primary Heart Sounds for Diagnosing Heart Valve Disorders", IET 3rd International Conference On Advances in Medical, Signal and Information Processing, MEDSIP:1-4, 17-19 July 2006.
- [74] Z. Dokur and T. Olmez, "Feature determination for heart sounds based on divergence analysis", Digital Signal Processing 19:521-531, 2009.

- [75] S. Choi, Y. Shin and H-K Park, "Selection of wavelet packet measures for insufficiency murmur identification", *Expert Systems with Applications: An International Journal* 38:4264-4271, April, 2011.
- [76] D. Boutana, M. Benidir, , and B. Barkat, "Segmentation and identification of some pathological phonocardiogram signals using time-frequency analysis", *Signal Processing, IET Volume: 5 , Issue: 6 2011 , Page(s): 527 -537.*
- [77] A. Moukadem, A. Dieterlen, N. Hueber, C. Brandt, "A Robust Heart Sounds Segmentation Module Based on S-Transform", *Biomedical Signal Processing and Control, Elsevier* 8: pp.273:281,2013.
- [78] E. Sejdic, J. Jiang, "Selective regional correlation for pattern recognition", *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part A: Systems and Humans* 37, 82-93,2007.
- [79] C. Kwak, O.W Kwon, "Cardiac disorder classification by heart sound signals using murmur likelihood and hidden Markov model state likelihood", *IET Signal Process* 6:326-334, 2012.
- [80] S. Sanei, M. Ghodsi, H.Hassani, "An adaptive singular spectrum analysis approach to murmur detection from heart sounds", *Medical Engineering and Physics* 33:362-367, 2011.
- [81] Jian-bo Wu, Su Zhou, Zhao Wu, Xiao-ming Wu, "Research on the method of characteristic extraction and classification of Phonocardiogram", *International Conference on Systems and Informatics (ICSAI):1732-1735, 19-20 May 2012.*
- [82] Danyleong-kong , "A software system for real-time cardiac acoustic mapping", *THESIS presented to the Faculty of the Graduate Studies and Research, Montreal, Quebec Canada-, 1997.*
- [83] S. M. Debbal, F. Bereksi-Reguig, "Computerized heart sounds analysis", *Computers in Biology and Medicine, Volume 38 Issue 2, February, 2008, pages 263-280.*
- [84] J. Jasper, K. R. Othman, "Feature Extraction for Human Identification Based on Envelopgram Signal Analysis of Cardiac Sounds in Time-Frequency Domain", *International Conference on Electronics and Information Engineering (ICEIE 2010), IEEE Volume 2.*
- [85] Taikang Ning, and Kai-Sheng Hsieh, "Automatic heart sounds detection and systolic murmur characterization using wavelet transform and AR modeling", *Proc.35th Annual*

-
- International Conference of the IEEE EMBS Osaka, Japan 3, July, 2013.
- [86] H. Nasri and M. R. Homaeine zhad, "Detection and Boundary Identification of Phonocardiogram Sounds Using an Expert Frequency-Energy Based Metric", *Annals of Biomedical Engineering* 41:279-292, Fev. 2013.
- [87] C. D. Papadaniil and L. J. Hadjileontiadis, "Efficient Heart Sound Segmentation and Extraction Using Ensemble Empirical Mode Decomposition and Kurtosis Features", *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics* 18:1138-1152, Dec 2013.
- [88] J. Pedrosa, A. Castro and T.T.V Vinhoza, "Automatic heart sound segmentation and murmur detection in pediatric phonocardiograms", *Proc. 36th IEEE Annual International Conference of the Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC):2294-2297*, 26-30 Aug 2014.
- [89] D. Boutana, M. Benidir and B. Barkat, "Segmentation and Time Frequency Analysis of Pathological Heart Sound Signals Using the EMD Method", *Proc. of the 22nd European Signal Processing Conference EUSIPCO,1437:1441*, Sep 2014.
- [90] S. Choi, Gyeong Bok Jung, H.K. Park, "A novel cardiac spectral segmentation based on a multi-Gaussian fitting method for regurgitation murmur identification", *Signal Processing* 104:339-345, 2014.
- [91] Yineng Zheng, Xingming Guo, Xiaorong Ding, "A novel hybrid energy fraction and entropy-based approach for systolic heart murmurs identification", *Expert Systems with Applications* 42:2710-2721, 2015.
- [92] S. Sun, "An innovative intelligent system based on automatic diagnostic feature extraction for diagnosing heart diseases", *Knowledge-Based Systems* 75:224-238, 2015.
- [93] N. Kouras, D. Boutana, M. Benidir, "Wavelet based segmentation of some abnormal heart sound signal", *Electrical Engineering and Control Applications ICEECA 2012*, Nov 20-22 th, 2012, Khenchela, Algeria. pp.1-5, 2012
- [94] N. Kouras, D. Boutana, M. Benidir, "Wavelet based segmentation and time-frequency characterisation of some abnormal heart sound signals", *proceedings of the 24 th International Conference of Microelectronics ICM 2012*, 17-20 DEC 2012, Alger. Algérie.pp1-5, 2012.
- [95] D. Boutana, N. Kouras, B. Braham, M. Benidir, "Heart Murmurs Detection and Characterization using Wavelet Analysis with Renyi Entropy", *Journal of Mechanics in Medicine and Biology*, Vol.17, No 6 (2017), 1750093 (20 pages), DOI:10.1142/S0219519417500932.
-

-
- [96] A. Renyi, "On measures of entropy and ", Proc. of the fourth Berkely Symposium on Mathematics, statistics and Probability: 547-561, 1961.
- [97] W. J. Williams, M.L. Brown, and A. Hero III, Uncertainty, "Information and time-frequency distributions", SPIE Advanced Signal Processing Algorithms, Architectures and Implementation II 1566:144-156, 1991.
- [98] R. G. Baraniuk, P. Flandrin, A. J.E.M. Janssen, O. J.J. Michel, "Measuring Time-Frequency information Content using the Renyi Entropies", IEEE Transactions on Information Theory 47:1391-1409,May 2001.
- [99] A. Djebbari, F. Bereksi Reguig, "Short-time fourier transform analysis of the phonocardiogram signal", The 7th IEEE International Conference on Electronics, Circuits and Systems 2: 844-847,2000.
- [100] <http://www.egeneralmedical.com>
- [101] D L. Donoho, I.M. Johnstone, "Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage", Biometrika, Vol 81, 1994, pp 425-455.
- [102] S. Mallat, "A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation", IEEE Trans. on Pattern Anal. Mach. Intell., vol.2, N°7, July 1989, pp.674-693.
- [103] H. Liang, , S. Lukkarinen, , I, Hartimo, "A heart sound segmentation algorithm using wavelet decomposition and reconstruction", Proceedings of the IEEE EMBS, 1997,19th annual international conference; pp. 1630-1633.
- [104] D. Kumar, P. Carvalho, M. Antunes, , et al, "Detection of S1 and S2 heart sounds by high frequency signatures", Engineering in Medicine and biology society, 2006, 28th Annual international Conference of the IEEE Aug. 30 -Sept. 3, 1410 – 1416.
- [105] J. Ning , and T. Ning , "Quantitative Analysis of Heart Sounds and Systolic Heart Murmurs Using Wavelet Transform and AR Modeling", In IEEE 2009, 31st Annual International Conference of the IEEE EMBS (Minneapolis, Minnesota, USA), September 2-6, IEEE. pp. 4562-4568.
- [106] S. Choi, Y. Shin, H. Park, "Selection of wavelet packet measures for insufficiency murmur identification", Expert Systems with Applications: An International Journal April, 2011v.38 n.4, p.4264-4271.
- [107] M A. Akbari, K. Hassani, J D. Doyle, et al, "Digital Subtraction Phonocardiography (DSP) applied to the detection and characterization of heart murmurs", BioMedical Engineering OnLine 2011, 10:109.
-

- [108] I. Iancu, E. Iancu, "Method for the Heart Sounds Processing", Annals of the University of Craiova. Series: Automation, Computers, Electronics and Mechatronics, Vol. 10 (37), No. 2, 2013 ISSN 1841-0626, pp13-17.
- [109] E. Norden, Z S. Huang, R. Steven, , et al, "The empirical mode decomposition and Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series", (In Proc. of the Royal Society of London), 1998, vol.454:903-995.
- [110] G. Rilling, P. Flandrin , and P. Goncalves, "On Empirical Mode Decomposition and its algorithms", IEEE-EURASIP Work shop on Nonlinear Signal and Image Processing NSIP- 03, Grado (I), June 2003.
- [111] P. Flandrin, P. Goncalves, , and G. Rilling, "Detrending and denoising with the empirical mode decomposition", In proc. of Eusipco 2004, pp.1582-1584.
- [112] J. Terrien, C. Marque, and B. Karlsson, "Automatic detection of mode mixing in empirical mode de composition using non-stationarity detection: application to selecting IMFs of interest and denosing", Eurasip Journal on advances in signal processing, 2011, :37.
- [113] H. Naseri, M.R. Homaeinezhad, "Detection and Boundary Identification of Phonocardiogram Sounds Using an Expert Frequency-Energy Based Metri", Ann. Biomed. Eng. 41(2), 279–292 (2013).
- [114] Liu . Yanping, Yue Li, Hongbo Lin, and Haitao Ma, "An amplitude-preserved time-frequency peak filtering based on empirical decomposition for seismic random noise reduction", IEEE geosciences and remote sensing letters, Vol.11, May 2014, pp.896-900.
- [115] D. Boutana, M. Benidir, , and B. Barkat, "Segmentation and time-frequency characterisation of heart sound signal using the empirical mode decomposition", Signal Processing Conference (EUSIPCO), 2014 Proceedings of the 22nd European, 1-5 Sept. 2014 Page(s): 1437 – 1441.
- [116] N. kouras, D. Boutana, M. Benidir, "Empirical Mode Decomposition with Mode Mixing and Time-Frequency Analysis on Abnormal Heart Sounds", 2017 International Conference on Bioinformatics Research and Applications (ICBRA 2017), conference acceptée.
- [117] Sun Shuping, "An innovative intelligent system based on automatic diagnostic feature extraction for diagnosing heart diseases", Knowledge-Based Systems 75 (2015) 224–238.
- [118] Choi S, "Detection of valvular heart disorders using wavelet packet decomposition and support vector machine", Expert Systems with Applications. 2008; 35(4): 1679-1687. doi: 10.1016/j.eswa.2007.08.078.

Résumé

Cette thèse porte sur l'étude des signaux PCG pathologiques en vue de leur segmentation et caractérisation. Les signaux PCG pathologiques comportent des informations sous la forme de murmure générés par un dysfonctionnement cardiaque au niveau du cœur. Le travail de la thèse permettra de fournir des informations d'une grande utilité, sur le plan de la caractérisation temps, fréquence, gamme de fréquence et fréquence du pic en énergie pour les différents murmures étudiés. A ce titre, ces informations seront une aide appréciable au diagnostic médicale. Afin de mener à bien ce travail, nous avons opté par l'utilisation de méthodes possédant des propriétés performantes pour répondre à cet objectif. Pour cela, deux approches sont étudiées: l'analyse par ondelettes et la décomposition modale empirique avec les outils temps-fréquence pour la caractérisation dans le domaine temps-fréquence.

Avant d'entamer les travaux, une étude sur les signaux PCG normaux et pathologiques est effectuée. Cette étude a permis de mettre en évidence l'ensemble des composantes du cœur ainsi que leur éventuelle relation avec le signal dans des situations normales et pathologiques. Les résultats escomptés, issues des applications effectuées, contribueront à apporter de l'information concernant les différents murmures présents dans des situations pathologiques. Ces résultats auront certainement un impact bénéfique pour une aide au diagnostic des problèmes qui peuvent se poser lors de l'activité cardiaque.

Mots clés: analyse temps-fréquence, transformée en ondelette, transformée en paquet d'ondelettes, entropie de Renyi, critère énergétique, signaux cardiaques pathologiques.

Abstract

This thesis focuses on the study of pathological phonocardiogram (PCG) signals for their segmentation and characterization. Pathological PCG signals contain information in the form of murmur generated by cardiac dysfunction at the heart organs. The work of the thesis will provide information of great utility, in terms of the time and frequency characterization, frequency range and frequency of peak energy for the various murmurs studied. As such, this information will be an appreciable aid to medical diagnosis. In order to carry out this work, we have opted for the use of methods with powerful properties to meet this objective. For this, two approaches are studied: wavelet analysis and empirical modal decomposition with time-frequency tools for characterization in the time-frequency domain.

Before starting work, a study on normal and pathological PCG signals is performed. This study made it possible to highlight all the components of the heart as well as their possible relationship with the signal in normal and pathological situations. The expected results, resulting from the applications carried out, will contribute to provide information concerning the different murmurs present in pathological situations. These results will certainly have a beneficial impact for a help in diagnosing the problems that may arise during the cardiac activity.

Key words: time-frequency analysis, wavelet transform, wavelet packet transform, Renyi entropy, energetic criterion, pathological cardiac signals

ملخص

هذه الأطروحة تتناول دراسة إشارات PCG المرضية لتجزئتها وتوصيفها. تحتوي إشارات PCG المرضية على معلومات في شكل لغة ناتجة عن خلل وظيفي في القلب على مستوى أجهزة القلب. عمل هذه الأطروحة يسمح بتوفير معلومات ذو فائدة كبيرة من حيث تحديد خصائص الزمن، التردد، مدى التردد والتردد من ذروة الطاقة لمختلف النفخات المدروسة. على هذا النحو، فإن هذه المعلومات ستكون مساعدة كبيرة للتشخيص الطبي. من أجل تنفيذ هذا العمل، اخترنا استخدام أساليب مع خصائص قوية لتحقيق هذا الهدف. لهذا، يتم دراسة نهجين: تحليل الموجات والتحليل النمطي التجريبي مع أدوات زمن - تردد لتحديد الخصائص في مجال الترددات الزمنية.

قبل البدء في العمل، يتم إجراء دراسة حول إشارات PCG العادية والمرضية. وقد مكنت هذه الدراسة من تسليط الضوء على جميع مكونات القلب وكذلك علاقتها المحتملة مع الإشارة في الحالات الطبيعية والمرضية. النتائج المتوقعة، الناتجة عن التطبيقات التي تم تنفيذها، سوف تساهم في تقديم معلومات حول حالات اللغط الموجودة في الحالات المرضية، وهذه النتائج سيكون لها بالتأكيد تأثير مفيد للمساعدة في تشخيص المشاكل التي قد تنشأ خلال النشاط القلبي.

كلمات البحث: تحليل زمن - تردد، تحليل الموجات، تحليل حزمة الموجات، إنتروبي ريني، معيار الطاقة، إشارات القلب المرضية.