



## *Dédicaces*

*Je dédie ce travail:*

*A mes chers parents,*

*A mon mari,*

*A mes frères et sœurs,*

*A toute ma famille,*

*A tous mes enseignants et mes collègues a l'université de  
Tlemcen,*

*A tous ceux que j'aime.*

*Qu'ils trouvent ici l'expression de toute ma reconnaissance.*

# Remerciements

*Avant tout, je remercie Dieu de m'avoir donné la force pour réaliser ce présent travail.*

*(الحمد لله)*

*Je tiens à exprimer ma très profonde gratitude à Monsieur S.M.DEBBAL, professeur à l'université Aboubekr Belkaid-Tlemcen, qui n'a ménagé aucun effort pour me prendre en charge pour la réalisation de ce travail. Sa clairvoyance, sa générosité, sa gentillesse, ses connaissances, le temps qu'il m'a dispensé, et sa grande disponibilité dont il a fait preuve; m'ont énormément facilité ma tâche.*

*J'adresse mes très sincères remerciements à Monsieur M.BENABDELLAH, professeur à l'université de Tlemcen pour l'intérêt qu'il a accordé à ce travail en acceptant de le juger et de présider le jury.*

*Je tiens à remercier les membres du jury qui m'ont fait l'extrême honneur de participer à l'examen de ce travail :*

- *Mr A.DJEBBARI, Professeur, Université de Sidi Belabbes.*
- *Mr A. KADDOUR, Professeur, Université d'Oran.*

*Je tiens aussi à remercier les membres du laboratoire du génie-biomédical(GBM) au sein duquel ce travail a été réalisé et finalisé.*

## *Résumé*

De nos jours et vu la grande évolution de l'informatique, des mathématiques appliquées et de la micro-électronique, le domaine de la cardiologie s'est vu propulsé et entouré d'un grand soin dans les recherches scientifiques médicales tant les résultats escomptés jouissent d'un impact certain sur l'amélioration des conditions de la santé et de l'hygiène concernant tout un chacun de nous.

A cette effet le développement des dossiers médicaux informatiques et la généralisation des techniques de traitement du signal est devenu une chose courante dans l'investigation du domaine de cardiologie, facilitant ainsi la manipulation et la compréhension de données hétérogènes, ambiguës mais le plus souvent complémentaires et surtout accessibles aux cliniciens dans leur prise de décision du diagnostic médical.

Notre objectif escompté c'est l'analyse de la sévérité pathologique des signaux phono cardiogrammes (**PCGs**) par utilisation des transformées d'ondelettes.

Le rapport énergétique (**RE**) s'est révélé être un indicateur très utile dans le suivi de la sévérité pathologique. Ce rapport va nous servir dans la classification de divers signaux **PCGs** afin de vérifier les résultats obtenus par l'utilisation de nos paramètres mis au point.

Dans cette optique un algorithme a été élaboré en premier lieu pouvant aider à la segmentation du signal phono cardiogramme (**PCG**) et à la localisation des différentes composantes internes (**bruits, clicks et souffles**).

Les trois versions de la technique des ondelettes seront mis à profit pour étudier l'évolution du degré de sévérité pathologique à savoir la transformée en ondelettes continue

(**T.O.C**), la transformée en ondelettes discrète (**T.O.D**) et la transformée par paquets d'ondelettes (**T.P.O**).

Si la **T.O.C** se caractérise par une représentation graphique temps-fréquence pour répondre au but fixé (suivi de l'évolution de la sévérité pathologique à partir d'un certain nombre paramètres amassés :Etendue fréquentielle ( **$\Delta F$** ), Rapport d'angle ( **$R_g$** ) et Aire du souffle ( **$A_s$** )) , la **T.O.D** et la **T.P.O** par contre vont être utilisés en tant qu'outil de filtrage pour l'établissement d'un certain nombre de paramètres (Rapport Approximation-Signal (**RAS**), Coefficient de corrélation ( **$C_c$** ) ,Variation de la moyenne de la variation des coefficients des détails ( **$Md$** ), Erreur de reconstruction (  **$\epsilon_{ermoy}$** ), Energie Moyenne (**EM**), ainsi que l'écart type  **$\sigma$**  (**A**) et la valeur absolue de la moyenne (**Mean**) ) et la vérification de leur corrélation avec l'évolution du degré de sévérité pathologique.

La phase finale de cette recherche se caractérisera par le choix et l'adaptation des paramètres les plus pertinents et les plus aptes à répondre aux objectifs tracés.

**Mots clés :** Signal phono cardiogramme (**PCG**), Sévérité pathologique, Souffles, Fréquence, Durée, Transformée d'ondelette, Continue, Discrète, Paquets, Paramètres, Mesures, Statistiques.

## *Abstract*

Nowadays, research cardiology field has been grown extensively as a result of the important progress in informatics, mathematics and microelectronics. These researches play an important role in the enhancement of the health conditions.

To this effect the development of computer medical records and the generalization of signal processing techniques has become a common thing in the investigation of the cardiology field, facilitating the manipulation and understanding of heterogeneous data, ambiguous but more often complementary and especially accessible to clinicians in their decision making in medical diagnosis.

The aim of this study is the Analysis of the pathological severity degree of phonocardiograms signals (**PCGs**) using the wavelet transforms (**WT**).

Energetic ratio (**ER**), seems very useful indicator in monitoring the disease severity. This ratio will be used in the classification of various signals **PCGs** in order to check the results obtained from the use of our parameters developed.

In this context, at first an algorithm was developed that will be needed in the segmentation of the phonocardiogram (**PCG**) signal and the location of various internal components (heart sounds, clicks and murmurs).

The three versions of the wavelet technique will be used to study the evolution of disease severity namely the continuous wavelet transform (**C.W.T**), the discrete wavelet transform (**D.W.T**) and the packets wavelet transforms (**P.W.T**).

If **C.W.T** is characterized by a graphical time-frequency representation to meet the goal set (follow the evolution of the disease severity from a certain number of parameters raised: frequency extended ( **$\Delta F$** ) Angle ratio (**Rg**) and Area of murmur (**As**)), the **D.W.T** and **P.W.T**

against will be used as a filtering tools in order to establish some useful parameters (ratio approximation-signal (**RAS**), correlation coefficient (**C<sub>C</sub>**), the variation of the average variation of detail coefficients (**Md**), reconstruction error (**ε\_ermoy**) Average Energy (**AE**), together with the standard deviation **σ (A)** and the absolute value of the average (mean)) and verification of their correlation with the degree of disease severity.

The final phase of this research will be characterized by the choice and adaptation of the most relevant parameters and the fittest to meet the objectives set.

**Keywords:** Phonocardiogram signal (**PCG**), Pathological severity, Murmurs sounds, Hearts sounds, Frequency, Duration, Wavelet transform, Continuous, Discrete, Packets, Parameters, Measurement and Statistics.

## ملخص الاطروحة

الى يومنا هذا و بالنظر الى التطور الكبير في علوم الحاسوب ،الرياضيات التطبيقية و الالكترونك الدقيقة ،اصبح مجال امراض القلب محاط بعناية كبيرة في مجالات الابحاث العلمية الطبية باعتبار النتائج المحصل عليها لها تأثير كبير على تحسين الظروف الصحية لكل واحد منا .

لهذا السبب اضحى تطور السجلات الطبية و تعميم تقنيات معالجة الإشارات شائعا في مجال القلب و الاوعية الدموية لتسهيل تحليل و فهم البيانات غير المتجانسة و التي في كثير من الاحيان تكميلية و خاصة في متناول الأطباء من أجل تشخيص طبي ها د ف .

الهدف المنشود من هذا العمل هو تحليل الشدة المرضية لإشارات المخطط الميكانيكي للقلب (م.م.ق) باستخدام تحويل المريجيات (ت.م) .

لقد تبين من قبل بعض الباحثين أن المعامل الطاقوي (م.ط) مؤشر هام في رصد الشدة المرضية . هذا المعامل ساعد على تصنيف مختلف الإشارات الميكانيكية للقلب (م.م.ق) للتحقق من النتائج المحصل عليها باستعمال المعاملات المتحصل عليها .

وفي هذا السياق طبقنا خوارزمية من أجل تجزئة إشارات مخطط القلب و موقع كل مكوناته الداخلية (ضوضاء- نفخة القلبية) .

التقنيات الثلاثة للموجيات سيتم استخدامها : تحويل الموجيات المستمر (ت.م.م) ، تحويل الموجيات الجزئي و حزمة تحويل الموجيات (ت.ح.م).

إذا كان تحويل الموجيات المستمرة (ت.م.م) يتميز بتمثيل بياني (مدة- تردد) من أجل الوصول إلى هدف معين: متابعة تطور الشدة المرضية من خلال بعض المعاملات المتحصل عليها ( مدى التردد (م.ت) ،معامل الزاوية (م.ز) ، مساحة النفخة القلبية (م.ن.ق)) ، فإن تحويل الموجيات الجزئي(ت.ح.م) و حزم تحويل الموجيات (ح.م) ، يستعمل كوسيلة استخلاص من أجل تحصيل عدد من المعاملات (معامل تقريب -إشارة (م.ت.إ) ، معامل الارتباط (م.إ) ،التغير المتوسط للمعاملات الدقيقة (م.د) و الخطأ ما بين الإشارة والتقريب (خ) ،الطاقة المتوسطة (ط.م) ، الانحراف المعياري (إ.م) و القيمة المطلقة المتوسطة (م.م)) و التحقق من علاقتها مع درجة الشدة المرضية .

المرحلة النهائية من هذا البحث ستتميز باختيار العوامل الأكثر ملائمة و احتمالا استجابة للأهداف المسطرة .

كلمات البحث : اشارة المخطط الميكانيكي للقلب (م.م.ق) ، الشدة المرضية ،التردد ،المدة ، تحويل الموجيات ،مستمرة ،منفصلة ، حزم ،معاملات ،قياسات ،إحصاءات .



# Sommaire

<i>Introduction generale</i> .....	I
------------------------------------	---

---

## *Chapitre. I : Le système cardiovasculaire et la Phonocardiographie.*

---

I.	Introduction.....	1
II.	Le système cardiovasculaire.....	1
	1. La circulation sanguine.....	3
	2. Le cycle cardiaque.....	5
	3. La phonocardiographie et le phono cardiogramme.....	7
	4. Auscultation cardiaque .....	9
	4.1 Sites d'auscultation.....	9
III.	Les bruits et les souffles cardiovasculaires.....	10
	3.1 Les bruits cardiaques .....	11
	3.2 Les bruits surajoutés.....	13
	➤ Le bruit de galop .....	13
	➤ Le claquement d'ouverture de la mitrale.....	14
	➤ Le click .....	14
	3.3 Les souffles cardiaques .....	14
	3.3.1 Les différents souffles systoliques .....	15
	1. La sténose aortique(SA) .....	15
	2. L'insuffisance mitrale(IM) .....	16
	3. L'insuffisance tricuspidiene(TR) .....	17
	4. Le rétrécissement pulmonaire(PR).....	18
	5. Les souffles systoliques anorganiques .....	18
	3.3.2 Les différents souffles diastoliques.....	18
	1. L'insuffisance aortique (AI) .....	18
	2. Le rétrécissement mitral(RM).....	19
	3.4 Les souffles continus .....	20
	3.5 Le frottement péricardique .....	20
IV.	Signaux PCGs utilisés .....	20
V.	Conclusion .....	21

---

## *Chapitre. II : Outils théoriques de l'analyse temps-fréquence par application de la transformée en ondelettes*

---

I.	Introduction :Etat de l'art .....	23
II.	Objectifs fixés par la thèse .....	26
III.	Classification des signaux .....	26
	➤ Signaux déterministes .....	27
	➤ Signaux aléatoire .....	27
IV.	Transformée de Fourier .....	28
V.	Analyse temps-fréquence .....	30
	1. Les Atomes Temps-Fréquences .....	31
	2. Transformée de Fourier avec fenêtre (T.F.C.T) .....	33
	➤ Les boîtes d'Heisenberg pour la T.F.C.T .....	34
	3. La distribution de Wigner-ville .....	37
VI.	Transformée en ondelettes (T.O).....	40
	1. Notions d'échelle et de position.....	41
	➤ Les éléments théoriques.....	42
VII.	Transformée en ondelettes continue (Continuous Wavelet Transform : C.W.T).....	43
	a. La résolution temps-fréquence .....	44
	b. Transformation en ondelette inverse .....	45
	c. Le choix de l'ondelette mère .....	46
VIII.	Comparaisons entre différentes représentations temps-fréquence .....	48
IX.	La Transformée en Ondelettes Discrète (Discrete Wavelet Transform : D.W.T) .....	50
	1. Définition .....	50
	2. Description de l'algorithme de décomposition à travers les bancs de filtre .....	55
X.	La Transformée en paquets d'ondelettes (Paquets Wavelet Transform : P.W.T).....	60
	1. Fonctions de coût entropiques .....	62
	2. Sélection de la combinaison de nœuds optimale .....	63
	1. Méthode des bases d'ondelettes.....	64
	2. Méthode du meilleur niveau (Best Level).....	65
	3. Méthode de la meilleure base (Best Basis) .....	65
XI.	Le débruitage par ondelettes .....	67
	1. Le seuillage dur (hard thresholding).....	68
	2. Le seuillage doux (soft thresholding) :.....	68
XII.	CONCLUSION .....	72

---

### *Chapitre. III : Segmentation des signaux phono cardiogrammes (PCGs)*

---

I.	Introduction.....	74
II.	Etude Energétique .....	78
III.	Algorithme de séparation .....	82
	1. Détection des bruits cardiaques : B1 et B2 .....	84
	1. Exemple1 : un signal PCG sans souffle .....	87
	2. Exemple 2 : un signal PCG avec souffle.....	89
	2. Détection des clicks et des souffles cardiaques.....	91
IV.	Conclusion .....	104

---

### *Chapitre .IV : Analyse du degré de sévérité pathologique des signaux phono cardiogrammes par application de la T.O.C*

---

I.	Introduction .....	105
II.	Mesure de différents paramètres à partir de la représentation temps-fréquence.....	115
	a. Les rapports temporel et fréquentiel ( $R_t$ , $R_f$ ) .....	116
	b. Le taux fréquentiel : $T_{\Delta F}(\%)$ .....	117
	c. Le triangle du souffle.....	117
	1. La fréquence maximale ( $F_{max}$ ) .....	119
	2. Le rapport d'angle ( $R_g$ ) .....	119
	d. L'aire du souffle ( $A_s$ ).....	119
III.	Discussions des résultats obtenus [Tab. IV. 4] .....	121
	1. Signaux ayant une morphologie similaire à celle du PCG normal .....	121
	2. Signaux PCGs à click .....	126
	3. Signaux PCGs à souffle:.....	131
	1. Pour le cas de sténose aortique (AS) .....	131
	2. Pour le cas de la sténose mitrale (MS).....	136
	3. Pour le cas de l'insuffisance aortique(IA).....	140
IV.	Conclusion .....	143

---

### *Chapitre .V : Analyse du degré de sévérité pathologique des signaux phono cardiogrammes par application de la T.O.D.*

---

I.	Introduction.....	145
II.	Analyse des signaux phono cardiogrammes (PCGs) par l'application de la T.O.D.....	148

1. Analyse par T.O.D des signaux PCGs ayant une morphologie similaire à celle du signal PCG normal.....	149
2. Analyse des signaux à souffle réduit: click.....	151
3. Analyse des signaux à souffles.....	153
III. Paramètres d'analyse des signaux phono cardiogrammes.....	160
✚ Premier paramètre d'analyse : « Rapport Approximation-Signal : RAS ».....	160
✚ Deuxième paramètre d'analyse : « Coefficient de corrélation : $C_c$ ».....	164
✚ Troisième paramètre d'analyse : « Entropie moyenne des coefficients d'approximations : ECA ».....	168
✚ Quatrième paramètre d'analyse : « Variance moyenne des coefficients de détails : $M_d$ »..	174
✚ Cinquième paramètre d'analyse : « Erreur de reconstruction : $\epsilon_{\text{ermoy}}$ ».....	178
✚ Sixième et septième paramètre d'analyse : « l'écart type : $\sigma(A)$ et la valeur absolue de la moyenne : Mean ».....	182
IV. Conclusion.....	192

---

***Chapitre. VI : Analyse du degré de sévérité pathologique des signaux phono cardiogrammes par application de la T.P.O.***

---

I. Introduction.....	193
II. Identification des signaux phono cardiogrammes par application de T.P.O.....	200
III. Analyse graphique du degré de sévérité des signaux PCGs par la T.P.O.....	207
1. Analyse des signaux PCGs sans souffles.....	207
2. Analyse des signaux PCGs avec souffles.....	209
2.1 Analyse des signaux PCGs à clicks par application de la T.P.O.....	209
2.2 Analyse des signaux PCGs à souffles par l'application de la T.P.O.....	213
IV. Paramètres statistiques d'analyse des signaux phono cardiogrammes.....	221
✚ Premier paramètre d'analyse : Energie Moyenne «EM».....	221
✚ Deuxième paramètre d'analyse : « Erreur de reconstruction : $\epsilon_{\text{ermoy}}$ ».....	226
✚ Troisième et quatrième paramètre d'analyse : « l'écart type : $\sigma(A)$ et la valeur absolue de la moyenne : Mean ».....	229
V. Conclusion.....	237
<b><i>Conclusion generale</i></b> .....	238

# Liste des figures

---

## Introduction générale

---

- Figure.I : Anatomie du cœur, et le chemin de la circulation sanguine dans le cœur gauche et droit. .... II  
Figure.II : Le signal électrocardiogramme (E.C.G) et le signal phonocardiogramme (PCG) d'un sujet sain III

---

## Chapitre. I : Le système cardiovasculaire et la Phonocardiographie.

---

- Figure.1.1 : Anatomie du cœur et le chemin de la circulation sanguine dans le cœur gauche et droit. ...2  
Figure.1.2 : Valves cardiaques .....3  
Figure.1.3 : Fonctionnement d'une valve cardiaque.(a) : la valve est ouverte, le sang passe ;(b) : la valve est fermée, le sang ne peut pas passer. ....3  
Figure.1.4 : Circulation sanguine dans le système cardiovasculaire, la couleur en rouge présente de sang oxygéné, et la couleur bleu présente le sang désoxygéné. ....5  
Figure.1.5: (a) :Relaxation ventriculaire (Diastole),(b) : Contraction ventriculaire (Systole).....6  
Figure.1.6: Cycle Cardiaque.....7  
Figure.1.7: Phonocardiographe Cardiosim IV (Cardionics, Inc.) .....9  
Figure.1.8 : Représentation de deux cycles cardiaques d'un PCG, cas normal.....9  
Figure.1.9 : Différents sites d'auscultation. ....10  
Figure.1.10: Formes reconnues des souffles cardiaques. (a) : Decrescendo ; (b) : Crescendo decrescendo ;(c) Holsystolique ..... 11  
Figure.1.11 :Représentation temporelle et spectrale du premier et du deuxième bruit cardiaque (B1 et B2). 12  
Figure.1.12 : Sténose Aortique (SA) .....15  
Figure.1.13 : Représentation d'un cycle cardiaque contenant une sténose aortique de forte intensité positionnée au milieu du régime systolique.....15  
Figure.1.14 :(a) :Valve aortique saine ; (b):Valve aortique avec une malformation congénitale ;(c):Valve aortique rhumatismale ;(d) :Valve aortique sévèrement calcifiée. ....16  
Figure.1.15:Insuffisance mitrale.....17  
Figure.1.16 : Représentation temporelle d'un cycle cardiaque contenant une insuffisance mitrale de forte intensité positionnée au milieu du régime systolique .....17  
Figure.1.17 : Représentation temporelle d'un cycle cardiaque contenant une insuffisance tricuspidiennne de faible intensité positionnée au milieu du régime systolique.....17  
Figure.1.18 : Représentation temporelle d'un cycle cardiaque contenant un rétrécissement pulmonaire de forte intensité positionnée au début du régime systolique.....18  
Figure.1.19 :Insuffisance aortique (IA) .....19

Figure.1.20 : Représentation temporelle d'un cycle cardiaque contenant une insuffisance aortique de forte intensité positionnée au milieu du régime diastolique .....	19
Figure.1.21: Rétrécissement mitrale .....	20
Figure.1.22 : Représentation temporelle d'un cycle cardiaque contenant une sténose mitrale de forte intensité positionnée au milieu du régime diastolique .....	20

---

## *Chapitre. II : Outils théoriques de l'analyse temps-fréquence par application de la transformée en ondelettes*

---

Figure.2.1: Exemple d'un signal transitoire étaléatoire .....	28
Figure.2.2 :(a) :La représentation temporelle de $x(n)$ , (b) :La représentation fréquentielle (module du spectre) de $x(n)$ .....	29
Figure.2.3: représentation temps-fréquence de $\phi_\gamma$ sous forme une boîte d'Heisenberg centrée en $(u_\gamma, \xi_\gamma)$ .....	32
Figure.2.4: Boîtes d'Heisenberg centrées en $(u, \xi)$ et $(u_1, \xi_1)$ .....	34
Figure.2.5 :(a) :Représentation temporelle de $x(n)$ , (b) :Représentation fréquentielle de $x(n)$ . .....	35
Figure.2.6: Transformée de fourrier à court terme avec une fenêtre de taille :(a):1/3 sec , (b) :1/6sec, (c) :1/9sec .....	35
Figure.2.7: (a): Signal sinusoïdal simple: $f=20Hz$ . (b) Distribution de WV du signal en (a). .....	37
Figure.2.8: (a): Signal sinusoïdal simple: $f=20Hz$ , avec une région nulle au milieu, (b) : Distribution de WV du signal en (a). .....	38
Figure.2.9: Ondelette mère .....	40
Figure.2.10: Ondelette de Morlet avec différents facteurs de dilatation ( $a=0.5, a=1, a=2$ et $a=4$ ). .....	40
Figure.2.11: Ondelette de Morlet avec différents facteurs de translation ( $\tau=-0.5, \tau=0$ et $\tau=0.5$ ). .....	41
Figure.2.12: Une boîte d'Heisenberg centrée en $(\tau, \xi/s)$ . .....	44
Figure.2.13:Ondelette de Morlet, Partie réelle et partie imaginaire. ....	45
Figure.2.14.1:Comparaison entre les deux représentations temps-fréquence obtenues par T.O.C avec des ondelettes de Morlet réelles et complexes. (a): Signal du test ( $f=20 Hz$ ). (b) : La T.O.C du signal avec des ondelettes Morlet réelles. (c) : La T.O.C du signal (a) avec des ondelettes Morlet complexes. ....	46
Figure.2.14.2:Comparaison entre les deux représentations temps-fréquence obtenues par T.O.C avec des ondelettes de Morlet réelles et complexes. (a): Signal sinusoïdal constitué par trois composantes spectrales données comme suit : $f_1 = 10Hz, f_2 = 30Hz, f_3 = 60Hz$ . (b) : La T.O.C du signal avec des ondelettes Morlet réelles. (c) : La T.O.C du signal (a) avec des ondelettes Morlet complexes. ....	47
Figure.2.15: Comparaison entre les différentes R.T.F. (a) : Le signal du test. (b) : La transformée de Fourier à fenêtre glissante (T.F.F.G). (c) : La représentation temps-fréquence de Wigner-Ville (W.V). (d) : La transformée en ondelettes continues (T.O.C), avec une ondelette de type Morlet complexe. ...	48
Figure.2.16: Représentation d'un paysage en analyse multi résolution. ....	53
Figure.2.17: Repliement introduit par l'opération de sous-échantillonnage. ....	55
Figure.2.18: Principe de la décomposition. ....	56

Figure.2.19: Arbre de la décomposition en ondelettes discrète (T.O.D).....	57
Figure.2.20: Application de la T.O.D sur un signal sinusoïdal bruité (niveau1).....	57
Figure.2.21: Application de la T.O.D sur un signal sinusoïdal bruité (niveau3).....	58
Figure.2.22: Schéma de la reconstruction.....	59
Figure.2.23: Arbre de la décomposition en paquets d'ondelettes (T.O.P). ....	60
Figure.2.24: Schéma de la représentation du nœud père et nœud fils. ....	60
Figure.2.25 : Méthode des bases d'ondelettes.....	63
Figure.2.26: Méthode du meilleur niveau (Best Level).....	64
Figure.2.27: Méthode de la meilleure base (Best Basis).....	65
Figure.2.28: (a) : Signal original ( $s = x$ ), (b): le seuillage dur, (c) : Le seuillage doux .....	68
Figure.2.29: Un signal phono cardiogramme avec un souffle diastolique (AR), généré sur une fréquence d'échantillonnage : 8khz. ....	69
Figure.2.30:Débruitage par ondelettes du signal sur les différents niveaux de décomposition, la fréquence d'échantillonnage est 8khz.....	70
Figure.2.31:Débruitage par ondelettes du signal sur les différents niveaux de décomposition, la fréquence d'échantillonnage est 44.1khz.....	70

---

### *Chapitre. III : Segmentation des signaux phono cardiogrammes (PCGs)*

---

Figure.3.1 : Limites de la méthode de séparation pour deux cas :(a) Signal PCG à click :Early Systolic , avec un seuil de 60% et 70% ;,(b)Signal PCG à souffle Sténose tricuspide, avec un seuil de 30% et 60% ; .....	76
Figure.3.2 : Procedures de segmentation pour le signal AS.(a) Signal original,(b) approximation (a5),(c) Vecteur-variance et seuil,(d) Filtre de selection ,(e) Signal pathologique.....	77
Figure.3.3 : Représentations énergétiques temporelles du signal : $S(t)=t$ . ....	79
Figure.3.4 : Représentation énergétiques d'un signal PCG pathologique (LS) :(a):Signal PCG, (b):Signal au carré, (c):Valeur absolue du signal, (d):Entropie de Shannon du signal, (e):Energie de Shannon du signal. ....	81
Figure.3.5 : Algorithme de séparation des bruits et des souffles cardiaques.....	83
Figure.3.6: Un signal PCG avec un souffle diastolique important.....	84
Figure.3.7: Algorithme pour supprimer les valeurs inférieures à 90%. ....	85
Figure.3.8: Algorithme de détection des minima latéraux de chaque bruit. ....	86
Figure.3.9: Détection de l'enveloppe et l'identification des bruits B1 et B2:(a):l'enveloppe d'énergie de Shannon superposée sur le signal PCG,(b):l'identification des bruits B1 et B2.....	87
Figure.3.10:(a):Enveloppe du signal PCG avec le seuil $S_2$ ,(b):la bande des bruits détectés avec le début et la fin du bruit. ....	88
Figure.3.11:Détection de l'enveloppe et l'identification des bruits B1, B2 et des souffles:(a):L'enveloppe d'énergie de Shannon superposée sur le signal PCG,(b):L'identification des bruits (B1, B2) et des souffles. ....	89

Figure.3.12:(a):Enveloppe du signal PCG avec un seuil 60% et 90% de la valeur max, (b):La bande des bruits détectés avec un seuil 60% de la valeur max, (c): La bande des bruits et souffles détectés avec un seuil 90% de la valeur max.....	90
Figure.3.13:Séparation des bruits cardiaque B1et B2 du signal PCG sans souffle(N):(a):Signal PCG N, (b):Envlope de l'énergie avec un seuil à 80% de la valeurmaximale,(c):Bruits cardiaques B1et B2 ,(d):Bruits cardiaques B1, (e):Bruits cardiaques B2. ....	92
Figure.3.14:Séparation des bruits cardiaque B1et B2 du signal PCG sans souffle (IM):(a):Signal PCG IM, (b):Envlope de l'énergie avec un seuil à 80% de lavaleur maximale,(c): Bruits cardiaques B1et B2 ,(d):Bruits cardiaques B1 ,(e):Bruits cardiaques B2.....	93
Figure.3.15:Séparation des bruits cardiaque B1et B2 du signal PCG à soufflesysolique(LS):(a):Signal PCG LS , (b):Envlope de l'énergie avec un seuil à 80% de lavaleur maximale,(c): Bruits cardiaques B1et B2 ,(d):Bruits cardiaques B1 ,(e):Bruits cardiaques B2. ....	94
Figure.3.16:Séparation des bruits cardiaque B1et B2 du signal PCG à souffle sysolique (MR): (a):Signal PCG (MR), (b):Envlope de l'énergie avec un seuil à 70% de lavaleur maximale,(c): Bruits cardiaques B1et B2 ,(d):Bruits cardiaques B1 ,(e):Bruits cardiaques B2.....	95
Figure.3.17:Separation des clicks du signal PCG à click (OS) :(a):Signal PCG OS, (b):Envlope de l'énergie avec un seuil à 90% de la valeur maximale,(c):Bruits cardiaques B1et B2 et les clicks ,(d): les clicks.....	96
Figure.3.18:Separation des clicks du signal PCG à click (AG) :(a):Signal PCG AG, (b):Envlope de l'énergie avec un seuil à 95% de la valeur maximale,(c):Bruits cardiaques B1 et les clicks ,(d): les clicks.....	97
Figure.3.19:Separation des bruits cardiaque B1 et les souffles systoliques du signal PCG (EM) :(a):Signal PCG (EM), (b):Envlope de l'énergie avec un seuil à 80% de la valeur maximale,(c):Bruits cardiaques B1et B2 et les souffles sysoliques ,(d):Bruits cardiaques B1 et les souffles systoliques.(parie I de l'algorithme).....	98
Figure.3.20:Séparation des souffles systoliques du signal PCG (EM) :(e):Envlope de l'énergie avec un seuil à 80% de la valeur maximale,(f):les souffles systoliques .(parie II de l'algorithme).....	98
Figure.3.21 :Séparation des bruits cardiaques B1 et les souffles systoliques du signal PCG(AS):(a):Signal PCG AS, (b):Envlope de l'énergie avec un seuil à 95% de la valeur maximale,(c):Bruits cardiaques B1et B2 et les souffles systoliques ,(d):Bruits cardiaques B1 et les souffles systoliques.(partie I de l'algorithme). ....	99
Figure.3.22:Séparation des souffles systoliques du signal PCG (AS) :(e):Envlope de l'énergie avec un seuil à 90% de la valeur maximale,(f):les souffles systoliques. (parie II de l'algorithme).....	99
Figure.3.23:Séparation des bruits cardiaque B1 et les souffles diastoliques du signal PCG (SG) :(a):Signal PCG SG, (b):Envlope de l'énergie avec un seuil à 90% de la valeur maximale,(c):Bruits cardiaques B1et B2 et les souffles diastoliques ,(d):Bruits cardiaques B1 et les souffles diastoliques.(parie I de l'algorithme) .....	100
Figure.3.24:Séparation des souffles diastoliques du signal PCG (SG) :(e):Envlope de l'énergie avec un seuil à 90% de la valeur maximale,(f):les souffles diastoliques .(parie II de l'algorithme).....	100
Figure.3.25:(a):Signal PCG DR, (b):Envlope de l'énergie avec un seuil à 90% de la valeur maximale,(c):Bruits cardiaques B1et B2 et les souffles diastoliques ,(d):Bruits cardiaques B2 et les souffles diastoliques.(parie I de l'algorithme) .....	101



Figure.3.26:Séparation des souffles diastoliques du signal PCG (DR) :(e):Envolpe de l'énergie avec un seuil à 90% de la valeur maximale,(f):les souffles diastoliques .(parie II de l'algorithme).....	101
Figure.3.27:Séparation des bruits cardiaque B2 et les souffles diastoliques du signal PCG (AI) :(a):Signal PCG AI, (b):Envolpe de l'énergie avec un seuil à 75% de la valeur maximale,(c):Bruits cardiaques B2 et les souffles systoliques ,(d):les souffles diastoliques.(partie I de l'algorithme).....	102
Figure.3.28: Représentation temps-fréquence par l'application de T.O.C .....	104

---

### *Chapitre. IV : Analyse du degré de sévérité pathologique des signaux phono cardiogrammes par application de la T.O.C*

---

Figure. 4.1:Représentation spectro-temporelle d'un signal chirp (50 à 500 Hz en 1 seconde) par application d'ondelette de Morlet (a) et chapeau mexicain(b).....	106
Figure. 4.2:Représentation temporelle avec différentes valeurs du RE [Tab. IV.2] d'un :(a) :d'un cycle d'une sténose aortique modérée avec un RE=37.69%,(b):d'un cycle d'une insuffisance aortique modérée avec un RE= 68.07 %.....	111
Figure.4.3 : Variation du rapport énergétique en fonction de l'énergie du souffle : $RE=f(E_{\text{souf}})$ .....	115
Figure.4.4 : Modélisation :(a) : d'un souffle systolique de rétrécissement modéré, (b) : d'un souffle diastolique de régurgitation. ....	118
Figure. 4.5:(a) : Souffle d'une sténose aortique,(b) : la R.T.F relative de (a) avec le triangle du rétrécissement aortique.....	118
Figure.4.6 : Exemple d'un triangle avec les différents paramètres. ....	118
Figure. 4.7: Analyse par transformée continue d'ondelettes de signaux ayant une morphologie similaire a celle du signal PCG normal :(a): La représentation temporelle du cas normal ; (b): Application de la T.O.C. (c): La représentation temporelle d'insuffisance mitral ;(d): Application de la T.O.C. (e): La représentation temporelle de la coarctation de l'aorte;(f): Application de la T.O.C. ....	124
Figure.4.8 : Variation des rapports temporel et fréquentiel des signaux ayant une morphologie similaire à celle du signal PCG normal. ....	124
Figure.4.9 : Analyse par application de la transformée continue en ondelettes du bruit B2 :(a) :Normal(N),(b)Insuffisance mitrale(IM),(c) :Coarctation aortique(CA).....	125
Figure. 4.10: (a) : Délai du split, (b) : Délai du click déjection (Msec) et (c) : Etendue fréquentielle du click d'éjection (Hz) des signaux ayant une morphologie similaire à celle du signal PCG normal. ...	125
Figure. 4.11: Analyse par application de transformée en ondelettes continue des clicks : Atrial de Gallop (AG). (a): La représentation temporelle;(b): Application de la T.O.C.....	127
Figure. 4.12: Analyse par application de la transformée en ondelettes continue des clicks : Open Snap (OS). (a): La représentation temporelle;(b): Application de la T.O.C ..	128
Figure. 4.13: Analyse par application de la transformée en ondelettes continue des clicks : Sommmation de Gallop (SG). (a): La représentation temporelle; (b): Application de la T.O.C. continue.....	128
Figure.4.14: Histogrammes d'analyse des signaux PCGs à click : « AG » .....	130
Figure.4.15: Histogrammes d'analyse des signaux PCGs à click : « OS» .....	130
Figure.4.16: Histogrammes d'analyse des signaux PCGs à click : «SG » .....	131

Figure.4.17: Analyse par application de la transformée en ondelette continue des souffles systoliques :Sténoses aortiques (AS).(a): La représentation temporelle ;( b):Application de la T.O.C.	134
Figure.4.18: Histogrammes d'analyse des signaux PCGs : « AS» .....	136
Figure. 4.19: Analyse par appliation de la transformée en ondelette continue des souffle diastoliques :Sténoses mitrales (MS).(a): La représentation temporelle ; (b): Application de la T.O.C.	138
Figure.4.20: Histogrammes d'analyse des signaux PCGs : «MS» .....	140
Figure. 4.21: Analyse par appliation de la transformée en ondelette continue des souffle diastoliques : Insuffisances aotiques (AI).(a): La représentation temporelle ; (b): Application de la T.O.C.....	141
Figure.4.22: Histogrammes d'analyse des signaux PCGs : « IA » .....	143

---

### *Chapitre.V : Analyse du degré de sévérité pathologique des signaux phono cardiogrammes par application de la T.O.D.*

---

Figure.5.1: Décomposition du signal X en approximations et détails.....	146
Figure.5.2:Arbre de La décomposition en ondelettes discrètes.....	148
Figure.5.3:Analyse par la transformée en ondelettes discrète des signaux PCG du 1 <sup>er</sup> groupe :(a):Normal(N) ;(b) Insuffisance mitrale (IM) ; (c) Coarctation aortique(CA) .....	150
Figure.5.4:Analyse par la transformée en ondelettes discrète des signaux PCG à click : ‘Atrial de Gallop’ .....	152
Figure.5.5: Analyse par la transformée en ondelettes discrète des sténoses aortique à souffle léger « AS1 et AS2 ».....	154
Figure.5.6: Analyse par la transformée en ondelettes discrète des sténoses aortique à souffle modéré « AS3 ».....	155
Figure.5.7: Analyse par la transformée en ondelettes discrète des sténoses aortique à souffle sévère « AS4, AS5 et AS6 ».....	156
Figure.5.8: Analyse par la transformée en ondelettes discrète des sténoses mitrales à souffle léger « MS1, MS2 et MS3 ».....	158
Figure.5.9: Analyse par la transformée en ondelettes discrète des sténoses mitrales à souffle modéré « MS4, MS5 et AS6 ».....	159
Figure.5.10: Variation de l'inverse du Rapport Approximation-Signal : 1/RAS de différents signaux PCGs : (a) : signaux ayant une morphologie similaire à celle du 1er groupe : N, IM et CA, (b) : signaux à click : Atriale de Gallop (AG), (c) : signaux à click : Open Snap (OS), (d) : signaux à click : Sommation de Gallop(SG).....	163
Figure.5.11: Variation de l'inverse du Rapport Approximation-Signal : 1/RAS des signaux PCGs du 3ème groupe : (a) : Sténose Aortique (AS), (b) : Sténose Mitrale (MS), (c) : Insuffisance Aortique (AI)...	164
Figure.5.12: Variation de l'inverse du coefficient de corrélation: 1/Cc de différents signaux PCGs : (a) : signaux ayant une morphologie similaire à celle du 1er groupe : N, IM et CA, (b) : signaux à click : Atriale de Gallop (AG), (c) : signaux à click : Open Snap (OS), (d) : signaux à click : Sommation de Gallop(SG).....	167

Figure.5.13: Variation de l'inverse du coefficient de corrélation: $1/C_c$ des signaux PCGs du 3ème groupe : (a) : Sténose Aortique(AS), (b) : Sténose Mitrale(MS), (c) : Insuffisance Aortique(AI).....	168
Figure.5.14: Entropie moyenne des coefficients d'approximations(ECA) de différents signaux PCGs : (a) : signaux ayant une morphologie similaire à celle du 1er groupe : N, IM et CA, (b) : signaux à click : Atriale de Galop (AG), (c) : signaux à click : Open Snap (OS), (d) : signaux à click : Sommation de Gallop(SG).....	171
Figure.5.15: Entropie moyenne des coefficients d'approximations(ECA) des signaux PCGs du 3ème groupe : (a) : Sténose Aortique(AS), (b) : Sténose Mitrale(MS), (c) : Insuffisance Aortique(AI).....	172
Figure.5.16: Variation moyenne des coefficients de détails pour chaque niveau de décomposition par application de la transformée discrète d'ondelette.....	176
Figure.5.17: Variation moyenne des coefficients de détails pour chaque niveau de décomposition par application de la transformée discrète d'ondelette des sténoses aortiques.....	177
Figure.5.18: Variation moyenne des coefficients de détails pour chaque niveau de décomposition par application de la transformée discrète d'ondelette des sténoses mitrales .....	177
Figure.5.19: Variation moyenne des coefficients de détails pour chaque niveau de décomposition par application de la transformée discrète d'ondelette des insuffisances aortiques.....	177
Figure.5.20: Analyse multi-résolution des signaux PCGs(N (a), PAS (b)), à l'aide de l'ondelette (db7).....	179
Figure.5.21: Variation de l'erreur de reconstruction de différents signaux PCGs : (a) : signaux ayant une morphologie similaire à celle du 1 <sup>er</sup> groupe : N, IM et CA, (b) : signaux à click : Atriale de Galop (AG), (c) : signaux à click : Open Snap (OS), (d) : signaux à click : Sommation de Gallop(SG) .....	181
Figure.5.22: Variation de l'erreur de reconstruction des signaux PCGs du 3ème groupe : (a) : Sténose Aortique(AS), (b) : Sténose Mitrale(MS), (c) : Insuffisance Aortique(AI).....	182
Figure.5.23: Variation de l'inverse de l'écart type(M1) et de l'inverse la valeur absolue de moyenne (M2) de différents signaux PCGs : (a) : signaux ayant une morphologie similaire à celle du 1er groupe : N, IM et CA, (b) : signaux à click : Atriale de Galop(AG), (c) : signaux à click : Open Snap(OS), (d) : signaux à click : Sommation de Gallop(SG).....	185
Figure.5.24: Variation de l'inverse de l'écart type (M1) et de l'inverse la valeur absolue de moyenne (M2) de différents signaux PCGs : (a) : Sténose Aortique(AS), (b) : Sténose Mitrale(MS), (c) : Insuffisance Aortique(AI) .....	186
Figure.5.25: Variation de l'inverse du Rapport Approximation Signal ( $1/RAS$ ) en fonction du Rapport Énergétique : ( $1/RAS$ ) = f (RE).....	189
Figure.5.26: Variation de l'inverse du Coefficient de corrélation ( $1/C_c$ ) en fonction de Rapport Énergétique : $1/C_c = f$ (RE).....	189
Figure.5.27: Variation de l'entropie moyenne des coefficients d'approximations (ECA) en fonction de rapport énergétique : $ECA = f$ (RE).....	190
Figure.5.28: Variation de l'erreur de reconstruction ( $\epsilon_{ermoy}$ ) en fonction du rapport énergétique : $\epsilon_{ermoy} = f$ (RE).....	190
Figure.5.29: Variation de l'inverse de l'écart type ( $1/Std$ ) en fonction de rapport énergétique : $M1 = f$ (RE)...	191
Figure.5.30: Variation de l'inverse de la valeur absolue de la moyenne ( $1/Mean$ ) en fonction de rapport énergétique : $M2 = f$ (RE).....	191

---

## *Chapitre.VI : Analyse du degré de sévérité pathologique des signaux phono cardiogrammes par application de la T.O.P.*

---

Figure.6.1: Arbre de La décomposition en paquets d'ondelettes.....	193
Figure.6.2: Représentation fréquentielle du : Signal freqbrk(a), Signal qdchirp(b). ....	194
Figure.6.3: Représentation temps-fréquence des sept niveaux de l'arbre de la décomposition par l'application de la T.O.P pour un cycle PCG d'un signal normal.....	196
Figure.6.4: Découpage en sous bandes fréquentielles d'un signal par la transformée en paquets d'ondelettes au niveau 3 .....	197
Figure.6.5:Représentation temps-fréquence par l'application de la T.O.P.(a): Un signal PCG normal.(b): Le cinquième et le sixième niveau de la décomposition. ....	199
Figure.6.6:Intervalles de temps d'un signal PCG normal. ....	201
Figure.6.7 :Variation énergétique en fonction de différentes bandes fréquentielles pour deux cas de : (a) : PCG normal ; (b) : Sténoses aortiques. ....	203
Figure.6.8 :Variation énergétique en fonction de différentes bandes fréquentielles pour deux cas de : (a) : Sténoses mitrales ; (b) : Insuffisances aortiques.....	204
Figure.6.9: Variation moyenne des rapports énergétiques P1 et P2 pour : (a): deux cas normaux,(b): deux cas de sténose aortique ;(c): deux cas sténose mitrale ;(d): deux cas d'insuffisance aortique. ...	206
Figure.6.10: Représentation temps-fréquence du cinquième de la décomposition par l'application de la TOP d'un seul cycle cardiaque des signaux PCGs:(a) : Normal (N), (b) : Insuffisance Mitrale(IM), (c) : Coarctation Aortique(CA).....	208
Figure.6.11 : Analyse temps-fréquence du premier type des signaux clicks: Atrial de Gallop (AG)..	210
Figure.6.12 : Analyse temps-fréquence du deuxième type des signaux clicks: Open Snap (OS).....	211
Figure.6.13 : Analyse temps-fréquence du troisième type des signaux clicks: Somme de Gallop (SG).....	212
Figure.6.14: Analyse temps-fréquence des sténoses aortiques à souffle léger et à souffle modéré « AS1, AS2 et AS3 ».....	215
Figure.6.15: Analyse temps-fréquence des sténoses aortiques à souffle sévère « AS4, AS5 et AS6 ».....	216
Figure.6.16: Analyse temps-fréquence des sténoses mitrales à souffle léger « MS1, MS2 et MS3 ».....	217
Figure.6.17: Analyse temps-fréquence des sténoses mitrales à souffle Modéré « MS4, MS5 et MS6 ».....	218
Figure.6.18: Analyse temps-fréquence des insuffisances aortiques à souffle modéré « AI1, AI2 et AI3 ».....	219
Figure.6.19: Analyse temps-fréquence des insuffisances aortiques à souffle sévère « AI4, AI5 et AI6 ».....	220

Figure.6.20 : Variation de l'inverse de l'énergie moyenne: 1/EM de différents signaux PCGs : (a) : signaux ayant une morphologie similaire à celle du 1er groupe : N, IM et CA, (b) : signaux à click : Atriale de Galop (AG), (c) : signaux à click : Open Snap (OS), (d) : signaux à click : Sommation de Gallop(SG). .....	223
Figure.6.21 : Variation de l'inverse de l'énergie moyenne: 1/EM des signaux PCGs du 3ème groupe : (a) : Sténose Aortique (AS), (b) : Sténose Mitrale (MS), (c) : Insuffisance Aortique (AI). .....	224
Figure.6.22: Analyse multi-résolution par l'application de la T.P.O, des signaux PCG : N (a), OS (b), AS(c) et AR (d), à l'ordre six (a6), par l'ondelette analysante (db10). .....	227
Figure.6.23 : Variation de l'erreur de reconstruction de différents signaux PCGs : (a) : signaux ayant une morphologie similaire à celle du 1 <sup>er</sup> groupe : N, IM et CA, (b) : signaux à click : Atriale de Galop (AG), (c) : signaux à click : Open Snap (OS), (d) : signaux à click : Sommation de Gallop(SG). .....	228
Figure.6.24 : Variation de l'erreur de reconstruction des signaux PCGs du 3 <sup>ème</sup> groupe : (a) : Sténose Aortique(AS), (b) : Sténose Mitrale(MS), (c) : Insuffisance Aortique(AI). .....	229
Figure.6.25 : Variation de l'inverse de l'écart type(M1) et de l'inverse la valeur absolue de moyenne (M2) de différents signaux PCGs : (a) : signaux ayant une morphologie similaire à celle du 1er groupe : N, IM et CA, (b) : signaux à click : Atriale de Galop(AG), (c) : signaux à click : Open Snap(OS), (d) : signaux à click : Sommation de Gallop(SG). .....	231
Figure.6.26 : Variation de l'inverse de l'écart type (M1) et de l'inverse la valeur absolue de moyenne (M2) de différents signaux PCGs : (a) : Sténose Aortique(AS), (b) : Sténose Mitrale(MS), (c) : Insuffisance Aortique(AI) .....	232
Figure.6.27 : Variation de l'inverse de l'énergie moyenne (1/EM) en fonction du rapport énergétique : $1/EM = f(RE)$ . .....	235
Figure.6.28 : Variation de l'erreur de reconstruction ( $\epsilon_{ermoy}$ ) en fonction du rapport énergétique : $\epsilon_{ermoy} = f(RE)$ . .....	235
Figure.6.29 : Variation de l'inverse de l'écart type ( $M1=1/Std$ ) en fonction de rapport énergétique : $M1 = f(RE)$ . .....	236
Figure.6.30 : Variation de l'inverse de la valeur absolue de la moyenne ( $M2=1/Mean$ ) en fonction de rapport énergétique : $M2 = f(RE)$ . .....	236

# Liste de tableaux

---

## Tableaux

---

Tab. II.1 : Fonctions de coût entropiques. ....	63
Tab. III.1 : Durée des bruits et du cycle cardiaques pour les différents signaux PCGs. ....	103
Tab. IV.1 : Base de données des signaux PCGs. ....	109
Tab. IV.2 : Valeurs des rapports énergétiques(RE). ....	113
Tab. IV.3 : La nouvelle classification. ....	114
Tab. IV. 4: Valeurs de différents paramètres pour différents signaux PCGs. ....	120
Tab. IV.5 : Valeur du split et les délais temporel et fréquentiel du click d'éjection. ....	123
Tab. IV.6 : Résumé de l'état la corrélation entre les différents paramètres et l'évolution la sévérité pathologie des signaux PCGs du 2 <sup>ème</sup> groupe. ....	129
Tab. IV.7 : Résumé de l'état de la corrélation entre les différents paramètres et l'évolution la sévérité pathologie des signaux PCGs des sténoses aortiques (AS).. ....	135
Tab. IV.8 : Résumé de l'état de la corrélation entre les différents paramètres et l'évolution la sévérité pathologie des signaux PCGs de sténoses mitrales (MS).. ....	139
Tab. IV.9 : Résumé de l'état de la corrélation entre les différents paramètres et l'évolution la sévérité pathologie des signaux PCGs des insuffisances aortiques (AI)... ....	142
Tab. IV.10 : Résumé général sur l'état de la corrélation de différents paramètres avec l'évolution la sévérité pathologie des signaux PCGs... ....	144
Tab. V.1. Variation de l'inverse du Rapport Approximation-Signal (1/RAS), de l'inverse du Coefficient de corrélation (1/C_c) et d'Entropie moyenne des coefficients d'approximations (ECA) selon la sévérité pathologique des signaux PCGs... ....	173
Tab. V.2. Variation d'erreurs de reconstruction( $\epsilon_{\text{ermoy}}$ ), Inverse de l'écart type (M1) et Inverse de la valeur absolue de la moyenne (M2) pour différents signaux PCGs.... ....	187
Tab. VI.1: Variation moyenne des rapports énergétiques <b>P1 et P2</b> pour différents signaux PCGs.....	205
Tab.VI.2: Variations énergétiques en fonction de différentes bandes fréquentielles pour différents signaux PCGs.....	225
Tab.VI.3: Variation d'erreurs de reconstruction( $\epsilon_{\text{ermoy}}$ ), Inverse de l'écart type (M1) et Inverse de la valeur absolue de la moyenne (M2) pour différents signaux PCGs. ....	234

## *Notations*

<i>Symbole</i>	<i>Abréviation</i>
*	Complexe conjugué
^	produit vectoriel
	Valeur absolue
$\Sigma$	Matrice diagonale de dimension m*n
$\bar{x}$	Moyenne temporelle de x
<b>A2</b>	Composante aortique du 2ème bruit B2
$\mathbf{a}_{(j,k)}$	k <sup>ième</sup> coefficient d'approximation à l'échelle j
$A_j$	Signal d'approximation
<b>AG</b>	Atrial de Gallop
<b>A.M.R</b>	Analyse multi résolution
$A_s$	L'aire du souffle
<b>AS</b>	Sténose aortique
<b>AI</b>	Insuffisance aortique
<b>B1</b>	Premier bruit cardiaque
<b>B2</b>	Deuxième bruit cardiaque
<b>B3</b>	Troisième bruit cardiaque
<b>B4</b>	Quatrième bruit cardiaque
<b>CA</b>	Coarctation aortique
$C_c$	Coefficient de corrélation
$C_x$	Distribution temps-fréquence généralisée de Cohen
$\mathbf{d}_{(j,k)}$	k <sup>ième</sup> coefficient de détail à l'échelle j
$D_j$	Signal de détail
<b>D.T.F.G</b>	Distribution temps-fréquence généralisée
<b>E1</b>	Energie des bruits B1 et B2
<b>E2</b>	Energie du souffle
<b>ECA</b>	Entropie moyenne des coefficients d'approximations
<b>E.C.G</b>	Electrocardiogramme
<b>E.E.G</b>	Electroencéphalogramme
<b>EM</b>	Ejection Murmur
<b>E.M.G</b>	Electromyogramme
$E_s$	Energie
$f$	Fréquence
<b>F.F.T</b>	Transformée de fourrier
<b>Fmax</b>	Fréquence maximale
<b>FS</b>	Fréquence d'échantillonne
$g$	Filtre passe haut (transformation en ondelettes)
$g(v, \tau)$	Filtre Cohen (Kernel)
$h$	Filtre passe bas (transformation en ondelettes)
<b>L.T.I</b>	Linear Time Invariant
$M_{w_{1,k}}$	Médiane du bruit
<b>Mean</b>	Valeur absolue de la moyenne
<b>Md</b>	Variation moyenne des coefficients des détails
<b>N</b>	Taille du signal

<i>Symbole</i>	<i>Abréviation</i>
$N$	Normal
$OS$	Open Snap
$P_s$	Puissance
$P.W.V$	Distribution Pseudo Wigner
$Q.M.F$	filtres miroir en quadrature
$r$	Signal bruit
$RAS$	Rapport approximation-signal
$RE$	Rapport énergétique
$R_f$	Rapport fréquentiel
$R_g$	Rapport d'angle
$R_t$	Rapport temporel
$R.T.F$	Représentation temps-fréquence
$s$	Coefficient d'échelle
$S$	<i>Seuil</i>
$SG$	Sommation de Gallop
$S_o$	Signal original
$S_r$	Signal de synthèse
$S.U.R.E$	<i>Stein Unbiased Risk Estimator</i>
$t$	Temps
$T$	Période d'échantillonnage
$T.F$	Transformée de Fourier
$T.F.D$	Transformée de Fourier discret
$T.F.C.T$	transformée de Fourier à court terme
$T.O$	Transformée en ondelettes
$T.O.C$	Transformée en ondelettes continues
$T.O.D$	Transformée en ondelettes discrètes
$T.O.D.I$	Transformée en ondelettes discrètes inverse
$T.O.P$	Transformée en paquets d'ondelettes
$T_{\Delta F}$	Taux fréquentiel
$V_j$	Espace d'approximation à l'échelle j
$Var$	Variance
$W_j$	Espace de détail à l'échelle j
$W.V.D$	Distribution de wigner-ville
$X(f)$	Spectre d'un signal temporel x(t)
$X(f)^2$	Périodogramme
$\tau$	Coefficient de translation
$\Delta T$	Etendue temporelle
$\Delta F$	Etendue fréquentielle
$\varepsilon_{ermoy}$	Erreur de reconstruction
$\sigma(A)$ ou $Std$	Ecart type
$\omega$	Pulsation
$\gamma$	Paramètre multi-index
$\phi$	Fonction d'échelle
$\Psi$	Ondelette analysante



# *Introduction générale*

## *Introduction générale*

L'histoire de l'auscultation cardiaque, en se basant sur l'écoute des bruits du corps, est facile à décrire par quelques sauts évolutifs : Hippocrate (460-377 avant J.-C.) a fourni la base pour l'auscultation cardiaque quand il a mis son oreille contre la poitrine d'un patient et décrit les sons qu'il peut entendre le cœur. Le prochain saut a été faite par Robert Hooke (1635-1703) qui a réalisé l'utilisation diagnostique de l'auscultation cardiaque:

*« J'ai pu entendre très clairement le battement du cœur humain ... qui le sait, peut être ça sera possible de découvrir le mouvement des pièces internes du corps ... par le bruit qu'ils font; peut être, on peut découvrir l'état des différents organes dans le corps humain ».* [1]

La plus grande avancée dans l'auscultation est venue en 1816 lorsque René Laennec (1781-1826) invente le stéthoscope. Laennec a été sur le point d'examiner une femme avec les symptômes de la maladie cardiaque, mais en raison de son sexe et l'âge, l'auscultation directe était inappropriée. La percussion et la palpation a donné aussi peu d'informations en raison de l'obésité du patient [2]. Par conséquent, il a utilisé un rouleau de papier pour éviter tout contact physique lors de l'examen, et il a constaté que les bruits cardiaques et pulmonaires ont été amplifiés, ainsi que des bruits inconnus qui ont émergés.

L'invention du stéthoscope fût, l'instrument de diagnostic le plus répandu dans l'histoire du génie biomédical. Une sélection de stéthoscopes de différentes époques est présentée ci-dessous [Figure. I] :



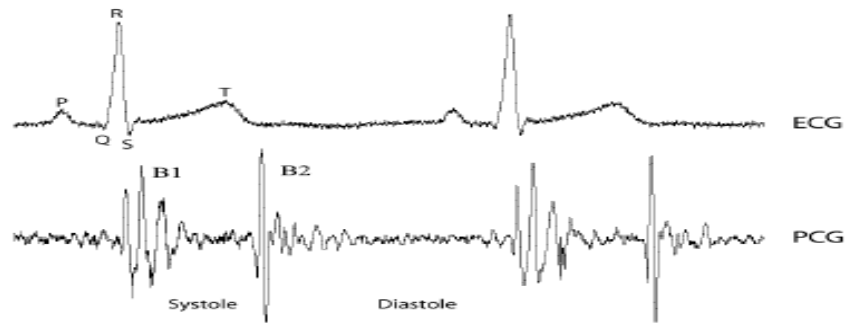
**Figure. I : Anciens stéthoscopes monaural (à gauche en haut). Les stéthoscopes Cummann et Allison (à gauche en bas). Le stéthoscope binaural moderne (au milieu). Le stéthoscope électrique moderne de marque Meditron M30 (à droit). [1]**

Le diagnostic des valvulopathies est souvent établi par la présence d'un souffle caractéristique entendu lors d'une auscultation au stéthoscope. En revanche, le degré de sévérité est estimé de façon approximative. L'échographie Doppler ou le cathétérisme viennent compléter l'examen par une évaluation plus précise. L'inconvénient majeur de ces techniques réside non seulement dans la complexité d'utilisation qui nécessite un spécialiste en cardiologie, mais aussi dans le prix élevé de ces équipements. Dans ce sens il est indispensable de trouver une solution simple et efficace pour estimer le degré de sévérité des signaux phono cardiogrammes (**PCGs**). Cette solution est basée sur le traitement numérique du signal phono cardiogramme. **[Figure. II]**

La phonocardiographie comme étant une méthode non invasive est capable de fournir aux cliniciens un outil complémentaire pour enregistrer graphiquement les bruits cardiaques et souffles entendus pendant l'auscultation cardiaque **[3]**, en plaçant un microphone spécialement conçu sur la paroi thoracique du patient. Ainsi les ondes générées par ce dernier sont amplifiées, filtrées puis enregistrées.

Le signal phono cardiogramme confirme, et affine les données de l'auscultation en apportons des renseignements complémentaires des activités sonores relative à la

chronologie des signes pathologiques au cours d'une révolution cardiaque, en les situant par rapport aux bruits normaux du cœur.



**Figure. II : Le signal électrocardiogramme (E.C.G) et le signal phono cardiogramme (PCG) d'un sujet sain. [4]**

Les bruits cardiaques et les souffles comme étant des signaux non stationnaires, se situent dans la gamme des basses fréquences [10-1000] Hz [5], leur traitement en termes d'enregistrements s'avère très important pour le diagnostic de différentes pathologies cardiaques.

Pour un diagnostic « **fiable** », l'analyse de ces bruits par une simple auscultation (basée sur l'ouïe humaine) reste insuffisante. Les techniques du traitement du signal, ont permis donc d'étudier toute évolution d'une cardiopathie en se basant sur les informations à extraire telles : la localisation temporelle des bruits cardiaques, leur énergie, le nombre de leurs composantes internes, leur contenu fréquentiel, le type et l'importance du souffle.

La technique de traitement des signaux biomédicaux la plus ancienne est basée sur la transformation de Fourier (**F.F.T**). Elle s'est montrée très prometteuse pendant de longues années [6-11]. Cette technique produit un spectre moyen dans le temps. Ceci convient pour les signaux dont les propriétés statistiques sont invariantes dans le temps (**stationnaires**).

Comme le contenu spectral des signaux physiologiques (**PCGs**) évolue en fonction du temps, les techniques de moyennage temporel des amplitudes sont incapables de décrire des

phénomènes transitoires et non stationnaires [12]. C'est pour cet effet que de nouvelles approches de représentations temps-fréquence (**R.T.F**) des signaux ont été proposées.

La transformée de Fourier à court terme (**T.F.C.T**), en tant que méthode d'analyse temps-fréquence a été également appliquée. Celle-ci consiste à faire coulisser une fenêtre d'analyse le long du signal étudié sachant que les dimensions de cette fenêtre doivent être fixées de façon à garantir les conditions de stationnarité. Malheureusement ces contraintes ne peuvent permettre une bonne résolution en temps et en fréquence simultanément [13].

La transformée de Fourier à court-terme (**T.F.C.T**) [14] peut être proposée pour pallier le manque d'information sur le temps de la transformée de Fourier (**F.F.T**). Cette méthode, pouvant être adaptée aux signaux non-stationnaires (signaux **PCGs** [15]), est très proche de l'analyse spectrale : on définit une fenêtre de dimensions fixes qui sera utilisée comme masque sur le signal, et dans laquelle on considère que le signal est localement stationnaire, puis on décale cette fenêtre le long du signal afin de l'analyser entièrement [16].

Dans la théorie et la pratique de l'analyse temps-fréquence, la distribution de Wigner-ville (**W.V.D**), appliquée par Wigner en mécanique quantique en 1932 [17] et adaptée par la suite par Ville en 1948 pour le traitement du signal [18], joue un rôle fondamental. Elle répond de façon convenable à l'amélioration de cette analyse, pourtant elle reste toute fois limitée par le problème des termes interférentiels qui réduisent généralement la lisibilité d'un diagramme temps-fréquence et qu'il est en ce sens souhaitable de s'en débarrasser [13][19]. La **W.V.D**, donc fournit d'excellents résultats pour des signaux mono-composante mais pour les signaux à composantes multiples, elle présente des interférences indésirables. [20]

En gardant cette notion de fenêtrage, on fait appel à une technique qui possède une fenêtre d'analyse de dimensions souple, adaptative et qui fournit une bonne résolution temporelle (et donc une mauvaise résolution fréquentielle) aux hautes fréquences et une

bonne résolution fréquentielle (donc une mauvaise résolution temporelle) aux basses fréquences [13] [21] [22] :c'est la transformée en d'ondelette(**T.O**).

Le terme **ondelette** peut être utilisé pour décrire plusieurs sujets. Il a été introduit en premier lieu par Morlet et son équipe en décrivant la transformée en ondelettes continue (**T.O.C**) en utilisant une ondelette spécifique qui porte son nom [23] [24].

La transformée d'ondelette a démontré sa tendance d'analyser les signaux **PCGs** et particulièrement l'analyse des bruits cardiaques avec plus de précision et d'exactitude que d'autres techniques (**T.F.C.T**, la distribution de Wigner) [22] dans certains cas de pathologie.

Elle agit comme un microscope mathématique avec lequel il est possible d'observer les différentes parties du signal **PCG**. Elle utilise des fonctions de base « **atomes** » qui peuvent être construites par dilatation ou contraction et translation d'une fonction unique appelée « **ondelette mère** ».

La transformée en ondelettes continue (**T.O.C** ou **C.W.T** en anglais) est similaire à la transformée de Fourier à fenêtre glissante (**T.F.C.T**) puis qu'elle produit une représentation bidimensionnelle redondante pour décrire les caractéristiques oscillatoires locales du signal. [19]

La **T.O.C** donne aussi une représentation dans l'espace d'état caractérisé par deux paramètres, le facteur d'échelle (dilatation) et le paramètre de translation. Avec un choix approprié de l'ondelette mère, elle peut être utilisée pour mesurer localement la puissance spectrale du signal. L'avantage de cette approche est que les hautes fréquences peuvent être localisées sur un plus petit intervalle de temps que les basses fréquences.

L'utilisation de la **T.O.C** dans l'analyse des signaux **PCGs** a été utilisée par différents chercheurs à fin d'obtenir une représentation graphique des bruits cardiaques normaux et pathologiques (**B1**, **B2**) et des souffles permettant d'estimer de degré de sévérité pathologique des signaux étudiés.

La transformée en ondelettes discrète (**T.O.D** ou **D.W.T** en anglais) a été introduite par Daubechies [25].

L'utilisation de la version discrète de la transformée d'ondelette (**T.O.D**) dans l'analyse des signaux **PCGs** a été relativement peu comparée avec la transformée en ondelette continue (**T.O.C**) [26-29].

Cette deuxième version est surtout utilisée en tant qu'outil de filtrage, basée beaucoup plus sur l'utilisation de la complémentarité des deux filtres, passe-haut (**détails**) et passe-bas (**approximations**).

La transformée en ondelettes discrète (**T.O. D**) est également utilisée pour le débruitage, elle fournit une meilleure apparition des événements des signaux **PCGs** analysés [30] [31].

La transformée en paquets d'ondelettes(**T.P.O**) [32] est née de la volonté de s'adapter aux caractéristiques temps-fréquence des signaux. Elle a l'avantage d'être plus précise que l'analyse multi résolution (**T.O.D**) [33], puisqu'elle autorise la redécomposition des sous-bandes haute fréquence contrairement à la **T.O.D** (Transformée en Ondelettes Discrète) classique qui ne réitère le processus que sur la sous-bande passe-bas. [34-36]

La **T.P.O** est basée sur le même principe que celui de la **T.O.D** à la différence que le niveau de l'ondelette analysante et le niveau de la décomposition change.

La transformée en ondelettes discrètes (**T.O.D**) et en paquets d'ondelettes (**T.P.O**) peuvent s'avérer ainsi très indiquées du fait qu'elles donnent des résultats très probants dans l'étude simultanée temporelle et spectrale concernant les phénomènes ayant des variations brusque dans le temps. Cette étude est effectuée sur la base de calcul de coefficients d'ondelettes liés au contenu informationnel de représentation temps-échelle du phénomène étudié.

Les transformées ondelettes **T.O.D** et **T.P.O**, sont surtout utilisées en tant que technique de filtrage à plusieurs niveaux et permettent de localiser le niveau convenable de la

décomposition, puisqu'il s'agit toujours de décomposer le signal **PCG** au moyen d'un filtre passe-bas et un filtre passe-haut complémentaires. Ces deux versions permettent aussi de s'assurer de la teneur en fréquence des bruits, clicks et des souffles cardiaques suivant leur emplacement dans les différents niveaux de décomposition.

### **Structure de la thèse :**

Les trois versions de la transformée en ondelettes (**T.O.C**, **T.O.D** et **T.P.O**) ont été utilisées dans l'analyse des signaux **PCGs** normaux et pathologiques. Ces signaux ont été classés à fin qu'ils puissent se répartir en trois groupes distincts :

1. Les signaux ayant une morphologie similaire à celle du signal **PCG** normal;
2. Les signaux ayant un léger souffle supplémentaire (**click**) comparé toujours au signal **PCG** normal;
3. Les signaux à souffle additif très important caractérisant une pathologie très avancée.

- Le premier chapitre présentera un aperçu sur le fonctionnement général du système cardiovasculaire et le phono cardiogramme (**PCG**). Nous mettrons en exergue les définitions de différents bruits cardiaques et leurs caractéristiques, ainsi que l'origine de leur production.

- Le deuxième chapitre sera consacré à l'étude théorique des ondelettes.

- L'algorithme de séparation des bruits et des souffles cardiaques développé dans le troisième chapitre permet de segmenter le signal **PCG** afin d'isoler les différents bruits (**B1**, **B2**) et les souffles ainsi de localiser les instants de début et de fin. Cependant cet algorithme trouve ses limites dans les cas très complexes, où les bruits sont complètement immergés dans le souffle.

- Dans le quatrième chapitre, un rapport énergétique (**RE**) s'est révélé être un indicateur important de la sévérité est de l'augmentation énergétique du souffle au profit des bruits



cardiaques (**B1** et **B2**), va nous servir dans la classification de divers signaux **PCGs** pour vérifier les résultats obtenus par l'utilisation de nos paramètres mis au point. L'utilisation de la transformée en ondelettes continues (**T.O.C**) qui nous donnera une représentation graphique spectro-temporelle (implicitement temps-échelle car l'échelle est inversement proportionnelle à la fréquence) des bruits cardiaques (**B1**, **B2**), ainsi que des souffles cardiaques afin d'extraire certains nombre de paramètres susceptibles (Rapports temporel et fréquentiel (**R<sub>t</sub>**, **R<sub>f</sub>**), taux fréquentiel (**ΔT**), Rapport d'angle(**R<sub>g</sub>**) et l'aire du souffle (**A<sub>s</sub>**)) pour pouvoir estimer leur variation selon l'évolution du degré de sévérité pathologique.

- Le travail présenté dans le cinquième et le sixième chapitre, met en relief l'importance de ces deux transformées (**T.O.D** et **T.P.O**) en tant qu'outil de filtrage pour l'établissement d'un certain nombre de paramètres (Rapport Approximation-Signal (**RAS**), Coefficient de corrélation (**C<sub>c</sub>**), Variation de la moyenne de la variation des coefficients des détails (**Md**), Erreur de reconstruction (**ε<sub>ermoy</sub>**), Energie Moyenne (**EM**), ainsi que l'écart type **σ (A)** et la valeur absolue de la moyenne (**Mean**) ) et la vérification de leur corrélation avec l'évolution du degré de sévérité pathologique.

## REFERENCES

- [1]: C. Ahlstrom. Processing of the Phonocardiographic Signal –Methods for the Intelligent Stethoscope, Department of Biomedical Engineering Linköpings universitet, SE-58185 Linköping, Sweden, 2006.
- [2]: L. A. Geddes. Birth of the stethoscope, Engineering in Medicine and Biology Magazine, IEEE, 24, pp 84, 2005.
- [3]: H. Nazeran ,Wavelet-based Segmentation and Feature: Extraction of Heart Sounds for Intelligent PDA-based Phonocardiography, Electrical and Computer Engineering, The University of Texas at El Paso, El Paso, Texas, USA,2007.
- [4]: O. Beya, J. Bushra, E. Fauvet and O. Lalignant, L. Lew. Application de l'EMD sur des signaux cardiaques, CNRIUT- Lille, 2009.
- [5] : A.Donant, J.Bourneuf. Nouveau Larousse médicale, Edition Larousse, 1981.
- [6]:O. Govrin, D. Sadeh, S. Akselrod, and S. Abboud. Cross correlation technique for arrhythmia detection using PR and PP intervals. *Comp. Biomed. Res.*, 18,pp 37-45, 1985.
- [7]:D. Thomson. Spectrum Analysis and Harmonic Analysis. *Proc. IEEE*, 70(9), pp 1055-1096, 1982.
- [8]:N. Marinovic and G. Eichmann. Feature extraction and pattern classification in space-spatial frequency domain. In: P. of SPIE, Ed., *SPIE Intelligent Robots and Computer Vision*, pp 19-25, Septembre 1985.
- [9]:S. Abboud, I. Bruderman, and D. Sadeh. Frequency and time domain analysis of air flow breath patterns in patients with COAD. *Comp. Biomed. Res.*, 19,pp 266-275, 1986.
- [10]:L. White and B. Boashash. Cross Spectral Analysis of Nonstationary Processes. *IEEE Trans. Inf. Theory*, 36(4), pp 830-835, Juillet 1990.
- [11]: I. Gath, C. Feuerstein, D. Pham, and G. Rondouin. On the Tracking of Rapid Dynamic Changes in Seizure EEG. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, 39(9), pp 952-958, Septembre 1992.
- [12]:A. Djebbari and F.Bereksi-Reguig .Short-time Fourier transform analysis of the phonocardiogram signal. In: The 7th IEEE international conference on electronics, circuits and systems, pp 844–847, 2002.
- [13]: D. Camille. Contribution à l'intégration sur silicium de la transformée en ondelettes Application au traitement d'images, thèse de doctorat de l'université Montpellier II.2000.pp16-17-21.

- [14]:M. Portnoff. Time-frequency representation of digital signals and systems based on short-time Fourier analysis. *IEEE Trans. on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 28(1), 1980.
- [15]:A.Djebbari and F.Bereksi-Reguig. Short-Time Fourier Transform Analysis of the Phonocardiogram Signal, *Proc. of IEEE conference*, pp 844-847, 2000.
- [16] : L. P. Flandrin, *Temps-fréquence*, Edition Hes, collection traitement du signal, 1998.
- [17]:E. Wigner. On the quantum correction for thermodynamic equilibrium. *Phys. Rev.*, 40, pp 749-759, 1932.
- [18]:J. Ville. Théorie et applications de la notion de signal analytique. *Cables et Transmission*, 2, 1948.
- [19] :S. Assous. Analyse temps-fréquence par la transformée en S et interprétation des signaux de fluxmètre laser doppler applications au diagnostic clinique, *Ecole nationale supérieure D'arts et métiers spécialité : automatique et traitement du signal*, pp46, 14 décembre 2005.
- [20]: J. William. Time-frequency and wavelets in Biomedical Signal Processing. Edited by Metin Akay. *IEEE Press Serie in BME 3-8*, 1993.
- [21]: Yves Meyer. *Les ondelettes : Algorithmes et Applications*. Edition Armand Colin. 1994.
- [22]: B. Toresani. *Analyse continue par ondelettes*. CNRS Edition. 1995.
- [23]:J. Morlet, G. Arens, E. Fourgeau, and D. Giard. Wave propagation and sampling theory 1. Complex signal and scattering in multilayered media. *Geophysics*, 47(2), pp 203-221, 1982.
- [24]: J. Morlet, G. Arens, E. Fourgeau, and D. Giard. Wave propagation and sampling theory 2. Sampling theory and complex waves. *Geophysics*, 47(2), pp 222-361, 1982.
- [25]: I. Daubechies. The wavelets transform time-frequency localization and signal analysis. *IEEE Trans. on Information Theory*, 36(5), 1990.
- [26]: M.S Obaidat and M.M .Matalgah. Performance of the Short Time Fourier Transform and Wavelet Transform to Phonocardiogram signal analysis: proceeding of the ACM 1992 Symposium an Applied computing, March, pp 856-862, 1992.
- [27]: M.S. Obadait. Phonocardiogram signal analysis: techniques and performance comparison. *Journal of Medical Engineering & technologie*, 17(6), pp 221-227, November-December 1993.
- [28] :X.Zhang, L.G. Durand. Time-frequency scaling transformation of the phonocardiogram

based on the matching pursuit method. IEEE transactions on biomedical Engineering. 43, pp 972-979. 1998.

[29]: B.El-Asir and K.Mayyas. Multiresolution Analysis of Heart Sounds Using Filter Banks, Information Technology . 3 (1) pp. 36-43, 2004.

[30]: J. Chebil and J. Al- Nabulsi. Classification of Heart Sound Signals Using Discrete Wavelet Analysis, International J. of Soft Computing, 2( 1), pp 37-47, 2007.

[31]: S.Mallat and S.Zhong. Signal Characterisation from multiscale edges. In Proce.10 th Int.Conf.Pattern recogn, Syst.Applica, Los Alamitos, CA, pp 891-896.1990.

[32]:R. R, Coifman, Y.Meyer and M. Vwickerhauser. Wavelet analysis and signal processing. In Wavelets and their applications, pp 153–178.Jones and Bartlett, Boston, MA, USA.1992.

[33] : D.Emmanuel. Analyse de signaux vidéos et sonores : application a l'étude de signaux médicaux. Thèse de Doctorat université de tours, pp127, 2003.

[34]:B.Al-Naami, J. Chebilet J.N. Torry. Identification of Aortic Stenosis Disease Using Discrete Wavelet Packet Analysis. Computers in Cardiology, 32, pp 667-670, 2005.

[35]:J.C.Goswami and A.K.han. Fundamentals of wavelets theory, Algorithms, and Application, second edition, Wiley, 2011.

[36]: T.H.Koornwinder. Wavelets: an elementary of theory and applications, world scientific.1995.

# *Chapitre. I*

# *Le système cardiovasculaire et la phonocardiographie*

## **I. Introduction**

Au cours de la révolution cardiaque, un ensemble des bruits qui ne sont pas tous audibles à l'être humain, sont générés. L'étude de ces vibrations acoustiques qui constitue le signal phono cardiogramme (**PCG**), permet d'observer la dynamique des constituants de l'appareil cardiaque qui assure la circulation sanguine, donc la survie du patient.

Le tracé phono cardiographique est composé essentiellement des bruits **B1** et **B2**, qui apparaissent respectivement au début des phases systolique et diastolique de chaque cycle cardiaque. Avec une analyse judicieuse par des techniques de traitement du signal, ce signal (**PCG**) peut alors constituer un outil efficace pour un bon diagnostic de différentes pathologies cardiaques.

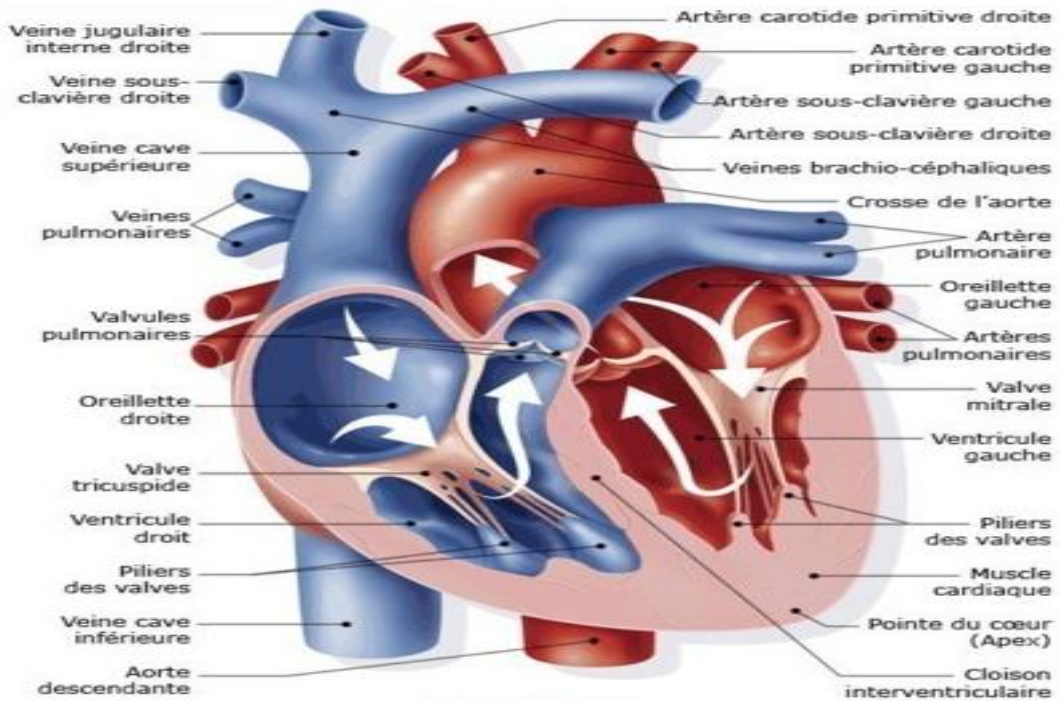
Dans ce chapitre nous présenterons le fonctionnement général du système cardiovasculaire, puis le principe du signal phono cardiogramme (**PCG**). Nous mettrons en exergue les définitions des différents bruits cardiaques et leurs caractéristiques, ainsi que l'origine de leur production. Finalement nous décrirons les caractéristiques temporelles et fréquentielles de ces bruits cardiaques.

## **II. Le système cardiovasculaire**

Le cœur humain représenté par la **Figure.1.1** est un organe musculaire creux à quatre cavités, recevant le sang par les veines et le propulse dans les artères, assurant ainsi la circulation sanguine.

Le cœur a approximativement la taille d'un poing fermé qui pèse environ **200 à 425 grammes** [1]. Il se trouve derrière la partie inférieure du sternum, à gauche de la ligne médiane. Il présente une forme vaguement conique, la base étant orientée vers le haut et vers

la droite, légèrement inclinée vers l'arrière ; le sommet touche la paroi thoracique entre la cinquième et la sixième cote. Le cœur est maintenu en place principalement par ces connexions aux grandes artères et veines, et par son configuration dans le péricarde, un sac à double paroi dont l'une enveloppe le cœur (le protège) et l'autre est rattaché au sternum, au diaphragme et aux membres du thorax [2].



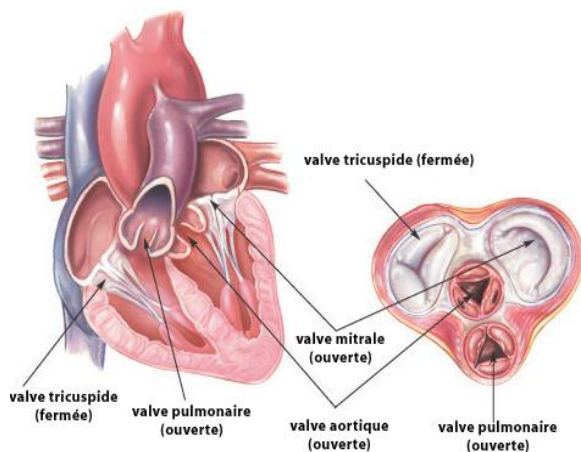
**Figure.1.1 : Anatomie du cœur et chemin de la circulation sanguine dans le cœur gauche et droit.**

Il existe fonctionnellement et anatomiquement un cœur droit et un cœur gauche. Chaque cœur est composé d'une oreillette et un ventricule séparés par la valve **Tricuspide** (circonférence : 120 mm chez l'homme, 105 mm chez la femme) qui composée de trois feuillets pour le cœur droit et la valve **Mitral** (circonférence : 110 mm chez l'homme, 90 mm chez la femme) qui est composée de deux feuillets pour le cœur droit. Entre oreillettes et ventricules, il n'y a pas de connexion musculaire.

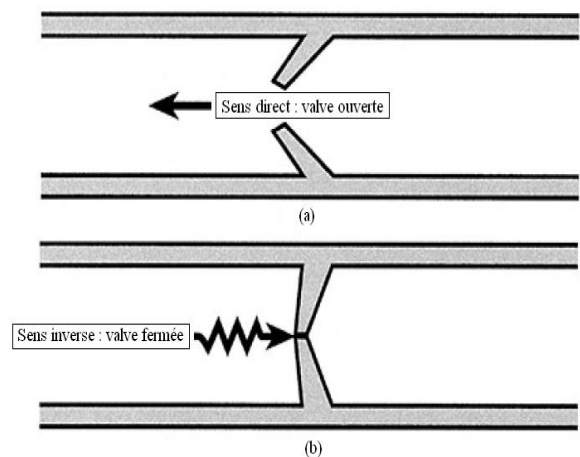
Le cœur est équipé par deux autres valves (aortiques et pulmonaires). La valve aortique relie le ventricule gauche avec l'aorte (diamètre : 20mm et de surface 3.14 cm<sup>2</sup>) alors que la

valve pulmonaire relie le ventricule droit avec le tronc pulmonaire (**diamètre : 24mm et de surface 4.5cm<sup>2</sup>**) [3]. [Figure.1.2]

Ces valves sont unidirectionnelles, elles empêchent le reflux du sang dans le mauvais sens. L'ouverture et la fermeture des valves sont complètement passives. Elle dépendent de la différence de pression de chaque cote de la valve : lorsque la pression d'aval est inférieure à la pression d'amont, la valve est ouverte. Dans le cas contraire la valve est fermée. [Figure.1.3]



**Figure.1.2 : Valves cardiaques**



**Figure.1.3 : Fonctionnement d'une valve cardiaque. [4]**

**(a) : la valve est ouverte, le sang passe ;(b) : la valve est fermée, le sang ne peut pas passer.**

## 1. La circulation sanguine

Le cœur est considéré comme une double pompe qui assure la circulation sanguine, le rôle de cette dernière est d'assurer les apports de nutriments et de l'oxygène aux organes, elle assure également le transport des déchets vers les reins et du dioxyde de carbone vers les poumons. Pour atteindre ce but, le sang suit deux trajets dans l'organisme, connus par la circulation pulmonaire et la circulation générale [Figure.1.4].

Les veines caves supérieures et inférieures, ainsi que les veines intrinsèques du cœur, déversent leur sang veineux dans l'oreillette droite. Lorsque l'oreillette droite se contracte, elle propulse le sang par une ouverture vers le ventricule droit. La contraction du ventricule



droit envoie le sang par artères pulmonaires vers les capillaires des poumons. La valvule **tricuspide**, qui se referme complètement pendant la contraction du ventricule, empêche le sang de refluer dans l'oreillette. Lors de son passage dans les poumons, le sang est chargé et se débarrasse de son gaz carbonique. Il est ensuite renvoyé au cœur par les quatre veines pulmonaires qui débouchent dans l'oreillette gauche. C'est **la petite circulation ou la circulation pulmonaire**.

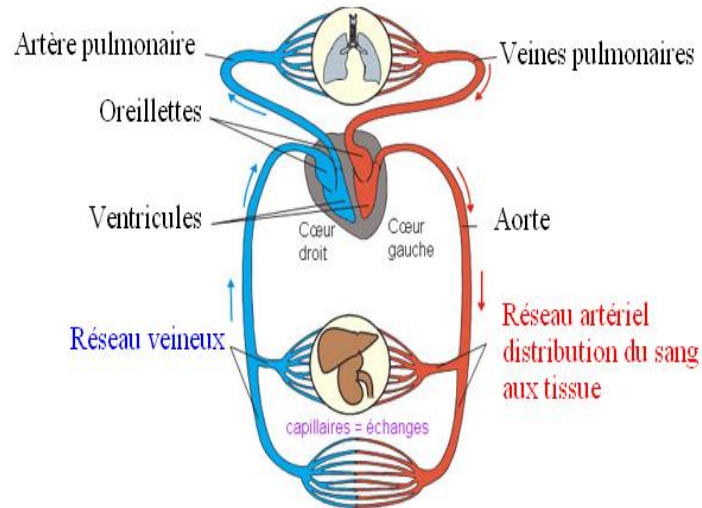
Lorsque l'oreillette gauche se contracte, le sang est éjecté vers le ventricule gauche, puis, après contraction ventriculaire, dans l'aorte.

La valvule mitrale empêche le retour du sang dans l'oreillette, et la valve sigmoïde située au début de l'aorte l'empêche de retourner dans le ventricule.

L'aorte se divise en plusieurs branches principales qui, elle-même, se ramifient plusieurs fois en artérioles jusqu'à ce que le corps entier soit approvisionné par un fin réseau de vaisseaux : **les capillaires**. C'est au niveau des capillaires que se produisent les échanges entre le sang et la lymphe liquide dans lequel baignent les cellules.

Le sang libère son oxygène, fournit les substances nutritives et recueille les déchets de la lymphe.

Les capillaires se rejoignent ensuite pour de petites veines qui, à leur tour, forment des veines plus importantes jusqu'à ce que le sang soit finalement recueilli dans les veines caves supérieures et inférieures d'où il est acheminé vers l'oreillette droite. C'est **la grande circulation** [5].

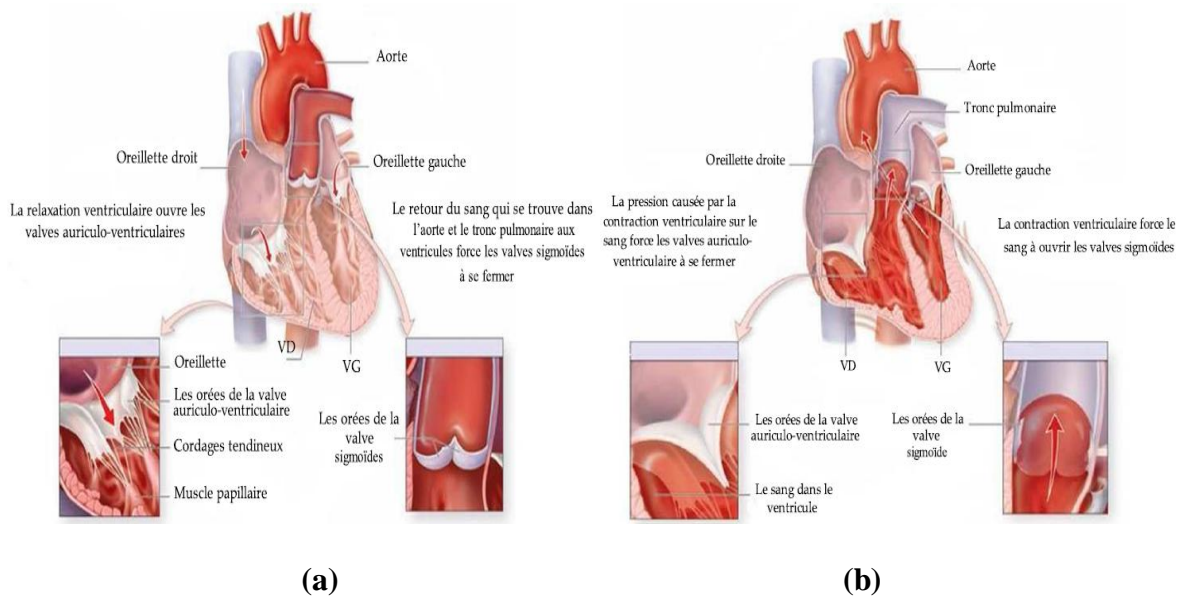


**Figure.1.4 : Circulation sanguine dans le système cardiovasculaire, la couleur en rouge présente de sang oxygéné, et la couleur bleu présente le sang désoxygéné.**

## 2. Le cycle cardiaque

Le cycle cardiaque est défini comme l'ensemble des événements survenant entre deux contractions successives du cœur. Il comprend deux phases : la systole (contraction) et la diastole (décontraction). [Figure.1.5]

**La systole** c'est la phase du cycle cardiaque pendant laquelle les fibres du myocarde se contractent, entraînant une diminution du volume des oreillettes ou ventricules et comportant le phénomène **d'éjection** du sang qu'ils contiennent. **La diastole** c'est la période de **relâchement** du myocarde pendant laquelle les ventricules ou les oreillettes se remplissent de sang. [6]



**Figure.1.5:**

**(a) : Relaxation ventriculaire (Diastole).**

**(b) : Contraction ventriculaire (Systole).**

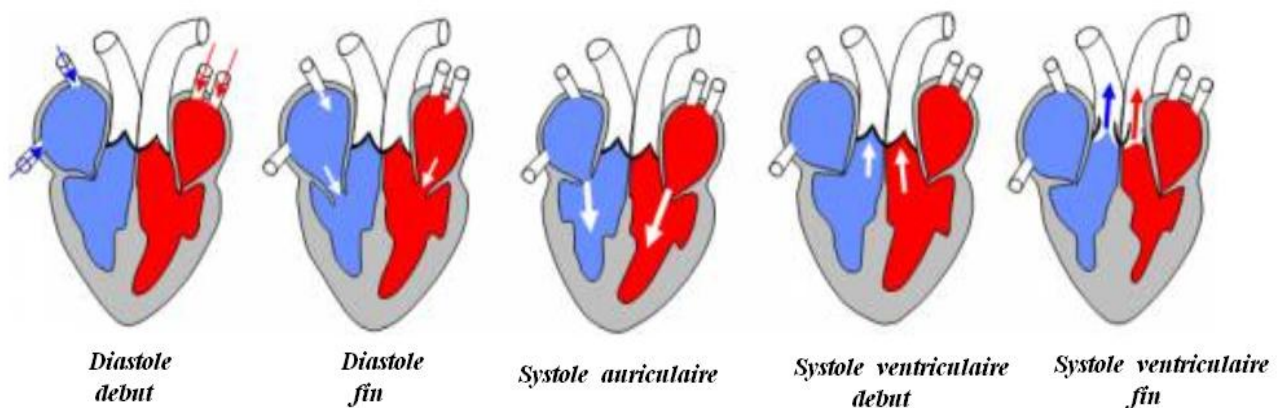
Dans un cycle cardiaque on peut distinguer de manière générale trois phases. [7]

➤ La première phase commence par la systole auriculaire, les ventricules sont relaxés et les valves auriculo-ventriculaires (tricuspide et mitrale) sont ouvertes. Les ventricules sont remplis partiellement du sang, l'intervention de la contraction auriculaire assure le plein des ventricules. La durée de cette phase est d'environ **100 ms**.

➤ Après cette phase, la systole ventriculaire commence et déclenche la deuxième phase, tandis que, les oreillettes entrent dans une relaxation d'environ **700 ms**.

Pendant la systole ventriculaire, le myocarde développe une tension qui entraîne une augmentation de la pression dans les ventricules. Cette haute pression force les valves tricuspide et mitrale à se fermer, ainsi que, les valves aortique et pulmonaire à s'ouvrir et le sang s'éjecte dans l'aorte et le tronc pulmonaire. Le volume de sang éjecté pendant la systole est appelé volume d'éjection.

➤ Les ventricules entrent dans une relaxation qui signale la troisième phase du cycle cardiaque. Pendant cette dernière, la pression dans les ventricules commence à diminuer et les valves sigmoïdes se referment par le reflux du sang aux ventricules. La relaxation ventriculaire continue jusqu'à la réouverture des valves tricuspide et mitrale. À la fin de la diastole, la systole auriculaire intervient et déclenche un autre cycle. **[Figure.1.6]** Le temps total d'un cycle cardiaque est estimé d'environ **800 ms**. Chez une personne au repos, près de **80%** du remplissage ventriculaire a lieu avant la contraction auriculaire. **[8]**



**Figure.1.6: Cycle Cardiaque**

### 3. La phonocardiographie et le phono cardiogramme

Parmi les procédés existants pour l'exploration de l'activité cardiaque de l'être humain est la phonocardiographie (**PCG**). La phonocardiographie est fondée sur l'enregistrement des vibrations ou oscillations de fréquences diverses, audibles ou non, qui correspondent aux bruits cardiaques normaux ou anormaux et aux souffles pathologiques : phono cardiogramme. Puisque la phonocardiographie est une technique non invasive, elle fournit une information fiable au sujet de l'intégrité et la fonction des valves du cœur, ainsi que l'hémodynamique du cœur, donc elle offre des possibilités très intéressantes pour détecter diverses maladies (ou pathologies) cardiaques.

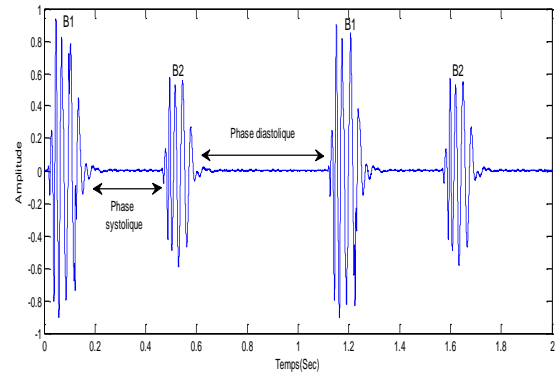
A cet effet, son utilité dans la détection des maladies valvulaires du cœur a été reconnue de puis très longtemps (si les valves du cœur sont lésées de façon à laisser fuir du sang, ou bien raidies au point des vibrations anormales (souffles).), ainsi que d'autres applications très intéressantes incluant la détection de l'hypertension pulmonaire, du dysfonctionnement ventriculaire, la maladie de l'artère coronaire, et des cardiomyopathies.

Cependant, depuis le début de **1970** l'évolution de la phonocardiographie a été plus lente que celle d'autres techniques de diagnostics pour plusieurs raisons. D'abord, le phonocardiogramme (**PCG**) est un signal complexe et il est très difficile à analyser visuellement. En second lieu, la polémique substantielle existe toujours au sujet de la genèse des bruits cardiaques. Troisièmement, l'instrumentation non standard (principalement capteur et réponse en fréquence des filtres), les divers emplacements thoraciques pour l'enregistrement des bruits cardiaques et les souffles sont souvent les causes principales des difficultés dans l'acquisition puis l'analyse des mesures obtenus. En conclusion et de manière significative l'apparition de l'imagerie médicale par ultrasons a fait de l'auscultation phono cardiographique, des outils cliniques secondaires et de ce fait a contribué énormément au ralentissement de l'application et la validation cliniques de nouveaux développements dans ce domaine. Néanmoins de nouveaux développements importants ont été réalisés ces dix dernières années en phonocardiographie dû à l'utilisation croissante des ordinateurs et des techniques numériques de traitement de signal telles que l'analyse spectrale, l'identification de modèle, et la représentation temps-fréquence. [**Figure.1.7** et **Figure.1.8**]

Ces nouveaux développements ont énormément augmenté la puissance et les performances d'analyse dans le domaine phono cardiographique traditionnelle et ont mené à ce que nous pouvons maintenant appeler « phonocardiographie numérique ».



**Figure.1.7: Phonocardiographe Cardiosim IV (Cardionics, Inc.) [8]**



**Figure.1.8 : Représentation de deux cycles cardiaques d'un PCG, cas normal.**

#### 4. Auscultation cardiaque

L'auscultation est une des techniques les plus utiles pour le diagnostic de la maladie cardiaque; autrement dit, l'auscultation du cœur s'intéresse principalement à l'écoute des bruits qui se produisent à l'intérieur de l'organisme par l'intermédiaire d'un stéthoscope. Les bruits des battements cardiaques sont principalement causés par la turbulence du sang au moment de la fermeture des valves.

##### 4.1 Sites d'auscultation

La région d'intensité maximale des bruits du cœur pour chaque valve ne correspond pas à la projection anatomique, mais à la région dans laquelle la cavité où siègent les valves est la plus proche de la surface du corps et la plus éloignée des autres valves. Cette région est également proximale par rapport au système valvulaire, si l'on se réfère au sens du courant sanguin. Les régions d'auscultation optimale sont **[Figure.1.9]**:

✚ La région aortique : située au deuxième espace intercostal droit.

Les pathologies les mieux détectées dans cette région sont : la sténose aortique, patent ductus arteriosus, hypertrophie du sternum et l'insuffisance aortique.

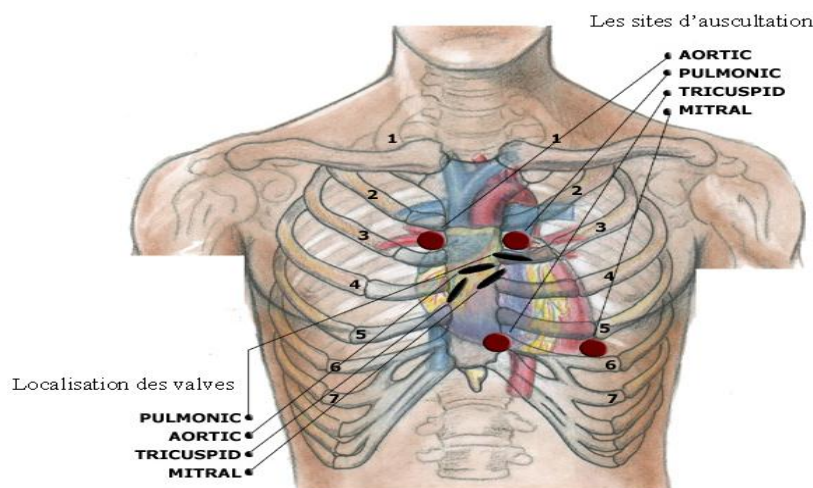
✚ la région pulmonaire : située au deuxième espace intercostal gauche.

Les pathologies les mieux détectées dans cette région sont : la sténose pulmonaire, défaut septal atrial, régurgitation pulmonaire.

✚ La région tricuspide : située dans le cinquième espace intercostal gauche.

La sténose tricuspide, la régurgitation tricuspide et le défaut de septum ventriculaire sont les pathologies les mieux détectées dans cette région.

✚ La région mitrale : située dans le cinquième espace intercostal (la région de la pointe de cœur). Les pathologies les mieux détectées dans cette région sont : la sténose mitrale et la régurgitation mitrale.

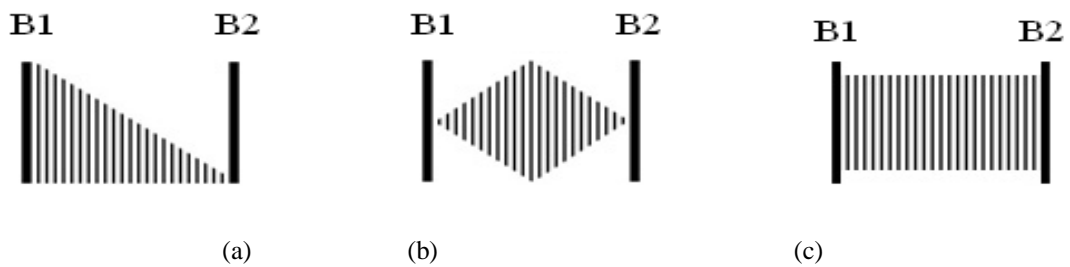


**Figure.1.9 : Différents sites d'auscultation.**

### III. Les bruits et les souffles cardiovasculaires

Suite au fonctionnement du système cardiaque, il est important de comprendre son impact sur le plan acoustique durant le pompage et l'échange du sang entre les chambres cardiaque, qui fait apparaître des sons et souffles cardiaques, à cause de la fermeture des valves cardiaque d'une part, et le mal fonctionnement des valves cardiaques (en cas d'une maladie) et les vibrations cardiaques d'une autre part. Dans ce contexte, il est nécessaire de connaître les caractéristiques des bruits (cas normaux) et des souffles (cas pathologiques) dont

la forme est crescendo-decrescendo, holosystolique (le souffle est présent dans toute la phase systolique) ou decrescendo [10] :



**Figure.1.10: Formes reconnues des souffles cardiaques. (a): Decrescendo, (b): Crescendo decrescendo, (c): Holosystolique. [9]**

### 3.1 Les bruits cardiaques

#### ✚ Le premier bruit cardiaque (B1) :

Le bruit **B1** est produit au début de la phase systolique quand le stéthoscope est placé sur la région mitrale (apex cardiaque gauche). Il est constitué de quatre composantes dont deux principales **M1** et **T1** respectivement les composantes mitrale et tricuspide [11-13]. Il est à noter que la composante mitrale (**M1**) précède la composante tricuspide (**T1**) [11]. Le délai temporel séparant **M1** et **T1**, pour un sujet sain, ne peut dépasser **30ms** [14]. Le bruit **B1** occupe la bande de fréquence allant de **91** à **179Hz** [15] [16] et dure approximativement **100ms** [17].

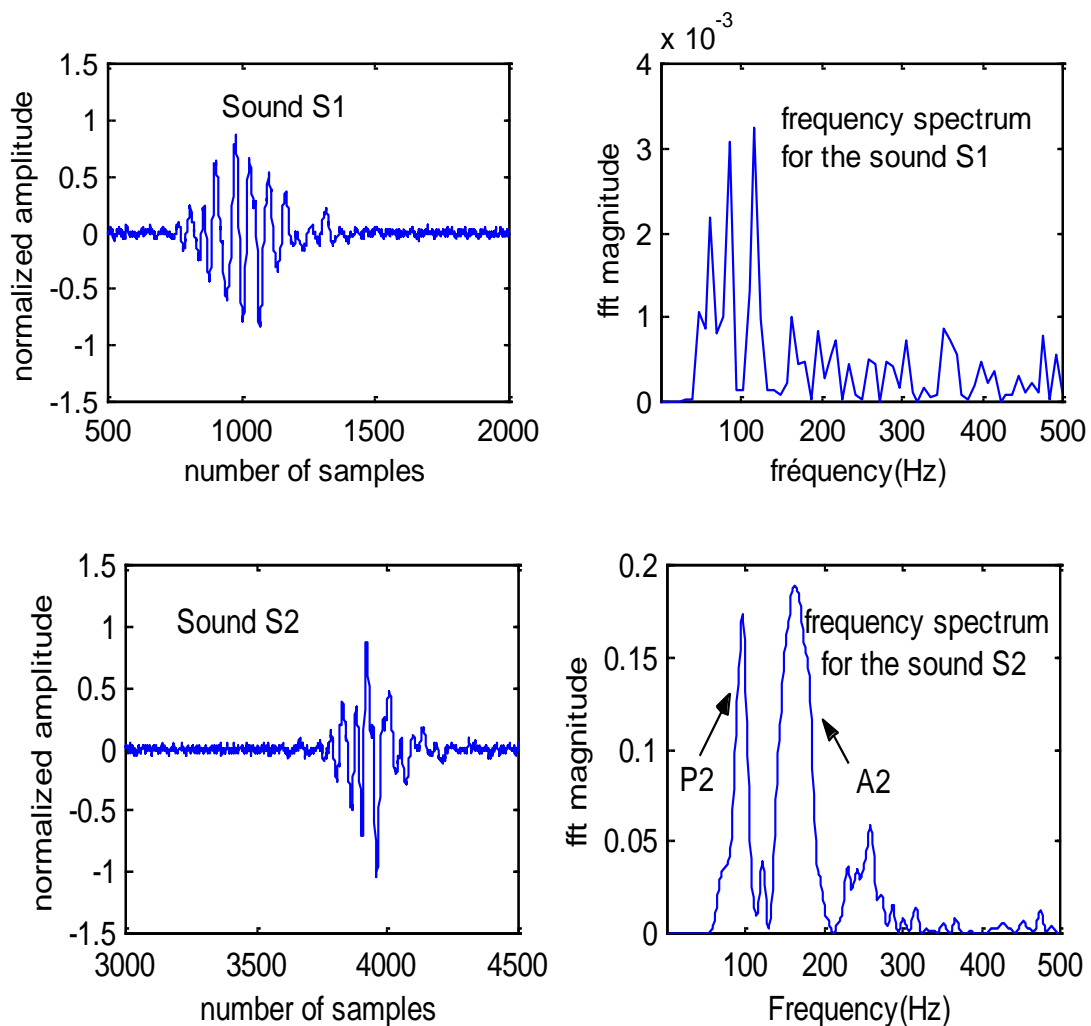
#### ✚ Le deuxième bruit cardiaque (B2) :

Il indique la fin du régime systolique et le début du régime diastolique quand le stéthoscope est placé sur la région aortique ou pulmonaire. Il est composé de deux composantes **A2** et **P2** dont la première correspond à la fermeture de la valve aortique et la deuxième correspond à la fermeture de la valve pulmonaire, la composante **P2** est un peu retardée par rapport à **A2** dont le retard peut correspondre à une maladie s'il est assez long. Le bruit **B2** est plus fréquentiel que le bruit **B1**, mais de durée plus courte que celle de **B1** [12] [18].



Le bruit **B2** occupe la bande de fréquence allant de **145 à 200Hz** [15] et dure environs **70 à 100ms** [15-17]

La durée entre **A2** et **P2** dans des conditions normales (sujet sain) est inférieur à **30ms** [11]. Cette durée est très importante pour les spécialistes pour le dépistage de certaines pathologies cardiaques lorsqu'elle est supérieure à **30ms**. Chacune des deux composantes **A2** et **P2** dure environs **50ms** [19].



**Figure.1.11 : Représentation temporelle et spectrale du premier et deuxième bruit cardiaque (B1 et B2).**

### ✚ Le troisième bruit cardiaque (B3) :

C'est un signal de faible fréquence et intensité, se situant au début de la phase diastolique (juste après B2) et due à la vibration des ventricules lors du remplissage du sang venu des atriums. Ce bruit (B3) est considéré normal pour les enfants et les adultes mais il peut être un signe de maladie pour les personnes âgées. Il est bien entendu du côté gauche du cœur (apex cardiaque gauche) [18] [20]. Très souvent ce bruit n'apparaît pas sur le tracé phonocardiographique et il est d'une importance clinique très limitée [21-23]. C'est un bruit qui dure de 60 à 80 ms et s'inscrit en basse fréquence.

### ✚ Le quatrième bruit cardiaque (B4) :

Du même que B3, le B4 est de faible fréquence et intensité, se situant à la fin du régime diastolique (juste avant B1), causé par la vibration et la contraction rapides des ventricules et des atriums durant la fin du pompage du sang vers les ventricules.

Ce bruit est inaudible mais peut en cas de pathologie constituer le bruit de galop pré-systolique [21] [23].

Les bruits B3 et B4 accompagnent souvent d'autres maladies cardiaques congénitales [18] [20].

## 3.2 Les bruits surajoutés

### ➤ Le bruit de galop

Il s'agit de B3 et de B4, ils sont pathologiques après 30 ans. Ce bruit est perçu à la pointe, en décubitus latéral gauche, ou à la xiphoïde. Il existe des galops droits et des galops gauches. Les galops gauches sont plus fréquents, ils traduisent un trouble de la compliance du ventricule gauche. En fait il existe trois types de galops:

1. Le galop protodiastolique: c'est B3. Il correspond à la vidange rapide et puissante du sang de l'oreillette vers le ventricule, au début de la diastole.

2. Le galop pré systolique: c'est **B4**, juste avant **B1**. Il correspond à l'arrivée de l'ondée sanguine dans le ventricule, lors de la systole auriculaire, c'est à dire à la fin de la diastole ventriculaire.

3. Le galop de sommation: c'est **B3+B4**, en cas de tachycardie.

➤ **Le claquement d'ouverture de la mitrale**

C'est un bruit protodiastolique, entendu après **B2**. C'est un signe du rétrécissement mitral.

➤ **Le click**

Le click est un claquement systolique sec et bref. Le clic peut être proto- ou méso-systolique.

1. Le click proto-systolique est un bruit sec de timbre aigu, entendu juste après **B1**. Il correspond à l'ouverture des sigmoïdes aortiques, marquant le début du souffle systolique du rétrécissement aortique valvulaire.

2. Le click méso-systolique s'entend dans la ballonnisation de la valve mitrale et correspond au prolapsus de la valve mitrale au sein de l'oreillette gauche, lors de la contraction du ventricule gauche.

### **3.3 Les souffles cardiaques**

Les souffles sont des sons longs, produits par les turbulences sanguines. Ils sont dus à des rétrécissements sur le trajet du sang ou à des communications anormales entre deux structures. Les souffles sont favorisés par la tachycardie et l'anémie. L'analyse du souffle se fait selon 5 critères:

1. L'intensité: codée de **1/6<sup>e</sup>** à **6/6<sup>e</sup>**. A partir de **4/6<sup>e</sup>**, les souffles sont dits intenses car ils s'accompagnent d'un frémissement palpable. D'une manière générale, seul les souffles systoliques frémissent, car les souffles diastoliques sont de faible intensité;

2. Le timbre: c'est la tonalité du souffle: râpeux, humé, grondant, doux, roulement,... ;

3. Le temps: systolique, diastolique, les deux (double souffle), ou continu;
4. Le siège: endroit où le souffle est perçu avec le maximum d'intensité;
5. L'irradiation: direction dans laquelle le souffle se propage.

### 3.3.1 Les différents souffles systoliques

Les souffles (de type systolique s'ils sont situés entre **B1** et **B2** ou diastolique entre **B2** et **B1**) durent un temps assez important comparé à celui de **S1** et **S2** et occupent une bande fréquence ne dépassant pas **1KHz** [24].

#### 1. La sténose aortique(SA)

C'est la maladie qui attaque le plus souvent les adultes. Son origine est due au fait que la valve aortique ne peut pas s'ouvrir complètement quand le ventricule gauche va pomper du sang oxygéné à travers celle-ci en produisant ainsi une sténose dans cette dernière dont l'ouverture ne peut pas comprendre le débit du sang pompé ce qui entraîne un souffle généralement de forte intensité de type crescendo-décrescendo positionné temporellement dans la phase systolique et occupe une gamme de **[100-300] Hz** [25]. La sténose aortique peut être au début, au milieu ou à la fin du régime systolique [10] [26].

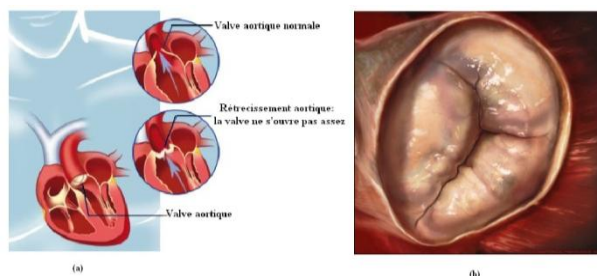


Figure.1.12 : Sténose Aortique (SA) [26]

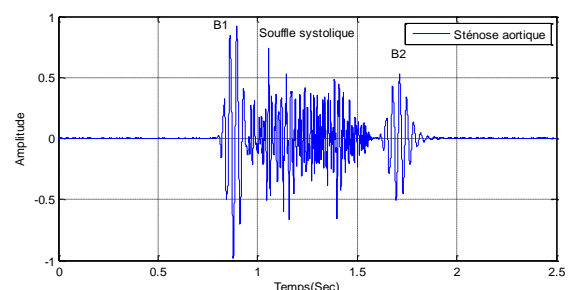
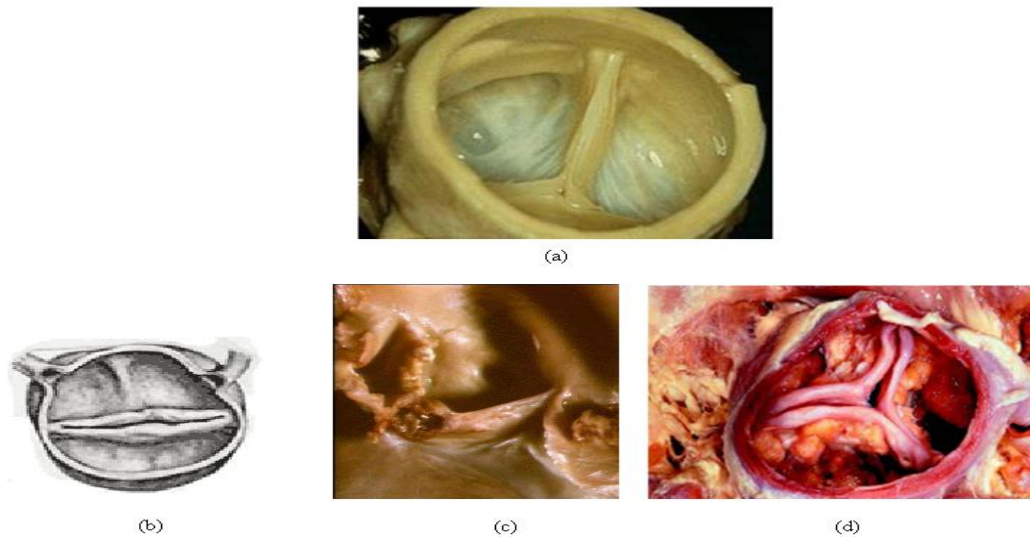


Figure.1.13 : Représentation temporelle d'un cycle cardiaque contenant une sténose aortique de forte intensité positionnée au milieu du régime systolique.

Généralement, la sténose aortique résulte de trois conditions. Soit un patient souffre d'une **sténose congénitale**, ou attrape une sténose par des conditions secondaires telles que les maladies **cardiaques rhumatismales** ou la **calcification idiopathique des valves** [Figure.1.14]. [27]

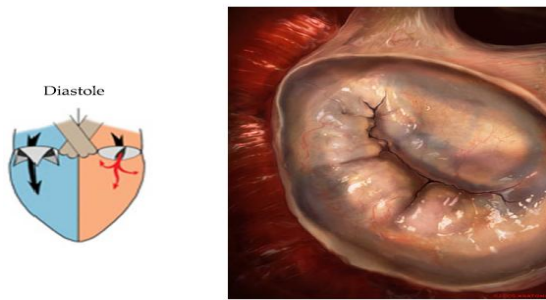


**Figure.1.14 : (a) : Valve aortique saine ; (b) : Valve aortique avec une malformation congénitale ; (c): Valve aortique rhumatismale ; (d) : Valve aortique sévèrement calcifiée. [27]**

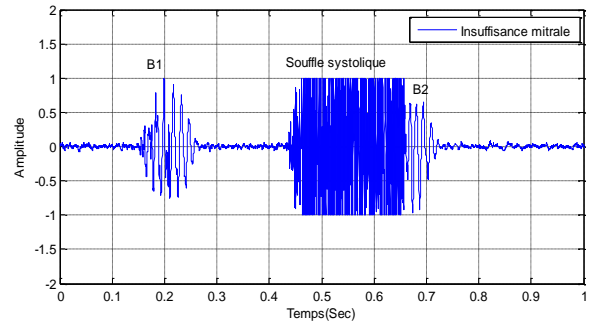
## **2. L'insuffisance mitrale(IM)**

C'est un souffle qui se produit dans la phase systolique où les valves mitrale et tricuspide doivent être fermées pour empêcher le retour du sang en arrière vers les atriums.

L'insuffisance mitrale est causée par le mal fonctionnement de la valve mitrale qui n'est pas capable de se fermer complètement ce qui laisse le sang passer dans le sens inverse vers l'atrium gauche en produisant par son passage à travers cette valve un souffle cardiaque de type holosystolique (i.e. présent presque dans toute la phase systolique) d'une amplitude basse et de fréquence haute par rapport à la sténose aortique.[10] [26].



**Figure.1.15: Insuffisances mitrale. [7]**

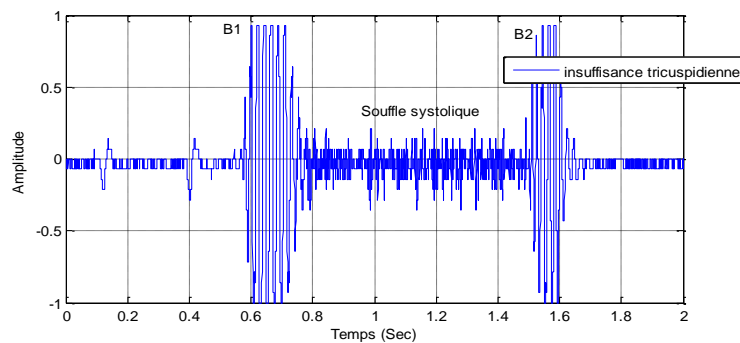


**Figure.1.16 : Représentation temporelle d'un cycle cardiaque contenant une insuffisance mitrale de forte intensité positionnée au milieu du régime systolique**

### 3. L'insuffisance tricuspidiennne(TR)

Le plus souvent, l'insuffisance tricuspidiennne est fonctionnelle. Elle est due à un surcroît de travail imposé au cœur droit par une hypertension artérielle pulmonaire. L'hypertension artérielle pulmonaire entraîne alors la dilatation du ventricule droit et de l'anneau tricuspidiennne sur lequel s'insère la valvule. Plus rarement, elle est due à un rhumatisme articulaire aigu ou, chez les toxicomanes qui utilisent des seringues, à une endocardite (inflammation de l'endocarde) infectieuse.

L'insuffisance tricuspidiennne peut donner lieu à des signes d'insuffisance cardiaque droite, avec œdème (accumulation de liquide puis gonflement) des chevilles et de l'abdomen, gros foie sensible et dilatation des veines du cou. [28]

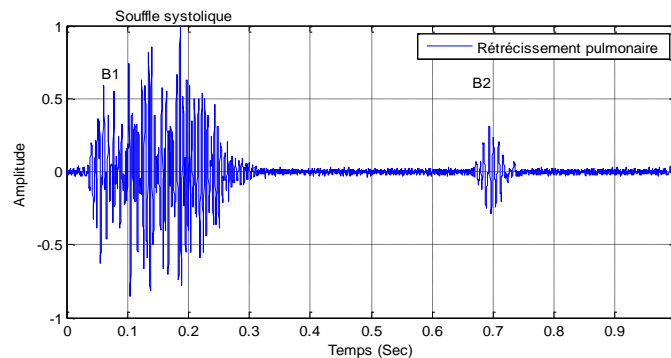


**Figure.1.17 : Représentation temporelle d'un cycle cardiaque contenant une insuffisance tricuspidiennne de faible intensité positionnée au milieu du régime systolique**

#### 4. Le rétrécissement pulmonaire(PR)

C'est un souffle systolique d'éjection. Il est perceptible au niveau du foyer pulmonaire.

Il a un timbre rude, râpeux.



**Figure.1.18 : Représentation temporelle d'un cycle cardiaque contenant un rétrécissement pulmonaire de forte intensité positionnée au début du régime systolique**

#### 5. Les souffles systoliques anorganiques

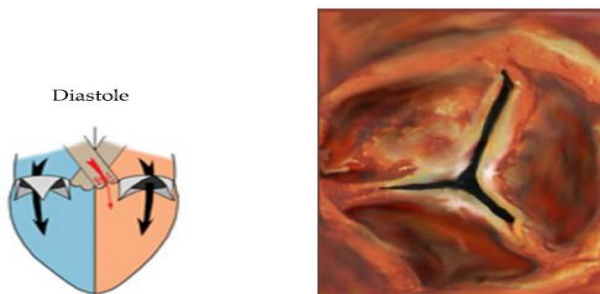
On parle de souffles innocents chez le jeune de moins de **30** ans. Ils sont maximum au foyer pulmonaire, proto- et méso-systolique, peu intenses. Chez le sujet âgé, le souffle anorganique traduit le vieillissement physiologique de la valve (diminution de sa compliance), qui vibre en systole. C'est un souffle "en écharpe", qui va du foyer aortique jusqu'à la pointe. Il est de timbre râpeux, assez intense. Ce souffle en écharpe est également perçu chez les malades athéromateux. Caractéristique importante: un souffle anorganique en écharpe ne modifie ni **B1**, ni **B2**.

##### 3.3.2 Les différents souffles diastoliques

#### 1. L'insuffisance aortique (AI)

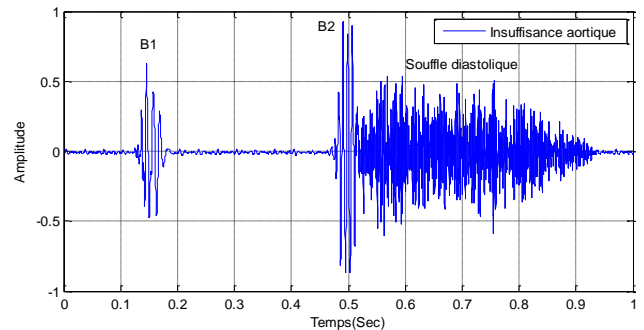
Contrairement à la sténose aortique, l'insuffisance aortique est due à la mal fermeture de la valve aortique durant le régime diastolique dont l'atrium gauche est en cours du pompage de sang vers le ventricule gauche au moment où la valve aortique doit être fermée, mais à cause de l'incompétence de cette valve de se fermer complètement en laissant une certaine ouverture (dont le rayon dépend du cas de l'insuffisance), à cause de ça une certaine quantité

du sang va s'échapper vers l'aorte a travers cette ouverture dont le passage du sang entraine sur la valve des vibrations qu'on peut entendre sous forme de souffle cardiaque dénommée l'insuffisance (ou bien l'incompétence) aortique [10] [24].L'insuffisance aortique occupe une gamme de [150-220] Hz [25].



**Figure.1.19 : Insuffisance aortique (IA)**

[14]

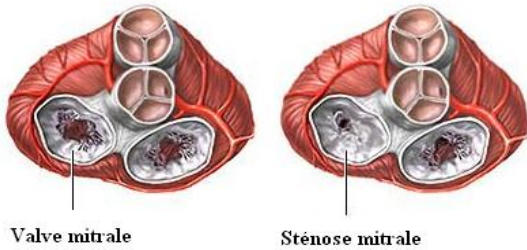


**Figure.1.20 : Représentation temporelle d'un cycle cardiaque contenant une insuffisance aortique de forte intensité positionnée au milieu du régime diastolique**

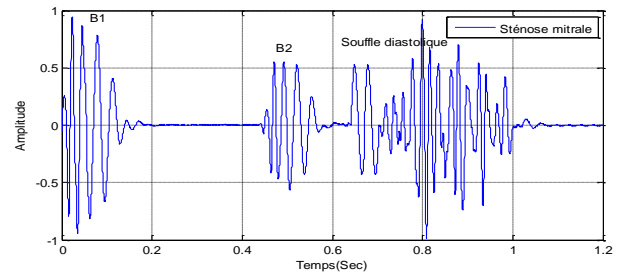
## 2. Le rétrécissement mitral(RM)

La sténose mitrale(MS) en étant une pathologie diastolique, s'observe beaucoup plus chez la femme (quatre femmes pour un homme). Cette pathologie est définie par la diminution de l'ouverture utile de la valve mitrale et entraîne une dilatation de l'oreillette gauche, une augmentation de la pression artérielle pulmonaire, une hypertrophie et dilatation du ventricule droit. [29] [30]. Le souffle de cette pathologie occupe une gamme fréquentielle de [50-250] Hz [24].





**Figure.1.21: Rétrécissement mitrale**



**Figure.1.22: Représentation temporelle d'un cycle cardiaque contenant une sténose mitrale de forte intensité positionnée au milieu du régime diastolique.**

### 3.4 Les souffles continus

Le souffle continu est entendu sans interruption, lors de la systole et de la diastole. Il ne faut pas le confondre avec un double souffle (dans la maladie mitrale par exemple). Le souffle continu est rare, il s'agit le plus souvent du souffle du canal artériel.

### 3.5 Le frottement péricardique

Ce bruit n'est pas un souffle car il n'est pas dû à des turbulences sanguines. C'est un bruit sec, de timbre aigu, brève. Il est perçu entre les bruits normaux, au milieu de la systole et de la diastole: forme de "va et vient". Il est éphémère, plus ou moins localisé.

## IV. Signaux PCGs utilisés

Les signaux **PCGs** utilisés dans notre étude, sont des signaux réels acquis depuis les quatre foyers d'auscultation (aortique, tricuspide, mitral et pulmonaire). Ils ont été prélevés sur les trois adresses internet : American college of cardiology. [[http://www.egeneralmedical.com\(american college of cardiology\)](http://www.egeneralmedical.com(american college of cardiology))], [<http://www.cardiosource.com/heart sounds; Heart Sounds and Murmurs>] et [<http://www.dundee.ac.uk/medther/Cardiology/hsmur.html>].



## V. Conclusion

L'activité cardiaque fait l'objet, depuis longtemps, de différentes études, notamment le premier test effectué par les cardiologues envers leurs patients et l'auscultation des battements cardiaques par l'intermédiaire d'un stéthoscope ordinaire. Par conséquent le traitement des bruits cardiaques en termes d'enregistrement s'avère très important pour un dépistage précoce de différentes pathologies cardiaques. Ainsi la technique proposée est connue sous le nom de phonocardiographie.

La phonocardiographie est une méthode non invasive, fondée sur l'enregistrement des vibrations ou oscillations de fréquences diverses, audibles ou non, qui correspondent aux bruits cardiaques normaux ou anormaux. Le principal inconvénient du signal **PCG** clinique est qu'il ne présente aucune information fréquentielle sur ces bruits cardiaques et leurs composantes.

L'analyse des caractéristiques du signal **PCG** avec plus de précision telles que l'emplacement de **B1** et **B2**, le nombre de leurs composantes internes, leur contenu fréquentiel, leur intervalle de temps, nécessite un outil puissant basé sur les techniques de traitement du signal. Pour cela, le traitement numérique du signal **PCG** se révèle très important. La transformée en ondelettes est la technique de base sur laquelle notre travail sera fondé.

Les trois versions de la transformée en ondelettes (**T.O.C**, **T.O.D** et **T.P.O**) seront utilisées dans notre thèse afin de faire ressortir au mieux la sévérité pathologique des signaux **PCGs** analysés.

Si la version **T.O.C** servira à fournir une représentation graphique des signaux **PCGs** dans le plan temps-fréquence, les deux autres versions (**T.O.D** et **T.P.O**) vont s'atteler à la mise au point de paramètres pertinents à même de suivre et confirmer toute évolution du degré de sévérité pathologique des signaux **PCGs**.

## REFERENCES CHAPITRE I

- [1]: Thierry Verson. Anatomico-Physiologie. Site web:<http://t.verson.free.fr/>.
- [2]: <http://multimania.com/dagt.html>.
- [3]:[http://www.cmp.u-nancy.fr/dossiers\\_CMP/mcv/cardio.htm](http://www.cmp.u-nancy.fr/dossiers_CMP/mcv/cardio.htm).
- [4]: P. Brendan. The human heart, A Basic Guide to Heart Disease, 2nd Edition, Lippincott Williams & Wilkins, 2007
- [5] :F.Briksi-Reguig. Techniques et instrumentation d'explorations fonctionnelles : chapitre4 : d'explorations fonctionnelles vasculaires, cours deuxième année MASTERE électronique Biomédicale-M2-MEM018, université de Tlemcen, pp 32-33.2009.
- [6] :<http://cours.cegep-st-jerome.qc.ca/101-902m.f/bio902/cardiovasculaire/coeur/physiologie/cyclecardiaque.htm>.
- [7] : <http://www.Auscultationcardiaque.com/auscultation>.
- [8] : D. Garcia. Application d'un nouveau concept de perte de charge au diagnostic échocardiographique des sténoses aortiques, Thèse, de Doctorat, Université de Montréal, Canada, pp 3-63,2003.
- [9]: Cardioids Inc. Webster, Texas77598USA, <http://cardionics.com>.
- [10]:R.L.H. Murphy Et al. Introduction to heart sounds .3M Littman Stethoscopes, 2004.
- [11]:A.G.Tilkian,M.B.Conover. Understanding heart sounds and murmurs with an introduction to lung sounds. Curr, probl.cardiol. 10,1985.
- [12]:G.Cloutier, L-G; Durant, R.Guardo, H-N.Sabbah and P-D.Stein. Bias and variability of diagnostic spectral parameters extracted from closing sounds produced by bioprosthetic valves implanted in the mitral position. IEEE Transaction on biomedical engineering. 1 (8), 1989.

- [13]: J-C.Wood, A-J.Buda, D-T.Barry. Time-frequency transfer: A new approach to first heart sound frequency dynamics. IEEE Transactions on biomedical engineering. 39(7), 1992.
- [14]: F.long. Common Heart Sounds.LandonPediatric Foundation.
- [15]: M.S. Obaidat, M.M .Matalgah.Performance of the Short Time Fourier Transform and Wavelet Transform to Phonocardiogram signal analysis: proceeding of the ACM 1992 Symposium an Applied computing, March, 856-862.
- [16]: Algorithm for detecting the first and the second sounds by spectral tracking. Med & Biol. &Comput.Janvier 1980.
- [17]: L.G.Durand, J. Guise, G .Cloutier, R. Guardo, M. Brais. Evaluation of FFT Based Modern Parametric Methods of the Spectral Analysis of Bioprosthetic Valves Sounds IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 33(6). 1986.
- [18]:A.K. Abbas, R. Bassam. Phonocardiography Signal Processing, Morgan &Claypool, 2009.
- [19] J.Abrams. Current Concepts of the genesis of heart sounds.I.First and second sounds.JAMA, 239-2787. 1978.
- [20]: W.K.S Francis et al.Rapid interpretation of heart and lung sounds, second edition, Elsevier, 2006.
- [21] :R.Yelloz. ABC de phonomécanigraphie. Edition Masson. 1978.
- [22] : R-M.Hamladji. Précis de sémiologie. Office de publication universitaire (OPU) 1996.
- [23] :B.Bates. Guide de l'examen clinique .Université de missouri – kansas city. OPU1991.
- [24]: R-W.Baer. Physiology of cardiacdefect. 1996.
- [25] : A.Djebbari. Synthèse des méthodes d'analyse temporelle, spectrale et spectro-temporelle du signal phono cardiogramme. Electronic magister thesis of signals and systems.Department of electronics, faculty of science engineering, university AboubekrbelkaidTlemcen, Algeria. 1999.

[26]: A.Wang, T.M.Bashore. Valvular Heart Disease, Humana Press, 2009.

[27]: R.L.H. Murphy, G. M. Brockington. Introduction to heart sounds, CD multimedia, Society: Littmann Stethoscopes, USA, 2004.

[28]: [http://www.larousse.fr/encyclopedie/medical/insuffisance\\_tricuspidienne/13927](http://www.larousse.fr/encyclopedie/medical/insuffisance_tricuspidienne/13927).

[29]: <http://www-sante.ujf-grenoble.fr/SANTE/CardioCD/cardio/chapitre/204.htm>.

[30]:F.Jan.Cardiologie", 2ème Ed, p 215-226, 2005.

# *Chapitre. II*

# *Outils théoriques de l'analyse temps-fréquence par application de la transformée en ondelettes*

## **I. Introduction : Etat de l'art**

Dans le but d'apprécier et contrôler un environnement après avoir obtenu une mesure numérique du phénomène physiologique étudié, on doit souvent traiter ce signal numérique pour en extraire l'information recherchée.

La phonocardiographie comme étant une méthode non invasive fondée sur l'enregistrement des vibrations ou oscillations de fréquences diverses, correspondant aux bruits cardiaques normaux ou pathologiques, est capable de fournir aux cliniciens un outil complémentaire par un enregistrement graphique des bruits cardiaques et souffles entendus pendant l'auscultation cardiaque [1]. Malgré cela la propriété non stationnaire de ces signaux rend la phonocardiographie clinique incapable de fournir des informations fréquentielles. [2][3]

Une analyse avec plus de précision telles que : l'emplacement des bruits, le nombre de leur composants internes, leur contenu fréquentiel, leur intervalle de temps, nécessite un outil puissant basé sur les techniques de traitement du signal.

Dans ce cadre, de nombreux chercheurs ont tenté d'analyser les bruits cardiaques par l'application de différentes techniques du traitement du signal, telles que : la transformée de Fourier (F.F.T) [4], la transformée de Fourier à court terme (T.F.C.T)[5] [6], la distribution de Wigner-ville [7-10], la transformée en ondelettes (W.T) [11-17], la segmentation des bruits cardiaques[18-20] ainsi que la classification des bruits cardiaques par réseau de neurone[21].

La transformation de Fourier (F.F.T) est certainement la technique la plus ancienne du traitement des signaux biomédicaux, qui produit un spectre moyen dans le temps. Ceci convient pour les signaux dont les propriétés statistiques sont invariantes dans le temps.



Lors de cette transformation le signal est décomposé sur un ensemble de fonctions de base qui sont le cosinus, le sinus ou l'exponentielle imaginaire. Très tôt dans l'histoire du traitement du signal, il est apparu que la décomposition obtenue n'était pas toujours la plus satisfaisante lorsque l'on était confronté à des phénomènes non-stationnaires.

L'application de la **F.F.T** dans l'analyse des signaux **PCGs** a été largement appliquée. En effet, BF. Beritelli et S. Serrano, ont constaté qu'à partir d'une représentation fréquentielle par application de la **F.F.T** on peut identifier facilement les différents bruits cardiaques [22], toutefois les travaux d'A. K. Abbas et R. Bassam, ont montré qu'il n'existe aucune définition universelle pour déterminer le début et la fin de ces bruits. [23]

Les travaux de S.M.Debbal et F.Bereksi-Reguig, sur l'application de la **F.F.T** dans l'analyse des signaux **PCGs** (bruits cardiaques, click ou souffle), montrent que cette technique ne peut donner que des informations fréquentielles sur leur évolutions, celle-ci rend impossible d'offrir le délai temporelle entre les composantes internes des bruits cardiaques tel que : le split (A2-P2). [24] [25]

L'application de la **F.F.T** a été aussi utilisée par T. C. Keong afin d'analyse les signaux **PCGs** à souffle systolique, mais cette technique reste incapable de fournir des indications concernant l'évolution temporelle. [26] Cette inaptitude a été aussi confirmée par L.P. Flandrin si le critère de la stationnarité est violé. [27]

Pour résoudre ce problème, plusieurs travaux ont été l'objet de l'extraction de l'information pertinente à partir du plan temps-fréquence réalisé par le spectrogramme de la transformée de Fourier à fenêtre glissante ou par la distribution de Wigner-Ville [28-30].

La **T.F.C.T** en tant que méthode d'analyse temps-fréquence consiste à faire coulisser une fenêtre d'analyse le long du signal étudié mais les dimensions de cette dernière doivent être fixées de façon à garantir les conditions de stationnarité.

Le travail de M. A. R. Santos et M. N. Souza sur la détection du premier et du deuxième bruit cardiaque par application de la **T.F.C.T**, montre que la bande fréquentielle et la localisation temporelle de bruits présentent des caractéristiques pertinentes estimées pour analyser le signal **PCG**. [31] La même constatation est faite par D. BOUTANA dans l'identification des sténoses aortiques et d'insuffisances Mitrales par application de la **T.F.C.T**, où les caractéristiques temporelles et fréquentielles du souffle peuvent aider le clinicien lors de son diagnostic médical. [32]

L'article de S. Aggio et A. al sur l'estimation de la pression systolique pulmonaire à l'aide des caractéristiques spectrales du deuxième bruit cardiaque B2 [33], et celui de A. Bartels et D. Harder sur l'estimation de la pression artérielle à partir du spectrogramme du deuxième bruit cardiaque B2, [34] ainsi l'estimation de la pression artérielle pulmonaire par C. Longhini, E. Baracca [35] et la séparation de A2-P2 par J. Xu, L. Durand, P. Pibarot [36], montre que les caractéristiques fréquentielles du B2, présentent un appréciateur important de la pression. Malgré-cela les contraintes de la **T.F.C.T** ne peuvent permettre une bonne résolution en temps et en fréquence simultanément [12] [37].

La distribution de wigner-ville (**W.V.D**) qui joue un rôle primordial dans la théorie et la pratique de l'analyse temps-fréquence répond de façon favorable à l'amélioration de cette analyse mais reste limitée par le problème des termes interférentiels qui réduisent généralement la lisibilité d'un diagramme temps-fréquence et qu'il est en ce sens souhaitable de s'en débarrasser [37] ce qui se traduit pratiquement par un manque remarquable de séparation des composantes internes des bruits du signal **PCG**, à titre d'exemple la méthode proposée par I. Yildirim, sur la variation de la fréquence instantanée (**IF**) du deuxième bruit cardiaque pour mesurer le délai temporel (split) entre l'onde A2-P2, montre son efficacité toutefois la lisibilité de split est réduite. [38]

Une nouvelle transformation nommée transformation en ondelettes [39] [40] est née de la convergence des travaux théoriques déjà anciens, notamment ceux de Haar (1910), de Littlewood et Paley (1930), de Zygmund (1930), de Gabor (1940), puis vers 1960 de Calderon, et des idées récentes mises en avant propos; pour le traitement numérique de certains signaux par Morlet (le premier à avoir proposé le nom d'ondelettes, 1982), ou pour le développement d'outils mathématiques utilisés en physique théorique par Grossmann (1983).

Dés lors de nombreux chercheurs apportèrent des bases mathématiques solides en faisant apparaître la notion de base orthogonale (Meyer, 1985), d'analyse multi résolution (Mallat, 1989), et d'ondelettes à support compact (Daubechies, 1988).

Ce chapitre traite dans un premier temps les différentes techniques rencontrées dans la littérature qui peuvent être utilisées dans l'extraction des caractéristiques d'un signal, et de façon plus détaillée celles que nous avons choisies dans notre recherche.

## **II. Classification des signaux :**

Les techniques utilisées pour traiter des signaux ou analyser la réponse d'un système à un signal dépendent énormément des attributs et des caractéristiques de ces signaux. Ainsi, tout traitement du signal doit nécessairement commencer par une classification de ces signaux.

➤ **Signaux déterministes [41]:** ils sont appelés aussi des signaux certains, car ils sont parfaitement déterminés par la connaissance ou la mesure d'un nombre fini de paramètres.

Ces signaux peuvent être :

➤ non périodiques ou impulsionnels : ce sont des signaux de type transitoire non répétitifs représentant un phénomène dont l'énergie d'activation a été fournie à un instant donné et se dégrade dans les éléments dissipatifs du système.

Soit  $S(t)$  un signal quelconque avec des valeurs scalaire non négatives,  $E_S$  (énergie),  $P_S$  (puissance moyenne). Les relations mathématique d'énergie et de la puissance s'expriment sous les formes suivantes:

$$E_S = \int_{-\infty}^{+\infty} |S(t)|^2 dt \quad (2.1)$$

$$P_S = \lim_{T \rightarrow +\infty} 1/T \int_{-T/2}^{T/2} |S(t)|^2 dt \quad (2.2)$$

C'est signaux ont une puissance moyenne infinie mais ont une énergie finie :  $E_S < +\infty$ , donc  $S(t) \in L^2(\mathbb{R})$ .

- périodiques : ce sont des signaux à puissance finie, ou  $E_S$  n'est pas bornée.

En effet ces signaux décrivent des régimes permanents.

- **Signaux aléatoire [41]:** la plupart des signaux naturels sont aléatoires, car ils ont un caractère non-reproductible et imprévisible, exemple de tels signaux : signaux reçus par un radar, de la parole, de l'électrocardiogramme,....

On peut également classer le signal soit suivant sa représentation continue, où il prendre toutes les valeurs possibles sur un intervalle fini ou infini, soit suivant sa représentation discret (digital), ou bien suivant sa valeur réelle ou complexe.

Par exemple, le signal  $S_1(t) = A \sin 5\pi t$  est un signal à valeur réelle ; cependant, le signal  $S_2(t) = A e^{j3\pi t} = A \cos 3\pi t + j A \sin 3\pi t$  est un signal à valeurs complexes.

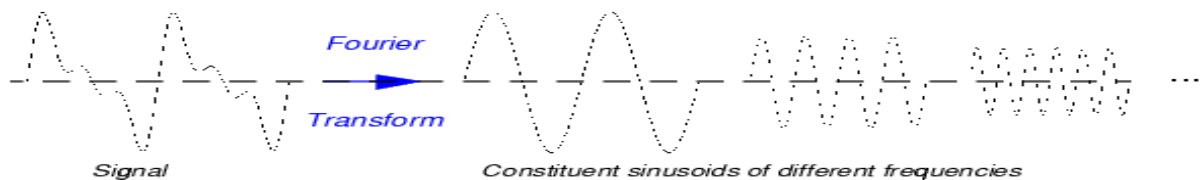


Figure.2.1: Exemple d'un signal transitoire et aléatoire

### III. Transformée de Fourier:

Un signal temporel est suppose comme un simple vecteur dans un espace vectoriel à  $N$  dimensions. Les vecteurs de base de ce signal ou cette série temporelle dans le temps sont  $(1, 0, 0, \dots, 0)$ ,  $(0, 1, 0, \dots, 0)$  et ainsi de suite. L'action de la transformée de Fourier est simplement le changement de base de cette série du domaine temporel à un espace vectoriel de base de fonctions sinusoïdales (domaine fréquentiel). [42]

La série temporelle qui est un simple vecteur n'a pas change. Une des raisons pour laquelle la transformée de Fourier est utilisée pour l'analyse des signaux d'une manière générale est que cette base de fonctions sinusoïdales est la solution de l'équation mathématique décrivant les petites variations de cette série temporelle. [43]



Soit  $u(t)$  un signal à énergie finie  $E = \int_{-\infty}^{+\infty} |u(t)|^2 dt < \infty$  ou  $|u(t)|^2$  représente la densité temporelle d'énergie du signal  $u$ , sa transformée de Fourier est donnée par :

$$U(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} u(t)e^{-j2ft\pi} dt \quad (2.3)$$

$$\text{Sa relation inverse est : } u(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} U(f)e^{+j2ft\pi} dt \quad (2.4)$$

Où le produit de  $t$  par  $f$  est sans dimension. La fonction  $|U(f)|^2$  est définie comme un périodogramme.

La transformée de Fourier discrète (**T.F.D**) pour la série temporelle  $u(t)$  de  $N$  points avec une période d'échantillonnage  $T=N$ ,  $K = [0, 1, 2, \dots, N-1]$  sont les blocs de base pour la construction des signaux périodiques est donnée par :

$$U\left(\frac{n}{NT}\right) = \frac{1}{N} \sum_{K=0}^{N-1} u(KT)e^{-\frac{j2nK\pi T}{NT}} \quad (2.5)$$

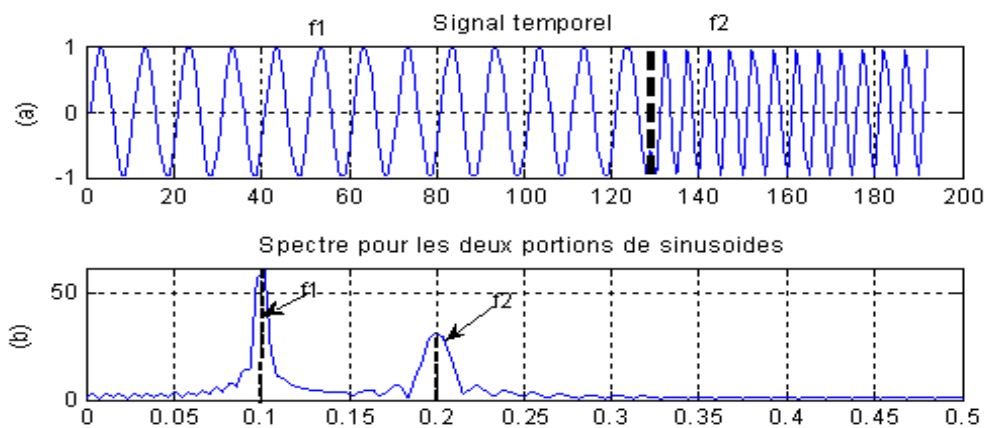
$$\text{Sa relation inverse est : } u(KT) = \frac{1}{N} \sum_{K=0}^{N-1} U\left(\frac{n}{NT}\right)e^{+\frac{j2nK\pi T}{NT}} \quad (2.6)$$

L'analyse de Fourier est un outil de base en traitement du signal, indispensable dans de nombreux domaines de la recherche, mais elle montre vite des limites justifiées dès lors que l'on sort du cadre rigoureux de sa définition : le domaine des signaux stationnaires d'énergie finie. Dans cette analyse, tous les aspects temporels (début, fin, durée d'un événement), bien que présents dans la phase, deviennent illisibles dans le spectre.

Considérons par exemple le signal  $x(n)$  régi par :

$$x(n) = \begin{cases} \sin(2 * \pi * f1 * n) & 0 \leq n \leq N1 - 1 \\ \sin(2 * \pi * f2 * n) & N1 \leq n \leq N1 + N2 - 1 \end{cases}$$

Avec  $N1=128$  ;  $N2=64$  ;  $f1=0.1\text{Hz}$  ;  $f2=0.2\text{Hz}$



**Figure.2.2 : (a) : Représentation temporelle de  $x(n)$ , (b) : Représentation fréquentielle (module du spectre) de  $x(n)$ .**

La plupart des signaux intéressants contiennent de nombreuses caractéristiques mobiles ou transitoires, qui sont souvent la partie la plus importante du signal, l'analyse de Fourier n'est pas capable à les détecter, ce qui nous amène à la notion de localisation spatiale « **Fenêtrage du signal** ».

#### **IV. Analyse temps-fréquence:**

Puisque les sons sont des variations temporelles des fréquences (paquets de fréquences très rapprochés), ces propriétés sont révélées par des transformations qui décomposent les signaux à travers des fonctions qui sont bien concentrées en temps et en fréquences.

Gabor dans les années **1940** [44] découvre la première forme de représentation temps-fréquence. Sa technique consiste à découper le signal en différentes plages ou fenêtres de longueur fixée. Chaque plage est alors étudiée séparément par l'analyse traditionnelle de Fourier.

Les transformées de Fourier à fenêtres (**T.F.C.T** : transformées de Fourier à court terme) est une classe importante de décompositions locales des signaux en temps-fréquence. [44]

Il existe une application importante qui illustre les limitations imposées par l'incertitude Heisenberg mesure les variations temporelle des fréquences instantanée [45].

## 1. Les Atomes Temps-Fréquences

Une transformée temps-fréquence linéaire va corrélérer le signal avec une famille d'ondes qui sont bien localisées en temps et en fréquences. Ces ondes sont appelées des **atomes temps-fréquences** [46].

Soit  $\{\phi_\gamma\} \in L^2$  : espace des fonctions à énergie finie,  $\gamma$  est un paramètre multi-index.

La transformée temps-fréquences linéaire de la fonction  $f \in L^2$  correspondante est définie par :

$$Tf(\gamma) = \langle f, \phi_\gamma \rangle = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \phi_\gamma^*(t) dt \quad (2.7)$$

Le théorème de Parseval montre que :

$$Tf(\gamma) = \langle f, \phi_\gamma \rangle = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \phi_\gamma^*(t) dt = \left(\frac{1}{2\pi}\right) \int_{-\infty}^{+\infty} F(\omega) \phi_\gamma^*(\omega) d\omega \quad (2.8)$$

Avec  $F(\omega), \phi_\gamma(\omega)$  respectivement, les transformées de Fourier de  $f(t)$  et  $\phi_\gamma(t)$ . Ceci prouve que si  $\phi_\gamma(t)$  est presque zéro quand  $t$  en dehors d'un voisinage d'abscisse  $u$ , alors  $\langle f, \phi_\gamma \rangle$  dépend seulement des valeurs de la fonction  $f$  dans ce voisinage. De même, si  $\phi_\gamma(\omega)$  est négligeable pour  $\omega$  très éloigné par rapport à  $\xi$  alors la partie droite du théorème de Parseval montre que  $\langle f, \phi_\gamma \rangle$  révèle les propriétés de  $F(\omega)$  au voisinage de  $\xi$ . [43]

L'information délivrée par  $\langle f, \phi_\gamma \rangle$  est représentée dans un plan temps-fréquence  $(t, \omega)$  par une région dont sa localisation et sa largeur dépendent seulement de l'étendue temps-fréquence de  $\phi_\gamma$ .

Puisque  $\|\phi_\gamma\|^2 = 1 = \int_{-\infty}^{+\infty} |\phi_\gamma|^2 dt$ , on interprète  $|\phi_\gamma|^2$  comme une distribution de probabilité centrée en  $u_\gamma$ :

$$u_\gamma = \int_{-\infty}^{+\infty} t |\phi_\gamma|^2 dt \quad (2.9)$$

L'étendue autour de  $u_\gamma$  est mesurée par la variance  $\sigma_t^2(\gamma)$  donnée par :

$$\sigma_t^2(\gamma) = \int_{-\infty}^{+\infty} (t - u_\gamma)^2 |\phi_\gamma(t)|^2 dt \quad (2.10)$$

Ainsi la fréquence centrale  $\xi_\gamma$  de  $\phi_\gamma(\omega)$  est définie par :

$$\xi_\gamma = \left(\frac{1}{2\pi}\right) \int_{-\infty}^{+\infty} \omega |\phi_\gamma(\omega)|^2 d\omega \quad (2.11)$$

Son étendue autour de  $\xi_\gamma$  est mesurée par la variance  $\sigma_\omega^2(\gamma)$  donnée par :

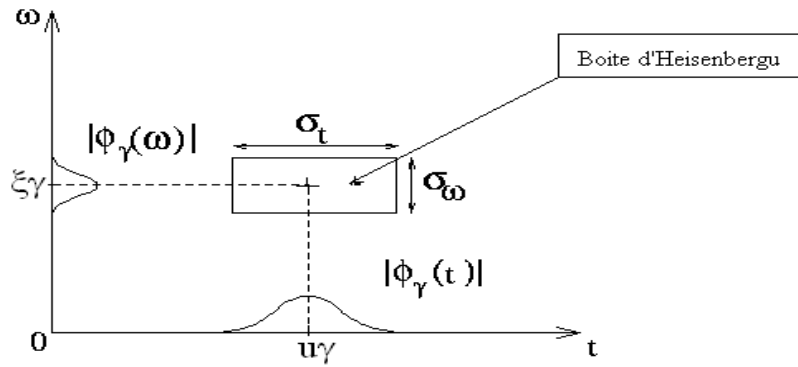
$$\sigma_\omega^2(\gamma) = (1/2\pi) \int_{-\infty}^{+\infty} (\omega - \xi_\gamma)^2 |\phi_\gamma(\omega)|^2 d\omega \quad (2.12)$$

La résolution temps-fréquence de  $\phi_\gamma$  est représentée dans le plans temps-fréquence  $(t, \omega)$  par un  $\square$  de base sous forme **une boîte d'Heisenberg** centrée en  $(u_\gamma, \xi_\gamma)$ , ou la largeur est  $\sigma_t(\gamma)$  le long des axes des temps  $t$  et sa longueur est  $\sigma_\omega(\gamma)$  le long de l'axe des fréquences. Ainsi ce plan permettra de donnée une description à la fois temporelle et fréquentielle des fonctions étudiées mais la précision de cette description est limitée par l'inégalité de Heisenberg (une démonstration de ce principe d'incertitude est donnée dans [39]) :

$$\sigma_\omega^2 \sigma_t^2 \geq 1/4 \quad (2.13)$$

L'inégalité ci-dessus devient une égalité si et seulement si  $\phi(t)$  est de type gaussien [47].





**Figure.2.3:** représentation temps-fréquence de  $\phi_\gamma$  sous forme d'une boîte d'Heisenberg centrée en  $(u_\gamma, \xi_\gamma)$

L'analyse de Gabor fournit souvent une réponse satisfaisante à ce problème.

## 2. Transformée de Fourier avec fenêtre (T.F.C.T)

En 1946, Denis Gabor suggérait de rendre locale l'analyse de Fourier, en s'aidant de « **fenêtres** ». Une fenêtre est une fonction régulière : pour que sa transformée de Fourier soit bien localisée, lentement variable et bien localisée : qu'elle possède de bonnes propriétés de décroissance à l'infini, ce qui signifie qu'elle est nulle dehors d'une certaine zone, qui constitue son support.

En multipliant la fonction étudiée par une fenêtre, on en obtient une version « **locale** » dont on peut déterminer le contenu fréquentiel par une analyse de Fourier classique [41].

Soit  $x(t)$  le signal analyse,  $h(t)$  une fenêtre d'analyse traduite en temps par  $u$  « le taux de glissement » et modulée en fréquence par  $\xi$ , ainsi :

$$h_{(u,\xi)}(t) = e^{j\xi t} h(t - u) \quad (2.14)$$

Elle est normalisée  $\|h\| = 1$  tel que  $\|h_{(u,\xi)}\| = 1$  quelque soit  $(u, \xi) \in \mathbb{R}^2$

La transformée de Fourier résultante est :

$$\text{TFFH}(u, \xi) = \langle x, h_{(u,\xi)} \rangle = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) e^{-j\xi \tau} h(t - \tau) dt \quad (2.15)$$

Elle est appelée ainsi **transformée de Fourier à court terme T.F.C.T (S.T.F.T)** parce que la multiplication par  $h(t - u)$  localise l'intégrale de Fourier au voisinage de  $t=u$ .

La mesure l'énergie du signal  $x(t)$  dans le domaine temps-fréquence au voisinage  $(u, \xi)$  spécifié par la boîte d'Heisenberg  $deh_{(u,\xi)}$ , est donnée par : le spectrogramme  $P_s$  :

$$P_s = |TFFH(u, \xi)|^2 \quad (2.16)$$

➤ Les boîtes d'Heisenberg pour la T.F.C.T [45]

Puisque  $h$  est paire,  $h_{(u,\xi)}(t) = e^{j\xi t}h(t-u)$  est centrée en  $u$  ; l'évolution temporelle autour de  $u$  est indépendante de  $u$  et  $\xi$ .

$$\sigma_t^2 = \int_{-\infty}^{+\infty} (t-u)^2 |h_{(u,\xi)}(t)|^2 dt = \int_{-\infty}^{+\infty} t^2 |h(t)|^2 dt \quad (2.17)$$

La transformée de Fourier  $H(\omega)$  de  $h$  est réelle et symétrique parce que  $h$  est réelle et symétrique.

La transformée de Fourier  $H_{(u,\xi)}(\omega)$  de  $h_{(u,\xi)}(t)$  est :

$$H_{(u,\xi)}(\omega) = H(\omega - \xi)e^{-ju(\omega - \xi)} \quad (2.18)$$

C'est une translation par  $\xi$  de la fenêtre fréquentielle  $H(\omega)$ , tel que sa fréquence centrale est  $\xi$ . la variance de l'étendue fréquentielle autour de  $\xi$  est :

$$\sigma_\omega^2 = (1/2\pi) \int_{-\infty}^{+\infty} (\omega - \xi)^2 |H_{(u,\xi)}(\omega)|^2 d\omega = (1/2\pi) \int_{-\infty}^{+\infty} \omega^2 |H(\omega)|^2 d\omega \quad (2.19)$$

La variance  $\sigma_\omega^2$  est indépendante de  $u$  et de  $\xi$ , puisque  $h_{(u,\xi)}$  correspond à une boîte d'Heisenberg de surface  $\sigma_t \sigma_\omega$  centrée en  $(u, \xi)$  comme schématisé ci-dessous.

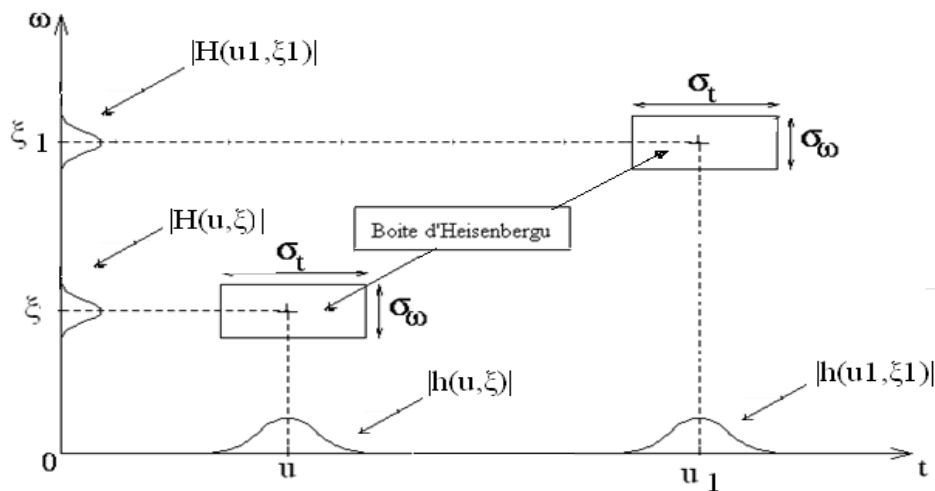


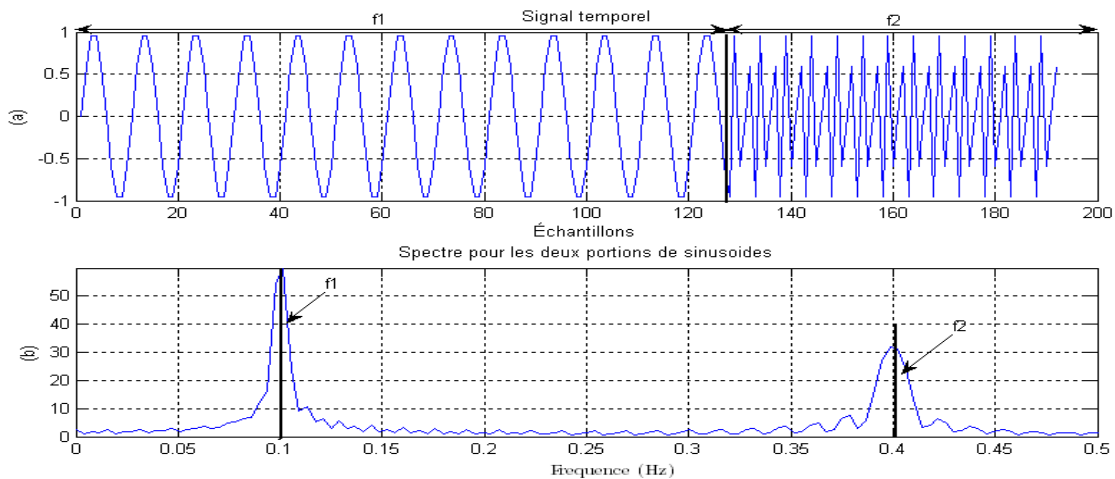
Figure.2.4: Les boîtes d'Heisenberg centrées en  $(u, \xi)$  et  $(u_1, \xi_1)$

La dimension de la boîte d'Heisenberg est indépendante de  $(u, \xi)$  ce qui veut dire qu'une transformée de Fourier à fenêtre à la même résolution à travers le plan temps-fréquence. Ainsi on constate que le découpage en tranches plus petites augmente la résolution temporelle, mais diminue cependant la résolution fréquentielle et inversement.

Considérons par exemple le signal  $x(n)$  régi par :

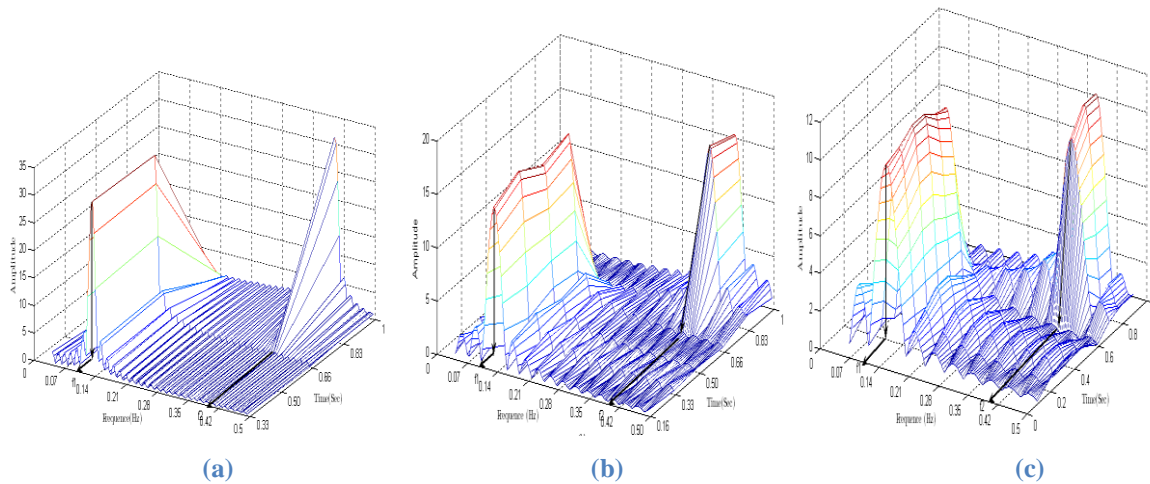
$$x(n) = \begin{cases} \sin(2 * \pi * f_1 * n) & 0 \leq n \leq N_1 - 1 \\ \sin(2 * \pi * f_2 * n) & N_1 \leq n \leq N_1 + N_2 - 1 \end{cases}$$

Avec  $N_1=128$  ;  $N_2=64$  ;  $f_1=0.1\text{Hz}$  ;  $f_2=0.4\text{Hz}$



**Figure.2.5 : (a) : Représentation temporelle de  $x(n)$ , (b) : Représentation fréquentielle de  $x(n)$ .**

La transforme de Fourier à court terme correspondante avec une fenêtre de taille (1/3 sec ,1/6sec ,1/9sec) est :



**Figure.2.6: Transformée de Fourier à court terme avec une fenêtre de taille : (a):1/3 sec, (b) :1/6 sec, (c) :1/9 sec.**

D'après ces résultats nous avons constaté que :

Le choix d'une fenêtre étroite permet d'avoir une bonne résolution temporelle (c) tandis qu'une fenêtre temporelle large conduit à une bonne résolution fréquentielle (a). Malheureusement, une fois la fenêtre est choisie, sa taille est fixe et par conséquent la résolution temporelle et fréquentielle sont à leur tour définitivement fixées.

**3. La distribution de Wigner-ville**

Une autre famille de représentations temps-fréquence s'appelle la classe de Cohen des distributions temps-fréquence généralisées (D.T.F.G). La forme générale de la D.T.F.G présentée par Cohen en 1989 est donnée par la relation suivante [48]:

$$C_x(t, f; g) = \iiint g(v, \tau) e^{j2\pi v(u-\tau)} x(u + \tau/2) x^*(u - \tau/2) e^{-j2\pi f\tau} dv du d\tau \quad (2.20)$$

La fonction  $g(v, \tau)$  est choisie arbitrairement de façon à produire une distribution temps-fréquence avec certaines propriétés. Cette classe de représentations donne directement une distribution d'énergie d'où sa nature quadratique. Cette approche repose sur le principe de superposition quadratique. Ce principe se formule comme suit [49]:

Si  $x(t) = a_1x_1(t)+a_2x_2(t)$  alors :

$$C_x = |a_1|^2 C_{x_1}(t, f) + |a_2|^2 C_{x_2}(t, f) + a_1 a_2 C_{x_1, x_2} + a_1 a_2 C_{x_2, x_1} \quad (2.21)$$

La présence du terme d'interférence peut causer une difficulté dans l'interprétation de la représentation temps-fréquence. Généralement, pour les signaux temporels qui possèdent plus de deux composantes spectrales, ce terme d'interférence croît rapidement.

Quelques choix particuliers de  $g(t - \tau)$  peuvent alléger le problème et lisser ainsi les interférences. La plus connue de ces représentations est la distribution de Wigner-Ville (**W.V**).

Cette distribution se calcule à partir du signal analytique  $x(t)$  que l'on cherche à caractériser, et elle a pour expression :

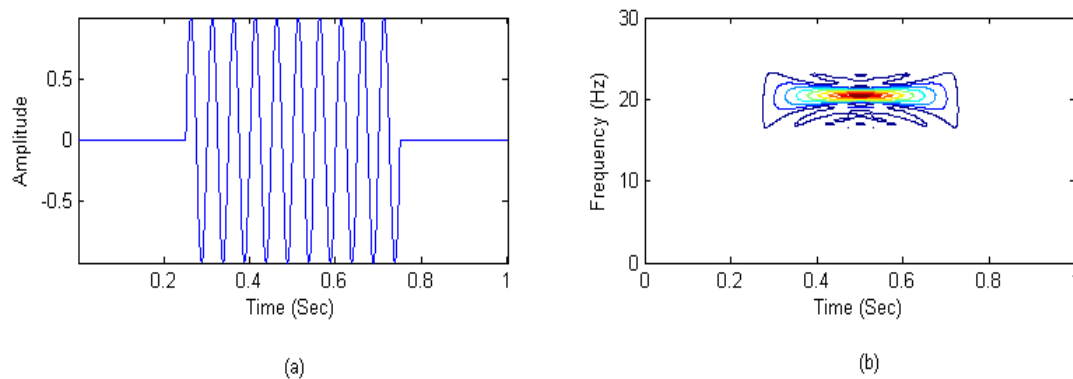
$$WV(t, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} e^{-j2\pi f\tau} x\left(t + \frac{\tau}{2}\right) x^*\left(t - \frac{\tau}{2}\right) d\tau \quad (2.22)$$

C'est une **D.T.F.G** avec  $g(v, \tau) = 1$ . Cette distribution satisfait un ensemble de propriétés mathématiques [47] :

- Elle est toujours réelle.
- Elle préserve le décalage en temps et en fréquence.
- Elle satisfait la propriété du principe de conservation d'énergie.

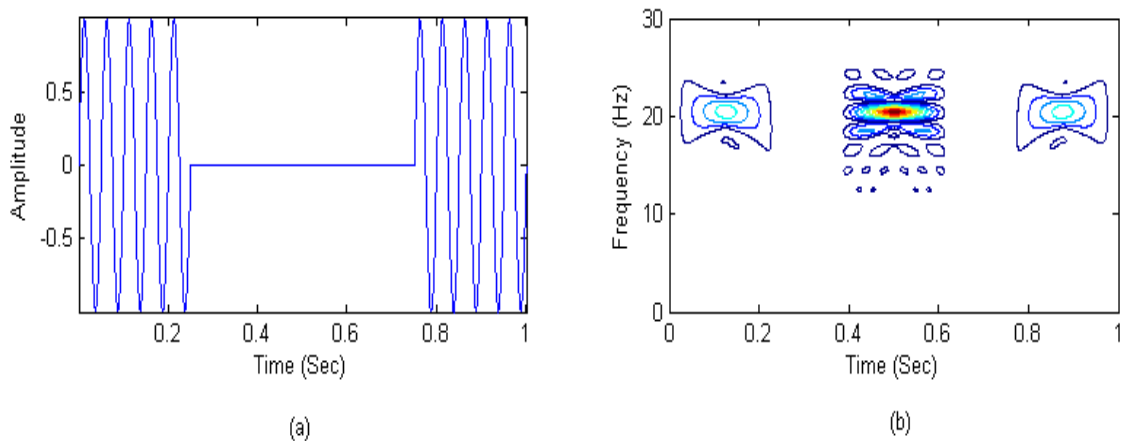
Le support temps-fréquences de la distribution de Wigner est une des propriétés souhaitables. Si le signal n'est pas nul dans un intervalle **[a, b]** et nul ailleurs, la distribution de Wigner est aussi non nulle dans cette plage **[a, b]** et nulle ailleurs. Ceci est montré sur la

**Figure. 2.7.**



**Figure.2.7: (a): Signal sinusoidal simple: f=20Hz. (b) Distribution de W.V du signal en (a).**

La propriété du support temporel de la distribution de Wigner paraît très attractive, mais peut être trompeuse. On ne peut pas conclure que n'importe quelle région nulle dans le signal peut avoir une région correspondante nulle dans la distribution de Wigner. Ceci est vrai seulement si cette région nulle est prolongée à  $\pm\infty$ . La **Figure. 2.8** illustre que le terme inhérent d'interférence de la transformée **W.V** contamine la région-zéro s'il y a des régions non nulles de chaque côté.



**Figure.2.8: (a): Signal sinusoïdal simple:  $f=20\text{Hz}$ , avec une région nulle au milieu, (b) :**

**Distribution de **W.V** du signal en (a).**

D'autres distributions temps-fréquence généralisées comme la distribution Cone-  
Kernel[49], la distribution de Choi-Williams [48], ainsi que la distribution Pseudo Wigner  
lissée (**P.W.V**) introduite par Hlawatsh et Boudreaux-Bartels [50], permettent de réduire  
l'effet du terme d'interférence, mais ne satisfont pas les propriétés énergétiques de la  
distribution de **W.V**. Ronnmark et Larsson ont montré que l'approche de Wigner avec une  
fenêtre bien appropriée, est une autre façon d'effectuer la transformée de Fourier à fenêtre  
glissante pour localiser la puissance spectrale [51].

Les inconvénients rencontrés dans ces deux méthodes (**T.F.F.G** et **W.V**) sont des causes principales pour lesquelles la transformée en ondelettes (**T.O**) s'est imposée comme le meilleur outil pour les représentations temps fréquence [52].

## V. Transformée en ondelettes (**T.O**)

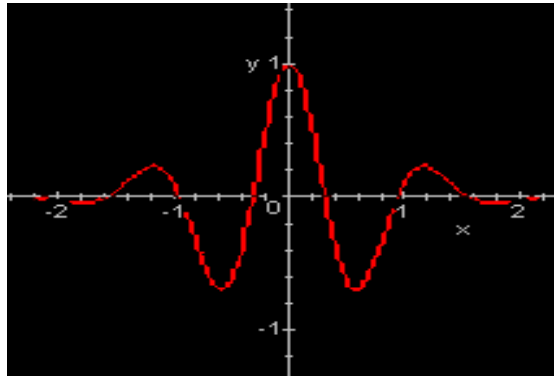
Au cours des exigences croissantes de la recherche d'hydrocarbures, et dans le contexte d'analyser les signaux d'exploitation pétrolière, J, Morlet et P.Grossman (1984) proposent une méthode de reconstruction des signaux sismiques multidimensionnels permettant une représentation des hautes fréquences à l'aide d'une représentation temps-fréquence [43].

La Transformée en ondelettes (**T.O**) [16] [53-55], est une approche analytique très intéressante, elle facilite le problème de la résolution par l'application d'une analyse multi-résolution sur le signal étudié. Comme son nom indique, cette analyse permet d'avoir des résolutions temporelles et fréquentielles différentes « la résolution était la même du début, jusqu'à la fin du signal pour la **T.F.F.G** ».

La **T.O** fournit une **bonne résolution temporelle** (une mauvaise résolution fréquentielle) **aux hautes fréquences** c.-à-d. on va utiliser **des rectangles plus larges en fréquences et plus localisés en temps**, et une **bonne résolution fréquentielle** (une mauvaise résolution temporelle) **aux basses fréquences** c.-à-d. une grande largeur en fréquences n'est pas nécessaire, on peut donc utiliser **des rectangles plus larges en temps** [48].

L'analyse par transformée en ondelettes consiste à décomposer le signal sur un base d'ondelettes en commençant par la fonction  $\Psi(t)$  qui est l'ondelette mère (le terme mère implique que les fonctions d'intervalles de support différents utilisées dans le processus de transformation dérivent toutes d'une fonction principale).

La fonction  $\Psi(t)$  à une forme d'une petite onde, donc cette transformation a pris le nom de transformation d'ondelettes (en anglais little wave  $\Leftrightarrow$  wavelet). [Figure.2.9]



**Figure.2.9: Ondelette mère**

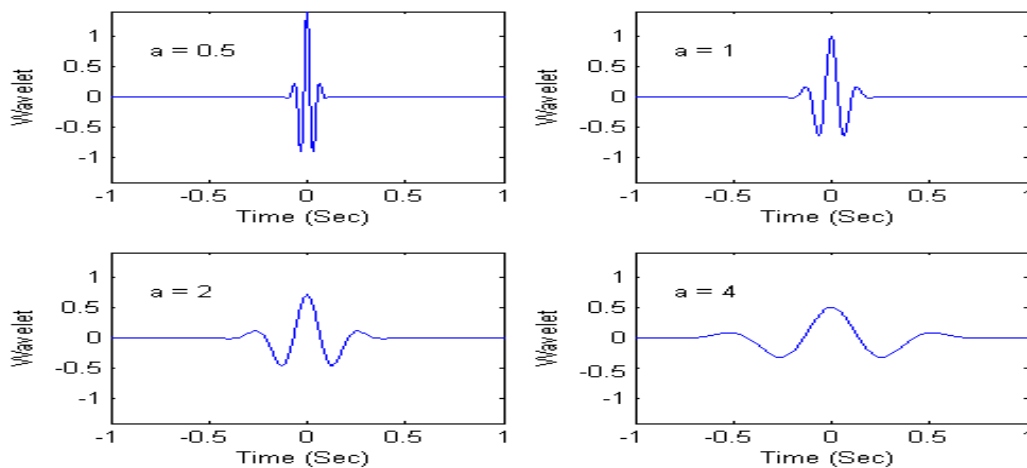
Elle possède deux coefficients :

**s** ou **a** = **coefficient d'échelle** (coefficient de dilatation de l'ondelette) =  $1/f$ .

**$\tau$**  = **coefficient de translation** (déplacement de la fenêtre le long du signal) .

### 1. Notions d'échelle et de position

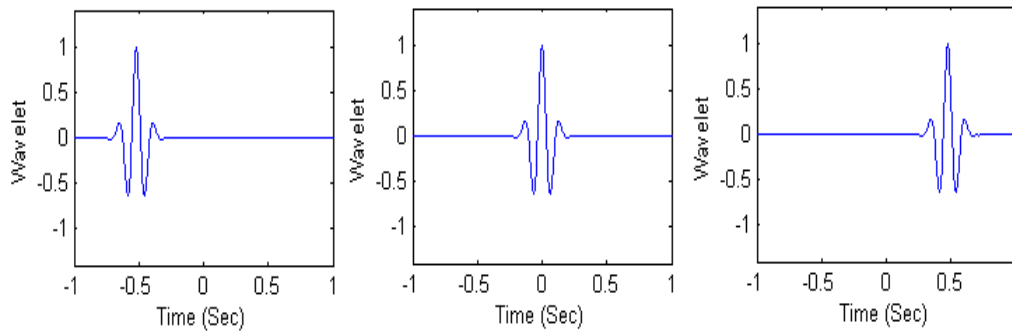
La notion de fréquence est remplacée par la notion d'échelle : pour tenir compte des hautes et des basses fréquences, on va tout simplement contracter ou dilater l'ondelette de référence  $\Psi(t)$ . [Figure.2.10]



**Figure.2.10: Ondelette de Morlet avec différents facteurs de dilatation (a=0.5, a=1, a=2 et a=4).**

La position de l'ondelette à une échelle donnée peut facilement être modifiée en décalant simplement l'ondelette. [Figure.2.11]





**Figure.2.11: Ondelette de Morlet avec différents facteurs de translation ( $\tau = -0.5$ ,  $\tau = 0$  et  $\tau = 0.5$ ).**

### ➤ Les éléments théoriques

Pour analyser des signaux (structures) avec différentes dimensions, il est nécessaire d'utiliser des atomes temps-fréquences avec des supports temporels différents. Les transformées d'ondelettes décomposent les signaux à travers des ondelettes dilatées et traduites [45].

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

$$\Psi_{s,\tau}(t) = \left(\frac{1}{\sqrt{s}}\right) \frac{\Psi\left(\frac{t-\tau}{s}\right)}{s} \quad (2.23)$$

A partir de cette équation on constate que les ondelettes  $\Psi_{s,\tau}(t)$  ont la même forme que l'ondelette mère,  $\Psi(t) = \Psi_{1,0}(t)$  sauf le changement d'échelle ( $s < 1$  : contraction ;  $s > 1$  : dilatation).

Le facteur de normalisation  $s^{-1/2}$  assure que l'énergie soit la même pour toutes les valeurs de  $\Psi(t)$ . Donc dans l'équation ci-dessous, on a :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} |\Psi_{s,\tau}(t)|^2 dt = \int_{-\infty}^{+\infty} |\Psi(t)|^2 dt = 1 \quad (2.24)$$

Pour que la fonction  $\Psi(t)$  soit une ondelette, elle doit satisfaire les conditions d'admissibilité suivantes :

- Etre **continu**e, absolument intégrable et de carré intégrable (énergie finie) :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} |\Psi(t)|^2 dt < \infty \quad (2.25)$$

- Etre **admissible**, l'ondelette doit être une fonction de moyenne nulle :

$$\Psi(0) = 0 \text{ ou } \int_{-\infty}^{+\infty} \Psi(t) dt = 0 \quad (2.26)$$

- Etre **analytique** : sa transformée de Fourier doit être nulle pour  $f < 0$ .

## VI. Transformée en ondelettes continue (Continuous Wavelet Transform : C.W.T)

Une transformée en ondelettes continue (**T.O.C**) d'un signal  $x(t) \in L^2(\mathbb{R})$ , mathématiquement, est le produit scalaire de la fonction  $x(t)$  et l'ensemble des fonctions d'ondelette  $\Psi_{s,\tau}(t)$ , elle est exprimée par :

$$Wx(s, \tau) = \langle x, \Psi_{s,\tau} \rangle = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \Psi_{s,\tau}^*(t) dt \quad (2.27)$$

En utilisant les équations, la **T.O.C** d'un signal  $x(t)$  s'écrit alors comme suit :

$$Wx(s, \tau) = 1/\sqrt{s} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \Psi^*(t - \tau)/s dt \quad (2.28)$$

Puisque la **T.O.C** est la corrélation de la fonction  $x(t)$  et l'ondelette  $\Psi_{s,\tau}(t)$ , elle peut être écrite, en utilisant, l'identité de Parseval comme la transformée de Fourier inverse du produit de la transformée de Fourier (**T.F**) de l'ondelette  $\Psi_{s,\tau}(t)$ :  $\Psi_{s,\tau}(\omega)$  et la transformée de la fonction  $x(t)$  :  $X(\omega)$ .

$$Wx(s, \tau) = \langle x(t), \Psi_{s,\tau}(t) \rangle = \left( \frac{1}{2\pi} \right) \langle X(\omega), \Psi_{s,\tau}(\omega) \rangle \quad (2.29)$$

Sachant que :

$$\Psi_{s,\tau}(\omega) = \frac{1}{s^2} \Psi(s\omega) e^{-j\omega\tau} \quad (2.30)$$

Alors la T.O.C de la fonction  $x(t)$  serait donne par :

$$W_X(s, \tau) = \left( \frac{\sqrt{s}}{2\pi} \right) \int_{-\infty}^{+\infty} X(\omega) \Psi^*(s\omega) e^{+j\omega\tau} d\omega \quad (2.31)$$

### a. La résolution temps-fréquence

La représentation temps-fréquence de la transformée en ondelettes (Eq : 2.28), dépend sur l'étendue temps-fréquence de la tome d'ondelette  $\Psi_{s,\tau}$ .

Lorsque  $\Psi$  est centrée en zéro donc  $\Psi_{s,\tau}$  est centrée en  $t=\tau$  ; avec un changement de variable

$\gamma = \frac{t-\tau}{s}$  on vérifie que :

$$s^2 \sigma_t^2 = \int_{-\infty}^{+\infty} (t - \tau)^2 |\Psi_{s,\tau}(t)|^2 dt \quad (2.32)$$

$$\text{Avec } \sigma_t^2 = \int_{-\infty}^{+\infty} t^2 |\Psi_{s,\tau}(t)|^2 dt \quad (2.33)$$

Comme les fréquences négatives  $\Psi(\omega) = 0$  (compte tenu que  $\Psi$  est analytique), la fréquence centrale  $\xi$  de  $\Psi(\omega)$  est :

$$\xi = \left( \frac{1}{2\pi} \right) \int_{-\infty}^{+\infty} \omega |\Psi(\omega)|^2 d\omega \quad (2.34)$$

La transformée de Fourier de  $\Psi_{s,\tau}(t)$  est une dilatation de  $\Psi$  par  $1/s$  alors :

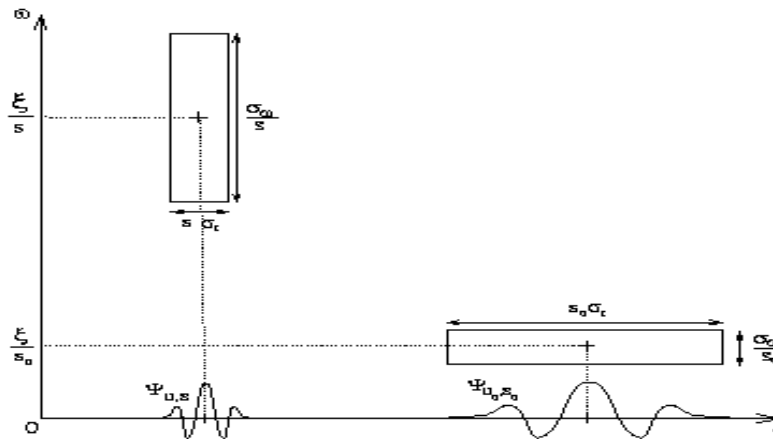
a. Sa fréquence centrale est alors  $\xi/s$ .

b. L'étendue d'énergie de  $\Psi_{s,\tau}(t)$  autour de  $\xi/s$  est :

$$\frac{\sigma_\omega^2}{s^2} = \left( \frac{1}{2\pi} \right) \int_{-\infty}^{+\infty} \left( \omega - \frac{\xi}{s} \right)^2 |\Psi_{s,\tau}(\omega)|^2 d\omega \quad (2.35)$$

$$\text{Avec } \sigma_\omega^2 = (1/2\pi) \int_{-\infty}^{+\infty} (\omega - \xi)^2 |\Psi(\omega)|^2 d\omega \quad (2.36)$$

Donc l'étendue d'énergie d'une ondelette d'atome temps-fréquence  $\Psi_{s,\tau}$  correspond alors à une **boite d'Heisenberg** centrée en  $(\tau, \xi/s)$  de dimension  $s\sigma_t$  sur l'axe des temps et  $\sigma_\omega/s$  le long de l'axe des fréquences



**Figure.2.12: Une boite d'Heisenberg centrée en  $(\tau, \xi/s)$**

La surface du rectangle est égale à  $\sigma_t \sigma_\omega$  pour toutes les échelles mais la résolution en temps et en fréquence dépend de  $s$  (facteur d'échelle). Donc les petites échelles  $s$  diminuent l'étendue temporelle mais augmente le support fréquentiel qui est décalé vers les hautes fréquences.

### b. Transformation en ondelette inverse

Soit  $\Psi$  une ondelette qui vérifie la condition d'admissibilité. La transformée en ondelette inverse (la reconstruction du signal d'origine), est donnée par la formule suivante :

$$x(t) = \frac{1}{k} \iint_{-\infty}^{+\infty} W_x(s, \tau) \Psi\left(\frac{t-\tau}{s}\right) * \frac{1}{s^2} d\tau ds \quad (2.37)$$

$k$  : est une constante qui dépend du choix de l'ondelette est donnée par :

$$k = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\Psi_{s,\tau}(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < \infty \quad (2.38)$$

Cette condition est suffisante et non nécessaire. Elle est utilisée seulement pour la reconstruction du signal.

### c. Le choix de l'ondelette mère

La transformée d'ondelette peut mesurer l'évolution temporelle des fréquences transitoires, ceci nécessite une ondelette analytique (complexe  $y(t)-j \sigma(t)$ ), ou  $y(t)$  et  $\sigma(t)$  sont liées par la transformée d'Hilbert) pour séparer les composantes d'amplitudes et de phase. Pourtant, les ondelettes réelles sont souvent utilisées pour détecter les transitions rapides.

L'ondelette de Morlet [Figure.2.13] à un grand intérêt dans notre étude, comme nous allons le voir par la suite, sa forme ressemble beaucoup plus à celle des bruits cardiaques [56-58].

Cette ondelette est une gaussienne modulée par une exponentielle complexe [41].

$$\Psi(x) = (1/\sqrt{2\pi}) e^{\frac{-x^2}{2}} e^{-j\omega_0 x} \quad (2.39)$$

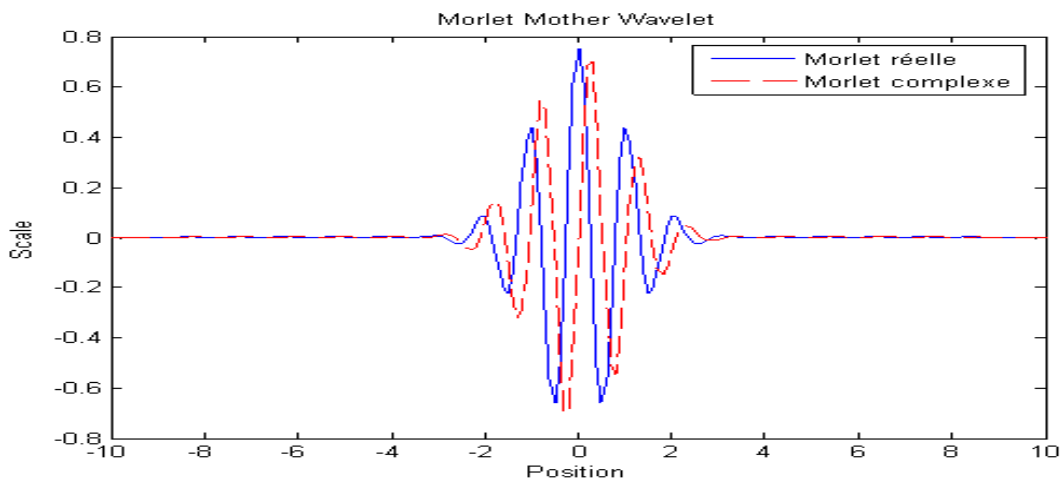
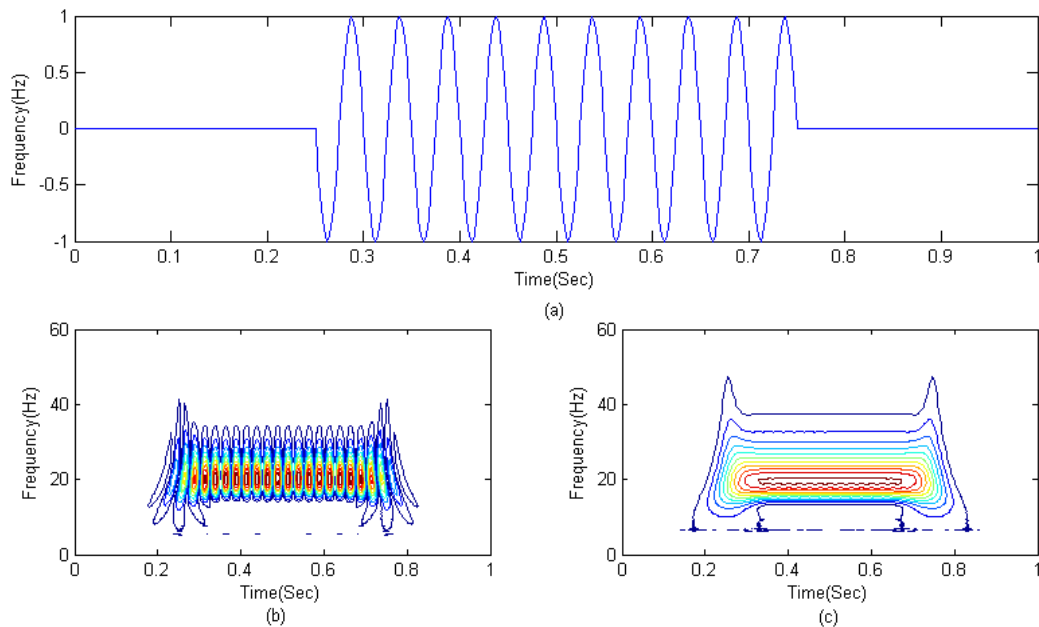


Figure.2.13: Ondelette de Morlet, Partie réelle (trait plein) et partie imaginaire (pointillés).

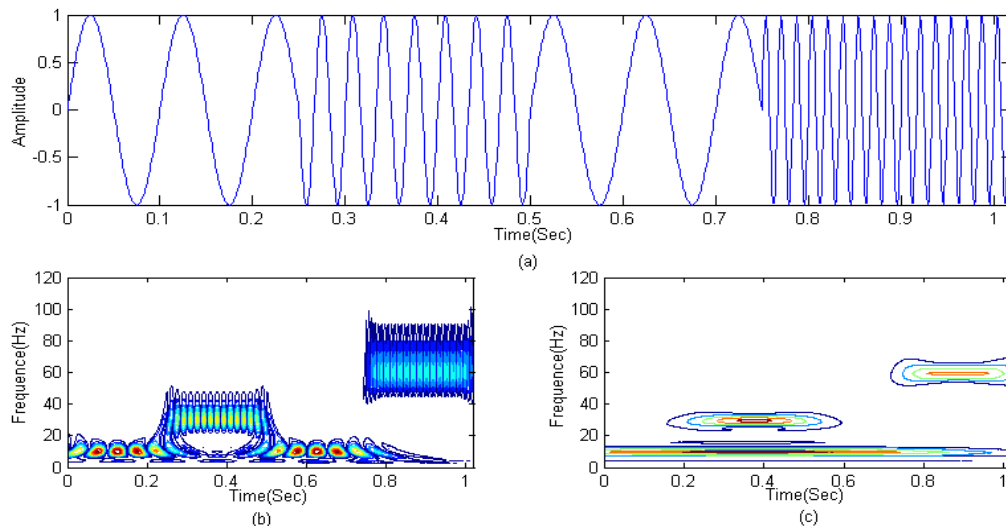
L'ondelette complexe est la plus appropriée pour notre étude, elle permet d'avoir une représentation correctement localisée en temps. Les ondelettes réelles représentent les signaux avec des interférences temporelles : les coefficients d'ondelettes calculés diminuent si l'ondelette n'est pas en phase (ou en opposition de phase) avec le signal . L'ondelette de

Morlet complexe corrige cet artefact et localise donc correctement en temps les composantes fréquentielles du signal [59]. Les exemples suivants montrent cette correction :



**Figure.2.14.1:**

**Comparaison entre les deux représentations temps-fréquence obtenues par la T.O.C avec des ondelettes de Morlet réelles et complexes. (a): Signal de test ( $f = 20$  Hz). (b) : La T.O.C du signal avec des ondelettes Morlet réelles. (c) : La T.O.C du signal (a) avec des ondelettes Morlet complexes.**



**Figure.2.14.2:**

**Comparaison entre les deux représentations temps-fréquence obtenues par T.O.C avec des ondelettes de Morlet réelles et complexes. (a): Signal sinusoïdal constitué par trois composantes spectrales données comme suit :  $f_1 = 10$ Hz,  $f_2 = 30$ Hz,  $f_3 = 60$ Hz. (b) : La T.O.C du signal avec des ondelettes Morlet réelles. (c) : La T.O.C du signal (a) avec des ondelettes Morlet complexes.**

## VII. Comparaisons entre différentes représentations temps-fréquence

Pour monter l'intérêt de la transformée d'ondelettes continue (**T.O.C**) par rapport aux autres représentations temps-fréquence existantes, en particulier, la transformée de Fourier à fenêtre glissante et la transformée de Wigner-Ville. Un signal de test a été choisi [**Figure 2.14.a**], est un signal synthétique généré avec l'algorithme suivant :

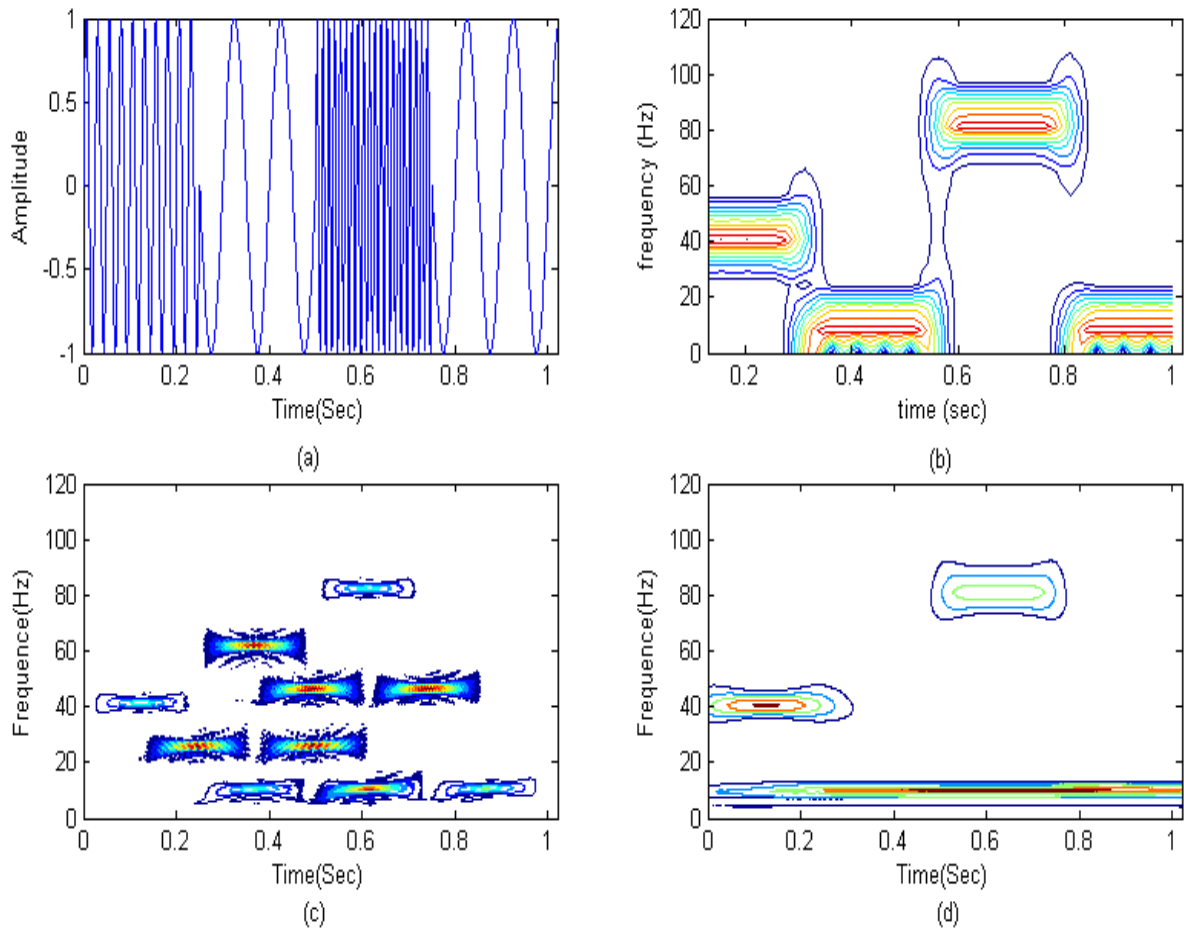
$$\begin{aligned}x(0 : 0.25) &= \sin 2\pi f_1 ; f_1 = 40\text{Hz} \\x(0.26 : 0.5) &= \sin 2\pi f_2 ; f_2 = 10\text{Hz} \\x(0.51 : 0.75) &= \sin 2\pi f_3 ; f_3 = 80\text{Hz} \\x(0.76 : 1) &= \sin 2\pi f_2\end{aligned}$$

Les **Figures.2.15. (b, c et d)**; représentent respectivement les modules des transformées **T.F.F.G**, **W.V** et **T.O.C** du signal synthétique.

Le **|T.F.F.G|** du signal donnée en **(b)** ne contient pas de signatures fantômes, mais il présente une résolution fréquentielle constante le long de la direction de l'axe des fréquences, ceci est en conséquence de la fenêtre de largeur fixe utilisée.

La distribution temps-fréquence **W.V** en **(c)** présente une très bonne localisation en temps et en fréquences ; par contre on retrouve quelques artefacts <**fréquences fantômes**> qui faussent l'interprétation. Ces artefacts sont probablement dus à la propriété bilinéaire de la **W.V**. [47]

Le module de la **T.O.C** donné en **(d)** montre qu'il y a une meilleure résolution temporelle et fréquentielle pour toutes les fréquences du signal. En plus, il donne une meilleure estimation d'amplitude [41].



**Figure.2.15: Comparaison entre les différentes R.T.F. (a) : Le signal du test. (b) : La transformée de Fourier à fenêtre glissante (T.F.F.G). (c) : La représentation temps-fréquence de Wigner-Ville (W.V). (d) : La transformée en ondelettes continues (T.O.C), avec une ondelette de type Morlet complexe.**

Les résultats obtenus à partir de cet exemple confirment que la transformée en ondelettes continues apparaît comme une meilleure alternative qui peut être utilisée pour étudier l'évolution des composantes fréquentielles d'un signal, au cours du temps. Cette propriété rend cette technique très appropriée pour le traitement du signal phonocardiogramme. Elle sera utilisée essentiellement dans la détection du timing du pic du souffle.

### **VIII. La Transformée en Ondelettes Discrète (Discrete Wavelet Transform : D.W.T)**

La T.O.C permet l'analyse temps-fréquence d'un signal  $x(t)$  avec ses détails les plus fins à cause de l'utilisation de facteur d'échelle et de dilatation. La nature continue de la



**T.O.C** permet de mieux illustrer la transformée de point de vue théorique [60]. Toutefois, la **T.O.C** est très redondante et qu'il est impossible de réaliser une telle transformée par des systèmes numériques. La discrétisation de la **T.O.C** illustrée par la transformée d'ondelette discrète (**T.O.D**), passe, en fait, par la discrétisation des facteurs d'échelle  $s$  et de translation  $\tau$  sous la condition que celle-ci permet la construction d'une base ortho normale dans  $L^2(\mathbf{R})$ . Ceci est expliqué par le fait que la **T.O.D** impose plus de contraintes sur l'ondelette mère que la **T.O.C**. La **T.O.D** dyadique ou  $s = 2^j, \tau = k2^j$  avec  $(j, k \in \mathbf{Z})$  est une approche la plus utilisée pratiquement.

### 1. Définition

**Y. Meyer** a montré qu'ils existent des fonctions d'ondelettes  $\Psi_{s,\tau}(t)$  telle que pour  $s = 2^j$  et  $\tau = k2^j$ , les fonctions  $\Psi_{j,k}(t)$  constituent **une base orthonormée** dans l'espace à énergie finie (chaque fonction  $\Psi_{j,k}(t)$  est une ondelette fille de l'ondelette mère et garde les mêmes propriétés de cette dernière). Avec ces valeurs de  $s$  et  $\tau$ , l'équation (2.23) devient :

$$\Psi_{j,k}(t) = (1/\sqrt{2^j}) \frac{\Psi(t-k2^j)}{2^j} \quad (2.40)$$

Ce qui implique que n'importe quelle  $x(t) \in L^2(\mathbf{R})$  peut être décomposé sur les bases  $\Psi_{j,k}(t)$  comme suit :

$$x(t) = \sum_j \sum_k d_{j,k}(t) \Psi_{j,k}(t) \quad (2.41)$$

$$\text{Avec : } d_{(j,k)}(t) = \langle x(t), \Psi_{j,k}(t) \rangle = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \Psi_{j,k}(t) dt \quad (2.42)$$

Appelés les coefficients (détails) d'ondelettes.

Si le signal  $x(t)$  contient une composante continue, une défaillance de cette formule de synthèse est aperçue. Donc l'expression ci-dessus est nulle pour toute valeur de  $j$  et  $k$ , à cause de la condition d'admissibilité :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \Psi(t) dt = 0 \quad (2.43)$$

Pour remédier à ce problème on introduit une fonction d'échelle  $\phi(t)$  avec la condition suivante « garantir la restitution de la composante continue du signal  $x(t)$  » :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \phi(t) dt = 1 \quad (2.44)$$

Comme pour la fonction ondelette, les  $\phi_{j,k}(t)$  ont la forme suivante :

$$\phi_{j,k}(t) = 2^{-j/2} \phi(2^{-j}t - k) \quad (j, k) \in \mathbb{Z}^2 \quad (2.45)$$

Elles forment une famille orthogonale pour  $j$  fixé. D'une façon plus générale, la fonction  $x(t) \in L^2(\mathbb{R})$  peut alors être exprimée comme suit :

$$x(t) = \sum_{k \in \mathbb{Z}} a_l(k) \phi_{l,k}(t) + \sum_{j=1}^l \sum_{k \in \mathbb{Z}} d_j(k) \Psi_{j,k}(t) \quad (2.46)$$

Avec  $a_l(k) = \langle x(t), \phi_{l,k}(t) \rangle$  appelés coefficient d'approximation d'ondelettes.

L'expression ci-dessus montre bien que la fonction  $x(t)$  est décomposée en deux de signaux :

1.  $\sum_{k \in \mathbb{Z}} a_l(k) \phi_{l,k}(t)$  : représente le comportement du signal à une échelle plus large, ce qui correspond à la basse fréquence, passe par un filtre passe bas conformément

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \phi(t) dt = 1 \text{ d'ou } |\Phi(\mathbf{0})| = 1 \text{ avec } \Phi(\omega) \text{ est la TF de } \phi(t) \quad (2.47)$$

2.  $\sum_{j=1}^l \sum_{k \in \mathbb{Z}} d_j(k) \Psi_{j,k}(t)$  : représente les sorties d'un banc de filtres octaves ou chacun est centré autour de la fréquence  $2^{-j}$  ce qui correspond au comportement du signal aux hautes fréquences.

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

Une telle décomposition n'est pas réalisable facilement pour les simples raisons suivantes : les fonctions ondelettes mères ne son pas données, généralement, sous forme

analytique, ainsi que ces fonctions doivent former une famille de fonctions orthogonales pour les différentes échelles.

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

On appelle analyse multi résolution **A.M.R** de l'espace des signaux d'énergie finie  $L^2(\mathbb{R})$ , toute suite  $(V_j)_{j \in \mathbb{Z}}$  de sous espaces fermés de  $L^2(\mathbb{R})$  qui vérifie les propriétés suivantes [61] :

- **A.M.R.1:**  $\dots \subset V_2 \subset V_1 \subset V_0 \subset V_{-1} \subset V_{-2} \subset \dots \forall j \in \mathbb{Z};$  (2.48)

Cette égalité (**A.M.R.1**) traduit le fait que l'approximation d'une fonction à une certaine résolution  $2^{-j}$  (Projection orthogonale sur  $V_j$ ) contient toute l'information nécessaire à la construction d'une résolution plus grossier  $2^{-(j+1)}$ .

- **A.M.R.2:**  $\lim_{j \rightarrow +\infty} V_j \cap \bigcap_{j=-\infty}^{+\infty} V_j = \{0\}$  (2.49)

Cette égalité (**A.M.R.2**) entraîne que si la résolution est trop faible, c'est à dire si  $2^{-j}$  tend vers 0, on perd tous les détails. À résolution minimale, on perd toute l'information.

- **A.M.R.3:**  $x(t) \in V_j \Leftrightarrow x(2t) \in V_{j-1} \Leftrightarrow x\left(\frac{t}{2}\right) \in V_{j+1} \quad \forall j \in \mathbb{Z}, t \in \mathbb{R}^n$  (2.50)

Ces espaces sont tous déduits de l'espace « central  $V_0$  » par contraction ( $< 0$ ) ou dilatation ( $j > 0$ ).

- **A.M.R.4:**  $\lim_{j \rightarrow -\infty} V_j = \bigcup_{j=-\infty}^{+\infty} V_j = (L^2) \mathbb{R}^n$  (2.51)

Cette égalité (**A.M.R.4**) entraîne que lorsque  $j$  tend vers  $-\infty$  l'approximation converge vers le signal : à résolution infini, on reproduit tout le signal.

- **A.M.R.5:**  $\forall (j, k) \in \mathbb{Z}^2, x(t) \in V_j \Leftrightarrow x(t - 2^j k) \in V_j;$  (2.52)

La propriété (**A.M.R.5**) indique que l'espace  $V_j$  est invariant pour toute translation de longueur proportionnelle à  $2^{-j}$ .

- **A.M.R .6:** il existe une fonction  $\phi(t) \in V_0$ , appelée fonction d'échelle, qui par translation et dilatation engendre une base orthonormée de  $V_0$ .

On appelle  $\{V_j\}_{j \in \mathbb{Z}}$  **approximation** (tendance) multi-résolution de  $(L^2)\mathbb{R}^n$ . En complément, on définit aussi **les espaces de détails notes**  $\{W_j\}_{j \in \mathbb{Z}}$ ; pour  $j \in \mathbb{Z}$  fixe, l'espace  $W_j$  est le supplémentaire orthogonal de  $V_j$  dans  $V_{j+1}$ .

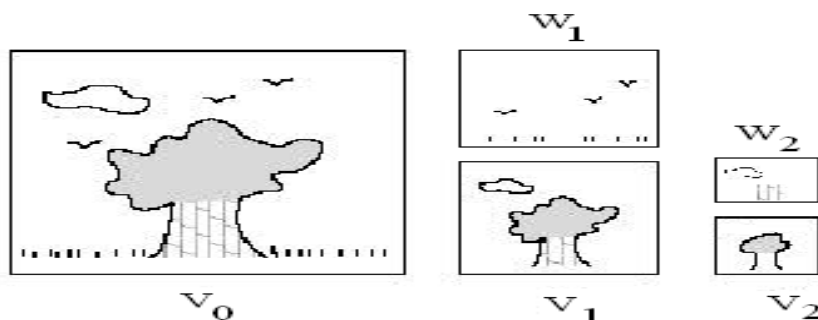
$$V_j \subset V_{j-1} \quad \text{et} \quad W_j \oplus V_j = V_{j-1} \quad (2.53)$$

On dit qu'un élément de l'espace d'approximation de niveau **j-1** se compose en l'approximation de niveau **j**, qui est plus grossière, et le détail de niveau **j**.

Contrairement aux sous espace d'approximation, Les sous-espaces  $W_j$ , ne forment pas une famille d'espace emboites, mais les propriétés d'échelle et d'invariance par translation sont conservées.

Il existe une fonction d'ondelettes  $\{\Psi_{j,k}\}$  qui, par dilatation et translation, engendre une base orthonormée de  $W_j$ .

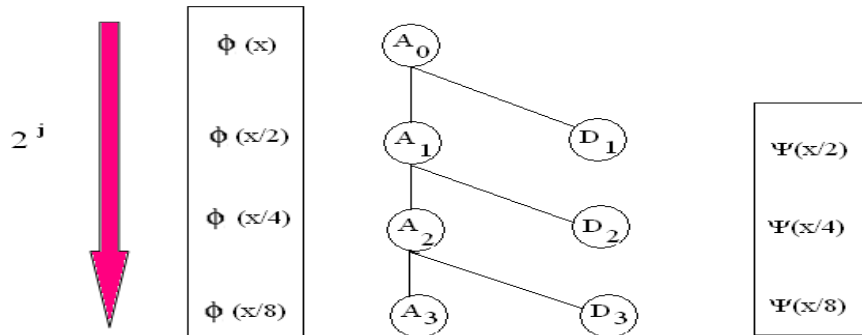
L'approximation multi résolution (**A.M.R**), peut être illustrée sur un exemple simple de la vision humaine de la façon suivante: chaque espace  $V_j$  doit être vu comme l'ensemble des photographies que l'ont peut prendre à une certaine distance, si la distance pour  $V_{j-1}$  est plus "petite" (on se rapproche), on voit plus de détail et l'approximation est meilleure et inversement.



**Figure.2.16: Représentation d'un paysage en analyse multi résolution.**

En fait les ondelettes sont structurées en utilisant deux grandeurs :

- Le temps ( $\mathbf{K}$ ), permettant de translater les formes pour un niveau donné.
- L'échelle  $2^j$ , permettant de passer d'un niveau  $j$  à un niveau immédiatement inférieur.



Dans la première colonne de la figure, les dilatées dyadiques (**2 fois, 4 fois, 8 fois,...**) concernent la fonction d'échelle  $\phi$ . Ces fonctions servent au calcul des coefficients d'approximations qui définissent des moyennes locales du signal  $x(t)$  :

$$a_{j,k}(t) = \langle x(t), \phi_{j,k}(t) \rangle =$$

$$\int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \phi_{j,k}(t) dt \quad (2.54)$$

$$\text{Le signal } A_j(t) = \sum_{k \in \mathbb{Z}} a_{j,k} \phi_{j,k}(t) \text{ est une approximation} \quad (2.55)$$

Dans la seconde colonne, les dilatées dyadiques concernent la fonction l'ondelette. Ces fonctions sont associées au calcul des coefficients de détails (coefficients d'ondelettes) qui ont trait à des différences entre deux moyennes locales successives du signal  $x(t)$  :

$$d_{j,k}(t) = \langle x(t), \psi_{j,k}(t) \rangle = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \psi_{j,k}(t) dt \quad (2.56)$$

$$\text{Le signal } D_j(t) = \sum_{k \in \mathbb{Z}} d_{j,k} \psi_{j,k}(t) \text{ est un détail.} \quad (2.57)$$

**D'une manière générale :**

- Les signaux de détails et d'approximation sont des fonctions de temps, alors que les coefficients de niveau  $j$  sont dans le temps dyadique  $2^j$ .

- Les détails et les approximations s'interprètent en termes de projections orthogonales sur les espaces  $\mathbf{W}_j$  et  $\mathbf{V}_j$ .

- Les  $\{\mathbf{d}_{j,k}\}_{k \in \mathbb{Z}}$  et les  $\{\mathbf{a}_{j,k}\}_{k \in \mathbb{Z}}$  sont les coefficients de  $\mathbf{x}(\mathbf{t})$  dans les bases de  $\mathbf{W}_j$  et de  $\mathbf{V}_j$  respectivement, tandis que  $\mathbf{D}_j$  et  $\mathbf{A}_j$  sont des éléments des espaces  $\mathbf{W}_j$  et  $\mathbf{V}_j$  repérés comme des fonctions de  $\mathbf{V}_0$ .

## 2. Description de l'algorithme de décomposition à travers les bancs de filtre [62]

Pour effectuer un calcul très efficace et rapide des coefficients d'ondelettes, les algorithmes de transformée en ondelettes discrètes mettent en jeu une procédure pyramidale.

De tels algorithmes utilisent les bancs de filtres miroir en quadrature (**Q.M.F**), appelés aussi demi-bande passe haut et demi-bande passe bas, associés à des filtres décimateurs afin de procéder à l'analyse du signal à différentes résolutions en temps et en fréquences.

Puisque la fonction d'échelle  $\phi(\mathbf{t})$  est une fonction de  $\mathbf{V}_0$ , donc il est possible de la projeter sur  $\mathbf{V}_{-1}$  car :  $(\mathbf{V}_0 \subset \mathbf{V}_{-1})$ . Les coefficients de la projection donnent une suite numérique  $\mathbf{h}[\mathbf{n}]$  assimilable à la réponse impulsionnelle d'un filtre numérique.

De la même manière,  $\Psi(\mathbf{t})$  est une fonction de  $\mathbf{W}_0$ , donc il est possible de la projeter sur  $\mathbf{V}_{-1}$  car :  $(\mathbf{W}_0 \subset \mathbf{V}_{-1})$ .

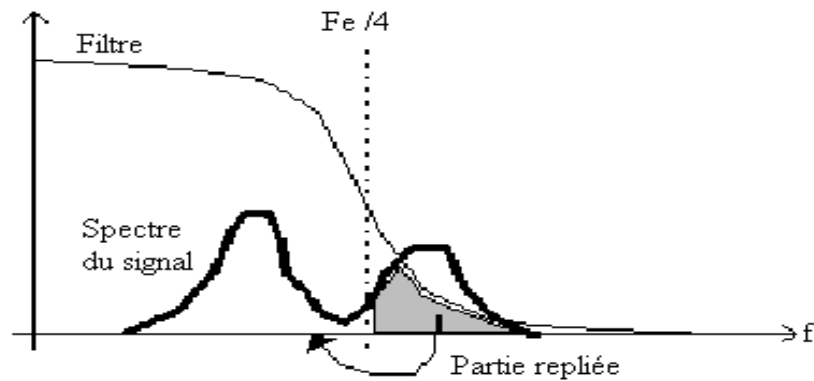
Les coefficients de la projection donnent une suite numérique  $\mathbf{g}[\mathbf{n}]$  assimilable à la réponse impulsionnelle d'un filtre numérique.

**Notons** : Soit  $\mathbf{x}(\mathbf{n})$  le signal à analyser est décomposé en signaux d'approximations  $\mathbf{A}(\mathbf{n})$  et en signaux de détails  $\mathbf{D}(\mathbf{n})$ , avec  $\mathbf{x}(\mathbf{n})$ ,  $\mathbf{A}(\mathbf{n})$ ,  $\mathbf{D}(\mathbf{n})$  : sont les représentations numériques de respectivement  $\mathbf{x}(\mathbf{t})$ ,  $\mathbf{A}(\mathbf{t})$ ,  $\mathbf{D}(\mathbf{t})$ , en utilisant deux filtres miroir en quadrature  $\mathbf{h}[\mathbf{n}]$  et  $\mathbf{g}[\mathbf{n}]$ . [63]

- $\mathbf{h}[\mathbf{n}]$  : est un filtre passe bas de bande passante  $[0, \pi/2]$ , génère le signal d'approximation  $\mathbf{A}(\mathbf{t})$ .

- $\mathbf{g}[\mathbf{n}]$  : est un filtre passe haut de bande passante  $[\pi/2, \pi]$ , génère le signal détail  $\mathbf{D}(\mathbf{t})$ .

Les signaux filtrés sont sous-échantillonnés (décimation). En pratique, les filtres utilisés ne sont pas parfaits. L'opération de sous-échantillonnage introduit du repliement : si le signal filtré contient encore un peu d'énergie au delà de  $F_e / 4$  ( $F_e / 4$  : la fréquence de coupure, et  $F_e$  est la fréquence d'échantillonnage du signal) cette énergie est "repliée" dans la bande  $[0, F_e/4]$  au moment du sous-échantillonnage.



**Figure.2.17:** Repliement introduit par l'opération de sous-échantillonnage.

- Les deux signaux  $A(n)$  et  $D(n)$  peuvent être interprétés par les produits de convolution suivants :

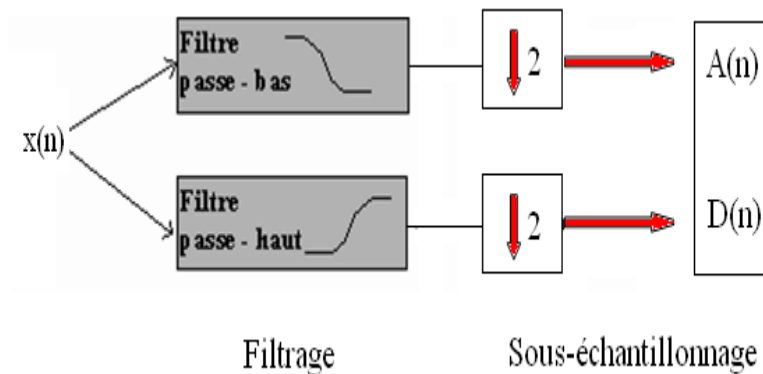
$$A(n) = x(n) * h(2n) = \sum_{k \in \mathbb{Z}} h(2n - k)x(k) \quad (2.58)$$

$$D(n) = x(n) * g(2n) = \sum_{k \in \mathbb{Z}} g(2n - k)x(k) \quad (2.59)$$

La figure ci-dessous [Figure.2.18], représente une cellule de décomposition qui itérée pour chaque niveau de décomposition  $j$ , le signe  $\downarrow 2$  correspond à une décimation d'un facteur 2, c'est-à-dire que l'on garde un coefficient sur deux. Cette décomposition est itérée soit sur :

1. Chaque signal d'approximation  $A_j$  résultant (dans ce cas on aboutit à la transformée discrète d'ondelette).

2. Soit simultanément sur chaque signal d'approximation  $A_j$  résultant ; et chaque signal de détail  $D_j$  résultant (dans ce cas on aboutit à la transformée discrète en paquets d'ondelette).



**Figure.2.18: Principe de la décomposition.**

Ainsi on génère les expressions itératives ci-dessous pour respectivement les signaux d'approximations et détails :

$$A_{j+1}(n) = \sum_{k \in Z} h(2n - k)A_j(n) \quad (2.60)$$

$$D_{j+1}(n) = \sum_{k \in Z} g(2n - k)D_j(n) \quad (2.61)$$

Avec  $j$  est un indice d'échelle ; le passage de  $j$  à  $j+1$  correspond au sous échantillonnage par 2.

La figure suivante [Figure.2.19], représente l'algorithme de la décomposition de signal d'approximation  $A_j$  de manière itérative.



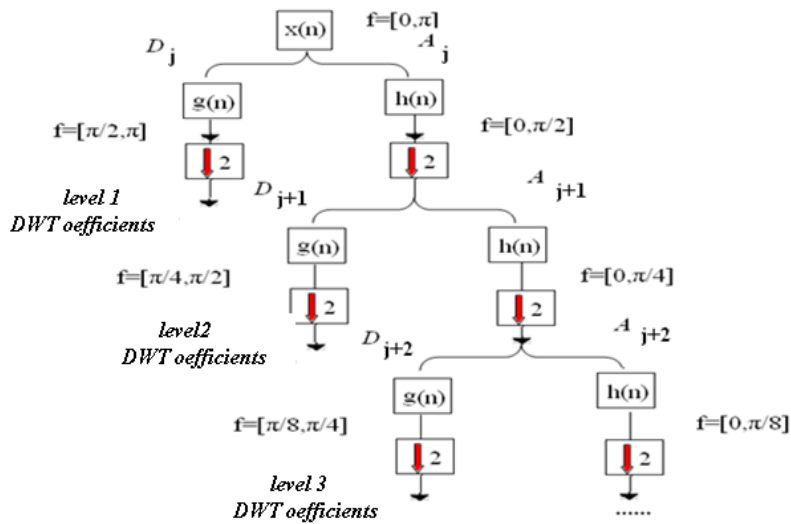


Figure.2.19: Arbre de la décomposition en ondelettes discrète (T.O.D).

Les exemples suivant [Figure.2.20 et Figure.2.21], montrent l'application de la T.O.D sur un signal sinusoïdal bruité de longueur 512 points, et qui est transformé en deux signaux de 256 points, 128 points.....

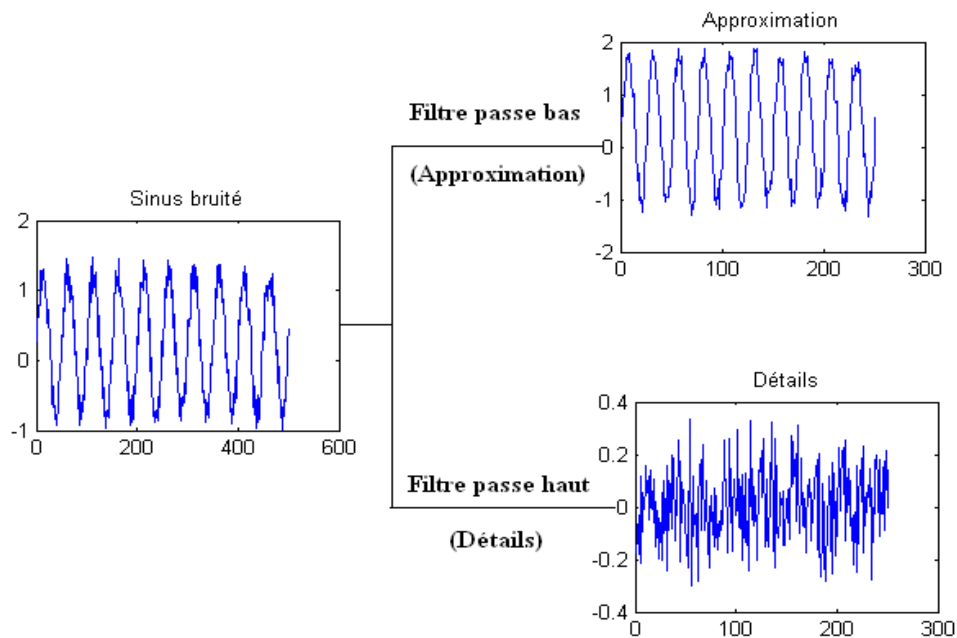
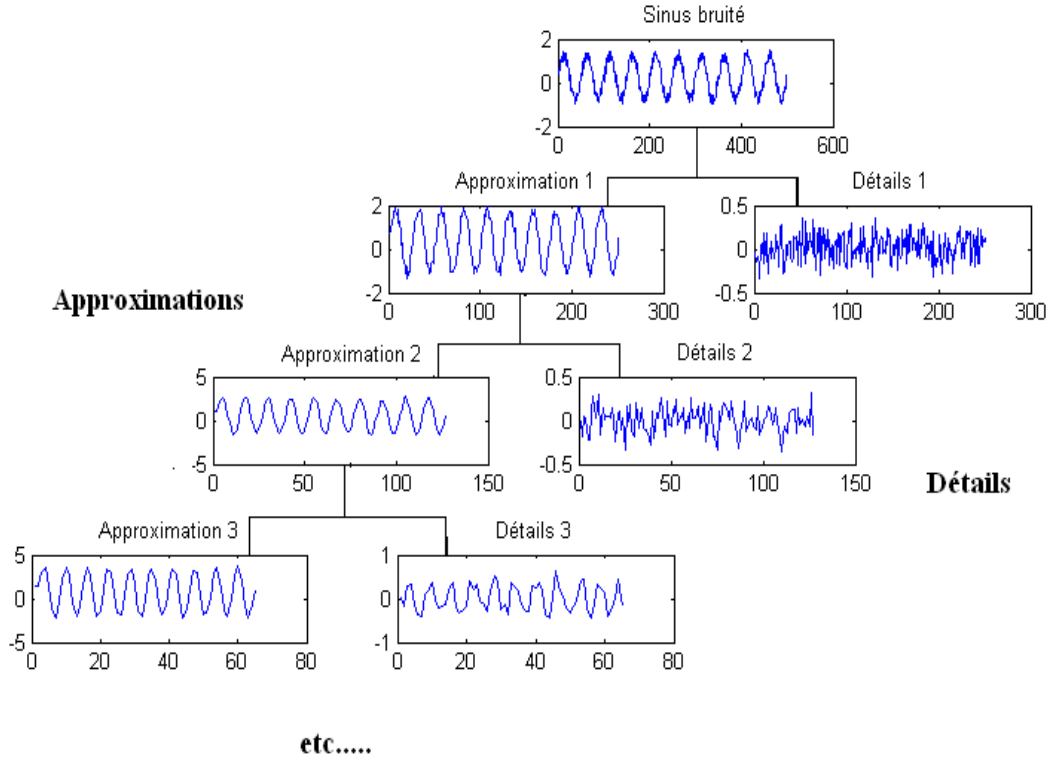


Figure.2.20: Application de la T.O.D sur un signal sinusoïdal bruité (niveau1).



**Figure.2.21: Application de la T.O.D sur un signal sinusoïdal bruité (niveau3).**

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

$$\mathbf{A}(\mathbf{n}) = \mathbf{A}_{j+1} * \mathbf{h}' + \mathbf{D}_{j+1} * \mathbf{g}' = \sum_{\mathbf{k} \in \mathbb{Z}} \mathbf{h}'(\mathbf{n} - 2\mathbf{k})\mathbf{A}_{j+1}(\mathbf{k}) + \mathbf{g}'(\mathbf{n} - 2\mathbf{k})\mathbf{D}_{j+1} \quad (2.62)$$

Pour une reconstruction parfaite du signal ; il est nécessaire que les filtres de décomposition (g, h) et de reconstruction (g', h') aient les propriétés suivantes [64]:

- $\mathbf{h}'(\mathbf{n}) = \mathbf{h}(-\mathbf{n})$  (2.63)

- $\mathbf{g}(\mathbf{n}) = (-1)^{\mathbf{n}}\mathbf{h}(-\mathbf{n})$  (2.64)

- $\mathbf{g}'(\mathbf{n}) = (-1)^{\mathbf{n}}\mathbf{h}(\mathbf{n})$  (2.65)

- $|\mathbf{H}(\omega)|^2 + |\mathbf{G}(\omega)|^2 = 1$  (2.66)

- $\mathbf{H}(\omega) = \mathbf{G}(\omega + \pi)$  (2.67)

- $\mathbf{H}(\omega)' = \mathbf{G}'(\omega + \pi)$  (2.68)

La reconstitution du signal est schématisée dans la figure suivante, le symbole

$\uparrow 2$  correspond à une interpolation d'un facteur 2.

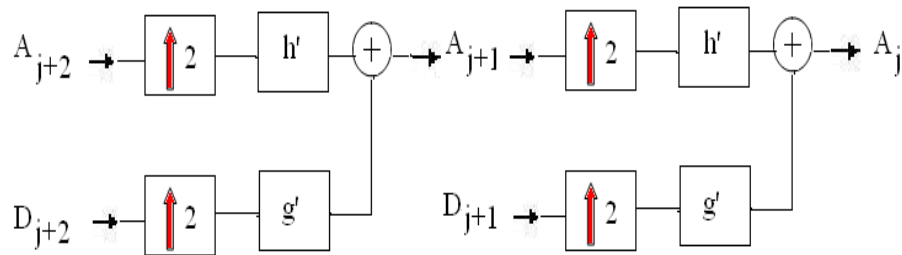


Figure.2.22: Schéma de la reconstitution

### IX. La Transformée en paquets d'ondelettes (Paquets Wavelet Transform : P.W.T)

La décomposition en paquets d'ondelettes est une généralisation de l'analyse multi-résolution. Elle consiste à décomposer le signal sur un arbre de fonctions de base obtenues à partir de l'ondelette mère. Et comme pour la décomposition en ondelettes discrètes (T.O.D), il s'agit toujours de décomposer un signal au moyen d'un filtre passe-bas et d'un filtre passe-haut complémentaires. La différence réside dans le fait que **les différents signaux de détails vont également faire l'objet à chaque itération d'une décomposition** selon le même principe. La décomposition en paquets d'ondelettes peut donc être représentée sous la forme d'un arbre binaire [62]:

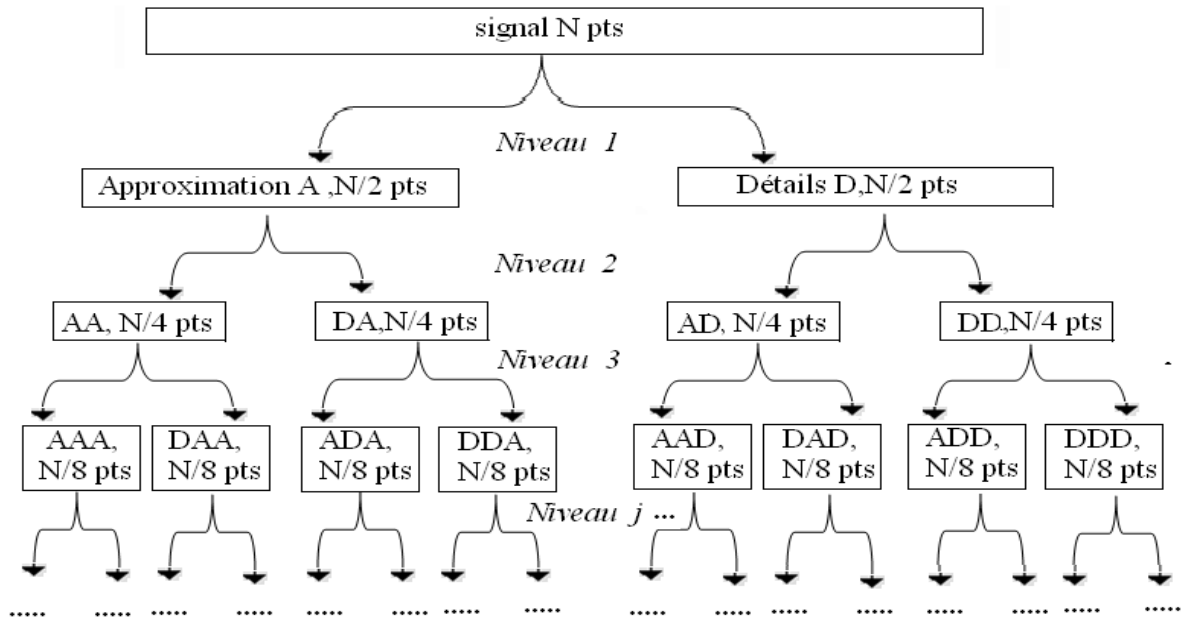


Figure.2.23: Arbre de la décomposition en paquets d'ondelettes (T.O.P).

Pour chaque nœud intermédiaire de l'arbre (nœud père), on calcule un signal d'approximation (**A**) et un signal de détails (**D**). Deux signaux sont appelés nœuds fils. Chaque fils constitue ensuite un nœud père qui engendre à son tour deux fils, et ainsi de suite [62].

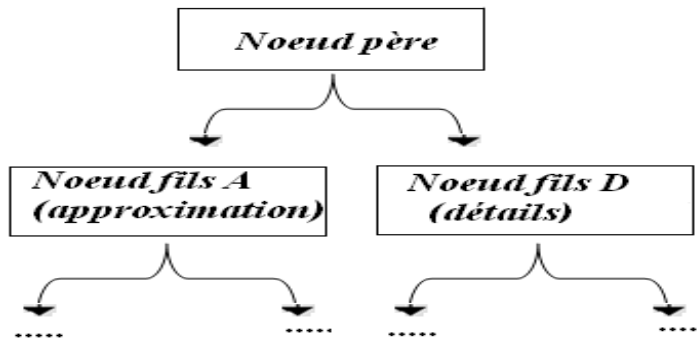


Figure.2.24: Schéma de la représentation du nœud père et nœud fils.

Ainsi, au  $j^{\text{ème}}$  niveau de décomposition, on obtient  $2^j$  signaux de longueur  $N / 2^j$  chacun. Notons que le nombre total de points reste constant d'un niveau de décomposition à l'autre. Bien sûr, si l'on considère l'ensemble de tous ces signaux, on a une redondance d'information

d'un facteur  $j$ , ce qui n'est pas très intéressant pour une application comme la compression de données !

Il va donc falloir **sélectionner** dans cet arbre binaire les **nœuds** (les signaux) qui satisfont à un certain critère (en l'occurrence la minimisation d'une fonction de coût), de manière à ramener la transformée à un ensemble de  $N$  échantillons exactement, que l'on pourra seuiller et inverser comme précédemment [62].

### 1. Fonctions de coût entropiques [62] [64] [65]

Pour nous ramener à un signal de longueur  $N$  exactement, nous pourrions considérer dans l'arbre binaire l'ensemble de toutes les combinaisons qui donnent un signal de longueur  $N$ , calculer la transformée en paquets d'ondelettes inverse, et ainsi déterminer la combinaison qui donne le meilleur résultat.

Malheureusement, le nombre de combinaisons envisageables est astronomique dès que la longueur du signal dépasse quelques échantillons ! Par conséquent, nous avons besoin d'un critère qui puisse nous indiquer si tel nœud intermédiaire de l'arbre doit être sélectionné tel quel, ou bien s'il vaut mieux conserver ses approximations et ses détails. Ce critère est appelé **fonction de coût**.

Nous allons donc calculer le **coût** du signal de chaque nœud de l'arbre, puis nous sélectionnerons la combinaison de ces signaux qui donne le **coût total minimal**.

Il existe différentes manières de calculer le coût d'un signal  $\mathbf{x}(\mathbf{n})$  de longueur  $N$ . Le tableau suivant [Tab. II.1] est une représentation des fonctions de coût.

Fonction de cout	Expression
Entropie normalisée non	$\varepsilon_n(x) = - \sum_{n=0}^{N-1} x^2(n) * \ln(x^2(n))$
Entropie de Shannon	$\varepsilon(x) = - \sum_{n=0}^{N-1} y_n * \ln(y_n),$ avec $\rightarrow y_n = \frac{x^2(n)}{\sum_{n=0}^{N-1} x^2(n)}$
dimension	$d(x) = 2^{\sigma(x)}$
compression	$c(x) = \frac{d(x)}{N}$
Proportion supérieure à un seuil absolu	$P_s(x) = \frac{n_s}{N}, \text{ avec } \rightarrow n_s = \text{Nombre}\{n/ x(n)  \geq s\}$
Proportion supérieure à un seuil relatif	$Pr_s(x) = \frac{n_s}{N}, \text{ avec } \rightarrow n_s = \text{Nombre}\left\{\frac{n}{ x(n) } \geq s * \text{Max}( x(i) )\right\}$
Norme P	$\ x\ _p = \sqrt[p]{\sum_{n=0}^{N-1} x^p(n)}$

**Tab. II.1 : Fonctions de coût entropiques**

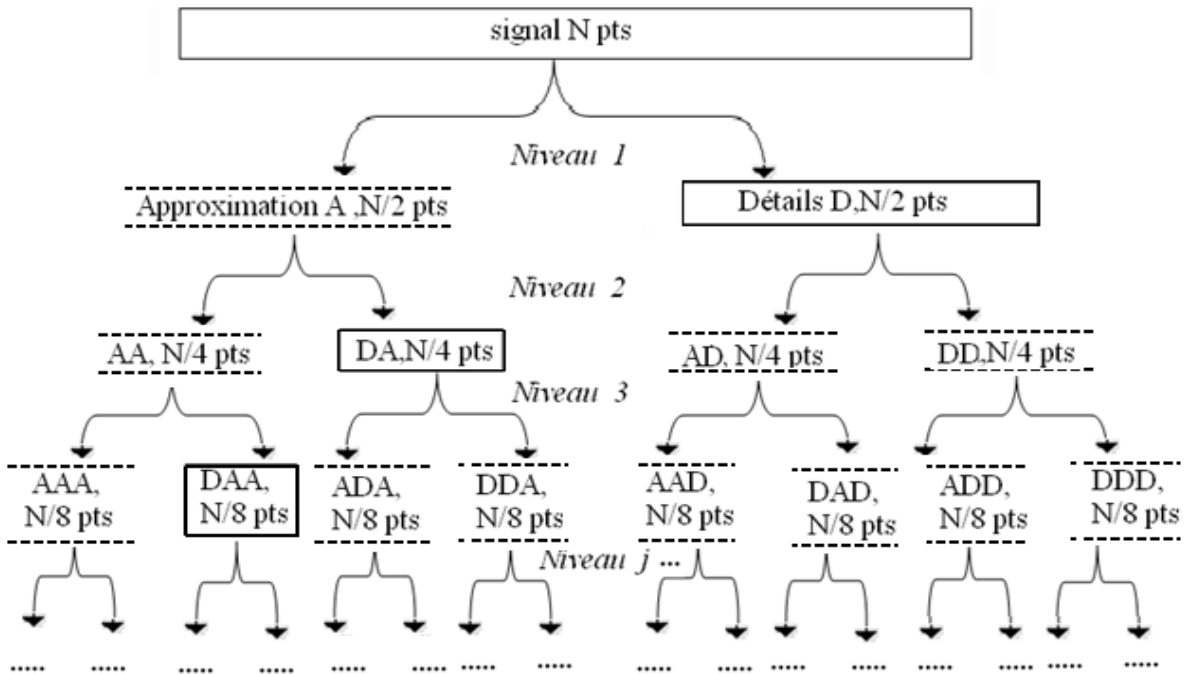
D'autres fonctions de coût existent. Notons que le coût d'un signal est parfois appelé **entropie** par abus de langage, même lorsque la fonction utilisée n'est pas l'entropie définie ci-dessus.

## 2. Sélection de la combinaison de nœuds optimale

Nous savons maintenant calculer le coût du signal correspondant à chaque nœud de l'arbre. Nous pouvons donc sélectionner la combinaison de nœuds qui présente le coût total le plus faible. Il y a plusieurs méthodes pour effectuer cette sélection des nœuds.

## 1. Méthode des bases d'ondelettes [66]

Cette méthode correspond à la transformée discrète en ondelettes (**T.O.D**), telle qu'elle a été exposée dans la partie précédente : on garde tels quels tous les nœuds père correspondant à des détails, et on calcule les nœuds fils des signaux d'approximation:



**Figure.2.25 : Méthode des bases d'ondelettes**

A la fin, on conserve donc un signal d'approximation et plusieurs signaux de détails de longueur décroissante, ce qui correspond bien à une décomposition en ondelettes classique. Ici, la fonction de coût ne sert donc pas vraiment à sélectionner les nœuds, mais elle permet de connaître le coût total de la transformée, par exemple pour comparer ultérieurement avec d'autres méthodes de sélection. Il est naturellement plus efficace d'utiliser directement le module de transformée discrète en ondelettes pour effectuer cette transformation. C'est pourquoi cette méthode n'a pas été implémentée.

## 2. Méthode du meilleur niveau (Best Level) [66]

Dans cette méthode, on calcule le coût total de chaque niveau de décomposition en sommant les coûts des nœuds de ce niveau. On retiendra comme décomposition finale l'ensemble des signaux du niveau de plus faible coût :

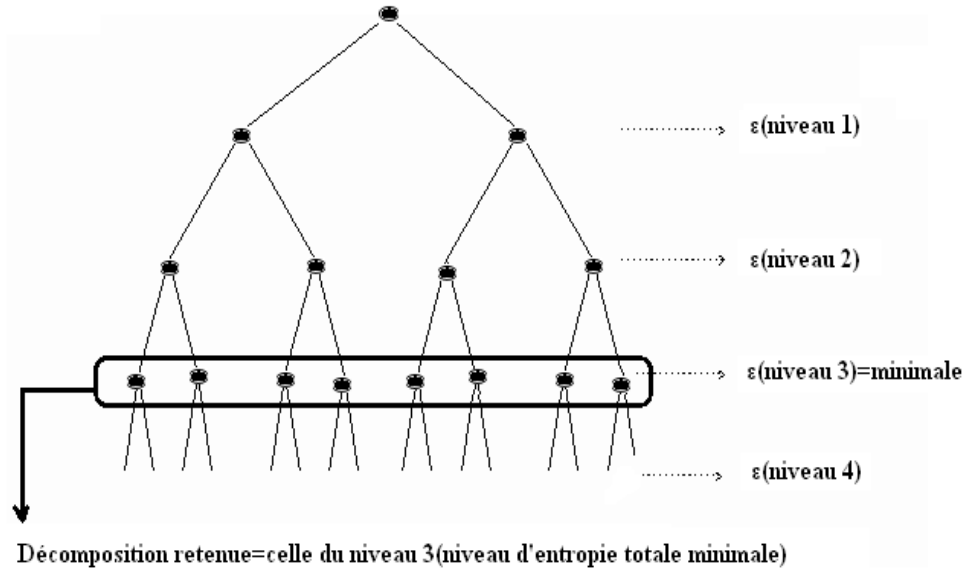
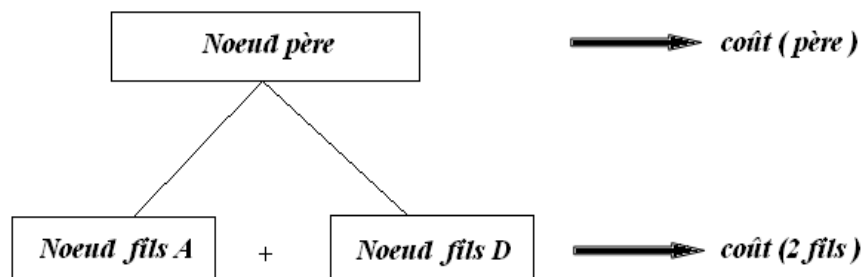


Figure.2.26: Méthode du meilleur niveau (Best Level)

## 3. Méthode de la meilleure base (Best Basis) [67]

C'est la méthode qui donne l'entropie totale minimale, c'est donc en général la plus efficace. Au lieu de procéder niveau par niveau, on va considérer chaque nœud de l'arbre binaire individuellement, à partir de l'avant dernier niveau de décomposition, et comparer son coût à la somme des coûts de ses fils.



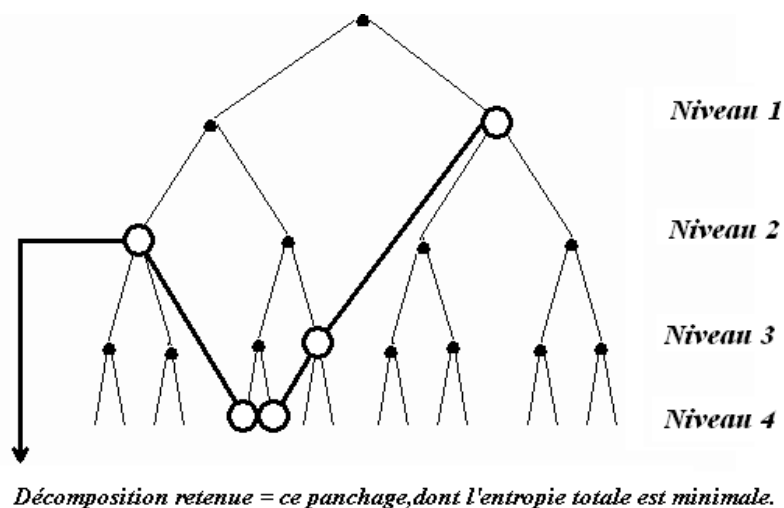


Si le coût du nœud père est plus faible que celui de ses deux fils réunis, alors la décomposition de ce signal père n'est pas justifiée : on garde le signal père tel quel, et on recommence avec son propre nœud père au niveau inférieur. En revanche, si le coût total des fils est plus faible, on a intérêt à garder les signaux fils plutôt que le signal père pour diminuer l'entropie totale de la décomposition.

***coût (père) > coût (deux fils) => On garde les fils.***

***Sinon => On garde le père, on remonte d'un niveau.***

On obtient donc la combinaison de signaux dont l'entropie totale est la plus faible possible, par exemple :



**Figure.2.27: Méthode de la meilleure base (Best Basis)**

Grâce à la décomposition dyadique des signaux, on est assuré d'obtenir une décomposition finale de longueur exactement  $N$  (longueur du signal de départ). Il n'y a donc ni perte ni création d'information. Simplement, le signal a été décomposé selon une sélection de fonctions de base (la décomposition retenue), choisies parmi une collection plus complète (l'arbre binaire en entier), de telle manière que ce choix minimise l'entropie totale du signal décomposé.

Cette sélection sur critère entropique est plus complexe que la décomposition classique en ondelettes, mais puisque l'entropie est en général plus faible, le nombre de coefficients seuillés est généralement plus élevé, d'où un meilleur taux de compression.

## **X. Le débruitage par ondelettes**

Le débruitage est une approche de localisation et de séparation des bruits cardiaques (**B1** et **B2**) par rapport aux clicks et souffles qui existent dans un signal **PCG**.

Le modèle considéré pour ce débruitage est classique, le signal mesuré  $\mathbf{x}$  est un mélange additif d'un signal informatif  $\mathbf{s}$  et d'un bruit de mesure  $\mathbf{r}$  :

$$\mathbf{x}(\mathbf{t}) = \mathbf{s}(\mathbf{t}) + \mathbf{r}(\mathbf{t}) \quad (2.69)$$

Le débruitage par seuillage des coefficients d'ondelettes, tel qu'il est défini en [68], revient à « l'extraction d'une structure cohérente » du signal mesuré.

L'hypothèse de départ porte sur le bruit  $\mathbf{r}$ , qui est considéré comme non cohérent par rapport à une base de formes d'onde prédéfinie, c'est-à-dire non corrélé avec ces formes d'ondes.

Les coefficients de la décomposition du bruit sur la base sont faibles, cela donne la possibilité de les supprimer facilement.

L'algorithme le plus souvent utilisé est la décomposition discrète sur une base orthonormée d'ondelettes de Mallat [46] (décomposition simple et reconstruction exacte), l'intérêt d'une projection sur une base orthonormée vient du fait qu'on autorise ainsi la conservation de l'énergie d'une représentation à l'autre. Après la décomposition du signal sur cette base, les segments les moins corrélés avec la base ont des coefficients  $\mathbf{w}_{j,k}$  faibles, et sont attribués au bruit. Par un seuil adapté, on peut donc séparer le bruit (partie incohérente) du signal (partie cohérente). Le signal débruité est généré à travers une reconstruction inverse

(T.O.D.I). Vos [69], Messer et al [70] ont utilisé cette approche dans le débruitage du signal phono cardiogramme (PCG).

Dans la littérature, on trouve deux types de seuillage : Le seuillage dur (**hard thresholding**) et Le seuillage doux (**soft thresholding**). [43]

### 1. Le seuillage dur (hard thresholding)

Propose l'annulation de toutes les valeurs en dessous d'un seuil **S**, les valeurs supérieures restant inchangées ( $w_{j,k}$  Les coefficients de la décomposition du signal  $x$ ).

$$w_{j,k} = \begin{cases} w_{j,k} & \text{si } |w_{j,k}| > s \\ 0 & \text{si } |w_{j,k}| \leq s \end{cases} \quad (2.70)$$

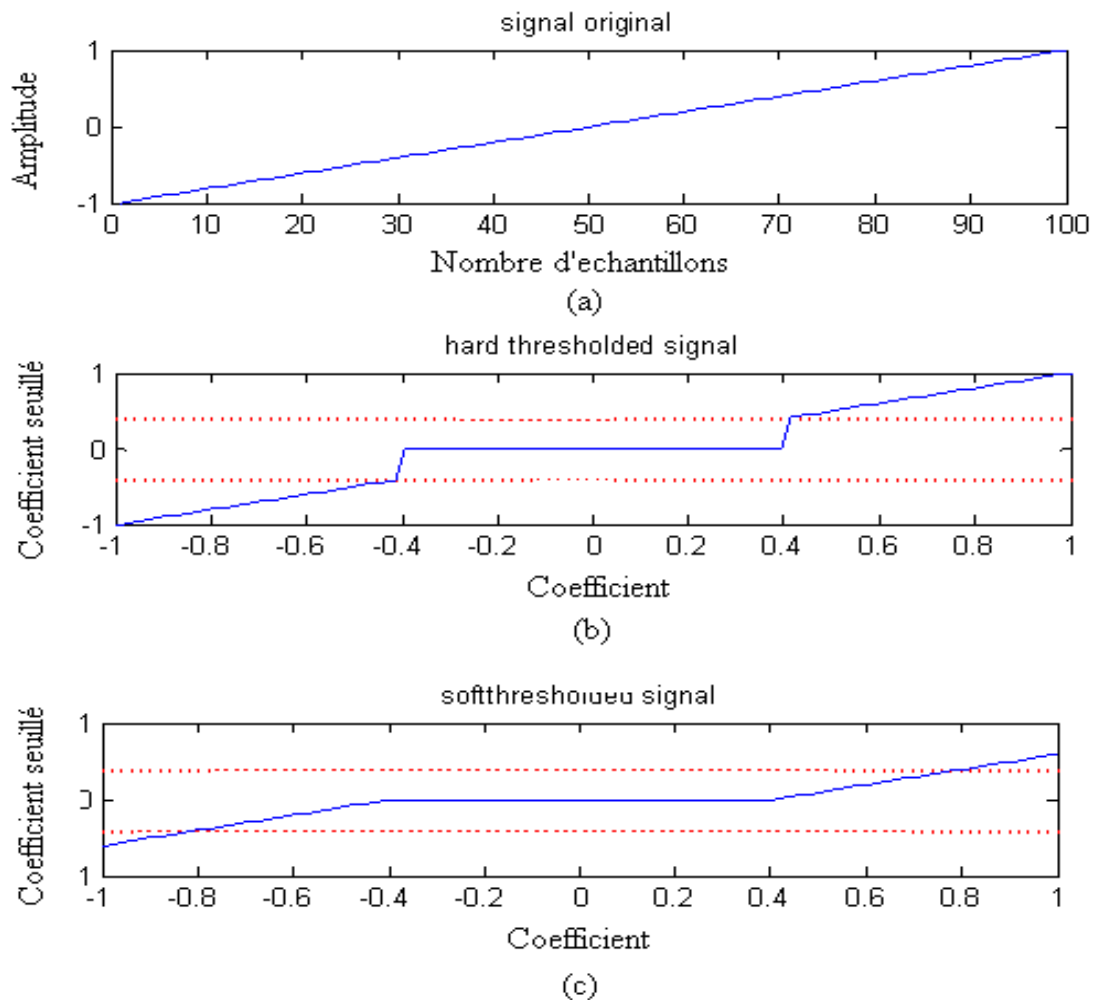
### 2. Le seuillage doux (soft thresholding) :

Opère, en plus de l'annulation, une soustraction du seuil **S** aux valeurs restantes, supérieures au seuil, afin de réduire le nombre de discontinuités dans le signal débruité.

$$w_{j,k} = \begin{cases} \text{sign}(w_{j,k})(|w_{j,k}| - s) & \text{si } |w_{j,k}| > s \\ 0 & \text{si } |w_{j,k}| \leq s \end{cases} \quad (2.71)$$

Exemple d'application :

Soit un signal informatif  $s(t)=x(t)$ , la valeur du seuil  $S= 0.4$



**Figure.2.28: (a) : Signal original ( $s = x$ ), (b): le seuillage dur, (c) : Le seuillage doux**

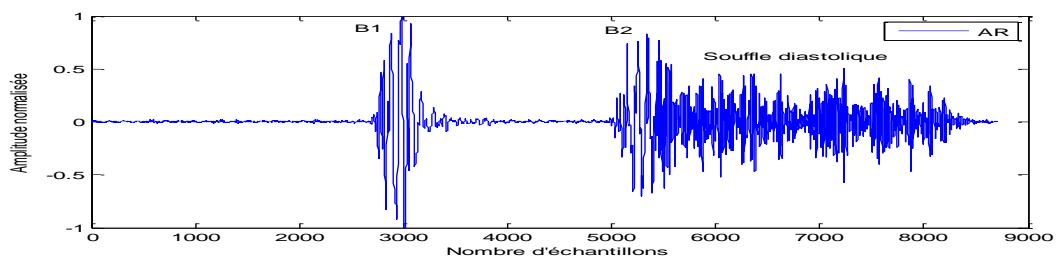
Le seuil  $S$  peut être calculé de différentes manières. La méthode choisie dans notre algorithme a été développée par **Donoho** et **Johnstone** [71], connue par le seuillage universel. Cette dernière propose un seuil déterminé à partir de l'énergie estimée du bruit, elle utilise l'hypothèse d'un bruit blanc gaussien superposé au signal. Le seuil  $S$  est égal à  $\sigma\sqrt{2 \log N}$ , où  $N$  désigne le nombre de points du signal et  $\sigma^2$  la variance du bruit, elle peut être estimée par :  $\sigma = M_{w_{1,k}}/0.6745$  où  $M_{w_{1,k}}$  : est la médiane du bruit.

**Mallat** a montré que l'amplitude du bruit a une très forte probabilité d'être juste en dessous de **S**. cette méthode a été améliorée par le principe d'estimation du risque non-biaisé de Stein (Stein Unbiased Risk Estimator : **SURE**), afin de réduire le risque de non-détection.

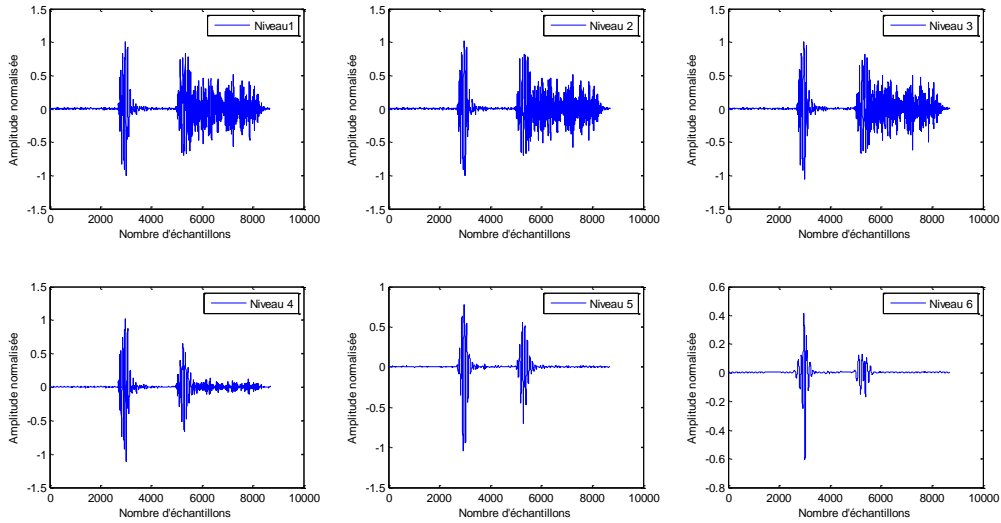
Avant d'appliquer un débruitage par ondelettes, on doit prendre en considération certains paramètres, comme le type d'ondelette utilisé, le niveau de décomposition choisi et le type de seuillage. **Debbal** et **Bereksi** [72] ont montré que l'ondelette Daubechies du 7<sup>ème</sup> niveau (**db7**) est la plus appropriée pour l'analyse du signal phono cardiogramme. Messer et al [70], ont constaté que le 10<sup>ème</sup> niveau de décomposition est le meilleur pour le débruitage des signaux **PCGs** échantillonnés par **44,1Khz**, où ils ont utilisé la même ondelette. De plus, ils ont prouvé que le seuillage universel doux donne des résultats très satisfaisants.

La fréquence d'échantillonnage d'un signal **PCG**, aussi a une très grande influence sur le niveau de la décomposition adéquate pour le débruitage. Pour bien montrer l'influence de la fréquence d'échantillonnage sur le meilleur niveau de la décomposition, nous allons essayer de débruiter un signal **PCG** généré sur deux fréquences d'échantillonnage : **8KHz** et **44.1Khz**. [73].L'ondelette choisie dans notre test est la **db7**, alors que le seuillage appliqué est universel doux. [73]

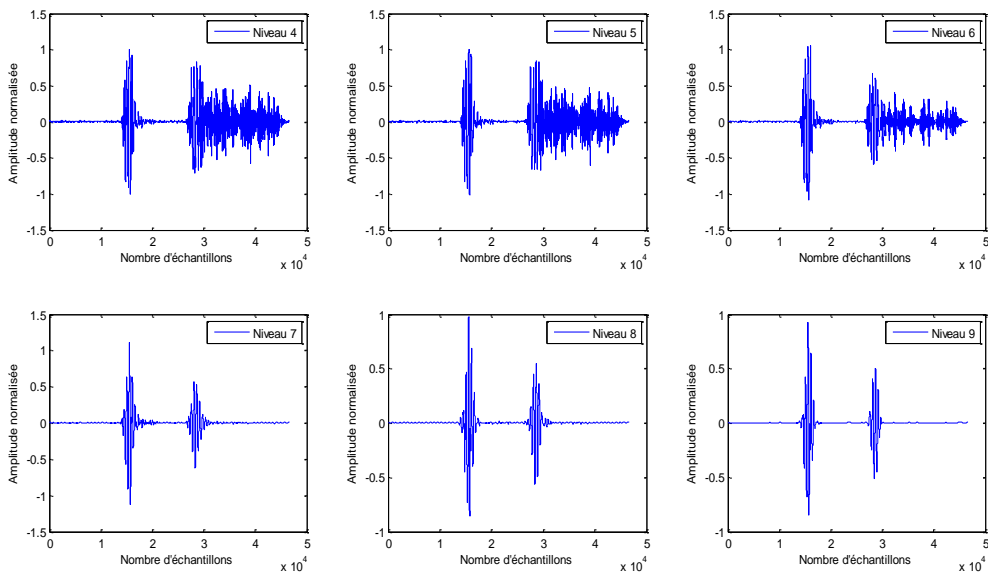
Les **Figures.2.30** et **.2.31** représentent respectivement la décomposition trouvée sur les deux différentes fréquences (seulement les six niveaux dont le changement est apparu sont affichés).



**Figure.2.29: Un signal phono cardiogramme avec un souffle diastolique (AR), généré sur une fréquence d'échantillonnage : 8khz.**



**Figure.2.30: Débruitage par ondelettes du signal sur les différents niveaux de décomposition, la fréquence d'échantillonnage est 8khz.**



**Figure.2.31: Débruitage par ondelettes du signal sur les différents niveaux de décomposition, la fréquence d'échantillonnage est 44.1khz.**

Dans le premier cas [Figure.2.30], le débruitage optimal est abouti dans le 5<sup>ème</sup> niveau, au delà de ce niveau le signal commence à se déformer. Pour le deuxième cas [Figure.2.31], le débruitage idéal apparaît dès le 7<sup>ème</sup> niveau, néanmoins, quelques traces du souffle restent toujours non filtrées. En effet, la diminution de la distorsion du signal par rapport à l'augmentation de la fréquence d'échantillonnage peut être expliquée comme suit:

Dans le premier cas: **FS =8 kHz**, le signal converge rapidement vers la déformation, mais le nombre limité d'échantillons rend l'opération de débruitage parfaite. Avec une fréquence d'échantillonnage de **44,1kHz**, le nombre d'échantillons est largement suffisant pour que la résolution reste toujours bonne, par conséquent, les signaux reconstruits sont peu déformés. Toutefois, le nombre élevé d'échantillons rend l'opération du débruitage moins bonne.

Dans notre travail, et dans le but d'avoir un bon filtrage, nous avons choisi **8kHz** comme la fréquence d'échantillonnage pour tous les signaux **PCGs** qui seront traités. Le changement de la fréquence d'échantillonnage est réalisé par un logiciel de traitement du son (**WAVEdit**).

## **XI. CONCLUSION**

Nous avons présenté dans ce chapitre les différentes techniques qui peuvent apporter un contenu informationnel temporel et spectral très important dans le traitement du signal **PCG**, en particulier la transformée en ondelettes (**T.O**).

Une étude sur les différentes représentations temps-fréquences a été faite, en particulier la transformée de Fourier (**T.F**), la transformée de Fourier à fenêtre glissante (**T.F.F.G**), la représentation de Wigner-Ville (**W.V**) et la transformée en ondelettes (**T.O**).

La transformée en ondelettes continues (**T.O.C**) et avec une fenêtre analysante dilatée et translatée dans le temps, apparaît comme la meilleure approche pour représenter convenablement les composantes temporelles et fréquentielles du signal **PCG**, ce qui permettra de localiser de façon précise les différents bruits cardiaques (**B1, B2**), de leurs composantes internes (**M1, T1, A2, P2**) et les différents souffles systoliques et diastoliques.

La transformée en ondelettes discrète (**T.O.D**) par son utilisation comme élément de filtrage et son caractère d'analyse multi résolution permettra de fournir le meilleur niveau de décomposition correspondant au meilleur filtrage et séparation des bruis cardiaques, leurs composantes internes et les différents souffles. La version discrète (**T.O.D**) a montré aussi sa

grande puissance dans le filtrage, en particulier à travers la technique de débruitage par seuillage (universel doux). La fréquence d'échantillonnage du signal **PCG** a aussi une grande influence sur la qualité du filtrage, dont nous avons pu conclure que **8 kHz** est la fréquence d'échantillonnage la plus adéquat pour notre analyse.

La transformée en paquets d'ondelettes (**T.P.O**) affine et offre une analyse plus complexe mais plus flexible. Elle permet ainsi de s'assurer la tenue en fréquence des bruits cardiaques, de leurs composantes et des souffles suivant leur emplacement dans les différents niveaux de décomposition. Les résultats donnés par l'application de la **T.P.O** vont venir confirmer et raffermir les résultats déjà obtenus par la **T.O.D**.



## REFERENCES CHAPITRE II

- [1]:H. Nazeran .Wavelet-based Segmentation and Feature: Extraction of Heart Sounds for Intelligent PDA-based Phonocardiography, Electrical and Computer Engineering, The University of Texas at El Paso, El Paso, Texas, USA,2007.
- [2]: V. Kudriavtsev, V. Polyshchuk and L. Douglas Roy.Heart energy signature spectrogram for cardiovascular diagnosis,J. ofBiomedical Engineering Online, 2007
- [3]: P.Ajit, R.Gupta ,E .Firdaus, and U.dwadia. Use of the fast Fourier transform in the frequency analysis of the second heart sound in normal man. Medical and Biological Engineering, pp 455-460, July 1976.
- [4]:A.S.A.Mohamed and H.MRaafat. Automatic discrimination between heart sound and murmurs using parametric models, proceedings of the 1998 IEEE International Conference, pp147-150, 1998.
- [5]: M. A. R. Santos and M. N. Souza. Detection of first and second cardiac sounds based on time frequency analysis, Proc. of the 23rd Annual EMBS int. conf., pp 1945-1917, October 25-28, Istanbul, Turkey, 2001.
- [6]: P.R. White,W.B. Collis,A.P. Salmon.Analysing heart murmurs using time frequency methods ,proceedings of IEEE-SP International Symposium,1996,pp385-388,1996.
- [7]:M.S.Obaidat.Phonocardiogram signal analysis: techniques and performance comparison, J. Med. Eng.Techno. 17 (6) , pp 221–227,1993.
- [8]: M. B. Shamsollahi, L. Senhadji, D. Chen and L.-G. Durand.Modified signal dependent Time-frequency representation for analysis of the simulated first heart sound, Proc.- 19th intern. Conf.- IEEE/EMBS Oct. 30- Nov.2, 1997 Chicago, IL. USA, pp.1313-1315,1997.

- [9]:F. Debjais and L.G. Durand.Time–frequency analysis of heart murmurs-part II: Optimisation of time-frequency representation and performances evaluation, Medical and Biological Engineering and Computing, 35, pp.480-485, 1997.
- [10]:J .Jung. L. Sang ,M.Lee, In young Kim, Hong Ki Min and Seung Hong Hong.Comparison between short time Fourier and wavelet transform for Feature extraction of heart sound, IEEE TENCON, pp.1547-1550,1999.
- [11]:M .Brusco and H. Nazeran .Digital phonocardiography: a PDA-based approach. In: Proceedings of the 26th annual international conference of the IEEE EMBS, pp 2299–2302, 2004.
- [12]:A.Djebbari and F.Bereksi-Reguig. Short-Time Fourier Transform Analysis of the Phonocardiogram Signal, Proc. of IEEE conference, pp 844-847, 2000
- [13]:L.G. Durand and P .Pibarot. Digital signal processing of the phonocardiogram: review of the most recent advancements. Crit Rev Biomed Eng, pp 163–219, 1995.
- [14]:HM. Mgdob and JN. Torry, R.Vincent and B .Al-Naami.Application of Morlet transform wavelet in the detection of paradoxical splitting of the second heart sound. IEEE computers in cardiology, pp 323–326, 2003.
- [15]:B. Tovar-Corona and JN .Torry .Time-frequency representation of systolic murmurs using wavelets. IEEE computers in cardiology, pp 601-604, 1998.
- [16] : ZM. Zin, SH. Salleh, S.Daliman and MD .Sulaiman .Analysis of heart sounds based on continuous wavelet transform. In: IEEE conference on research and development,pp 19-22,2003.
- [17]: B.El-Asir, L. Khadra,A.H. Al-Abbasi and M.M.J .Mohammed.Time-Frequency analysis of heart sound.TENCOM Proceeding,2,pp 553-558,1996.

- [18]: S.Omran and M.Tayel. A heart sound segmentation and feature extraction algorithm using wavelets. First international symposium on control, communications and signal processing, p. 235–238, 2004.
- [19]: P.Kumar, M.Carvalho, M.Antunes, P.Gil, J.Henriques and L.Eugenio. A new algorithm for detection of S1 and S2 heart sounds. IEEE international conference on acoustic, speech, and signal processing ICASSP, pp 1180–1183, 2006.
- [20]: L. Hamza Cherif, S. M. Debbal and F. Bereksi-Reguig. Segmentation of heart sounds and heart murmurs, journal of mechanics in medicine and biology 8(4), pp 549–559, 2008.
- [21]: T. Nakamitsu, H. Shino, T. Kotani, K. Yaan, K. Harada, J. Sudoh, E. Harasawa and H. Itoh. Detection and classification of systolic murmur using a neural network, Proceedings of the 1996 Fifteenth Southern biomedical engineering conference, 1996, pp 356–366, 1996.
- [22]: B.F. Beritelli and S. Serrano. Biometric Identification Based on Frequency Analysis of Cardiac Sounds, IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2( 3), pp 596–604, Sept. 2007.
- [23]: A. K. Abbas and R. Bassam. Phonocardiography Signal Processing, Morgan and Claypool, 2009.
- [24]: S.M. Debbal and F. Bereksi-Reguig. Features for Heartbeat Sound Signal Normal and Pathological, Recent Patents on Computer Science, 1, pp 1–8, 2008.
- [25]: S.M. Debbal and F. Bereksi-Reguig. Frequency analysis of the heartbeat sounds, Biomedical Soft Computing and Human Sciences, 13(1), pp 85–90, 2008.
- [26]: T.C. Keong. Analysis of Heart Sound, in partial fulfillment of the requirements for the Degree of Bachelor of Engineering National University of Singapore, 2003
- [27]: L.P. Flandrin. Temps-fréquence, Edition Hes, collection traitement du signal, 1998.
- [28]: R. Altes. Detection Estimation and Classification with Spectrogram. Journ. Acoust. Soc. Am., 67(4) pp 1232–1246, 1980.

- [29]: O. Lemoine. Détection de signaux non stationnaires par représentation temps-fréquences. Ph D thesis, Université de Nice, France, Septembre 1995.
- [30]:C. Richard. Time-Frequency-based detection using discret-time discret-frequency Wigner distributions.IEEE Trans. on Signal processing, 50(9), pp 2170- 2176, September 2002.
- [31]:M. A. R. Santos and M. N. Souza. Detection of first and second cardiac sounds based on time frequency analysis, Proc. of the 23rd Annual EMBS int. conf., October 25-28, Istanbul, Turkey, pp 1945-1917, 2001.
- [32]:D. Boutana. Identification of Aortic Stenosis and Mitral Regurgitation By Heart Sound Segmentation On Time-Frequency Domain, Proceedings of the 5th International Symposium on image and Signal Processing and Analysis, 2007.
- [33]: S. Aggio, E. Baracca, C. Longhini, C. Brunazzi, L.Longhini, G. Musacci, and C. Fersini .Noninvasive estimation of the pulmonary systolic pressure from thespectral analysis of the second heart sound. Acta. Cardiol.45, pp. 199–202, 1990.
- [34]:A. Bartels and D. Harder. Non-invasive determinationof systolic blood pressure by heart sound pattern analysis. Clin. Phys. Physiol. Meas., 13, pp 249–256, 1992.
- [35]:C. Longhini, E. Baracca, C. Brunazzi, M. Vaccari, L.Longhini, and F. Barbaresi. A new noninvasive method forestimation of pulmonary arterial pressure in mitral stenosis.Amer. J. Cardiol., 68, pp 398–401, 1991.
- [36]:J. Xu, L. Durand and P. Pibarot. Extraction of the aortic and pulmonary components of the second heart sound using a nonlinear transient chirp signal model”, IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Volume 48, Issue 3, pp 277 – 283, March 2001.
- [37]:S.M Debbal and F.Bereksi-Reguig. Time-frequency analysis of the second cardiac sound in phonocardiogram ; Journal of Medical Physics ;32(9) ;pp 2911-2917; September 2005.

- [38]: I.Yildirim, Student Member, IEEE, and R.Ansari.Fellow, IEEEA Robust Method to Estimate Time Split in Second Heart Sound Using Instantaneous Frequency Analysis Proceedings of the 29th Annual International Conference of the IEEE EMBS CiteInternational, Lyon, France
- [39] : B.B. Hubbarb. Ondes et ondelettes, Pour la science, Belin, Paris, 1995.
- [40] : Y. Meye. Wavelets : Algorithms et Applications, Colin, Paris, 1992.
- [41] Y.Bentaleb. Analyse par ondelettes des signaux sismiques : applications aux ondes de surface", thèse de doctorat, Université de Mohamed. V-Rabat, Maroc, pp 23-51, 2007.
- [42] :M.Brahim. Analyse du Signal de Parole par Les Ondelettes' Application Aux Mots Isolés', thèse de doctorat, Université de Batna, pp 17-18, 2009.
- [43] : F. Gabrieli .Apport des techniques temps fréquence a la caractérisation mécanique du corps humain en choc, thèse de doctorat de l'université de la méditerranée 18 février 2010.
- [44]: D. Gabor. Theory of communication, J. Inst. Elect. Eng., 93, pp 429-457, 1946.
- [45]:F.Briksi-Reguig. Cours traitement du signal premier année MASTER EBM. Analyse temps-fréquence, analyse temps-échelle .chapitre quatre.2008.
- [46]: S.G. Mallat. A theory for multiresolution signal decomposition: The wavelet representation. J.IEEE Trans. Patt. Anal. Mach. Intell, 11(7):674-693, 1989.
- [47]: C.J. Goswami and A.K. Chan Fundamentals of Wavelets. Theory, Algorithms, and Applications, John Wiley & Sons, 1999.
- [48]:L. Cohen. Time-frequency distributions - a review. Proceedings of the IEEE, 77(7), pp 941-979, 1989.
- [49]: Y. Zhao, L. Atlas, and R. Marks. The use of cone-shaped kernels for generalized time-frequencyrepresentations of nonstationary signals". IEEE Trans. on Acoustics, Speech and Signal Processing, 38, pp 1084-1091, 1990.

- [50]: F. H. lawatsch and G. Boudreaux-Bartels. Linear and quadratic time-frequency signal representations .IEEE Signal Process.Mag,9, pp 21-67, 1992.
- [51]: K. Ronnmark and J. Larsson. Local spectra and wave distribution functions".J. Geo. Res., 93(A3), pp 1809-1815, 1988.
- [52]: J. Morlet and al. Wave propagation and sampling theory: Part II, Sampling theory and complex waves", Geophysics, 47(1), pp 222-236, 1982.
- [53]:M.Brusco and H.Nazeran. Digital phonocardiography: a PDAbased approach. In:Proceedings of the 26th annual international conference of the IEEE EMBS, pp 2299–2302, 2004.
- [54]:HM. Mgdob, JN. Torry, R.Vincent and B .Al-Naami.Application of Morlet transform wavelet in the detection of paradoxical splitting of the second heart sound.IEEE computers in cardiology, pp 323–326, 2003.
- [55]:B. Tovar-Corona and JN .Torry .Time-frequency representation of systolic murmurs using wavelets.IEEE computers in cardiology, pp 601–604, 1998.
- [56]:M. L. Mekhalfi. Analyse Des Signaux P.C.G Par L'usage De la C.W.T et De la D.W.T, thèse de magister, Université de Batna, pp 39-60, 2012.
- [57]: P.S.Vikhe, S.T.Hamde and N.S.Nehe. Wavelet transform based abnormality analysis of heart sound. IEEE ICACCTT (Trivandrum, Kerala, India), pp 368–369, 28-29 December 2009.
- [58]: A.Djebbari, F.Bereksi-Reguig. Short-time Fourier transform analysis of the phonocardiogram signal. In: The 7th IEEE international conference on electronics, circuits and systems, pp 844–847, 2002.
- [59]: S.Rajan et al. Wavelet based bank of correlators approach for phonocardiogram signal classification, proceeding of IEEE-SP international symposium on Time-Frequency and Time Scale Analysis pp 77-80, 1998

- [60]:LG.Durand and P.Pibarot. Digital signal processing of thephonocardiogram: review of the most recent advancements. CritRevBiomed Eng, pp 163–219, 1995.
- [61] :D .Camille. Contribution à l'intégration sur silicium de la transformée en ondelettes Application au traitement d'images, thèse de doctorat de l'université Montpellier II, pp 16-17-21,2000.
- [62] : [http://cas.ensmp.fr/~chaplais/Wavetour\\_presentation/Wavetour\\_presentation\\_fr.html](http://cas.ensmp.fr/~chaplais/Wavetour_presentation/Wavetour_presentation_fr.html).
- [63]:P.S.Vikhe,S.T.Hamde, N.S.Nehe. Wavelet transform based abnormality analysis of heart sound. IEEE ICACCTT (Trivandrum, Kerala, India), pp 368–369, 28-29 December 2009.
- [64] : HITTI .Eric. Sélection d'un banc optimal de filtres à partir d'une décomposition en paquets d'ondelettes. Application à la détection de sauts de fréquences dans des signaux multi composantes, Ecole Doctorale Sciences pour l'Ingénieur de Nantes ; thèse de doctorat.9 novembre 1999.
- [65] :F.Casanie. Méthodes temps-fréquence et temps échelle, Tésa, 2005.
- [66] : L. Quarta. Une introduction (élémentaire) à la théorie des ondelettes, université de Mons-Hainaut, Institut de mathématique, 22novembre2001.
- [67] : J.Y. Richard. Méthodes et logiciels pour la Géodésie spatiale, école d'été du GRGS Forcalquier, observatoire de paris, SYRTE, 4-8 sepembre2006.
- [68]:R. Coifmanet and M. Wicker Hauser. Adapted waveform de-noising for medical signals and images", J.IEEE Engineering in Medicine and Biomogy, 14(0.5), pp 578-586, 1995.
- [69]: D.Vos. Automated pediadic auscultation, J.IEEE Trans Biomed Eng. 54(2), pp 424-452, 2007.
- [70]: S.R.Messer, J.Agzarian and P.Abbout. Optimal wavelet denoising for Phonocardiograms,Microelectronic journal, 32, pp 931-941, 2005.
- [71]: Donoho, D.L. and Johnstone, I.M. Adapting to unknown smoothness via wavelet shrinkage. Journal of the American Statistical Association, 90(432), pp 1200–1224, 1995.

[72]: S.M.Debbal and F.Bereksi-Reguig. Features for Heartbeat Sound Signal Normal and Pathological, J. Recent Patents on Computer Science, 1(1), 2007.

[73]: F. Meziani, S. M. Debbal, and A. Atbi. Analysis of phonocardiogram signals using wavelet transform, Journal of Medical Engineering & Technology, 36(5-6), pp 283–302, 2012.



# *Chapitre. III*

## *Segmentation des signaux phono cardiogrammes (PCGs)*

### **I. Introduction**

Les pathologies valvulaires induisent des modifications considérables sur la morphologie du signal phono cardiogramme (**PCG**) en termes d'intensité, durée, localisation spatiale [1], ainsi que du fréquence et instant d'apparition [2-8]. D'un autre coté, des souffles systoliques et diastoliques de différentes formes peuvent s'ajouter au signal **PCG** pour constituer un tracé résultant d'une anomalie donnée. Le signal **PCG** constitue alors un support d'information à valoriser par un traitement numérique afin de mieux apprécier les pathologies et de pouvoir les traiter plus aisément.

L'énergie du signal **PCG** peut donc s'avérer très importante dans l'étude du cycle cardiaque. Dans le domaine temporel, une telle représentation permet d'apprécier la durée de chaque bruit cardiaque, des phases systoliques et diastoliques ainsi que du cycle cardiaque [9].

L'analyse temps fréquence et la classification du signal **PCG** ont été étudiés par différents auteurs [10]. Toutefois, la précision requise n'exige pas à proprement parler de construire une représentation temps-fréquence. Il s'agit plutôt de débruiter et de segmenter le signal recueilli afin d'extraire fidèlement l'ensemble de ses caractéristiques, tout en sachant que le diagnostic est basé sur les caractéristiques d'un ensemble de bruits, et non sur un son considéré isolément. [9].

Globalement, les technique de segmentation offertes dans la littérature sont basées sur deux approche, la première est de prendre le signal complexe (**QRS**) et l'onde (**T**) du signal électrocardiogramme (**ECG**) comme un repère qui mènent à la détermination des positions temporelles de **B1** et **B2**[11-13], cependant cette méthode n'était pas toujours suffisante à cause de :

- Du retard temporel entre les activités électriques et celle mécaniques du cœur et qui n'est pas fixe pour tous les patients.

- De la nécessité de plusieurs instruments additifs [14].

La deuxième approche ne prend pas l'**ECG** comme un signal de repère dont plusieurs études sont présentes aujourd'hui à l'instar des filtres homomorphiques[15] [16], de l'énergie de Shannon [17] ainsi que la caractérisation par la simplicité et la complexité de signaux [14] [18] [19].

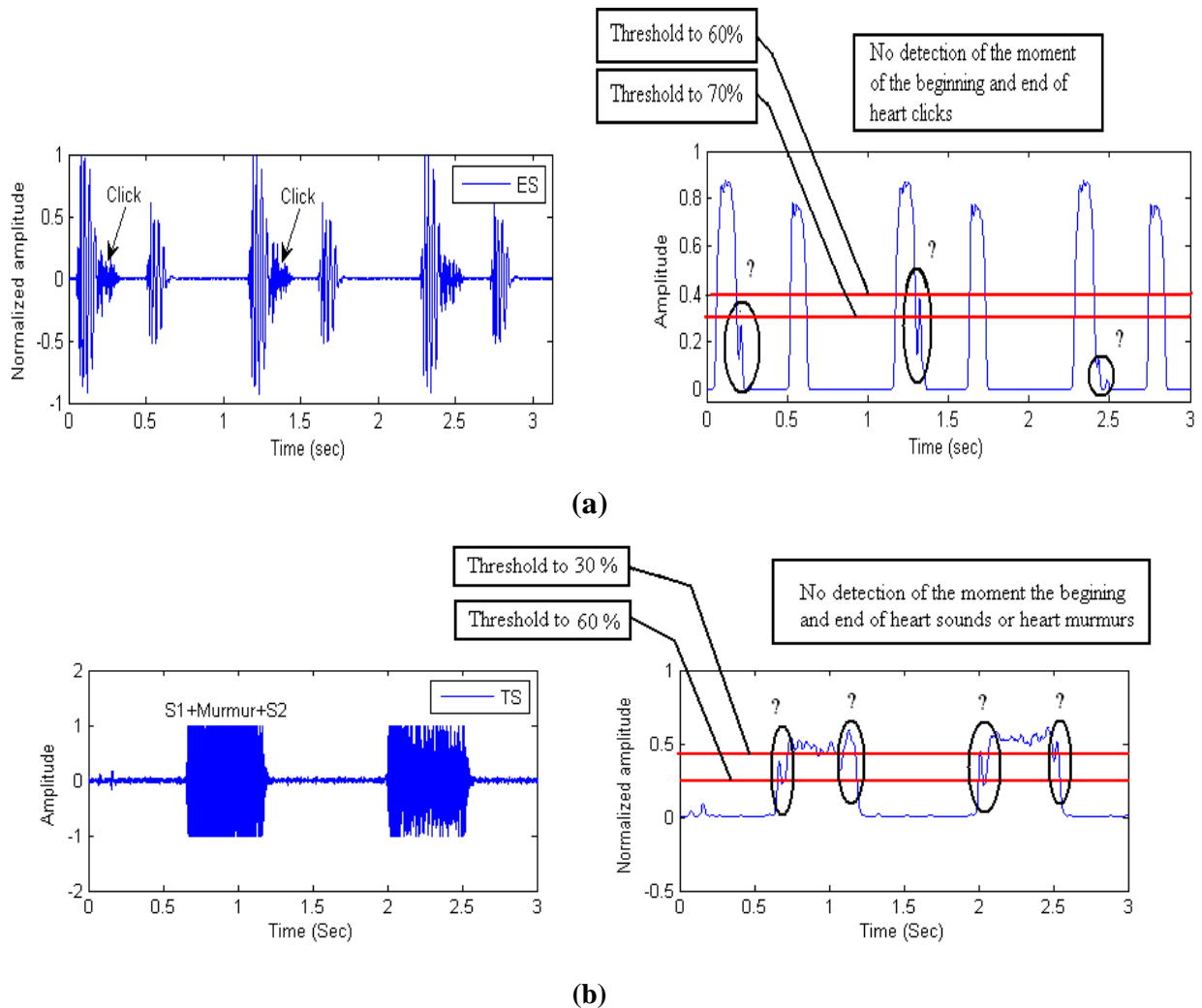
Notre objectif de cette étude est d'appliquer une technique de segmentation en utilisant seulement le signal **PCG** sans faire appel à d'autres signaux.

Au sein de notre laboratoire de recherche (**GBM**), plusieurs algorithmes basés sur la détection d'enveloppe d'énergie de Shannon ont été proposés [9] [20]. Ces différentes approches permettent de délimiter les débuts et fins des bruits et souffles cardiaques au moyen d'un seuil fixé à partir de la valeur maximale de l'enveloppe de Shannon, afin de donner une appréciation de leurs durées moyennes. Toutefois, elles sont efficaces seulement dans le cas où la puissance des bruits cardiaques est largement supérieure à celle du souffle.

Les articles [21], [22] et [23], sur la segmentation des signaux **PCGs** par utilisation d'énergie de Shannon et un seuil fixé à partir de sa valeur maximale pour atténuer l'effet du souffle et rendre facile la détection des bruits cardiaque **B1** et **B2**, montrent que leurs algorithmes de détections trouvent rapidement leurs limites dans le cas inverses, c.-à-d. lorsque la puissance du souffle est presque la même ou supérieure à celle des bruits.

Ce problème d'estimation a été amélioré par A.F.Quiceno [24], H. Nazeran [25] et puis par D.Kumar [26] où ils font appel au débruitage par ondelettes et le seuillage dans leurs algorithmes ; la délimitation des débuts et fins des bruits et souffles cardiaques au moyen d'un seuil fixé à partir de la valeur maximale de l'enveloppe de Shannon du signal débruité; ainsi ils ont pris en considération le contenu fréquentiel du souffle qui est supérieur à ceux des

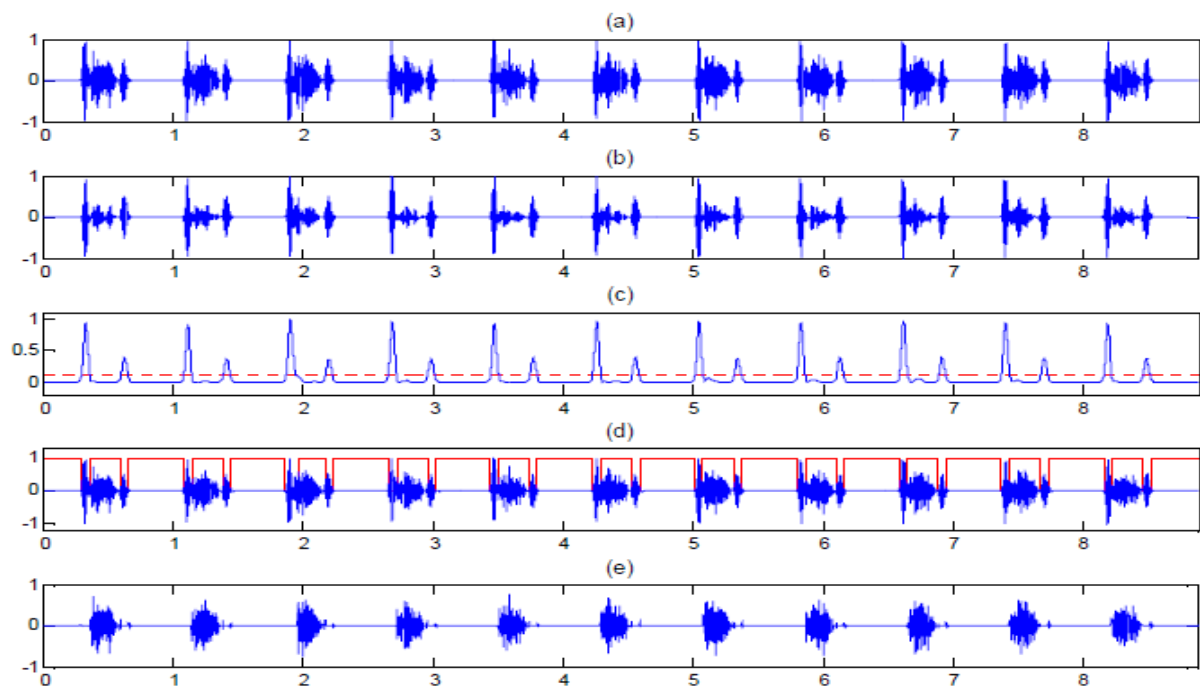
bruits, malgré cela leurs algorithmes trouvent aussi ses limites dans les cas très complexes où le premier bruit cardiaque présente une faible intensité que celle du deuxième bruit, ce qui rend l'estimation du **B2** meilleure que celle du **B1** pour la 1<sup>er</sup> approche, puis dans le cas où les bruits sont complètement immergés dans le souffle pour les deux autres approches.



**Figure.3.1 : Limites de la méthode de séparation pour deux cas :**  
**(a) Signal PCG a click : Early Systolic ,avec un seuil de 60% et 70% ;**  
**(b) Signal PCG à souffle : sténose tricuspide, avec un seuil de 30% et 60%.**

Les mêmes limites ont été retrouvées par M. L.Mekhalfi [27] à la différence que ce dernier applique une analyse multi-résolution (**T.O.D**) sur le signal étudié, puis la transformée en ondelette continue (**T.O.C**) sur l'approximation (**a5**) déduite depuis ce signal. Après, la variance de chaque colonne pour chaque position temporelle des coefficients de la **T.O.C** sera calculée : le vecteur de la variance ainsi obtenu représentera des pics dont la

position est celle de **B1** et **B2**, et des valeurs très inférieures à celles des pics dont la position est correspondante à la pathologie du fait que le signal pathologie a été atténué ou bien presque éliminé durant l'application de la **T.O.D**. Le seuillage de la variance (un seuil fixe) résulte en signal carré qui est dans le cas idéal, égal à un (**1**) dans la position temporelle indiquant les phases systoliques et diastoliques et égal à zéro (**0**) dans la position temporelle, la où **B1** et **B2** existent.



**Figure.3.2 : Procédures de segmentation pour le signal AS.**  
**(a) Signal original. (b) approximation (a5). (c) vecteur-variance et seuil. (d) filtre de sélection. (e) Signal pathologique. [27]**

Dans le contexte d'analyse d'autres méthodes au préalable, une approche de séparation des bruits et des souffles cardiaques a été proposée par O.Tahar [28], permet de localiser les débuts et fins des bruits et souffles cardiaques au moyen d'un seuil fixé à partir de la valeur maximale de l'enveloppe de Shannon du signal **PCG** débruité par la méthode de **SURE** [Chapitre. II], afin de donner une appréciation de leurs durées moyennes.

En se basant sur cet algorithme, nous allons essayer dans cette étude d'appliquer cette approche de séparation sur d'autres signaux phono cardiogrammes afin de montrer son efficacité par rapport aux autres approches.

## II. Etude Energétique

Dans la littérature diverses approches peuvent être trouvées pour extraire l'enveloppe  $E(t)$  [29] [30]. Une de ces approches est une méthode analytique basée sur la transformée d'Hilbert.

Un signal analytique est composé par le signal original et sa transformée d'Hilbert. Il est donné par l'équation 3.1, où  $H(t)$  est la transformée d'Hilbert(Eq.3.2)

$$S_A(t) = S(t) + i * H_S(t) \quad (3.1)$$

$$H_S(t) = (h * S)(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} S(\tau)h(t - \tau) d\tau = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{S(\tau)}{t - \tau} d\tau \quad (3.2)$$

La transformée d'Hilbert peut être interprétée comme la convolution entre le signal et  $1/\pi t$ . [31] L'enveloppe du signal analytique  $S_A(t)$  peut être produite fidèlement par le module de l'équation (Eq.3.1).

$$|S_A(t)| = \sqrt{|S(t)|^2 + |S_H(t)|^2} \quad (3.3)$$

Cependant, il existe d'autres méthodes pour extraire l'enveloppe, comme le calcul du carré du signal ou de la valeur absolue, voir l'équation (3.4)-(3.5). La valeur absolue donne le même poids à tous les échantillons sans tenir compte de leur valeur ou intensité. Par contre, l'énergie (carré) change la mesure par l'accentuation des hautes intensités par rapport aux faibles intensités.

Deux autres approches peuvent être utilisées, sont l'entropie et l'énergie de Shannon [32], voir l'équation (3.6)-(3.7). Ces approches donnent le plus grand poids aux intensités moyennes du signal, par conséquent, le bruit de faible intensité et les perturbations de hautes intensités seront atténués.

- Energie au carré :  $E = S(t)^2$  (3.4)

- Valeur absolue :  $E = |S(t)|$  (3.5)

- Entropie de Shannon :  $E = -|S(t)| * \log|S(t)|$  (3.6)

- Energie de Shannon :  $E = -S(t)^2 * \log S(t)^2$  (3.7)

Une comparaison entre ces différentes méthodes est affichée par la figure ci-dessous

[Figure .3.3].

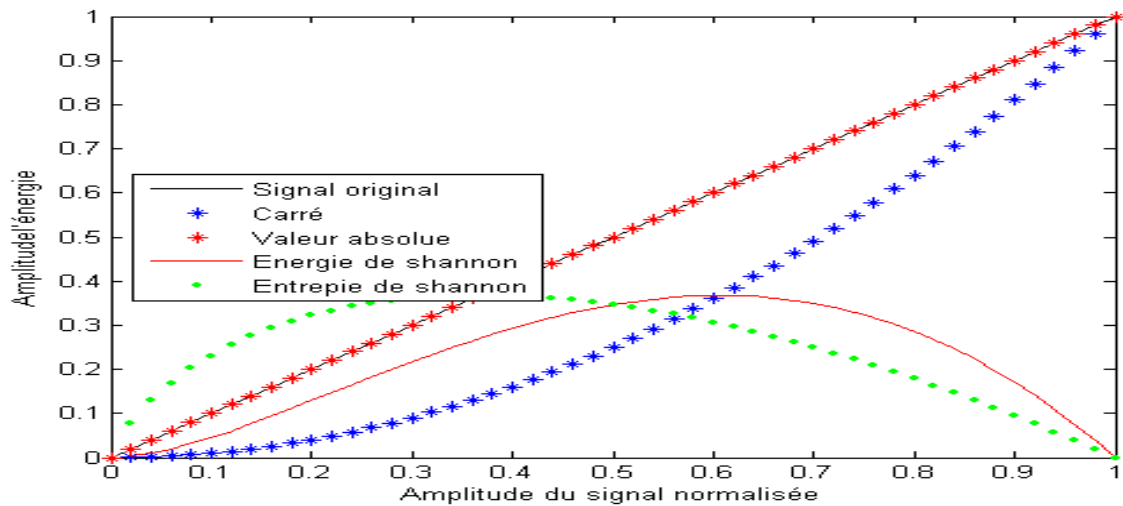
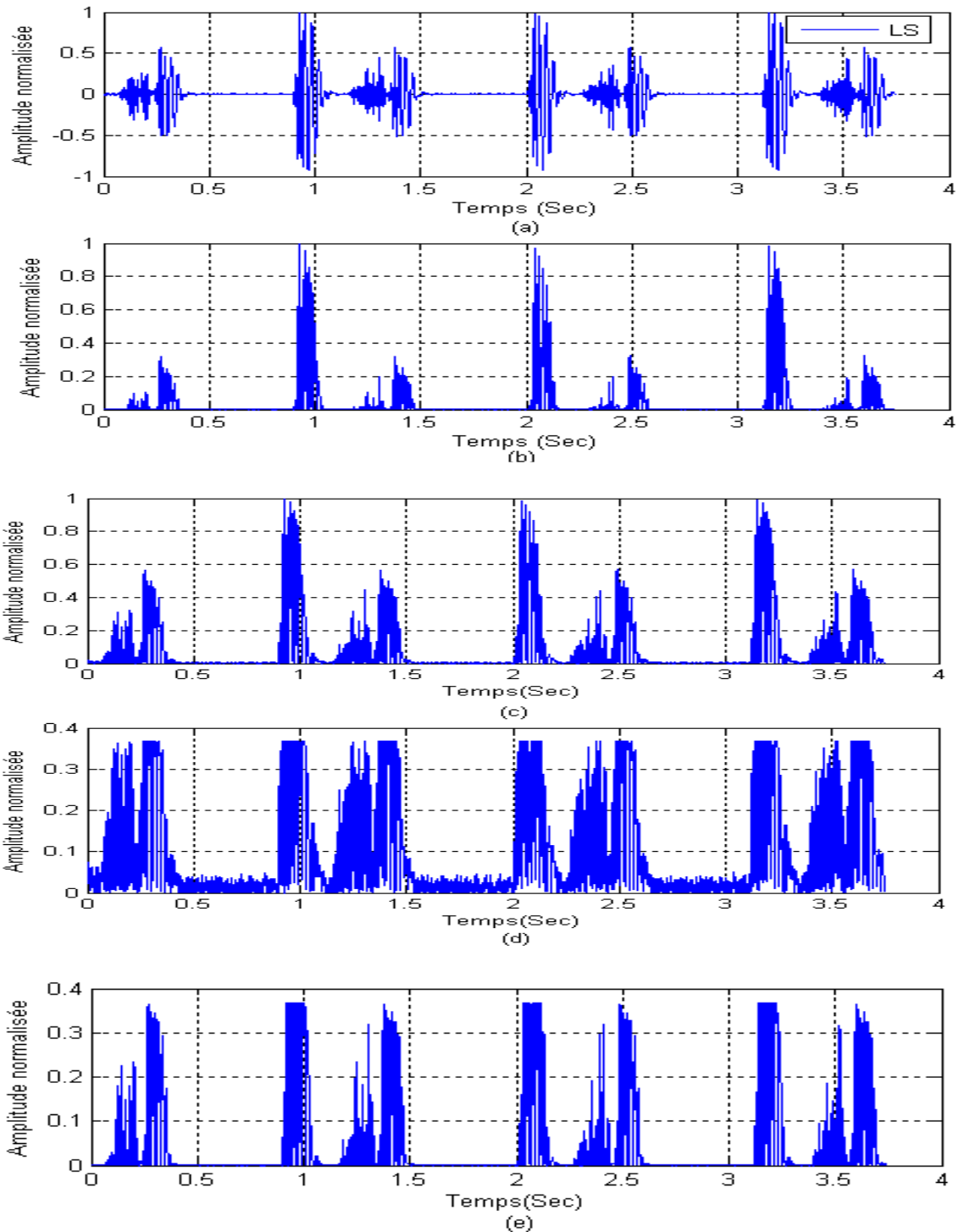


Figure.3.3 : Représentations énergétiques temporelles du signal :  $S(t)=t$ .

Les représentations énergétiques du signal **PCG** illustrées sur la **Figure.3.4 (a, b, c, d et e)** mettent en évidence l'intérêt de l'énergie de Shannon.

Selon cette figure nous pouvons constater que seule l'entropie de Shannon et l'énergie de Shannon permettent d'amortir l'ampleur des oscillations de haute intensité [33]. Le carré et la valeur absolue des échantillons favorisent d'autant plus les oscillations de grandes amplitudes. La forme de la courbe d'énergie de Shannon favorise les faibles oscillations, ce qui donnera des représentations énergétiques prenant en considération l'ensemble des bruits et des souffles cardiaques [34].

Aussi on peut constater que l'enveloppe obtenue à travers l'énergie de Shannon est la plus adéquate pour le traitement du signal phono cardiogramme [28], cette approche permet de mieux représenter les oscillations de faibles amplitudes en évitant leurs exténuations au profit de celles de valeurs plus élevées. Cela est très efficace dans le cas où les souffles rencontrés sont de faible intensité.



**Figure.3.4 : Représentation énergétique d'un signal PCG pathologique (LS) :(a):Signal PCG, (b):Signal au carré, (c):Valeur absolue du signal, (d):Entropie de Shannon du signal, (e):Energie de Shannon du signal.**



### III. Algorithme de séparation

Plusieurs approches basées sur la détection de l'enveloppe d'énergie de Shannon ont été proposés [20] [32] [33] [35] [36]. Ces approches sont efficaces uniquement dans le cas où les bruits cardiaques **B1** et **B2**, sont plus énergétiques que le souffle.

Dans cet algorithme, le débruitage par ondelette présente une étape indispensable pour résoudre ce problème. En effet, le contenu fréquentiel des souffles est plus important que celui des bruits cardiaques, la **T.O.D** peut être facilement séparés par la technique de débruitage par ondelette (wavelet denoising).

L'organigramme suivant décrit les différentes étapes de notre algorithme de segmentation. Cet algorithme présente six étapes importantes :

1. Prétraitement : détection de l'enveloppe d'énergie de Shannon.
2. Identification des bruits cardiaques ;
3. Extraction de bruits ;
4. Identification des souffles ;
5. Extractions des souffles ;
6. Trainement des bruits et des souffles.

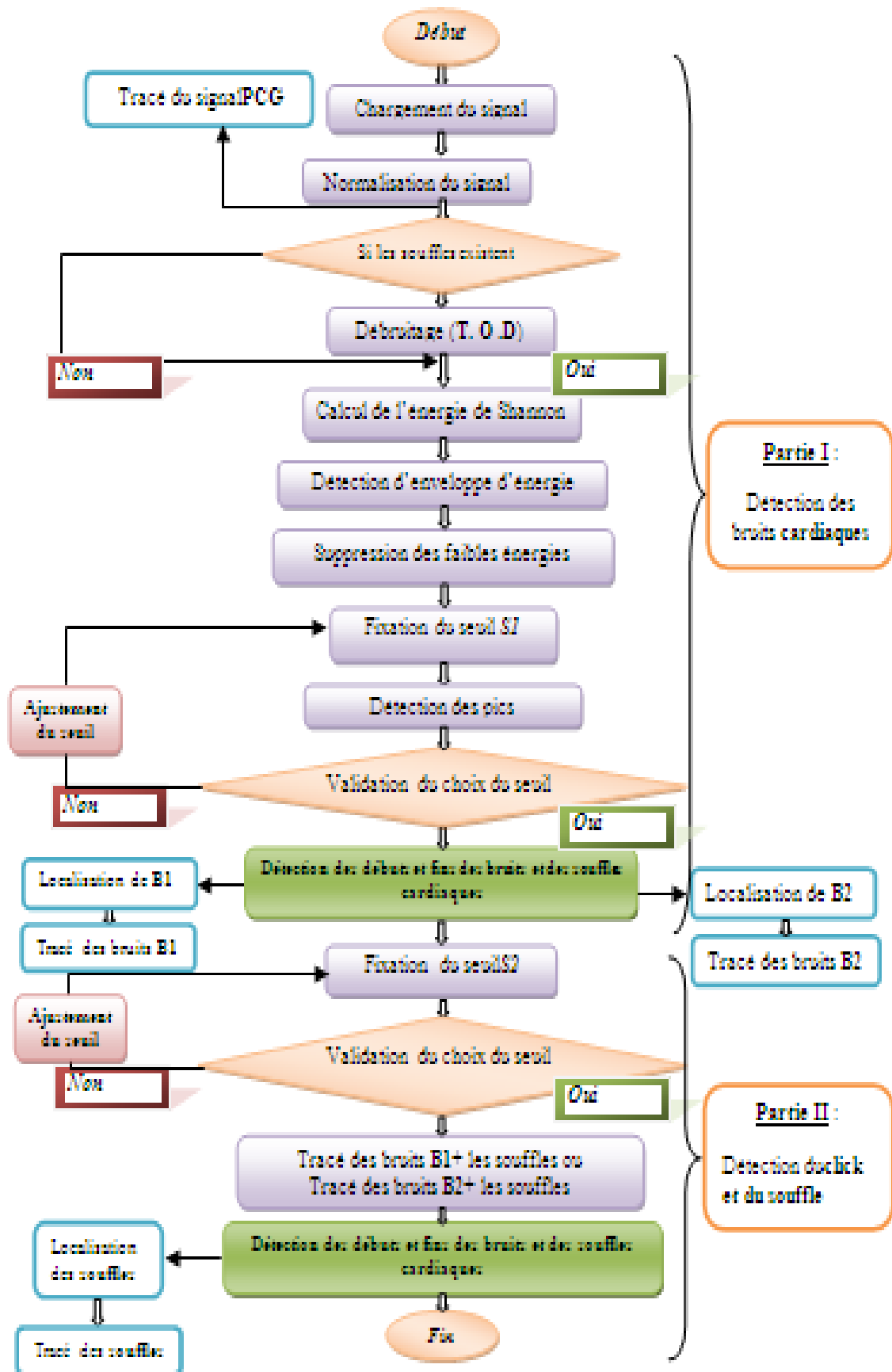
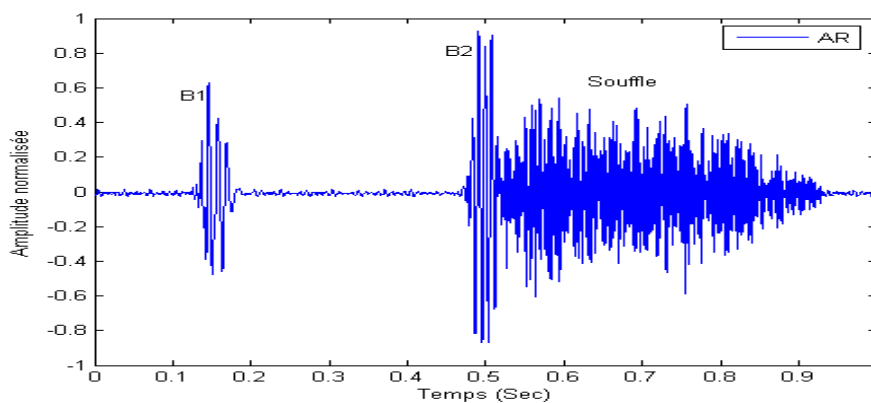


Figure.3.5 : Algorithme de séparation des bruits et des souffles cardiaques.

Dû à la complexité du signal phono cardiogramme, cet algorithme [Figure.3.5] est constitué d'une manière supervisée, c.-à-d. l'utilisateur doit ajuster certains paramètres (seuil, niveau de la décomposition,...) pour atteindre la segmentation optimale.

Après la normalisation du signal **PCG** l'utilisateur a le choix d'effectuer une décomposition en ondelettes discrètes (**T.O.D**). Ce passage est nécessaire, il peut être considéré comme un moyen de filtrage simple et très efficace pour annuler les composantes de haute fréquence dans le cas où les souffles présents sont de haute intensité, et que le contenu fréquentiel des ces derniers est plus important que ceux des bruits [28].



**Figure.3.6: Un signal PCG avec un souffle diastolique important.**

### **1. Détection des bruits cardiaques : B1 et B2**

Dans notre analyse la fréquence d'échantillonnage des signaux **PCGs** choisie, est de **8KHz** [28] [34].

À travers cette dernière, le débruitage optimal devenu visible dans le cinquième niveau de la décomposition. Le signal reconstitué dans ce niveau est utilisé dans la détection et l'identification des différents bruits. L'enveloppe d'énergie de Shannon est utilisée dans cette détection. L'extraction de cette dernière peut être effectuée par une simple opération de filtrage passe-bas (le filtre utilisé est de type **FIR**, **FC=20 Hz**) [Annexe. II]. Ce filtrage est affirmé

par un algorithme pour négliger les faibles énergies « **inférieures à 90% du maximum** »(un premier seuil (**S1**) est fixé). [Figure.3.7]

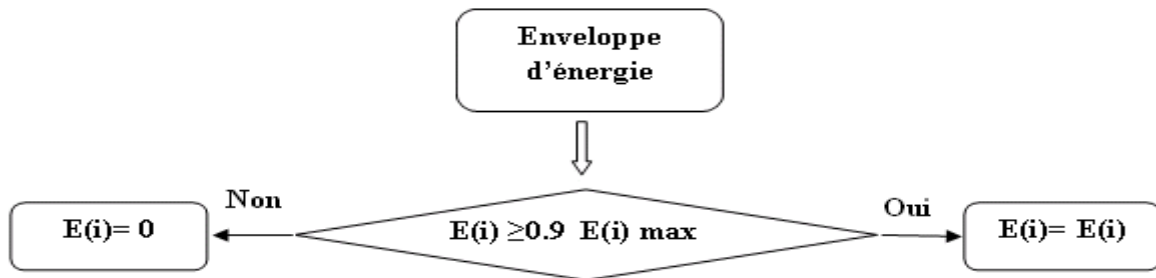


Figure.3.7: Algorithme pour supprimer les valeurs inférieures à 90%.

La séparation des bruits cardiaques se base particulièrement sur la détection des minima latéraux de chaque pic de l'enveloppe énergétique. Cette opération est effectuée par l'application d'un seuil fixé **manuellement** (un deuxième seuil (**S2**) est fixé), puis détecter les instants de ces positions et par conséquent le positionnement des bruits et des souffles cardiaques. [Figure.3.8]

L'identification des bruits **B1** et **B2** est réalisée, en s'appuyant sur le fait que la durée de la systole est plus courte que celle de la diastole. Les conditions de détection des bruits **B1** et **B2** sont :

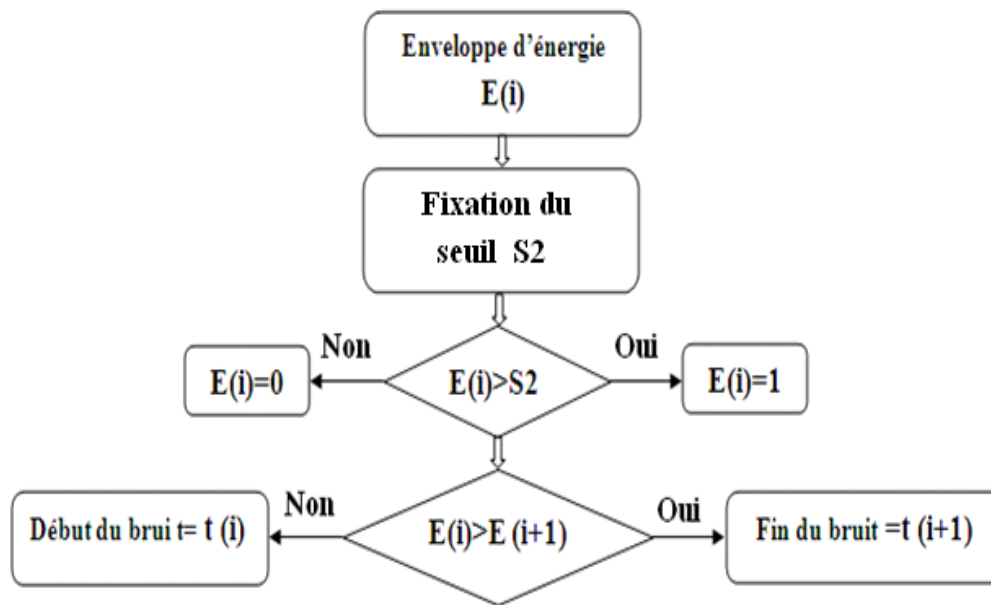
$$\text{Si } t(i+1) - t(i) < t(i+2) - t(i+1) \text{ alors } \mathbf{B1} = \mathbf{P}(i) \text{ et } \mathbf{B2} = \mathbf{P}(i+1)$$

L'enveloppe d'énergie de Shannon affichée par la **Figure.3.9.a**, **Figure.3.10.a** et **Figure.3.11.a** peut être un paramètre très efficace non seulement dans l'identification des bruits **B1** et **B2** [Figure.3.9.b et Figure.3.11.b] mais aussi dans la détection des minima latéraux de chaque bruit 'le début et la fin du bruit ' [Figure.3.10.b et Figure.3.12.b]. Cette procédure est réalisée par l'algorithme suivant. Il est divisé en trois parties :

1. Un deuxième seuil (**S2**) est fixé.

- Le choix du seuil est très important pour avoir des résultats intéressants.

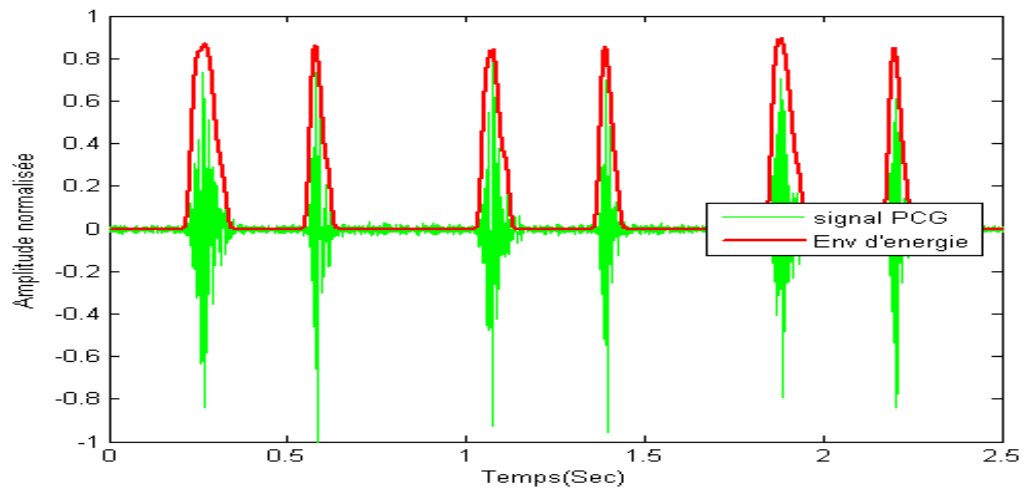
- La durée du bruit ou souffle cardiaque peut changer si le bon choix du seuil n'est pas pris en considération.
  - La détection des souffles cardiaques.
2. Remplacer toutes les valeurs supérieures au seuil par un (1), et les valeurs inférieures par un (0), a fin de détecter les instants du début et la fin des bruits.
  3. La détection des minima latéraux de chaque bruit.



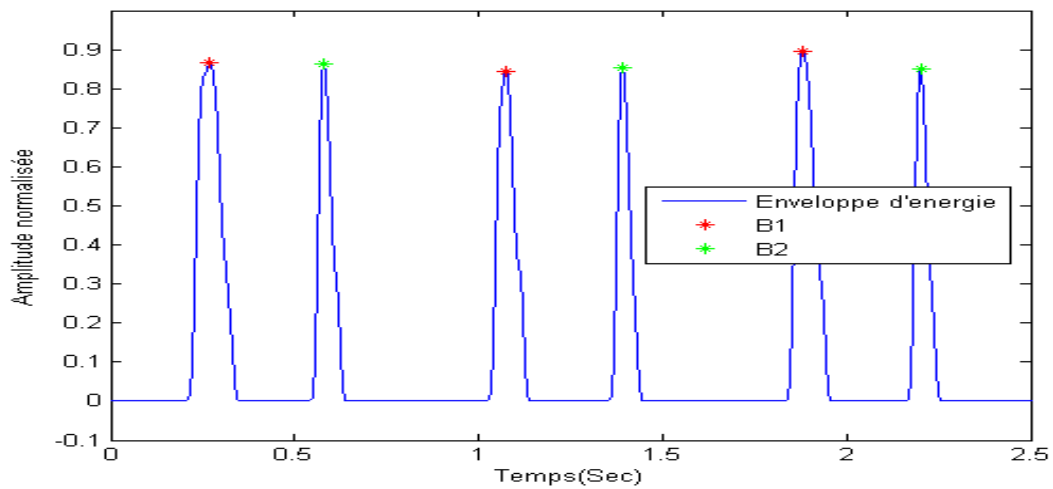
**Figure.3.8: Algorithme de détection des minima latéraux de chaque bruit.**

L'application de notre algorithme sur quelques signaux est donnée par les exemples suivants.

## 1. Exemple1 : un signal PCG sans souffle



(a)

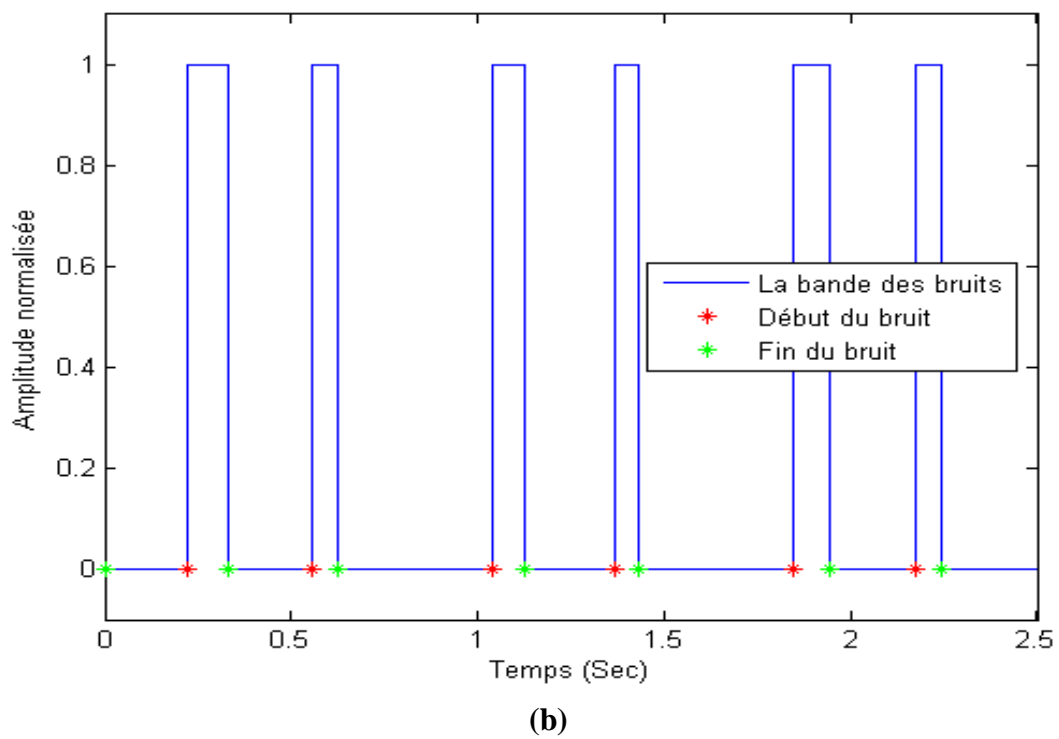
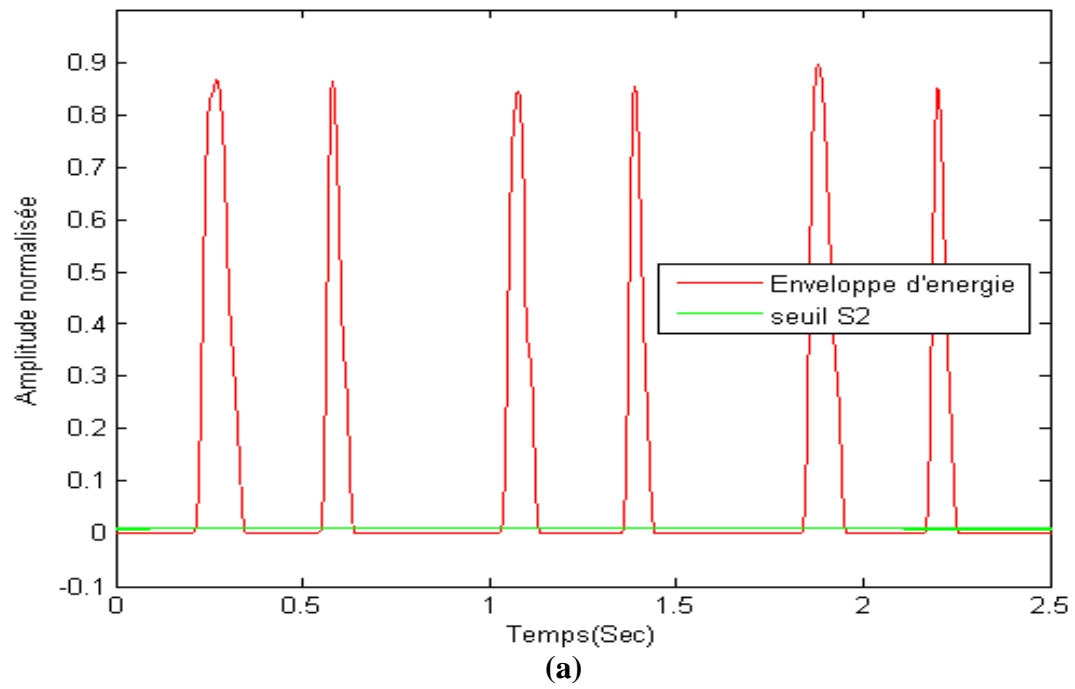


(b)

Figure.3.9: Détection de l'enveloppe et l'identification des bruits B1 et B2:

(a):l'enveloppe d'énergie de Shannon superposée sur le signal PCG,

(b):l'identification des bruits B1 et B2.

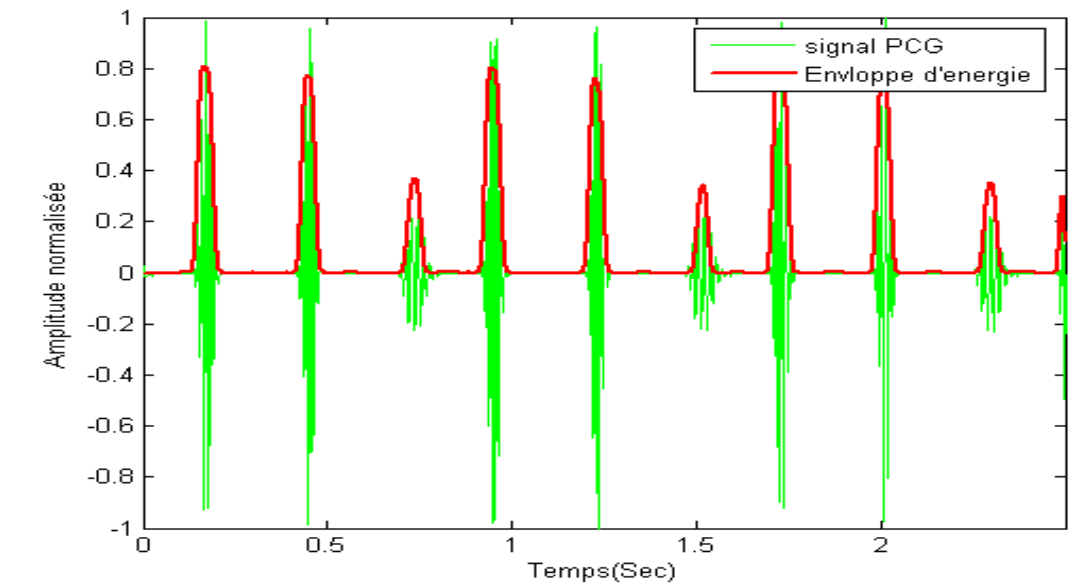


**Figure.3.10:**

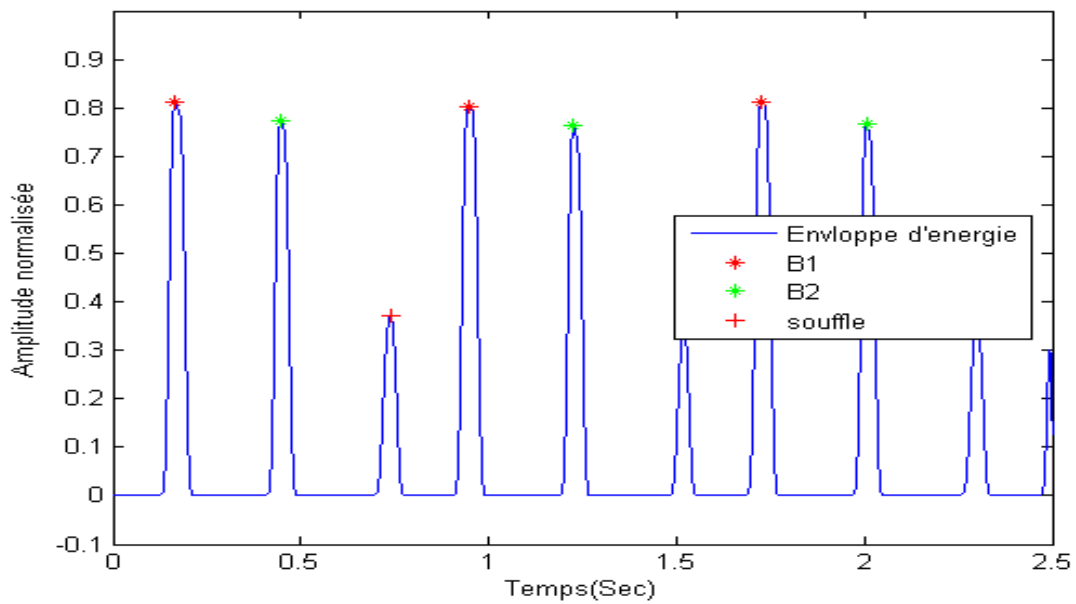
**(a):** Enveloppe du signal PCG avec le seuil  $S_2$ ,

**(b):** La bande des bruits détectés avec le début et la fin du bruit.

## 2. Exemple 2 : un signal PCG avec souffle



(a)



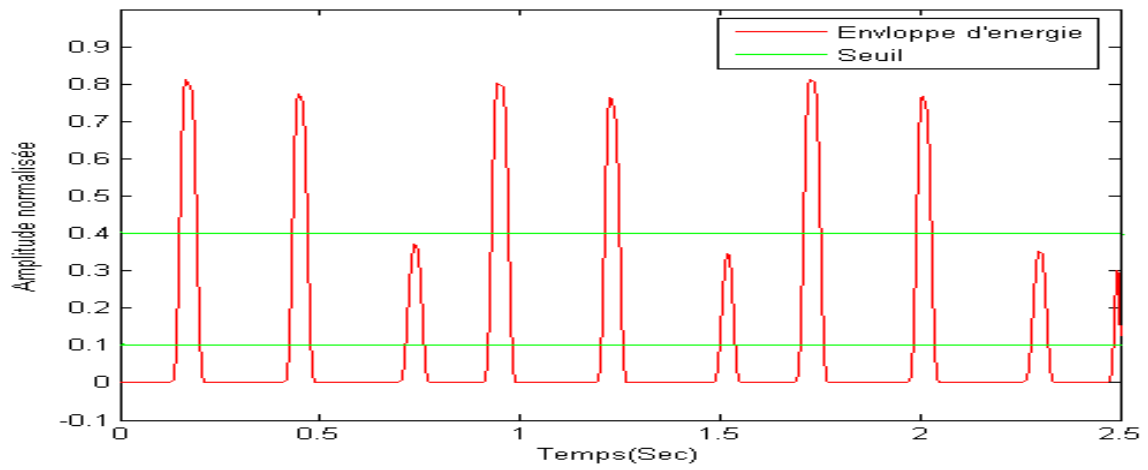
(b)

Figure.3.11:Détection de l'enveloppe et l'identification des bruits B1, B2 et des souffles:

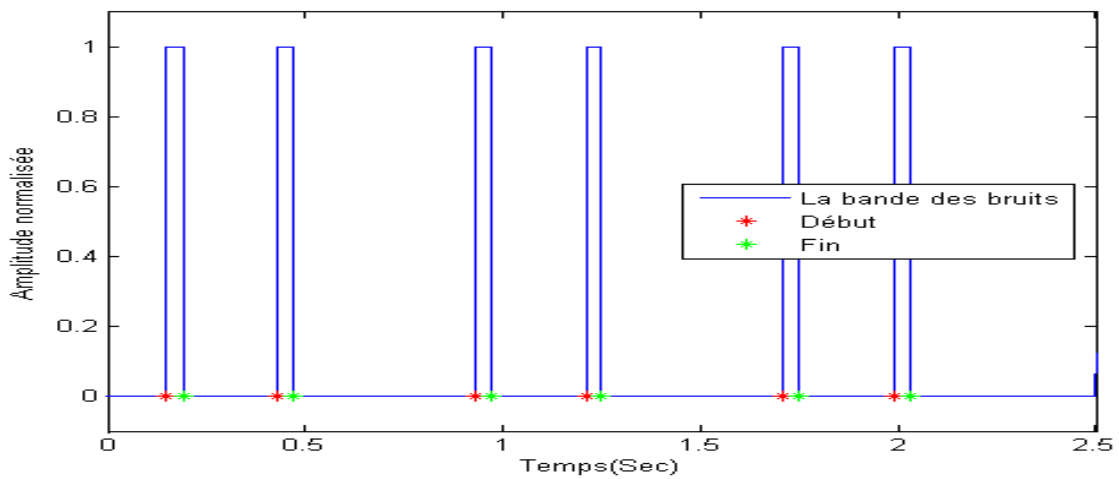
(a):L'enveloppe d'énergie de Shannon superposée sur le signal PCG,

(b):L'identification des bruits (B1, B2) et des souffles.

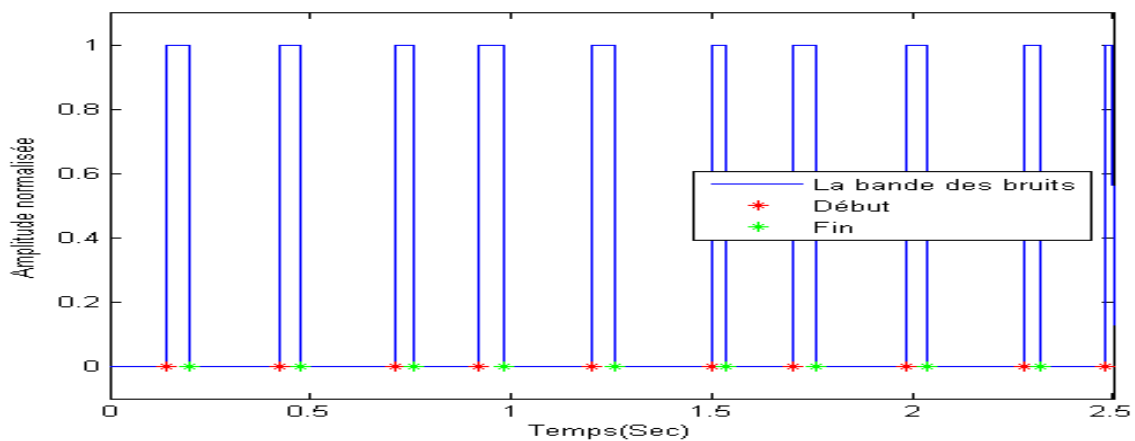




(a)



(b)



(c)

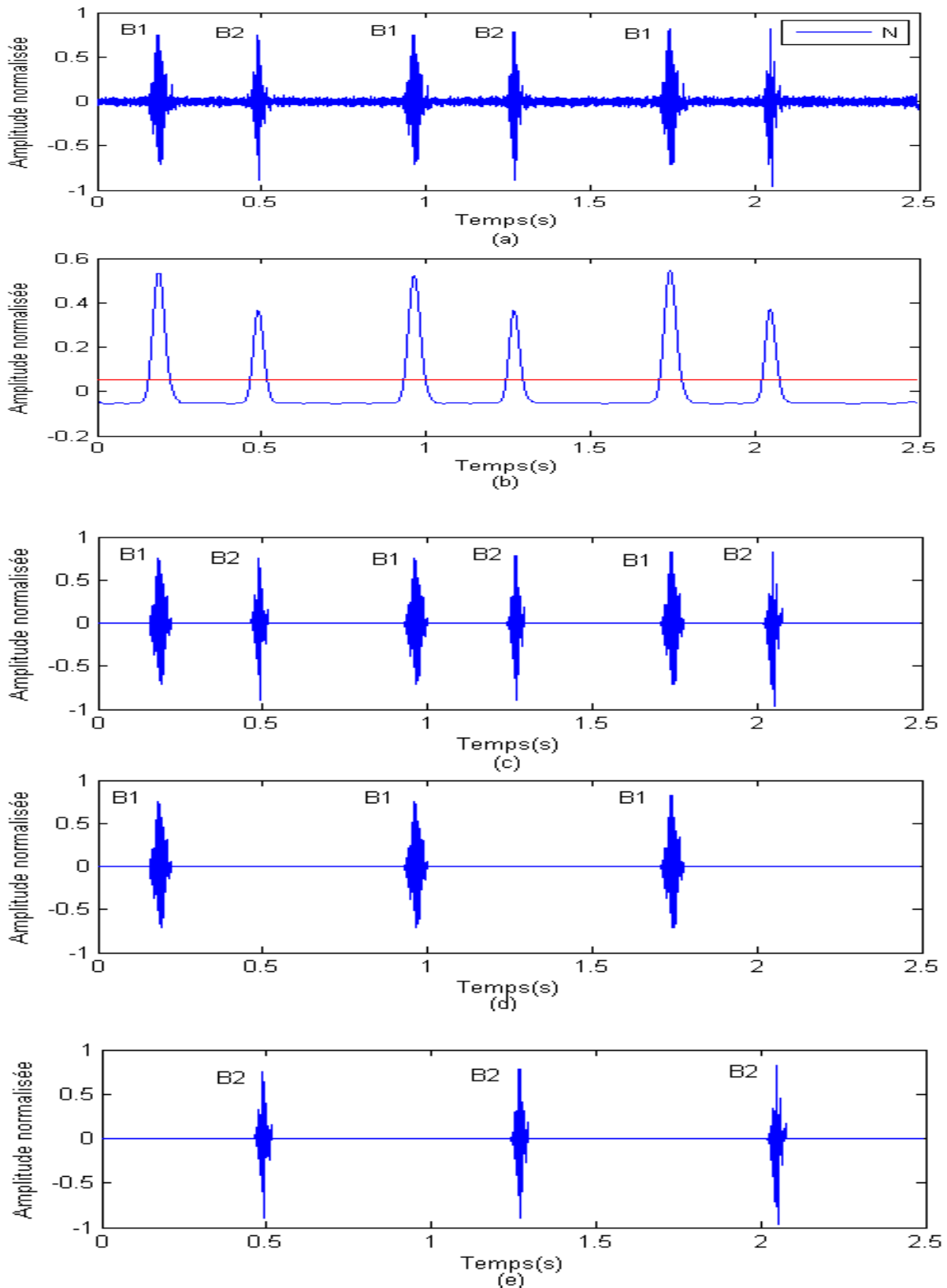
**Figure.3.12:**

**(a):**Enveloppe du signal PCG avec un seuil de 60% et 90% de la valeur max, **(b):**La bande des bruits détectés avec un seuil 60% de la valeur max, **(c):** La bande des bruits et souffles détectés avec un seuil 90% de la valeur max.

## 2. Détection des clicks et des souffles cardiaques

Après la détection et l'identification des différents bruits cardiaques, l'analyse des clicks et des souffles devient plus pratique à faire, elle nécessite la détection des minima latéraux de chaque pic d'enveloppe énergétique par l'application d'un seuil fixé à partir de la valeur maximale, puis détecter les instants de ces points et par conséquent la localisation des clicks et les souffles cardiaques.

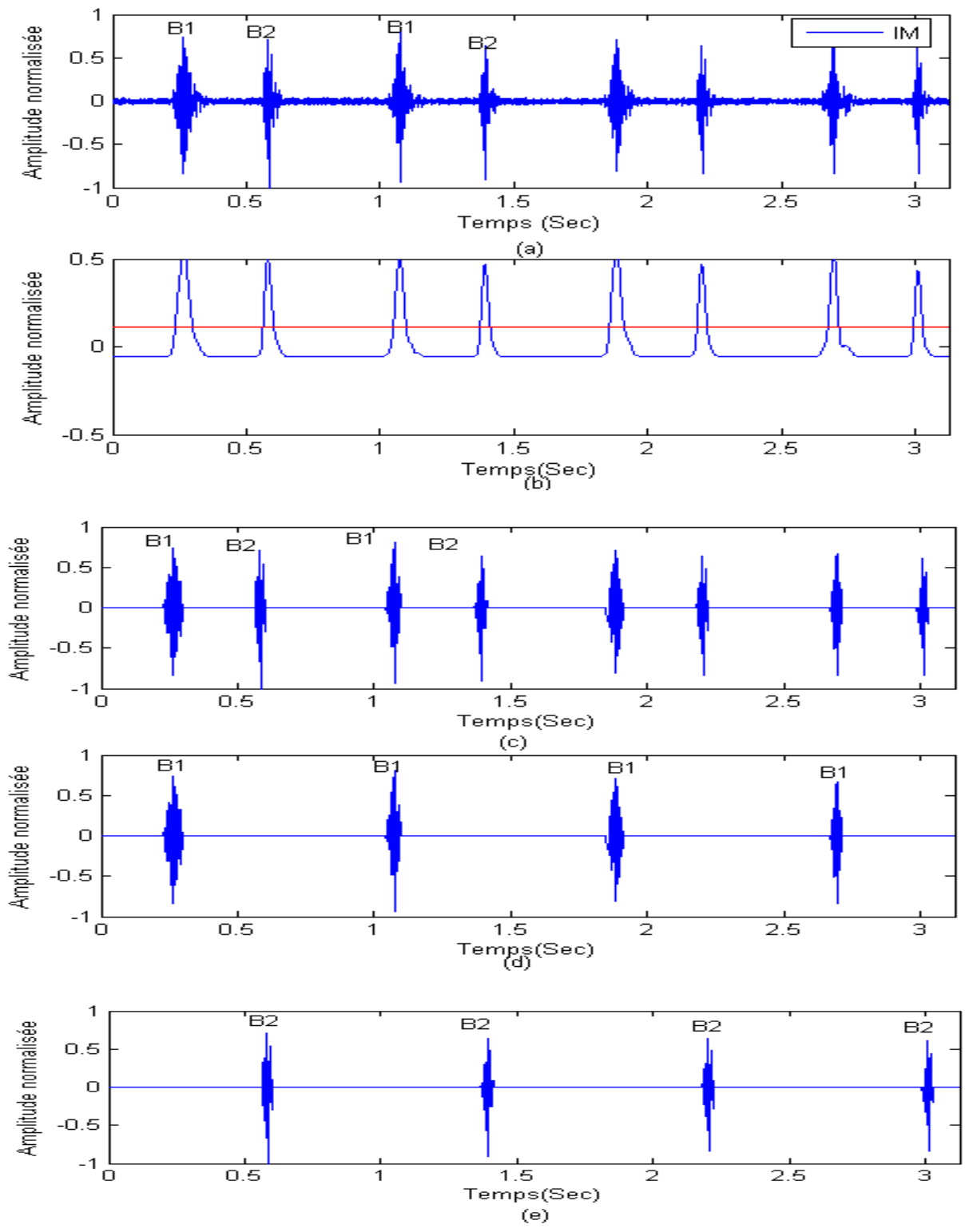
La première partie de cet algorithme de séparation [**Figure.3.5**] sera appliquée seulement pour la séparation des bruits **B1** et **B2**. Les résultats de l'application de cet algorithme sur quelques signaux **PCGs** sont affichés par les figures suivantes :



**Figure.3.13:Séparation des bruits cardiaque B1et B2 du signal PCG sans souffle(N):**

**(a):Signal PCG N, (b): Enveloppe de l'énergie avec un seuil à 80% de la valeur maximale,**

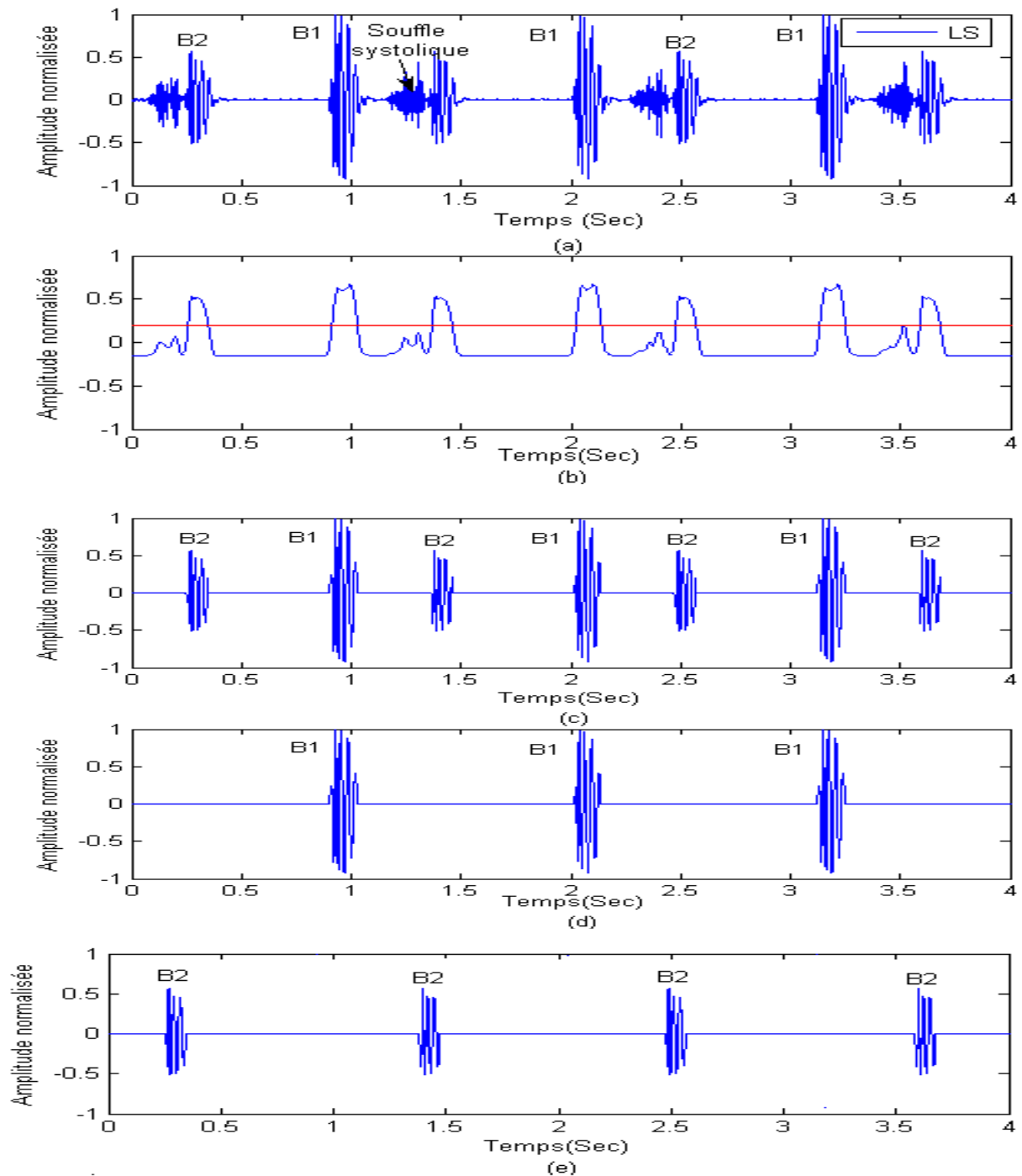
**(c):Bruits cardiaques B1et B2 ,(d):Bruits cardiaques B1, (e):Bruits cardiaques B2.**



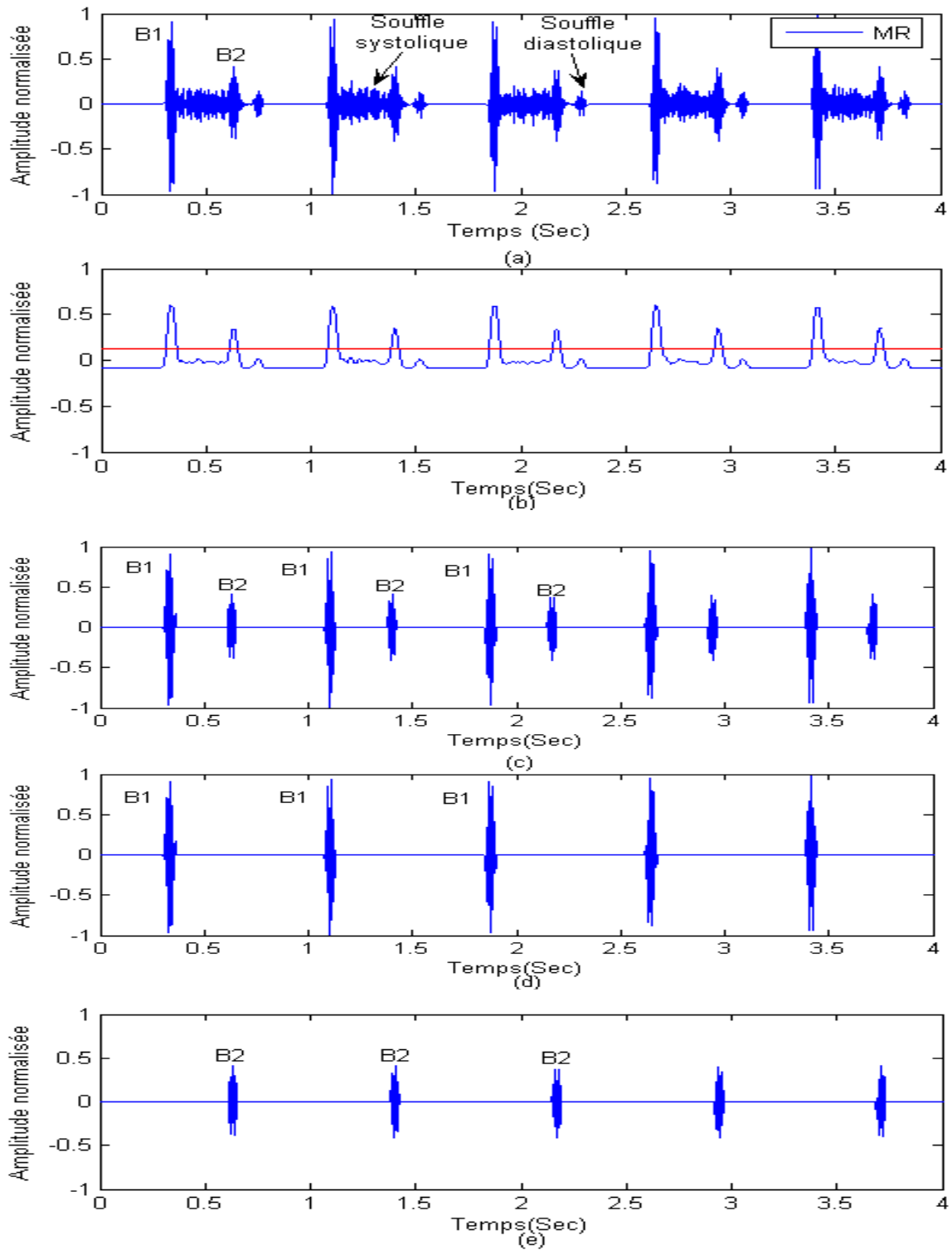
**Figure.3.14: Séparation des bruits cardiaque B1 et B2 du signal PCG sans souffle (IM):**

**(a): Signal PCG IM, (b): Enveloppe de l'énergie avec un seuil à 80% de la valeur maximale, (c):**

**Bruits cardiaques B1 et B2, (d): Bruits cardiaques B1, (e): Bruits cardiaques B2.**



**Figure.3.15:Séparation des bruits cardiaque B1et B2 du signal PCG à soufflesystolique(LS):**  
**(a):Signal PCG LS , (b):Enveloppe de l'énergie avec un seuil à 80% de la valeur maximale,(c):**  
**Bruits cardiaques B1et B2 ,(d):Bruits cardiaques B1 ,(e):Bruits cardiaques B2.**



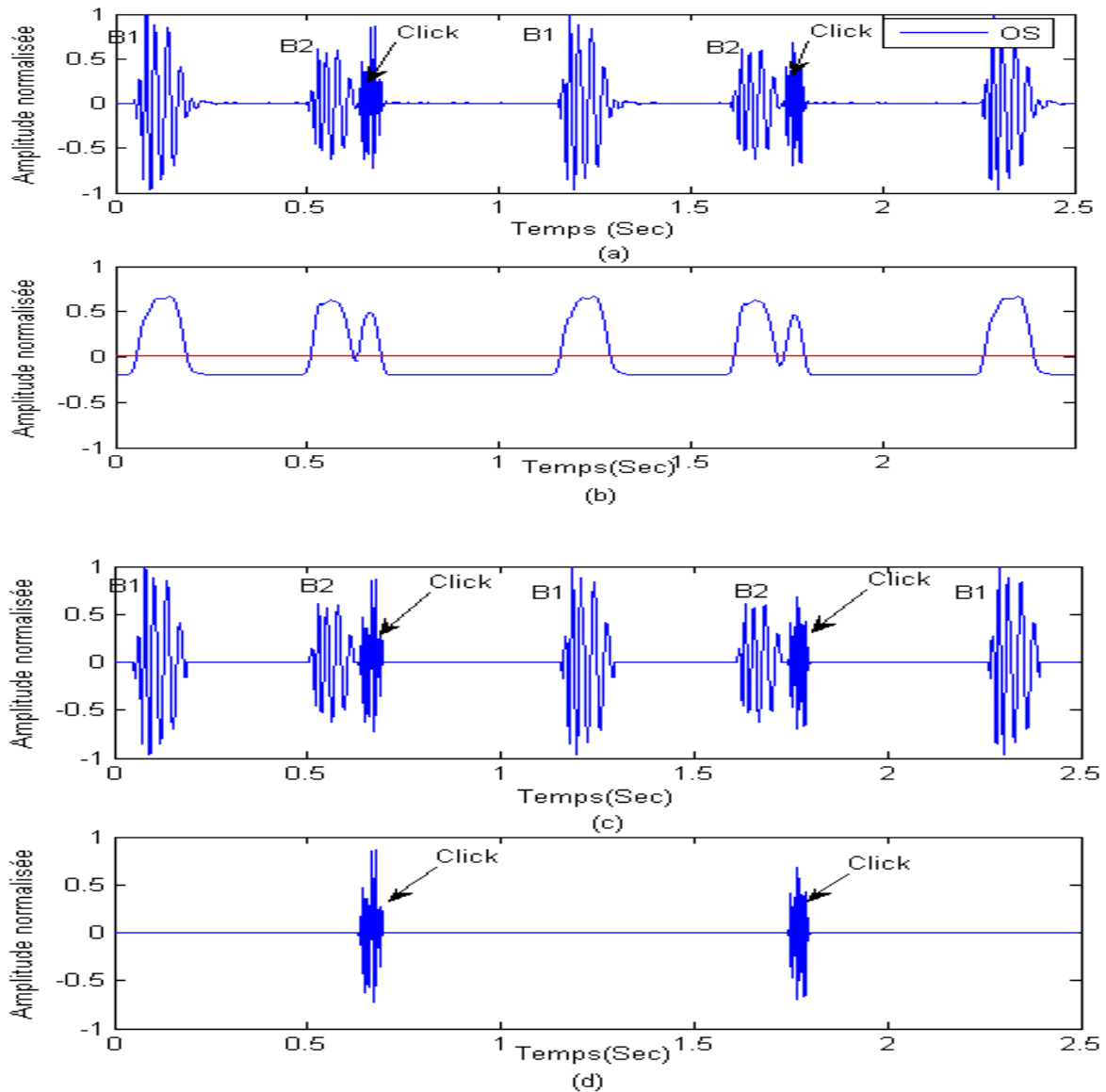
**Figure.3.16:Séparation des bruits cardiaque B1et B2 du signal PCG à souffle systolique (MR):**

**(a):Signal PCG (MR), (b):Enveloppe de l'énergie avec un seuil à 70% de lavaleur maximale,(c):**

**Bruits cardiaques B1et B2 ,(d):Bruits cardiaques B1 ,(e):Bruits cardiaques B2.**

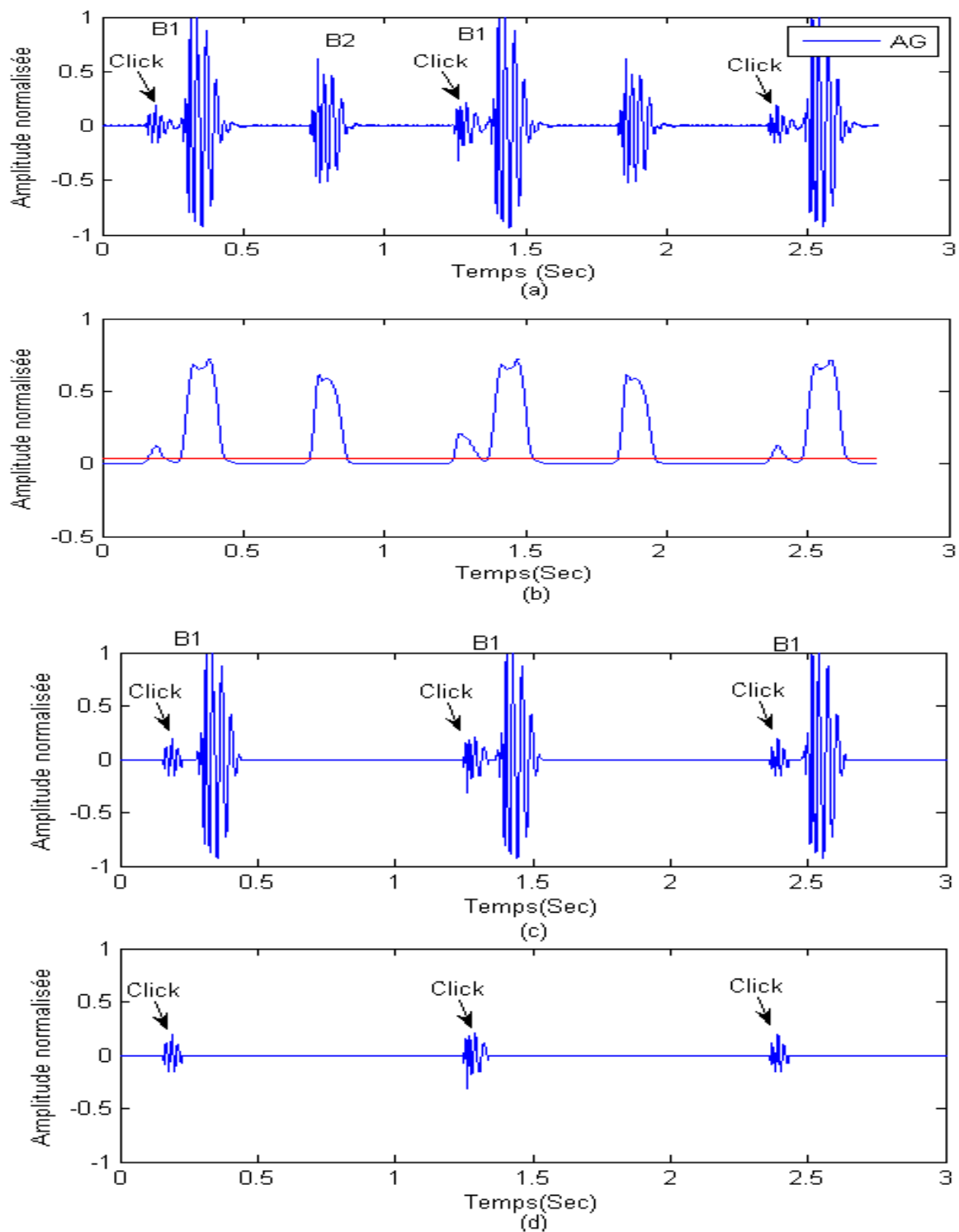
La deuxième partie de cet algorithme de séparation sera appliquée seulement pour extraire les souffles cardiaques.

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



**Figure.3.17:Séparation des clicks du signal PCG à click (OS) :**

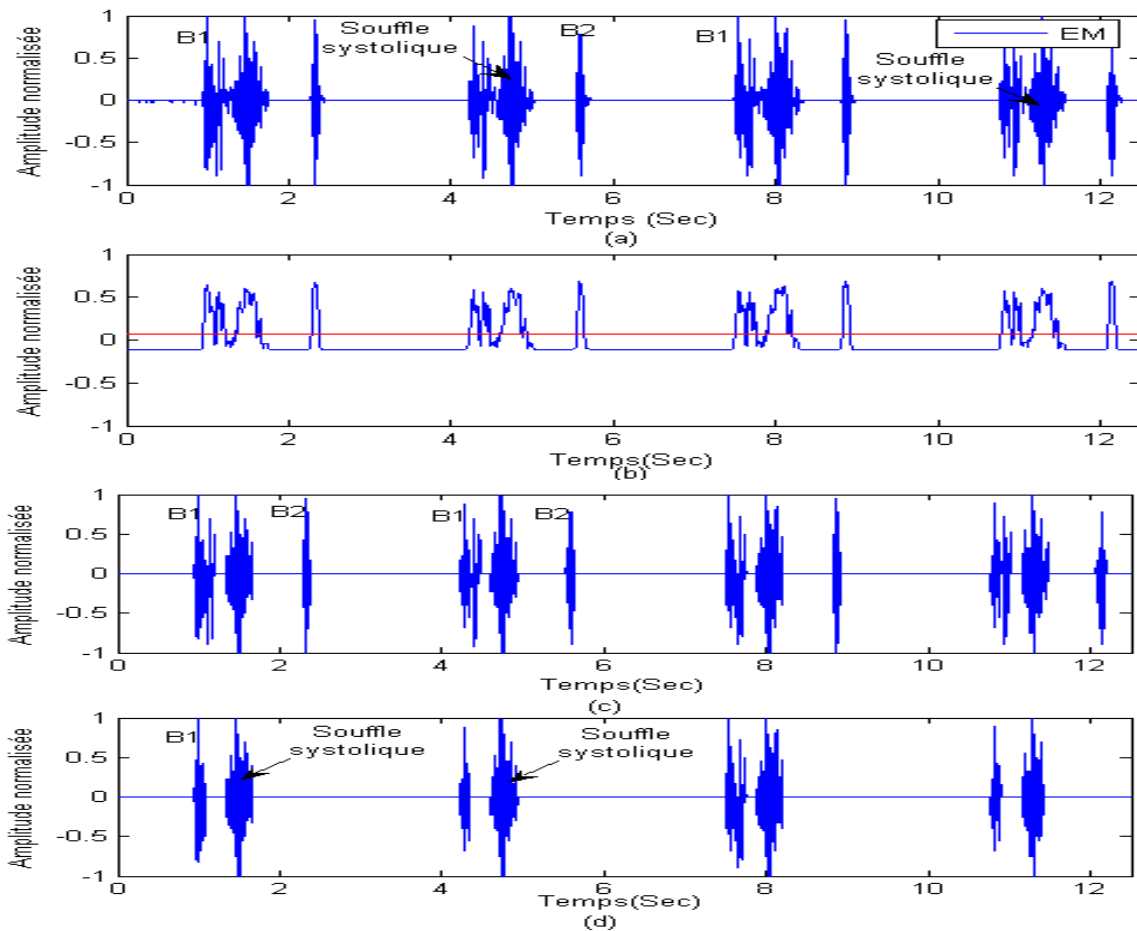
**(a):Signal PCG OS, (b):Enveloppe de l'énergie avec un seuil à 90% de la valeur maximale,(c):Bruits cardiaques B1et B2 et les clicks ,(d): les clicks.**



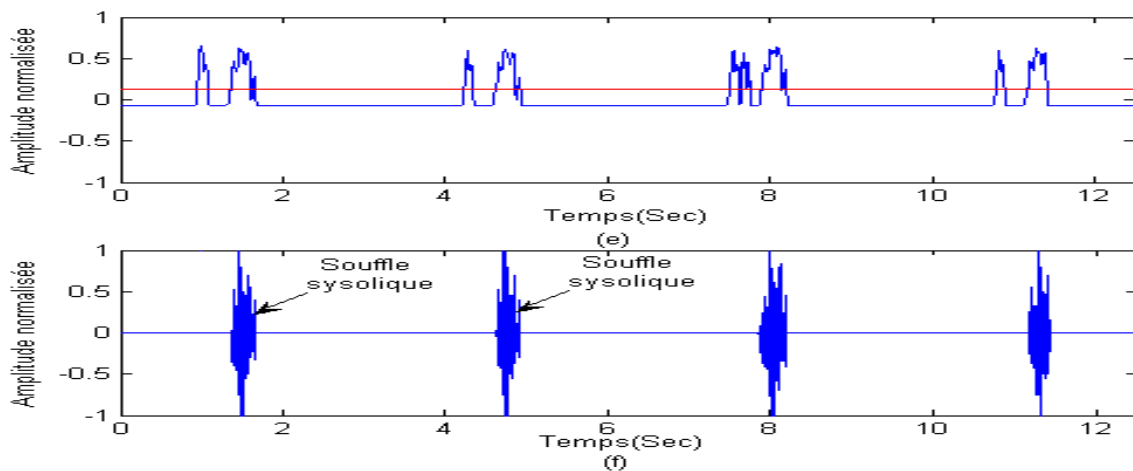
**Figure.3.18:Séparation des clicks du signal PCG à click (AG) :**

**(a):Signal PCG AG, (b):Enveloppe de l'énergie avec un seuil à 95% de la valeur maximale,(c):Bruits cardiaques B1 et les clicks ,(d): les clicks.**

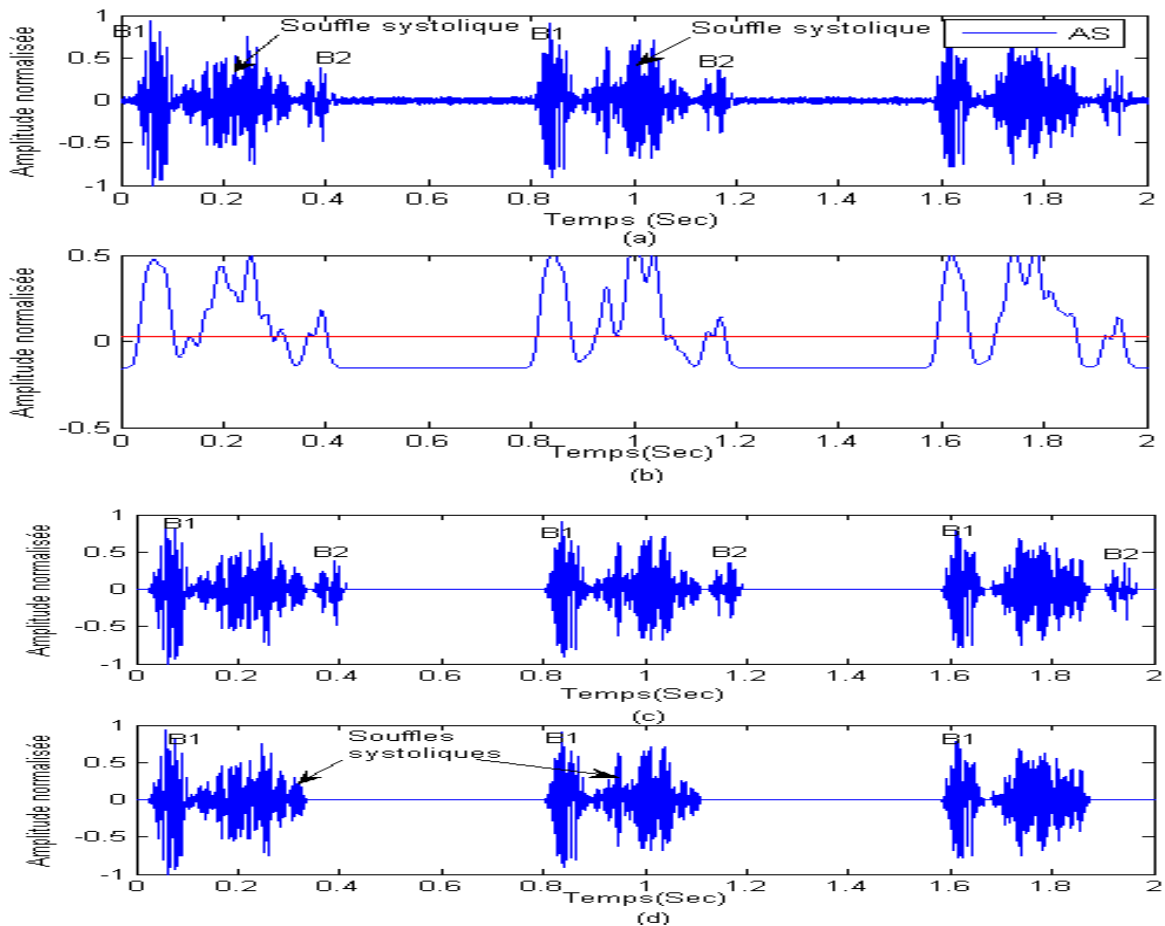




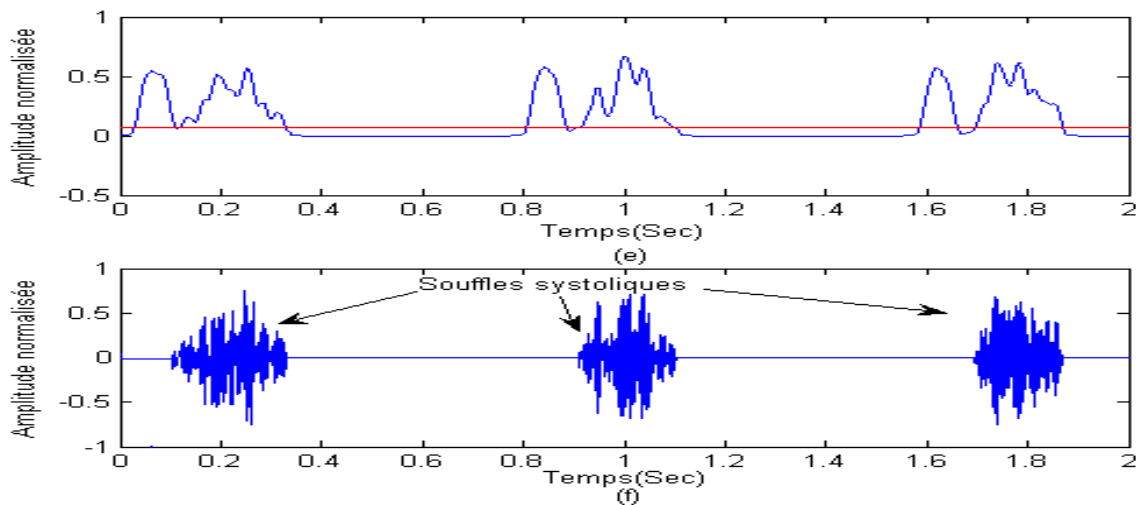
**Figure.3.19:**Séparation des bruits cardiaque B1 et les souffles systoliques du signal PCG (EM) :  
 (a):Signal PCG (EM), (b):Enveloppe de l'énergie avec un seuil à 80% de la valeur maximale,(c):Bruits cardiaques B1et B2 et les souffles systoliques ,(d):Bruits cardiaques B1 et les souffles systoliques.(parie I de l'algorithme)



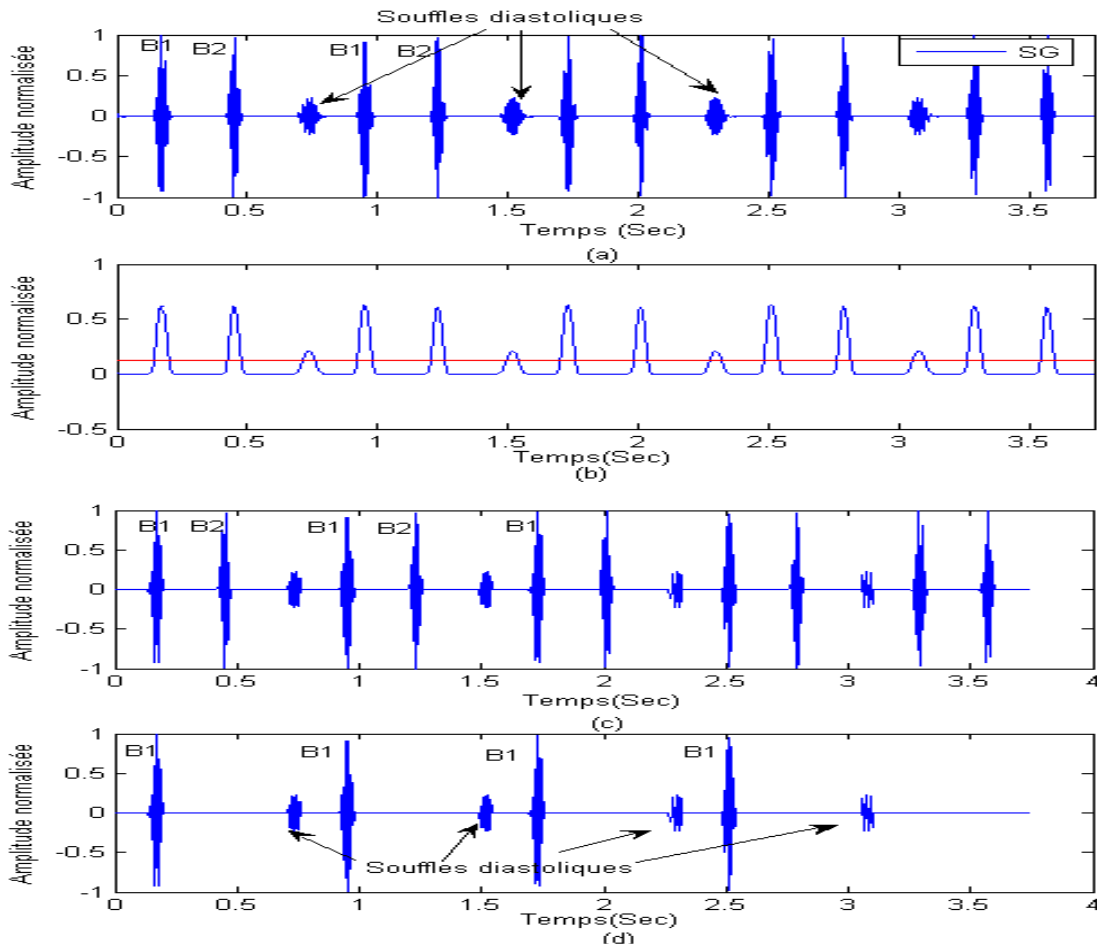
**Figure.3.20:**Séparation des souffles systoliques du signal PCG (EM) :  
 (e):Enveloppe de l'énergie avec un seuil à 80% de la valeur maximale,  
 (f):les souffles systoliques .(parie II de l'algorithme)



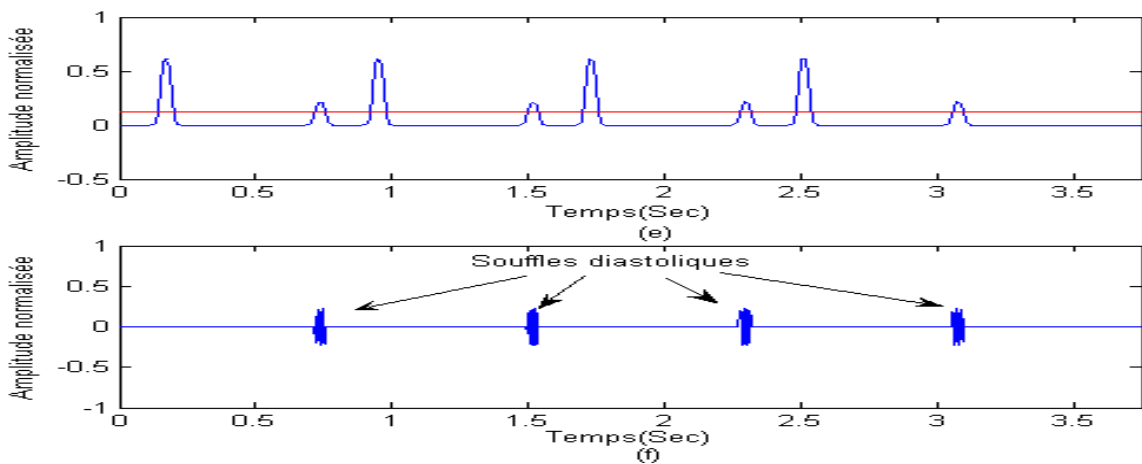
**Figure.3.21: Séparation des bruits cardiaque B1 et les souffles systoliques du signal PCG (AS) :**  
 (a): Signal PCG AS, (b): Enveloppe de l'énergie avec un seuil à 95% de la valeur maximale, (c): Bruits cardiaques B1 et B2 et les souffles systoliques, (d): Bruits cardiaques B1 et les souffles systoliques. (partie I de l'algorithme).



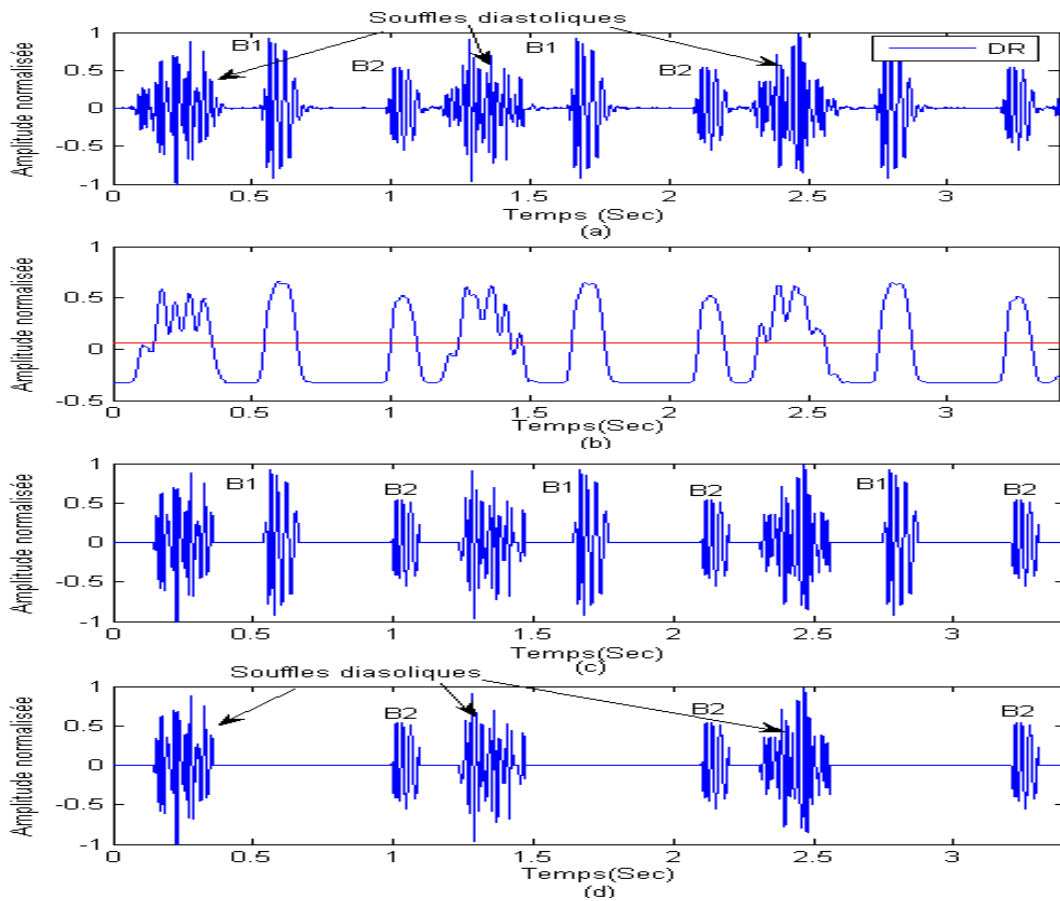
**Figure.3.22: Séparation des souffles systoliques du signal PCG (AS) :**  
 (e): Enveloppe de l'énergie avec un seuil à 90% de la valeur maximale, (f): les souffles systoliques. (partie II de l'algorithme)



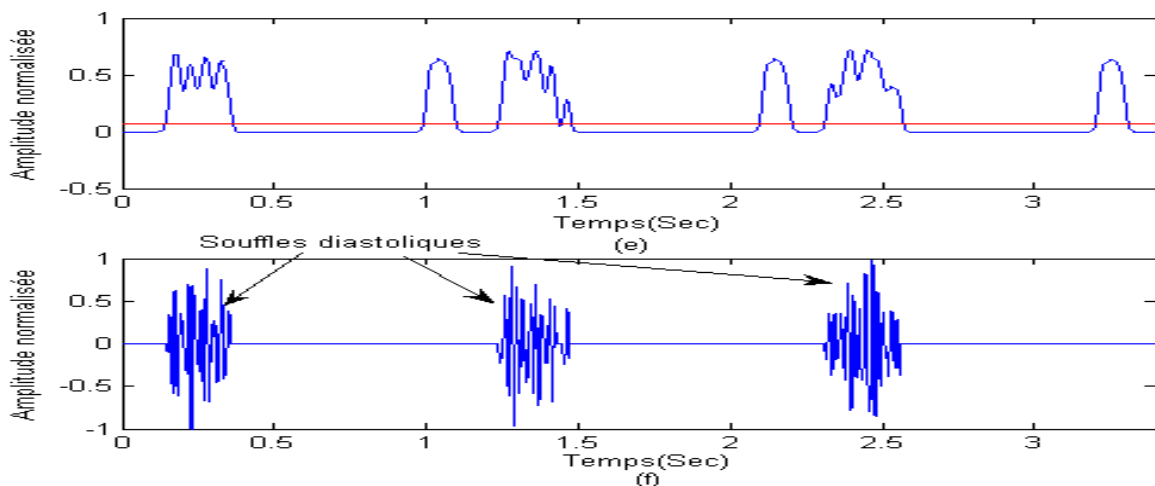
**Figure.3.23: Séparation des bruits cardiaque B1 et les souffles diastoliques du signal PCG (SG) :**  
**(a): Signal PCG SG, (b): Enveloppe de l'énergie avec un seuil à 90% de la valeur maximale, (c): Bruits cardiaques B1 et B2 et les souffles diastoliques, (d): Bruits cardiaques B1 et les souffles diastoliques. (partie I de l'algorithme)**



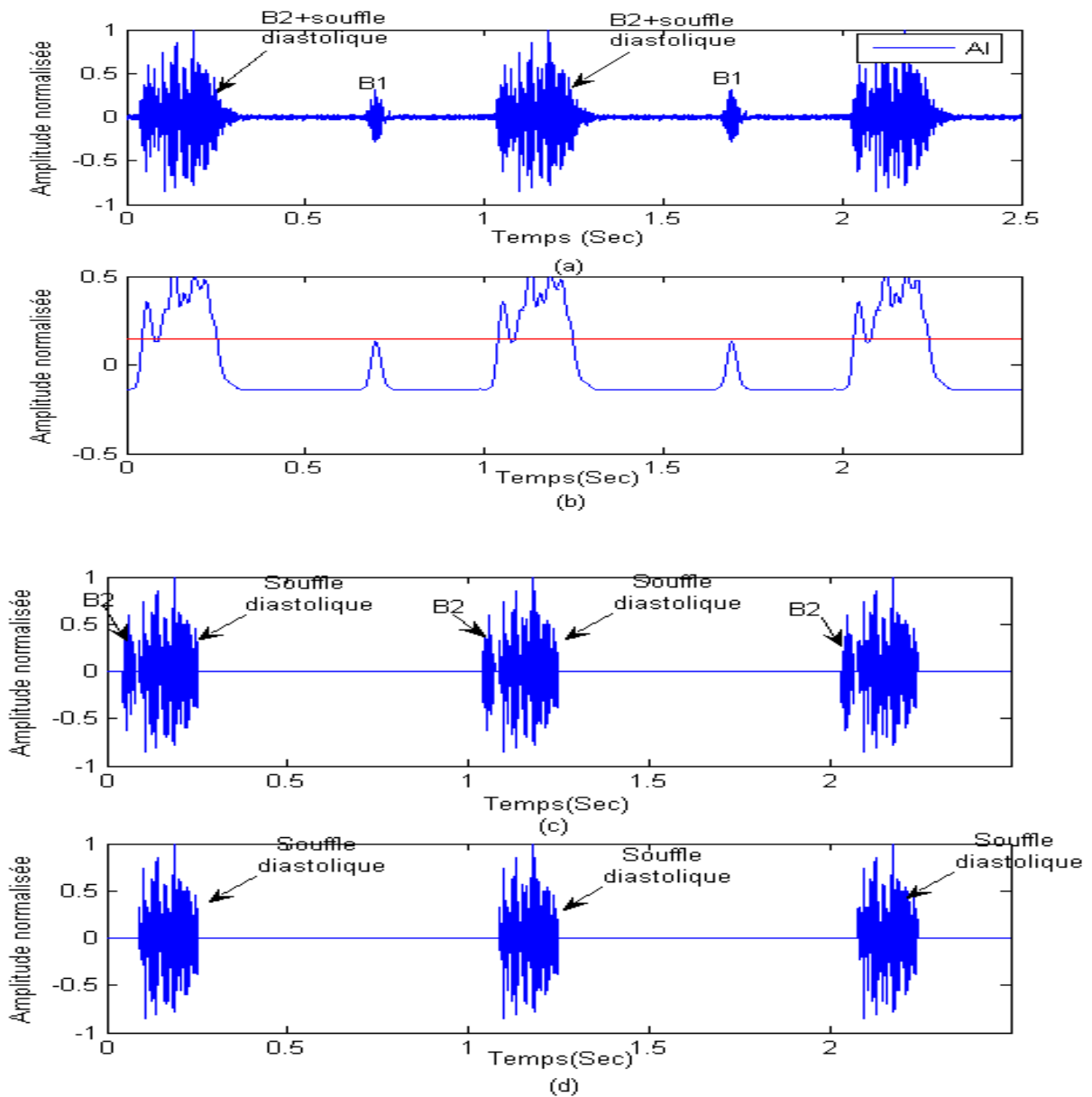
**Figure.3.24: Séparation des souffles diastoliques du signal PCG (SG) :**  
**(e): Enveloppe de l'énergie avec un seuil à 90% de la valeur maximale, (f): les souffles diastoliques. (partie II de l'algorithme)**



**Figure.3.25: Séparation des bruits cardiaque B2 et les souffles diastoliques du signal PCG (DR) :**  
 (a): Signal PCG DR, (b): Enveloppe de l'énergie avec un seuil à 90% de la valeur maximale, (c): Bruits cardiaques B1 et B2 et les souffles diastoliques, (d): Bruits cardiaques B2 et les souffles diastoliques. (partie I de l'algorithme)



**Figure.3.26: Séparation des souffles diastoliques du signal PCG (DR) :**  
 (e): Enveloppe de l'énergie avec un seuil à 90% de la valeur maximale,  
 (f): les souffles diastoliques. (partie II de l'algorithme)



**Figure.3.27:Séparation des bruits cardiaque B2 et les souffles diastoliques du signal PCG (AS) :**  
**(a):Signal PCG (AI), (b):Enveloppe de l'énergie avec un seuil à 75% de la valeur maximale,(c):Bruits cardiaques B2 et les souffles systoliques ,(d):les souffles diastoliques.(partie I de l'algorithme)**

La localisation des instants de debuts et de fins de chaque bruit , nous permet d'apprécier leurs durées ainsi que la durée du cycle cardiaque. Le tableau suivant regroupe les resultats de la segmentation effectuée sur les differents signaux **PCGs** :

Signal PCG	Durée du bruit (s)		Durée du cycle cardiaque (s) repère :B1	Durée du cycle cardiaque (s) repère :B2	fréquence cardiaque (bpm)	Seuil (%)
	B1	B2				
<b>Signaux du 1<sup>er</sup> groupe</b>						
<i>N</i>	0.09	0.07	0.7771	0.7785	77.20	80
<i>IM</i>	0.13	0.09	0.8064	0.8119	73.006	80
<b>Signaux du 2<sup>ème</sup> et du 3<sup>ème</sup> groupe</b>						
<i>OS</i>	0.2	0.13	1.148	1.11	57.69	90
<i>AG</i>	0.15	0.12	1.112	1.09	66.09	95
<b>Signaux du 3<sup>ème</sup> groupe</b>						
<i>LS</i>	0.17	0.14	1.112	1.111	74.47	80
<i>MR</i>	0.084	0.068	0.7671	0.7686	78.69	70
<i>EM</i>	0.15	0.12	1.1806	1.1912	49.23	80
<i>AS</i>	0.11	0.09	0.762	0.767	84.19	90
<i>SG</i>	0.15	0.14	0.8056	0.7769	76.94	90
<i>DR</i>	0.15	0.12	1.1081	1.1132	56,22	90
<i>AI</i>	0.07	0.06	1.005	0.9941	63.04	75

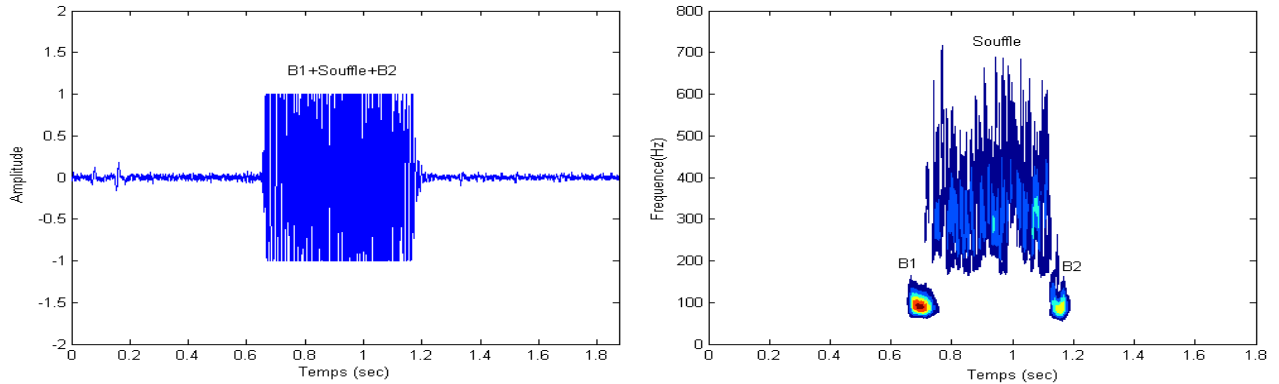
**Tab.III.1 : Durée des bruits et du cycle cardiaques pour les différents signaux PCGs.**

Sur la base des résultats représentés par le **Tab.III.1**, nous pouvons constater que les signaux **PCGs** pathologiques peuvent montrer des modifications dans les caractéristiques spectro-temporelles des bruits cardiaques **B1** et **B2**. Cet effet là aura un impact certain sur la valeur de la fréquence cardiaque montrée par colonne «fréquence cardiaque (**bmp**) » du tableau.

Les résultats obtenus sont satisfaisants de point de vue la segmentation de différents évènements constituant le signal **PCG**, cela explique la puissance des approches utilisées dans la détection des bruits cardiaques **B1** et **B2** et l'extraction des souffles. Cependant ce dernier trouve ses limites dans les cas très complexes, où les bruits sont complètement immergés dans le souffle, ainsi la localisation des instants de début et de fin des souffles ne donne pas des résultats satisfaisants même si on change le seuil de l'enveloppe d'énergie [**Figure.3.27**].

Pour faire répondre a cette problématique, nous allons utiliser la transformée en ondelettes continues(T.O.C) pour une extraction graphique du souffle [Figure.3.28].

Cette dernière a prouvée qu'elle est la meilleure approche qui peut parfaitement faire figurer les composantes temporelles et fréquentielles d'un signal.



**Figure.3.28:Représentation temps-fréquence par l'application de T.O.C**

#### **IV. Conclusion**

Nous avons présenté dans ce chapitre l'algorithme développé pour segmenter le signal Phonocardiogramme(PCG). Ce dernier nous a permis de bien localiser les bruits **B1** et **B2**, ainsi que de bien extraire les différents souffles systoliques et diastoliques. Les résultats obtenus paraissent très satisfaisants et pouvant aider ultérieurement dans l'analyse de l'évolution du degré de sévérité pathologique, cela revient à la puissance des outils utilisés dans cet algorithme, tels que, l'enveloppe d'énergie de Shannon qui permet de mieux représenter les oscillations de faibles amplitudes en évitant leur exténuation au profit de celles de valeurs plus élevées et le débruitage par seuillage.

### REFERENCES CHAPITRE III

- [1]: F. Boudrealt, M. Boyer, M.Claude, C. Désorey. Principe d'anatomie et de physiologie. De Boeck University. TORTORA, pp 271-277, 2002.
- [2]: W. Cannon. Auscultation of the rhythmic sounds produced by the stomach and intestines. Am. J. Physiol. 14, pp 339-353, 1905.
- [3]:D. Du Plessis. Clinical observation on intestinal motility. S. Afr. Med. J., 28, pp 27-33, 1954.
- [4]: J. Farrar et F. Ingelfinger. Gastrointestinal motility as revealed by study of abdominal sounds (with discussion). Gastroenterology, 29(5), pp 789-802, 1955.
- [5] :M. Gaussen. L'auscultation de l'abdomen. Journal de médecine de Bordeaux, 1, pp. 25-31, 1952.
- [6]: G. Milton. Normal bowel sounds. Med. J. Aust., 2, pp 490-493, 1958.
- [7]:T. Tomomasa, A. Morikawa, R. Sandler, H. Mansy, H. Koneko, T. Masahiko, P. Hyman et Z. Itoh. Gastrointestinal sounds and migrating motor complex in fasted humans. Am. J. Roentgenol., 94( 2), pp 374-381, 1999.
- [8]: R. Ranta, V.Louis-Dorr, C. Heinrich, D. Wolf, et F. Guillemin.Wavelet denoising and segmentation for non-stationary signals: a reinterpretation of an iterative algorithm and application to phonoenterography.
- [9] : R. Benali, K Bouziani. Analyse temporelle et spectral du signal phono cardiogramme. Mémoire de magister en électronique biomédicale, Univ, de Tlemcen, Algérie, 2005.
- [10]:M .Pourazad, Z .Moussavi, F.Farahmand, R.Ward.Heart sounds separation from lung sounds using independent component analysis, Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc 3:pp 2736–2739, 2005.



- [11]:J.Richard, et al. A three channel microcomputer system for segmentation and characterization of the phonocardiogram, IEEE Trans. Biomedical Engineering, 34, pp 485-489,1987.
- [12]: MB.Malarvila et al. Heart sound segmentation algorithm based on instantaneous energy of electrocardiogram. IEEE 30<sup>th</sup> annual conference computers in cardiology, pp 327-330, 2003.
- [13]:P.Carvalho et al. Low complexity algorithm for heart sound segmentation using the variance fractal dimension". IEEE International Workshop. Intelligent signal processing pp 149-199, sep.2005
- [14]:V.Nigam, R.Priemer. Simplicity based gating of heart sound", IEEE 48<sup>th</sup> Midwest symposium on circuit and systems, 2, 1298-1301, 2005.
- [15]: C.N.Gupta, R.Palaniappan, S.Swaminathan. Classification of homomorphic segmented phonocardiogram signal using grows and Leann network, proceeding of the 27<sup>th</sup> annual coference.engineering in medical and biology society, pp 4251-4254, 2005.
- [16]: C.N.Gupta, R.Palaniappan, S.Swaminathan, S.M, Krishnan. Segmentation and classification of heart sounds",IEEE annual Canadian conference on electronic and computer engineering, pp 1674-1677, 2005
- [17]:H.Liang, S.Lukkarinen, I.Hartimo. Heart sound segmentation algorithm based on heart sound envelolgram", IEEE computer in cardiology, 24, pp 105-108, 1997.
- [18]: D.Kumar and al. Wavelet transform and simplicity based heart murmur segmentation", IEEE computer in cardiology, 33, pp 173-176, 2006.
- [19]:J.Vepa, P, Tolay, A, Jain. Segmentation of heart sound using simplicity features and timing information",IEEE International on acoustics, Speecha signal processing, pp 469-472, 2008.

- [20] :L.Hamza.Cherif. Analyse des signaux phono cardiogrammes par application de la transformée en ondelettes discrète et paquets d'ondelettes, Thèse de magister de l'université de Tlemcen, 2007.
- [21]: C. N. Gupta.Hear sound segmentation algorithm based on heart sound envlogram.1997
- [22]: H .Liang. Automatic Segmentation of Heart Sound Signals Using Hidden Markov Models , 2005.
- [23]:A.D.Rick.Effective Phonocardiogram Segmentation Using Nonlinear Dynamic Analysis and High-Frequency Decomposition, GC&PDS, Universidad National de Colombia Sede Manizales, Colombia,2008
- [24]:A.F.Quiceno. Wavelet Transform and Simplicity Based Heart Murmur Segmentation, Center for Informatics and Systems, University of Coimbra, Portugal, 2006.
- [25]:H. Nazeran .Wavelet-based Segmentation and Feature: Extraction of Heart Sounds for Intelligent PDA-based Phonocardiography, Electrical and Computer Engineering, The University of Texas at El Paso, El Paso, Texas, USA,2007.
- [26]:P.Kumar, M.Carvalho, M.Antunes, P .Gil, J .Henriques, L. Eugenio. A new algorithm for detection of S1 and S2 heart sounds. In: IEEE international conference on acoustic, speech, and signal processing ICASSP, pp 1180–1183, 2006.
- [27]:M. L. Mekhalfi. Analyse Des Signaux PCG Par L'usage De la C.W.T et De la D.W.T, thèse de magister, Université de Batna, pp 39-60, 2012.
- [28]:T .Omari. Etude de degré de sévérité pathologique des sténoses aortiques, thèse de magister, Université de Tlemcen, pp 51, 2009.
- [29]:R. L. Allen and D. W. Mills. Signal analysis: time, frequency, scale and structure. New York, Piscataway, N.J.: Wiley; IEEE Press, 2004.
- [30]: R. N. Bracewell, The Fourier transform and its applications, 3.ed. Boston: McGraw Hill, 2000.

- [31]:C.Ahlström. Processing of the Phonocardiographic Signal -Methods for the Intelligent Stethoscope, Thesis No. 1253, Linkoping's universities, SE-58185 Linköping, Sweden, pp 34, 2006.
- [32]:H. Liang, S. Lukkarinen, and I. Hartimo. Heart sound segmentation algorithm based on heart sound envelopogram," in Computers in Cardiology, Lund, Sweden, pp 105-108, 1997.
- [33]: Akay M, "Time Frequency and Wavelets in Biomedical Signal Processing", IEEE Press, New York, 1998.
- [34]: F. Meziani, S. M. Debbal, and A. Atbi, Analysis of phonocardiogram signals using wavelet transform, Journal of Medical Engineering & Technology, 36,(5-6): pp 283–302, 2012.
- [35]: D.L. Donoho, I.M Johnstone. Adapting to unknown smoothness via wavelet shrinkage. Journal of the American Statistical Association, 90(432), pp 1200–1224, 1995.

# *Chapitre. IV*

# *Analyse du degré de sévérité pathologique des signaux phono cardiogrammes par application de la transformée en ondelette continue(T.O.C)*

## **I. Introduction**

La transformée en ondelettes (**T.O**) reste ainsi toute indiquée pour l'analyse des bruits cardiaques (normaux et pathologiques) que d'autres techniques telles que la **T.F**, la **T.F.C.T** ou la distribution de Wigner [1] [2]. Elle a montré son efficacité dans l'analyse temps-fréquence due à sa fenêtre d'analyse de dimensions souples et adaptatives ce qui lui permet d'avoir une bonne résolution temporelle pour les composantes hautes fréquences et une bonne résolution fréquentielle pour les composantes basses fréquences [2-4].

Les transformées des ondelettes se présentent sous trois versions : la transformée en ondelettes continue (**T.O.C**), la transformée en ondelettes discrète (**T.O.D**) et la transformée en paquets d'ondelettes (**T. P.O**).

La transformée en ondelettes continue (**T.O.C**) est l'approche alternative à la **T.F.C.T** [5].

La morphologie non stationnaire des signaux phono cardiogrammes (**PCGs**), nous amène à utiliser la **T.O.C** comme un moyen efficace pour analyser les différents événements constituant ces signaux.

Avant tout traitement, le choix de l'ondelette mère utilisée et le facteur d'échelle présente une opération primordiale, pouvant affecter les résultats escomptés. [6].

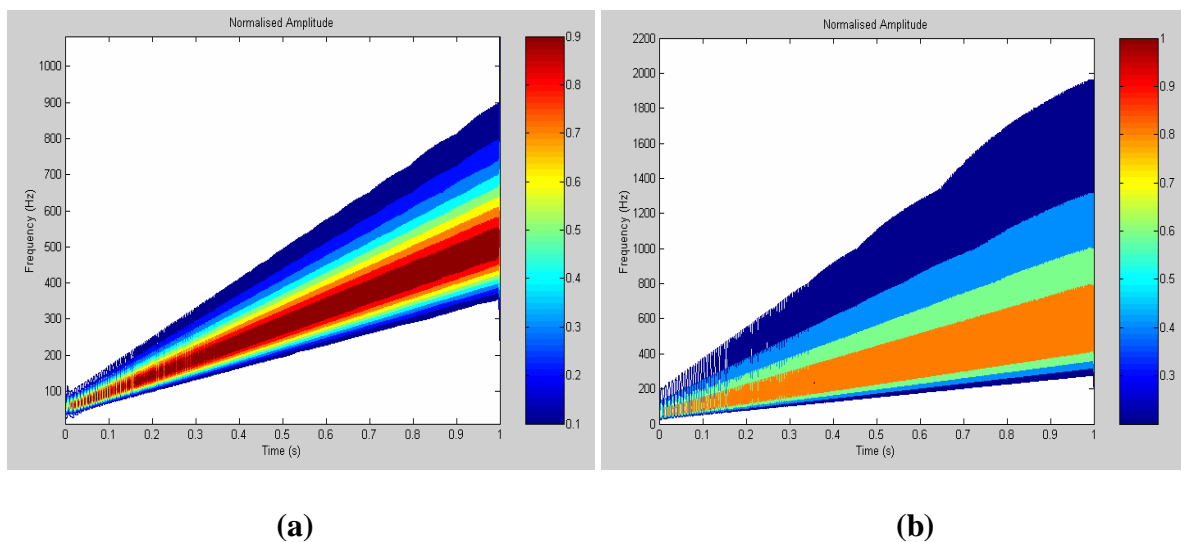
En effet, la majorité de chercheurs qui ont utilisé les ondelettes pour analyser les signaux non-stationnaires, ont montré que l'ondelette de Morlet est parmi les plus adéquates.

On peut nommer : R. Kronland-Martinet (1987) [7], B.Torresani (1995) [8], W.Staszewski (1996) [9], C.Tallon-Baudry (1996) [10], R. Carmona (1998) [11], B.Caplan (2001) [12], Z. Yufeng (2002) [13], E. Düzel(2003) [14]...

Plusieurs travaux de recherche sur les signaux phono cardiogrammes ont fait appel aux d'ondelettes continues. [17-38]

Les travaux de : B. Tovar-Corona, and J.N. Torry [15], sur la représentation spectro-temporelle d'un souffle systolique par application d'ondelettes, Z.M. Zin, S.H. Salleh, S. Daliman, and M.D. Sulaiman[16], sur l'analyse des bruis cardiaques par application de la T.O.C, H.M. Mgdob, J.N. Torry, R. Vincent, and B. Al-naami[17] ,Wu Y, Xu J, Zhao Y, Wang J, Wang B, Cheng J[18], sur l'application d'ondelette de Morlet dans l'analyse du deuxième bruit cardiaque et la comparaison effectuée par T. C. Keong [19] entre l'ondelette chapeau mexicain et Morlet [Figure.4.1], ont montré que l'ondelette de Morlet est la plus convenable, puisqu'elle permet une meilleure résolution fréquentielle que d'autres ondelettes, vu la similarité de sa forme avec celle des signaux PCGs .[20] [21]

La figure suivante montre une représentation spectro-temporelle par application de la T.O.C d'un signal chirp (50 à 500Hz en 1 seconde) par application de l'ondelette de Morlet (a) et du chapeau mexicain (b) [22].



**Figure. 4.1:Représentation spectro-temporelle d'un signal chirp (50 à 500 Hz en 1 seconde) par application d'ondelette de Morlet (a) et chapeau mexicain (b)**

L'application de la transformée en ondelettes continues (**T.O.C**) sert à représenter, localiser et puis détecter les différents événements constituant le signal **PCG** afin de résoudre le problème de segmentation, ainsi que les paramètres relatives à leur variations. [23-28]

La représentation temps-échelle des bruits cardiaques (**B1** et **B2**) des signaux phonocardiogrammes (**PCGs**) a été abordée par différents chercheurs [29-32]. L'essentiel de ces travaux utilisaient la transformée en ondelettes continue (**T.O.C**) pour obtenir une représentation graphique à trois dimensions (temps-échelle-amplitude) des bruits cardiaques principaux (**B1** et **B2**) et pathologiques pour montrer la puissance de l'utilisation de la technique dans le discernement de la différence de ces signaux. Les résultats de ces travaux portaient essentiellement sur la comparaison du contenu fréquentiel du bruit **B2** par comparaison au bruit **B1** en démontrant la teneur plus fréquentielle de ce dernier bruit (**B2**) par rapport au premier (**B1**); résultat qui était assez délicat de trouver avec les autres méthodes temps-fréquence (**T.F.C.T** ou **W.V.D**). La comparaison de différentes méthodes d'analyse (**F.F.T**, **T.F.C.T**, **W.V.D**, **T.O**) a été aussi pris en considération dans l'étude des bruits cardiaques [29] [31] avec une préférence pour la transformée d'ondelettes qui permettait une étude plus aisée des caractéristiques temps-fréquence (ou temps-échelle) grâce à son efficacité dans la séparation des sous-composantes des bruits cardiaques.

L'intervalle temporelle séparant les deux composantes internes du bruit **B2** (aortique **A2** pulmonaire **P2**) connu dans le domaine médical par le terme « **Split** » a été aussi considéré par un certain nombre de chercheur [29] [33] et dont l'étude est qualifiée comme étant la « clé » [34] du diagnostic médical par un bon nombre de clinicien.

Si l'étude de la variation de ce split a été effectuée sur un modèle mathématique du second bruit cardiaque par T.S Leung [34], M.S Obaidat [29] par contre a donné un exemple de calcul de ce split sur un cas pathologique de second bruit non identifié. Ainsi l'analyse par

la transformée en ondelette continue (**T.O.C**) de ce split s'est avéré très aisé [29]. Pour un cas normal la valeur de ce délai ne doit pas excéder **30ms** [35].

Les travaux de S.M.Debbal et F.Bereksi-Reguig [28] [36-37], sur la représentation spectro-temporelle des signaux **PCGs**, montrent qu'il est possible de déterminer l'étendue temporelle et fréquentielle de chaque événement (bruits ou souffles), puis de déduire les rapports temporel et fréquentiel (**R<sub>t</sub>** et **R<sub>f</sub>**) qui indiquent la sévérité dans le cas où ils présentent des valeurs négatifs, ainsi le split du **B2** entre l'onde **A2** et **P2**, qui est supérieur à **30 ms** pour les cas pathologiques. [37]

Le travail [38] de O.Tahar et S.M.Debbal sur la sévérité pathologique des sténoses aortiques (**AS**) a aussi montré qu'à partir d'une représentation temps-fréquence du souffle systolique, on peut déterminer : l'intensité, la fréquence maximale (**F<sub>max</sub>**), la chronologie du souffle (**Cs**) l'étendue fréquentielle (**Δf**), le rapport d'angle (**Rg**) et l'erreur de reconstruction (**ε<sub>ermoy</sub>**). La variation de ces trois derniers paramètres a montrée une bonne corrélation avec l'évolution de la sévérité.

Jusqu'à présent, la majorité des travaux qui ont été réalisés, concernent l'analyse des signaux phono cardiogrammes (**PCGs**), mais pas l'évolution de leur sévérité pathologique. Pour cela dans cette partie nous allons procéder à l'application de la transformée d'ondelettes continue (**T.O.C**) pour analyser le degré de sévérité pathologique des signaux phono cardiogrammes (**PCGs**).

Cette analyse, comme on le verra, va fournir un large éventail d'informations, concernant le signal **PCG** étudié (**bruits** et **souffles**) ainsi que la mesure de différents paramètres qui peuvent être des indicateurs efficaces du degré de sévérité pathologique.

La base de données utilisée est constituée de **29** différents cas de signaux **PCGs** sous forme de fichiers audio (**.wav**), *prélevés* via trois différentes bases de données [39-41], présentant un degré de sévérité pathologique différent donné par **Tab. IV.1** ci-dessous.



**N.B** : La représentation temporelle de différents cas est représentée dans **l'annexe I**.

<i>Sujet</i>	<i>Sévérité</i>
<i>Signaux ayant une morphologie similaire à celle du signal PCG normal</i>	
<i>N</i>	
<i>IM</i>	
<i>CA</i>	
<i>Signaux à clicks</i>	
<i>Atrial de Gallop(AG)</i>	
<i>S1</i>	<i>Légère</i>
<i>S2</i>	<i>Légère</i>
<i>S3</i>	<i>Modérée</i>
<i>Open Snap(OS)</i>	
<i>S1</i>	<i>Légère</i>
<i>S2</i>	<i>Modérée</i>
<i>Sommation de Gallop (SG)</i>	
<i>S1</i>	<i>Légère</i>
<i>S2</i>	<i>Légère</i>
<i>S3</i>	<i>Légère</i>
<i>Signaux à souffles</i>	
<i>Sténoses aortiques(AS)</i>	
<i>S1</i>	<i>Légère</i>
<i>S2</i>	<i>Légère</i>
<i>S3</i>	<i>Modérée</i>
<i>S4</i>	<i>Sévère</i>
<i>S5</i>	<i>Sévère</i>
<i>S6</i>	<i>Sévère</i>
<i>Sténoses mitrales (MS)</i>	
<i>S1</i>	<i>légère</i>
<i>S2</i>	<i>légère</i>
<i>S3</i>	<i>légère</i>
<i>S4</i>	<i>Modérée</i>
<i>S5</i>	<i>Modérée</i>
<i>S6</i>	<i>Modérée</i>
<i>Insuffisances aortiques (AI)</i>	
<i>S1</i>	<i>Modérée</i>
<i>S2</i>	<i>Modérée</i>
<i>S3</i>	<i>Modérée</i>
<i>S4</i>	<i>Sévère</i>
<i>S5</i>	<i>Sévère</i>
<i>S6</i>	<i>Sévère</i>

**Tab. IV.1 : Base de données des signaux PCGs.**

Avant de procéder à tout traitement il paraît très indispensable de commencer par un classement des signaux **PCGs** selon leur sévérité pathologique par utilisation du rapport énergétique (**RE**). [38] [42-44]

#### a. Le rapport énergétique

Ce rapport (**Eq.4.1**) est un indicateur important de la sévérité est de l'augmentation énergétique du souffle au profit des bruits **B1** et **B2**. Il est calculé par le rapport entre l'énergie du souffle (**E2**) et l'énergie totale des bruits (**E1 + E2**).

$$\mathbf{RE} = \frac{\mathbf{E2}}{\mathbf{E1 + E2}} \text{ avec } \left. \begin{array}{l} \mathbf{E1} : \text{énergie des bruits } (\mathbf{B1}, \mathbf{B2}). \\ \mathbf{E2} : \text{énergie du souffle.} \end{array} \right\} \quad (\mathbf{4.1})$$

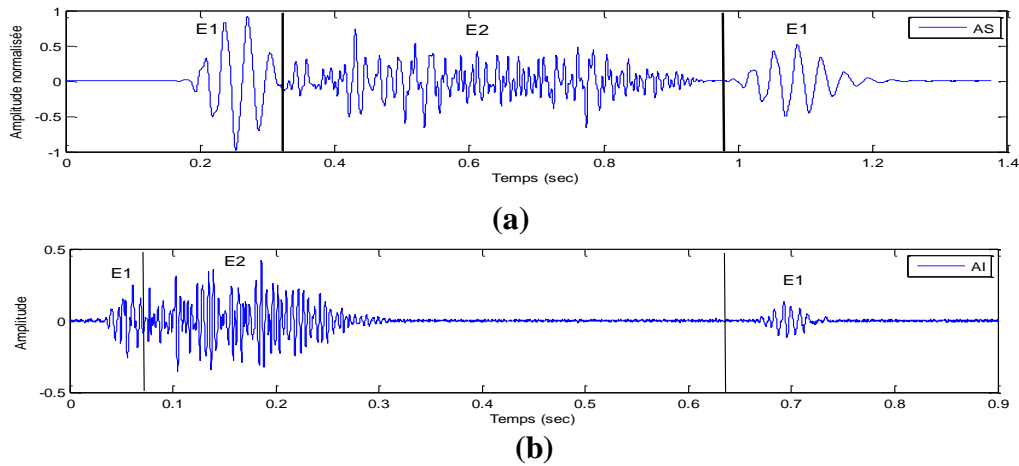
Le rapport d'énergie **RE** (en pourcent), mettra en valeur la dominance totale du souffle sur les bruits **B1** et **B2**.

Dans notre analyse nous allons classer les signaux **PCGs** selon trois degré de sévérité :

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

La limitation de cette approche réside dans les cas très serrés. Dans ces derniers l'écoulement transvalvulaire est considérablement diminué ce qui produit généralement un souffle de faible intensité. [38]

La figure suivante [**Figure. 4.2**] est un exemple d'une représentation temporelle d'un cycle d'une sténose aortique modérée et d'une insuffisance aortique sévère avec le **RE** qui convient. [Voir **Tab. IV.2**]



**Figure. 4.2: Représentation temporelle avec différentes valeurs du RE [Tab. IV.2] d'un :**

**(a) cycle d'une sténose aortique modérée avec un RE=37.69%.**

**(b) cycle d'une insuffisance aortique modérée avec un RE= 68.07 %.**

Les variations énergétiques de différents évènements constituant le signal **PCG** ( $E_{\text{Souf}}$ ,  $E_{\text{B1}}$  et  $E_{\text{B2}}$ ) ainsi que leur rapport énergétique (**RE**) sont donnés par le tableau [Tab. IV.2].

Sur la base de ces résultats, plusieurs remarques peuvent être constatées :

- En premier lieu, l'aspect énergétique montre que le degré de sévérité pathologique des signaux **PCGs** ne dépend pas seulement de l'énergie du souffle ( $E_{\text{Souf}}$ ) mais aussi de l'énergie des bruits cardiaques **B1** et **B2**. En effet, l'énergie d'un souffle sévère est strictement supérieure à celle des bruits **B1** et **B2**, par contre dans le cas à souffle léger cette dernière est strictement inférieure à celle des bruits **B1** et **B2**.

L'énergie d'un souffle modéré soit elle est inférieure à celle des bruits **B1** et **B2** ou bien à l'un de ces deux.

- En deuxième lieu, les résultats de la variation du rapport énergétique en fonction d'énergie du souffle :  $RE=f(E_{\text{souf}})$  illustrée par la **Figure. 4.3**, montre que plus le signal présent un souffle plus énergétique, plus le rapport est important et par conséquent la sévérité pathologique est plus accentuée. Toutefois, malgré le cinquième cas de la sténose mitrale «**MS5**» (**186.76 joule ; 58.74%**), présente une énergie moins importante par rapport à

celle du troisième cas « **MS3** » (**199.51 joule ; 17.15%**), leur rapport énergétique est important.

Cette remarque confirme ce qui a été constaté auparavant et que la sévérité pathologique ne dépend pas seulement de l'énergie du souffle mais aussi de l'énergie des bruits cardiaques (**B1et B2**).

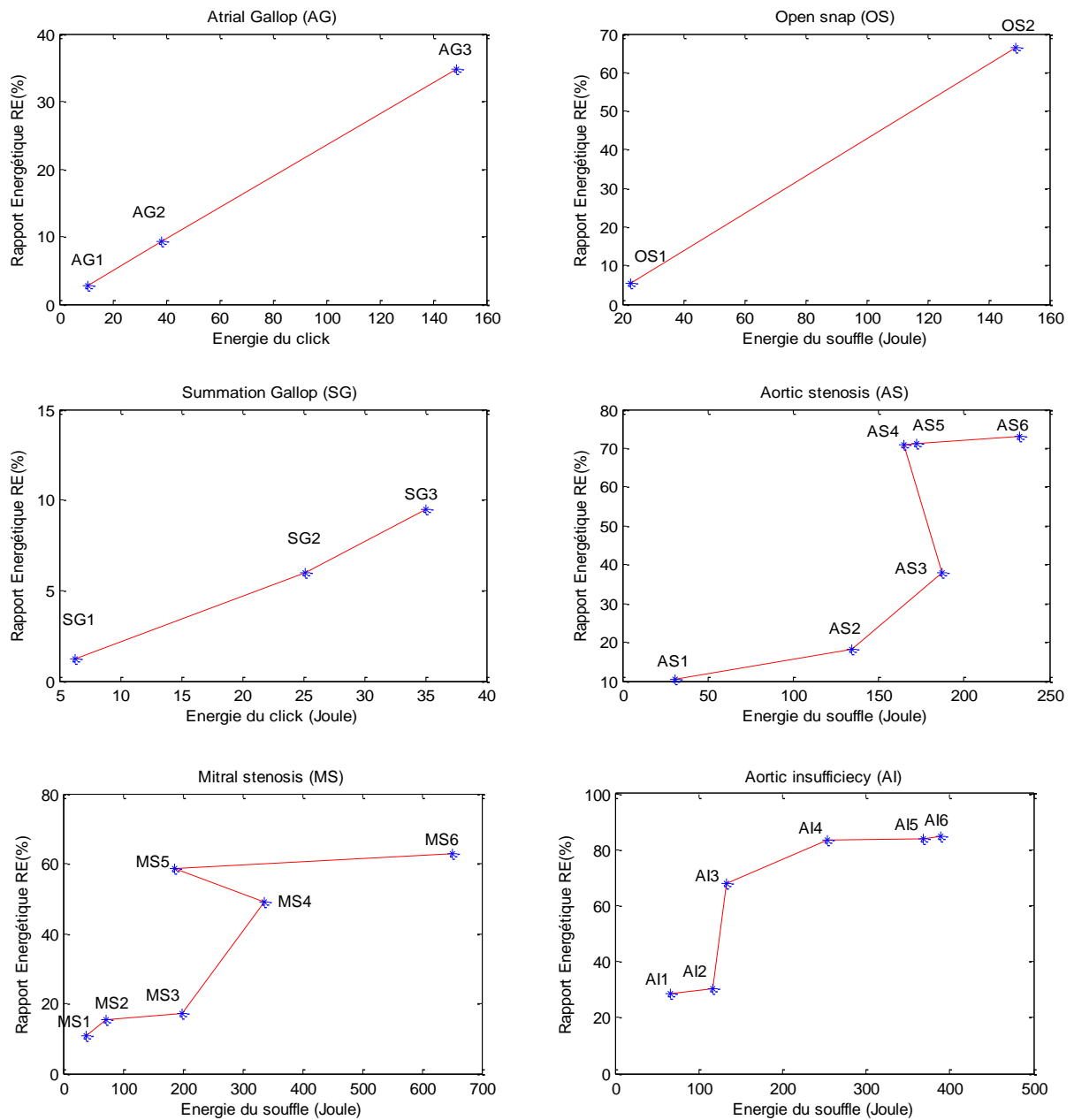
<b>Sujet</b>	<b><math>E_{B1}</math></b>	<b><math>E_{B2}</math></b>	<b><math>E_{Souf}</math></b>	<b>RE (%)</b>	<b>Sévérité</b>
<b>Signaux ayant une morphologie similaire à celle du signal PCG normal</b>					
<b>N</b>	43.07	30.79			
<b>IM</b>	50.26	37.32			
<b>CA</b>	30.58	39.70			
<b>Signaux à clicks</b>					
<b>Atrial de Gallop (AG)</b>					
<b>S1</b>	288.89	86.32	10.91	2.83	<b>Légère</b>
<b>S2</b>	286.75	85.48	38.26	9.32	<b>Légère</b>
<b>S3</b>	203.84	75.48	149.01	34.79	<b>Modérée</b>
<b>Open Snap (OS)</b>					
<b>S1</b>	276.19	116.25	22.62	5.45	<b>Légère</b>
<b>S2</b>	203.58	75.3903	148.8	66.37	<b>Modérée</b>
<b>Sommation de Gallop (SG)</b>					
<b>S1</b>	253.97	246.04	6.28	1.24	<b>Légère</b>
<b>S2</b>	225.42	170.26	25.13	5.97	<b>Légère</b>
<b>S3</b>	156.45	179.17	35.03	10.02	<b>Légère</b>
<b>Signaux à souffles</b>					
<b>Les sténoses aortiques (AS)</b>					
<b>S1</b>	207.65	59.52	31.15	10.44	<b>Légère</b>
<b>S2</b>	299.95	300.57	134.58	18.31	<b>Légère</b>
<b>S3</b>	227.10	80.22	185.88	37.69	<b>Modérée</b>
<b>S4</b>	56.78	10.83	164.67	70.89	<b>Sévère</b>
<b>S5</b>	10.32	59.24	172.38	71.25	<b>Sévère</b>
<b>S6</b>	17.17	68.68	232.24	73.01	<b>Sévère</b>
<b>Les sténoses mitrales (MS)</b>					
<b>S1</b>	217.94	185.30	72.79	15.29	<b>légère</b>
<b>S2</b>	499.87	464.16	199.51	17.15	<b>légère</b>
<b>S3</b>	23.46	41.96	39.49	10.76	<b>légère</b>
<b>S4</b>	254.64	94.85	336.75	49.07	<b>Modérée</b>
<b>S5</b>	249.00	135.86	652.05	62.88	<b>Modérée</b>
<b>S6</b>	78.96	52.21	186.76	58.74	<b>Modérée</b>
<b>Les insuffisances aortiques (AI)</b>					
<b>S1</b>	117.93	48.25	66.68	28.64	<b>Modérée</b>
<b>S2</b>	19.91	42.71	133.49	68.07	<b>Modérée</b>
<b>S3</b>	152.25	114.25	116.15	30.35	<b>Modérée</b>
<b>S4</b>	6.3905	64.19	388.92	84.64	<b>Sévère</b>
<b>S5</b>	22.76	27.25	253.21	83.51	<b>Sévère</b>
<b>S6</b>	20.25	49.93	368.28	83.99	<b>Sévère</b>

**Tab. IV.2 : Valeurs des rapports énergétiques (RE).**

Selon les résultats présentés par le tableau ci-dessus [Tab. IV.2], on procède à une nouvelle classification de nos signaux PCGs analysés [Tab. IV.3]

<i>Sujet</i>	<i>RE (%)</i>	<i>Sévérité</i>
<i>Signaux ayant une morphologie similaire à celle du signal PCG normal</i>		
<i>N</i>		
<i>IM</i>		
<i>CA</i>		
<i>Signaux à clicks</i>		
<i>Atrial de Gallop(AG)</i>		
<i>AG1</i>	2.83	<i>Légère</i>
<i>AG2</i>	9.32	<i>Légère</i>
<i>AG3</i>	34.79	<i>Modérée</i>
<i>Open Snap(OS)</i>		
<i>OS1</i>	5.45	<i>Légère</i>
<i>OS2</i>	66.37	<i>Modérée</i>
<i>Sommation de Gallop (SG)</i>		
<i>SG1</i>	1.24	<i>Légère</i>
<i>SG2</i>	5.97	<i>Légère</i>
<i>SG3</i>	10.02	<i>Légère</i>
<i>Signaux à souffles</i>		
<i>Les sténoses aortiques(AS)</i>		
<i>AS1</i>	10.44	<i>Légère</i>
<i>AS2</i>	18.31	<i>Légère</i>
<i>AS3</i>	37.69	<i>Modérée</i>
<i>AS4</i>	70.89	<i>Sévère</i>
<i>AS5</i>	71.25	<i>Sévère</i>
<i>AS6</i>	73.01	<i>Sévère</i>
<i>Les sténoses mitrales (MS)</i>		
<i>MS1</i>	10.76	<i>légère</i>
<i>MS2</i>	15.29	<i>légère</i>
<i>MS3</i>	17.15	<i>légère</i>
<i>MS4</i>	49.07	<i>Modérée</i>
<i>MS5</i>	58.74	<i>Modérée</i>
<i>MS6</i>	62.88	<i>Modérée</i>
<i>Les insuffisances aortiques (AI)</i>		
<i>AI1</i>	28.64	<i>Modérée</i>
<i>AI2</i>	30.35	<i>Modérée</i>
<i>AI3</i>	68.07	<i>Modérée</i>
<i>AI4</i>	83.51	<i>Sévère</i>
<i>AI5</i>	83.99	<i>Sévère</i>
<i>AI6</i>	84.64	<i>Sévère</i>

**Tab. IV.3 : La nouvelle classification.**



**Figure. 4.3 : Variation du rapport énergétique en fonction de l'énergie du souffle :  $RE=f(E_{souff})$ .**

## II. Mesure de différents paramètres à partir de la représentation temps-fréquence

La représentation temps-fréquence par application de la **T.O.C** a été obtenue sous un environnement **MATLAB**. Elle est basée sur le choix d'ondelette de référence qui est l'ondelette de type **Morlet** et du facteur d'échelle ( $\tau$ ).

Le choix d'ondelette de type **Morlet**, est dû à la similarité de cette dernière avec la forme des bruits cardiaques et **Morlet** complexe (**cmor**) pour avoir une représentation localisée en temps : fournit une analyse globale. [44]

À partir d'une représentation temps-fréquence par application de la transformée d'ondelettes continue (**T.O.C**), plusieurs paramètres peuvent être déterminés.

**a. Les rapports temporel et fréquentiel ( $R_t, R_f$ )**

La transformée d'ondelettes continue est définie comme un moyen efficace pour représenter et analyser les signaux phono cardiogrammes, elle fournira des renseignements simultanés sur l'étendue temporelle ( $\Delta T$ ) et fréquentielle ( $\Delta F$ ) des bruits cardiaques et des souffles étudiés. [36]

Généralement les étendues temporelles et fréquentielles des bruits **B1** et **B2** peuvent changer d'un signal à un autre mais dont la représentation graphique peut ne pas être très révélatrice. Pour cela le calcul des rapports temporel et fréquentiel ( $R_t, R_f$ ) peut beaucoup aider pour découvrir les différences probables entre le cas normal et les différents cas pathologiques.

On pose :

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

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

Avec :

$\Delta T$  : L'étendue temporelle du bruit **B1** ou **B2**.

$\Delta F$  : L'étendue fréquentielle du bruit **B1** ou **B2**.

**Remarque:**

Il est possible de déterminer  $R_t$  à partir de l'algorithme de séparation [**Chapitre. III**] lors de la détermination du début et fin des bruits.



### b. Le taux fréquentiel : $T_{\Delta F}(\%)$

L'étendue fréquentielle du souffle présente un indicateur important sur la sévérité des signaux **PCGs**. Pour cela, nous proposons une nouvelle grandeur, notée  $T_{\Delta F}$  (**Taux fréquentiel**), qui reflète la dominance fréquentielle totale du souffle sur les bruits cardiaques, donnée par le rapport suivant :

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

### c. Le triangle du souffle [38]

La méthode proposée est très simple, elle est basée sur l'analyse spectro-temporelle d'un triangle tracé par trois points : **début** du souffle, **fin** du souffle et le **pic** du souffle.

Ce dernier est détecté à travers une représentation temps-fréquence (**T.O.C**). La fréquence maximale tracée par les contours [Figure. 4.5. (b)] indique exactement le moment où la vitesse est maximale. Cette méthode est très efficace surtout dans les cas où la distinction du pic du souffle apparaît difficile dans le tracé **PCG**. [38]

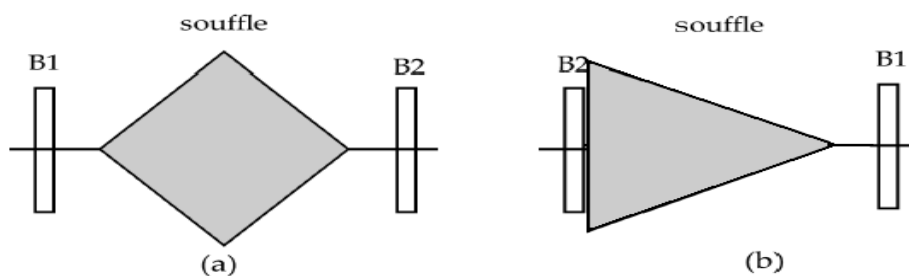


Figure. 4.4 : Modélisation :

(a) : d'un souffle systolique de rétrécissement modéré, (b) : d'un souffle diastolique de régurgitation.

Le triangle tracé couvre toute la systole ou bien la diastole, c.-à-d : de la fin de **B1** jusqu'au début de **B2** pour le cas d'un souffle **systolique** et de la fin de **B2** jusqu'au début de **B1** pour le cas d'un souffle **diastolique**.

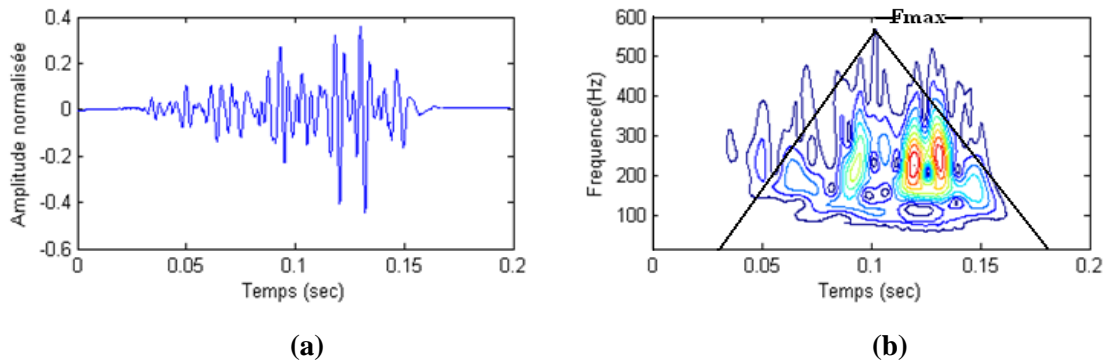


Figure. 4.5:

- (a) : Souffle d'une sténose aortique,
- (b) : la RTF relative de (a) avec le triangle du rétrécissement aortique.

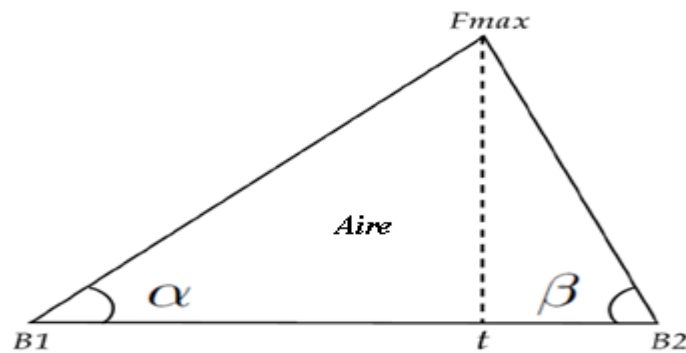


Figure. 4.6 : Exemple d'un triangle avec les différents paramètres.

À partir de ce triangle d'autres paramètres peuvent être déterminés pour estimer l'augmentation de la sévérité tels que :

### 1. La fréquence maximale ( $F_{max}$ )

La fréquence maximale ( $F_{max}$ ), a une évolution proportionnelle avec la vitesse transvalvulaire maximale du sang, ce qui peut donner à ce paramètre une grande efficacité dans la détection de la sévérité. [38]

## 2. Le rapport d'angle ( $R_g$ )

Le ratio d'angle donné par l'équation 4.5, est calculé en utilisant deux variables : le timing de pic ( $B_1 t$  ou  $B_2 t$ ) et la fréquence maximale ( $F_{max}$ ).

Les deux angles :  $\alpha$  et  $\beta$  du triangle, sont déterminés respectivement par le cotangent de :  $[F_{max} t] / [B_1 t]$  et  $[F_{max} t] / [B_2 t]$  [Figure. 4.6], bien sûr à partir de la représentation temps-fréquence et un changement à l'échelle décimale.

$$R_g = \frac{\beta}{\alpha} \quad (4.5)$$

L'augmentation de ce paramètre indique de l'augmentation de la sévérité, dans le cas contraire ( $R_g < 1$ ) la sévérité diminue.

### d. L'aire du souffle ( $A_s$ )

Un nouveau paramètre nommé : aire du souffle, est calculé en utilisant la durée et la fréquence maximale ( $F_{max}$ ) d'un souffle, présente aussi un paramètre pertinent pour estimer leur sévérité. Il est donné par la formule suivante :

$$A_s = \frac{B_1 B_2 * F_{max}}{2} \quad (4.6)$$

Le tableau suivant [Tab. IV. 4] regroupe les résultats obtenus de différents paramètres présentés auparavant et qui seront utilisés dans l'estimation de la sévérité de différents signaux PCGs.

<i>Sujet</i>	$\Delta T_{B1}$ (sec)	$\Delta F_{B1}$ (Hz)	$\Delta T_{B2}$ (sec)	$\Delta F_{B2}$ (Hz)	$\Delta T_{Souf}$ (sec)	$\Delta F_{Souf}$ (Hz)	$F_{Smax}$ (Hz)	$R_i$	$R_f$	$T_{AF}$ (%)	$R_g$	$A_s$ (cm <sup>2</sup> )	$RE(\%)$
<b>Signaux ayant une morphologie similaire à celle du signal PCG normal</b>													
<b>N</b>	0.09	170.38	0.07	229.1				0.33	0.31				
<b>IM</b>	0.13	184.3	0.09	226.8				0.30	0.22				
<b>CA</b>	0.10	140.65	0.08	310.22				0.21	0.54				
<b>Signaux à clicks</b>													
<b>Atrial de Gallop (AG)</b>													
<b>AG1</b>	0.22	193.16	0.19	165.38	0.13	112.37	208.74	0.14	-0.17	23.86	0.44	7.67	2.83
<b>AG2</b>	0.23	190.91	0.21	152.88	0.17	108.25	178.62	0.08	-0.19	23.92	0.49	8.58	9.32
<b>AG3</b>	0.19	117.22	0.20	106.64	0.24	120.62	210.87	-0.05	-0.09	35.02	0.61	14.31	34.79
<b>Open Snap (OS)</b>													
<b>OS1</b>	0.22	95.75	0.15	82.37	0.07	214.88	453.87	0.31	-0.16	54.68	0.68	15.55	5.45
<b>OS2</b>	0.24	102.38	0.13	86.25	0.09	262.12	421.99	0.45	-0.18	58.15	0.82	18.59	66.37
<b>Sommation de Gallop (SG)</b>													
<b>SG1</b>	0.46	89.87	0.44	97.63	0.13	62.75	82.12	0.04	0.07	25.96	0.52	3.14	1.24
<b>SG2</b>	0.30	97.5	0.28	94.63	0.22	68.6	74.62	0.07	-0.03	26.31	0.59	4.83	5.97
<b>SG3</b>	0.28	68.11	0.24	55.27	0.44	49.90	64.52	0.14	-0.23	28.80	0.64	8.36	10.02
<b>Signaux à souffles</b>													
<b>Sténose aortique (AS)</b>													
<b>AS1</b>	0.25	186	0.23	235	0.65	102.6	315.3	0.05	0.21	18.17	0.62	16.34	10.44
<b>AS2</b>	0.11	221	0.09	241	0.17	302.3	640.87	0.17	0.08	41.76	0.69	18,51	18.31
<b>AS3</b>	0.17	113	0.15	137	0.65	360.2	834.4	0.10	0.17	46.06	0.84	26,87	37.69
<b>AS4</b>	0.06	200	0.07	180	0.24	213.5	420.9	-0.17	-0.12	48.66	1.11	41,38	70.89
<b>AS5</b>	0.04	192	0.06	220	0.26	529,6	1145.7	-0.28	0.12	56.24	1.22	45,82	71.25
<b>AS6</b>	0.06	70	0.08	84	0.27	628,9	1842.6	-0.33	0.16	80.32	1.51	85,49	73.01
<b>Sténose mitrale (MS)</b>													
<b>MS1</b>	0.10	135.26	0.08	159.88	0.18	192.85	289.32	0.2	0.14	39.51	0.81	8.85	10.76
<b>MS3</b>	0.17	55.34	0.15	65.81	0.91	79.30	156.5	0.06	0.15	39.56	0.86	24.46	15.29
<b>MS2</b>	0.6	62.33	0.72	72.59	1.80	89.61	147.87	0.16	0.11	39.91	0.91	45.72	17.15
<b>MS4</b>	0.12	123.1	0.1	104.6	0.57	230.80	480.82	0.16	-0.17	50.33	1.61	47.08	49.07
<b>MS5</b>	0.072	202.66	0.06	129.23	0.48	338.87	660.37	0.14	-0.56	50.52	1.70	59.40	58.74
<b>MS6</b>	0.13	222.56	0.1	148.18	0.78	380.80	680.8	0.23	-0.50	50.67	2.57	88.54	62.88
<b>Insuffisance aortique (AI)</b>													
<b>AI1</b>	0.07	112.3	0.06	130.1	0.40	430.87	730.8	0.14	0.13	63.99	0.15	50.22	28.64
<b>AI2</b>	0.04	169.2	0.042	180.3	0.27	565.8	1498.89	-0.02	0.06	66.64	0.29	64.37	30.35
<b>AI3</b>	0.037	139.3	0.043	197.8	0.25	652.2	1640.75	-0.01	0.29	65.93	0.32	69.47	68.07
<b>AI4</b>	0.41	98.3	0.38	125.11	0.42	676.2	1100.95	0.07	0.21	74.88	0.46	79.44	83.51
<b>AI5</b>	0.05	105.1	0.08	100.34	0.67	560.22	929.88	-0.60	0.11	73.22	0.62	107.03	83.99
<b>AI6</b>	0.024	72.67	0.04	113.6	0.42	860.3	1677.37	-0.66	0.36	82.02	0.69	121.03	84.64

Tab. IV. 4 : Valeurs de différents paramètres pour différents signaux PCGs.

Afin d'interpréter ces résultats, tous les paramètres calculés peuvent être représentés par des histogrammes selon la nature et la sévérité du signal.

### **III. Discussions des résultats obtenus [Tab. IV. 4]**

#### **1. Signaux ayant une morphologie similaire à celle du PCG normal**

La **Figure. 4.7**, représente l'application de la transformée en ondelettes continue (**T.O.C**) de trois cas considérés : un normal (**N**) et deux pathologiques ; **IM** et **CA**.

Le choix de l'onde analysante (onde mère) dépend fortement de l'allure du signal analysé. Dans notre cas l'onde **Morlet** a présentée, d'après l'expérience effectuée, être très appropriée à l'analyse des signaux phono cardiogrammes.

La transformée en ondelettes continue obtenue est une représentation temps-fréquence (**R.T.F**) de type non-paramétrique indiquant une distribution énergétique de différents bruits dans le plan temps-fréquence. [46]

La couleur prononcée à chaque point (**x, y**) représente l'importance de l'amplitude des coefficients. La fréquence d'échantillonnage utilisée est **8KHz** qui semble très convenable pour une reconstitution du signal acquis. [38][47]

La projection sur le plan temps-fréquence des différents cas sont données respectivement par la **Figure.4.7**, montre de façon explicite, que les bruits cardiaques : **B1** et **B2**, sont nettement visibles, le contenu fréquentielle du bruit **B2** est plus important que celui du bruit **B1**.

L'étendue temporelle ( $\Delta T$ ) et fréquentielle ( $\Delta F$ ) du bruit **B1** et **B2** peut être mesurée facilement à partir de la représentation fournie par la **Figure.4.7**.

En effet, le résultat du tableau ci-dessus : **Tab. IV. 4** et la **Figure.4.8**, montre que plus les rapports temporel et fréquentiel, présentent des valeurs rapprochées à celles du cas normal plus le signal étudié présente une sévérité pathologique moindre avec une allure

morphologique similaire à celle du cas normal. Dans notre présente application le cas **IM** est donc moins pathologique que le cas **CA**.

L'importance de diagnostic basé sur l'étude du bruit **B2** à été identifiée et reconnue pendant longtemps et sa signification et utilisation pour le diagnostic est considérée par les spécialistes cardiologues comme étant une « clé » de l'auscultation cardiaque [34].

Ceci est encore affirmé si on considère le contour des bruits **B2** du cas normal [Figure. 4.9. a], du cas insuffisance mitrale [Figure. 4.9. b] et celui de la coarctation aortique [Figure. 4.9.c].

A cette partie nous appliquons l'ondelette morlet réelle (**Morl**) pour montrer les différentes composantes constituant le bruit **B2**.

La **Figure.4.9.a**, montre clairement la présence des deux composantes principales du bruit **B2** (**A2** et **P2**), due respectivement à la fermeture de la valve aortique et la valve pulmonaire.

La **Figure.4.9. (b et c)**, représente les résultats de l'application de la **T.O.C** sur l'insuffisance mitrale et la coarctation aortique. Ces résultats font apparaitre une différence indétectable auparavant, si on considère seulement l'allure temporelle des signaux.

Cette différence réside entre les différents cas dans le fait que le bruit **B2** de l'insuffisance mitrale et la coarctation aortique est constituée en plus des deux composantes essentielles de base (**A2** et **P2**) d'une troisième composante que les spécialistes en cardiologie appelle « click d'éjection » et considèrent comme un symptôme de sévérité : une atteinte du mitral et de l'aorte.[37]

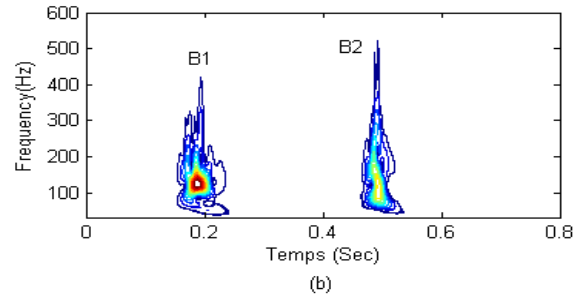
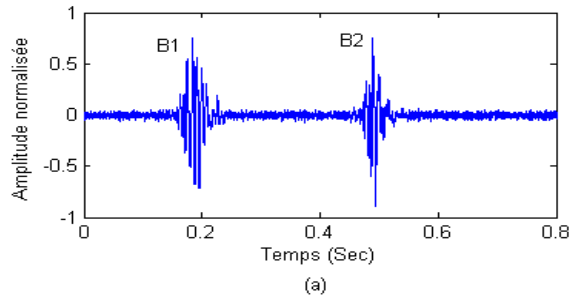
Afin d'étudier l'évolution de ce symptôme de sévérité en fonction de la sévérité pathologique de ces trois cas, le tableau suivant [Tab. IV. 5] représente leur variation temporelle et fréquentielle.

Type du signal	N	IM	CA
Split (ms)	6	4.8	4.3
$\Delta T_{\text{click}}$ (ms)		25	29.1
$\Delta F_{\text{click}}$ (Hz)		70	67

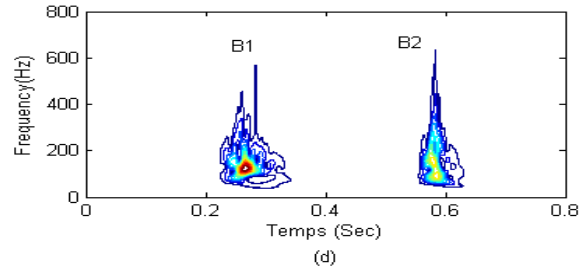
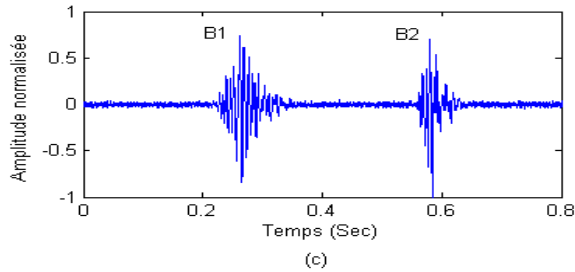
**Tab. IV.5 : Valeur du split et les délais temporel et fréquentiel du click d'éjection.**

Selon les valeurs obtenus et illustrée par la **Figure. 4.10**, on constate que la pathologie des signaux à split normal ; strictement inférieur à **30ms [35]**, affecte beaucoup plus la durée du click d'éjection ( $\Delta T_{\text{click}}$ ) que leur extension en fréquence ( $\Delta F_{\text{click}}$ ). En conséquent la durée du click d'éjection confirme ce qui été trouve auparavant est que l'insuffisance mitrale (**IM**) est une pathologie moins sévère que la coarctation aortique (**CA**).

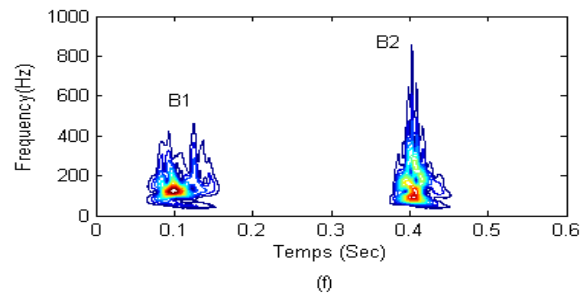
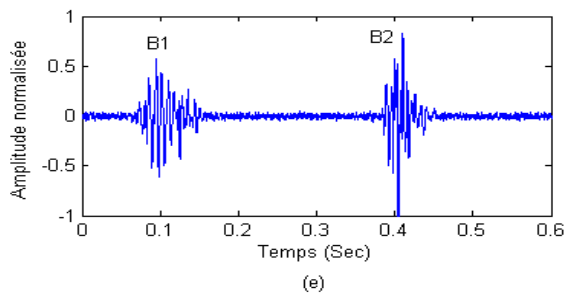
**Sujet 1: signal PCG normal (N).**



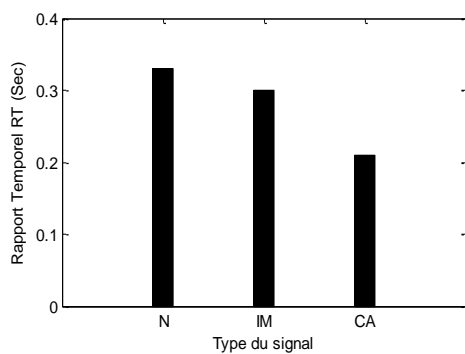
**Sujet 2: Innocent murmure (IM).**



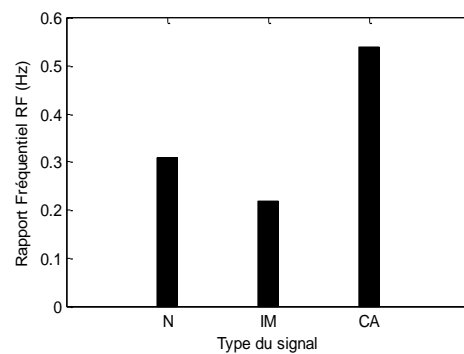
**Sujet 3: Coarctation Aortique (CA).**



**Figure. 4.7: Analyse par transformée continue d'ondelettes de signaux ayant une morphologie similaire à celle du signal PCG normal :(a): La représentation temporelle du cas normal ; (b): Application de la T.O.C. (c): La représentation temporelle d'insuffisance mitral ;(d): Application de la T.O.C. (e): La représentation temporelle de la coarctation de l'aorte;(f): Application de la T.O.C.**



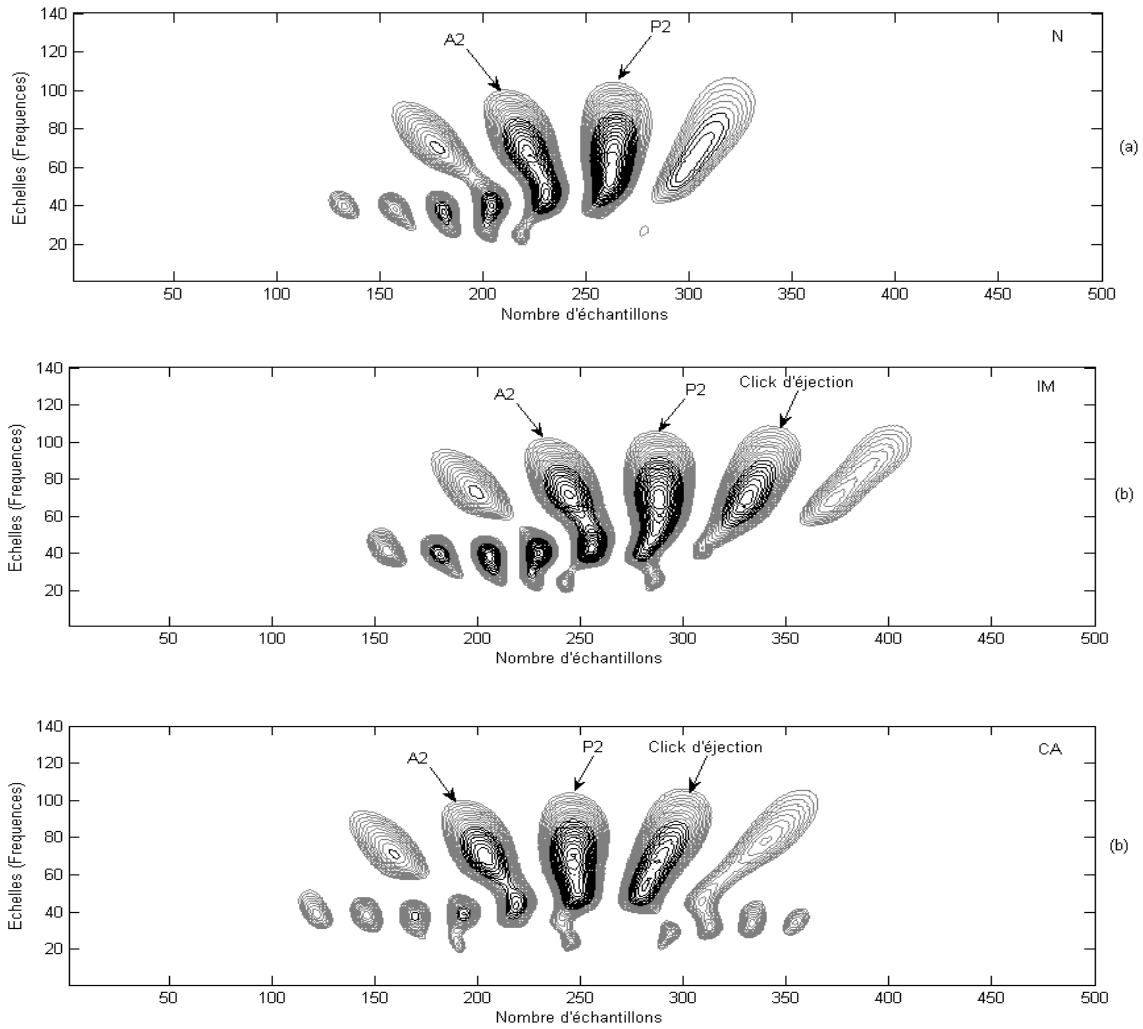
**(a)**



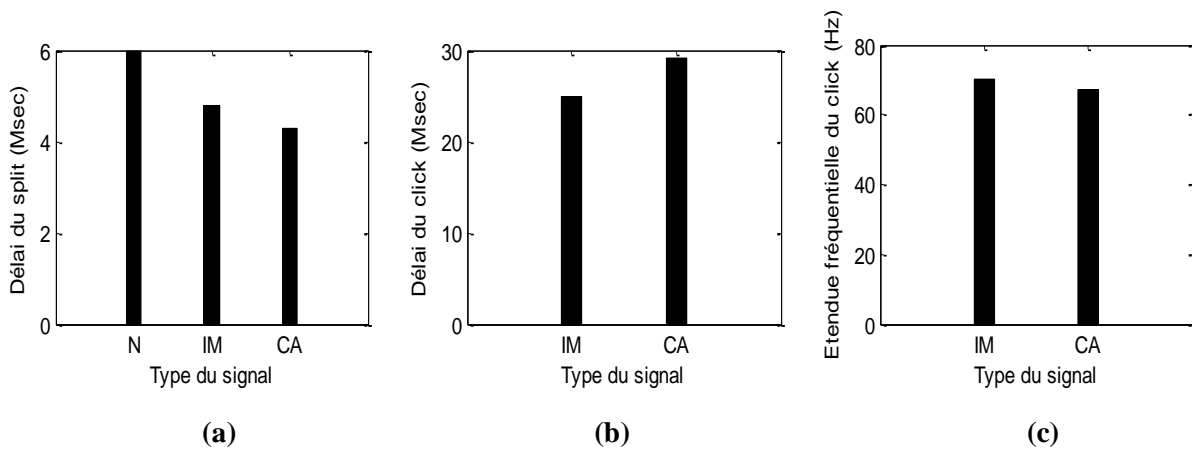
**(b)**

**Figure. 4.8 : Variation des rapports temporel et fréquentiel des signaux ayant une morphologie similaire à celle du signal PCG normal.**





**Figure. 4.9 : Analyse par application de la transformée continue en ondelettes du bruit B2 :**  
**(a) Normal(N)**  
**(b) Insuffisance mitrale(IM)**  
**(c) Coarctation aortique(CA).**



**Figure. 4.10 : (a) : Délai du split, (b) : Délai du click d'éjection (Msec) et (c) : Etendue fréquentielle du click d'éjection (Hz) des signaux ayant une morphologie similaire à celle du signal PCG normal.**

## 2. Signaux PCGs à click

L'application de la transformée en ondelette continue (T.O.C) dans l'analyse de la sévérité des signaux à souffle réduit ou **click**, en prévision de diagnostic médical, a été aussi testée sur trois différents types pathologiques: Atrial de Gallop(**AG**), Open Snap(**OS**) et Sommatation de Gallop (**SG**).

La représentation spectro-temporelle est donnée respectivement par : **Figure. 4.11, .4.12** et **.4.13**. Ainsi les différents paramètres extraits (fournies par le tableau : **Tab. IV.4**) sont représentés par des histogrammes illustrés sur les **Figures. 4.14, .4.15** et **4.16**.

A partir des constatations faites sur ces derniers, nous pouvons déduire plusieurs remarques :

Pour le premier type : Atrial Gallop (**AG**)

1. Pour les trois cas étudiés : « **AG1, AG2** et **AG3** », il existe une proportionnalité relative entre l'importance énergétique du click et la sévérité pathologique spécifiée par le **RE**: plus le click présente une énergie importante plus le rapport énergétique est élevé et par suite une sévérité pathologique accentuée : c'est le cas **AG3**.

2. Le contenu temporel du premier bruit cardiaque **B1** pour les deux cas à click léger : « **AG1** et **AG2** », est plus important par rapport à celui du deuxième bruit **B2**. Cette variation importante du contenu temporel, estimée en évidence par le signe positif du rapport temporelle, le contraire pour le cas à click modéré : « **AG3** » où cette variation pourrait être éventuellement s'expliquer par la variation importante du délai temporel (ou Split) entre deux les composants essentiels du deuxième bruit cardiaque **B2** : aortique (**A2**) et pulmonaires (**P2**). [35][48][49]

3. Pour les trois cas étudiés : « **AG1, AG2** et **AG3** », la variation négative du rapport fréquentiel signifie la présence d'une pathologie.

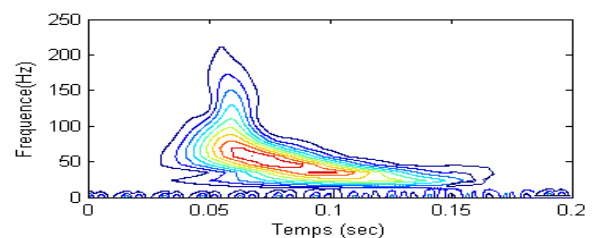
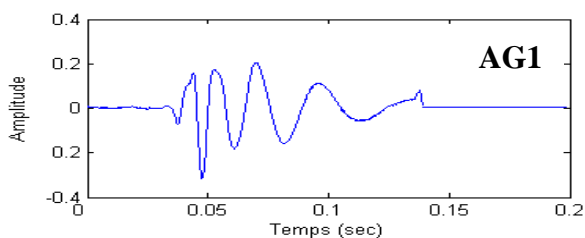
4. La variation dans le contenu temporel et fréquentiel des clicks montre que la moins sévérité de ces derniers est proportionnelle à leurs atténuations temporelles et fréquentielles.

5. Le taux fréquentiel, le rapport d'angle et l'aire des clicks aussi varient proportionnellement à la sévérité du click spécifiée par leur rapport énergétique (**RE**). Ici les deux cas à click léger : « **AG1** et **AG2** », possèdent des valeurs inférieures à celles du cas à click modéré : « **AG3** » et qui ne dépassent pas les **0.5** pour le premier paramètre et environ de **9 cm<sup>2</sup>** pour le deuxième et par conséquent ils sont moins sévère que l'autre cas : **AG3**.

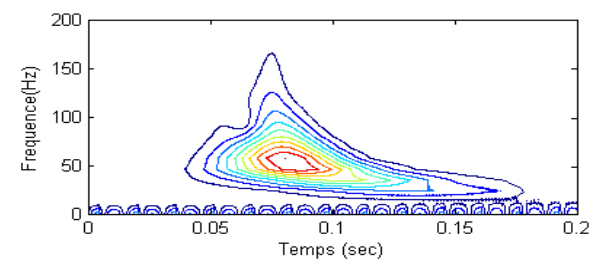
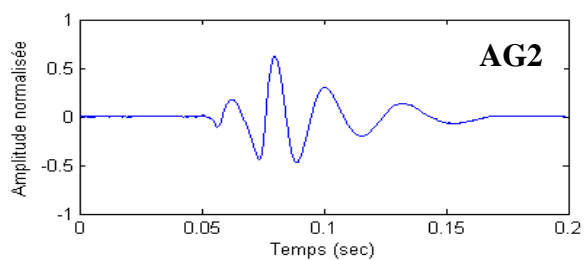
La même analyse et les mêmes remarques faites ici pour le deuxième et le troisième cas (**Open Snap (OS)** et **Sommation de Gallop (SG)**).

➤ **Atrial Gallop(AG)**

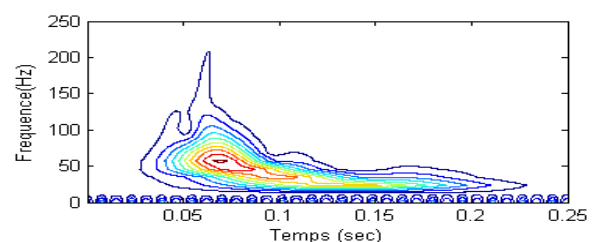
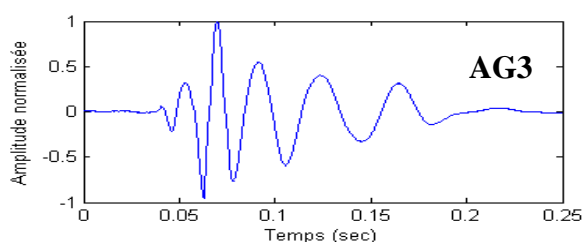
**Sujet 1:**



**Sujet2:**



**Sujet 3:**



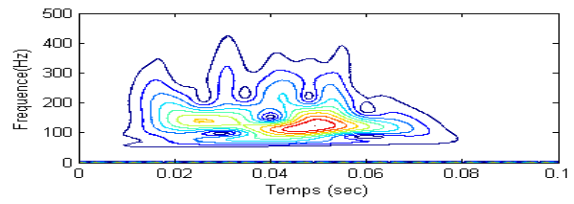
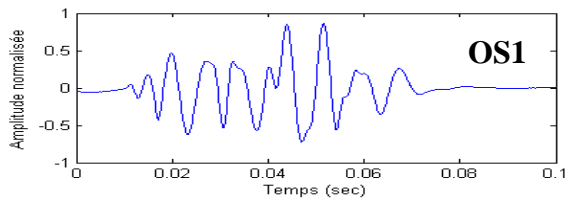
(a)

(b)

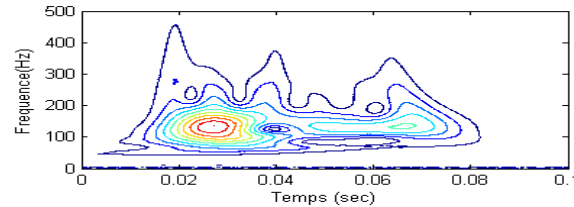
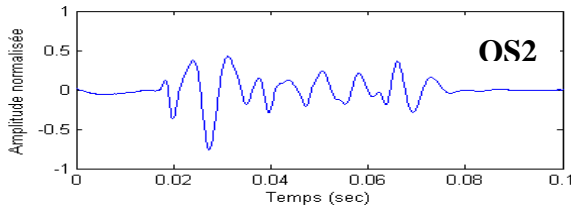
**Figure. 4.11: Analyse par application de transformée en ondelettes continue des clicks : Atrial de Gallop (AG). (a): La représentation temporelle;(b): Application de la T.O.C.**

➤ Open Snap(OS)

**Sujet 1:**



**Sujet 2:**



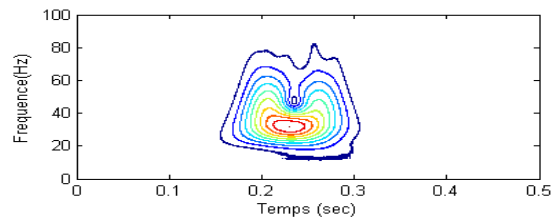
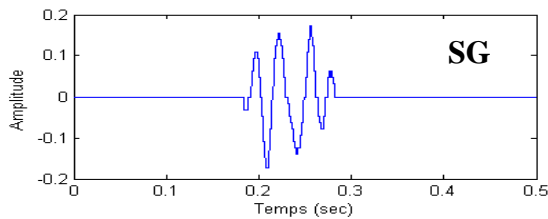
(a)

(b)

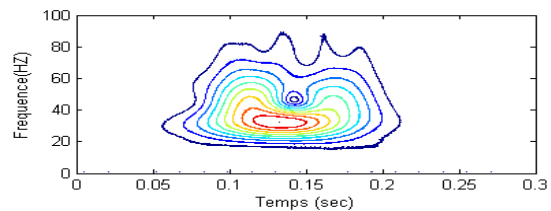
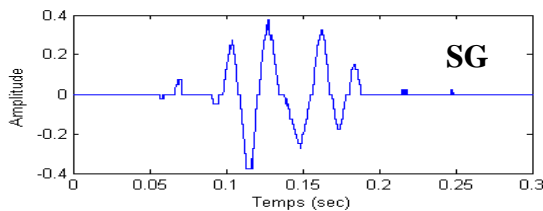
**Figure. 4.12: Analyse par application de la transformée en ondelettes continue des clicks : Open Snap (OS). (a): La représentation temporelle;(b): Application de la T.O.C.**

➤ Sommaton de Gallop (SG)

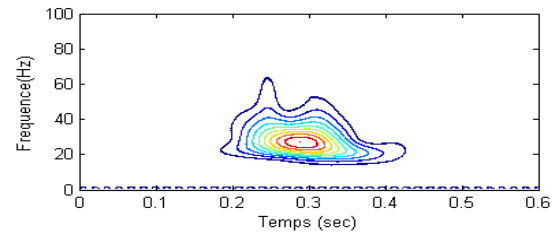
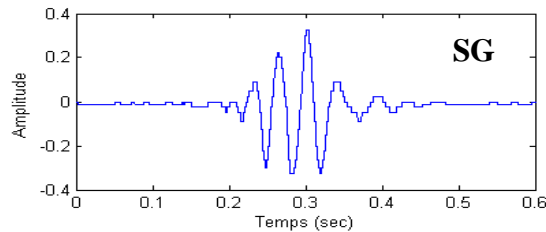
**Sujet 1:**



**Sujet 2:**



**Sujet 3:**



(a)

(b)

**Figure. 4.13: Analyse par application de la transformée en ondelettes continue des clicks : Sommaton de Gallop (SG). (a): La représentation temporelle; (b): Application de la T.O.C.**

Les histogrammes suivants représentent les variations respectives de différents paramètres calculés des signaux PCGs selon l'évolution de leur sévérité pathologique.

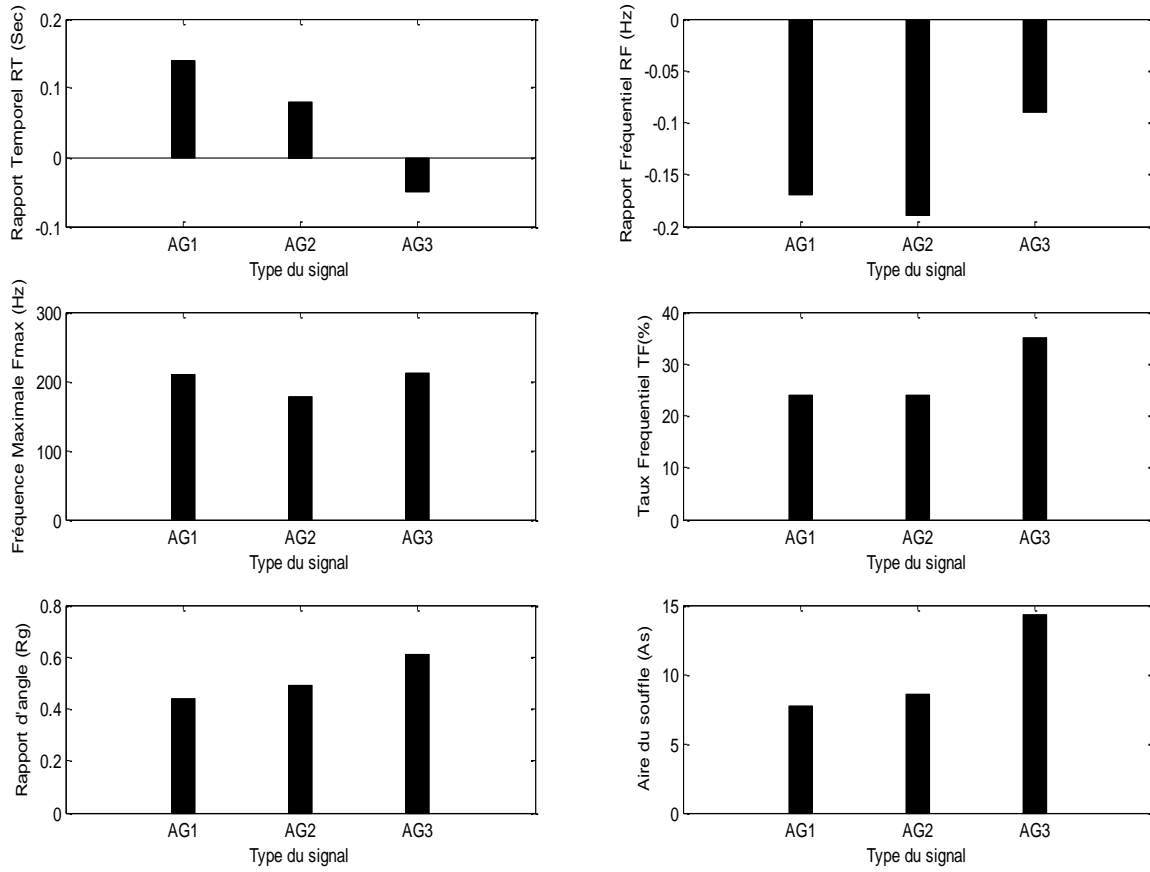
Selon le résumé du **Tab. IV.6**, on remarque bien qu'il y'a une bonne corrélation entre la variation du :  $R_T$ ,  $R_F$ ,  $T_{\Delta F}$ ,  $R_g$ ,  $A_S$  et celle de  $E_{sout}$  [**Tab. IV.2**] et l'évolution de la sévérité pathologique.

Type du signal Paramètres	2 <sup>ème</sup> groupe (Etat de la corrélation)		
	AG	OS	SG
$E_{sout}$	<b>B</b>	<b>B</b>	<b>B</b>
$F_{max}$	<b>M</b>	<b>M</b>	<b>M</b>
$R_T$	<b>B</b>	<b>B</b>	<b>B</b>
$R_F$	<b>M</b>	<b>B</b>	<b>B</b>
$T_{\Delta F}(\%)$	<b>B</b>	<b>B</b>	<b>B</b>
$R_g$	<b>B</b>	<b>B</b>	<b>B</b>
$A_s (cm^2)$	<b>B</b>	<b>B</b>	<b>B</b>

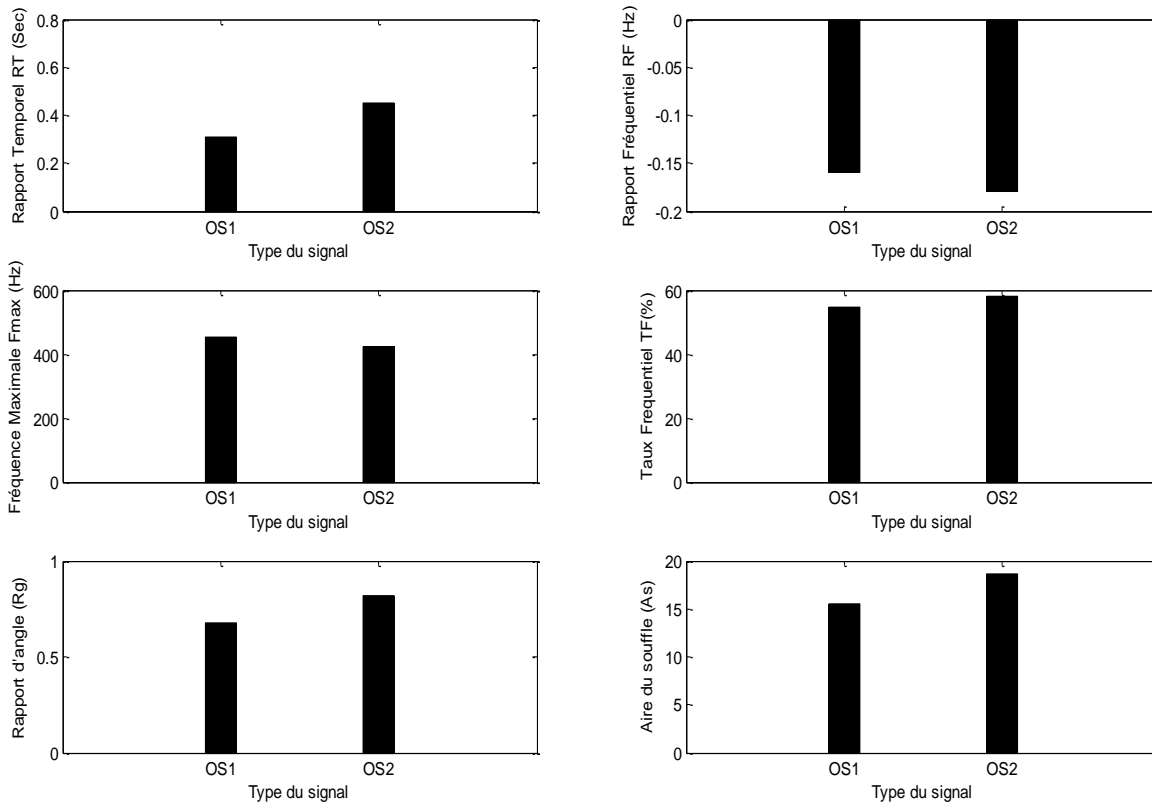
**Tab. IV.6** : Résumé de l'état la corrélation entre les différents paramètres et l'évolution la sévérité pathologie des signaux PCGs du 2<sup>ème</sup> groupe.

**B** : Une **bonne** corrélation.

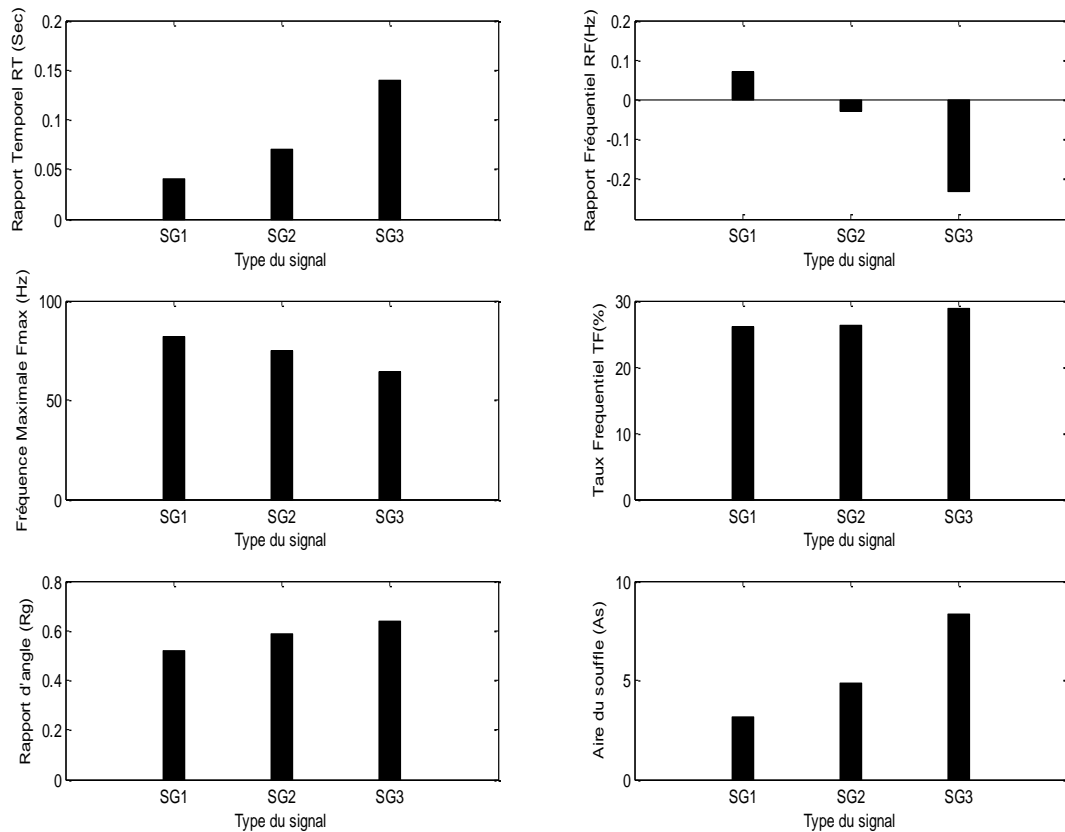
**M** : Une **mauvaise** corrélation



**Figure. 4.14: Histogrammes d'analyse des signaux PCGs à click : « AG ».**



**Figure. 4.15: Histogrammes d'analyse des signaux PCGs à click : « OS ».**



**Figure. 4.16: Histogrammes d'analyse des signaux PCGs à click : « SG ».**

### 3. Signaux PCGs à souffle:

Les **Figures. 4.17, .4.19 et .4.21**, montrent clairement que le contenu fréquentiel du souffle quelque soit sa nature est complètement différent de celui des bruits cardiaques **B1, B2** et du **click**.

En effet, les différents paramètres extraits de puis la représentation spectro-temporelle sont représentés sous forme des histogrammes par les **Figures. 4.18** [cas de Sténose Aortique], **.4.20** [cas de Sténose Mitrale], et **.4.22** [cas d'Insuffisance Aortique] afin d'estimer leur sévérité pathologique.

#### 1. Pour le cas de sténose aortique (AS) [Figures. 4.18]

Le contenu temporel et fréquentiel du premier bruit cardiaque **B1** pour les signaux à souffle léger est inférieur à celui des signaux à souffle sévère. La signification de cette

variation négative est montrée par des rapports temporels dus à une sévérité pathologique de plus en plus accentuée. [35][48][49]

Le contenu fréquentiel des signaux à souffle sévère est plus important par rapport à celui des signaux à souffle léger et modéré, par contre leur étendue temporelle est moins importante. Cette remarque montre que la sévérité pathologique affecte beaucoup plus le contenu fréquentiel du souffle que leur extension temporelle. [44][Tab. IV.4]

Cette constatation a été aussi faite concernant la variation de la fréquence maximale ( $F_{\max}$ ) et le taux fréquentiel ( $T_{\Delta F}$ ). Toutefois, le troisième cas : « **AS3** » bien que sa sévérité soit détectée par l'étendue fréquentielle et la fréquence maximale (**213.5 ; 420.9 Hz**) ne figure pas dans une évolution régulière de sévérité intégrée parmi les autres cas. Cette remarque montre l'incapacité de l'étendue fréquentielle et la fréquence maximale dans le suivi fiable de l'évolution de la sévérité de quelque cas.

Le rapport d'angle (**Rg**) et la surface du souffle (**As**) sont calculés en utilisant trois variables : le timing du pic et la fréquence maximale pour le premier paramètre et la durée de la phase systolique [**B1 B2**] ou diastolique [**B2 B1**] et la fréquence maximale ( $F_{\max}$ ) pour le deuxième. Ils ont montré une bonne corrélation avec l'évolution de la sévérité. Ce qui n'est pas le cas pour l'étendue fréquentielle et la fréquence maximale. La classification trouvée par le ratio **Rg** peut être donnée comme suit :

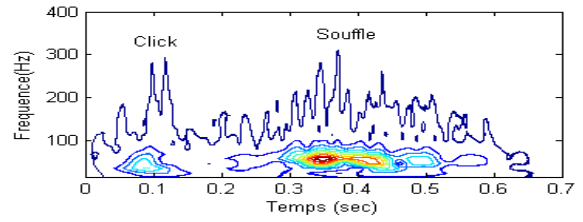
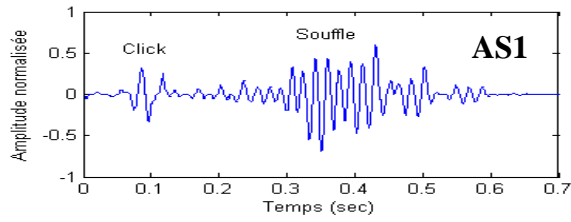
- Légère : **Rg** < 0.7 ;
- Modéré : 0.7 < **Rg** < 0.8 ;
- Sévère : **Rg** > 0.8. Ceci confirme des résultats déjà obtenus [38].



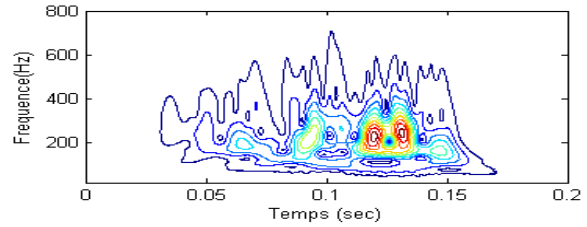
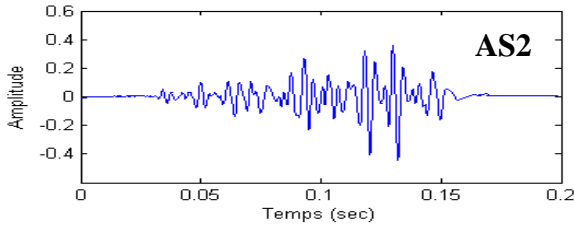
En outre, pour mieux confirmer les résultats obtenus par l'utilisation du **Rg**, nous avons mis au point un autre paramètre (la surface du souffle (**As**)) qui suit aussi l'évolution du degré de sévérité de façon très fiable. La classification trouvée par ce rapport (**As**) peut être donnée comme suit:

- Légère :  $As < 20 \text{ cm}^2$  ;
- Modéré :  $20 \text{ cm}^2 < As < 40 \text{ cm}^2$ ;
- Sévère :  $As > 40 \text{ cm}^2$ .

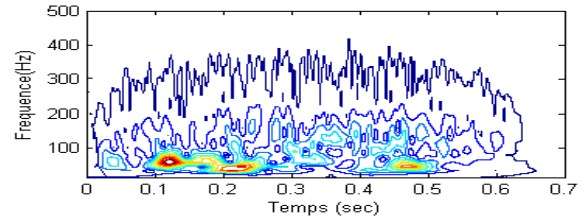
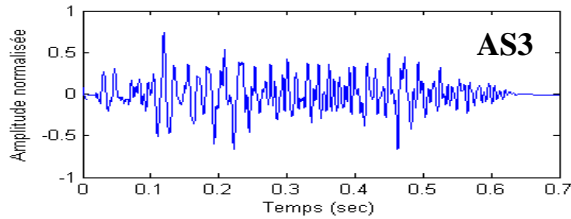
**Sujet 1 :**



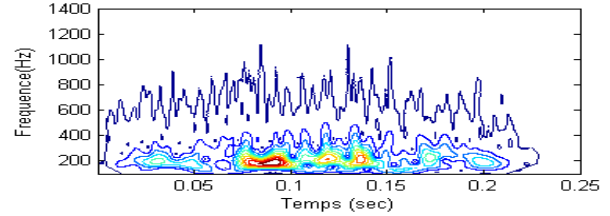
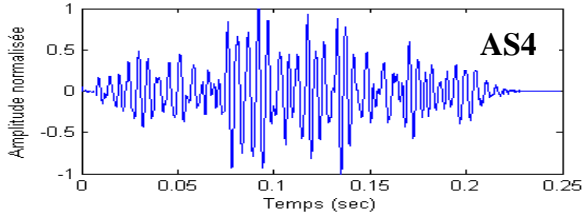
**Sujet2 :**



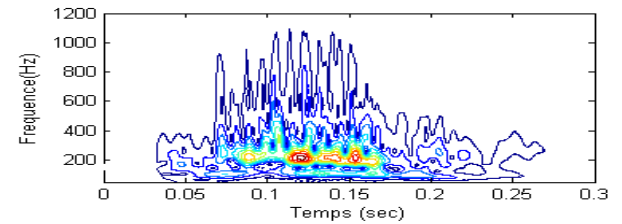
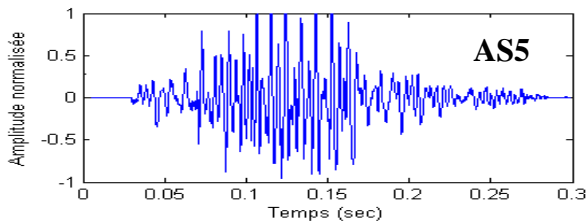
**Sujet3 :**



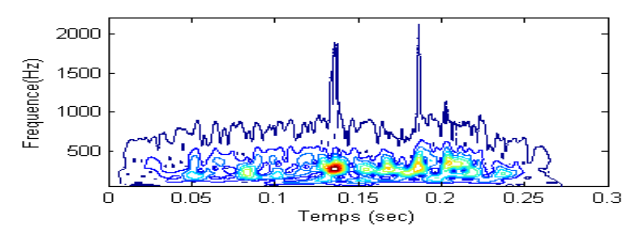
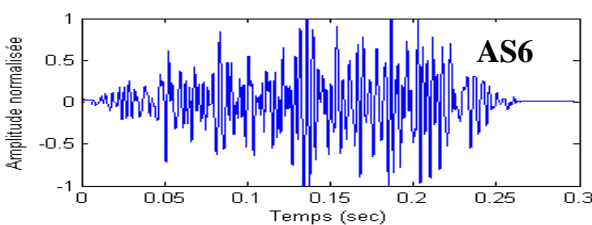
**Sujet4 :**



**Sujet5 :**



**Sujet 6 :**



(a)

(b)

**Figure. 4.17: Analyse par application de la transformée en ondelette continue des souffles systoliques : Sténoses aortiques (AS). (a): La représentation temporelle; (b): Application de la T.O.C.**

Les variations de différents paramètres calculés des signaux PCGs (AS) selon l'évolution de leur degré de sévérité pathologique sont représentées par des histogrammes [Figure. 4.18]. Ainsi un résumé sur ces variations et celle d' $E_{\text{souf}}$  [Tab. IV.2] sera donné par le tableau suivant.

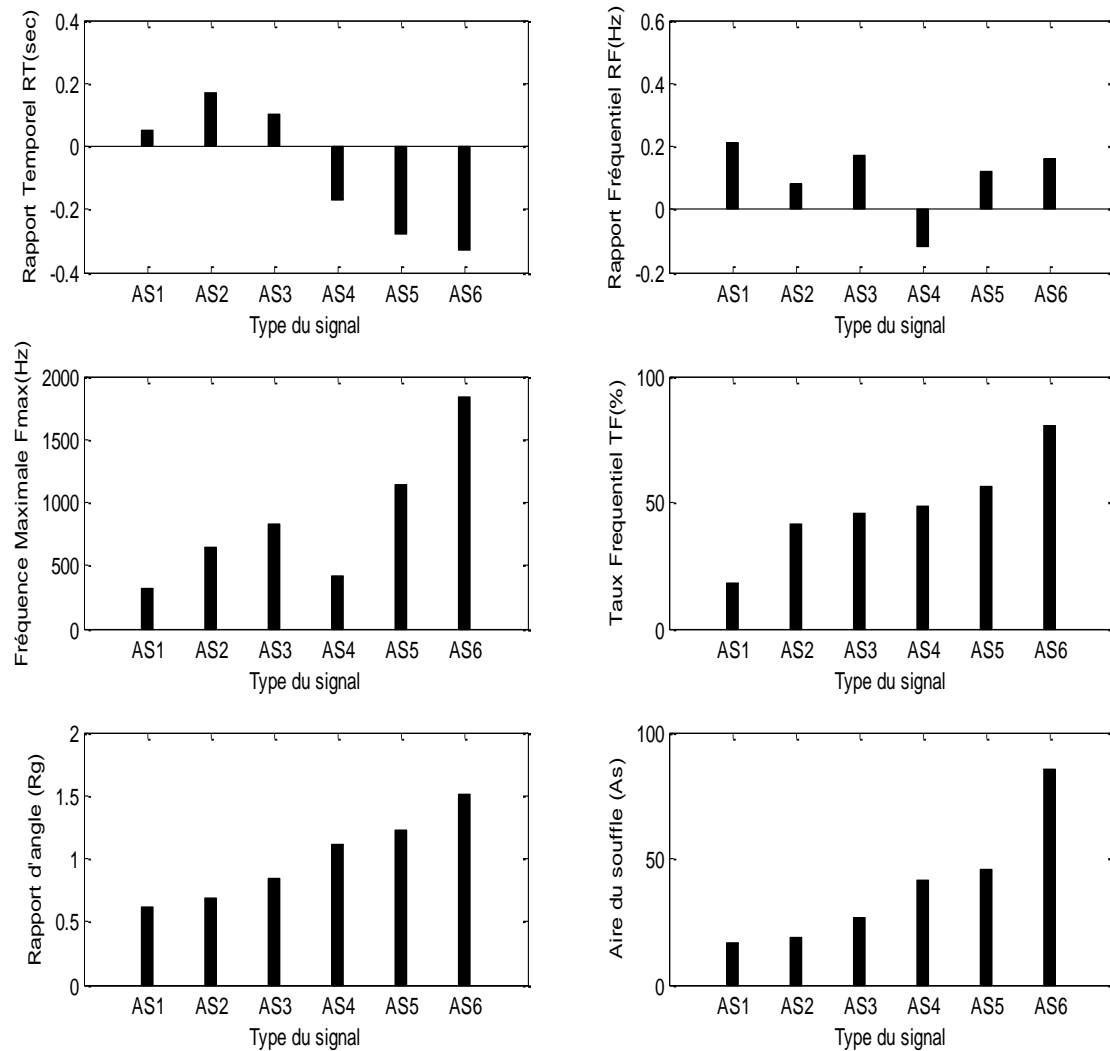
Type du signal Paramètres	3 <sup>ème</sup> groupe : sténose aortique (Etat de la corrélation)
$E_{\text{souf}}$	<b>B</b>
$F_{\text{max}}$	<b>M</b>
$R_T$	<b>B</b>
$R_F$	<b>M</b>
$T_{\Delta F}(\%)$	<b>B</b>
$R_g$	<b>B</b>
$A_s (\text{cm}^2)$	<b>B</b>

Tab. IV.7 : Résumé de l'état de la corrélation entre les différents paramètres et l'évolution la sévérité pathologie des signaux PCGs des sténoses aortiques (AS).

**B** : Une **bonne** corrélation.

**M** : Une **mauvaise** corrélation.

D'après ces résultats on remarque que les paramètres suivants :  $R_T$ ,  $E_{\text{souf}}$ ,  $T_{\Delta F}$ ,  $R_g$  et  $A_s$ , paraissent très bien suivre l'évolution de la sévérité. Toutefois, le rapport fréquentiel ( $R_F$ ) et la fréquence maximale ( $F_{\text{max}}$ ) semble ici ne pas pouvoir suivre et indique totalement cette évolution.



**Figure. 4.18: Histogrammes d'analyse des signaux PCGs : « AS ».**

## 2. Pour le cas de la sténose mitrale (MS) [Figures. 4.20]

La représentation spectro-temporelle de différents cas de souffle de la sténose mitrale (MS) illustrée sur la **Figure. 4.19**, montre que ce type des signaux présente un souffle diastolique plus étendu par rapport à celui des signaux à souffle systolique.

Les paramètres calculés pour estimer la sévérité des sténoses mitrales (MS) [**Figure. 4.20**], font apparaître clairement des dissimilitudes pouvant exister entre les deux catégories : les signaux à souffle léger et les signaux à souffle modéré.

Pour un cas normal (**PCG normal**) nous avons l'inégalité suivante : 
$$\begin{matrix} \Delta T_{B1} > \Delta T_{B2} \\ \Delta F_{B1} < \Delta F_{B2} \end{matrix}$$

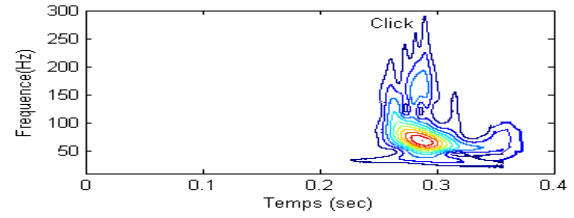
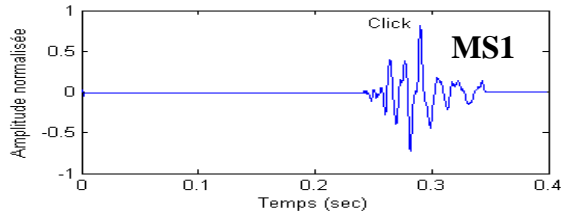
Si cette inégalité est préservé cela veut dire que la pathologie ou son degré de sévérité n'a pas affecté les caractéristique spectro-temporelle des bruits **B1** et **B2**.

D'après les résultats présentés par le **Tab. IV.4**, on remarque que vus de début de la sévérité pathologique (pouvant être confirmé par les valeurs de **T<sub>ΔF</sub>**, **R<sub>g</sub>** et **A<sub>S</sub>**) les caractéristiques spectro-temporelles des bruits **B1** et **B2** ne varient pas beaucoup, ce qui n'est pas le cas, vus des sévérités plus accentuées où on remarque une inversion de l'inégalité entre ces caractéristiques. La sévérité pathologique accentuée indiquée par une variation négative du rapport fréquentiel (**R<sub>f</sub> < 0**) est figurée uniquement dans le cas **MS5** et **MS6**.

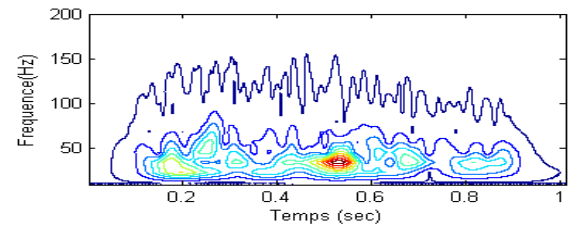
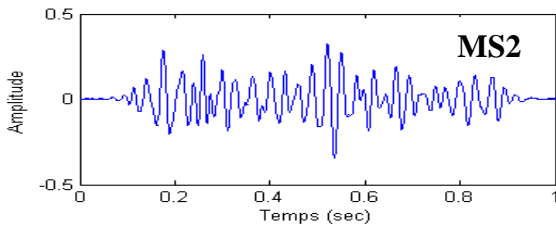
La variation de la fréquence maximale (**F<sub>max</sub>**) pour les trois cas à souffle modéré : « **MS4**, **MS5** et **MS6** », a montré une bonne corrélation avec l'évolution de la sévérité des signaux **MS**. Toutefois, on peut bien remarquer quelques évolutions paradoxales telles que le premier cas : **MS1**. La fréquence maximale (**F<sub>max</sub>**) de ce dernier apparaît loin d'être le moins léger. Cependant il est classé comme étant le rétrécissement le moins léger dans l'énergie donnée par le **Tab. IV.2**, et les valeurs de **T<sub>ΔF</sub>**, **R<sub>g</sub>** et **A<sub>S</sub>** du **Tab. IV.4**. Cette constatation confirme l'incapacité de la fréquence maximale (**F<sub>max</sub>**) et montre que l'énergie du souffle (**E<sub>souf</sub>**) reste insuffisante dans l'estimation de la sévérité pathologique de quelque cas.

La classification trouvée par le ratio **R<sub>g</sub>** peut être donnée comme suit : Légère <1, modéré> 1.5. Ainsi celle de la surface peut être donnée comme suit : Légère <46 cm<sup>2</sup>, modéré > 47 cm<sup>2</sup>.

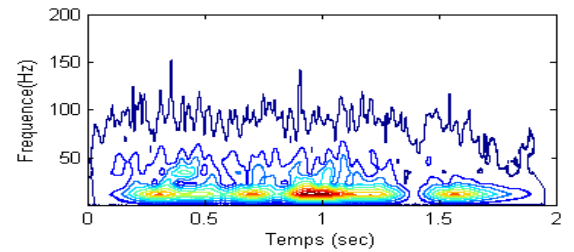
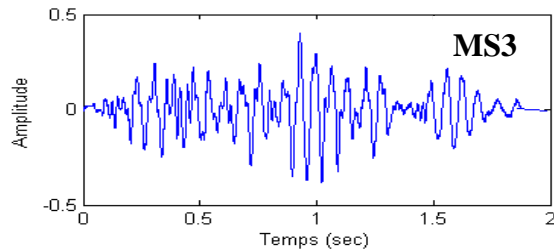
**Sujet 1:**



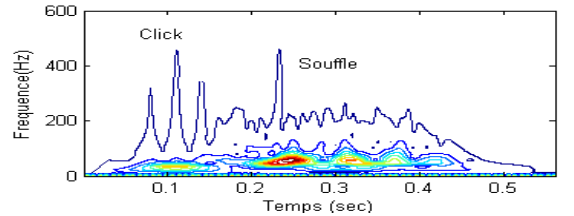
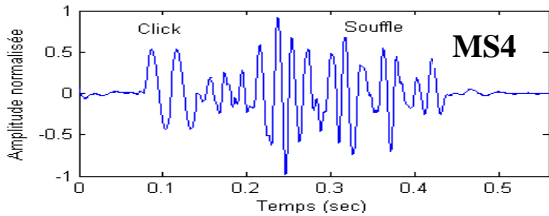
**Sujet 2:**



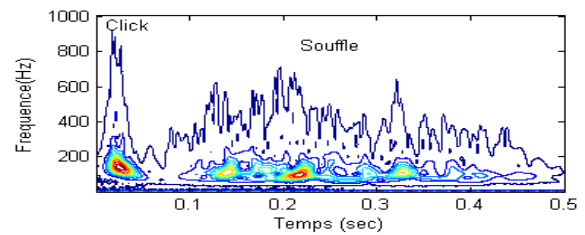
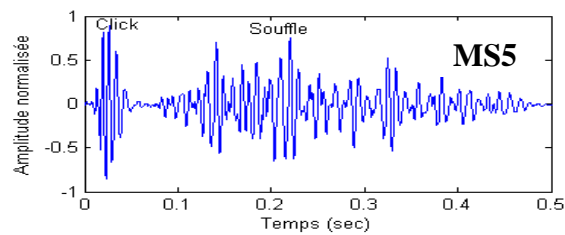
**Sujet 3:**



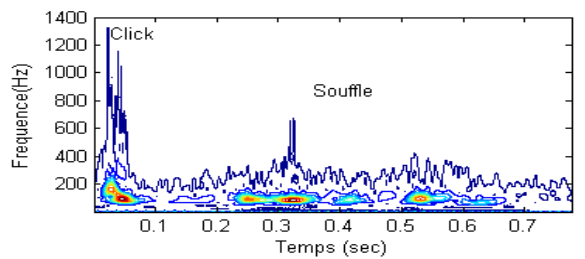
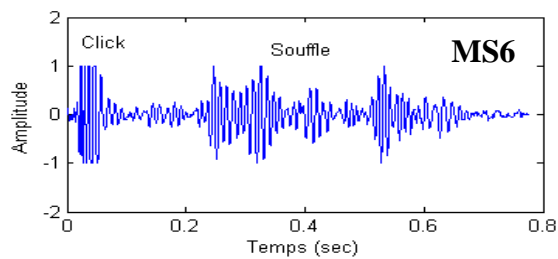
**Sujet 4:**



**Sujet 5:**



**Sujet 6:**



**Figure. 4.19: Analyse par application de la transformée en ondelette continue des souffle diastoliques : Sténoses mitrales (MS). (a): La représentation temporelle; (b): Application de la T.O.C.**

Les résultats du **Tab. IV.4** concernant la variation de différents paramètres calculés des signaux **PCGs (MS)** selon l'évolution de leur degré de sévérité pathologique, peuvent être schématisés sous forme des histogrammes [**Figure. 4.19**]. Ainsi le résumé donné par le **Tab. IV.8** illustre ces variations et celle de l'énergie du souffle.

Type du signal Paramètres	3 <sup>ème</sup> groupe : sténose mitrale (Etat de la corrélation)
$E_{\text{souf}}$	<b>B</b>
$F_{\text{max}}$	<b>M</b>
$R_T$	<b>M</b>
$R_F$	<b>M</b>
$T_{\Delta F}(\%)$	<b>B</b>
$R_g$	<b>B</b>
$A_s \text{ (cm}^2\text{)}$	<b>B</b>

**Tab. IV.8** : Résumé de l'état de la corrélation entre les différents paramètres et l'évolution la sévérité pathologie des signaux PCGs de sténoses mitrales (MS).

**B** : Une **bonne** corrélation.

**M** : Une **mauvaise** corrélation.

D'après ces résultats on remarque que le rapport temporel et fréquentiel ( $R_T$ ,  $R_F$ ) et la fréquence maximale ( $F_{\text{max}}$ ) semble ici ne pas pouvoir suivre et indique cette évolution.

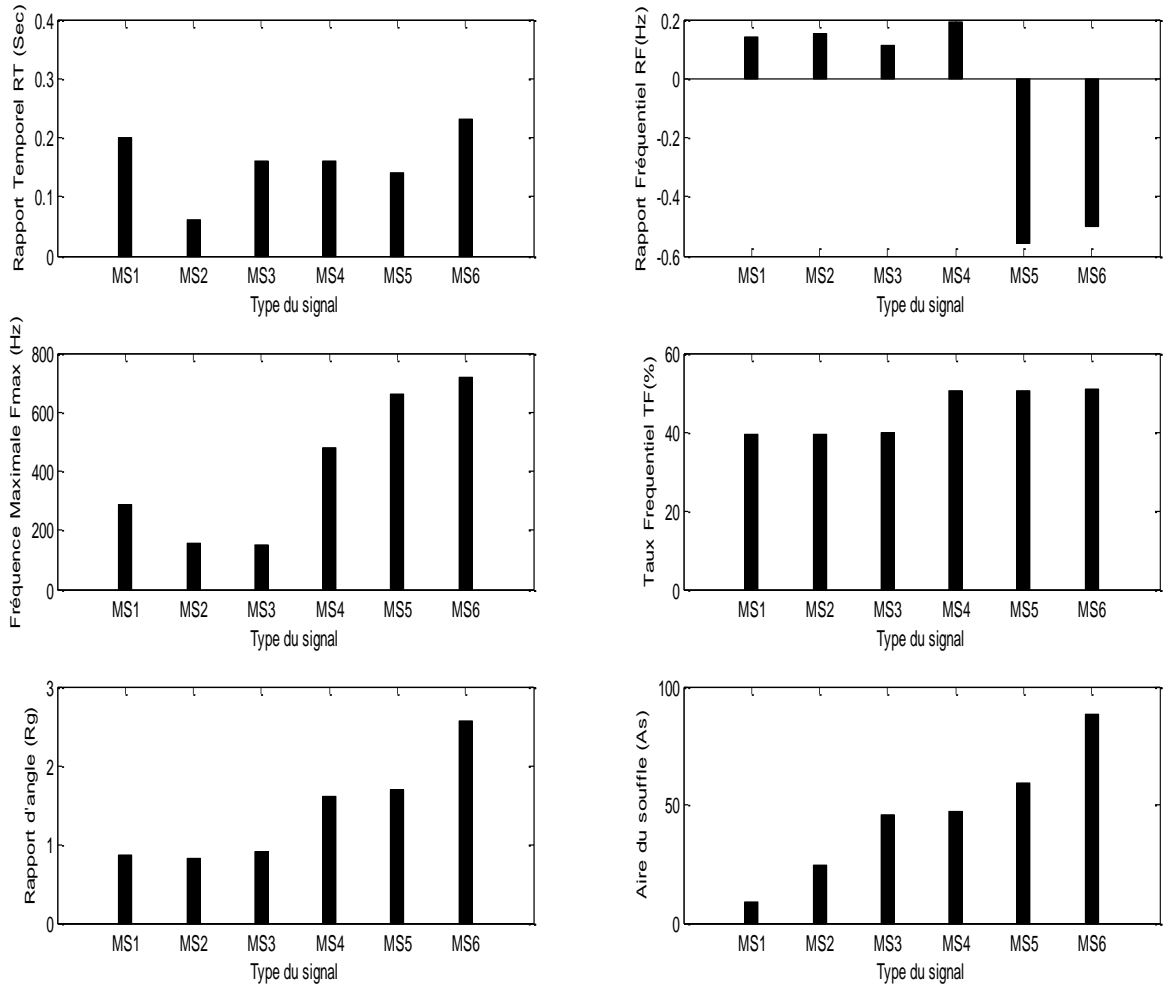


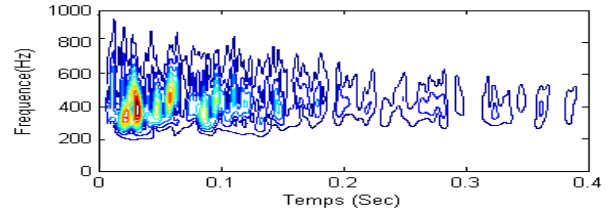
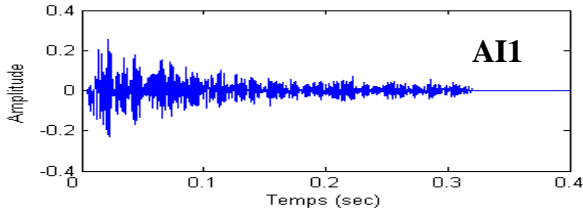
Figure. 4.20: Histogrammes d'analyse des signaux PCGs : « MS ».

### 3. Pour le cas de l'insuffisance aortique(IA) [Figures. 4.22]

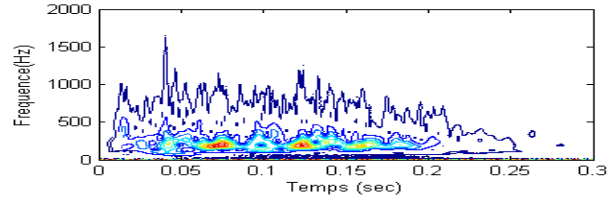
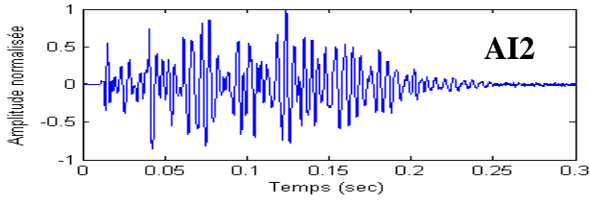
La même constatations et la même analyse faite ici pour les souffles des signaux d'insuffisances aortiques (AI) représentés par la **Figure.4.21**, à la différence que leurs souffles présentent un contenu fréquentiel plus important. La classification trouvée par le ratio **Rg** peut être donnée comme suit : modéré  $< 0.4$ , sévère  $> 0.45$ . Ainsi celle de la surface peut être donnée comme suit : modéré  $< 70 \text{ cm}^2$ , sévère  $> 75 \text{ cm}^2$ .



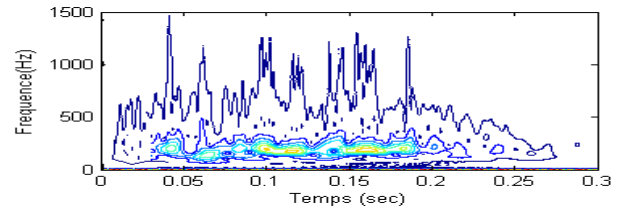
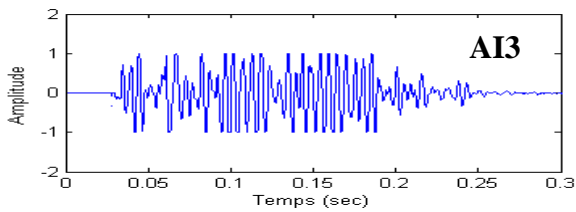
**Sujet1 :**



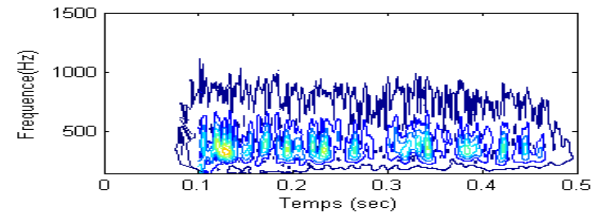
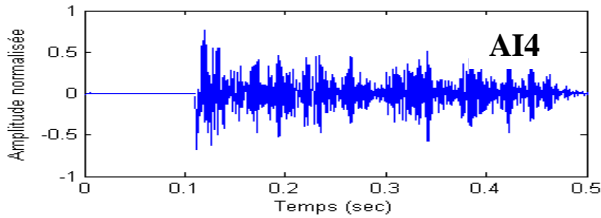
**Sujet2:**



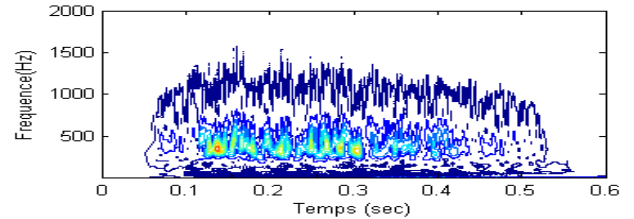
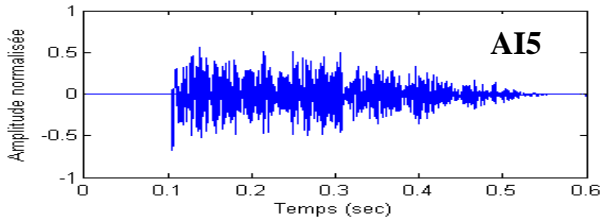
**Sujet 3 :**



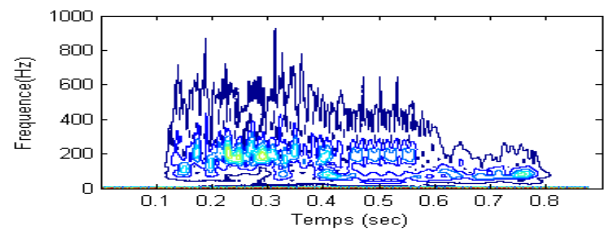
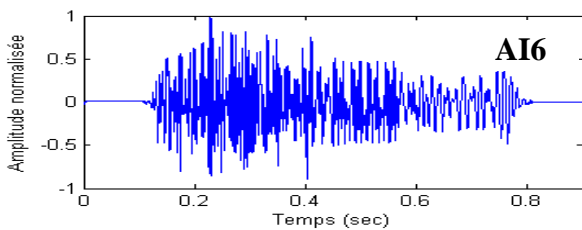
**Sujet 4:**



**Sujet 5:**



**Sujet6 :**



(a)

(b)

**Figure. 4.21: Analyse par application de la transformée en ondelettes continue des souffles diastoliques : Insuffisance aortique (AI). (a): La représentation temporelle; (b): Application de la T.O.C.**

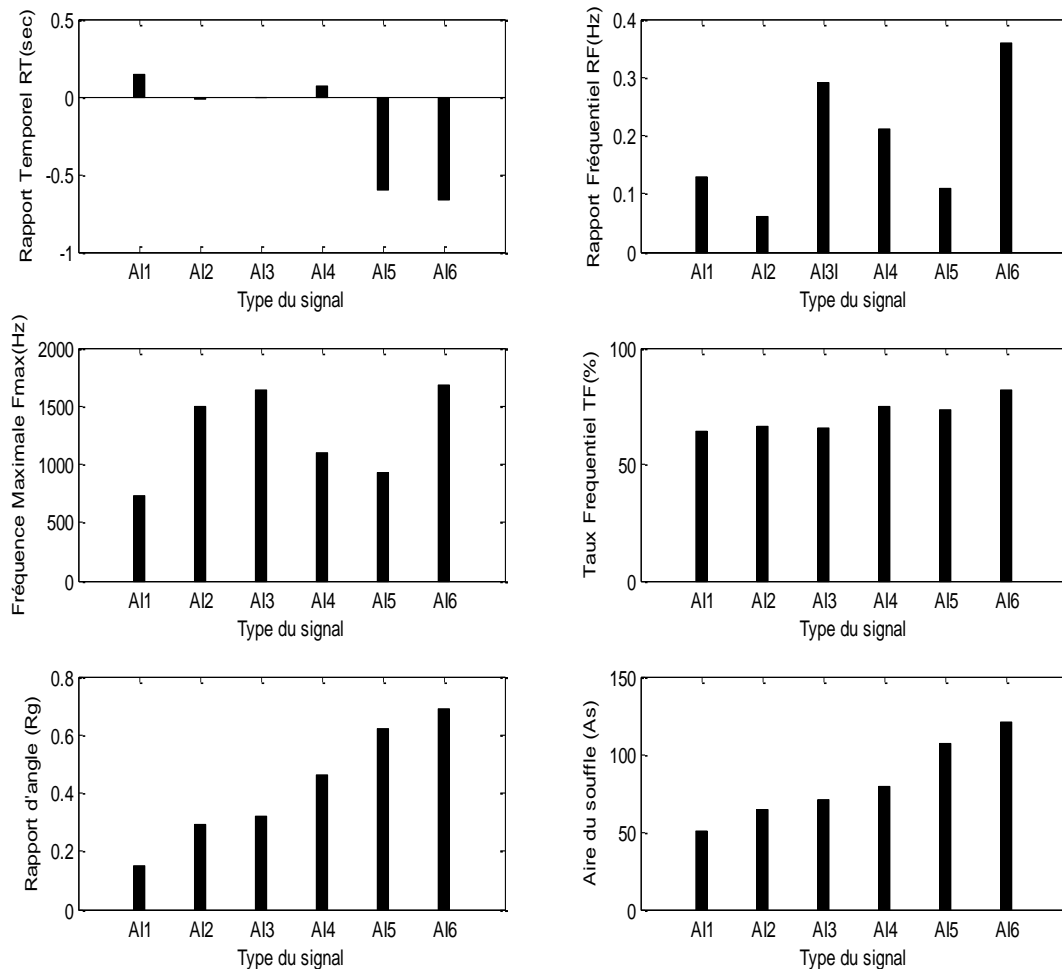
Les remarques extraites de puis le résumé du tableau suivant [Tab. IV.9] des variations de différents paramètres calculés concernant les signaux (AI) représentées par les histogrammes de la Figure.4.22 et celle de l'énergie du souffle diastolique [Tab. IV.2] selon l'évolution de leur sévérité pathologique, montrent aussi que le rapport temporel et fréquentiel ( $R_T$ ,  $R_F$ ) et la fréquence maximale ( $F_{max}$ ) semble ici ne pas pouvoir suivre et indique cette évolution.

Type du signal Paramètres	3 <sup>ème</sup> groupe : Insuffisance Aortique (Etat de la corrélation)
$E_{souf}$	<b>B</b>
$F_{max}$	<b>M</b>
$R_T$	<b>M</b>
$R_F$	<b>M</b>
$T_{\Delta F}(\%)$	<b>B</b>
$R_g$	<b>B</b>
$A_s (cm^2)$	<b>B</b>

**Tab. IV.9 : Résumé de l'état de la corrélation entre les différents paramètres et l'évolution la sévérité pathologie des signaux PCGs des insuffisances aortiques (AI).**

**B** : Une **bonne** corrélation.

**M** : Une **mauvaise** corrélation.



**Figure. 4.22: Histogrammes d'analyse des signaux PCGs : « IA ».**

#### IV. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté les différents paramètres qui peuvent être utilisés dans l'analyse de degré de sévérité des signaux **PCGs** par application de la transformée continue d'ondelettes : **T.O.C**. Le paramètre de référence utilisé dans cette classification est le rapport énergétique(**RE**).

La classification de signaux **PCGs** pathologiques faite par ce rapport apparaît prometteuse.

Ce paramètre a été élaboré selon le type des signaux en trois degré de sévérité (légère<30%, 30%<modéré<70%, sévère>70%). En effet tous les cas légers sont bien au-

dessous 30%, pareil pour la majorité des cas sévère qui sont au-dessus de 70%, néanmoins quelques cas apparaissent dans la région modérée.

Selon les résultats obtenus et donnés par un résumé général [Tab. IV.10], nous avons pu conclure que l'énergie du souffle ( $E_{\text{souf}}$ ), le taux fréquentiel ( $T_{\Delta F}$ ), le rapport d'angle ( $R_g$ ) ainsi que l'aire du souffle ( $A_s$ ) sont très prometteurs, ils ont montré une évolution bien corrélée avec l'évolution de la sévérité pathologie des signaux PCGs. Ceci confirme la validité du choix de ces quatre paramètres comme **paramètres d'analyse**.

Type du signal Paramètres	1 <sup>er</sup> groupe	2 <sup>ème</sup> groupe			3 <sup>ème</sup> groupe		
		AG	OS	SG	AS	MS	AI
$E_{\text{souf}}$		B	B	B	B	B	B
$F_{\text{maX}}$		M	M	M	M	M	M
$R_T$	B	B	B	B	M	M	M
$R_F$	B	M	B	B	M	M	M
$T_{\Delta F}(\%)$		B	B	B	B	B	B
$R_g$		B	B	B	B	B	B
$A_s \text{ (cm}^2\text{)}$		B	B	B	B	B	B

Tab. IV.10 : Résumé général sur l'état de la corrélation de différents paramètres avec l'évolution la sévérité pathologie des signaux PCGs.

**B** : Une **bonne** corrélation.

**M** : Une **mauvaise** corrélation.

## REFERENCES CHAPITRE IV

- [1]: S.M debbal and f bereksi-reguig . Second cardiac sound : analysis techniques and performance comparison; Journal of Mechanics in Medicine and Biology (JMMB); ISSN : 0219-5194; 5 (3), September 2005.
- [2]: M. Yves. Les ondelettes : Algorithmes et applications”. Armand colin(1994).
- [3] : T. Bruno. Analyse continue par ondelettes. CNRS Editions(1995).
- [4] : F. Landrin. Temps-fréquence, Hes, collection traitement du signal(1998).
- [5]: K. P.Soman and K. I. Ramachandran. Insight into wavelets: From Theory to Practice, Printics-Hall, pp 15-72, 2004.
- [6]: M. Atto, D. Pastor and A. Isar. On the statistical decorrelation of the wavelet packet coefficients of a band-limited wide-sense stationary random process.Signal Processing, 87(10), pp 2320–2335, Oct. 2007.
- [7]:R.Kronland-Martinet, J.Morlet and A.Grossmann. The wavelet Transform in Expert Systems and Pattern Analysis, C.H Chen, World Scientific, pp 97-126, 1987
- [8] :B.Torrésani. Analyse continue par ondelettes. Inter\_Edition/CNRS \_Edition, 1995.
- [9]:W.Staszewski. Identification of damping in mdof system using time-scale decomposition, Journal of Sound and Vibration. 1996
- [10]:C.Tallon-Baudry, O. Bertrand and C.Delpuech. Stimulus specificity of phase locked and non-phase-locked 40Hz visual responses in human, J. of Neurosc., 16, pp 4240-4249, 1996
- [11]: R.Carmona, W-H. Hwang and B.Torrésani. Practical time-frequency analysis. Academic Press, 1998
- [12]:B.Caplan, J.Madsen, S.Raghavachari and M.Kahana. Distinct patterns of brain oscillations underline two basic parameters of human maze learning. J. Neurophysiol, 86, pp. 368–380, 2001

- [13]: Z.Yufeng, G.Zhenyu, W.Weilian, H. Side, L.Ting and M.y. Loew. A comparison of the wavelet and short time Fourier transforms for Doppler spectral analysis, Dept of Electrical Engineering and Computer Science, The George Washington University, 2002.
- [14]:E.Düzel, R.Habib, B.Schott, A.Schoenfeld, N.Lobaugh and A. R.McIntosh. A multivariate, spatiotemporal analysis of electromagnetic time–frequency data of recognition memory. *Neuroimage*, 18, pp 185–197, 2003
- [15]: B. Tovar-Corona and J.N. Torry. Time- frequency representation of systolic murmurs using wavelets," *IEEE Computers in Cardiology*, pp 601-604, 1998.
- [16] :ZM. Zin, SH. Salleh, S.Daliman and MD .Sulaiman . Analysis of heart sounds based on continuous wavelet transform". In: *IEEE conference on research and development*,pp 19-22,2003.
- [17]: H.M. Mgdob, J.N. Torry, R. Vincent and B. Al-naami. Application of Morlet transform wavelet second heart sound, *IEEE Computers in Cardiology*, pp 323-326, 2003.
- [18]: Y .Wu, J. Xu, Y. Zhao, J .Wang, B. Wang and J .Cheng. Time frequency analysis of the second heart sound signals", *Engineering in Medicine and Biology Society*, pp 131-132, 1995.
- [19]:T.C.Keong. Analysis of Heart Sound, in partial fulfillment of the requirements for the Degree of Bachelor of Engineering National University of Singapore, 2003.
- [20]:HM. Mgdob, JN. Torry, R.Vincent and B .Al-Naami. Application of Morlet transform wavelet in the detection of paradoxical splitting of the second heart sound. *IEEE computers in cardiology*, pp 323–326, 2003.
- [21]:B. Tovar-Corona and JN .Torry . Time-frequency representation of systolic murmurs using wavelets. *IEEE computers in cardiology*, pp 601–604, 1998.
- [22]:Teng Soek Po. Characteristics of Heart Signals 2, B. Eng. Thesis, National University of Singapore, Dept of Mechanical Engineering, pp 39, 2003.

- [23]: M. L. Mekhalfi. Analyse Des Signaux PCG Par L'usage De la C.W.T et De la D.W.T, thèse de magister, Université de Batna, pp 39-60, 2012.
- [24]: S.M Debbal and F.Bereksi-Reguig. Paramètres d'analyse dans l'étude des signaux Phono cardiogrammes, Communication internationale, 2008.
- [25]: X.Zhang and L.G Durand. Time-frequency scaling transformation of the phonocardiogram based of the matching pursuit method, IEEE transactios on biomedical Engineering, 43, pp 972-979, 1998.
- [26]: S. Mallat and S. Zhong. Signal Characterization from multiscale edges. Proceeding 10<sup>th</sup>Int.Conf.Pattern recogn. Syst. Applica., Los Alamitos, CA, pp. 891-896, 1990.
- [27]: S.M Debbal and F.Bereksi-Reguig. Choix de l'ondelette analysante et classification des signaux phono cardiogrammes en fonction des souffles surajoutés, Afrique SCIENCE, 1813-548X ; 01(1), pp 1-13, 2004, octobre.
- [28]: S.M.Debbal and F.Bereksi-Reguig. Features for Heartbeat Sound Signal Normal and Pathological, Recent Patents on Computer Science, 1, pp 1-8, 2008.
- [29]: M. S. Obadait. Phonocardiogram signal analysis: techniques and performance comparison, Journal of Medical Engineering & technology, 17 (6), pp 221-227, November-December 1993.
- [30]: L.Khadra, M.Matalgah and B.El-Asir. The wavelet transform an its applications to Phonocardiogram signal: Med.inform , 16(3) , pp 271-277. 1991.
- [31]: Obaidat.M.S and Matalgah.M.M. Performance of the Short Time Fourier Transform and Wavelet Transform to Phonocardiogram signal analysis: proceeding of the ACM 1992 Symposium an Applied computing, March, pp 856-862.
- [32]: P.M. Bentley, P.M. Grant and J.T.McDonnal. Time-Frequency and Time-scale Techniques for the classification of Native and Bioprosthetic Heart valves sounds. IEEE Transactions on Biomedical Engineering. 45(1), pp 125-128, 1998.

- [33]: T.S Leung, P.R White, J .Cook, W.B .Collis, E. Brown and A.P. Salmon. Analyse of the second heart sound for diagnosis of Paediatric heart diseases. IEE proc.sci.meas.Technolol; 145, pp 285-290. 1998.
- [34]: A. Leatham. Auscultation and phonocardiography: A personal view of the past 40 years. Britis .heart.Journal .pp 57-397. 1973.
- [35]:Y.M Akay, M.Akay, W.Welkowitz and J.Kotis. Non-invasive Detection of Coronary Artery Disease.IEEE Engineering in Medicine and Biology. pp 761-764. 1994.
- [36]:S.M.Debbal and F.Bereksi-Reguig. Frequency analysis of the heartbeat sounds, Biomedical Soft Computing and Human Sciences, 13(1), pp 85-90, 2008.
- [37] : S.M Debbal. Analyse du signal phono cardiogramme par application des transformée d'ondelettes, thèse doctorat, juillet 2004.
- [38]: T .Omari and S.M Debbal. Etude de degré de sévérité pathologique des sténoses aortiques, thèse de magister, Université de Tlemcen, pp 51, 2009.
- [39]:<http://www.cardiosource.com/heartsounds>.
- [40]: American college of cardiology.[<http://www.Egeneral medical.com>].
- [41]: Heart Sounds and Murmurs.[<http://www.dundee.ac.uk/medther/Cardiology/hsmur.html>].
- [42]: J.Talha, HA.Ahmad and AK.Shoab. Classification of Phonocardiogram using an Adaptive Fuzzy Inference System .Proceedings of International Conference on Image Processing, Computer Vision (IPCV), Monte Carlo Resort, LasVegas, Nevada, USA, July , pp 609-614,2009.
- [43]:F. Meziani, S. M. Debbal, and A. Atbi. Analyse du Degré de Sévérité Pathologique de La sténose aortiques(AS) par Application de La transformée en Ondelettes Continue (TOC), a l'occasion de : International Conférence on MultiMedia Information Proccession :



- [44]:F. Meziani, S. M. Debbal, and A. Atbi. Analysis of the pathological severity degree of aortic stenosis (AS) and mitral stenosis (MS) using the discrete wavelet transform (DWT), *Journal of Medical Engineering & Technology*, 37(1): 61–74, 2013.
- [45] :Y.Bentaleb. Analyse par ondelettes des signaux sismiques : applications aux ondes de surface, thèse de doctorat, Université de Mohamed. V-Rabat, Maroc, p 23-51, 2007.
- [46]:L. Cohen. Time-frequency distributions - a review.*Proceedings of the IEEE*, 77(7), pp 941-979, 1989.
- [47]: F. Meziani, S. M. Debbal, and A. Atbi. Analysis of phonocardiogram signals using wavelet transform, *Journal of Medical Engineering & Technology*, 36(5-6): 283–302, 2012.
- [48]: S M Debbal and F. Bereksi Reguig.Heart beat Sound Analysis with the wavelet Transform, *Journal of Mechanics in Medicine and Biology (JMMB)*; 4(2). pp 133-141, 2004.
- [49]:A. K. Abbas, R. Bassam. *Phonocardiography Signal Processing*, Morgan and Claypool, 2009.

# *Chapitre. V*

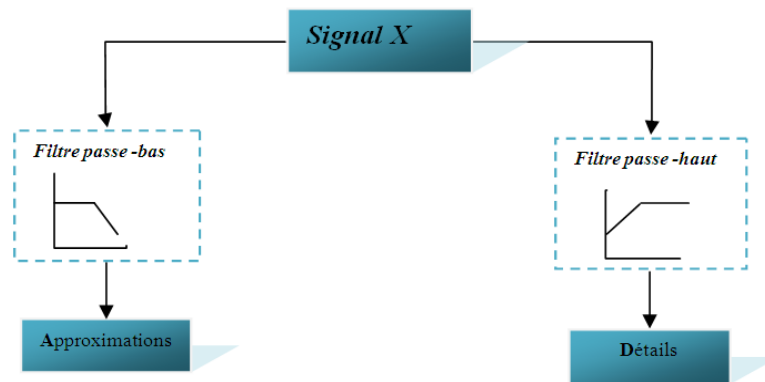
# *Analyse du degré de sévérité pathologique des signaux phono cardiogrammes par application de la transformée en ondelette discrète(T.O.D)*

## **I. Introduction**

Dans des domaines d'application très différents, la décomposition en ondelettes est utilisée à des fins de détection des transitoires [1-5]. Elle a été utilisée dans les domaines de détection des contours des images [6], dans la compression des signaux et des images [7], le traitement de la parole [8], dans des applications biomédicales comme la détection du **QRS** de l'électrocardiogramme (**ECG**) [9], l'analyse du signal électroencéphalogramme (**EEG**) [10] [11], du signal électromyogramme (**EMG**) [12] [13] et du signal phono cardiogramme (**PCG**) [14-19].

Les paramètres déterminés par l'application de la transformée d'ondelettes continue (**T.O.C**) dans l'analyse des signaux phono cardiogrammes (**PCG**) nous a permis d'analyser et d'estimer leur degré de sévérité pathologique [**chapitre .IV**]. La version discrète d'ondelettes (**T.O.D**) par contre peut être utilisée en tant qu'élément de filtrage permettant une séparation de différentes composantes constituant le signal **PCG**. [**Figure.5.1**]

La **T.O.D** est la plus parcimonieuse (par exploitation du nombre de coefficients d'ondelette exactement nécessaire), mais n'est envisageable qu'à la condition que les ondelettes soient orthogonales.



**Fig.5.1: Décomposition du signal X en approximations et détails.**

Si l'ondelette de **Molet** apparaît plus convenable dans l'analyse des signaux **PCGs** lors de l'utilisation de la **T.O.C**, par contre l'ondelette de **Daubechies** est beaucoup plus utilisée avec l'application de la version discrète (**T.O.D**) dans l'analyse des signaux **PCGs** [20-28].

Dans ce sens et afin de confirmer le choix de ce type d'ondelette ( **Daubechies** ) et répondre au choix délicat de son ordre, S.M.Debbal et F.Bereksi-Reguig [29], font appliquer un certain nombre d'ondelettes orthogonales et bi-orthogonales dans l'analyse du signal **PCG** d'un sujet sain (signal considéré comme signal de base) et à chaque fois font mesurer la valeur de l'écart moyen (en valeur absolue) entre le signal original et le signal de synthèse obtenu par reconstruction par utilisation de l'analyse multi résolution. Cette étude montre que les ondelettes de Daubechies du septième niveau (**db7**) est la plus appropriée pour analyser les signaux **PCGs** puisqu'elle présente la plus faible erreur de reconstruction. Ainsi les oscillations de cette ondelette, dans son allure, se rapproche même de la morphologie des bruits cardiaques ce qui est aussi un indice non négligeable.

La discrétisation par application d'ondelettes montre que le sixième niveau d'approximation (**a6**), permet un bon filtrage du souffle, aussi une apparition claire des quatre composantes internes du bruit **B1** dont les deux principales (**M1** et **T1**) et les deux composantes principales du bruit **B2** (**A2** et **P2**) [30]. La même constatation faite dans [25-27].

Par utilisation de la même ondelette analysante, Messer et al [31] ont constaté que le 10<sup>ème</sup> niveau de décomposition est le plus convenable pour débruiter des signaux **PCGs** échantillonnés par **44,1Khz**, de plus, ils ont prouvé que le seuillage universel doux donne des résultats très satisfaisants. Par contre, O. Tahar [32] a montré que le 5<sup>ème</sup> niveau de décomposition est le plus convenable pour débruiter des signaux **PCGs** échantillonnés par **8Khz** avec un seuillage universel doux.

À partir d'une discrétisation par application d'ondelettes plusieurs paramètres peuvent être déterminés tels que : L'erreur de reconstruction calculée entre le signal original et le signal de synthèse (**a6**) [31-33] , la variation moyenne des coefficients des détails **Md** [34], l'écart type  $\sigma$  (**A**) [24] [31] [35] ainsi la variance et la valeur absolue de la moyenne du sixième niveau de détail (**d6**): « **Var** et **Mean** » [24]. Or leurs variations montrent une proportionnalité relative avec l'importance du souffle surajouté.

Le but de ce chapitre est d'analyser le degré de sévérité pathologique des signaux **PCGs** par le biais de certains paramètres obtenus à partir de l'utilisation de la **T.O.D** tels que :

1. Rapport approximation-signal (**RAS**),
2. Coefficient de corrélation entre le signal de synthèse et le signal original (**C<sub>c</sub>**).
3. Entropie moyenne des coefficients d'approximations (**ECA**).
4. Variation de la moyenne de la variation des coefficients des détails (**Md**).
5. Erreur de reconstruction (  $\epsilon_{ermoy}$ ).
6. Ecart type (**Std**).
7. Valeur absolu de la moyenne (**Mean**).

Ces paramètres sont les plus envisageables non seulement pour la distinction entre les souffles systoliques et diastoliques mais aussi pour la différenciation entre le degré de sévérité pour la même pathologie étudiée.

## II. Analyse des signaux phono cardiogrammes (PCGs) par l'application de la T.O.D

Le principe de la décomposition d'ondelette discrète (**T.O.D**) peut être représenté sous la forme d'un arbre binaire suivante:

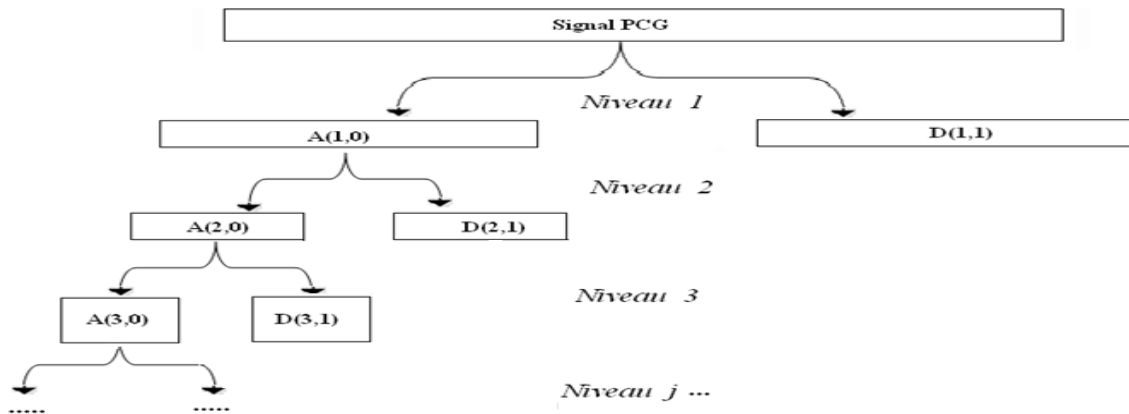


Figure.5.2: Arbre de la décomposition en ondelettes discrètes.

La décomposition **T.O.D** est appliquée sur trois groupes distincts des signaux **PCGs** :

- 1<sup>er</sup> groupe : Les signaux ayant une morphologie similaire à celle du signal **PCG** normal ;
- 2<sup>ème</sup> groupe : Les signaux à souffle réduit:click ;
- 3<sup>ème</sup> groupe : Les signaux à souffle.

La **Figure.5.3.a**, représente une décomposition **T.O.D** par l'utilisation d'ondelette **Daubechies** du septième ordre (**db7**) d'un signal **PCG** normal sur six niveaux : un sixième niveau d'approximation **a6** et six niveaux de détail **d1** à **d6**.

Le spectre de fréquences de premier bruit cardiaque **B1** est généralement dominant dans la gamme **[10 :200] Hz** tandis que le deuxième bruit cardiaque **B2** dans la gamme **[50 :300] Hz** [16].

La fréquence d'échantillonnage est de **8kHz** [31] [36] [37]. L'approximation **a6** et les détails : **d1** à **d6** correspondent aux différentes bandes fréquentielles obtenues à partir d'une décomposition **T.O.D**.

Le 6<sup>ème</sup> niveau d'approximation (**a6**), correspond à une bande fréquentielle de **[0 -125] Hz**.

Le 1<sup>ème</sup> niveau de détail (**d1**) correspond à **[4 :8] KHz**, le 2<sup>ème</sup> niveau (**d2**) correspond à **[2 :4] KHz**, le 3<sup>ème</sup> niveau (**d3**) correspond à **[1 :2] KHz**, le 4<sup>ème</sup> niveau (**d4**) correspond à **[0.5 :1] KHz**, le 5<sup>ème</sup> niveau (**d5**) correspond à **[250 :500] Hz**, tandis que sixième niveau de détail (**d6**) correspond à **[125 :250] Hz**.

À partir de cette décomposition nous pouvons identifier facilement la composante fréquentielle correspondante du premier et du deuxième bruit cardiaque (**B1, B2**).

### **1. Analyse par T.O.D des signaux PCGs ayant une morphologie similaire à celle du signal PCG normal**

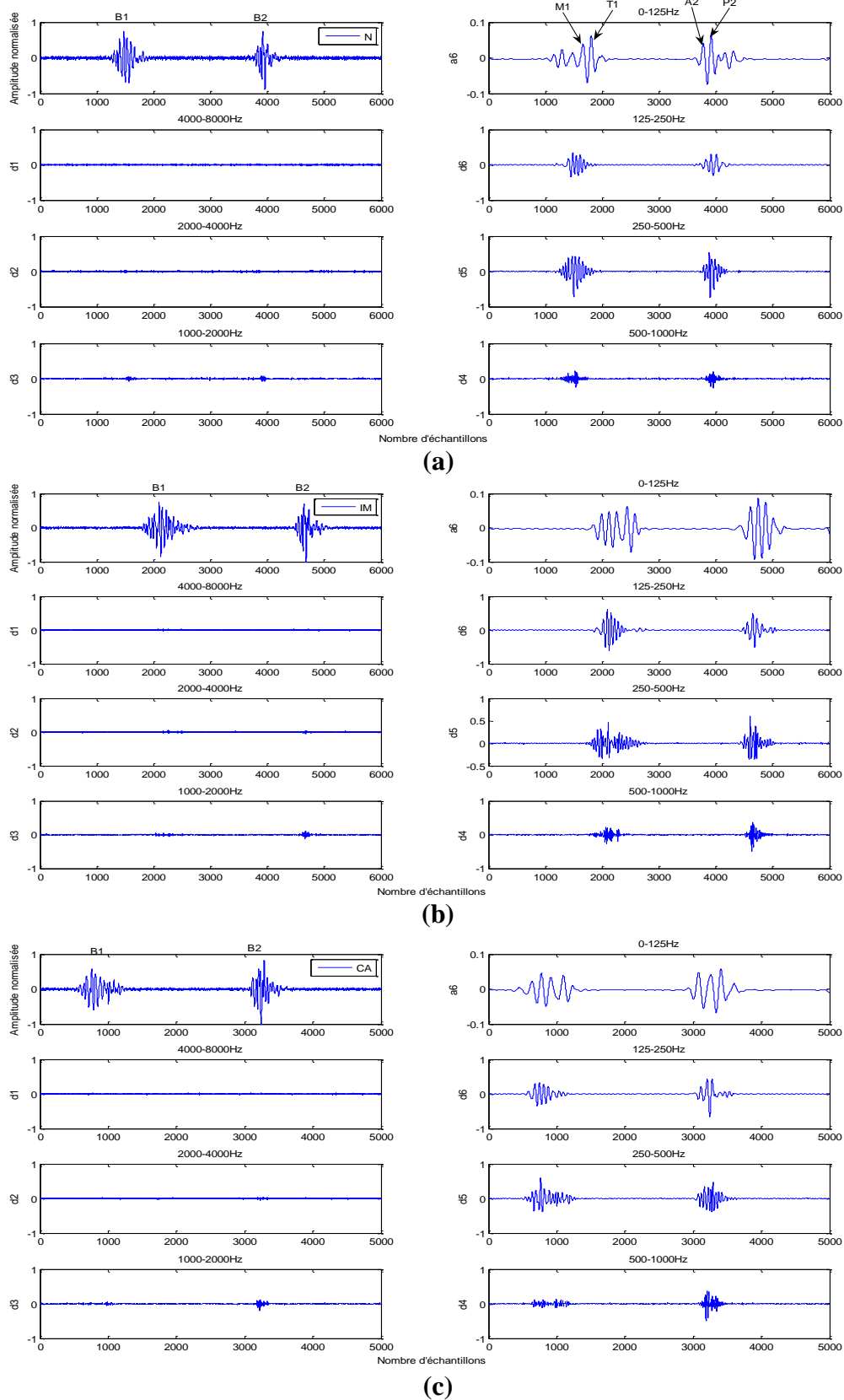
Le résultat de l'application de la décomposition en ondelettes discrètes (**T.O.D**) sur trois différents signaux **PCGs** : cas normal (**N**), l'insuffisance mitrale (**IM**) et la coarctation aortique (**CA**), et qui est illustré par: **Figure.5.3**, montre que :

- ❖ Les bruits cardiaques : **B1** et **B2** sont clairement dominants dans les gammes fréquentielles : **[0 :125] Hz** et **[125 :250] Hz**.

- ❖ L'approximation **a6** fait apparaître clairement les deux composantes principales du bruit **B1** (**M1** et **T1**) et du bruit **B2** (**A2** et **P2**) pour les cas normal(**N**), ainsi ce niveau souligne mieux les différences entre ces deux bruits (**B1, B2**) avec ceux du cas pathologiques (d'insuffisance mitral (**IM**) et la coarctation de l'aorte(**CA**) :le bruit **B1** fait apparaître trois à quatre composantes principales et le bruit **B2** fait apparaître trois composantes).

- ❖ Les détails **d1** à **d2** par contre fournissent les variations haute fréquence(**HF**) de la ligne de base du signal originale.

- ❖ Le détail **d3** montre que le bruit **B2** est plus fréquentiel que le bruit **B1**.



**Figure.5.3:Analyse par la transformée en ondelettes discrète des signaux ayant une morphologie similaire à celle du signal PCG normal.**

**(a) : Normal (N) ;(b) : Insuffisance mitrale(IM) ; (c) : Coarctation aortique (CA).**

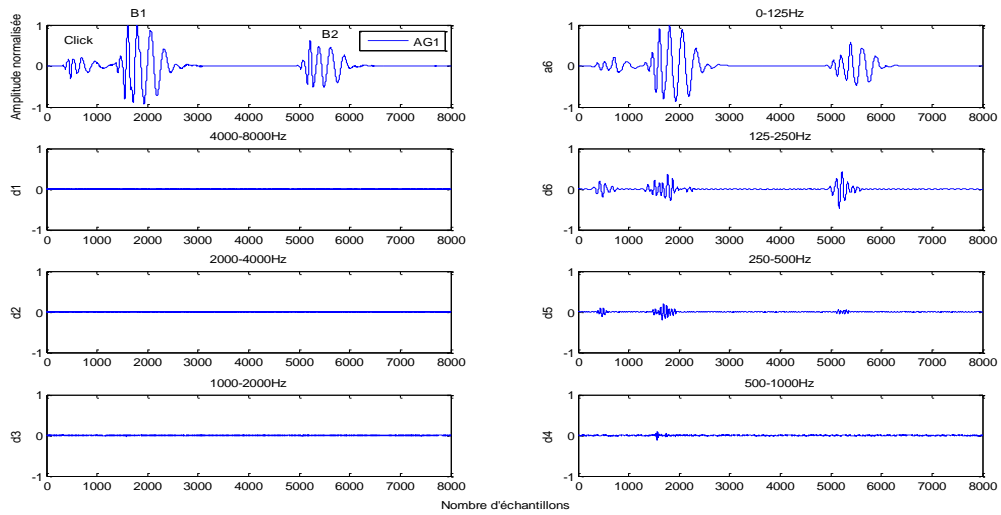


## 2. Analyse des signaux à souffle réduit: click

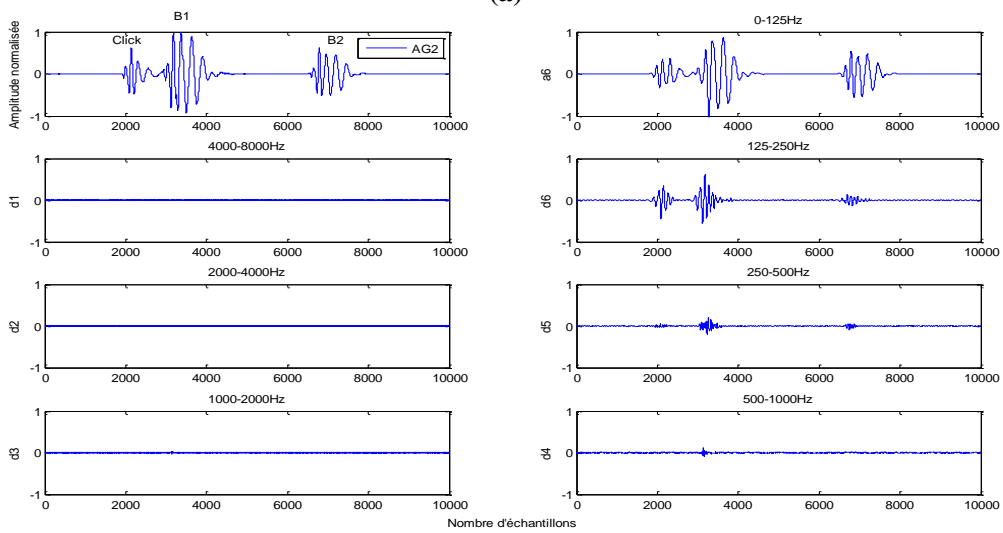
La **Figure.5.4**, montre trois cas des signaux **PCGs** à click : ‘Atrial de Gallop’ (**AG1**, **AG2** et **AG3**), dans laquelle les composantes hautes fréquences apparaissent clairement dans les niveaux : **d6** et **d5** due à une pathologie dans le signal.

Ces composantes fréquentielles sont générées dans la gamme : **[125 :250] Hz**. Les bruits cardiaques **B1** et **B2** et le click sont représentés clairement au niveau **d6**. Au niveau **a6** les composantes principales des bruits sont nettement visible où le premier bruit présente une amplitude supérieure à celle du deuxième bruit cardiaque, ainsi qu’une atténuation dans l’amplitude du click. La composante fréquentielle du click est éliminé au niveau de **d4** dans la gamme : **[0.5 :1] kHz** pour les deux cas léger: **AG1** et **AG2**, cependant elle est éliminée au niveau **d3** dans la gamme : **[1 :2] kHz** pour le cas modéré.

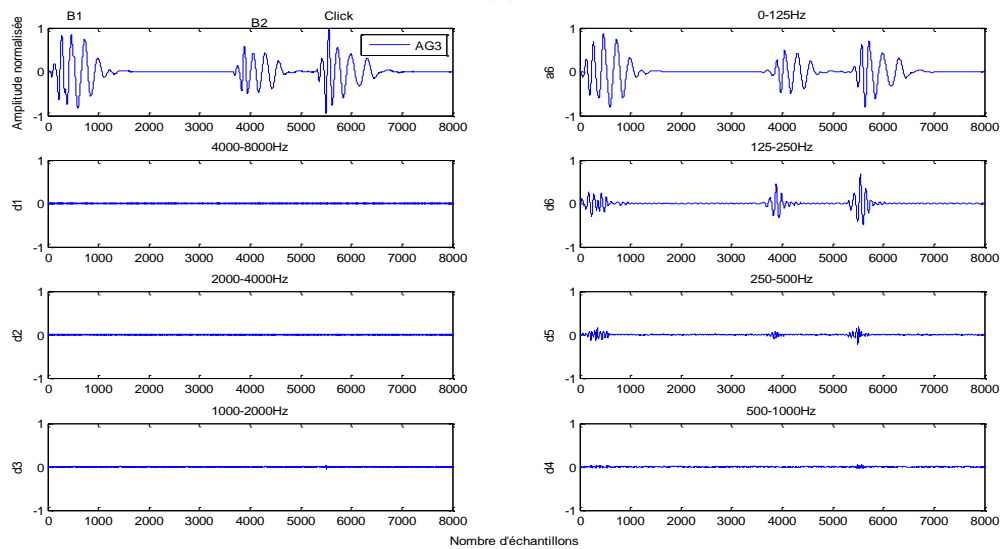
Les niveaux **d1**, **d2** et **d3** sont dénués de toute information ce qui n’est pas le cas des niveaux **d4**, **d5** et **d6** qui montrant ainsi un caractère haute fréquence (**HF**) beaucoup plus que basse fréquence (**BF**) concernant ce type des signaux.



(a)



(b)



(c)

**Figure.5.4:Analyse par la transformée en ondelettes discrète des signaux PCG à click : ‘Atrial de Gallop’.**

### 3. Analyse des signaux à souffles

Cette analyse va concerner deux cas pathologiques :

- La sténose aortique (**AS**).
- La sténose mitrale (**MS**).

#### 3.1 La sténose aortique

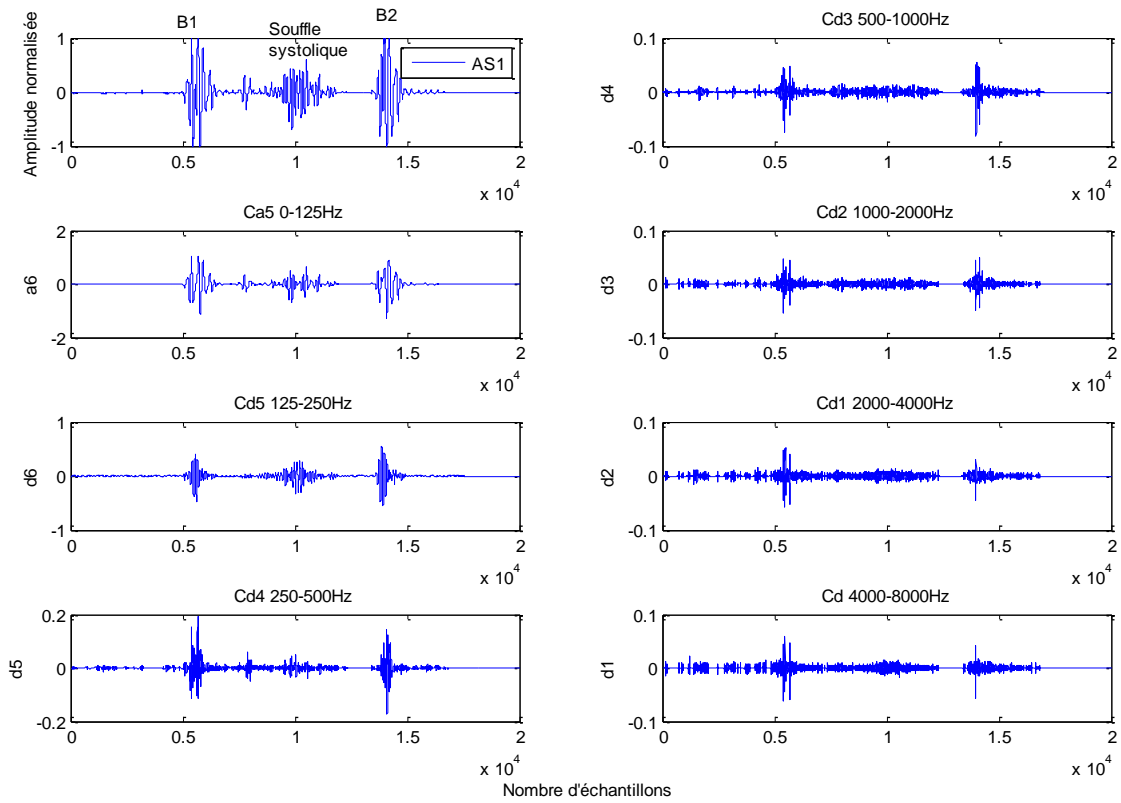
La **Figure.5.5**, montre deux cas de sténose aortique à souffle léger (**AS1** et **AS2**), dans lesquelles les composantes hautes fréquences qui sont générées à cause de la sténose aortique et qui est due à l'ouverture incorrecte de la valve aortique [16], apparaissent dans le niveau **d6** (dans la gamme : [125 : 250] Hz) pour le premier cas et dans le niveau **d5** (dans la gamme : [250 :500] Hz) pour le deuxième cas.

Les bruits cardiaques **B1** et **B2** sont représentés clairement au niveau **d6** et **d5**. Au niveau **a6** le souffle systolique du premier cas (**AS1**) est complètement filtré cependant il est réduit dans le second cas (**AS2**).

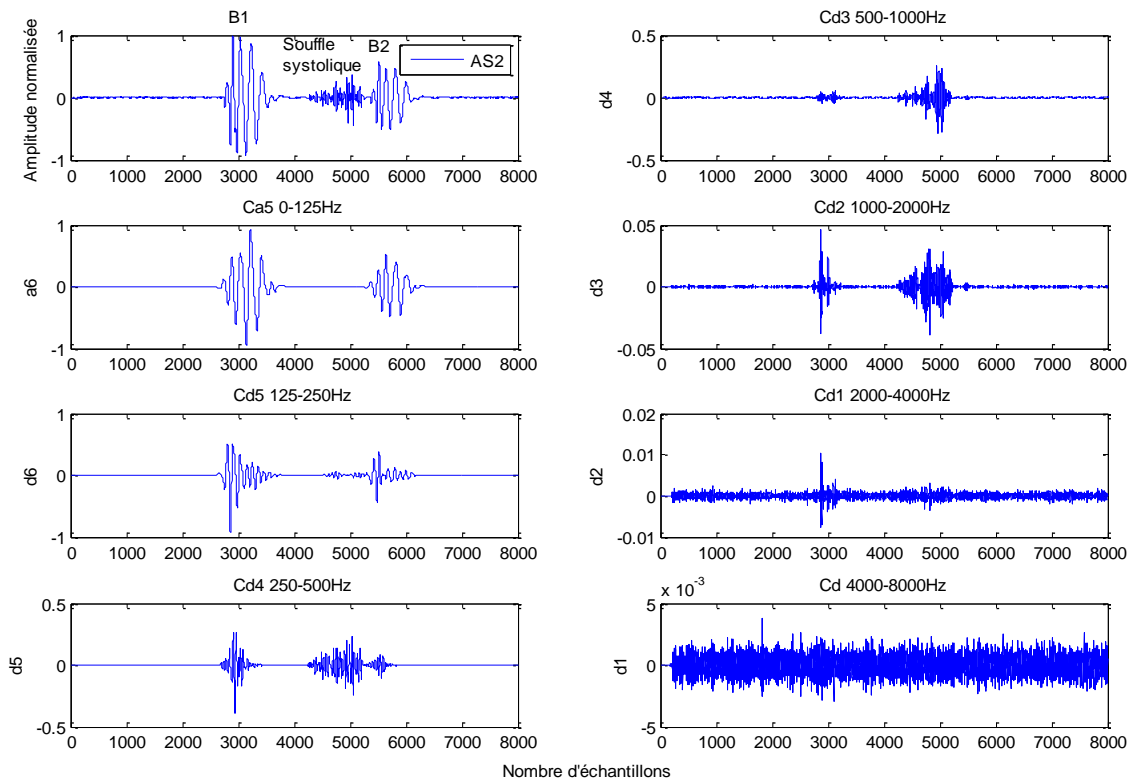
La **Figure.5.6** et **Figure.5.7**, montre trois cas des sténoses aortiques à souffle sévère [**Figure.5.6**] et un cas d'une sténose aortique à souffle modéré [**Figure.5.7**] dans lesquels les deux bruits sont affectés en raison de la génération des composantes hautes fréquences (**HF**).

Avec un contenu fréquentiel important par rapport à celui des sténoses aortiques légères, les composantes hautes fréquences sont clairement visibles au niveau **d5** et **d6**. Elles sont générées en raison de la sténose aortique dans la bande : [125 :250] Hz (**d6**) pour le troisième cas (**AS3**) et dans la bande : [250 :500] Hz (**d5**) pour le quatrième, le cinquième et le sixième cas (**AS4**, **AS5** et **AS6**).

Les bruits cardiaques sont visibles au niveau **a6**, leur amplitude est aussi affectée, comparés aux bruits cardiaques d'un cas normal. Le souffle systolique des cas : **AS4**, **AS5** et **AS6** est complètement filtré, cependant il est réduit dans le troisième cas (**AS3**).

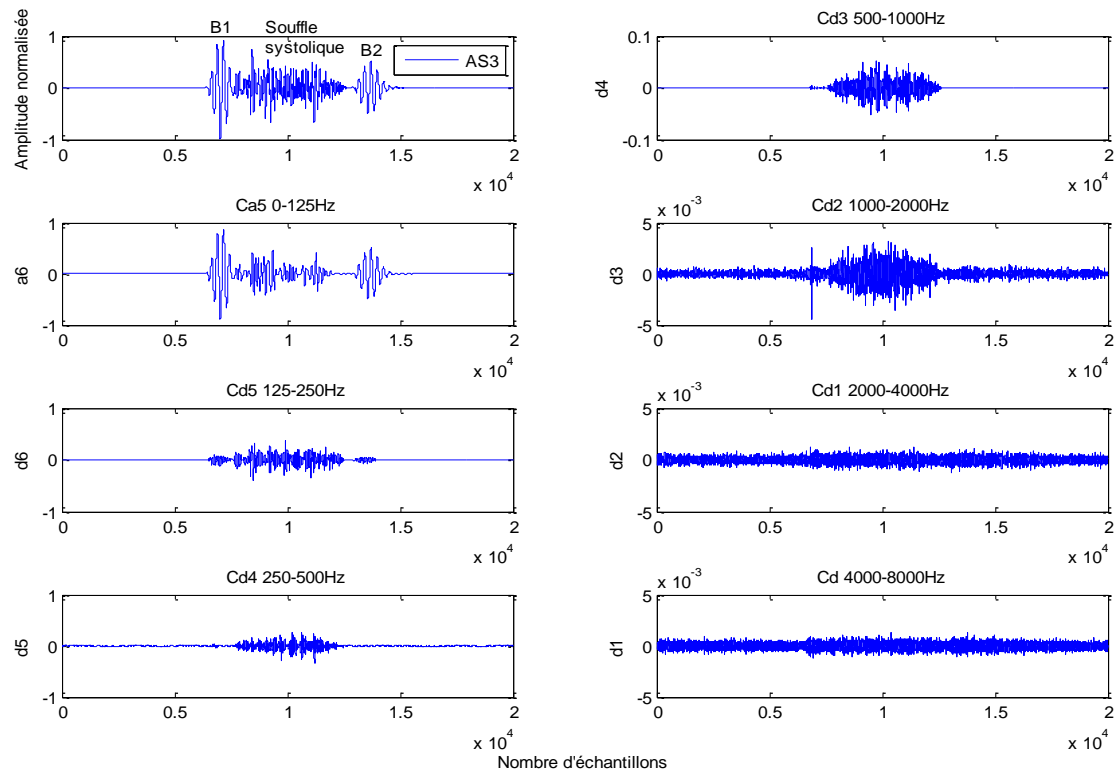


(a)

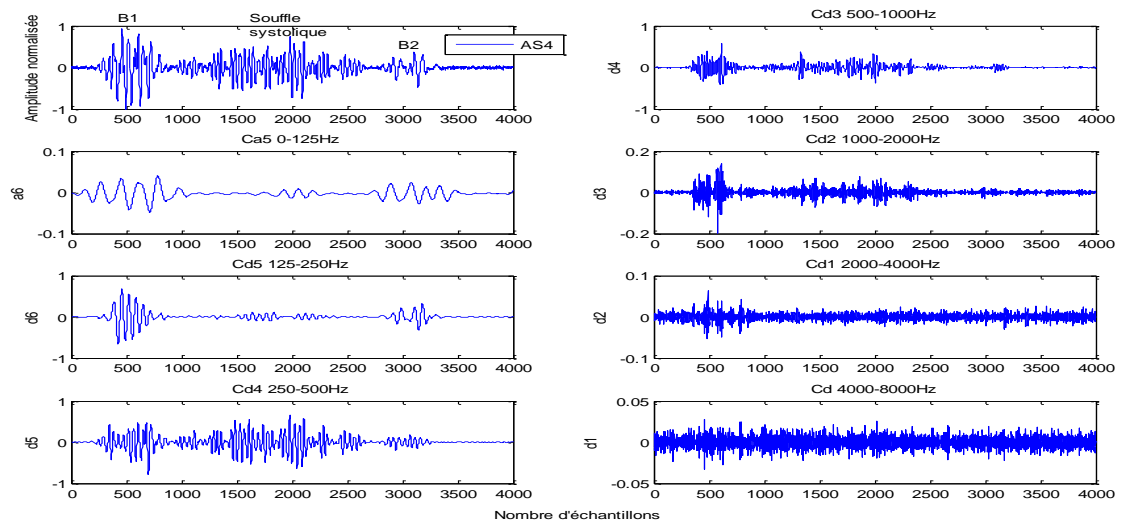


(b)

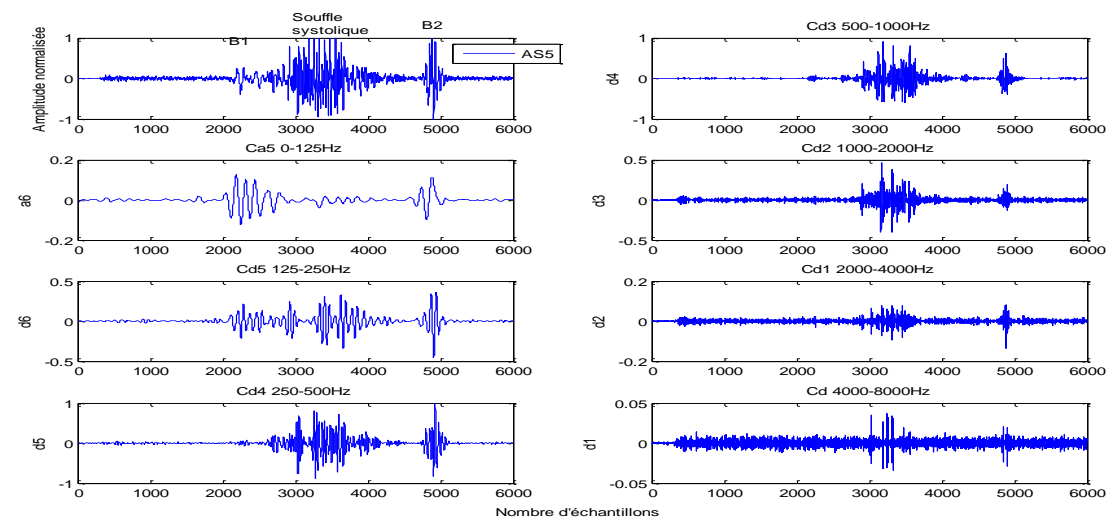
**Figure.5.5:Analyse par la transformée en ondelettes discrète des sténoses aortique à souffle léger « AS1 et AS2 ».**



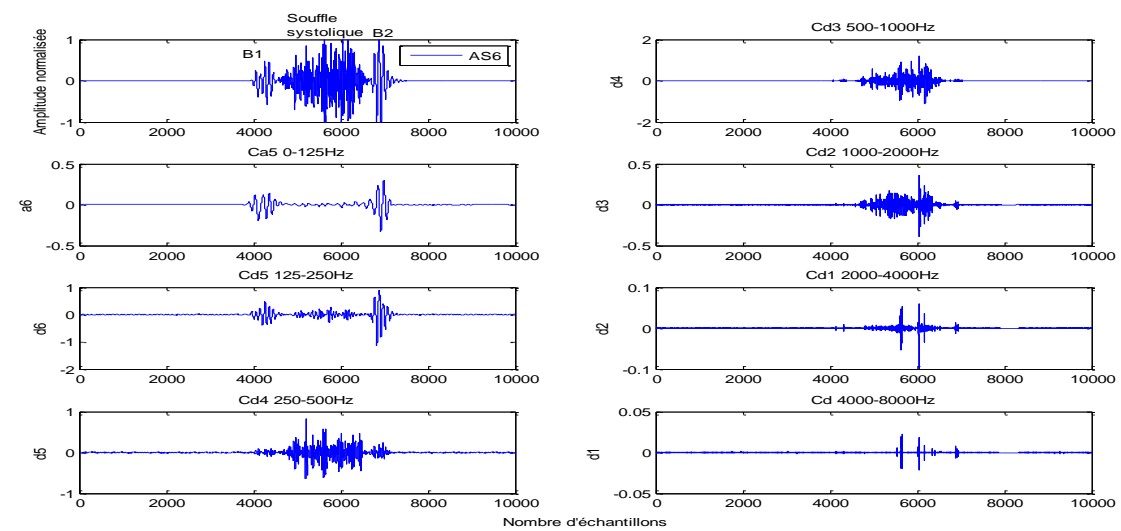
**Figure.5.6:Analyse par la transformée en ondelettes discrète des sténoses aortique à souffle modéré « AS3 ».**



(a)



(b)



(c)

Figure.5.7:Analyse par la transformée en ondelettes discrète des sténoses aortique à souffle sévère « AS4, AS5 et AS6 ».

### 3.2 La sténose mitrale

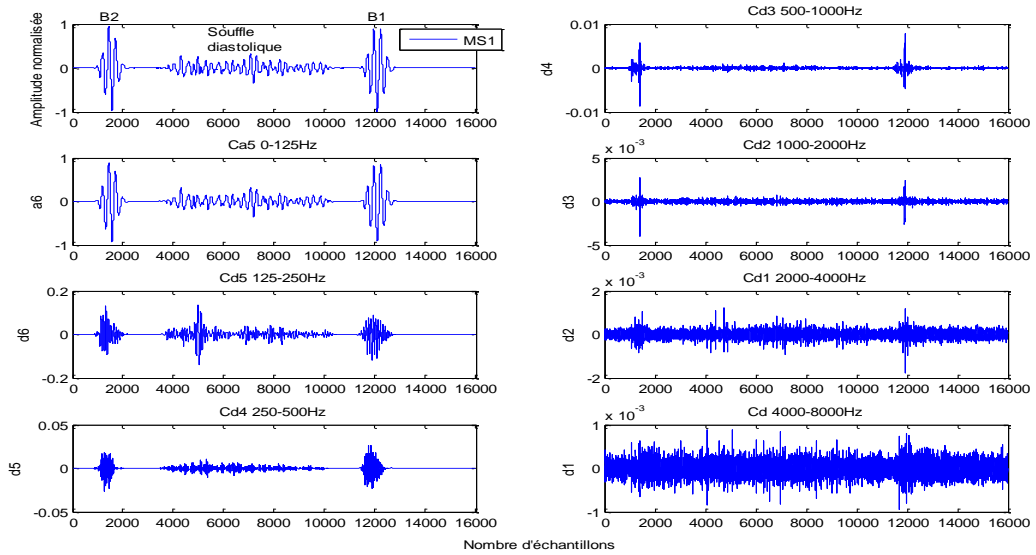
La **Figure.5.8**, représente trois cas de sténoses mitrales à souffle léger: **MS1**, **MS2** et **MS3**.

Les bruits cardiaques sont représentés clairement dans le niveau (**d6**) et (**a6**). Les composantes hautes fréquences (**HF**) qui dues à l'ouverture incorrecte de la valve mitrale, sont visibles au niveau **d5** dans la bande : **[250 :500] Hz** et au niveau **d6** dans la bande : **[125 :250] Hz**. Les détails **d1** à **d2** fournissent les variations haute fréquence(**HF**) de la ligne de base du signal **PCG**.

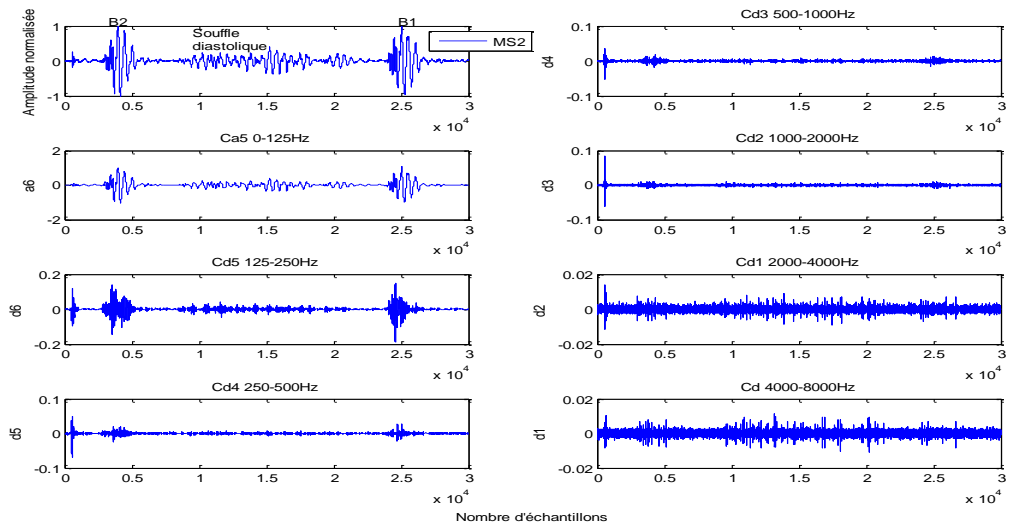
La **Figure.5.9**, montre trois cas à souffle modéré des sténoses mitrales dans lequel le souffle présente un contenu fréquentiel important par rapport à celui des sténoses à souffle léger.

Le premier bruit **B1** présente un contenu fréquence plus important par rapport à celui du deuxième bruit **B2**. Les composantes hautes fréquences sont visibles au niveau **d5** et **d6**. Au niveau **a6**, la composante fréquentielle du click est complètement éliminée.

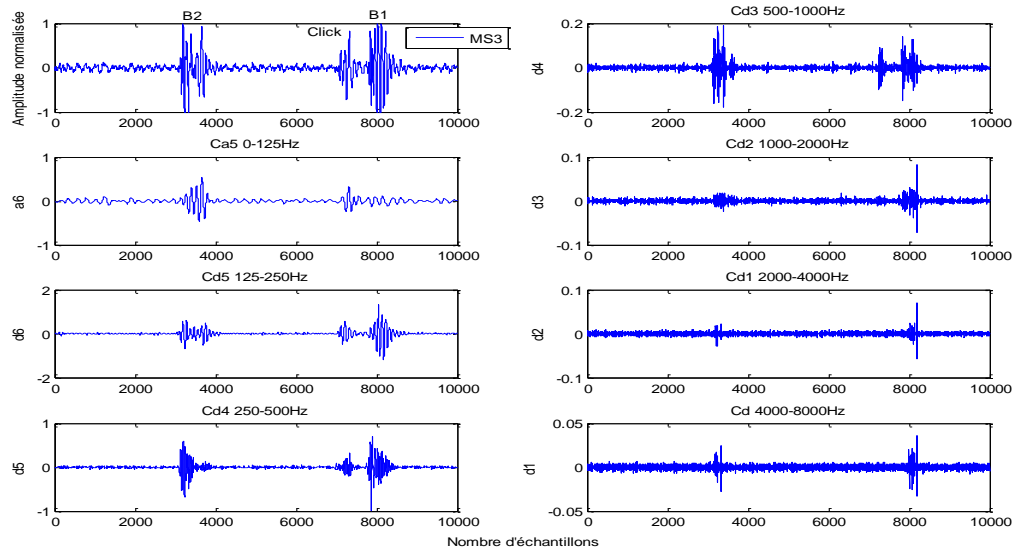
Les niveaux **d1**, **d2**, **d3** et **d4** du quatrième et sixième cas (**MS4** et **MS6**) sont dénués de toute information haute fréquence(**HF**) ce qui n'est pas le cas pour le **MS5**.



(a)



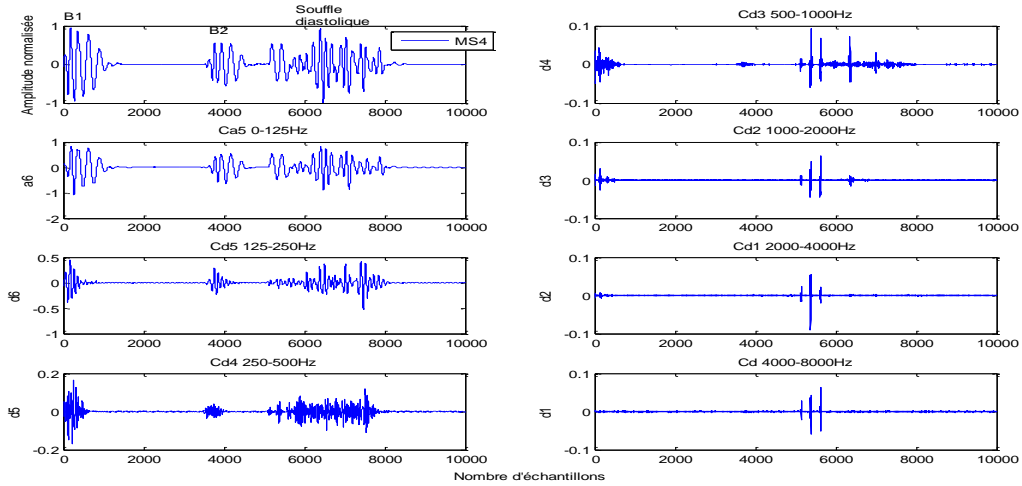
(b)



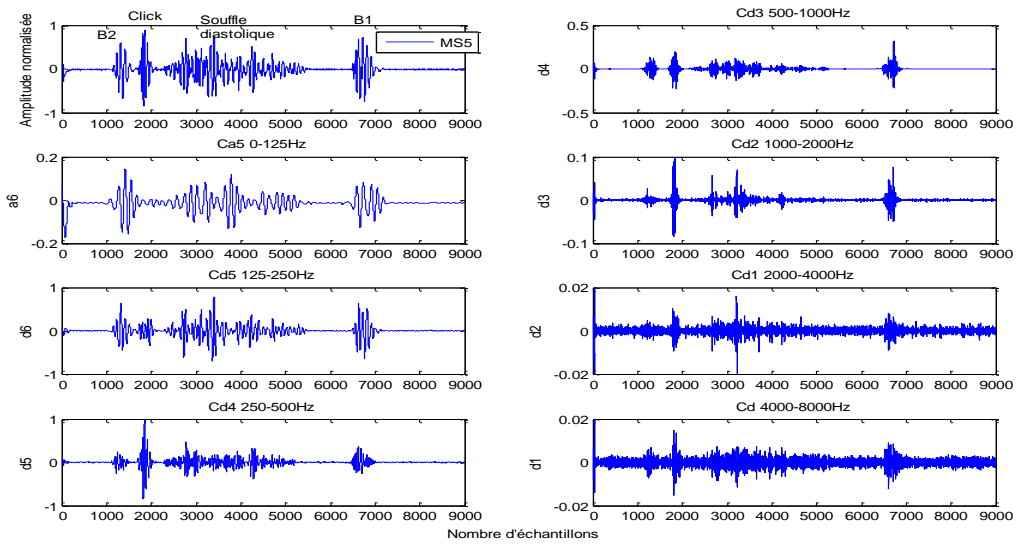
(c)

Figure.5.8:Analyse par la transformée en ondelettes discrète des sténoses mitrales à souffle léger « MS1, MS2 et MS3 ».

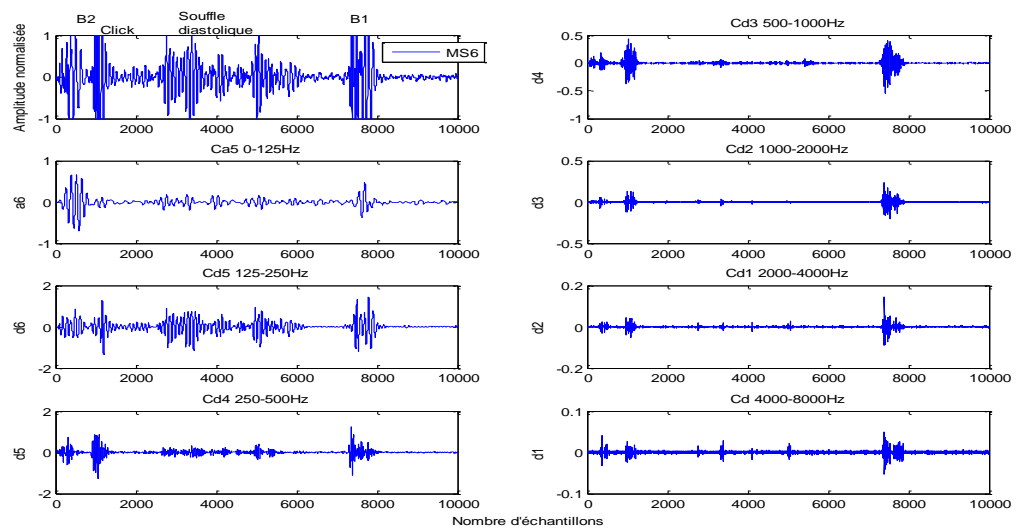




(a)



(b)



(c)

Figure.5.9: Analyse par la transformée en ondelettes discrète des sténoses mitrales à souffle modéré « MS4, MS5 et AS6 ».

La même analyse et les mêmes remarques faites ici pour les autres cas étudiés.

De là-haut résultat expérimental de la **T.O.D**, on peut conclure que:

✓ L'approximation **a6** montre clairement les composantes principales de bruit **B1** (**M1** et **T1**) et bruit **B2** (**A2** et **P2**). Par conséquent, elle est considérée comme le niveau approprié qui peut donner une reconstitution exacte du signal original. **[Figure.5.3.a]**

✓ Pour le cas normal, les bruits cardiaque sont représentés dans la bande fréquentielle normale de **[0 :125] Hz** et **[125 :250] Hz** (parfois si la présence du signal au-dessus de **125Hz**).

✓ Pour le cas pathologique, le bruit et la composante haute fréquence (**HF**) qui due à une anomalie, sont éliminés dans une bande fréquentielle plus élevée, comme indiqué dans les résultats de l'application de la **T.O.D**. **[16]**

*Donc plus le signal présente une sévérité pathologique accentuée plus le filtrage du souffle nécessite un niveau inférieur correspond a une haute gamme fréquentielle (HF).*

L'analyse des signaux pathologiques par application de la transformée en ondelettes discrète (**T.O.D**) peut faire apparaître des dissimilitudes plus ou moins importantes selon la sévérité pathologique ou bien de l'existence des souffles ou clicks.

### **III. Paramètres d'analyse des signaux phono cardiogrammes**

Le but de ce paragraphe c'est d'établir un certain nombre de paramètres susceptibles de faire ressortir facilement et de façon très visibles pouvant aider à déceler toute variation du signal **PCG** analysé par rapport au signal **PCG** normal pris comme référence.**[29]**

✚ Premier paramètre d'analyse : « **le Rapport Approximation-Signal : RAS** ».

L'application de la transformée en ondelettes discrètes (**T.O.D**) sur les différents signaux **PCGs**, montre que le **6<sup>ème</sup>** niveau d'approximation (**a6**) apparaît comme le meilleur niveau qui peut donner une reconstruction exacte du signal original (en respectant les

particularités du signal normal : les deux composantes principales du bruit **B1 (M1, T1)** et celles du bruit **B2 (A2 et P2)**), Dans ce sens, il est donc considéré comme étant un signal de synthèse (**a6**).

Un **Rapport Approximation-Signal : RAS**, calculé entre le signal de synthèse (**a6**) et le signal original peut être utilisé comme un paramètre pour apprécier le degré de sévérité pathologique. Il est donné par l'équation suivante :

$$\mathbf{RAS} = \sum_{i=1}^N \frac{|\mathbf{S}_r(i)|}{|\mathbf{S}_o(i)|} \quad (5.1)$$

Avec :

$\mathbf{S}_r$ =Signal de synthèse :**a6**.

$\mathbf{S}_o$ =signal original.

La propriété de ce rapport, montre qu'un signal typique (un cas normal) donne un **RAS**  $\approx 1$ , la diminution de ce dernier (**RAS**  $< 1$ ) indique une augmentation de la sévérité. [38]

Afin de distinguer la différence existant entre les différents signaux **PCGs** et par suite d'estimer l'évolution de leurs sévérité pathologique, des histogrammes de la variation de l'inverse du **Rapport Approximation-Signal** :  $\frac{1}{\mathbf{RAS}}$  en fonction de différents signaux **PCGs** donnée par le tableau ci-dessous [**Tab. V.1**], seront tracés. Ainsi une comparaison entre les différents signaux sera effectuée.

❖ La Figure. 5.10. (a), représente la variation de l'inverse du **Rapport Approximation-Signal**:  $\frac{1}{\mathbf{RAS}}$  pour les signaux du premier groupe qui n'ont pas de souffles surajoutés. Ici le cas N, présente la valeur la plus petite ( $\sim 2$ ), que celle des autres cas. Le cas IM aussi possède une valeur moins importante, proche du cas N, mais elle est inférieure à celle du cas CA qui a une valeur tend vers les 10.

Cette variation montre que plus le signal présent une sévérité accentuée plus l'inverse du rapport tend vers une valeur importante. Ces résultats confirment bien ce qui a été trouvé

dans le chapitre précédent [chapitre. IV], et en conséquence le cas IM est moins sévère que le cas CA.

❖ La variation de  $\frac{1}{RAS}$  de trois différents types des signaux **PCGs** à click : Atrial de Gallop (**AG**), Open Snap (**OS**) et Sommutations de Gallop (**SG**) est représentée par les figures : **Figure. 5.10. (b, c et d)**.

✓ Pour le premier type : Atrial de Gallop (**AG**), la variation de l'inverse du Rapport Approximation-Signal, montre que plus signal présente une légère sévérité plus sa valeur est moins importante ; c'est le cas du premier et du deuxième cas à click léger : **AG1** et **AG2**. Ainsi l'augmentation de ce rapport est proportionnelle à l'importance énergétique du click et par suite à la sévérité pathologique spécifiée par le rapport énergétique (**RE**). [**Figure. 5.10. b**]

✓ La même analyse et la même remarque se fait ici pour le deuxième et le troisième type : Open Snap (**OS**) et Sommutations de Gallop (**SG**). [**Figure. 5.10. (c et d)**]

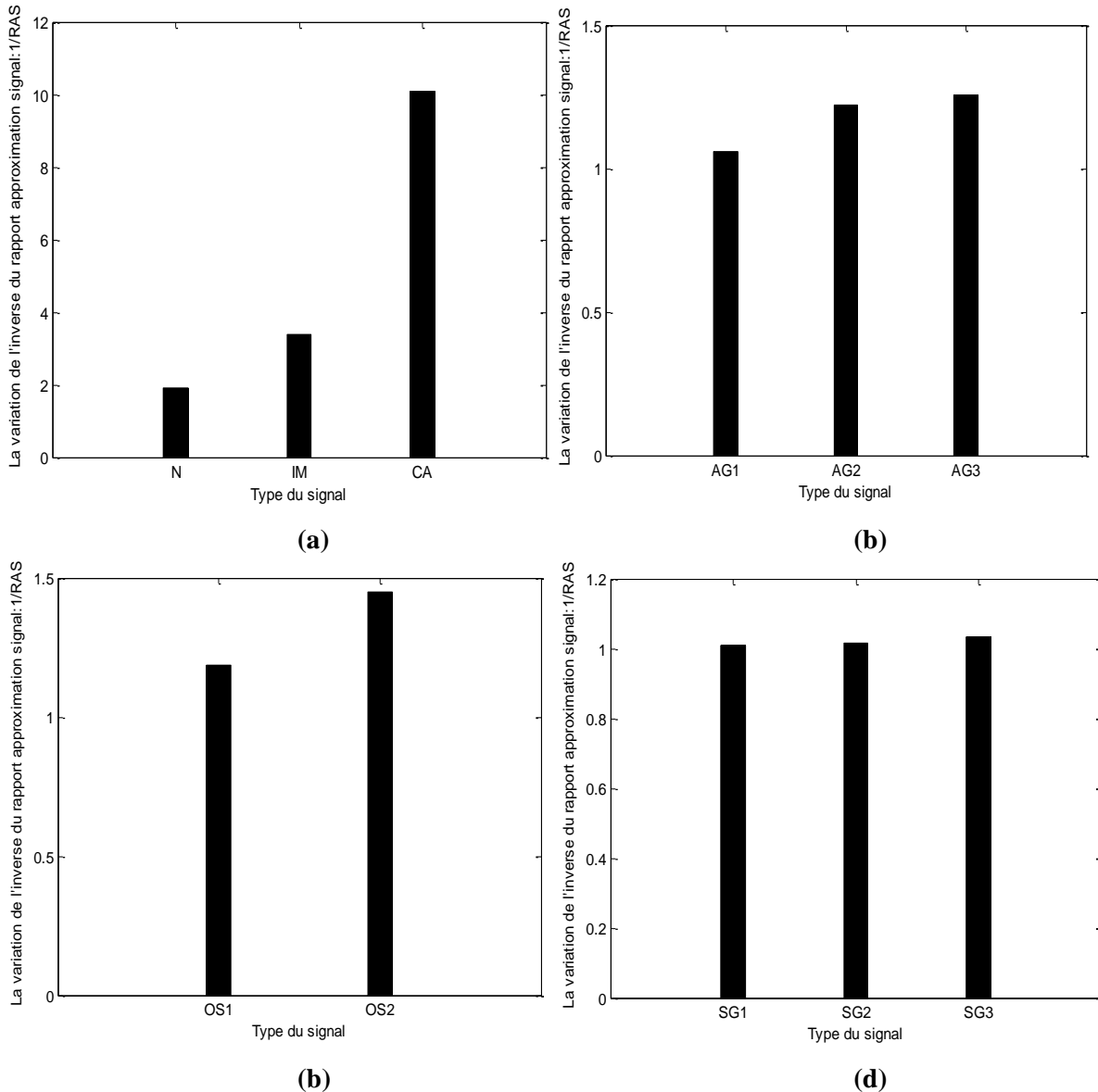
❖ Le résultat d'analyse des signaux à souffle important représenté par la Figure 5.11. (a, b et c), désignent qu'il existe une bonne corrélation entre l'importance de la sévérité et l'augmentation du rapport ( $\frac{1}{RAS}$ ).

❖ pour les signaux à souffle systolique : sténoses aortiques [**Figure. 5.11. a**], la variation de ce rapport montre que : plus le signal présente une sévérité accentuée, plus le rapport  $\frac{1}{RAS}$  est important : c'est le cas du quatrième, cinquième et du sixième cas : **AS4**, **AS5** et **AS6** à souffle sévère. Le contraire pour le cas des signaux à souffle léger et modéré (**AS1**, **AS2** et **AS3**).

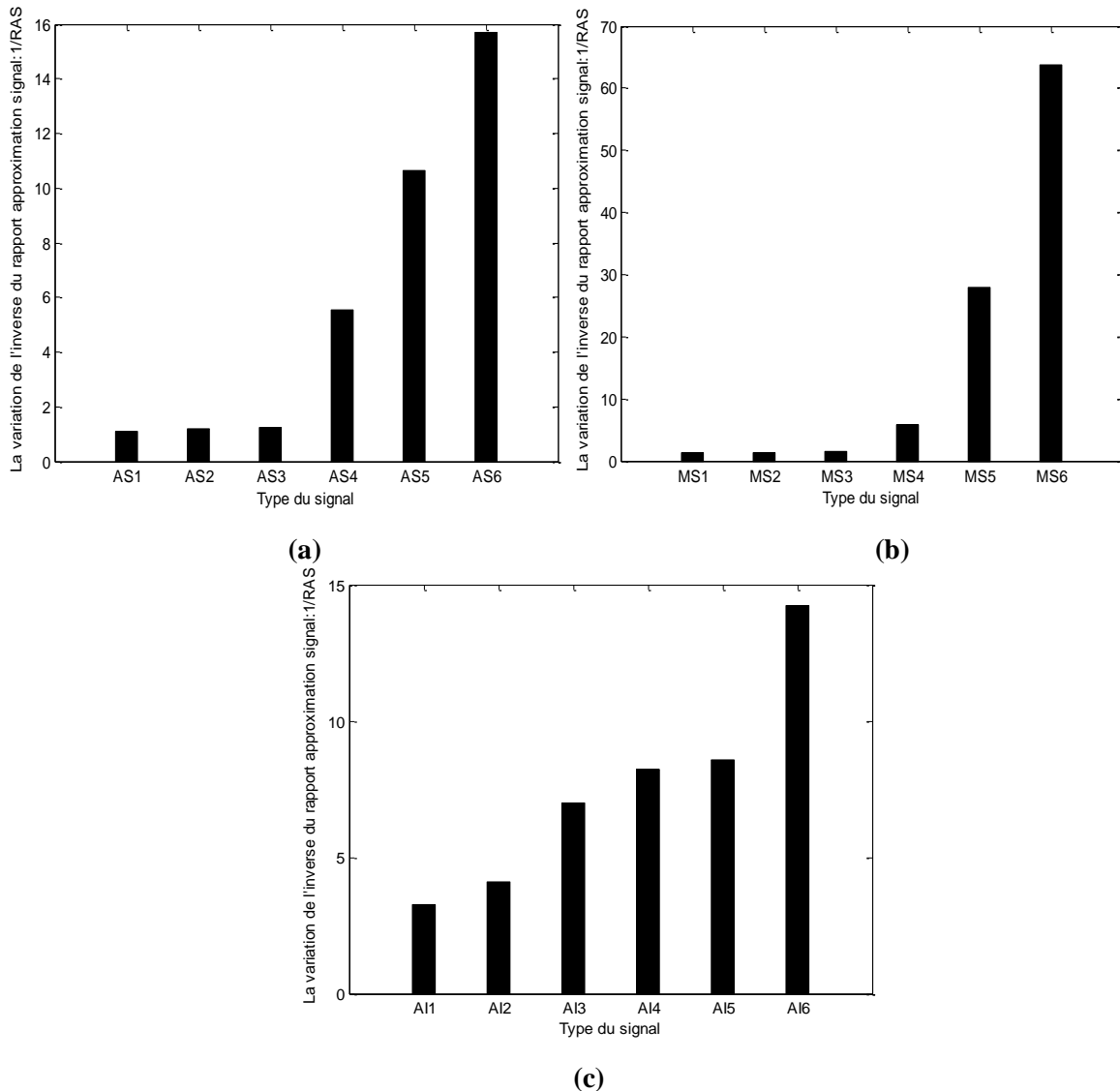
La même remarque faite ici pour les signaux à souffle diastolique : **MS** et **AI** [**Figure. 5.10. (b et c)**], à la différence que l'insuffisance aortique (**AI**) présente des valeurs moins

importantes par rapport à celles des sténoses mitrales (**MS**), et donc c'est une pathologie plus sévère que ces dernières [39].

D'après cette analyse on peut dire que la variation du l'inverse du **Rapport Approximation-Signal** :  $\frac{1}{RAS}$ , est proportionnelle à l'importance énergétique du souffle et par suite à la sévérité pathologique désignée par le rapport énergétique (**RE**).



**Figure.5.10 : Variation de l'inverse du Rapport Approximation-Signal :  $\frac{1}{RAS}$  de différents signaux PCGs : (a) : signaux ayant une morphologie similaire à celle du 1<sup>er</sup> groupe : N, IM et CA, (b) : signaux à click : Atriale de Galop (AG), (c) : signaux à click : Open Snap (OS), (d) : signaux à click : Sommutation de Gallop(SG).**



**Figure.5.11 : Variation de l'inverse du Rapport Approximation-Signal :  $\frac{1}{RAS}$  des signaux PCGs du 3<sup>ème</sup> groupe : (a) : Sténose Aortique (AS), (b) : Sténose Mitrale (MS), (c) : Insuffisance Aortique (AI).**

**🚦 Deuxième paramètre d'analyse : « Coefficient de corrélation :  $C_c$  »**

L'objectif fixé à travers ce paramètre est de définir une corrélation entre le signal original et le signal de synthèse (**a6**), afin d'estimer le degré de sévérité pathologique des signaux PCGs.

Le coefficient de corrélation  $C_c$  est tout simplement la covariance mathématique des variables divisée par le produit des écarts-types, il est donné par la formule suivante :

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

Mathématiquement le  $C_c$  est un nombre limité entre  $-1$  et  $+1$ . Plus sa valeur se rapproche de  $\pm 1$ , plus la relation linéaire est forte. Dans le cas contraire (la relation linéaire est faible) sa valeur est voisine de  $0$ . [40][41]

Pour les mêmes signaux **PCGs** étudiés auparavant, la variation de l'inverse du coefficient de corrélation :  $\frac{1}{C_c}$  affichée par le tableau ci-après [Tab.V.1] est représentée par la **Figure.5.12. (a, b et c) et la Figure.5.13 (a, b et c)**.

❖ En premier lieu les signaux **PCGs** du 1<sup>er</sup> groupe : **N**, **IM** et **CA** qui n'ont pas de souffles surajoutés, la variation de l'inverse du coefficient de corrélation ( $\frac{1}{C_c}$ ) montre que le cas : **N**, présente la valeur la plus petite, proche à celle du cas : **IM**, qui lui même a une valeur moins importante par rapport à celle du cas **CA**. ( $N < IM \ll CA$ ). [Figure.5.12. a]

Donc plus le signal étudié présente une valeur qui se rapproche du cas **N**, plus la sévérité pathologique est moindre avec une allure pas très différente du cas **N**. Le cas **IM** ici est par conséquence moins pathologique que le cas **CA**.

❖ En seconde lieu, les signaux du deuxième groupe : **AG**, **OS** et **SG**, qui se distinguent par un léger souffle supplémentaire, présentent des valeurs qui se varient selon l'importance du click.

✓ Le premier type : **Atrial de Gallop (AG)**, montre que plus le signal présente une légèreté pathologique plus sa valeur est moins importante : c'est le cas **AG1** et **AG2**. L'augmentation de cette valeur est proportionnelle à la sévérité pathologique (**AG3**). [Figure.5.12. b]

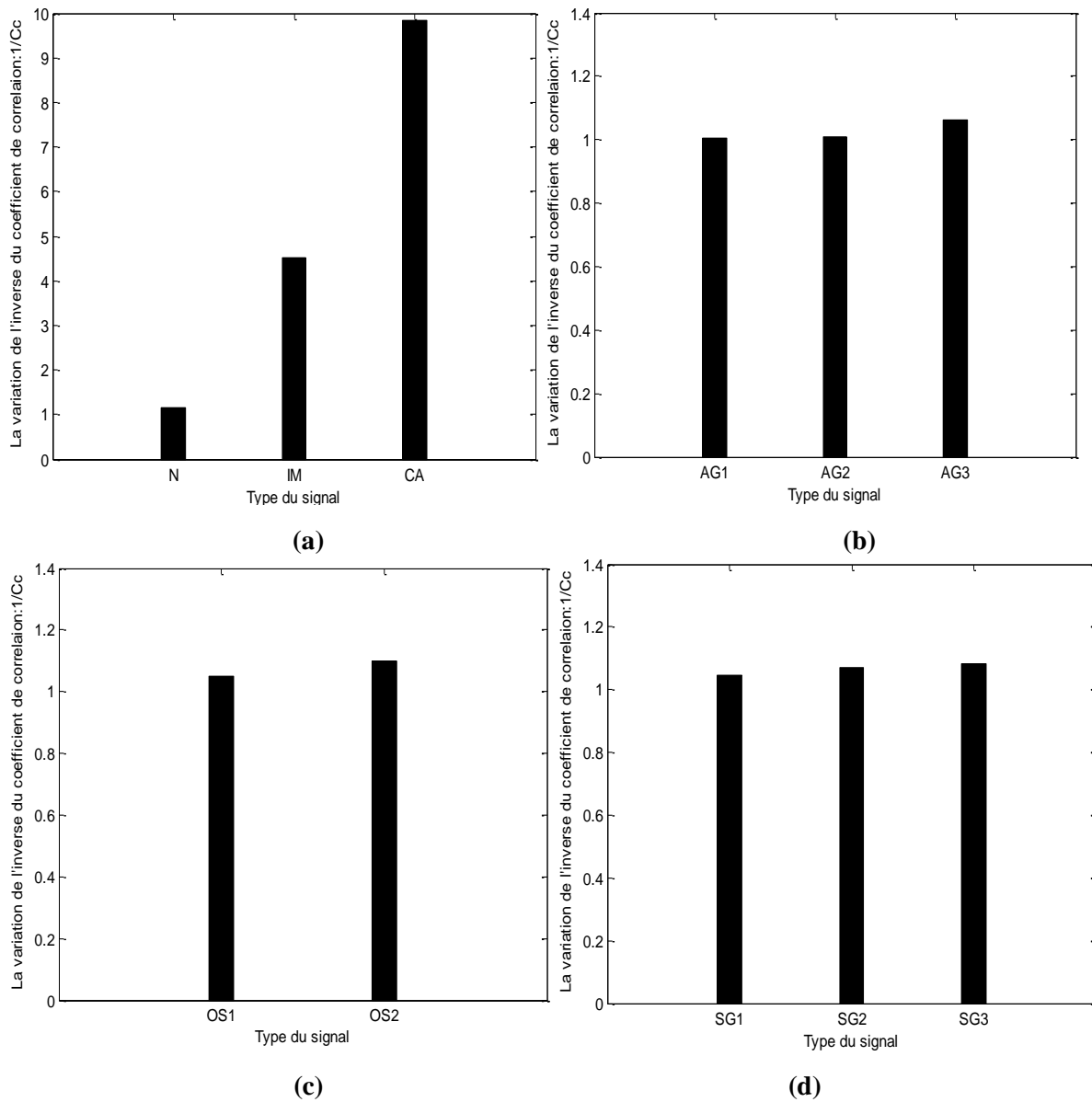
✓ La même analyse et les mêmes remarques faites ici pour le deuxième et le troisième type : **Open de Snap (OS)** et **Sommation de Gallop (SG)**. [Figure.5.12. (c et d)].

❖ En fin, le résultat d'analyse des signaux PCGs du 3<sup>ème</sup> groupe qui présentant un souffle très important, illustré sur les Figures. 5.13. (a, b et c), indique une bonne corrélation entre l'importance de la sévérité et l'inverse du coefficient de corrélation ( $\frac{1}{c_c}$ ).

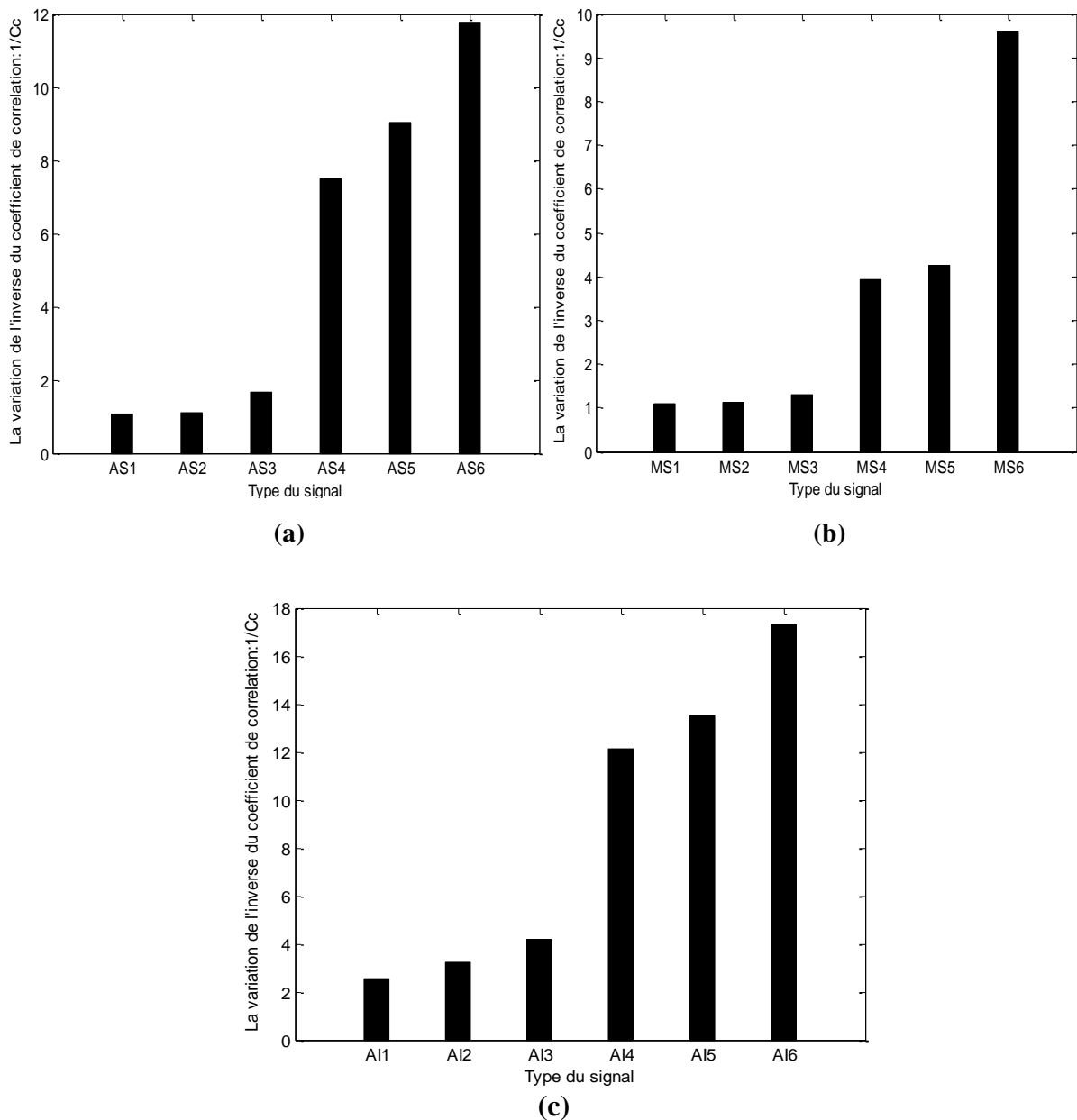
La variation de l'inverse du coefficient de corrélation ( $\frac{1}{c_c}$ ) pour les signaux à souffle systolique : sténoses aortiques : AS [Figure. 5.13. a], montre que les signaux présentant un souffle léger et modéré ont des coefficients les plus réduits : c'est le cas du premier, du deuxième et du troisième cas: AS1, AS2 et AS3, tandis que les signaux à souffle important: AS4, AS5 et AS6, possèdent des valeurs importante (presque 7 fois par rapport à celles des autres cas).

❖ La même analyse et les mêmes constatations faites pour les signaux à souffle diastolique : MS et AI, donnés par les **Figure. 5.13.( b et c )**, à la différence que les signaux de l'insuffisance aortique (AI), ont des valeurs plus importantes par rapport à celles des sténoses mitrales (MS), et donc c'est une pathologie plus sévère que cette dernière.





**Figure.5.12 : Variation de l'inverse du coefficient de corrélation:  $\frac{1}{C_c}$  de différents signaux PCGs :**  
**(a) : signaux ayant une morphologie similaire à celle du 1<sup>er</sup> groupe : N, IM et CA, (b) : signaux à click : Atriale de Galop (AG), (c) : signaux à click : Open Snap (OS), (d) : signaux à click : Sommaton de Gallop(SG).**



**Figure.5.13 : Variation de l'inverse du coefficient de corrélation:  $\frac{1}{C_c}$  des signaux PCGs du 3<sup>ème</sup> groupe : (a) : Sténose Aortique(AS), (b) : Sténose Mitrale(MS), (c) : Insuffisance Aortique(AI).**

**🚦 Troisième paramètre d'analyse : « Entropie moyenne des coefficients d'approximations : ECA »**

Le concept d'entropie a été largement connu comme une mesure quantitative du désordre. [42] Il comporte le calcul de la fonction de densité de probabilité. Dans notre cadre, l'entropie définit une mesure de “*quantité d'information*” contenue dans le signal PCG.

L'entropie d'ondelettes calculée à partir de la transformée en ondelettes a été appliquée à plusieurs signaux biomédicaux [43-48].

Dans cette étude, l'entropie moyenne des coefficients d'approximations a été calculée à partir de la T.O.D. Elle est définie par la formule suivante :

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

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

$p(x)$  : une densité de probabilité.

Entropie moyenne des coefficients d'approximations (**ECA**) obtenue, présente un paramètre important pour procéder à une différenciation et une classification selon la sévérité pathologique entre les signaux **PCGs**.

Pour les trois groupes des signaux **PCGs** étudiés, nous allons procéder au calcul d'entropie moyenne de tous les coefficients de chaque niveau d'approximation (**a1** à **a8**). Une variation d'entropies moyennes pour chaque cas résumée dans le tableau ci-dessous [Tab.IV.1] sera représentée [Figure.5.14 et Figure.5.15], ainsi une comparaison entre les différents cas sera effectuée.

❖ En premier lieu, la **Figure.5.14.a**, montre que les deux cas pathologiques : insuffisance mitrale (**IM**) et la coarctation aortique (**CA**) possèdent des valeurs et qui se rapprochent beaucoup plus par rapport à celle du cas normal (**N**). Ainsi cette variation entropique est proportionnelle à la sévérité du signal étudié : la coarctation aortique (**CA**) est le cas le plus sévère.

❖ En second lieu, la variation d'entropique des coefficients d'approximations (**ECA**) des signaux à souffle réduit illustrée sur les figures : **Figure. 5.14. (b et c)**, font montrer clairement les différences pouvant exister entre les différents cas.

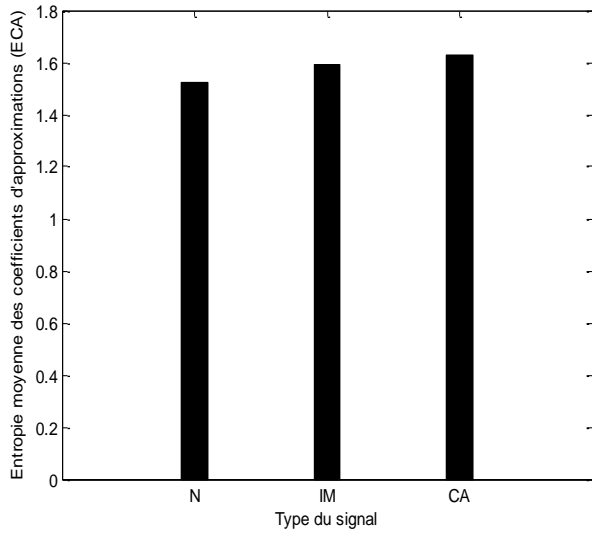
✓ Pour le premier type : **Figure. 5.14.b**, les deux cas à click léger : **AG1** et **AG2** , représentent des valeurs moins importantes et qui se rapprochent beaucoup plus que celles du

cas à click modéré : **AG3**. Ceci signifie que ces deux signaux peuvent être attribués au même groupe et par conséquent possèdent le même degré de sévérité pathologique.

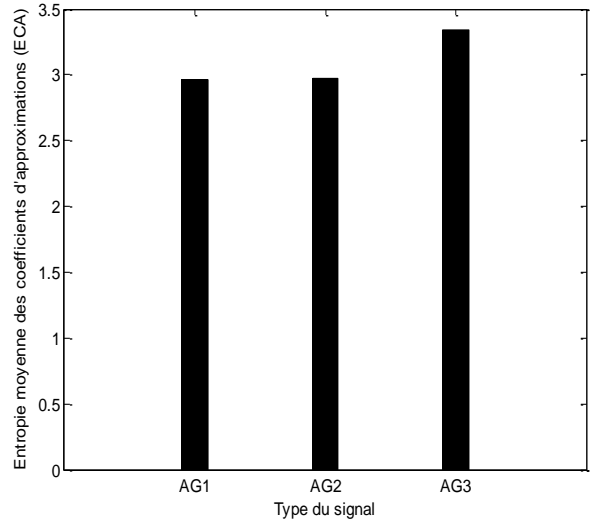
✓ La même analyse faite ici pour le deuxième type. Ainsi l'importance croissante de leurs valeurs est proportionnelle à l'importance croissante d'énergie du click. [**Figure. 5.14. (c,d)**].

❖ En fin, la variation d'entropie moyenne des coefficients d'approximations (**ECA**) des signaux à souffle sévère : sténoses aortiques (**AS**), sténoses mitrales (**MS**) et insuffisances aortiques (**IA**) donnés par les **Figures. 5.15. (a, b et c)** montre que les signaux de la même catégorie (légère, modérée ou sévère) présentent des valeurs proche entre elles, ainsi l'importance croissante d'**ECA** est proportionnelle à l'importance énergétique du souffle et par suite à la sévérité pathologique spécifiée par leur **RE**.

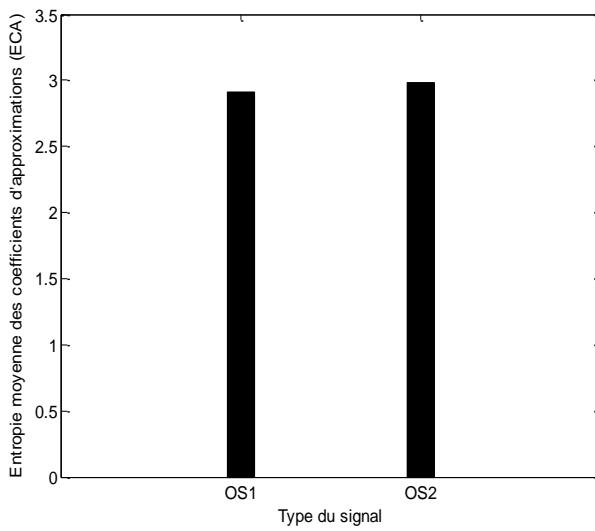
Ces résultats démontrent que la classification selon la catégorie est attachée à l'importance énergétique du souffle.



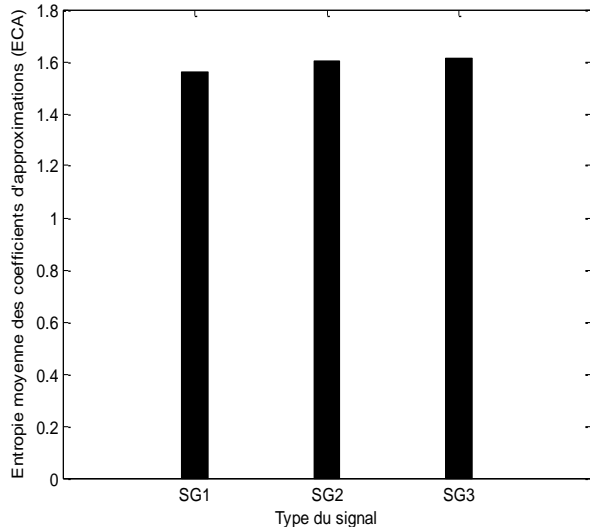
(a)



(b)

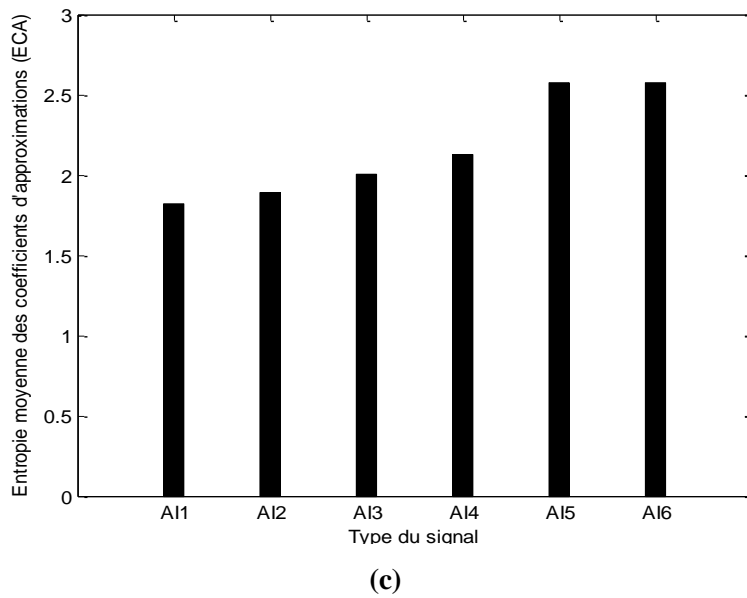
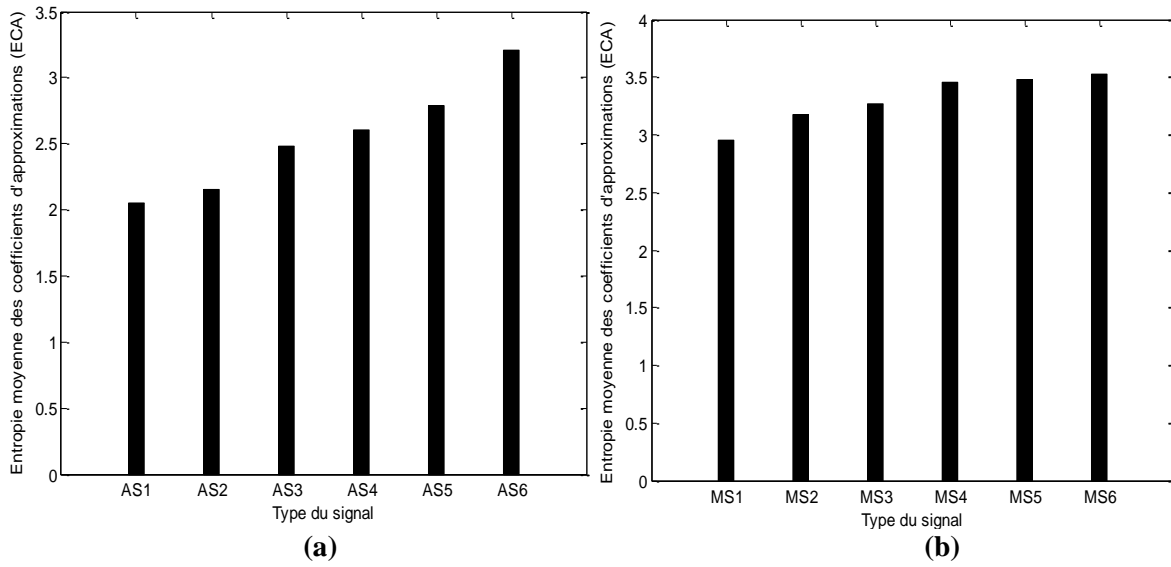


(c)



(d)

**Figure.5.14 : Entropie moyenne des coefficients d'approximations(ECA) de différents signaux PCGs : (a) : signaux ayant une morphologie similaire à celle du 1er groupe : N, IM et CA, (b) : signaux à click : Atriale de Galop (AG), (c) : signaux à click : Open Snap (OS), (d) : signaux à click : Sommaton de Gallop(SG).**



**Figure.5.15 : Entropie moyenne des coefficients d'approximations(ECA) des signaux PCGs du 3<sup>ème</sup> groupe : (a) : Sténose Aortique(AS), (b) : Sténose Mitrale(MS), (c) : Insuffisance Aortique (AI).**

Type du signal	Inverse du Rapport Approximation-Signal $\frac{1}{RAS}$	Inverse du Coefficient de corrélacion $\frac{1}{C_c}$	Entropie moyenne des coefficients d'approximations(ECA)
<i>Signaux ayant une morphologie similaire à celle du signal PCG normal</i>			
<i>N</i>	1.9257	1.1682	1.5234
<i>IM</i>	3.3898	4.5167	1.5938
<i>CA</i>	10.0705	9.8425	1.6311
<i>Signaux à clicks</i>			
<i>Atrial de Gallop (AG)</i>			
<i>AG1</i>	1.0603	1.0050	2.9654
<i>AG2</i>	1.2209	1.0098	2.9718
<i>AG3</i>	1.2569	1.0604	3.3380
<i>Open Snap (OS)</i>			
<i>OS1</i>	1.1861	1.0512	2.9079
<i>OS2</i>	1.4512	1.0999	2.9843
<i>Sommation de Gallop (SG)</i>			
<i>SG1</i>	1.0075	1.0459	1.6120
<i>SG2</i>	1.0171	1.0697	1.6045
<i>SG3</i>	1.0342	1.0834	1.5601
<i>Signaux à souffles</i>			
<i>Sténose aortique (AS)</i>			
<i>AS1</i>	1.0940	1.0769	2.0497
<i>AS2</i>	1.1888	1.1161	2.1546
<i>AS3</i>	1.2219	1.6678	2.4774
<i>AS4</i>	5.5310	7.5075	2.6023
<i>AS5</i>	10.6610	9.0498	2.7914
<i>AS6</i>	15.6986	11.7786	3.2054
<i>Sténose mitrale (MS)</i>			
<i>MS1</i>	1.2495	1.1083	2.9484
<i>MS2</i>	1.4077	1.1222	3.1720
<i>MS3</i>	1.5177	1.3079	3.2684
<i>MS4</i>	5.7971	3.9246	3.4548
<i>MS5</i>	27.9330	4.2553	3.4771
<i>MS6</i>	63.6943	9.6154	3.5320
<i>Insuffisance aortique (AI)</i>			
<i>AI1</i>	3.2755	2.5491	1.8242
<i>AI2</i>	4.1186	3.2352	1.8874
<i>AI3</i>	7.0028	4.2034	2.0064
<i>AI4</i>	8.2440	12.1359	2.1233
<i>AI5</i>	8.5690	13.5135	2.5768
<i>AI6</i>	14.2248	17.2712	2.5779

Tab. V.1: Variation de l'inverse du Rapport Approximation-Signal ( $\frac{1}{RAS}$ ), de l'inverse du Coefficient de corrélation ( $\frac{1}{C_c}$ ) et d'Entropie moyenne des coefficients d'approximations (ECA) selon la sévérité pathologique des signaux PCGs.

#### ✚ Quatrième paramètre d'analyse : « Variance moyenne des coefficients de détails

**Md** »

La variance moyenne des coefficients de détails (**Md**) obtenus après application de la transformée discrète (**T.O.D**), est un paramètre important considéré pour procéder à une différenciation entre les signaux **PCGs**.

Pour les trois groupes des signaux **PCGs** étudiés nous allons procéder au calcul de la variance moyenne de tous les coefficients de chaque niveau de détail (**d1** à **d10**).

Une courbe représentant la variation de ces moyennes de variance en fonction des différents niveaux de détail sera tracée. Une comparaison entre les courbes obtenues pour les différents signaux **PCGs** permettra de distinguer la différence existant entre ces signaux et par suite de s'assurer de la sévérité pathologique.

On pose :

$$\mathbf{Md} = \frac{\sum_1^N \mathbf{d}_{ij}}{N} \quad (5.3)$$

Avec :  $\mathbf{d}_{ij}$  i<sup>ème</sup> Coefficient de détail parmi N du niveau « j ».

**Md** : Moyenne des coefficients de détail le long du niveau j.

Dans ce contexte les **Figures. 5.16, .5.17, .5.18 et. 5.19** présentent les résultats de la variation de la variance moyenne des coefficients de détails pour chaque niveau de décomposition par application de la transformée en ondelette discrète(**T.O.D**) des trois types des signaux **PCGs** étudiés.

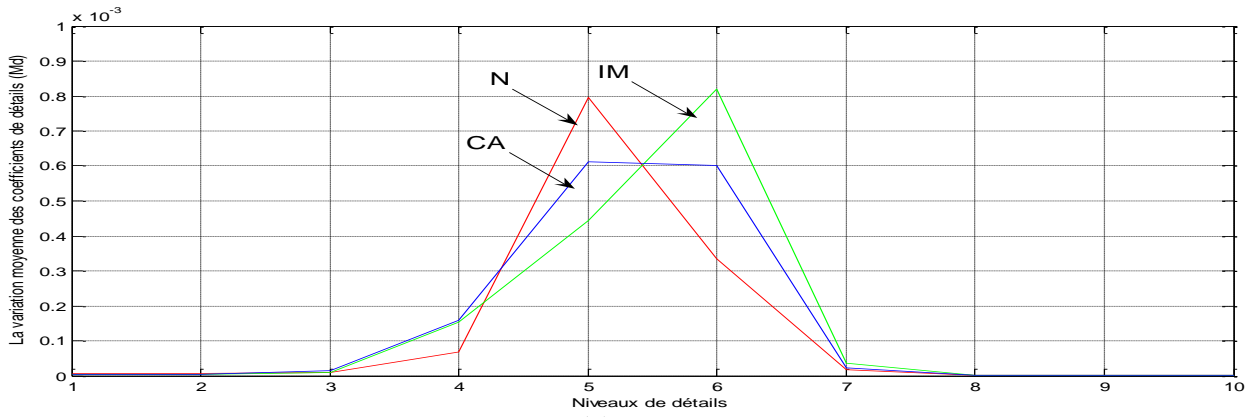
On remarque sur la **Figure. 5.16. a** que l'amplitude du signal « **IM** » se rapproche beaucoup plus du signal normal « **N** » que celle du signal « **CA** », confirmant une sévérité plus accentuée du cas « **CA** » que celui du cas « **IM** » comme déjà trouvé auparavant.



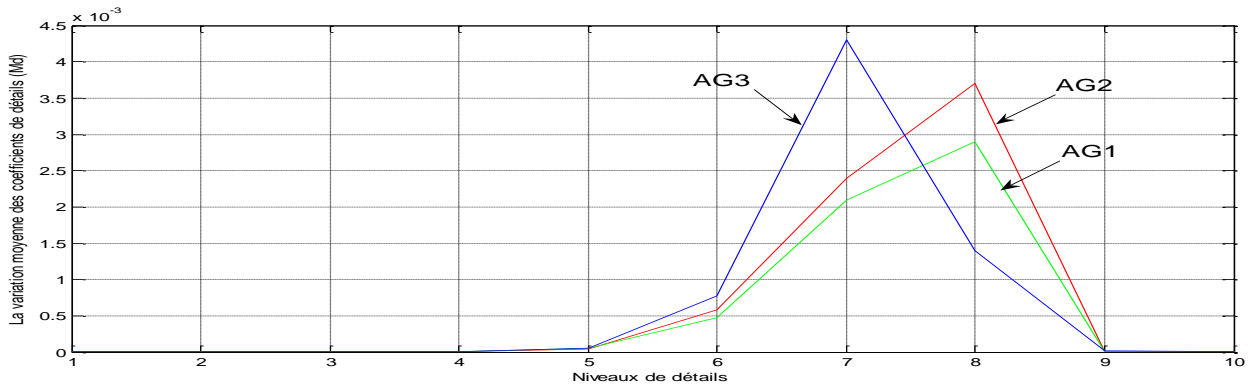
En plus, les différences existent entre ces trois cas sont principalement dues au nombre de composants internes des bruits cardiaques, en particulier le bruit **B2** [49] [50]. Ces résultats sont confirmés par ceux donnés dans [51] [52].

Concernant les **Figures. 5.16. (b , c et d)** , l'évolution du degré de sévérité des signaux à click « **AG** », « **OS** » et « **SG** » est très visible. Plus l'amplitude est grande plus la sévérité est important.

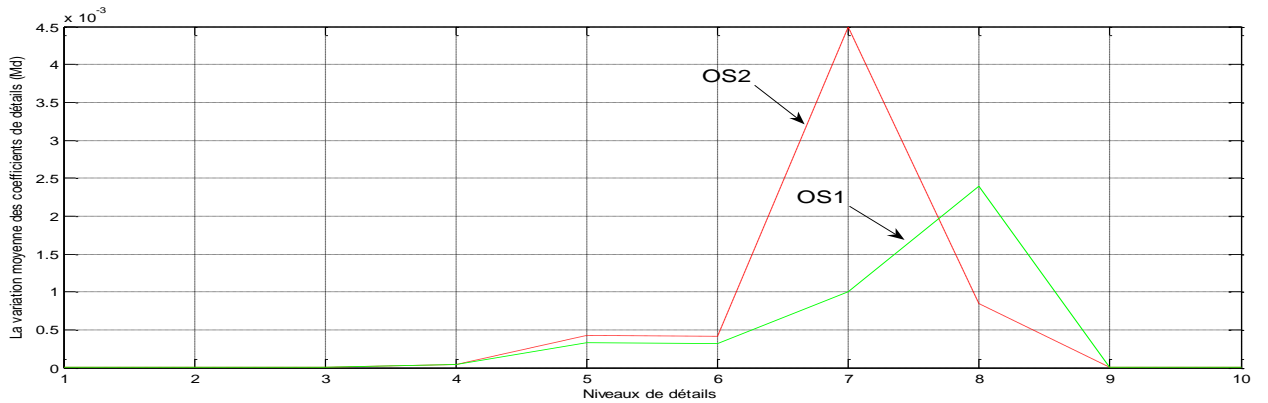
Les **Figures. 5.17, .5.18, .5.19** qui caractérisant l'analyse par application de la **T.O.D** des signaux à souffle « **AS** », « **MS** » et « **AI** », l'évolution de leur degré de sévérité est aussi très visible. La représentation de sévérité semble être assemblée en deux groupes, globalement : les signaux à sévérité légère ou modérée et les signaux à sévérité sévère.



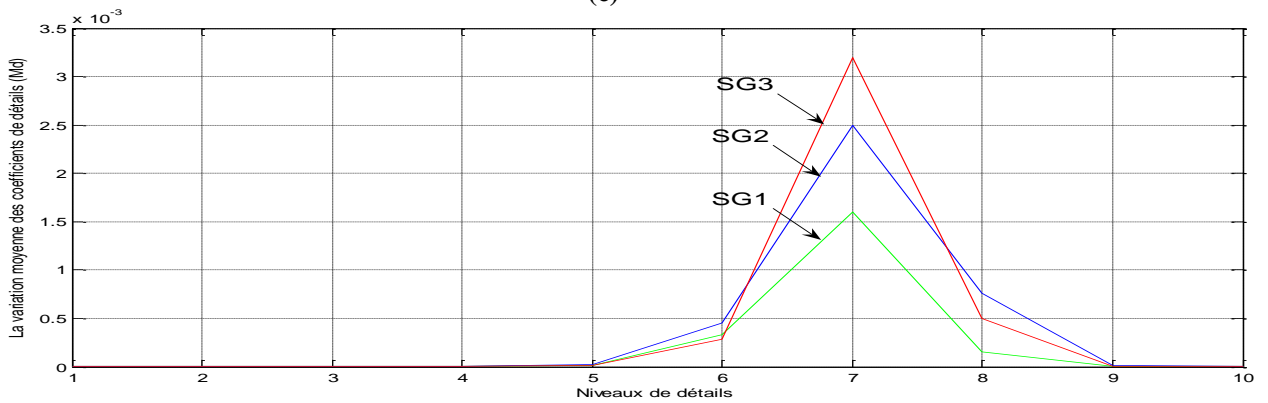
(a)



(b)

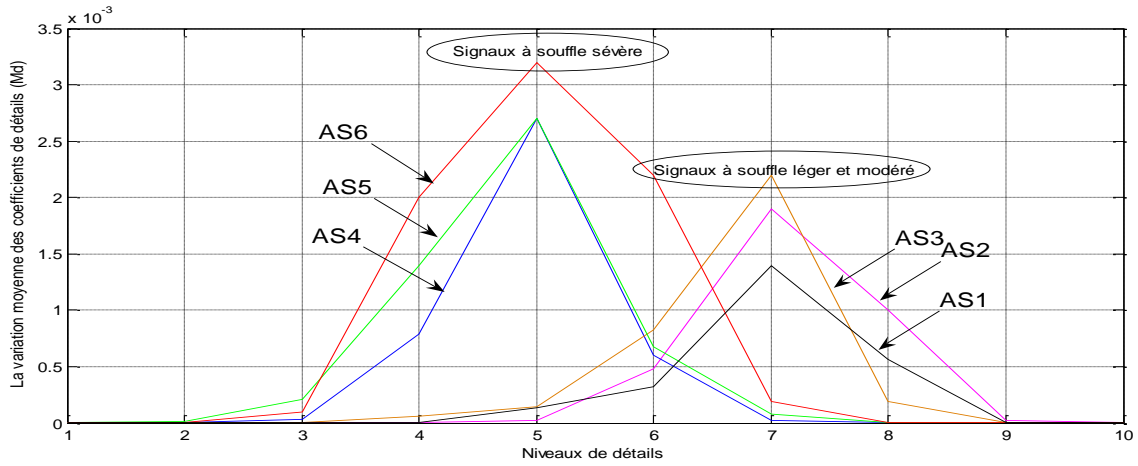


(c)

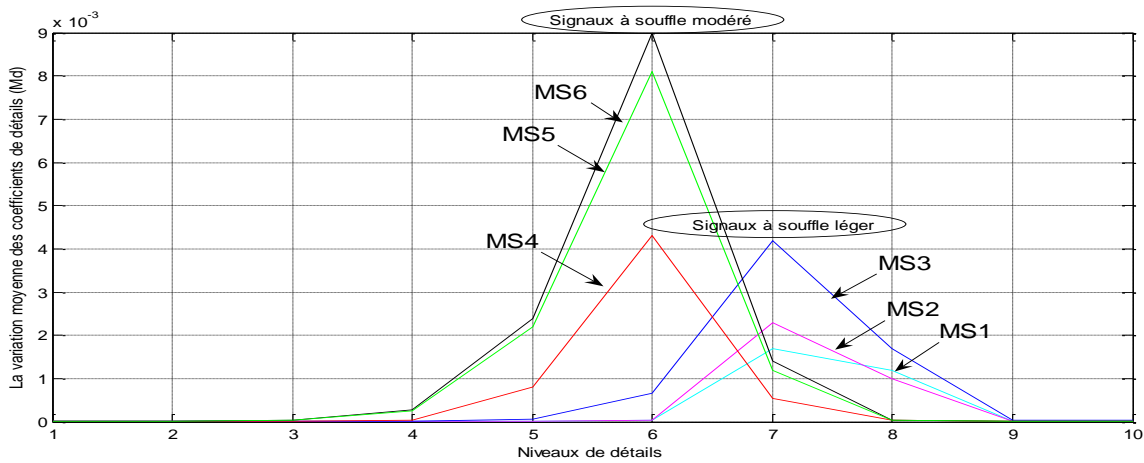


(d)

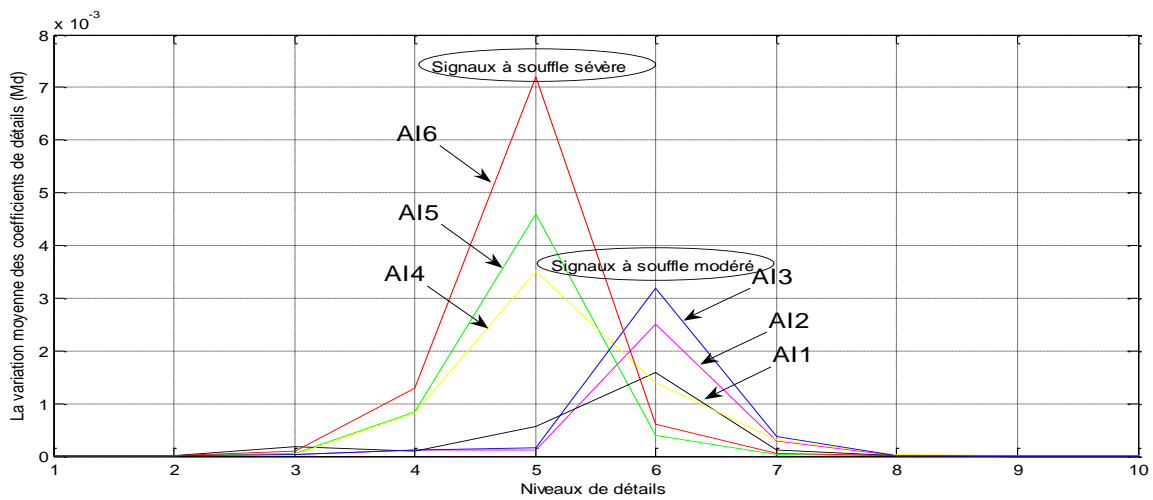
**Figure.5.16 : Variation moyenne des coefficients de détails pour chaque niveau de décomposition par application de la transformée discrète d'ondelette.**



**Figure.5.17: Variation moyenne des coefficients de détails pour chaque niveau de décomposition par application de la transformée discrète d'ondelette.**



**Figure.5.18 : Variation moyenne des coefficients de détails pour chaque niveau de décomposition par application de la transformée discrète d'ondelette.**



**Figure.5.19 : Variation moyenne des coefficients de détails pour chaque niveau de décomposition par application de la transformée discrète d'ondelette.**

L'analyse par le calcul de la moyenne de la variance des coefficients de détails (**Md**), confirme la validité du choix de ce paramètre comme étant un paramètre d'analyse et de classification puisqu'il est lié en même temps à la nature et à l'importance du souffle étudié.

✚ **Cinquième paramètre d'analyse : « Erreur de reconstruction :  $\epsilon_{ermoy}$  »**

Dans un autre travail, Debbal et Bereksi [28], ont aussi constaté que l'erreur de reconstruction calculée entre le signal original et le signal de synthèse peut être employée comme un paramètre pertinent pour estimer le degré de sévérité pathologique. Elle est donnée par l'équation suivante :

$$\epsilon_{ermoy} = \frac{\sum_{i=1}^N |S_o(i) - S_r(i)|}{N} \quad (5.4)$$

Avec :

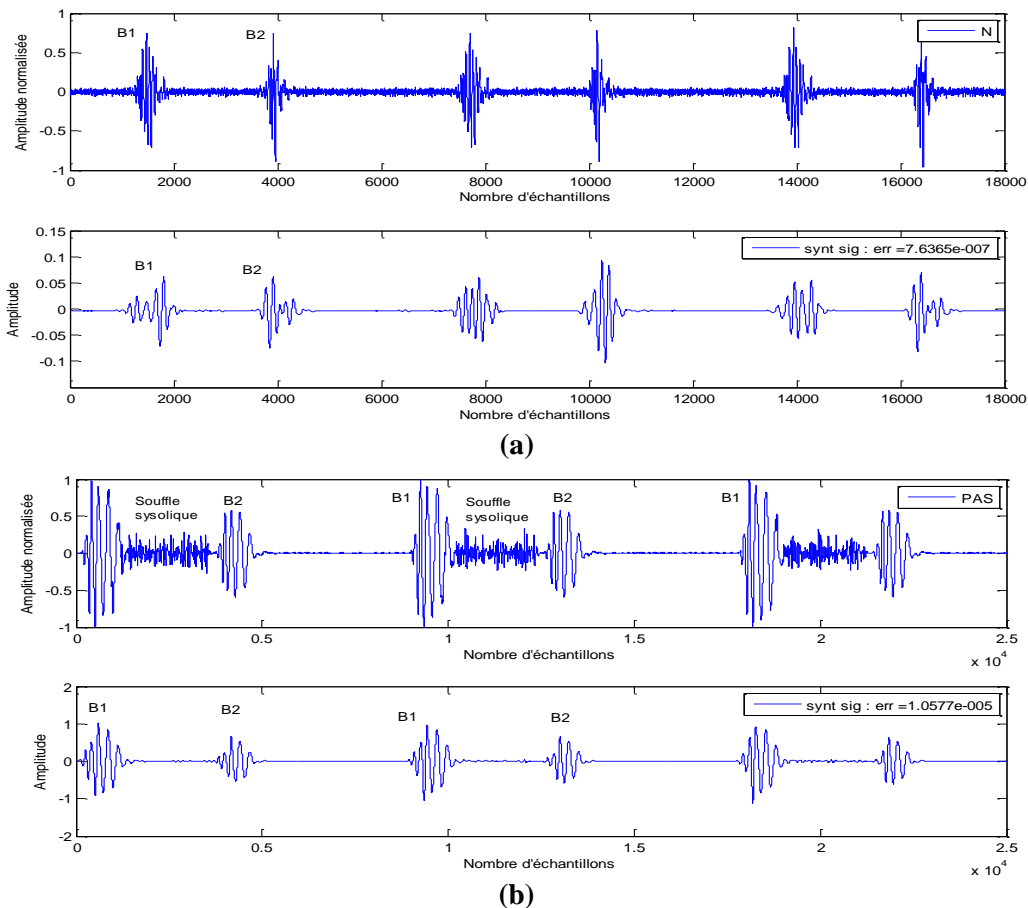
$S_o$ =signal original.

$S_r$ =Signal de synthèse.

Le signal de synthèse est généré par application de la transformée en ondelettes discrètes (**T.O.D**).

L'ondelette analysante choisie sera celle qui présentera la plus faible erreur de reconstruction. A. Henaoui et M. Meziane dans leur projet de fin d'étude intitulé : analyse du signal phono cardiogramme par paquets d'ondelettes [25], ont aussi constaté que le 6<sup>ème</sup> niveau d'approximation (**a6**) apparaît comme le meilleur niveau qui peut donner une reconstruction exacte du signal original (en respectant les particularités du signal normal : les deux composantes principales du bruit **B1 (M1, T1)** et celles du bruit **B2 (A2 et P2)** (voir la partie d'analyse)).

Les **Figures.5.20. (a et b)** ci-dessous, représentent le résultat de l'application de la **T.O.D** sur deux divers signaux **PCGs** avec l'ondelette analysante (**db7**).



**Figure.5.20: Analyse multi-résolution des signaux PCGs (N (a), PAS (b)), à l'aide de l'ondelette (db7).**

À partir de cette analyse, on peut montrer la variation d'erreur selon le type du signal PCG sous le **Tab. V.2** et les **Figures.5. (21et 22)**.

Les signaux PCGs du premier groupe qui n'ont pas de souffles surajoutés ont des valeurs d'erreur les plus réduites. La **Figure .5.21. a**, montre que l'erreur de reconstruction du cas normal (N) et plus proche à celle du cas : **IM**, mais elle est différente à celle du cas : **CA**, qui possède une erreur supérieure ; ceci signifie que l'insuffisance mitral (**IM**) est une pathologie moins sévère que la coarctation aortique (**CA**).

En second lieu, les signaux du deuxième groupe qui se distinguent par un léger souffle supplémentaire (Signaux à click [**Figure.5.21. (b, c et d)**], ont des valeurs d'erreurs un peu plus grande que celles du 1<sup>er</sup> groupe, en plus leurs sévérités pathologique est proportionnelle à l'importance de leurs erreurs.

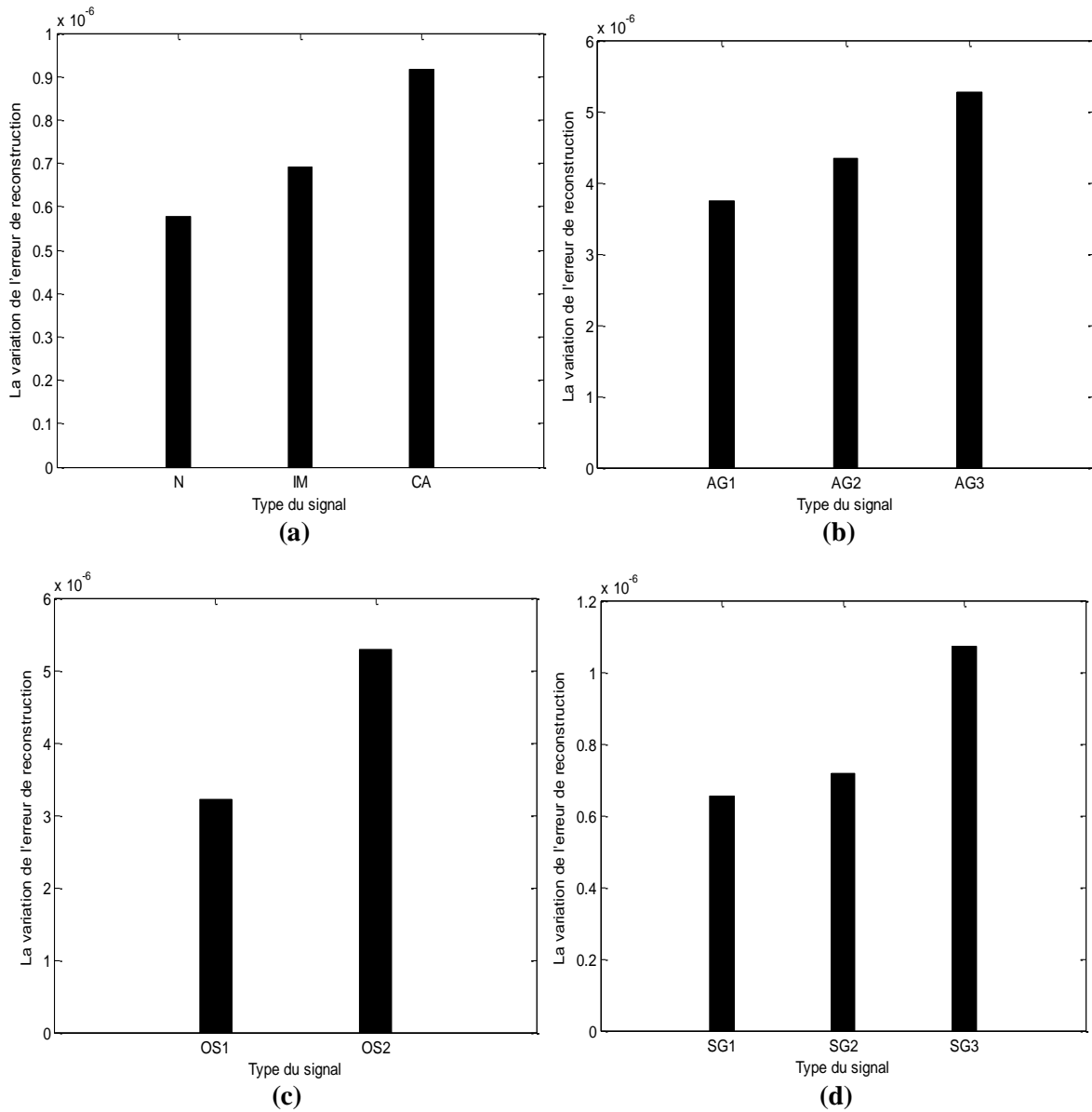
Ces résultats confirment bien que l'importance de ce paramètre est liée à l'importance énergétique du click.

On passe maintenant au 3<sup>ème</sup> groupe qui retient les signaux à souffle. Les signaux de ce groupe présentant un souffle très important voient leurs erreurs augmenter beaucoup plus (presque **25** fois celles du premier groupe).

La **Figure .5.22. a**, montre l'importance de ce paramètre dans l'analyse des signaux **PCGs** et par conséquent l'estimation de la sévérité pathologique. Et comme illustrer par cette figure (concerne les signaux des sténoses aortiques), le quatrième, le cinquième et le sixième cas : **AS4**, **AS5** et **AS6**, qui présentant un souffle très important voient leurs erreurs augmenter beaucoup plus par rapport à celles des autres cas (**AS1**, **AS2** et **AS3**), ainsi cette augmentation est proportionnelle à l'augmentation croissante de l'énergie du souffle. [**Tab. IV.1**]

La même analyse et mêmes remarques faite pour les signaux à souffle diastolique, représentés par la **Figure.5.22. (b et c)**, à la différence que cette erreur est inférieure à celle des signaux à souffle systolique.

D'après cette analyse on peut conclure que la validité du choix de l'erreur de reconstruction comme étant un paramètre de classification est confirmée par sa variation qui est immédiatement liée à l'importance croissante du souffle donc à la sévérité mais pas de la pathologie étudiée elle-même.



**Figure.5.21: Variation de l'erreur de reconstruction de différents signaux PCGs : (a) : signaux ayant une morphologie similaire à celle du 1er groupe : N, IM et CA, (b) : signaux à click : Atriale de Galop (AG), (c) : signaux à click : Open Snap (OS), (d) : signaux à click : Somme de Gallop(SG).**

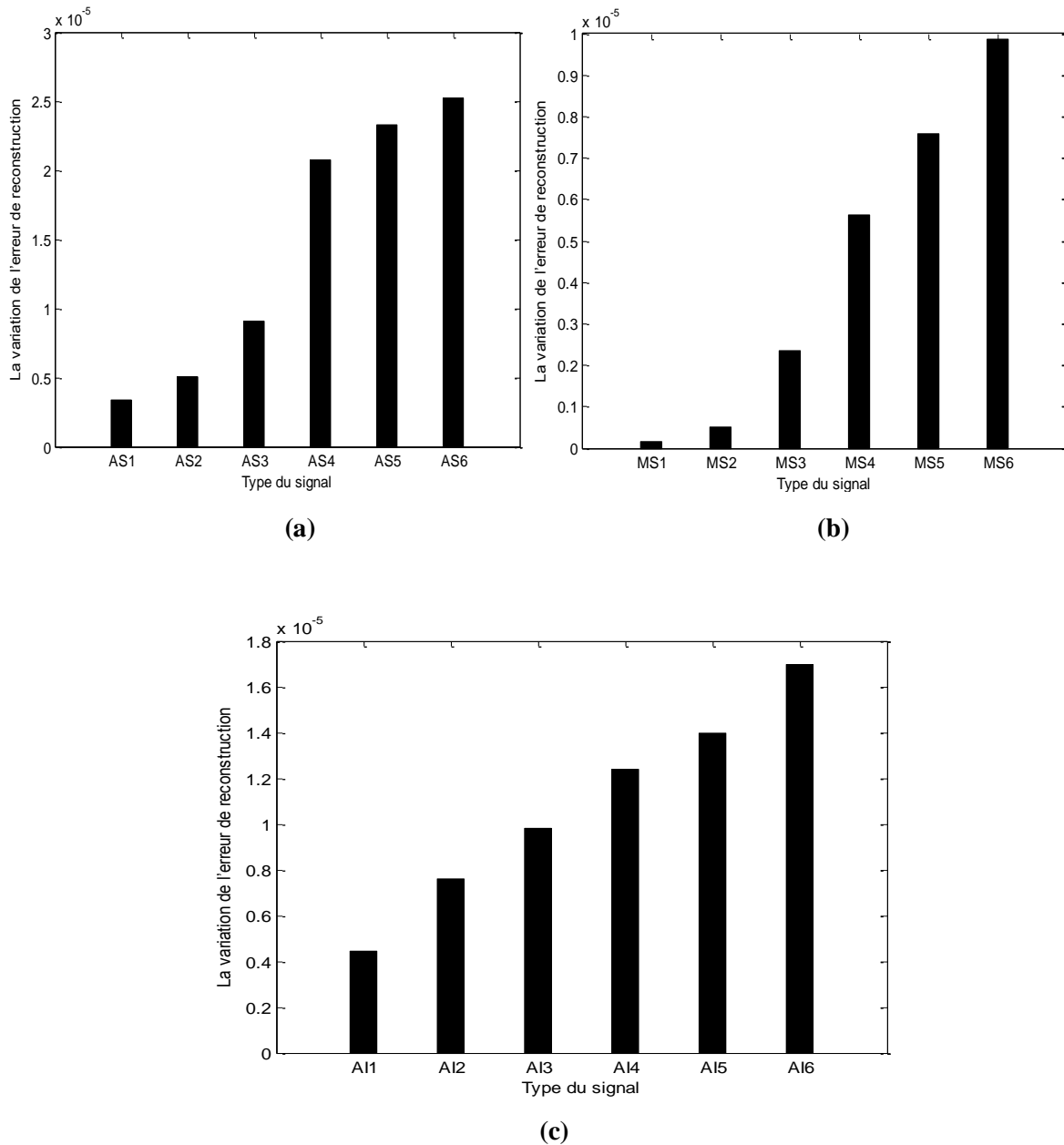


Figure.5.22: Variation de l'erreur de reconstruction des signaux PCGs du 3<sup>ème</sup> groupe : (a) : Sténose Aortique(AS), (b) : Sténose Mitrale(MS), (c) : Insuffisance Aortique(AI).

✚ **Sixième et septième paramètre d'analyse :** « l'écart type :  $\sigma$  (A) et la valeur absolue de la moyenne : **Mean**»

Les paramètres suivants sont considérés aussi comme étant des paramètres adéquats dans l'analyse des signaux PCGs.

L'écart type est déterminé par la racine carrée de la variance, il permet de caractériser la dispersion des valeurs par rapport à la moyenne [Eq.5.5].



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

La moyenne du signal (**Moy**) est définie comme étant le rapport entre la somme des valeurs d'échantillons et le nombre de valeurs d'échantillons. Ainsi sa valeur absolue est notée : **Mean**.

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

A cette partie nous nous intéressons aussi à l'approximation : **a6**, pour calculer l'inverse de ces deux paramètres puisqu'elles permettent de donner une classification plus intéressante [Figure .5.20].

Soit  $M1 = \frac{1}{std}$ ,  $M2 = \frac{1}{mean}$  respectivement l'inverse de l'écart type (**Std**) et de la valeur absolue de la moyenne (**Mean**).

Le calcul des rapports **M1** et **M2**, peuvent donner avec une fiabilité une vue sur le type et l'importance des souffles cardiaques dans le test des signaux **PCGs**. [53]

Une remarques plus importantes à constater c'est que : la variation de ces deux paramètres (**M1** et **M2**), montre que leurs augmentation est proportionnelle à l'évolution de la sévérité pathologique.

➤ Pour les signaux **PCGs** du 1<sup>er</sup> groupe qui n'ont pas de souffles surajoutés [Figure.5.23. a], le cas : **IM**, présente des valeurs qui se rapprochent du cas **N** que celles du cas **CA**. Ces résultats confirment bien ce qui a été trouvé par les paramètres calculés auparavant. Ainsi le cas **IM** est une pathologie moins sévère que le cas : **CA**.

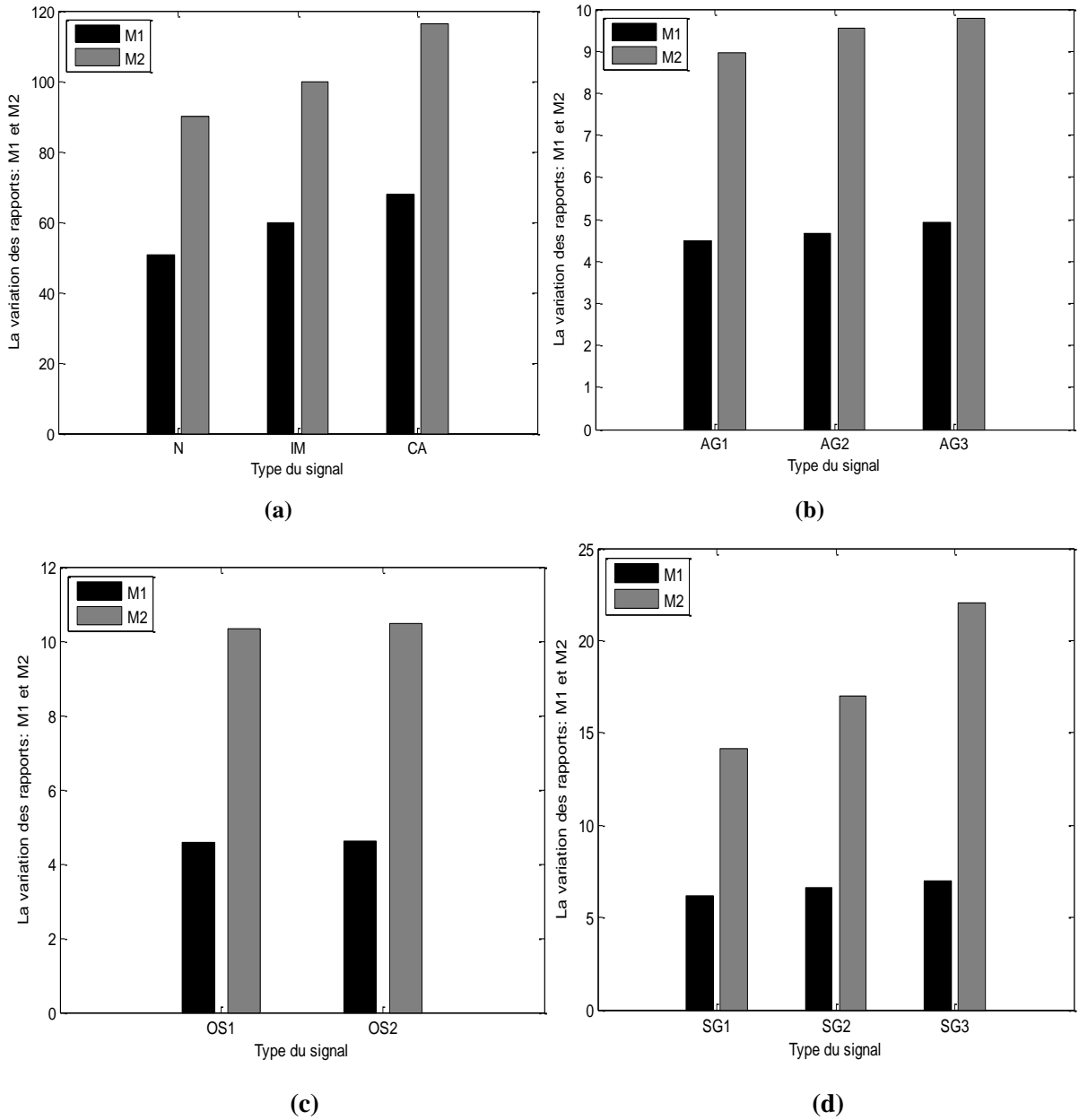
➤ Les signaux **PCGs** du 2<sup>ème</sup> groupe : **AG**, **OS** et **SG** [Figure.5.23. (b, c et d)], à souffle peu important ; click, ont des valeurs moins importantes que celles du 1<sup>er</sup> groupe (presque **10** fois a celles du premier et du deuxième type et **5** fois par rapport a celle de

troisième type). Ceci est expliqué par la présence du click (souffle réduit). Ainsi cette variation est proportionnelle à l'importance énergétique croissante du click.

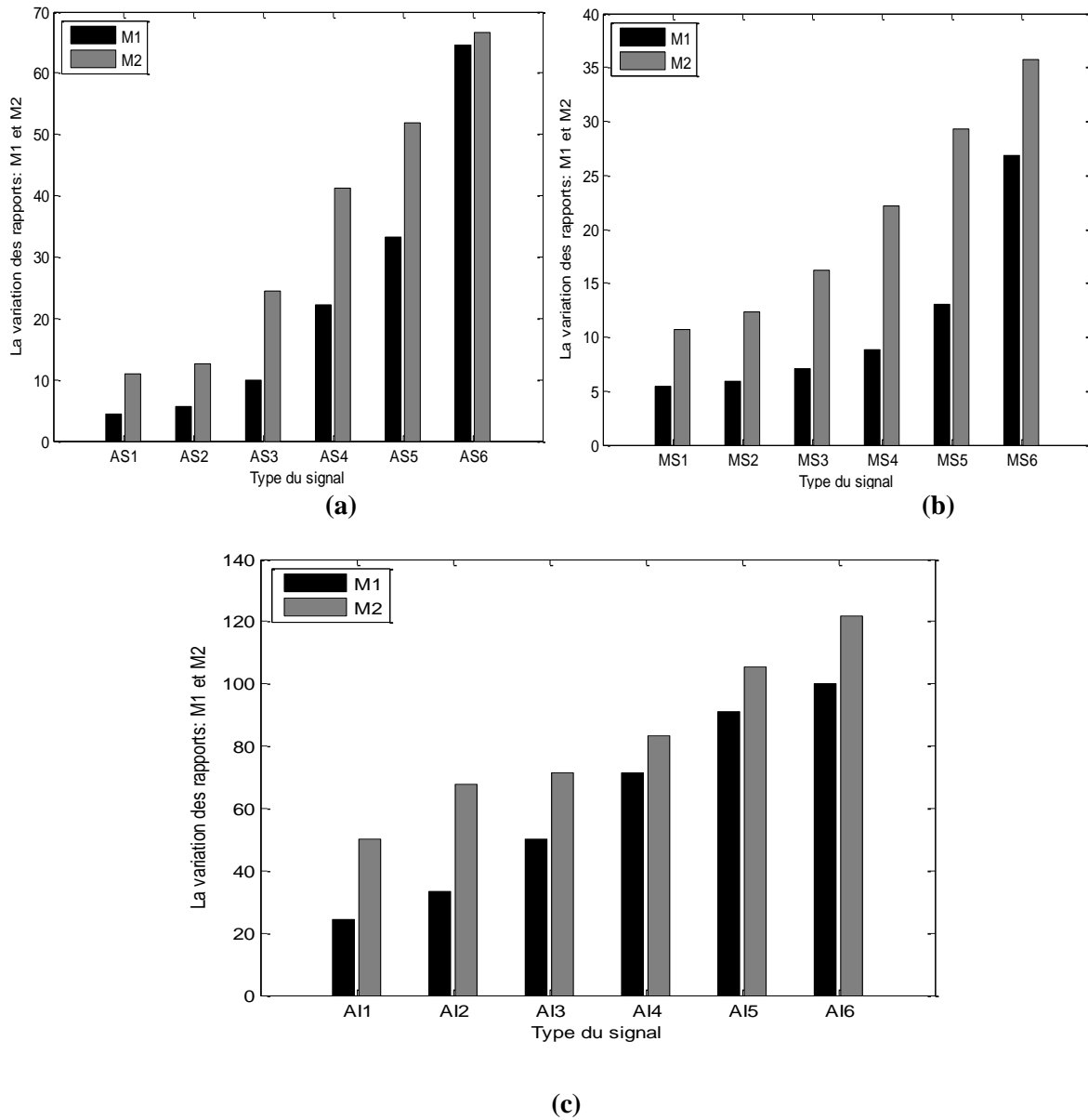
➤ La **Figure.5.24. a** qui concerne les signaux à souffle systolique : la sténose aortique (**AS**), montre que l'augmentation de ces deux paramètres est proportionnelle à l'augmentation de leur sévérité pathologique.

Le premier, le deuxième et le troisième cas à souffle léger et modéré: **AS1**, **AS2** et **AS3**, ont des valeurs moins importantes par rapport à celles du quatrième, cinquième et du sixième cas : **AS4**, **AS5** et **AS6**, à souffle sévère qui ont des valeurs importantes.

La même analyse et les mêmes remarques faites pour les signaux à souffle diastolique : **MS** et **AI** [**Figure.5.24. (b et c)**], et donc cette augmentation croissante est proportionnelle à l'importance énergétique du souffle.



**Figure.5.23 : Variation de l'inverse de l'écart type(M1) et de l'inverse la valeur absolue de moyenne (M2) de différents signaux PCGs : (a) : signaux ayant une morphologie similaire à celle du 1<sup>er</sup> groupe : N, IM et CA, (b) : signaux à click : Atriale de Galop(AG), (c) : signaux à click : Open Snap(OS), (d) : signaux à click : Sommutation de Gallop(SG).**



**Figure.5. 24 : Variation de l'inverse de l'écart type (M1) et de l'inverse la valeur absolue de moyenne (M2) de différents signaux PCGs : (a) : Sténose Aortique(AS), (b) : Sténose Mitrale(MS), (c) : Insuffisance Aortique(AI).**

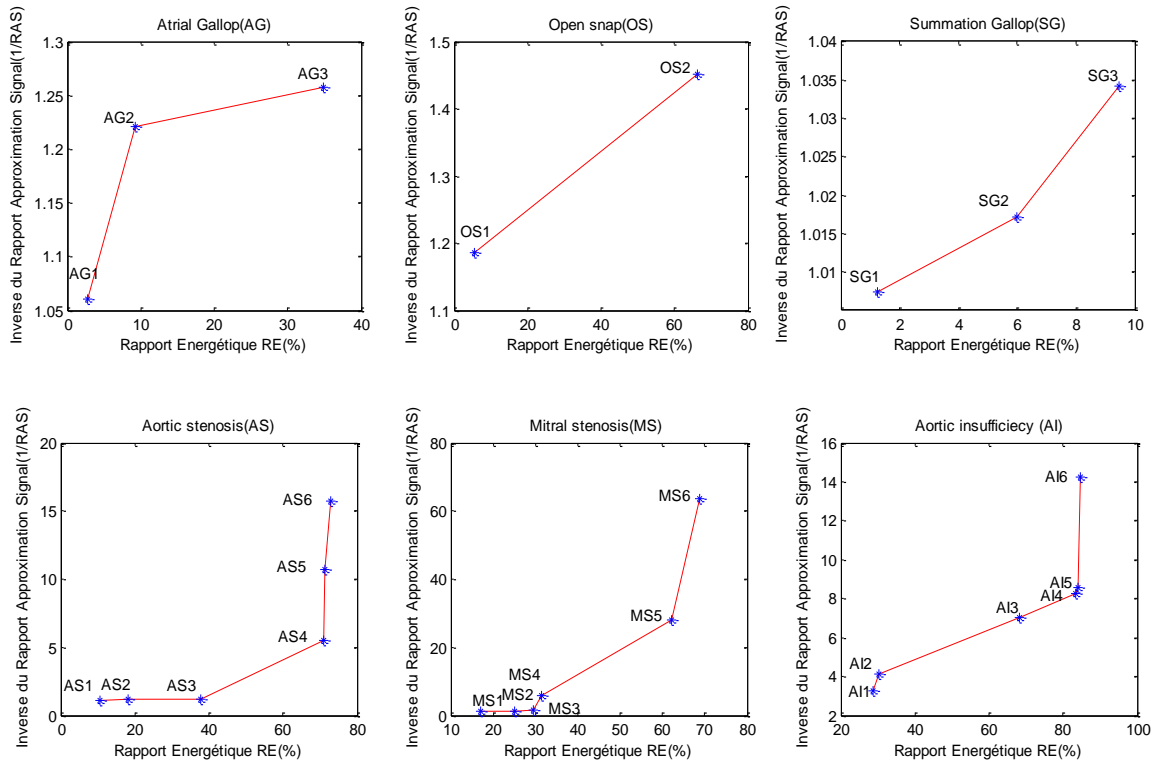
Type du signal	Erreur de reconstruction: $\epsilon_{\text{ermoy}}$	Inverse de l'écart type: M1	Inverse de la valeur absolue de la moyenne : M2
<i>Signaux ayant une morphologie similaire à celle du signal PCG normal</i>			
<i>N</i>	5.7729e-007	50.76	90.09
<i>IM</i>	6.9124e-007	59.88	100.00
<i>CA</i>	9.1675e-007	68.02	116.28
<i>Signaux à clicks</i>			
<i>Atrial de Gallop (AG)</i>			
<i>AG1</i>	3.7513e-006	4.4763	8.9526
<i>AG2</i>	4.3349e-006	4.6642	9.5511
<i>AG3</i>	5.2697e-006	4.9285	9.7847
<i>Open Snap (OS)</i>			
<i>OS1</i>	3.2186e-006	4.5935	10.4603
<i>OS2</i>	5.2932e-006	4.6125	10.3413
<i>Sommation de Gallop (SG)</i>			
<i>SG1</i>	6.5493e-007	6.1920	14.1243
<i>SG2</i>	7.1929e-007	6.6007	17.0068
<i>SG3</i>	1.0721e-006	6.9979	22.0264
<i>Signaux à souffles</i>			
<i>Sténose aortique (AS)</i>			
<i>AS1</i>	9.0882e-007	4.3478	11.0497
<i>AS2</i>	3.0122e-006	5.5556	12.5000
<i>AS3</i>	5.0717e-006	9.8619	24.5098
<i>AS4</i>	1.8619e-005	22.1729	41.1523
<i>AS5</i>	2.0777e-005	33.3333	51.8135
<i>AS6</i>	2.1642e-005	64.5161	66.6667
<i>Sténose mitrale (MS)</i>			
<i>MS1</i>	1.5660e-007	5.4675	10.7527
<i>MS2</i>	5.0973e-007	5.8824	12.3762
<i>MS3</i>	2.3507e-006	7.0472	16.2338
<i>MS4</i>	5.6322e-006	8.8028	22.2222
<i>MS5</i>	7.5794e-006	13.0890	29.3255
<i>MS6</i>	9.8635e-006	26.8817	35.7143
<i>Insuffisance aortique (AI)</i>			
<i>AI1</i>	4.4498e-006	24.3902	50.0000
<i>AI2</i>	7.5934e-006	33.3333	67.5676
<i>AI3</i>	9.8337e-006	50.0000	71.4286
<i>AI4</i>	1.2405e-005	71.4286	83.3333
<i>AI5</i>	1.3961e-005	90.9091	105.2632
<i>AI6</i>	1.6961e-005	100.00	121.9512

**Tab.V.2: Variation d'erreurs de reconstruction ( $\epsilon_{\text{ermoy}}$ ), Inverse de l'écart type (M1) et Inverse de la valeur absolue de la moyenne (M2) pour différents signaux PCGs.**

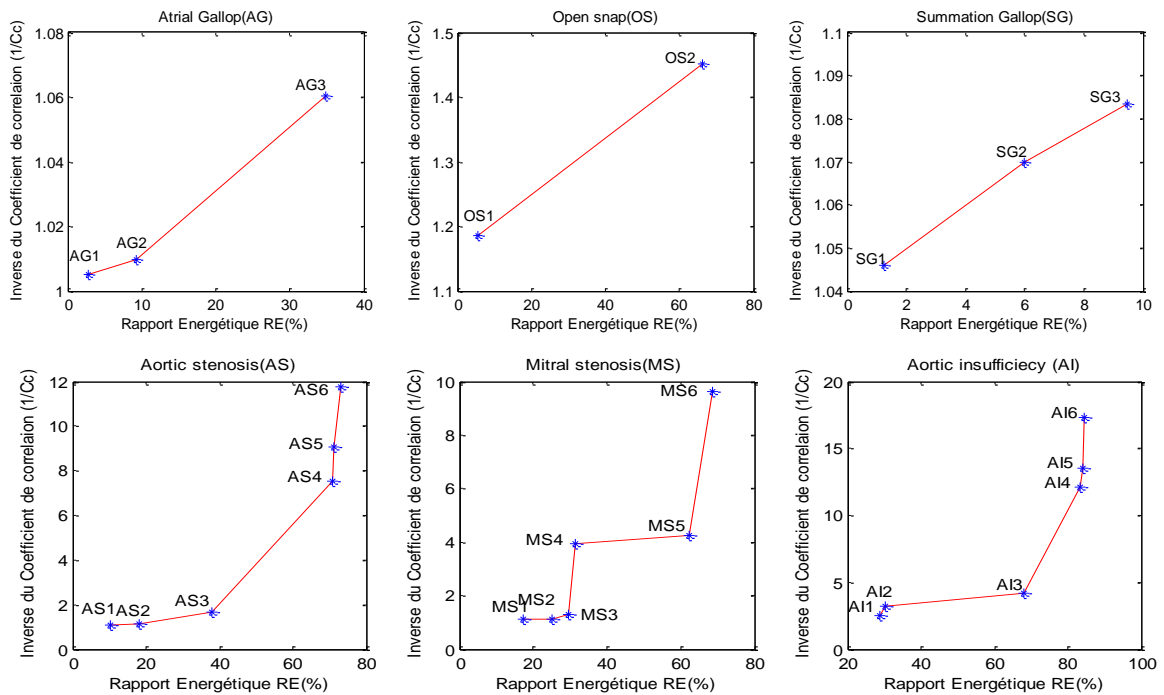
D'après cette analyse on peut conclure que les six paramètres retrouvés présentent des indications pertinentes sur le degré de l'évolution de la sévérité pathologique des signaux phono cardiogrammes.

Et afin de montrer la relation entre le Rapport Energétique (**RE**) développé dans le **chapitre. IV** et les six paramètres suivant: l'inverse du Rapport Approximation Signal ( $\frac{1}{\text{RAS}}$ ), l'inverse du coefficient de corrélation ( $\frac{1}{C_c}$ ), l'entropie moyenne des coefficients d'approximations (**ECA**), l'erreur de reconstruction ( $\epsilon_{\text{ermoy}}$ ), l'inverse de l'écart type (**M1**) et la valeur absolue de la moyenne (**M2**) et par suite d'assurer la présence d'une sévérité pathologique, les figures : **Figure.5.25**, **Figure.5.26**, **Figure.5.27**, **Figure.5.28**, **Figure.5.29** et **Figure.5.30** ci- dessous représentent : la variation de l'inverse du rapport approximation signal ( $\frac{1}{\text{RAS}}$ ) en fonction : du rapport énergétique :  $(\frac{1}{\text{RAS}}) = f(\text{RE})$  [**Figure.5.25**], la variation de l'inverse du coefficient de corrélation ( $\frac{1}{C_c}$ ) en fonction du rapport énergétique :  $(\frac{1}{C_c}) = f(\text{RE})$  [**Figure.5.26**], la variation d'entropie moyenne des coefficients d'approximations **ECA** =  $f(\text{RE})$  [**Figure.5.27**], la variation de l'erreur de reconstruction ( $\epsilon_{\text{ermoy}}$ ) en fonction du rapport énergétique :  $\epsilon_{\text{ermoy}} = f(\text{RE})$  [**Figure.5.28**], la variation de l'inverse de l'écart type (**M1**) en fonction du rapport énergétique : **M1** =  $f(\text{RE})$  [**Figure.5.29**] et la variation de l'inverse de la valeur absolue de la moyenne (**M1**) en fonction du rapport énergétique : **M2** =  $f(\text{RE})$  [**Figure.5.29**] pour différents signaux **PCGs**.

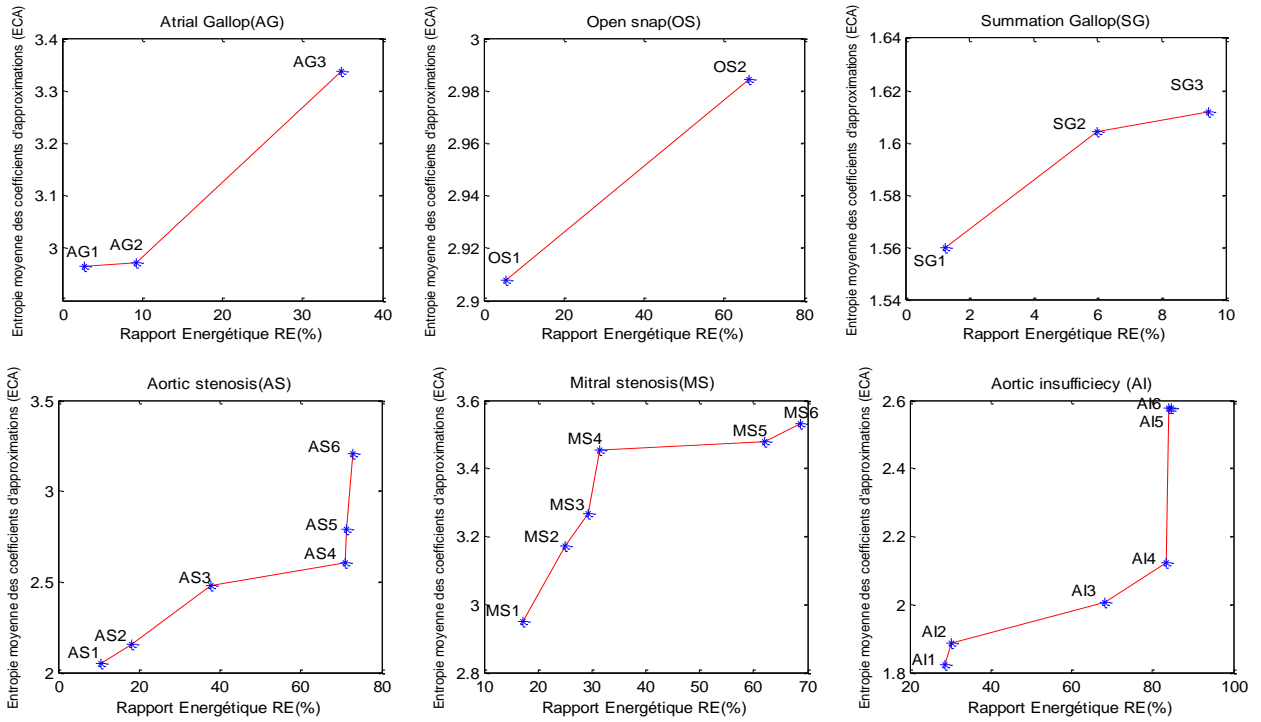
Ces différentes représentations traduites par des courbes croissantes proportionnelles à la sévérité pathologique des signaux phono cardiogrammes (**PCGs**). Cette proportionnalité est expliquée par une non linéarité ente le signal original bruité et le signal filtré **a6** pour le premier paramètre (**RAS**) ainsi qu'une non corrélation ente le signal original et le signal **a6** pour le second paramètre (**C<sub>c</sub>**) et qui dépend de l'importance énergétique du souffle spécifiée par un rapport énergétique important dû à une sévérité pathologique accentuée.



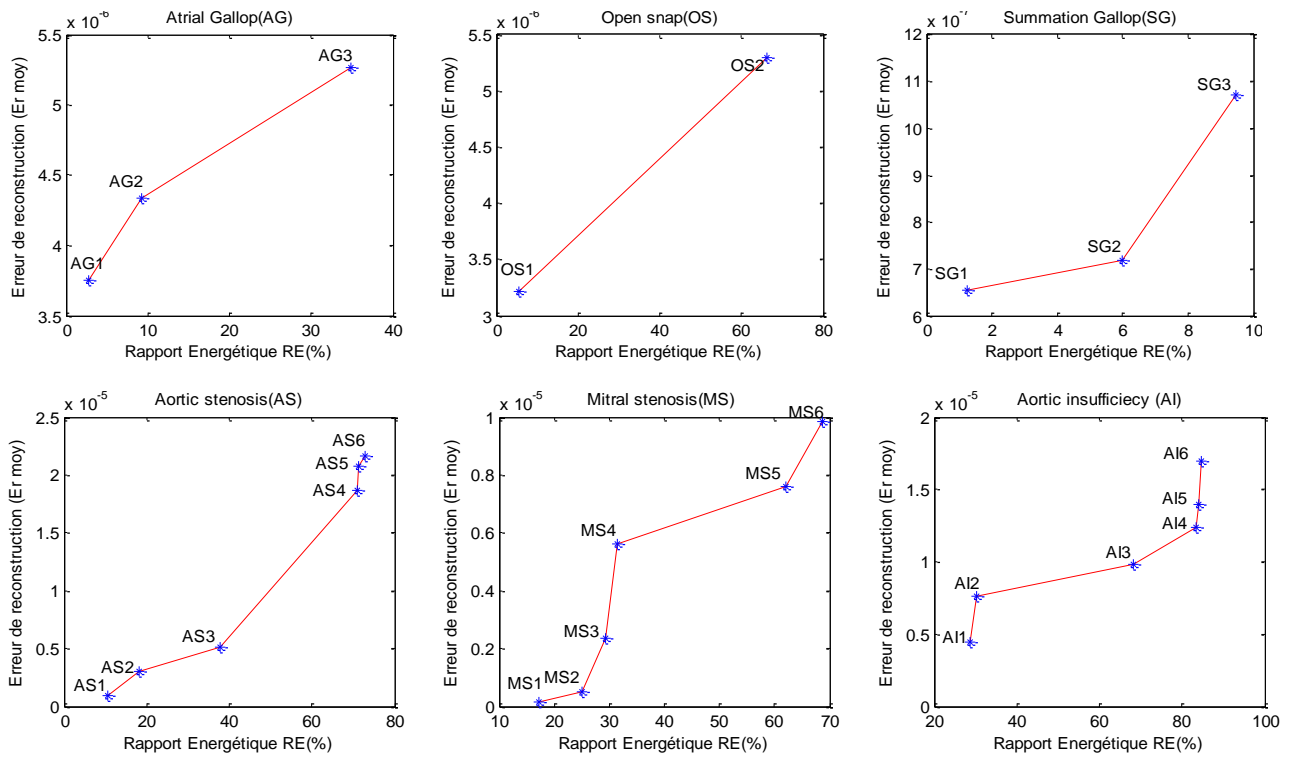
**Figure.5.25 : Variation de l'inverse du Rapport Approximation Signal ( $\frac{1}{RAS}$ ) en fonction du Rapport Énergétique : ( $\frac{1}{RAS}$ ) = f (RE).**



**Figure .5.26 : Variation de l'inverse du Coefficient de corrélation ( $\frac{1}{C_c}$ ) en fonction de Rapport Énergétique :  $\frac{1}{C_c}$  = f (RE).**

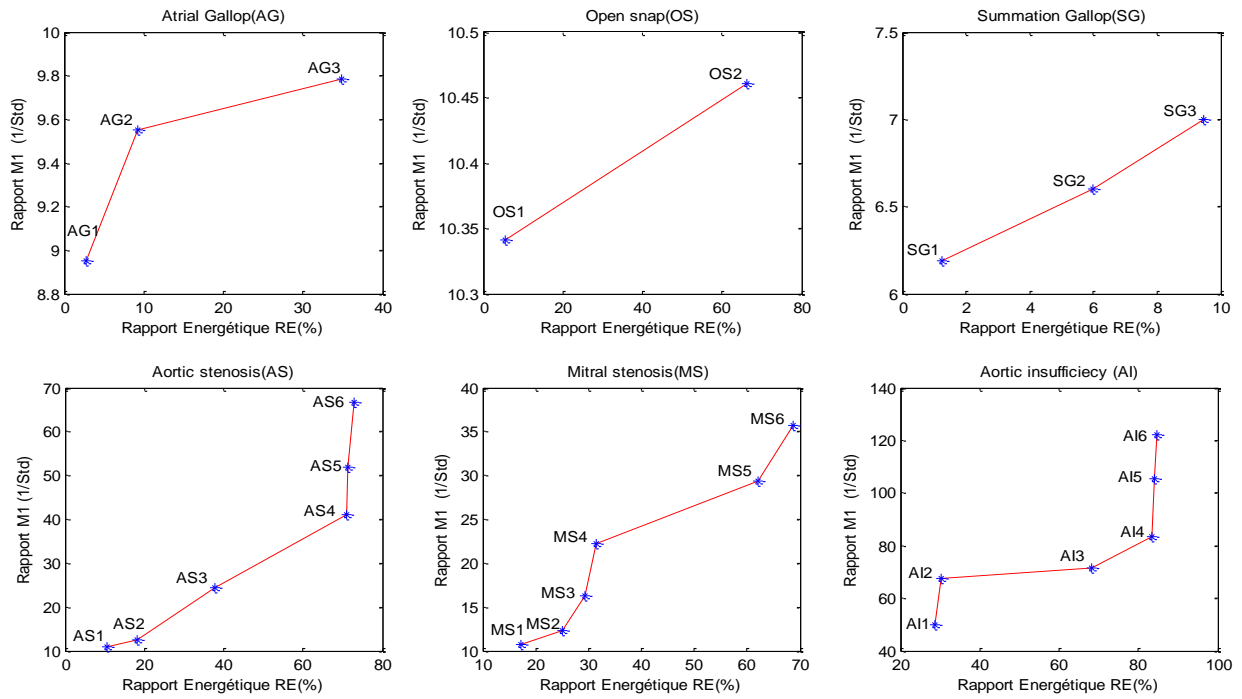


**Figure.5.27: Variation de l'entropie moyenne des coefficients d'approximations (ECA) en fonction de rapport énergétique :  $ECA = f(RE)$ .**

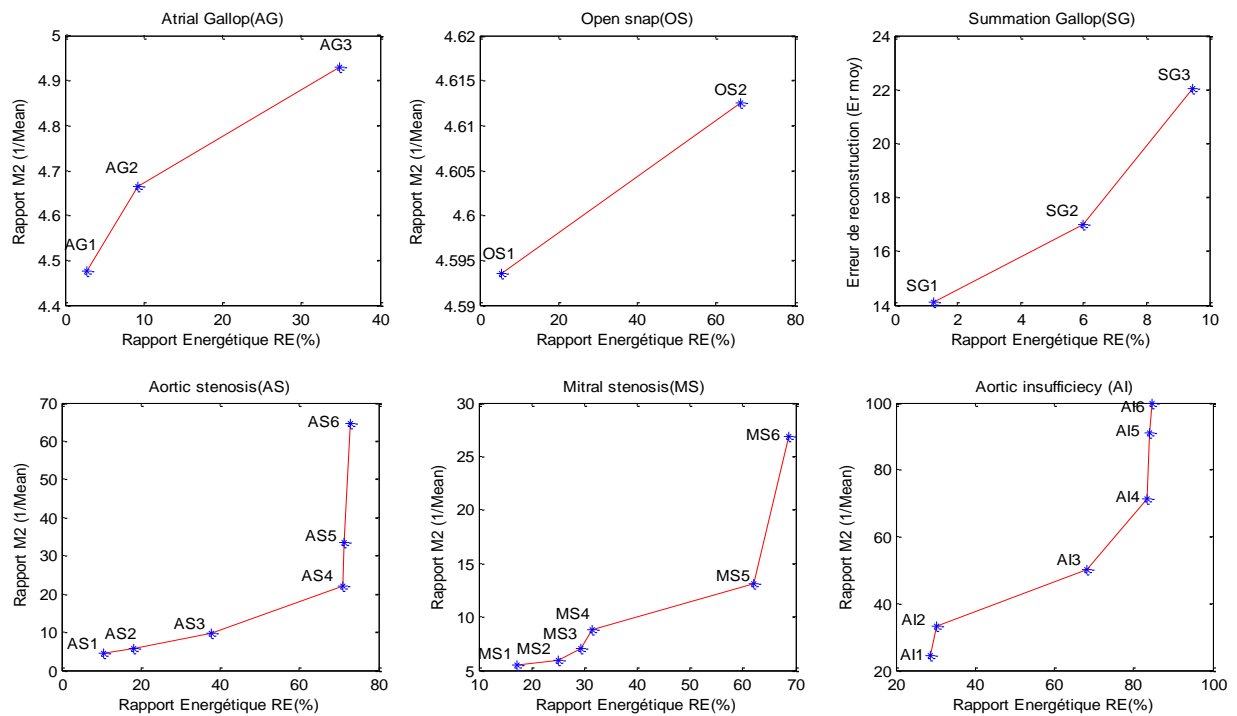


**Figure.5.28 : Variation de l'erreur de reconstruction ( $\epsilon_{ermoy}$ ) en fonction du rapport énergétique :  $\epsilon_{ermoy} = f(RE)$ .**





**Figure.5.29 : Variation de l'inverse de l'écart type ( $\frac{1}{Std}$ ) en fonction de rapport énergétique :  $M1 = f(RE)$ .**



**Figure.5.30 : Variation de l'inverse de la valeur absolue de la moyenne ( $\frac{1}{Mean}$ ) en fonction de rapport énergétique :  $M2 = f(RE)$ .**

#### IV. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons étudié les différents paramètres qui peuvent être utilisés dans l'analyse de degré de sévérité des signaux **PCGs** par l'application de la transformée en ondelettes discrète (**T.O.D**) et par suite d'estimer leurs sévérité pathologique.

La variation selon le type et l'importance du souffle du : l'inverse du rapport approximation-signal ( $\frac{1}{\text{RAS}}$ ), l'inverse du coefficient de corrélation ( $\frac{1}{c_c}$ ) entre le signal de synthèse et le signal original, l'entropie moyenne des coefficients d'approximations (**ECA**), la variation de la moyenne de la variation des coefficients des détails (**Md**), l'erreur de reconstruction ( $\epsilon_{\text{ermoy}}$ ), la variation de l'inverse de l'écart type (**M1**) et l'inverse de la valeur absolue de la moyenne (**M2**), montre une évolution bien corrélée avec l'augmentation de la sévérité, qui peuvent être ainsi ajouté au rapport énergétique (**RE**) dans l'étude des signaux **PCGs** présentant divers degré de sévérité.

## REFERENCES CHAPITRE V

- [1] : P.Abry, Ondelettes et turbulences, Diderot Editeur, Arts et sciences, Paris, 1997.
- [2] : O. Lemoine. Détection de signaux non stationnaires par représentation temps fréquence, Thèse de doctorat à l'université de Nice-Sophia Antipolis, 1995.
- [3]: M. Karrakchou and M .Kunt. Multiscale analysis for singularity detection in pulmonary microvascular pressure transients, Annals of biomedical engineering, 23, pp 562-573, 1995.
- [4]: R.E.LearnedandA.S.Willsky. A wavelet packet approach to transient signal classification, Applied and Computational Harmonic Analysis, 2, pp. 265- 278, 1995.
- [5] : Z.Tira, P.Duvaut, A.Jousselin.Une Méthode de détection multi échelle fondée sur le maximum de vraisemblance et les ondelettes multiples : définition et performances, 16<sup>ième</sup> colloque GRETSI, pp 1463-1466, 1997.
- [6] :S.Mallat and S.Zhong. Characterisation of signals from multiscale edges, IEEE Trans. Pattern Recognit. Machine Intell PAMI, 14(7), pp 711-733, 1992.
- [7] : O.Rioul. Ondelettes régulières: application à la compression d'images fixes,Thèsesoutenue à l'ENST, 1993.
- [8]:S.Kadambe and G.Boudreaux-Bartels. Application of the wavelet transformforpitch detection of speech signals. IEEE Trans. Information Technology, 38(2), pp 917-924, 1992.
- [9]: C. Li, C.Zheng and C.Tai. Detection of ECG characteristic points using wavelet transforms, IEEE Trans. BME, 42(1), pp 21-29, 1995.
- [10] :L.Senhadji, J.J.Bellanger and G.Carraut. Détection temps échelle d'événements Paroxystiques inter critiques en électroencéphalogramme, Traitement du Signal, 12(4), pp 357-371, 1995.
- [11] : G.Carrault, J.J.Bellanger and J.M.Badier. Segmentation vectorielle des signaux EEG, Proc. XIV èmecolloque GRETSI, pp. 767-770, Juan-Les-Pins, France, 1993.

[12]:H.Leman and C.Marque. Optimum denoising method for the uterine EHG, Proc. of XIX th Annual International Conference of the IEEE EMBS Engineering in Medicine and Biology Society, Chicago, USA, 28 Oct.-02 Nov. 1997.

[13] : M.Khalil. Une approche de la détection et de la classification dans les signaux non stationnaires. Application à l'EMG utérin", Thèse de Doctorat del'Université de Technologie de Troyes, France, Septembre 1999.

[14]:B. Natwong, P. Sooraksa, C. Pintavirooj, S. Bunluechokchai, and W.Ussawawongaraya. Wavelet Entropy Analysis of the High Resolution ECG," ICIEA the 1st IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications, May2006.

[15]:S.M. Debbal and F. Bereksi-Reguig. Filtering and classification of phonocardiogram signals using wavelet transform. Journal of Medical Engineering & Technology, 32(1), pp 53-65, January-February 2008.

[16]:W. Rattanawong and P. Tosaranon. Characterization of heart sounds using discrete wavelet transform, The 3rd Biomedical Engineering International Conference, pp47-50, 2010.

[17]:J. Herold ,R. Schroeder, F. Nasticzky , V. Baier ,A. Mix ,T. Huebner , A. Voss 1 .Diagnosing aortic valve stenosis by correlation analysis of wavelet filtered heart sounds,Med. Biol. Eng. Comput., 43, pp 451-456, 2005.

[18]: P.S.Vikhe, S.T.Hamde, N.S.Nehe. Wavelet transform based abnormality analysis of heart sound. IEEE ICACCTT (Trivandrum, Kerala, India), pp 368–369, 28-29 December 2009.

[19]: S.M. Debbal and F. Bereksi-Reguig. Analyse spectro-temporelle des bruits cardiaques par les transformées discrète et continue d'ondelettes, Journal of sciences &Technology, 23, 5-15, juin 2005.

[20]:A. K. Abbas and R. Bassam, Phonocardiography Signal Processing, Morgan and Claypool, 2009.

- [21]:K. P.Soman and K. I. Ramachandran. Insight into wavelets: From Theory to Practice. Printics-Hall, pp 15-72, 2004.
- [22]: S.M. Debbal, and F.Bereksi-Reguig. Pathological recognition of difference between phonocardiogram signals of similarly morphology using the wavelet transform. Biomedical Soft Computing and Human Sciences, 13, pp 97–102, 2008
- [23]:M. L. Mekhalfi. Analyse Des Signaux PCG Par L'usage De la C.W.T et De la D.W.T, thèse de magister, Université de Batna, pp39-60, 2012.
- [24] :L. Hamza. Cherif. Analyse des signaux phono cardiogrammes par application de la transformée en ondelettes discrète et paquets d'ondelettes, Thèse de magister de l'université de Tlemcen, 2007.
- [25]:A.Henaoui and M.Mezian. Analyse du signal phono cardiogramme par ondelettes, département d'électronique, faculté de la science de l'ingénieur, PFE, université de Tlemcen, 2006.
- [26] : S.M Debbal. Analyse du signal phono cardiogramme par application des transformée d'ondelettes, thèse doctorat, juillet 2004.
- [27]: D.Vos, J.P. Automated pediadic auscultation", J.IEEE Trans Biomed Eng. 54(2):24452, 2007.
- [28]: S.M Debbal and F. Bereksi-Regui. Choix de l'ondelette analysante et classification des signaux phono cardiogrammes en fonction des souffles surajoutés, Afrique SCIENCE, 1813-548X ; 01(1), pp 1-13, octobre2004.
- [29]: S.M Debbal and F. Bereksi-Reguig. Second cardiac sound : analysis techniques and performance comparison; Journal of Mechanics in Medicine and Biology (JMMB); ISSN : 0219-5194; 5 (3), September2005.
- [30]: S.R .Messer, J.Agzarian, and P. About. Optimal wavelet denoising for Phonocardiogram's, Microelectronic journal, 32, pp 931-941, 2005.

- [31]:T .Omari. Etude de degré de sévérité pathologique des sténoses aortiques, thèse de magister, Université de Tlemcen, pp 51, 2009.
- [32]: R. R.Coifman, Y.Meyer, M. V. Wickerhauser. Wavelet analysis and signal processing. In Wavelets and their applications , Jones and Bartlett, Boston, MA, USA, pp 153-178.1992.
- [33]:S.M.Debbal and F.Bereksi-Reguig. Features for Heartbeat Sound Signal Normal and Pathological, Recent Patents on Computer Science, 1, pp1-8, 2008.
- [34]: S.M Debbal and F. Bereksi-Reguig. Paramètres d'analyse dans l'étude des signaux Phono cardiogrammes, Communication internationale , 2008.
- [35] : C .Caroline. Analyse en ondelettes M-bandes en arbre dual ; application à la restauration d'images. Thèse du Doctorat en Sciences de l'Université de Marne-la-Vallée, pp 28, 2006.
- [36]: F. Meziani, S. M. Debbal, and A. Atbi. Analysis of phonocardiogram signals using wavelet transform,Journal of Medical Engineering & Technology, 36(5-6): pp 283-302, 2012.
- [37]:F. Meziani, S. M. Debbal, and A. Atbi. Analyse du Degré de Sévérité Pathologique de La sténose aortiques(AS) par Application de La transformée en Ondelettes Continue (T.O.C), a l'occasion de : International Conférence on Multi Media Information Processing : CMIP'2012, Mascara, Algérie, 09-10 April 2012.
- [38]:J.-F. Bercher. Signaux aléatoires : Propriétés énergétiques des signaux aléatoires stationnaires de puissance moyenne finie. Thèse de doctorat. École supérieure d'ingénieurs en électrotechnique et électronique, version 0.8. pp13 , novembre 2001.
- [39] :<http://cours.cegep-st-jerome.qc.ca/101902m.f/bio902/cardiovasculaire/coeur/physiologie/cyclecardiaque.htm>
- [40]:[http://www.aiaccess.net/French/Glossaires/GlosMod/f\\_gm\\_correlation\\_coefficient.htm](http://www.aiaccess.net/French/Glossaires/GlosMod/f_gm_correlation_coefficient.htm)
- [41]:R. Rakotomalala. Analyse de corrélation : Étude des dépendances - Variables quantitatives, Université Lumière Lyon 2, Maroc, 2012.

- [42]: S. Bunluechokchai and MJ.English. Detection of wavelet transform-processed ventricular late potentials and approximate entropy.IEEE computers in cardiology, pp 549-552, 2003.
- [43]: B. Daoud, D. Mounirand B. Messaoud .Identification of Aortic Stenosis and Mitral Regurgitation By Heart Sound Segmentation On Time-Frequency Domain. Proceedings of the 5th International Symposium on image and Signal Processing and Analysis, 2007.
- [44]B. Al-Naami, J .Chebiland JN. Torry .Identification of Aortic Stenosis Disease Using Discrete Wavelet Packet Analysis.Computers in Cardiology, 32, pp 667-670, 2005.
- [45]: C. Bunluechokchai and W. Ussawawongaraya. A Wavelet-based Factor for Classification of Heart Sounds with Mitral Regurgitation, International Journal Of Applied Biomedical Engineering,2(1), 2009.
- [46]:S. Bunluechokchai and P. Tosaranon. Analysis of Heart Sounds with Wavelet Entropy,European Computing Conference, September 2007.
- [47]: D. Adam Timmis. Anthony Nathan, "Cardiologie", 3ème Ed, pp 204-205, 2001.
- [48]: C.Ahlström. Nonlinear Phonocardiographic Signal Processing, Thèse de doctorat, Université de Linköping, Suède, pp 2-40; 99-130, 2008.
- [49]:S.Rajan and al. Wavelet based bank of correlator's approach for phonocardiogram signal classification, proceeding of IEEE-SP international symposium on Time-Frequency and Time Scal Analysis pp 77-80, 1998
- [50]: LG .Durand and P. Pibarot. Digital signal processing of the phonocardiogram: review of the most recent advancements. Crit Rev Biomed Eng. pp163–219, 1995.
- [51] : D. Camille. Contribution à l'intégration sur silicium de la transformée en ondelettes Application au traitement d'images, thèse de doctorat de l'université Montpellier II. pp 16-17-21,2000.

[52] : Y.Bentaleb. Analyse par ondelettes des signaux sismiques : applications aux ondes de surface, thèse de doctorat, Université de Mohamed. V-Rabat, Maroc, pp 23-51, 2007.

[53]: R.L.H. Murphy and G. M. Brockington. Introduction to heart sounds, CD multimedia, Société: Littmann Stethoscopes, USA, 2004.



# *Chapitre. VI*

# Analyse du degré de sévérité pathologique des signaux phono cardiogrammes par application de la transformée en paquets d'ondelettes (T.P.O)

## I. Introduction

La transformée en paquets d'ondelettes (T.P.O) [1] est née de la volonté de s'adapter aux caractéristiques temps-fréquence des signaux. Elle a l'avantage d'être plus précise que l'analyse multi résolution [2], puis qu'elle autorise la redécomposition des sous-bandes haute fréquence contrairement à la T.O.D (Transformée en Ondelettes Discrète) classique qui n'itére le processus que sur la sous-bande passe-bas. [3-5]

La T.P.O est basée sur le même principe que celui de la T.O.D à la différence que l'ordre de l'ondelette analysante et le niveau de la décomposition change [Figure.6.1].

La décomposition en paquets d'ondelettes (T.P.O) utilisée dans l'analyse des signaux PCGs peut être représentée sous la forme d'un arbre binaire, comme indiqué par la figure suivante:

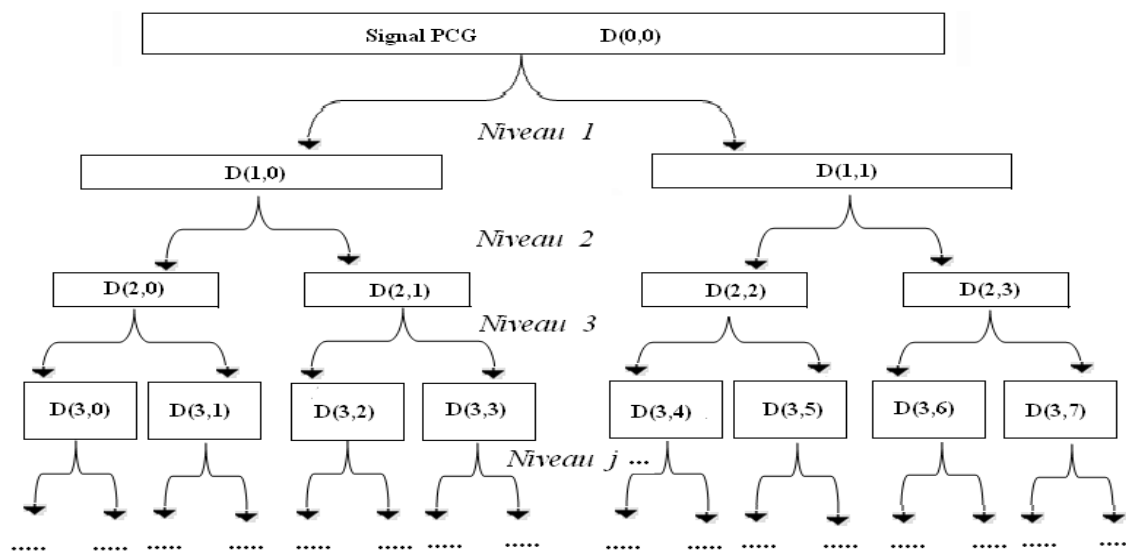
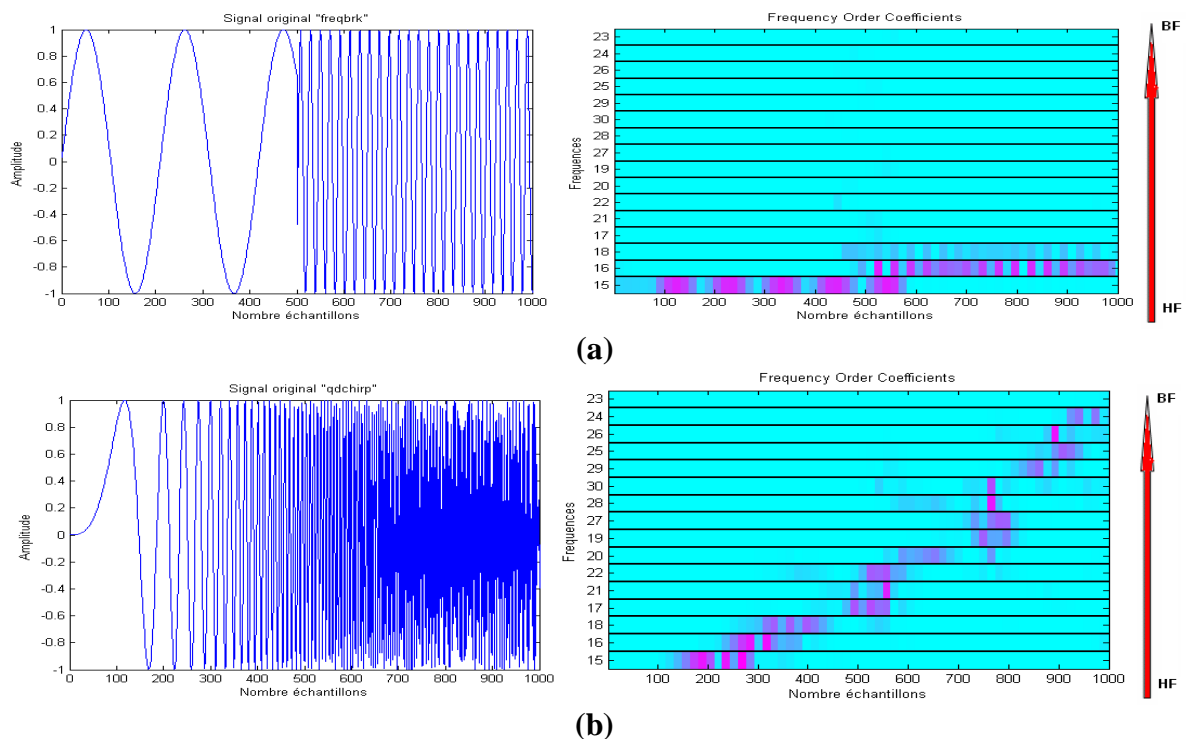


Figure.6.1: Arbre de La décomposition en paquets d'ondelettes.

Chaque niveau de décomposition présente ainsi des informations différentes. Or un niveau plus important fournit une représentation plus riche. Mais en réalité cette décomposition est limitée sur la base des approximations purement empiriques.

Pour bien comprendre l'objectif de cette décomposition avant de procéder à l'analyse des signaux **PCGs**, nous allons tout d'abord appliquer cette technique sur deux signaux caractérisés par un contenu fréquentiel variable : le signal **freqbrk** et **qdchirp**.

Le signal **freqbrk** [Figure.6.2. a], est constitué principalement de composantes basses fréquences localisées sur le quatrième niveau fréquentiel. Par contre, le signal **qdchirp** [Figure.6.2.b], est composé d'un nombre plus important de composantes s'étalant des hautes aux basses fréquences.



**Figure.6.2: Représentation fréquentielle du : Signal freqbrk(a) et du Signal qdchirp(b).**

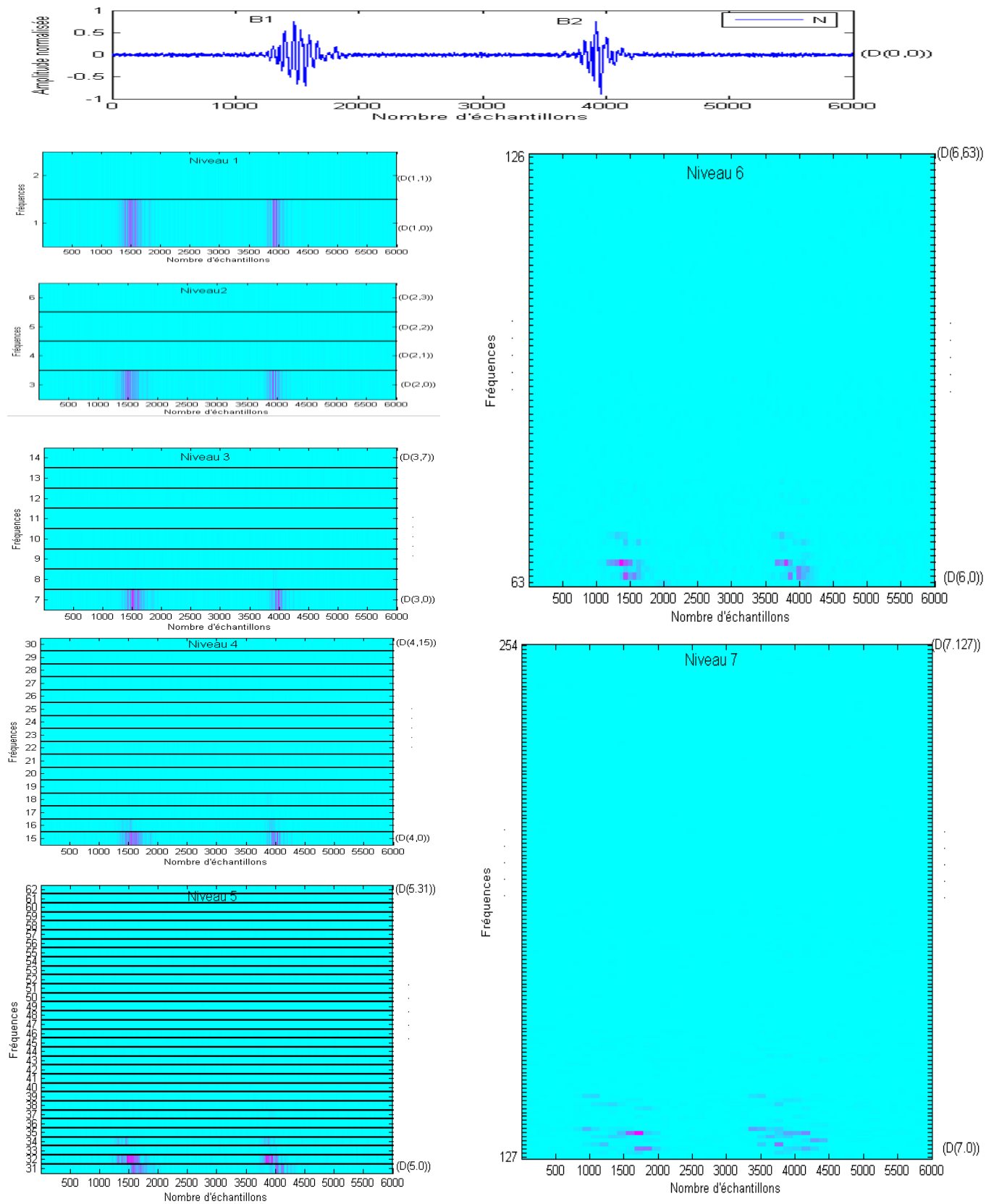
Comme les deux autres versions (**T.O.C** et **T.O.D**), la représentation temps-fréquence par l'application de la transformée en paquets d'ondelettes (**T.P.O**) est basée beaucoup plus sur le choix de l'ondelette analysante et niveau de décomposition.

Les distributions fréquentielle et énergétique sont les éléments essentiels qui permettent de détecter et identifier les différents événements dans le signal **PCG**. L'application de la transformée en paquets d'ondelettes (**T.P.O**), peut fournir des renseignements simultanés sur le temps et la fréquence des bruits et des souffles cardiaques des signaux phonocardiogrammes étudiés.

En effet, l'article de B.Al-Naami, J.Chebil et J.N.Torry [3] sur l'identification des sténoses aortiques par application de transformée en paquet d'ondelette (**T.P.O**), montre que l'ondelette **Daubechies** du 4<sup>ème</sup> niveau (**db4**), est la plus convenable pour analyser les signaux **PCGs**, ainsi que le sixième niveau de la décomposition semble donner des résultats satisfaisants. À partir d'une variation entropique de différents événements constituant le signal **PCG** de la sténose aortique on peut déterminer quelques critères d'identification. Malgré cela, le nombre des signaux **PCGs** est limité. Il faut donc un nombre plus important pour valider les critères proposés.

L'article de S.M.Debbal et L.H.Chrif [6] sur Analyse des signaux **PCGs** par la **T.O.D** et la **T.P.O**: Comparaison et choix de l'ondelette analysante, montre qu'il est judicieux de choisir l'ondelette analysante (**db10**) plus tôt que l'ondelette analysante (**db7**) pour réduire l'erreur de reconstruction et ne pas trop distordre les bruits **B1** et **B2**. Ainsi une discrétisation par application de la **T.P.O** sur plusieurs niveaux montre que le cinquième niveau de la décomposition semble donner des résultats satisfaisants ; les événements constituant le signal **PCG** (bruits, clicks ou souffles), sont nettement visibles.

Une représentation de la décomposition par la **T.P.O** sur sept niveaux pour un signal **PCG** normal est donnée par les figures suivantes :

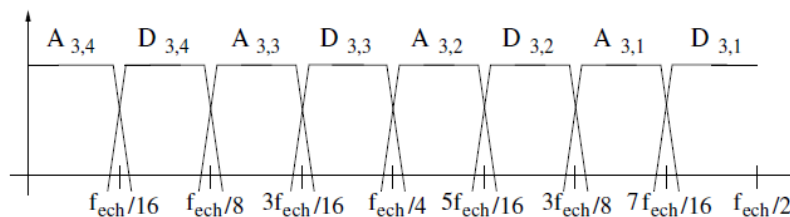


**Figure.6.3: Représentation temps-fréquence des sept niveaux de l'arbre de la décomposition par application de la T.P.O pour un cycle PCG d'un signal normal.**

D'après ces figures, on remarque que les quatre premiers niveaux de la décomposition par l'application de la **T.P.O**, ne donnent pas des résultats très intéressants si on prend en considération l'analyse des composantes internes des bruits cardiaques (**B1,B2**), toutefois les trois autres niveaux présentent plus de coefficients, donc plus de composantes spectrales.

La représentation fréquentielle par l'application de la **T.P.O**, du cinquième et du sixième niveau de la décomposition pour le même cycle **PCG** d'un signal normal est donné par la **Figure.6.5**, montre que ces deux niveaux sont les plus convenables, puisqu'ils donnent des meilleurs résultats concernant l'analyse des bruits cardiaques, ainsi que de leurs composantes internes.

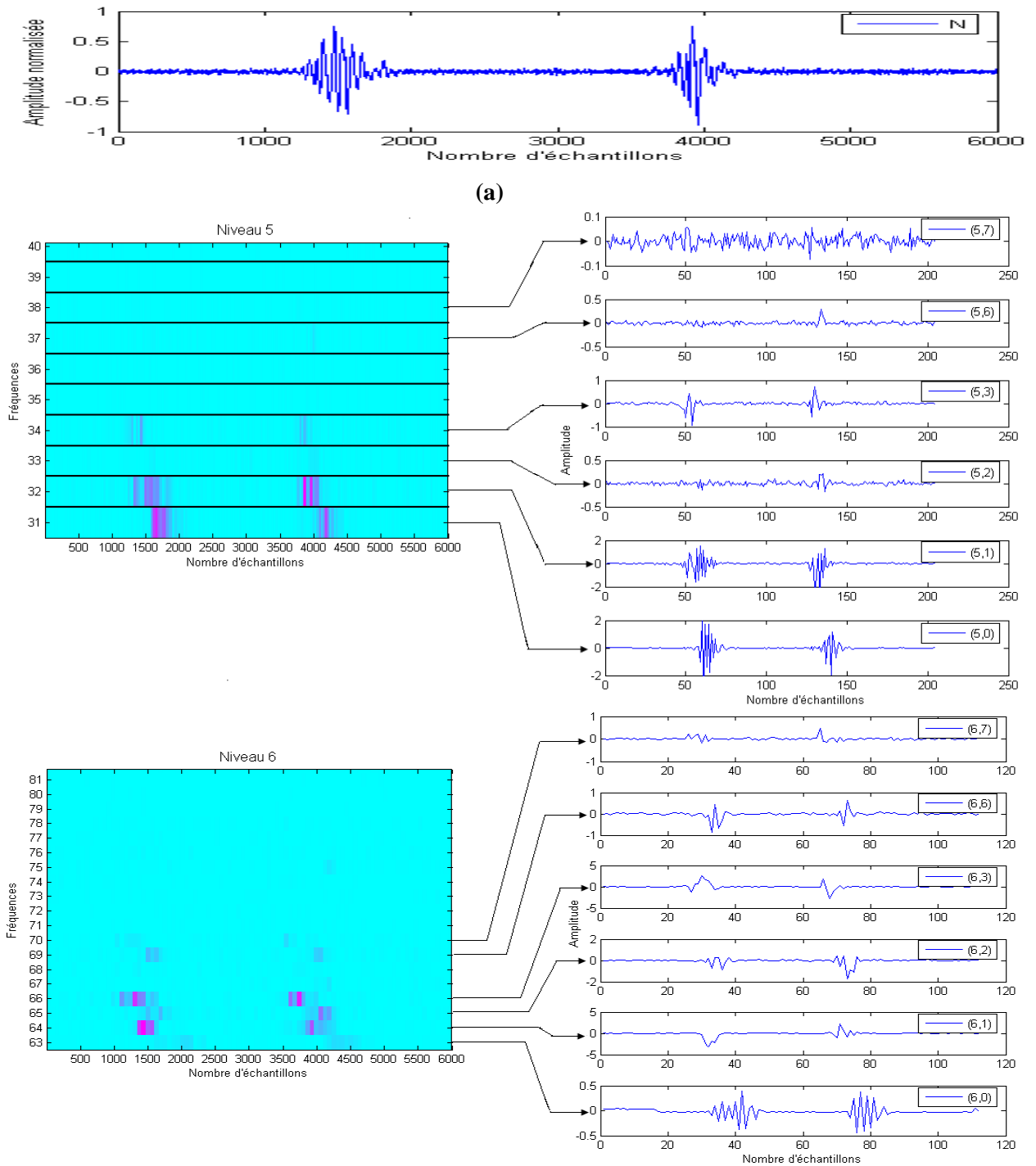
En plus que chaque niveau de la décomposition donne des résultats différents, et que l'information utile est toujours représentée dans les premiers coefficients de paquets d'ondelettes [7]. En passant d'un niveau à l'autre, la résolution augmente puisque l'analyse du signal se focalise sur des bandes de fréquences de plus en plus basses, ainsi toutes les sous bandes fréquentielles couvrent des domaines de largeurs identiques. [8][9]



**Figure .6.4: Découpage en sous bandes fréquentielles d'un signal par la transformée en paquets d'ondelettes au niveau 3.**

Ainsi nous pouvons remarquer que certains détails utilisés peuvent isoler l'une des composantes internes de l'un des bruits cardiaques (pour le 5<sup>ème</sup> niveau on a les détails : **D (5.2), D (5.3), D (5.6), D (5.7)**, et pour le 6<sup>ème</sup> niveau on a les détails: **D (6.1), D (6.3), D (6.6)**).

Afin de mieux s'assurer l'identification de ces composantes isolés, il est indispensable de procéder à une représentation spectro-temporelle (**T.F.C.T**, **T.O.C**,..) de ces composantes après une phase de segmentation et de voir leur contenu temporel et fréquentiel.



**Figure.6.5:Représentation temps-fréquence par l'application de la T.O.P**

**(a): Un signal PCG normal.**

**(b): Le cinquième et le sixième niveau de la décomposition.**



Dans ce chapitre nous allons utiliser par l'application de la transformée en paquets d'ondelettes (**T.P.O**), une analyse de différents signaux **PCGs** (normaux et pathologiques), afin d'extraire les paramètres les plus aptes pour une classification adéquate selon le degré de sévérité, puis de confirmer les résultats obtenus par utilisation des deux versions (**T.O.C** et **T.O.D**).

## **II. Identification des signaux phono cardiogrammes par application de T.P.O**

L'objectif fixé par cette partie est de déterminer certains critères d'identification des signaux phono cardiogrammes à base de la transformée en paquet ondelette (**T.O.P**).

En effet, une variation énergétique par rapport à l'intervalle de temps et pour chaque bande fréquentielle de chaque évènement constituant le signal **PCG** sera étudiée.

Plus précisément, nous choisirons le **6<sup>ème</sup>** niveau de la decomposition , ensuite nous déterminerons les coefficients pour tous les nœuds **k=0,1, 2,..., 64**.

À partir de ce niveau, la bande fréquentielle est divisée en intervalles égaux de longueur **Fs/2<sup>n+1</sup>Hz [62,5 Hz]**. Chaque nœud couvre une bande fréquentielle, à titre d'exemple, le 1<sup>er</sup> nœud couvre une gamme de **[0 : Fs/2<sup>n+1</sup>] Hz**, le deuxième nœud couvre la gamme de **[Fs/2<sup>n+1</sup> : Fs/2<sup>n</sup>] Hz** et ainsi de suite.

Les bandes fréquentielles de très faibles amplitudes seront ignorées sans perte importante d'informations.

Pour les signaux **PCGs**, il suffit d'étudier son comportement dans la gamme **30 à 256Hz [3]** qui correspond aux nœuds **k = 1,2, ...,5**.

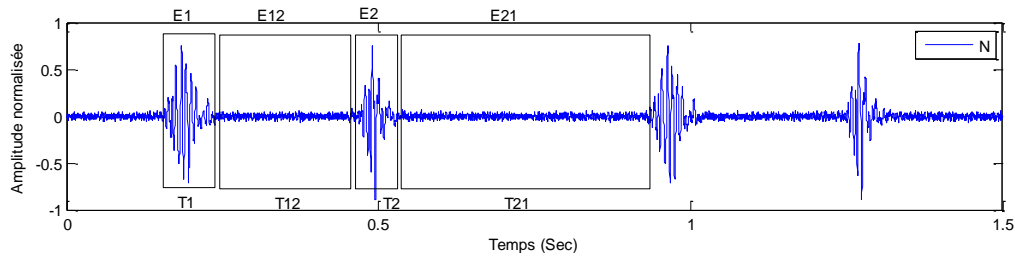
À quatre intervalles de temps [**Figure.6.6**], l'énergie de chaque nœud est calculée :

**E 1** : Energie du bruit **B1**.

**E 2** : Energie du bruit **B2**.

**E 12** Energie entre le bruit **B1** et **B2 (Systole)**.

**E 21** : Energie entre le bruit **B2** et **B1 (Diastole)**.



**Figure.6.6: Intervalles de temps d'un signal PCG normal.**

La **Figure.6.7. (a et b)** et **Figure.6.8. (a et b)**, représente une variation énergétique par rapport à l'intervalle de temps et pour chaque bande fréquentielle de chaque évènement constituant le signal **PCG** des quatre exemples suivant : deux cas normaux [**Figure.6.7.a**], deux cas à souffle systolique : sténose aortique [**Figure.6.7.b**] et quatre cas à souffle diastolique : deux cas de sténose mitrale [**Figure.6.8.a**] et deux cas d'insuffisance aortique [**Figure.6.8.b**].

Le 1<sup>er</sup> nœud couvre une gamme de **[0 : 62.5] Hz**, le 2<sup>ème</sup> couvre une gamme de **[62.5 : 125] Hz**, le 3<sup>ème</sup> couvre une gamme de **[125 : 187.5] Hz**, le 4<sup>ème</sup> couvre une gamme de **[187.5 : 250] Hz** et le 6<sup>ème</sup> nœud couvre une gamme de **[250 : 312.5] Hz**

La variation énergétique en fonction de différentes bandes fréquentielles de deux cas normaux illustrée sur la **Figure.6.7.a**, montre que l'énergie du premier bruit **E1** est plus grande que celle du **E2, E12** et **E21** pour la gamme **[0 : 250] Hz**.

L'énergie de la phase diastolique est aussi importante par rapport à celle de la phase systolique pour la gamme fréquentielle **[0 : 312.5] Hz**. Cette variation est expliquée par une énergie importante produite durant les battements cardiaques : **B1** et **B2**, ainsi d'un petit silence se trouve entre les bruits **B1** et **B2**, correspond à la systole ventriculaire et d'un grand silence entre les bruits **B2** et **B1**, correspond à la diastole ventriculaire : la durée de la diastole étant plus longue que celle de la systole, l'intervalle **[B2-B1]** est supérieure à **[B1-B2]**.

En outre, l'amplitude d'**E1** et **E2**, sont très importantes dans les bandes **[0 : 62.5] Hz** et **[125 : 187.5] Hz**, cependant elles sont diminuées dans les bandes : **[62.5 : 125] Hz** et

**[187.5 :312.5] Hz.** Pour la gamme fréquentielle : **[187.5 :312.5] Hz**, les valeurs énergétiques sont généralement plus petites.

Pour les deux cas à souffle systolique : sténose aortique (**AS**), la **Figure.6.7.b**, montre que la phase systolique (**E12**) présente une énergie importante par rapport à celle du premier bruit (**E1**), du deuxième bruit (**E2**) et de la phase diastolique (**E21**) pour la gamme fréquentielle **[0:312.5] Hz**. Cette importance énergétique entre le bruit **B1** et **B2** due à un souffle systolique.

Le premier bruit cardiaque et le souffle systolique présente une énergie importante dans la bande **[0 :125] Hz**, tandis que elles sont diminuées dans la bande **[250 :312.5] Hz** pour le deuxième cas. Pour la bane fréquentielle **[250 :312.5] Hz**, les valeurs du **E1** et **E12** sont comparativement supérieures à celles du signal **PCG** normal.

La **Figure.6.8.a** est les deux cas de sténose mitrale (**MS**). La phase diastolique (**E21**) montre une énergie importante par rapport à celle du premier bruit (**E1**), du deuxième bruit (**E2**) et de la phase systolique (**E12**) dans la gamme fréquentielle **[0 :187] Hz**. Cette importance énergétique entre le bruit **B2** et **B1** due à un souffle diastolique.

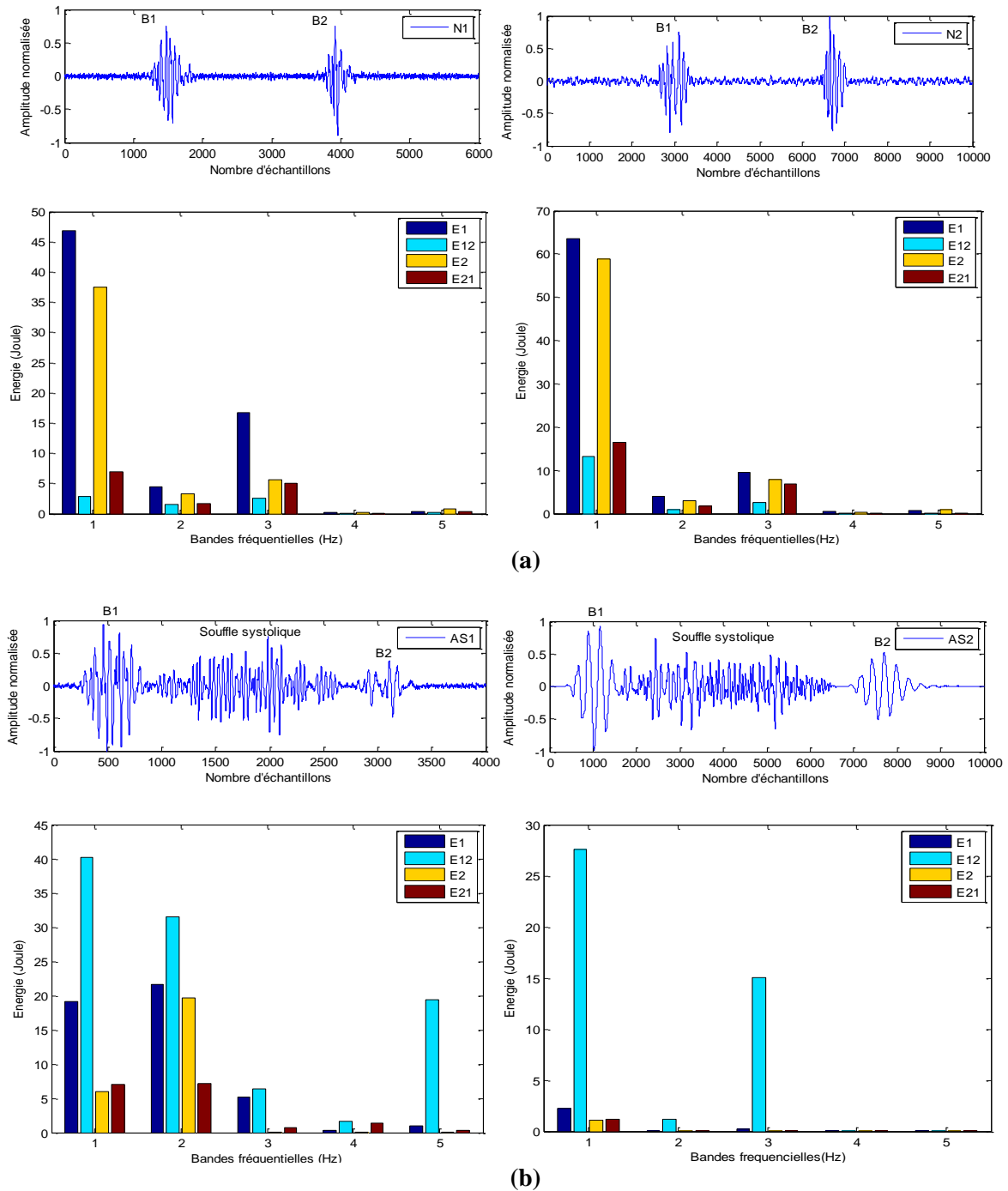
Le premier bruit cardiaque et le souffle diastolique présente une énergie importante dans la bande **[0 :62.5] Hz**, tandis que elles sont diminuées dans la bande **[62.5 :187.5] Hz**.

Pour la bane fréquentielle **[250 :312.5] Hz**, **E2** et **E21** présente des valeurs négligeables.

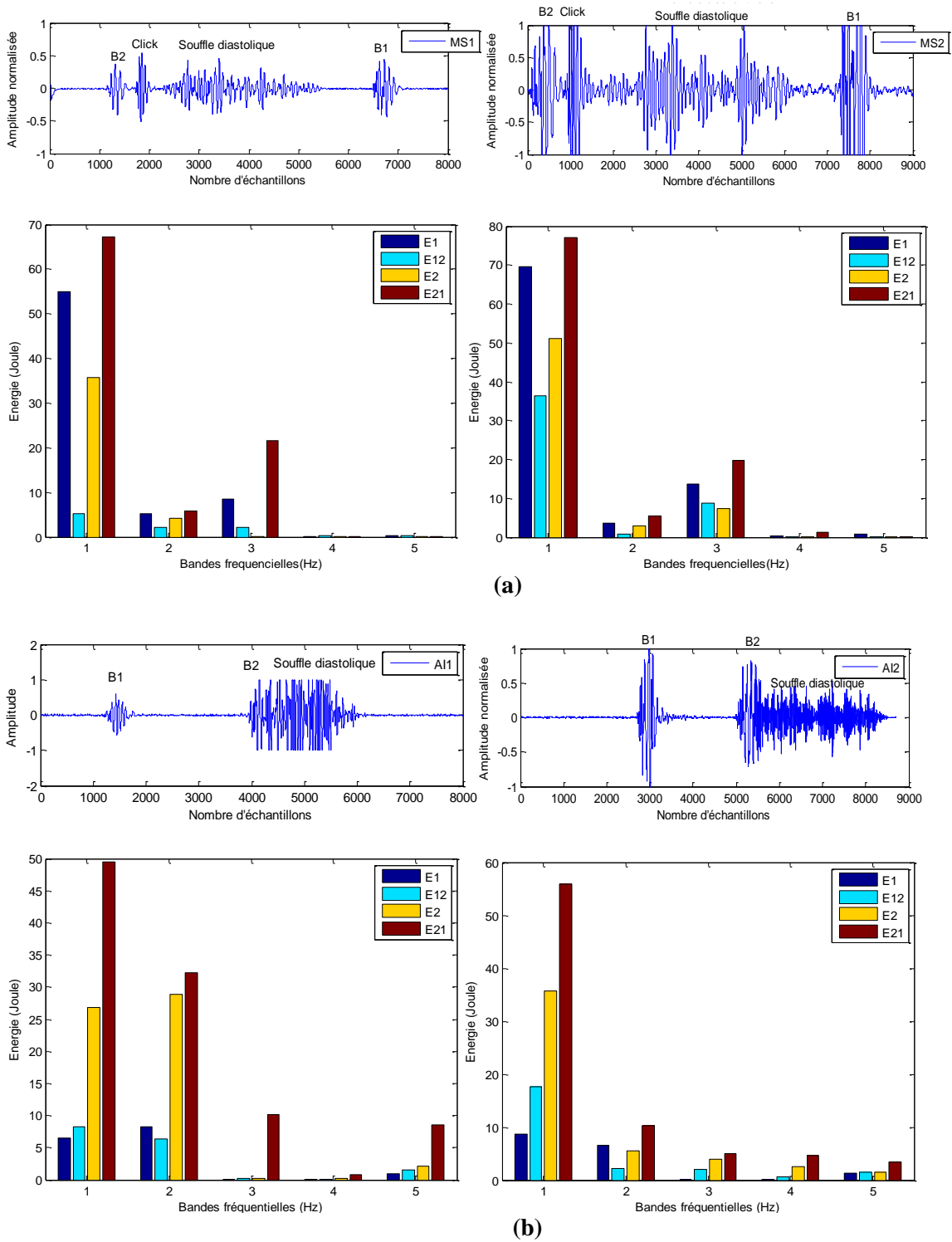
La variation énergétique de différentes bandes fréquentielles pour les deux cas d'insuffisances aortiques (**AI**) est donnée par **Figure.6.8.b**. L'importance énergétique de la phase diastolique (**E21**) par rapport à celle du premier bruit (**E1**), du deuxième bruit (**E2**) et de la phase systolique (**E12**) dans la gamme fréquentielle **[0 :187.5] Hz** et **[250 :312.5] Hz** pour le premier cas et dans la gamme **[0 : 312.5] Hz** pour le second cas due à un souffle diastolique.

Le deuxième bruit cardiaque et le souffle diastolique présente une énergie importante dans la bande [0 :125] Hz, tandis que elles sont diminuées dans la bande [125 :312.5] Hz.

Pour la bande fréquentielle [250 :312.5] Hz, les valeurs du E2 et E21 sont comparativement supérieures à celles du signal PCG normal.



**Figure.6.7 : Variation énergétique en fonction de différentes bandes fréquentielles pour deux cas de : (a) : PCG normal ; (b) : Sténoses aortiques (AS).**



**Figure.6.8 : Variation énergétique en fonction de différentes bandes fréquentielles pour deux cas de : (a) : Sténoses mitrales (MS) ; (b) : Insuffisances aortiques (AI).**

Ces différentes constatations, nous ont permis de proposer ce qui suit :

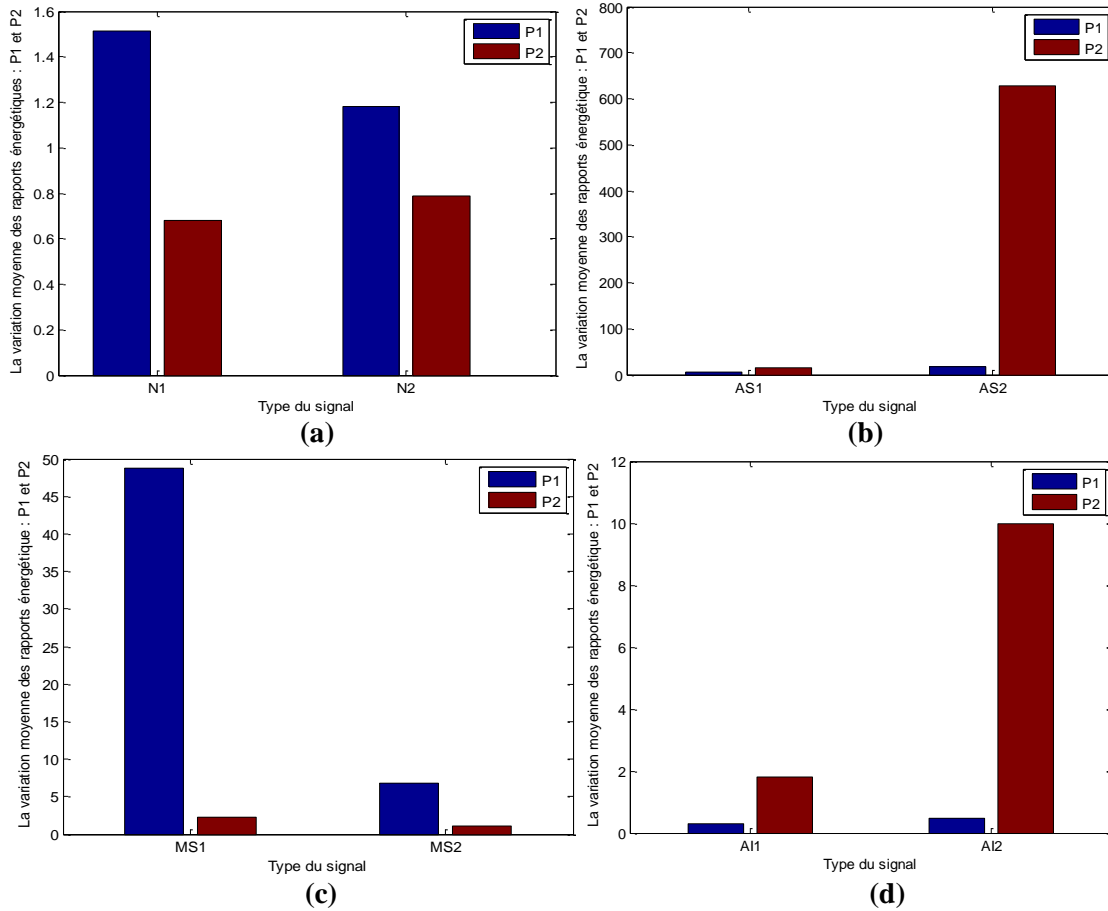
$$P_1 = \frac{1}{N} * \sum_{i=1}^N \frac{E_1(i)}{E_2(i)} \quad (6.1)$$

$$P_2 = \frac{1}{N} * \sum_{i=1}^N \frac{E_{12}(i)}{E_{21}(i)} \quad (6.2)$$

Pour chaque bande fréquentielle, les variations de  $\frac{E_1}{E_2}$ ,  $\frac{E_{12}}{E_{21}}$ , **P1** et **P2** sont données par le tableau ci-dessous. Ainsi la variation moyenne des deux derniers (**P1** et **P2**) est illustrée sur la **Figure.6.9**.

Paramètres Type du signal	[0-62.5] Hz		[62.5-125] Hz		[125-187.5] Hz		[187.5-250] Hz		[250-312.5] Hz		P1	P2
	$\frac{E_1}{E_2}$	$\frac{E_{12}}{E_{21}}$	$\frac{E_1}{E_2}$	$\frac{E_{12}}{E_{21}}$	$\frac{E_1}{E_2}$	$\frac{E_{12}}{E_{21}}$	$\frac{E_1}{E_2}$	$\frac{E_{12}}{E_{21}}$	$\frac{E_1}{E_2}$	$\frac{E_{12}}{E_{21}}$		
N1	1.24	0.41	1.35	0.90	1.16	0.84	2.94	0.52	1.04	0.55	1.51	0.68
N2	1.08	0.77	1.36	0.50	1.21	0.33	1.33	1.08	0.93	1.20	1.18	0.77
AS1	3.23	5.70	1.09	4.37	8.82	9.57	3.70	1.14	13.43	54.67	6.05	15.0
AS2	2.030	23.8	55.75	2000	16.16	952.6	3.00	77.0	5.00	91.0	6.38	628.9
MS1	1.54	0.08	1.22	0.37	236.8	0.10	7.31	0.94	3.25	2.96	48.7	2.22
MS2	1.36	0.47	1.27	0.16	1.82	0.44	19.84	0.15	9.51	2.01	6.76	1.047
AI1	0.243	1.27	0.28	0.766	0.22	3.104	0.282	2.04	0.421	1.762	0.290	1.789
AI2	0.243	2.03	1.18	0.324	0.024	41.65	0.056	4.67	0.837	1.178	0.468	9.972

**Tab. VI.1: Variation moyenne des rapports énergétiques P1 et P2 pour différents signaux PCGs.**



**Figure.6.9: Variation moyenne des rapports énergétiques P1 et P2 pour :**

- (a) : deux cas normaux ;**
- (b) : deux cas de sténose aortique ;**
- (c) : deux cas sténose mitrale ;**
- (d) : deux cas d'insuffisance aortique.**

Sur la base de résultats de mesure obtenus nous proposons les critères suivants:

- $Si \begin{cases} P1 \gg P2 \\ P2 \ll 1 \end{cases} \xleftrightarrow{PCG \text{ Normal}} \begin{cases} E1 > E2 \\ E1 \text{ et } E21 > E12 \text{ et } E21' \end{cases}$
- $Si \begin{cases} P2 \gg P1 \\ P1 \gg 1 \end{cases} \xleftrightarrow{\text{Sténose Aortique}} \begin{cases} E21 > E1 \\ E12 \text{ et } E1 > E2 \text{ et } E21' \end{cases}$
- $Si \begin{cases} P1 \gg P2 \\ P2 \gg 1 \end{cases} \xleftrightarrow{\text{Sténose Mitrale}} \begin{cases} E12 > E1 \\ E21 \text{ et } E1 > E12 \text{ et } E2' \end{cases}$
- $Si \begin{cases} P2 \gg P1 \\ P1 \ll 1 \end{cases} \xleftrightarrow{\text{Insuffisance Aortique}} \begin{cases} E21 > E2 \\ E21 \text{ et } E2 > E1 \text{ et } E12' \end{cases}$

Les deux premiers critères sont confirmés par ceux donné par B Al-Naami, J Chebil et

### III. Analyse graphique du degré de sévérité des signaux PCGs par la T.P.O

La décomposition en paquets d'ondelettes, permet d'exploiter le contenu fréquentiel du signal **PCG**. Ainsi, tout changement de fréquence ou d'énergie (dû à une pathologie donnée) se traduira forcément par un changement sur un ou plusieurs niveaux.

La représentation temps-fréquence par l'application de la **T.P.O** [Figure.6.10], montre que le cinquième niveau de la décomposition semble donner des résultats satisfaisants : les événements constituent le signal **PCG** (bruits, clicks ou souffles), sont nettement visibles.

En plus les coefficients de la transformée en paquets d'ondelettes (**T.P.O**), permettent aisément de constater toute variation du signal **PCG** et selon leur sévérité à partir de leur contenu fréquentiel ainsi que leur étendue temporelle.

Les amplitudes maximales sont caractérisées par une couleur plus foncée que celles des petites amplitudes.

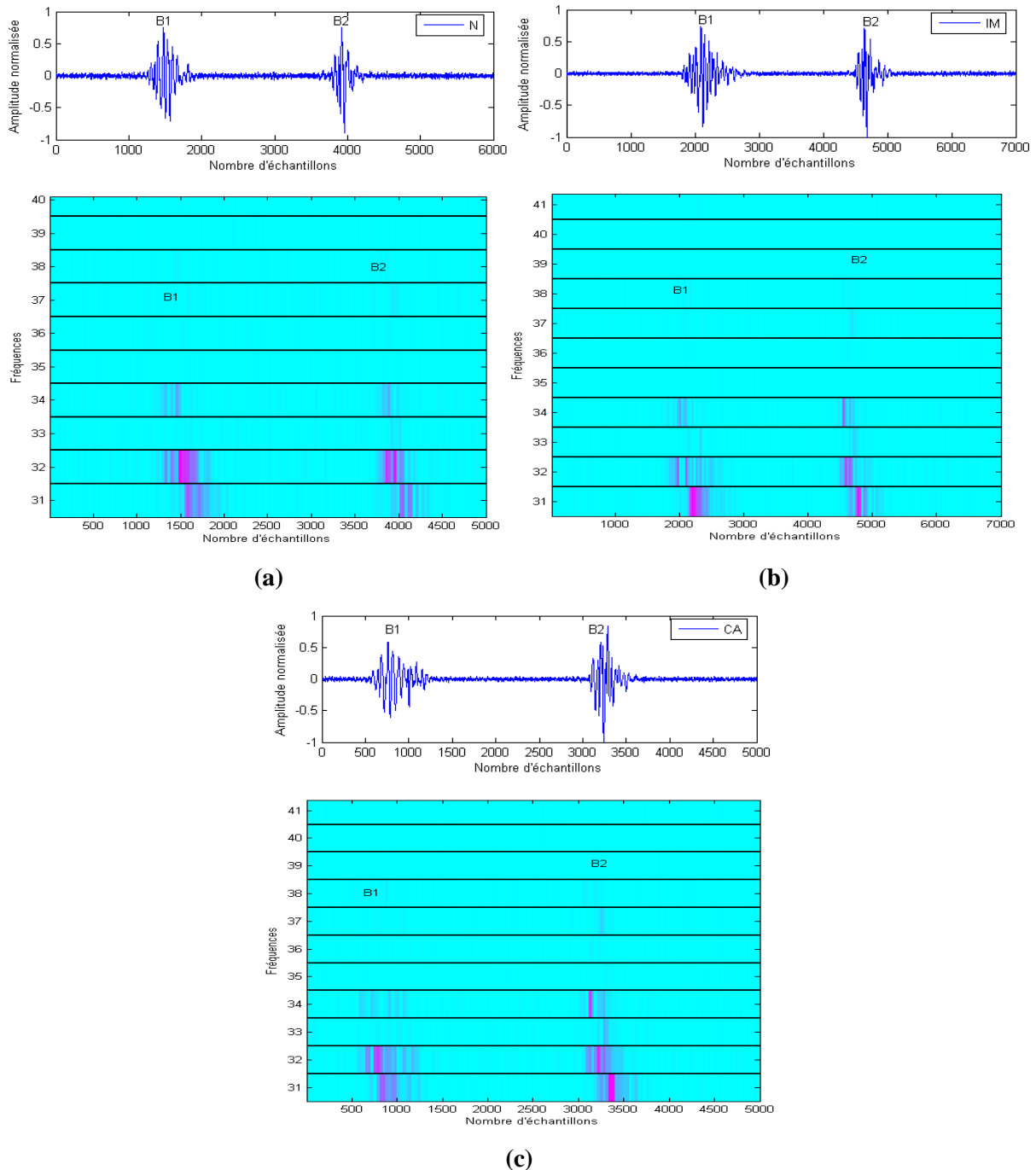
#### 1. Analyse des signaux PCGs sans souffles

La **Figure.6.10**, est une représentation temps-fréquence du cinquième niveau de la décomposition par l'application de la **T.O.P** d'un seul cycle pour les trois signaux **PCG:N**, **IM** et **CA** [Figure.6.10. (a, b et c)].

Pour ces différents cas, les deux bruits cardiaques **B1** et **B2**, sont nettement visibles. Le premier bruit est situé aux environs de **1500** échantillons (**0.1875 sec**), l'autre aux environs de **4000** échantillons (**0.5 sec**) pour le cas d'un sujet sain **N**, ainsi ils sont respectivement distant d'environ de **3000** échantillons (**0.3750 sec**) pour le cas **IM** et de **2500** échantillons (**0.3105 sec**) pour le cas **CA**.

En plus, le bruit **B2** montre un contenu fréquentiel plus élevé que celui du bruit **B1** pour ces trois signaux **PCGs** analysés.





**Figure.6.10: Représentation temps-fréquence du cinquième de la décomposition par application de la T.O.P d'un seul cycle cardiaque des signaux PCGs :(a) : Normal (N), (b) : Insuffisance Mitrale(IM), (c) : Coarctation Aortique(CA).**

Dans le but d'analyser le degré de sévérité entre le cas d'IM et CA par application de la T.P.O, les représentations fréquentielles montrent que le contenu fréquentiel du cas IM est plus proche du cas : N que celui du cas : CA ; ceci explique que l'importance fréquentielle croissante du signal est proportionnelle à l'importance croissante de la sévérité.

## 2. Analyse des signaux PCGs avec souffles

L'analyse temps-fréquence par l'application de la **T.P.O** est également utilisée pour analyser d'autres signaux pathologiques contenant des souffles ou des clicks (systoliques, diastoliques).

Nous allons procéder à une analyse fréquentielle sur les différents signaux **PCGs** avec clicks et souffles.

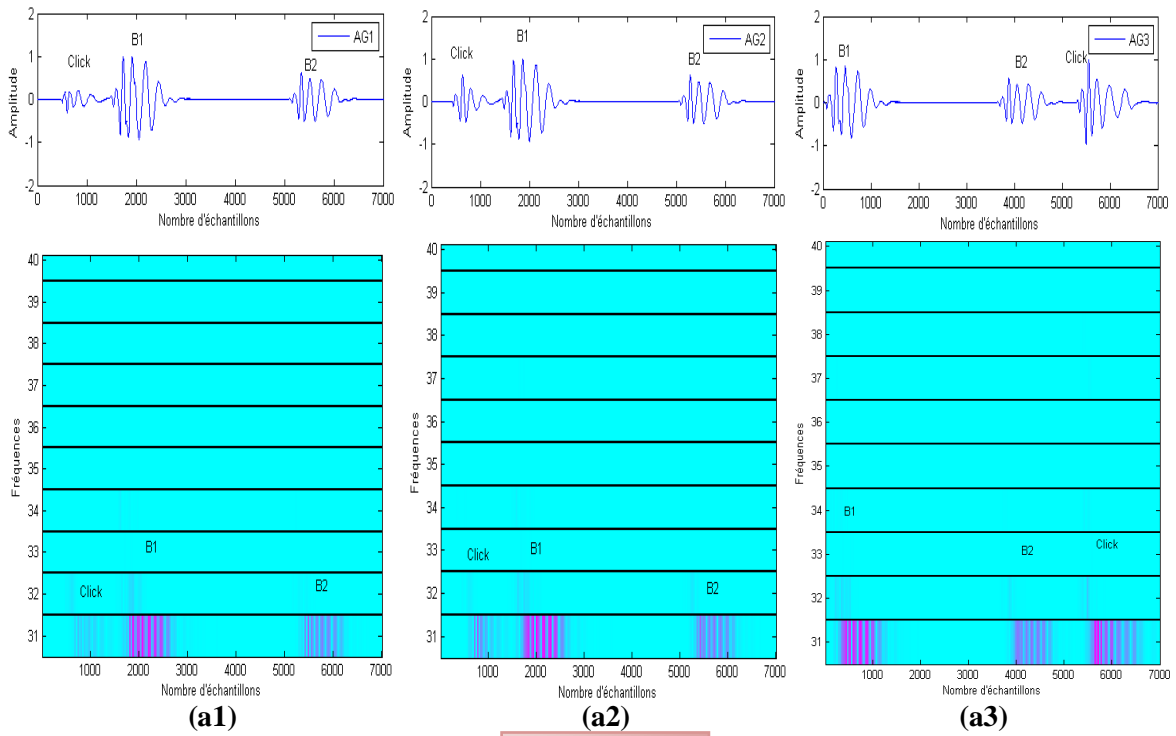
La séparation des clicks et des souffles est une étape très importante, elle sera effectuée grâce à l'algorithme de séparation développé dans le troisième chapitre. Les paquets obtenus après la décomposition en paquets d'ondelettes, permettent d'exploiter le contenu fréquentiel du signal. Ainsi, tout changement de fréquence ou d'énergie se traduira par un changement sur un ou plusieurs paquets.

### 2.1 Analyse des signaux PCGs à clicks par application de la T.P.O

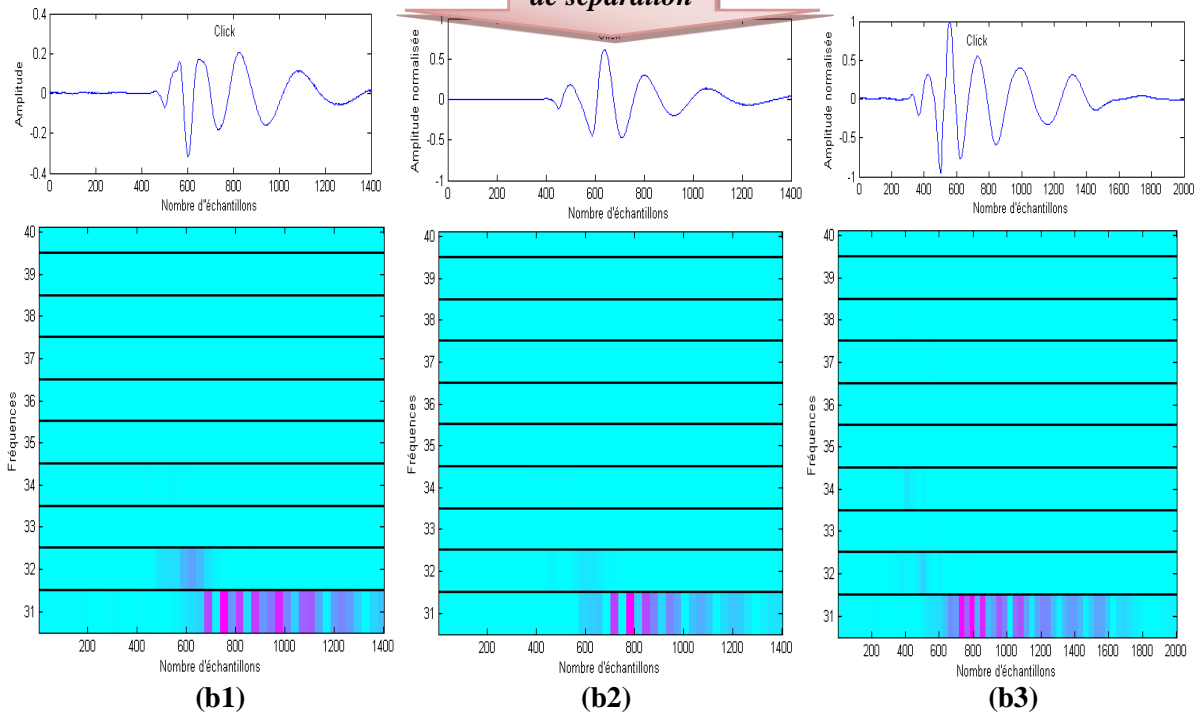
Les **Figures.6. (11,12et13)**, montrent le résultat de cette analyse sur trois différents types des signaux phono cardiogrammes à click : « **AG** », « **OS** » et « **SG** ».

La première remarque à constater c'est que le contenu fréquentiel de base est évidemment différent à celui du signal **PCG** d'un cas sujet sain [**Figure.6.10. a**].

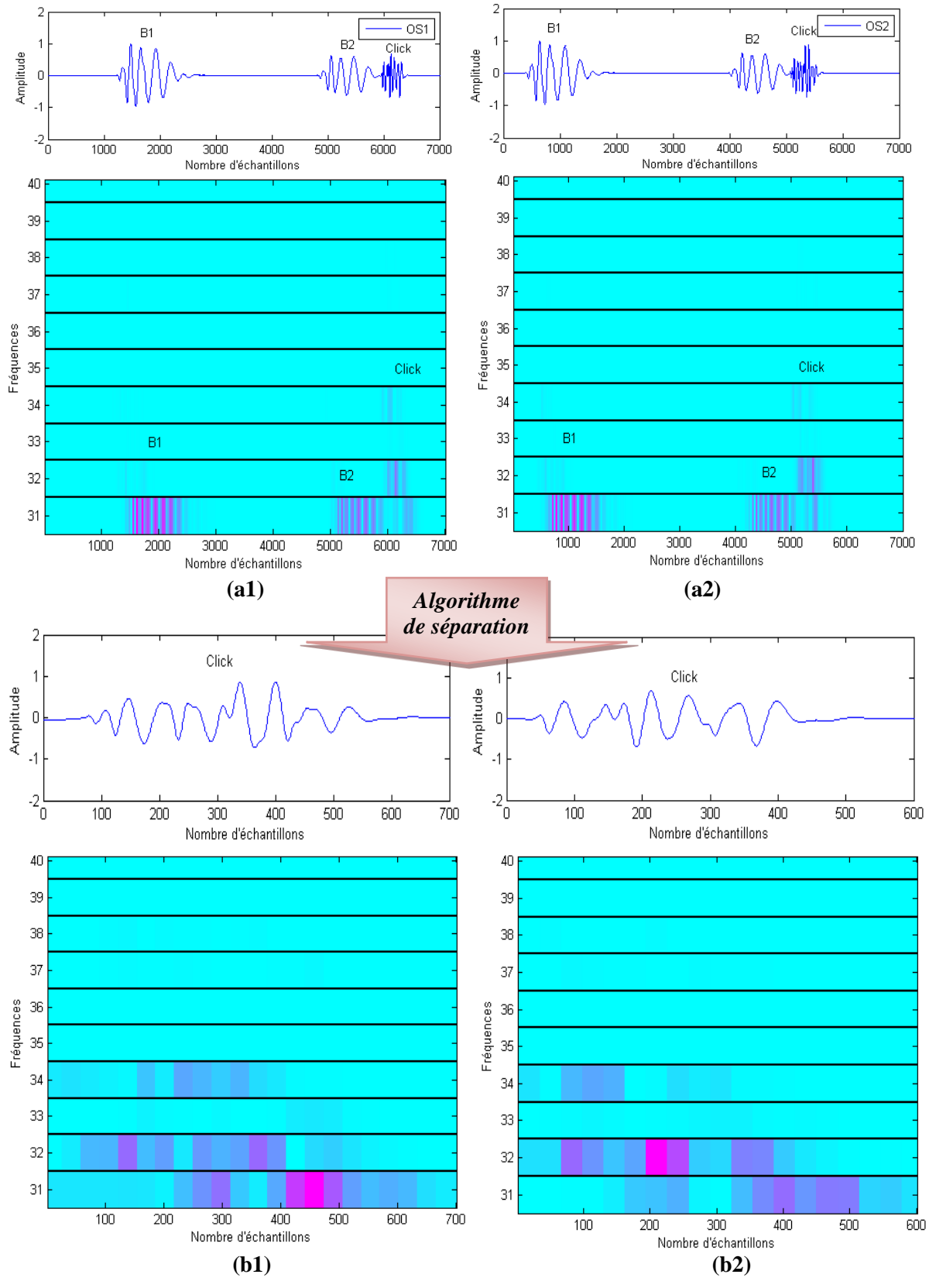
En seconde lieu et d'après les représentations fréquentielles, les clicks modérés : « **AG3** et **OS2** », présentent un contenu fréquentiel plus important par rapport à celui des clicks légers : « **AG1** et **AG2** ; **OS2** ; **SG1**, **SG2** et **SG3** » et des bruits cardiaques (**B1**, **B2**). Ainsi chaque zone donnée du plan temps-fréquence représente l'énergie d'une portion du signal [**10**] (soit un bruit ou un click), et qui est immédiatement liée à l'importance croissante du click donc à la sévérité pathologique. [**Tab. IV.1, chapitre. IV**].



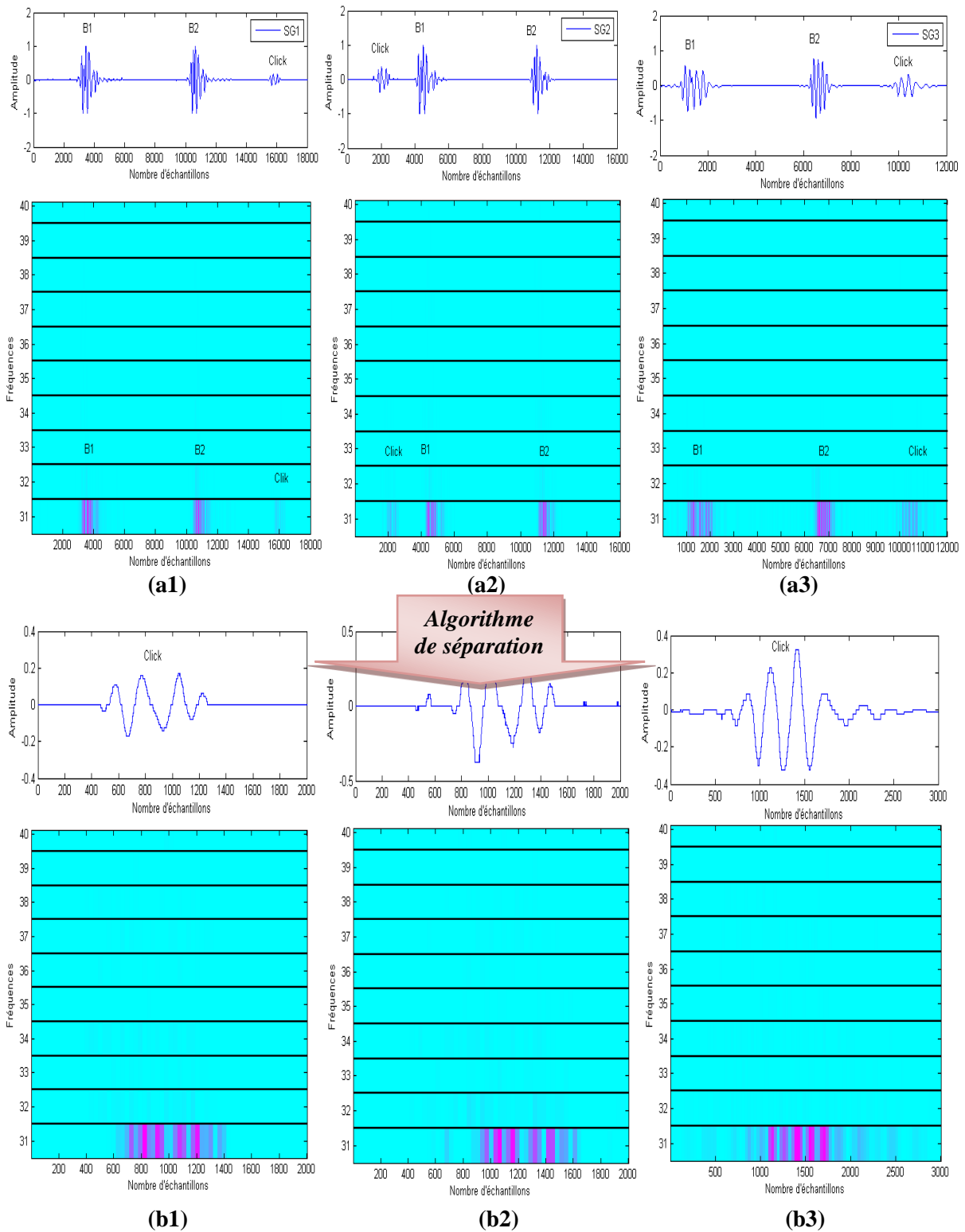
**Algorithme de séparation**



**Figure.6.11 : Analyse temps-fréquence du premier type de signaux à click: Atrial de Gallop (AG)**



**Figure.6.12 : Analyse temps-fréquence du deuxième type de signaux à click: Open Snap (OS)**



**Figure.6.13 : Analyse temps-fréquence du troisième type de signaux à click: Sommation de Gallop (SG).**



## 2.2 Analyse des signaux PCGs à souffles par l'application de la T.P.O

### 1. La sténose aortique (AS):

La représentation temps-fréquence par l'application de la T.P.O sur six différents cas des sténoses aortiques donnée par les **Figures.6. (14 et 15)**, montre que le souffle systolique présente un contenu fréquentiel plus important que celui des bruits et du click.

En seconde lieu et d'après ce qui est donné par la représentation des trois signaux à souffle sévère : « **AS4, AS5 et AS6** » [**Figure.6.14**], le souffle occupe une durée importante (à-peu-près toute la systole). Le contenu fréquentiel du souffle et du bruit **B1**, du quatrième et du sixième cas : « **AS4 et AS6** » [**Figure.6.15. b1 et Figure.6.15. b3**], est plus important que celui du bruit **B2**, tandis que le souffle et le bruit **B2** sont plus fréquentiel, que celui du bruit **B1** pour le cinquième cas : « **AS5** » [**Figure.6.15.b2**].

Les signaux à souffle léger : « **AS1 et AS2** », possèdent des contenus fréquents moins importants que ceux des signaux à souffle sévère [**Figure.6.14. b1 et Figure.6.14. b2**].

En effet, le souffle du premier et du deuxième cas : « **AS1 et AS2** », apparaît moins fréquentiel que les bruits cardiaques, avec une durée moyenne pour le premier et presque toute la systole pour le deuxième.

Donc, la constatation qu'on peut faire c'est que l'importance fréquentielle croissante du signal est proportionnelle à l'importance croissante du souffle, et par suite à la sévérité.

### 2. Sténose mitrale(MS):

Les remarques faites ici pour les signaux des sténoses mitrales [**Figure.6. (16 et 17)**] sont :

L'étendue fréquentielle du quatrième et du cinquième cas : « **MS4, MS5** », est plus importante que celle des autres cas. Ainsi le mélange : click, souffle [**Figure.6.17. (b2 et b3)**], montre un contenu fréquentiel important par rapport à celui des autres cas [**Figure.6.16. (b1,**

**b2** et **b3**) et **Figure.6.17. b1**]. Les souffles qui occupent une durée importante (presque toute la systole) apparaissent plus fréquentiels que les clicks.

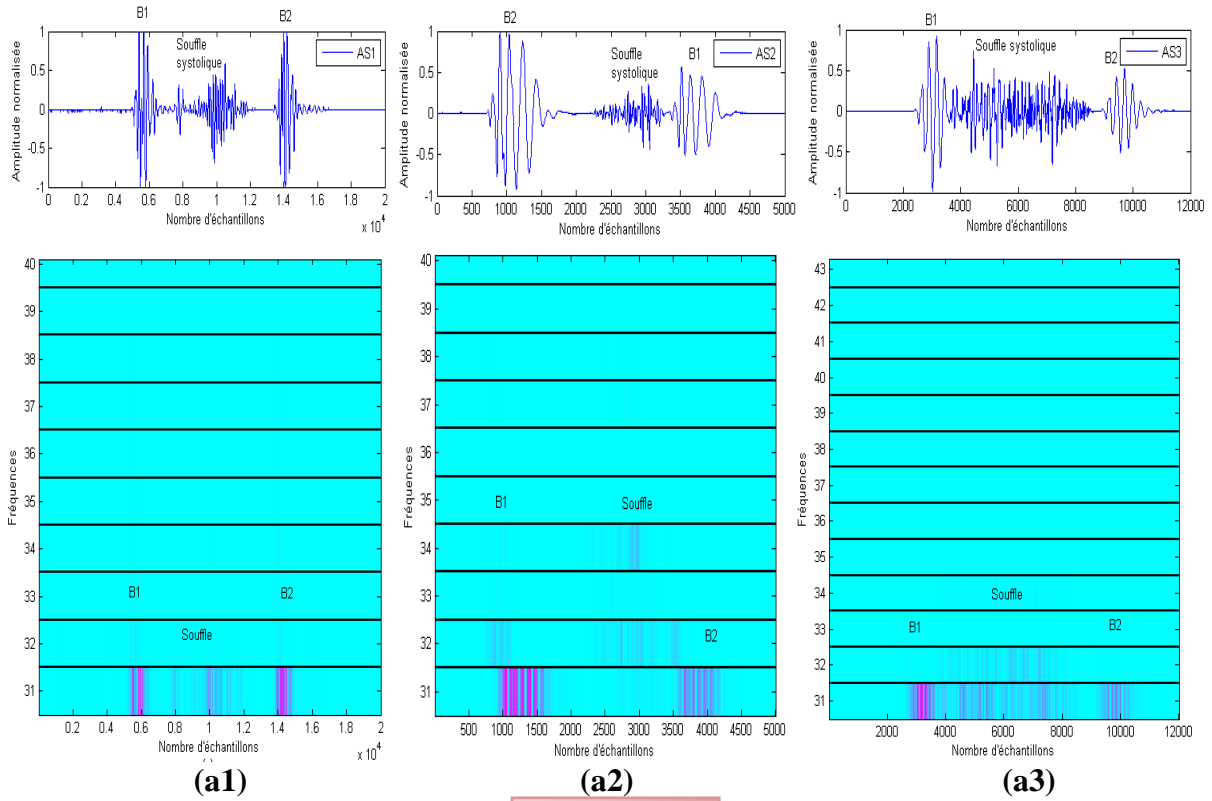
En plus, la représentation fréquentielle des souffles légers des deux cas : « **MS2** et **MS3** », montre que la majorité des composantes fréquentielles sont localisées sur le premier niveau fréquentiel (le niveau des hautes fréquences (**HF**)). Tandis que les composantes basses fréquences des clicks, sont localisées sur le deuxième niveau (**MS1**).

### **3. Insuffisance aortique (AI)**

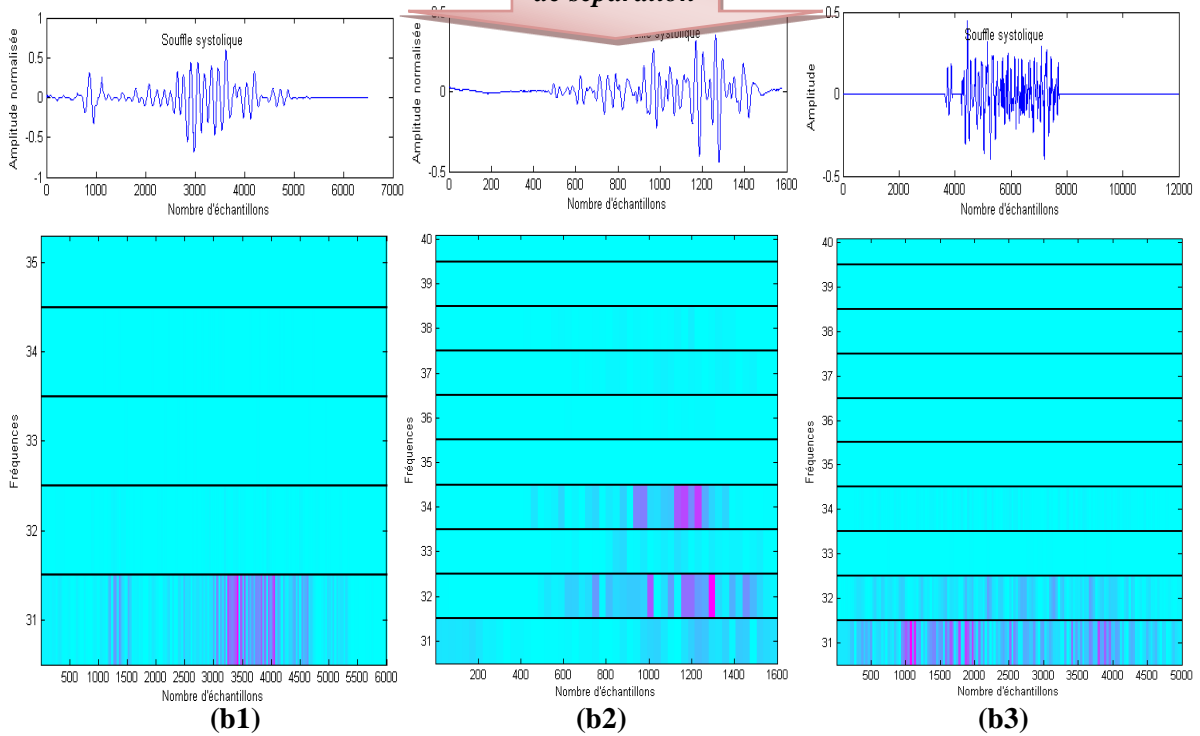
Le résultat de l'analyse temps-fréquence par l'application de la **T.P.O** sur six cas différents signaux d'insuffisance aortique [**Figure.6. (18 et 19)**], montre que l'importance fréquentielle est proportionnelle à l'importance croissante de leurs énergies [**Tab.VI.1, chapitre. IV**], puisque les distributions de fréquence et d'énergie sont, avec la durée des événements (bruits et souffle), les éléments essentiels qui permettent de distinguer, d'identifier ainsi d'analyser la sévérité dans les enregistrements **PCGs**.



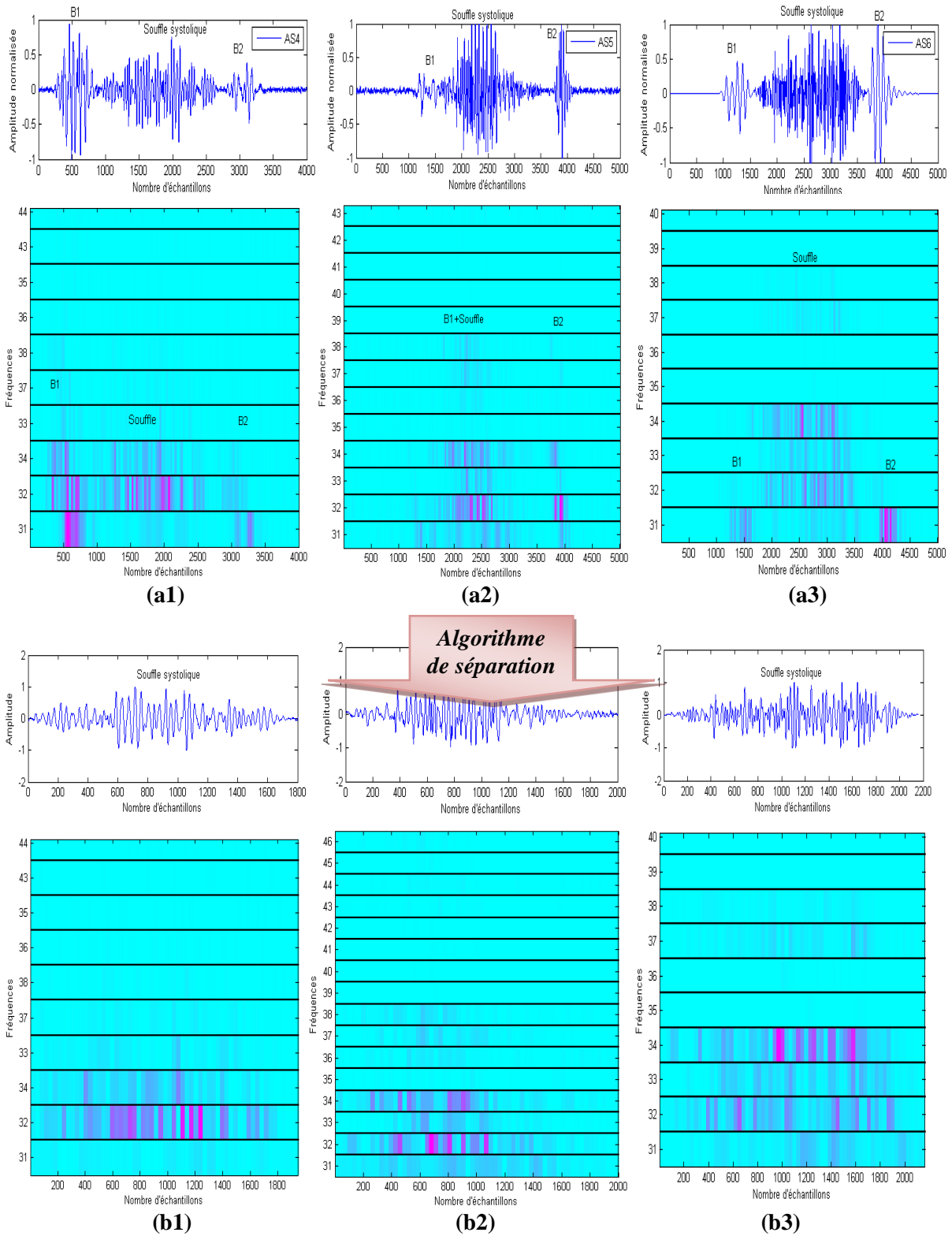
# 1. Sténose Aortique



**Algorithme de séparation**



**Figure.6.14: Analyse temps-fréquence des sténoses aortiques à souffle léger et à souffle modéré « AS1, AS2 et AS3 ».**



**Figure.6.15: Analyse temps-fréquence des sténoses aortiques à souffle sévère « AS4, AS5 et AS6 ».**

## 2. Sténose Mitrale

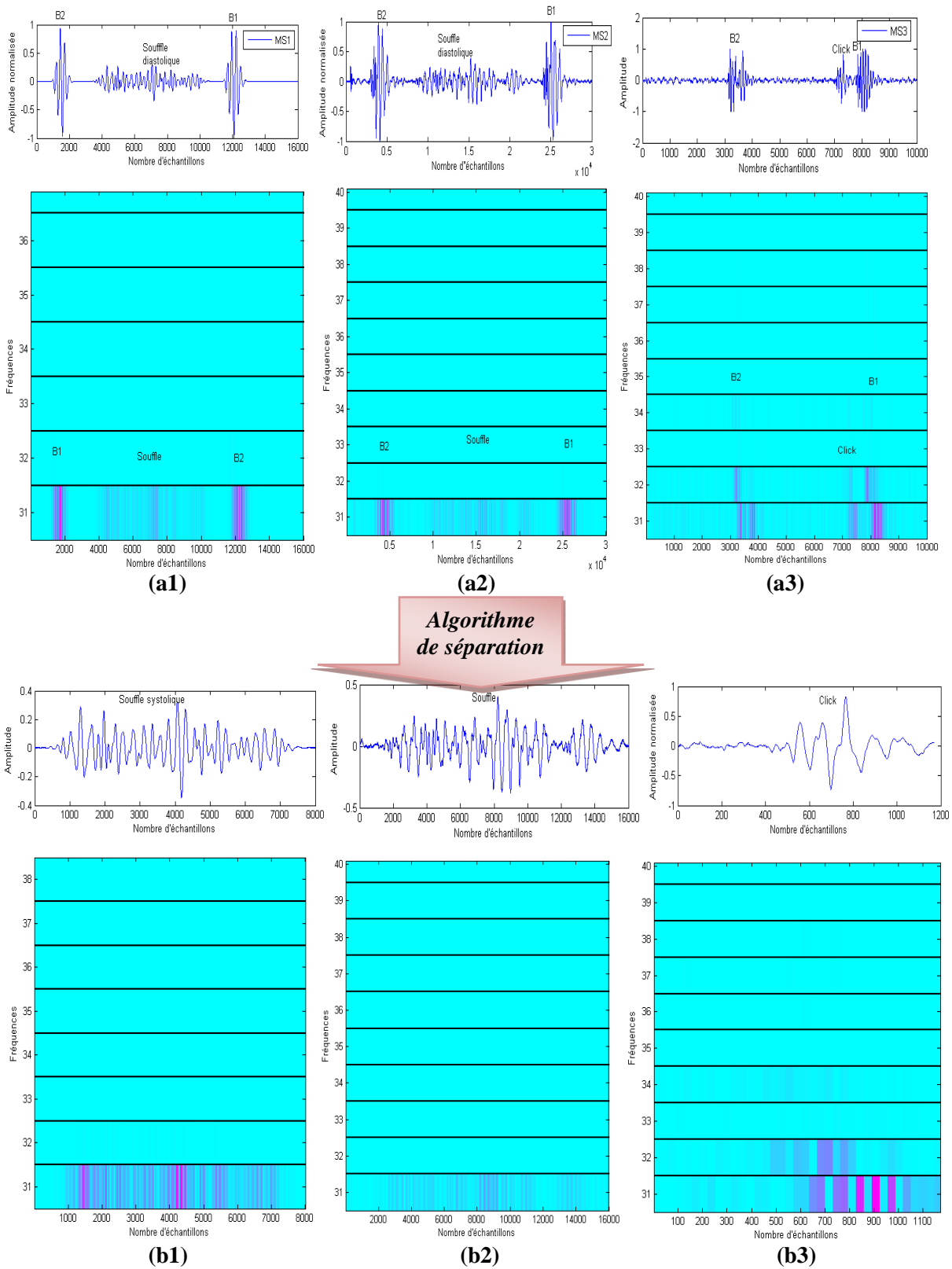
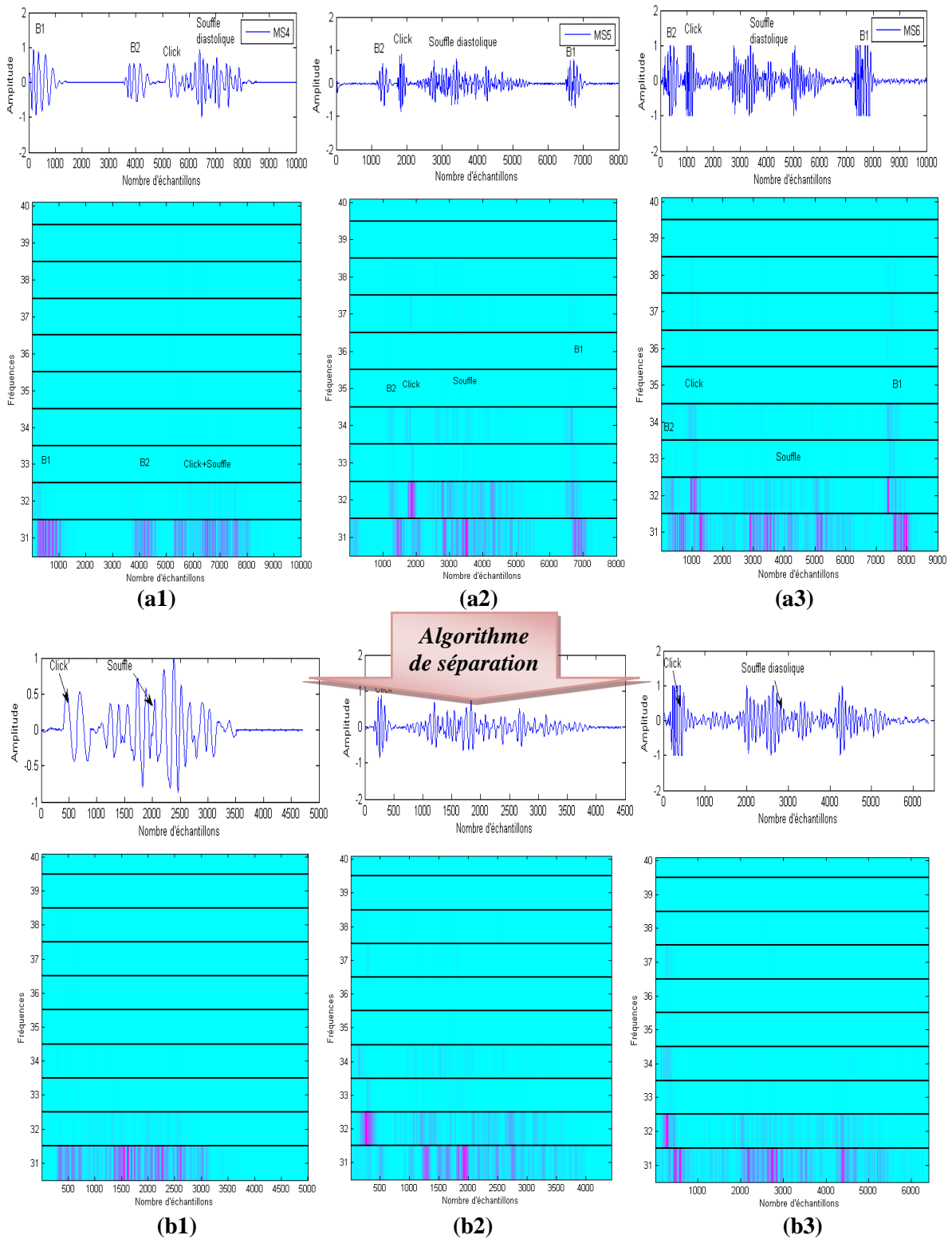


Figure.6.16: Analyse temps-fréquence des sténoses mitrales à souffle léger « MS1, MS2 et MS3 ».



**Figure.6.17: Analyse temps-fréquence des sténoses mitrales à souffle modéré « MS4, MS5 et MS6 ».**

### 3. Insuffisance Aortique

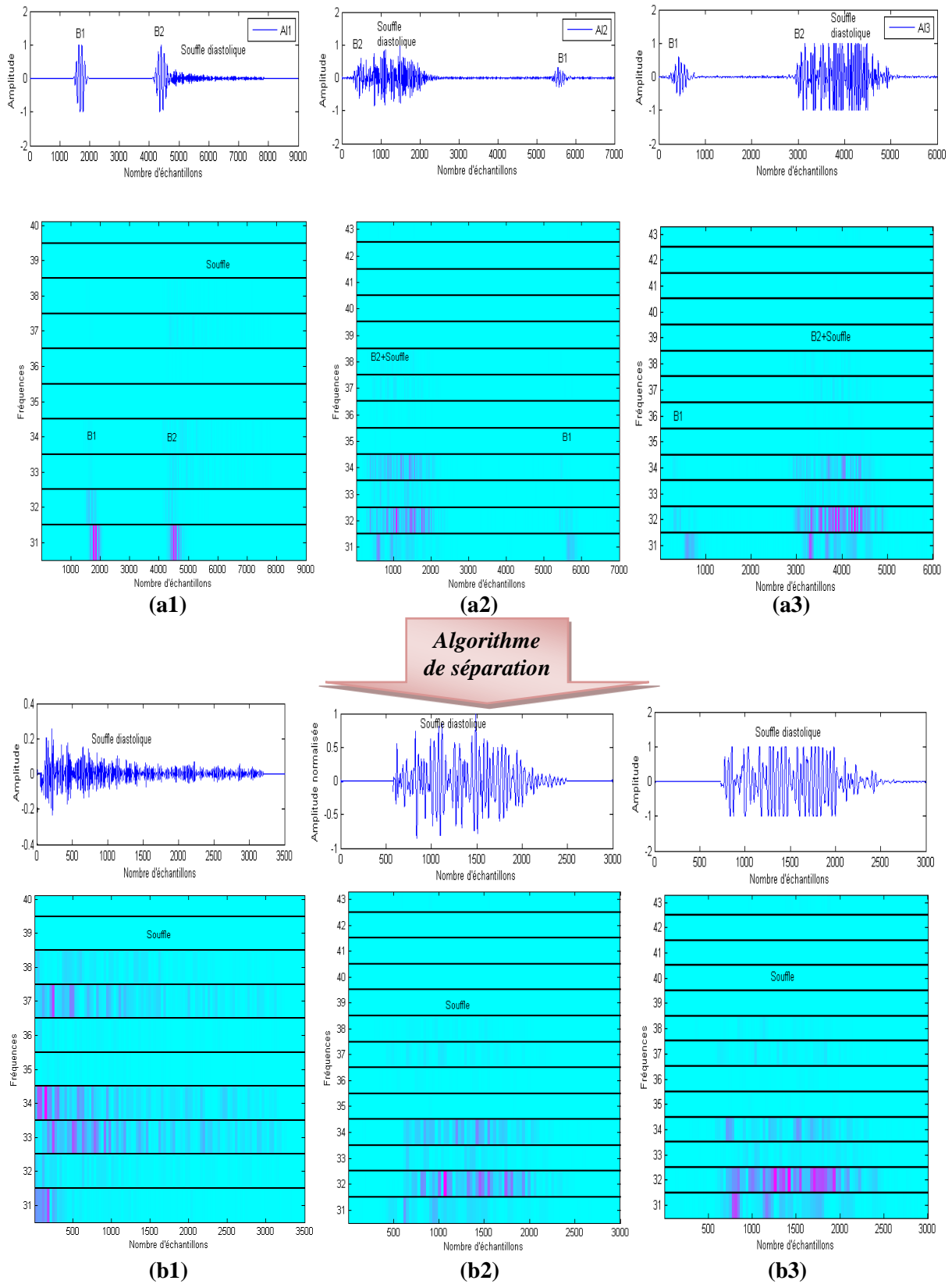
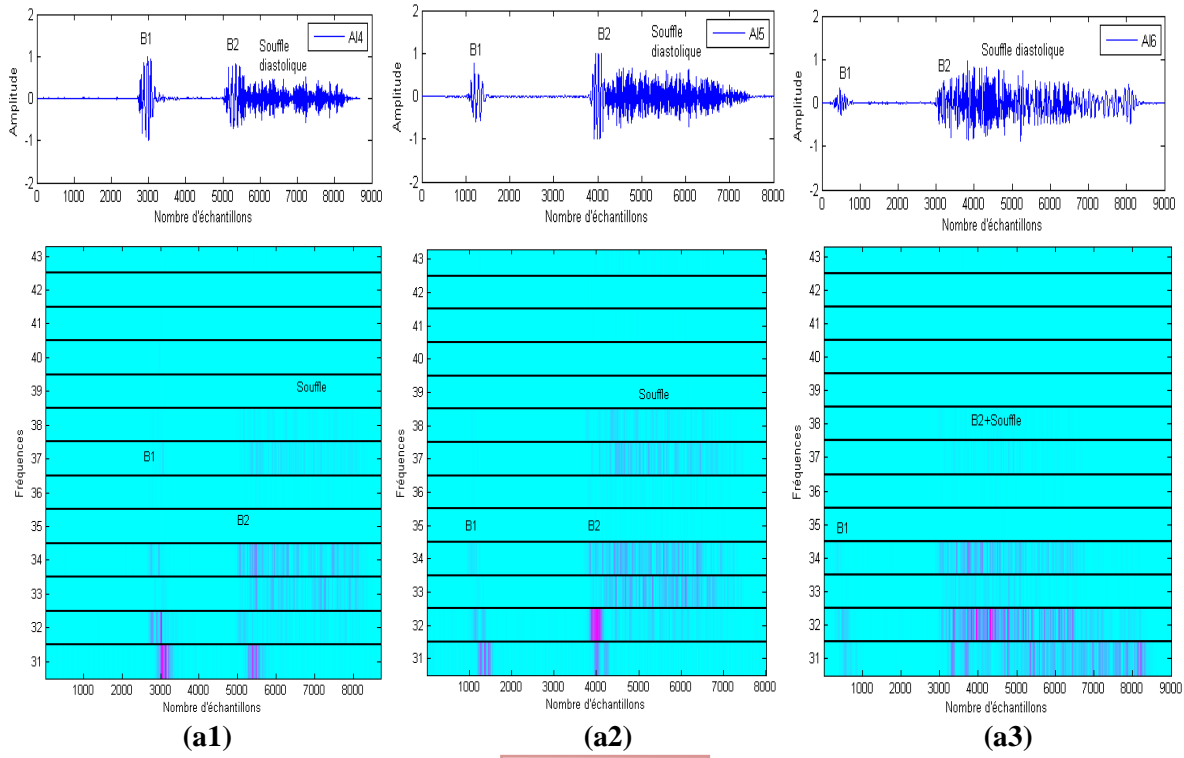
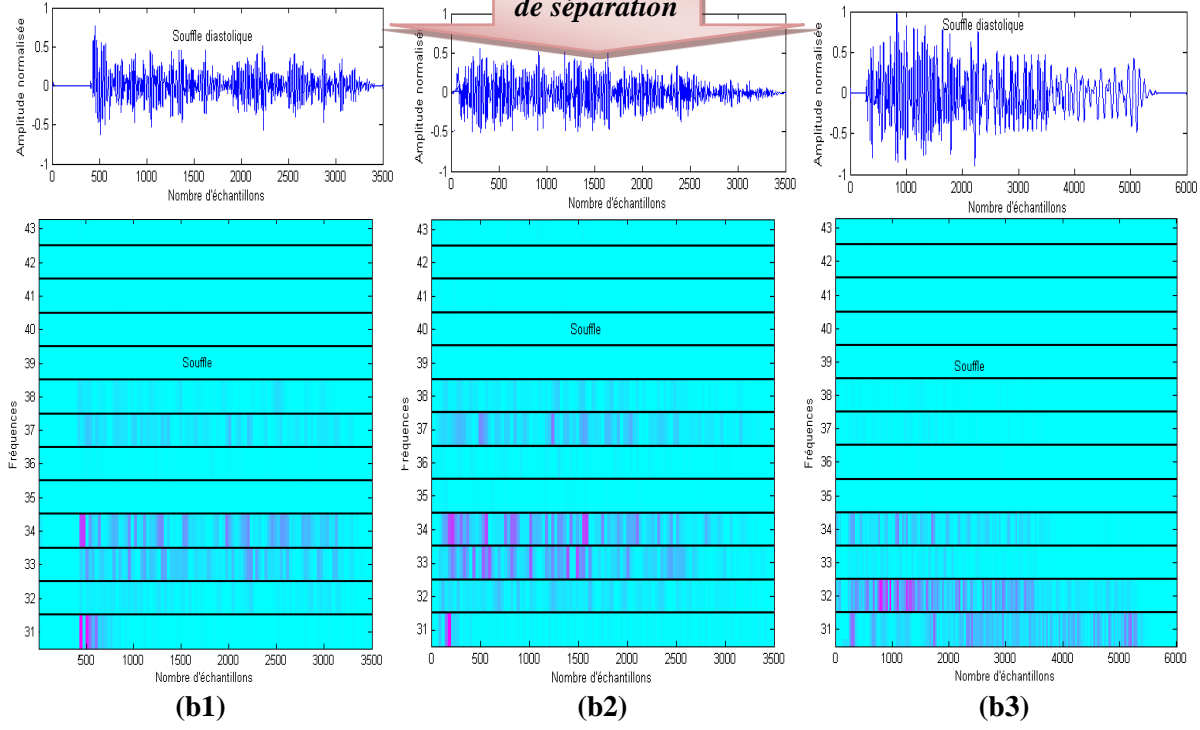


Figure.6.18: Analyse temps-fréquence des insuffisances aortiques à souffle modéré « AI1, AI2 et AI3 ».



*Algorithme de séparation*



**Figure.6.19: Analyse temps-fréquence des insuffisances aortiques à souffle sévère « AI4, AI5 et AI6 ».**

#### IV. Paramètres statistiques d'analyse des signaux phono cardiogrammes

Le but de ce paragraphe c'est d'établir un certain nombre de grandeurs susceptibles de faire ressortir facilement et de façon très visible toute variation du signal **PCG** analysé par rapport à leur degré de sévérité pathologique.

##### ✚ Premier paramètre d'analyse : Energie Moyenne «EM»

L'énergie moyenne (**EM**) calculée pour cinq nœuds  $k = 1, 2, \dots, 5$  du 6<sup>ème</sup> niveau de la decomposition par application de la transformée en paquet d'ondelettes (**T.P.O**), présente une grandeur pertinente considérée pour extraire toute différence entre les signaux **PCGs** analysés.

On pose :

$$\mathbf{EM} = \frac{\sum_1^N \mathbf{Em}_{i6}}{N} \quad (6.3)$$

Avec :  $\mathbf{Em}_{i6}$  : Energie du  $i^{\text{ème}}$  bande parmi N (N=5) du sixième niveau de la decomposition.

**EM**: Energie Moyenne le long du sixième niveau.

En effet, pour chaque cas étudié, des histogrammes représentant la variation de l'inverse de l'énergie moyenne ( $\frac{1}{EM}$ ) seront tracés. Ainsi une comparaison entre ces différents cas sera effectuée.

Dans ces conditions, le résultat représenté par le **Tab.IV.1** et illustré sur les figures ci-dessous : **Figure.6.20. (a, b et c)** et la **Figure.5.21 (a, b et c)**, montre que :

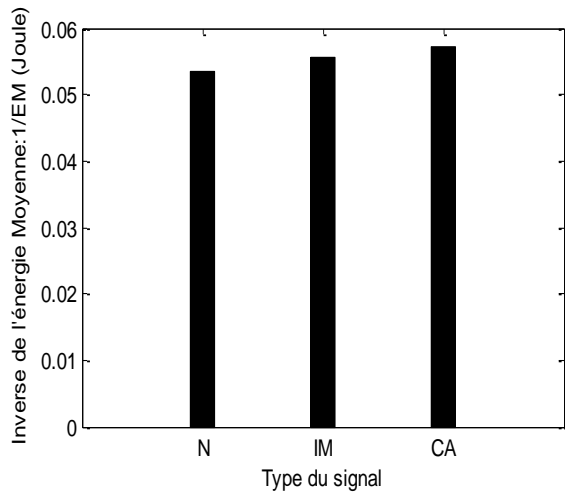
✚ La variation de l'inverse de l'énergie moyenne ( $\frac{1}{EM}$ ) des signaux **PCGs** du 1<sup>er</sup> groupe [**Figure.6.20.a**] est proportionnelle à l'évolution de la sévérité pathologique. Le cas normal « **N** » et le cas d'insuffisance mitrale « **IM** » présentent des valeurs énergétiques rapprochées entre elles, inférieures à celle de la coarctation aortique « **CA** ». Cette importance énergétique

du cas « CA » est expliquée par une sévérité pathologique accentuée, confirme ainsi des résultats qui ont été déjà obtenus par l'application de la T.O.C et la T.O.D.

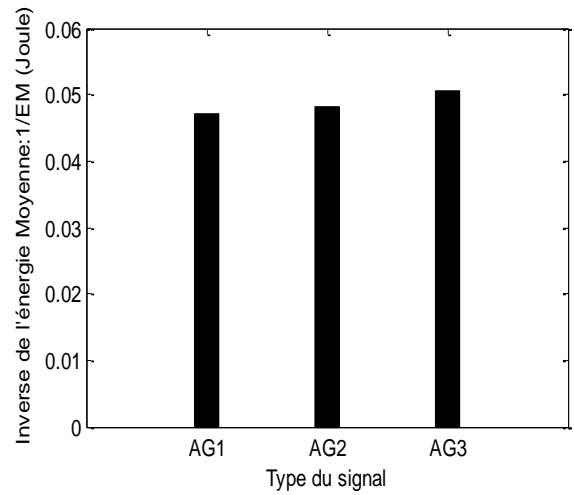
✚ concernant les signaux du 2<sup>ème</sup> groupe qui se distinguent par un léger souffle supplémentaire: « AG », « OS » et « SG » [Figure.6.20. (b, c et d)], le résultat la variation de l'inverse de l'énergie moyenne ( $\frac{1}{EM}$ ) confirme aussi ce qui a été trouvé au préalable et montre que cette proportionnalité est liée à l'importance énergétique croissante du click et par conséquence à l'évolution de la sévérité.

✚ les signaux du 3<sup>ème</sup> groupe « AS », « MS » et « AI » qui figurent : Figure.6.21, ont la même analyse ainsi que les mêmes constatations.

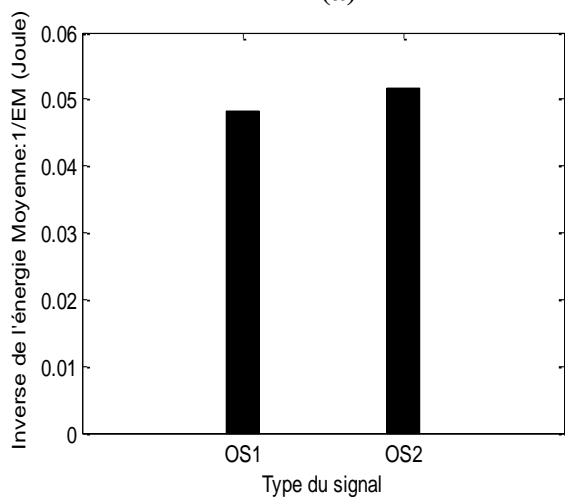




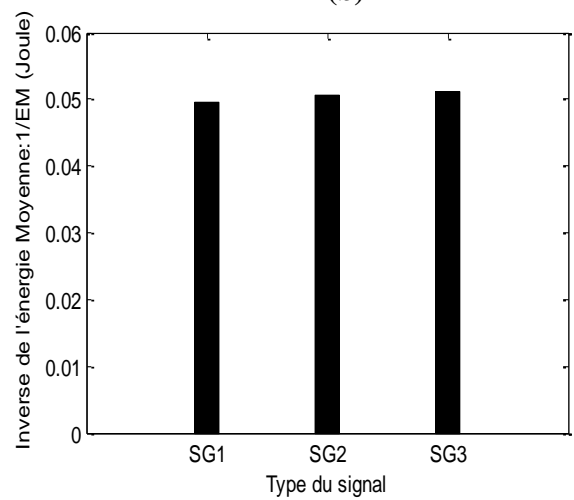
(a)



(b)

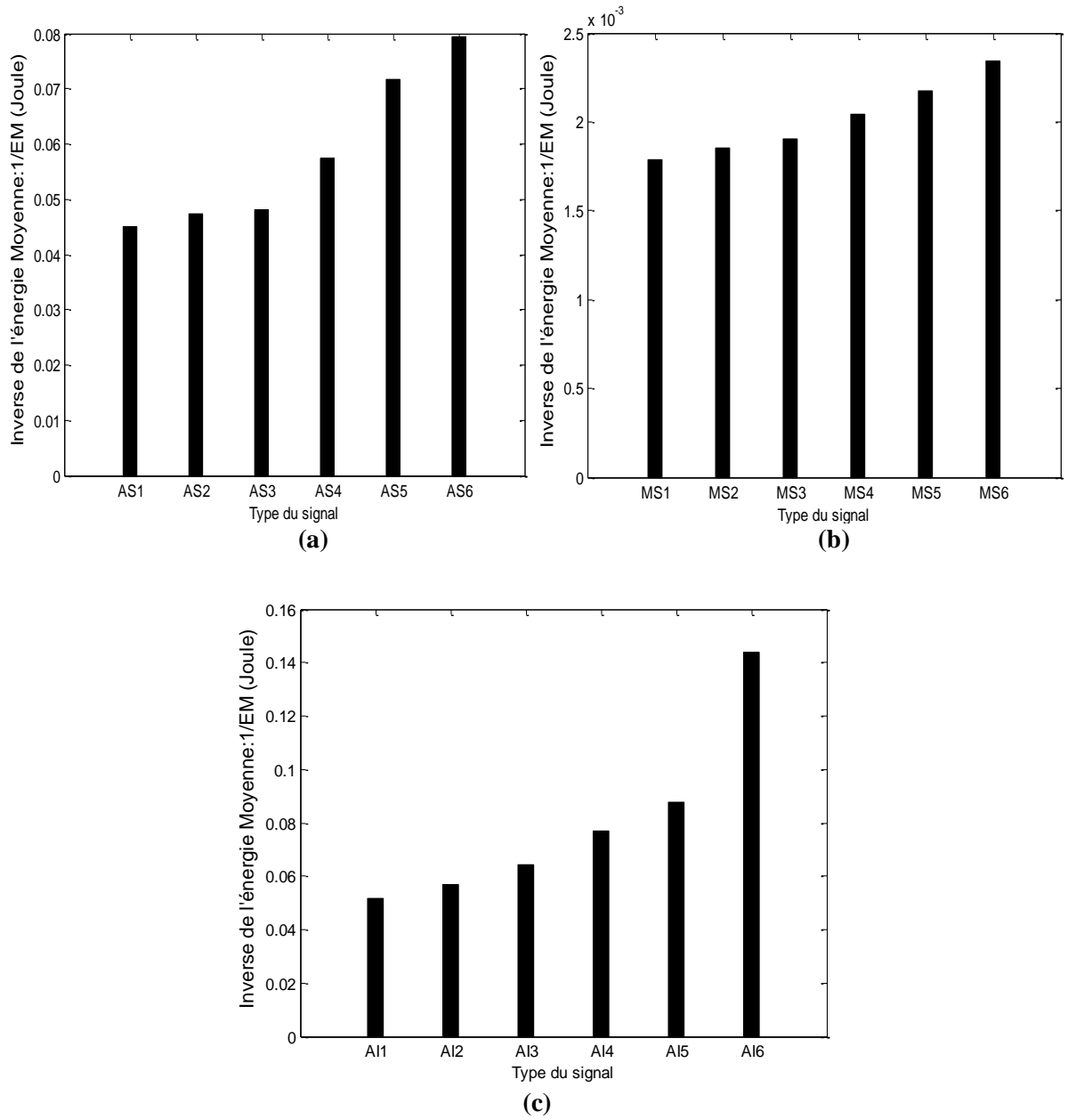


(c)



(d)

**Figure.6.20 : Variation de l'inverse de l'énergie moyenne:  $\frac{1}{EM}$  de différents signaux PCGs : (a) : signaux ayant une morphologie similaire à celle du 1<sup>er</sup> groupe : N, IM et CA, (b) : signaux à click : Atriale de Galop (AG), (c) : signaux à click : Open Snap (OS), (d) : signaux à click : Sommaton de Gallop(SG).**



**Figure.6.21 : Variation de l'inverse de l'énergie moyenne:  $\frac{1}{EM}$  des signaux PCGs du 3<sup>ème</sup> groupe : (a) : Sténose Aortique (AS), (b) : Sténose Mitrale (MS), (c) : Insuffisance Aortique (AI).**

Type du signal	Energie de chaque bande fréquentielle : $Em_{i6}$					$\frac{1}{EM}$ (Joule)
	[0 :62.5] Hz	[62.5 :125] Hz	[125 :187.5] Hz	[187.5 :250] Hz	[250 :312.5] Hz	
<b>Signaux ayant une morphologie similaire à celle du signal PCG normal</b>						
<b>N</b>	2.2195	42.6026	10.4303	37.6736	0.3246	0.0536
<b>IM</b>	2.1899	42.8377	10.6778	33.9280	0.4446	0.0555
<b>CA</b>	1.0788	28.3818	11.8845	45.2098	0.8535	0.0572
<b>Signaux à clics</b>						
<b>Atrial de Gallop (AG)</b>						
<b>AG1</b>	91.8621	13.3825	0.1475	0.5482	0.0028	0.0472
<b>AG2</b>	91.8701	11.5190	0.1086	0.5234	0.0015	0.0481
<b>AG3</b>	93.4124	4.8707	0.0347	0.3119	0.0003	0.0507
<b>Open Snap (OS)</b>						
<b>OS1</b>	84.4799	7.0832	1.2984	10.5427	0.0052	0.0484
<b>OS2</b>	87.8663	4.5144	0.2934	4.0672	0.0044	0.0517
<b>Sommation de Gallop (SG)</b>						
<b>SG1</b>	89.1863	11.2099	0.1310	0.3298	0.0041	0.0496
<b>SG2</b>	91.7573	6.2306	0.1389	0.5288	0.0108	0.0507
<b>SG3</b>	94.0908	3.4573	0.0193	0.3107	0.0060	0.0511
<b>Signaux à souffles</b>						
<b>Sténoses aortiques (AS)</b>						
<b>AS1</b>	85.1824	25.1572	0.0466	0.4613	0.0063	0.0451
<b>AS2</b>	85.6031	15.2795	1.9945	2.9062	0.0167	0.0473
<b>AS3</b>	96.2188	3.7661	0.4418	3.4536	0.0002	0.0481
<b>AS4</b>	0.4013	24.2991	32.8198	29.1158	0.3161	0.0575
<b>AS5</b>	1.1613	15.8387	37.2915	13.9144	1.5272	0.0717
<b>AS6</b>	1.6403	37.5007	15.0000	7.8905	0.8891	0.0795
<b>Sténoses mitrales (MS)</b>						
<b>MS1</b>	94.3531	17.6249	0.0009	0.0304	0.0000	0.0018
<b>MS2</b>	97.4668	10.4719	0.0074	0.0220	0.0025	0.0019
<b>MS3</b>	99.3350	4.7660	0.2041	0.5538	0.0045	0.0019
<b>MS4</b>	13.9722	70.0155	1.2978	12.7257	0.0252	0.0020
<b>MS5</b>	10.6898	63.1962	2.3577	15.5475	0.1865	0.0022
<b>MS6</b>	6.3977	50.4570	1.4904	26.9823	0.1444	0.0023
<b>Insuffisances aortiques (AI)</b>						
<b>AI1</b>	6.7517	86.5169	1.3354	1.4792	0.5755	0.0517
<b>AI2</b>	0.6115	7.5293	42.3926	37.0429	0.2363	0.0569
<b>AI3</b>	0.3579	14.4907	30.5166	31.2227	1.0623	0.0644
<b>AI4</b>	2.0012	46.7545	8.7655	4.3786	3.0242	0.0770
<b>AI5</b>	0.8205	16.0928	2.4214	29.1551	8.4139	0.0879
<b>AI6</b>	0.4439	4.5201	7.6151	16.7483	5.4275	0.1439

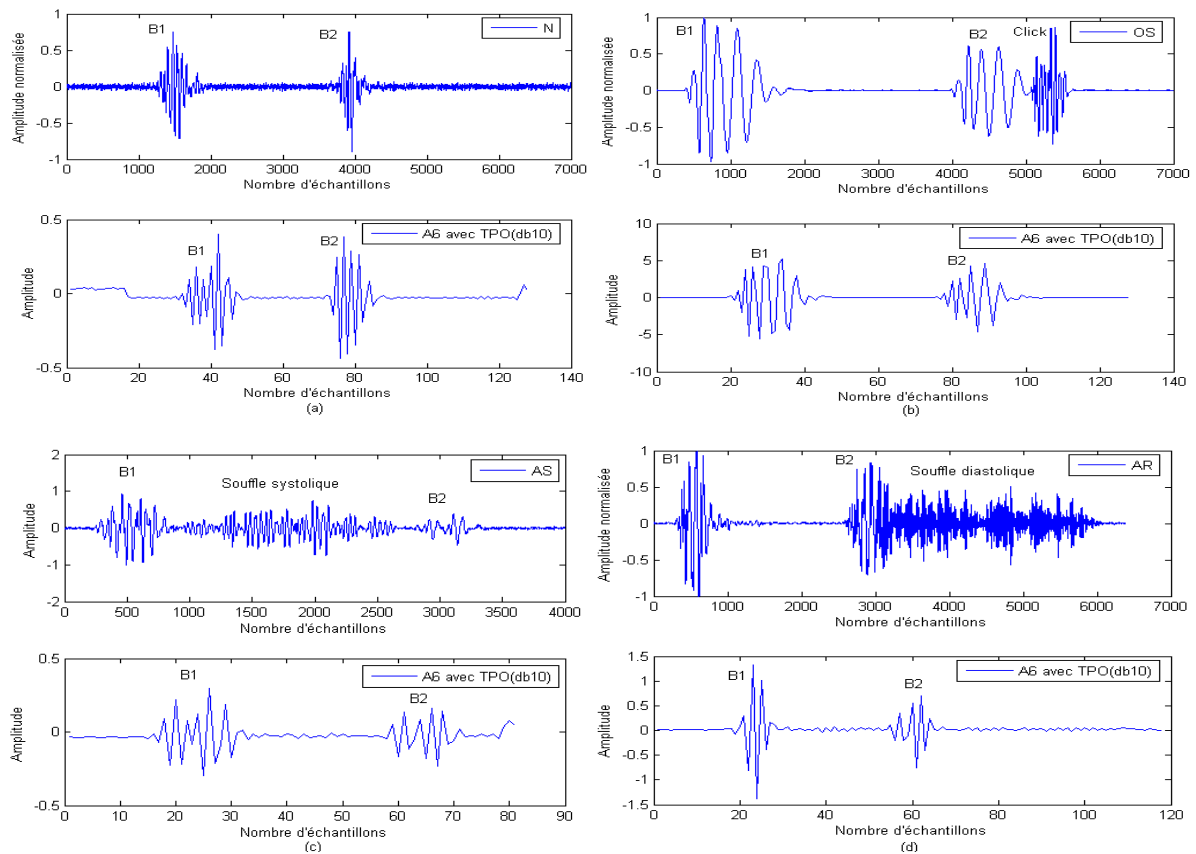
**Tab. VI.2: Variations énergétiques en fonction de différentes bandes fréquentielles pour différents signaux PCGs.**

## ✚ Deuxième paramètre d'analyse : « Erreur de reconstruction : $\varepsilon_{ermoy}$ »

L'erreur de reconstruction calculée entre le signal original et le signal de synthèse par l'application de la **T.P.O**, peut être aussi employée comme un paramètre pertinent pour estimer le degré de sévérité pathologique des signaux **PCGs** analysés.

La formule de l'erreur de reconstruction utilisée, est celle donnée dans le **Chapitre.V**, à la différence que le signal de synthèse est généré à partir de l'application de la transformée en paquets d'ondelettes, et que l'ondelette analysante choisie sera celle qui présentera la plus faible erreur de reconstruction (**db10**).

L .H.Chrif dans leur recherche sur l'analyse du signal phono cardiogramme par application de la transformée en ondelettes discrète et la transformée en paquets d'ondelettes [6] [11], a constaté que le 6<sup>ème</sup> niveau d'approximation (**a6**), fait mieux représenter expérimentalement les bruits cardiaques et leurs composantes principales. La **Figure.6.22**, fournit les informations sur la variation de l'erreur de reconstruction calculée entre le signal originale et l'approximation **a6** sur différents signaux **PCGs**.



**Figure.6.22: Analyse multi-résolution par l'application de la T.P.O, des signaux PCG : N (a), OS (b), AS(c) et AR (d), à l'ordre six (a6), par l'ondelette analysante (db10).**

En effet, pour les trois groupes étudiés, la variation de l'erreur de reconstruction donnée par le **Tab.VI.3** et illustrée par les **Figure.6. 23** et **6.24**, montre que :

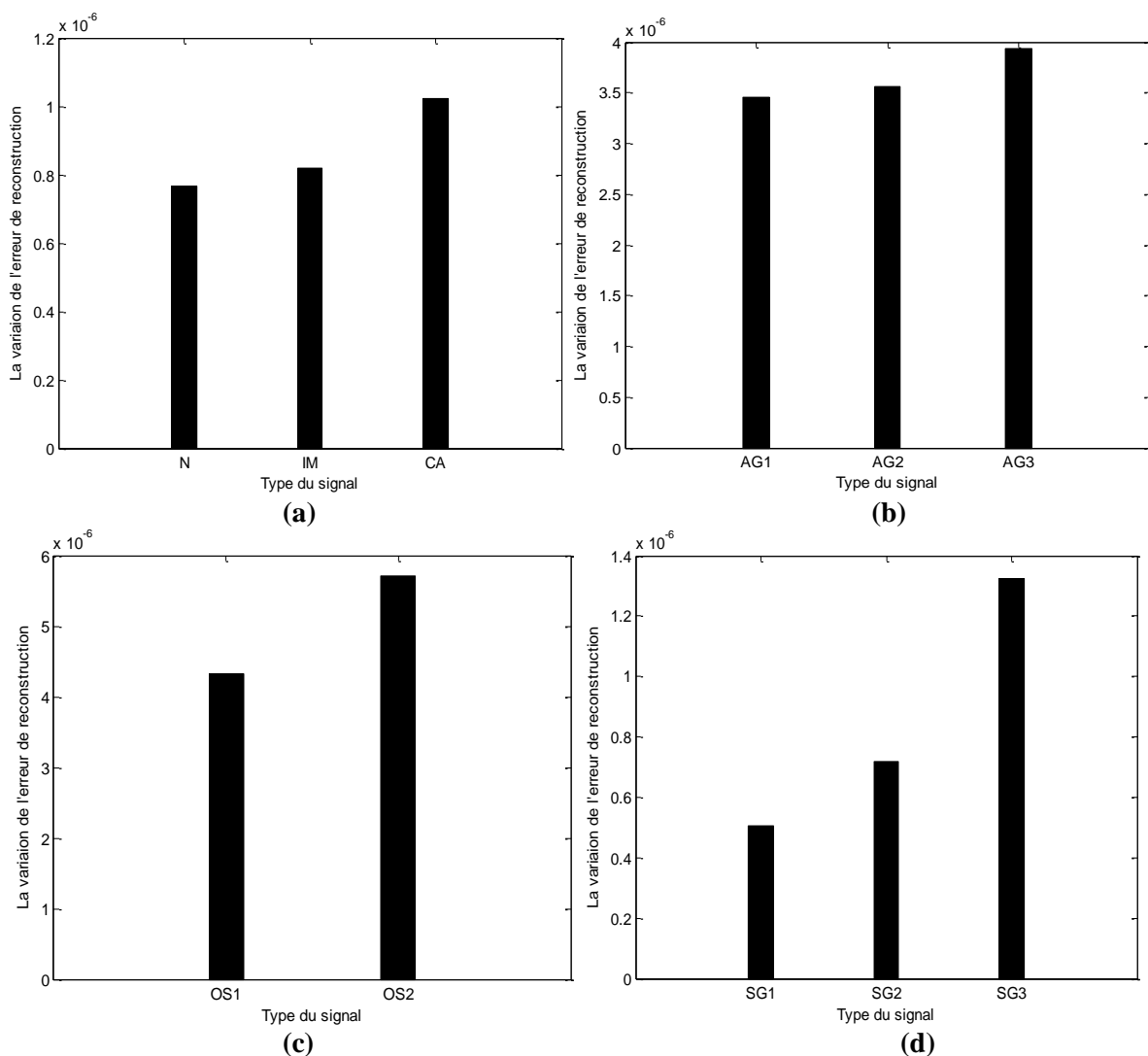
Les signaux **PCGs** du premier et du deuxième groupe ont des valeurs d'erreur les plus réduites.

La **Figure.6.23. a**, montre que l'erreur de reconstruction du cas normal (**N**) et plus proche à celle du cas : « **IM** », que celle du cas : « **CA** » qui possède ainsi une erreur plus grande ; ceci signifie que la coarctation aortique : « **CA** » est une pathologie plus sévère que l'insuffisance mitrale : « **IM** ».

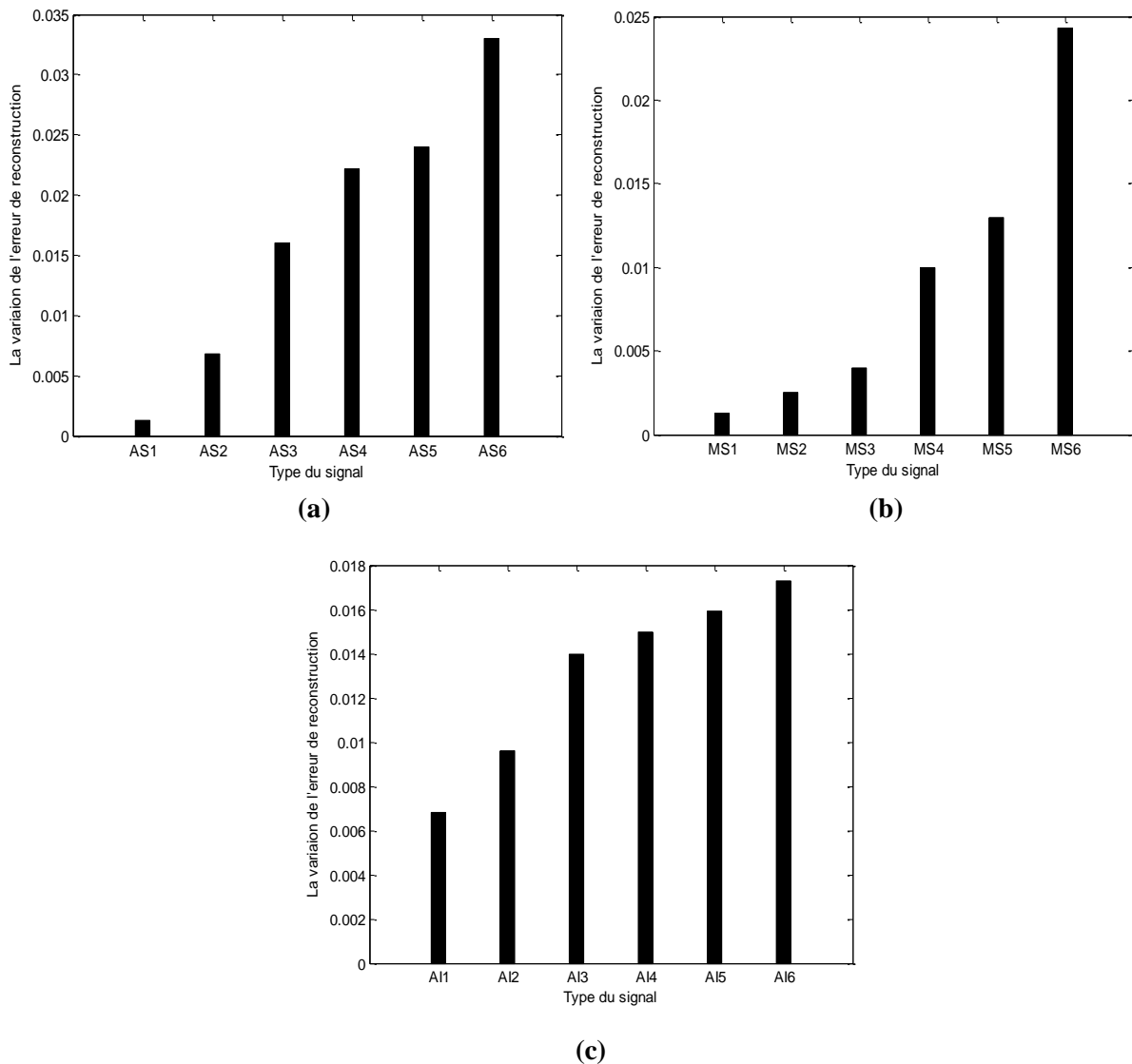
Les signaux **PCGs** du 2<sup>ème</sup> groupe : « **AG** », « **OS** » et « **SG** » qui se distinguent par un léger souffle supplémentaire [**Figure.6.23. (b, c et d)**], ont des valeurs plus grande que celles

du 1<sup>er</sup> groupe (presque **4 fois**). Ainsi l'augmentation de ce paramètre peut être liée à l'importance énergétique croissante de leurs clicks.

Le **Figure.6.24. (a , b et c)**, qui illustre la variation de l'erreur de reconstruction de trois cas pathologique : « **AS** », « **MS** » et « **AI** » à divers degré de sévérité, montre clairement que ce paramètre (erreur de reconstruction) augmente beaucoup plus par rapport à celle du 1<sup>er</sup> et 2<sup>ème</sup> groupe, ainsi il est très apte à suivre l'évolution de la pathologie dans l'évolution croissante de sa sévérité.



**Figure.6.23 : Variation de l'erreur de reconstruction de différents signaux PCGs : (a) : signaux ayant une morphologie similaire à celle du 1<sup>er</sup> groupe : N, IM et CA, (b) : signaux à click : Atriale de Galop (AG), (c) : signaux à click : Open Snap (OS), (d) : signaux à click : Sommmation de Gallop(SG).**



**Figure.6.24 : Variation de l'erreur de reconstruction des signaux PCGs du 3<sup>ème</sup> groupe : (a) : Sténose Aortique(AS), (b) : Sténose Mitrale(MS), (c) : Insuffisance Aortique(AI).**

✚ **Troisième et quatrième paramètre d'analyse : « l'écart type :  $\sigma$  (A) et la valeur absolue de la moyenne : Mean »**

Les paramètres calculés pour analyser les signaux PCGs par l'application de la T.O.D, sont aussi considérés ici comme étant des paramètres pertinents pour analyse les signaux PCGs par l'application de la T.P.O. L'écart type et la moyenne sont déterminés par : Eq.5.5 et Eq.5.6 du Chapitre.V.

Soit  $M1 = \frac{1}{std}$ ,  $M2 = \frac{1}{mean}$ , respectivement l'inverse de l'écart type (**Std**) et de la valeur absolue de la moyenne (**Mean**)

Le calcul des rapports **M1** et **M2**, du 6<sup>ème</sup> niveau d'approximation, illustré sur le tableau ci-dessous [**Tab.VI.3**] et les **Figures.6. (25 et 26)**, peuvent donner avec une fiabilité une vue sur le type et l'importance du souffle cardiaque.

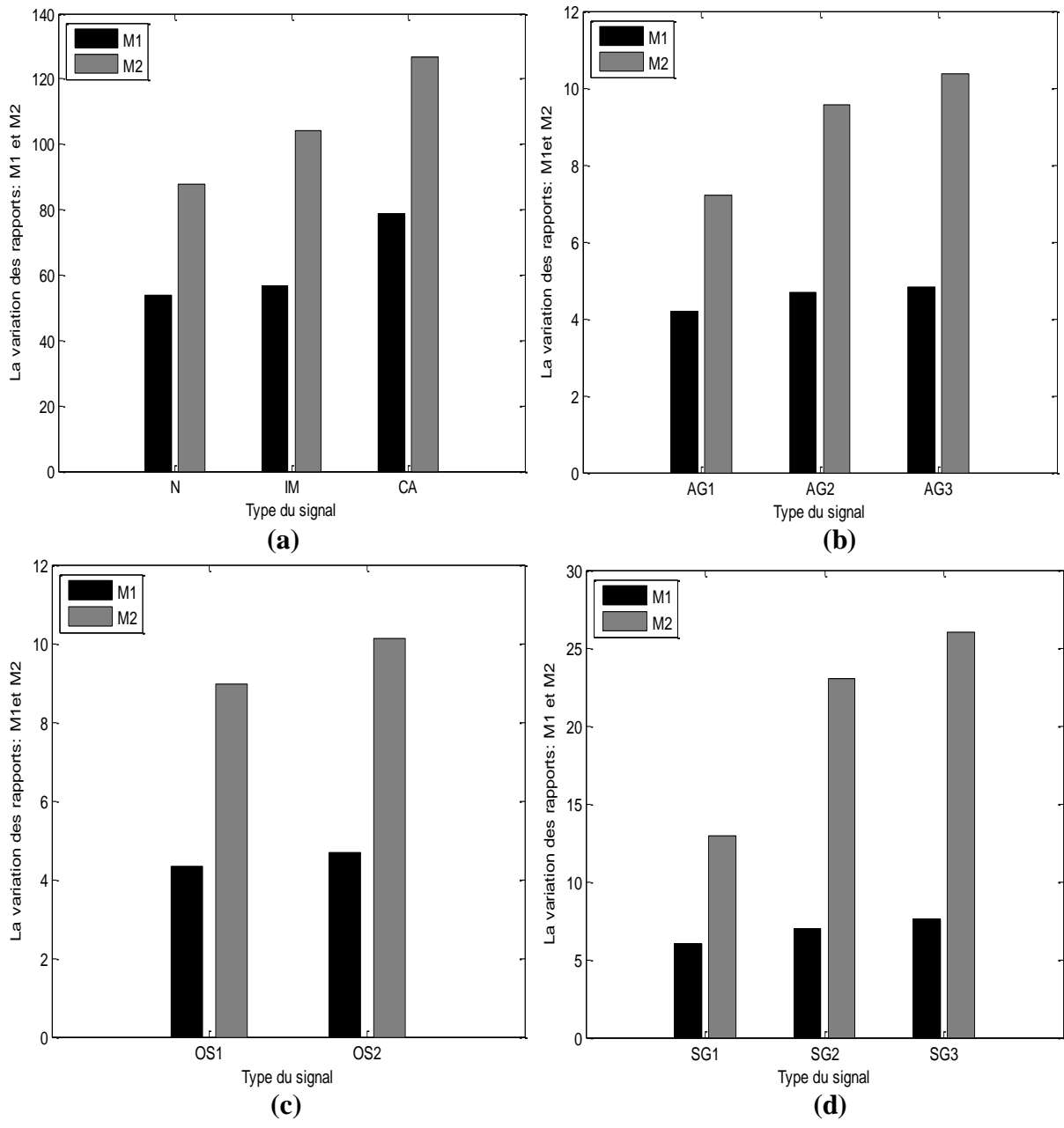
En effet, la variation de **M1** et **M2** pour les signaux **PCGs** du 1<sup>er</sup> groupe [**Figure.6.25.a**], montre qu'il existe une proportionnalité relative entre augmentation de ces deux paramètres et l'évolution de la sévérité de la pathologie.

Les résultats de la **Figure.6.25. (b, c et d)**, montrent que les signaux du 2<sup>ème</sup> groupe qui se distinguent par un léger souffle supplémentaire ont des valeurs moins importantes par rapport à celles du 1<sup>er</sup> groupe (presque **5 fois**), leur augmentation est liée à l'importance énergétique croissante du souffle filtré a ce niveau (6<sup>ème</sup> niveau d'approximation).

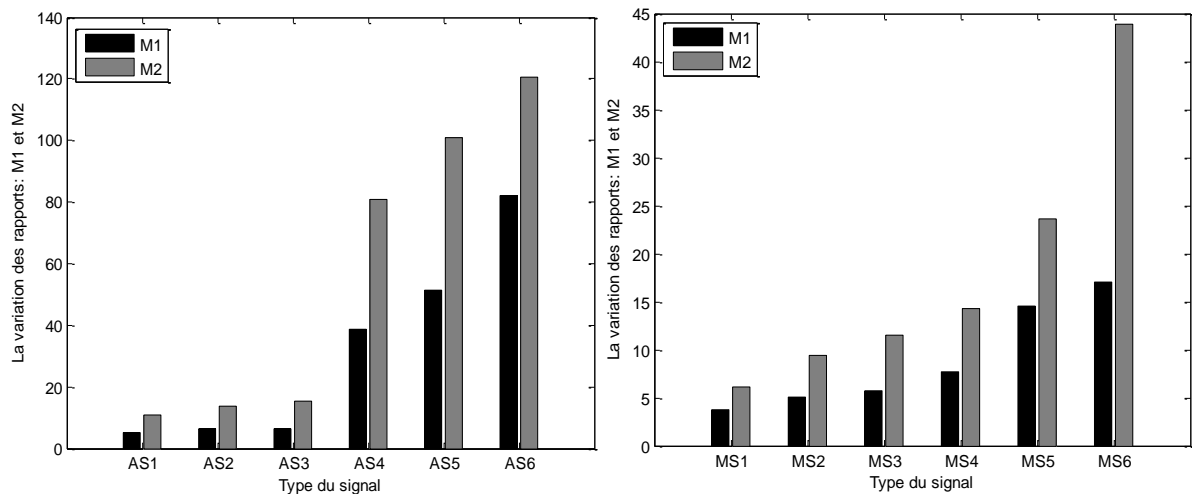
La **Figure.6.26.a**, qui concerne les signaux à souffle systolique : la sténose aortique (**AS**), montre que l'augmentation de ces paramètres est proportionnelle à l'évolution de la sévérité. Le premier et le deuxième cas à souffle léger : « **AS1 et AS2** », possèdent des valeurs moins importantes. Tandis que le troisième, le quatrième et le cinquième cas à souffle sévère : « **AS3, AS4 et AS5** », ont des valeurs très grandes et aussi proches entre elles.

La **Figure.6.26. (b et c)**, donne le résultat du calcul de ces deux paramètres pour les signaux à souffle diastolique : « **MS et AI** ». L'évolution croissante de leur sévérité est proportionnelle à l'augmentation de ces paramètres. Les signaux à souffle peu sévère ont des valeurs moins importantes que celles des autres cas, tandis que les signaux à souffle sévère présentent les valeurs les plus importantes que celles des toutes les autres cas.



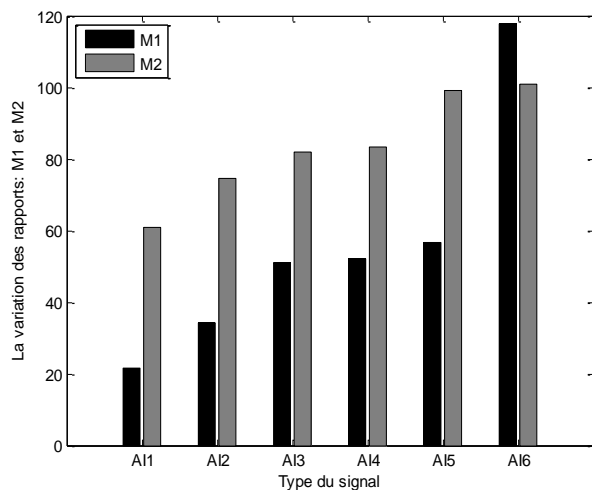


**Figure.6.25 : Variation de l'inverse de l'écart type(M1) et de l'inverse la valeur absolue de moyenne (M2) de différents signaux PCGs : (a) : signaux ayant une morphologie similaire à celle du 1<sup>er</sup> groupe : N, IM et CA, (b) : signaux à click : Atriale de Galop(AG), (c) : signaux à click : Open Snap(OS), (d) : signaux à click : Sommutation de Gallop(SG).**



(a)

(b)



(c)

**Figure.6.26: Variation de l'inverse de l'écart type (M1) et de l'inverse la valeur absolue de moyenne (M2) de différents signaux PCGs : (a) : Sténose Aortique(AS), (b) : Sténose Mitrale(MS), (c) : Insuffisance Aortique(AI).**

Pour montrer la relation entre l'énergie du souffle spécifiée par le Rapport Energétique (RE) [chapitre. IV] et l'évolution de ces quatre paramètres : l'inverse de l'énergie moyenne ( $\frac{1}{EM}$ ), l'erreur de reconstruction ( $\epsilon_{ermoy}$ ), l'inverse de l'écart type (M1) et la valeur absolue de la moyenne (M2), les figures suivantes : **Figure.5.27**, **Figure.5.28**, **Figure.5.29** et **Figure.5.30**, représentent respectivement : la variation de l'inverse de l'énergie moyenne

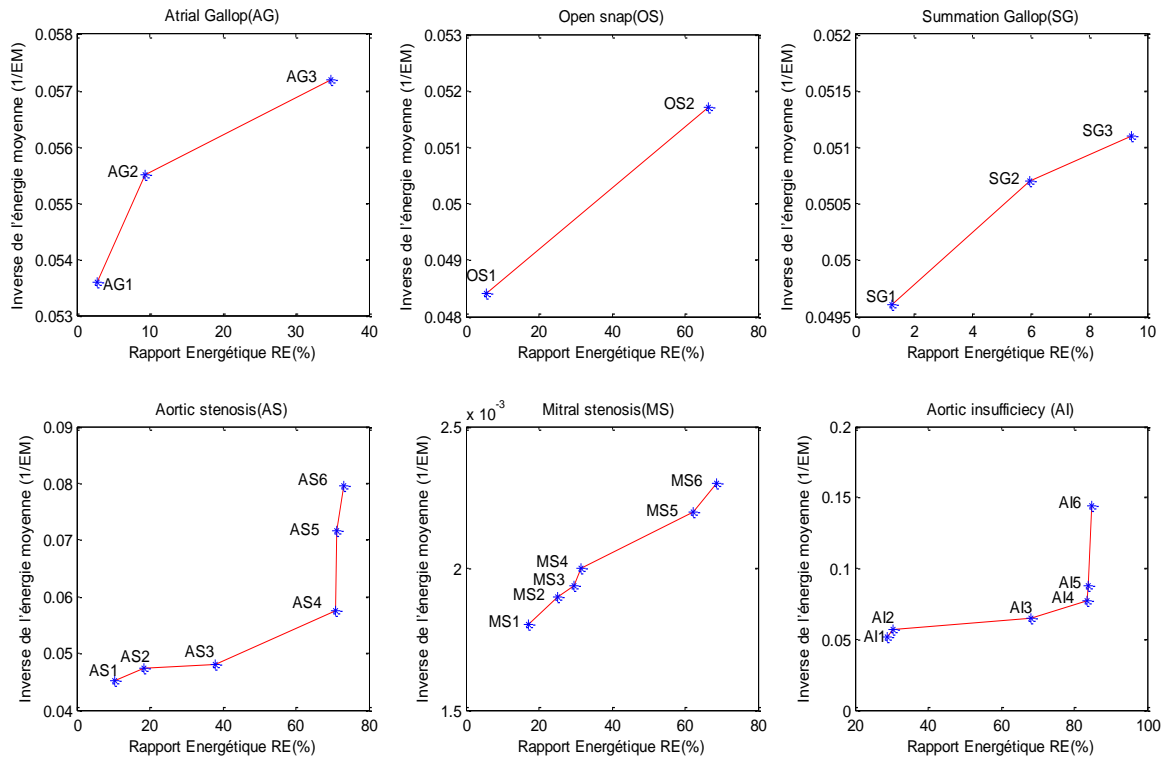
$(\frac{1}{EM})$  en fonction du rapport énergétique :  $\frac{1}{EM} = f(\mathbf{RE})$  , la variation de l'erreur de reconstruction ( $\epsilon_{\text{ermoy}}$ ) en fonction du rapport énergétique :  $\epsilon_{\text{ermoy}} = f(\mathbf{RE})$  , la variation de l'inverse de l'écart type (**M1**) en fonction du rapport énergétique :  $\mathbf{M1} = f(\mathbf{RE})$  ainsi que la variation de l'inverse de la valeur absolue de la moyenne (**M2**) en fonction du rapport énergétique :  $\mathbf{M2} = f(\mathbf{RE})$ .

Ces différentes représentations traduites par :

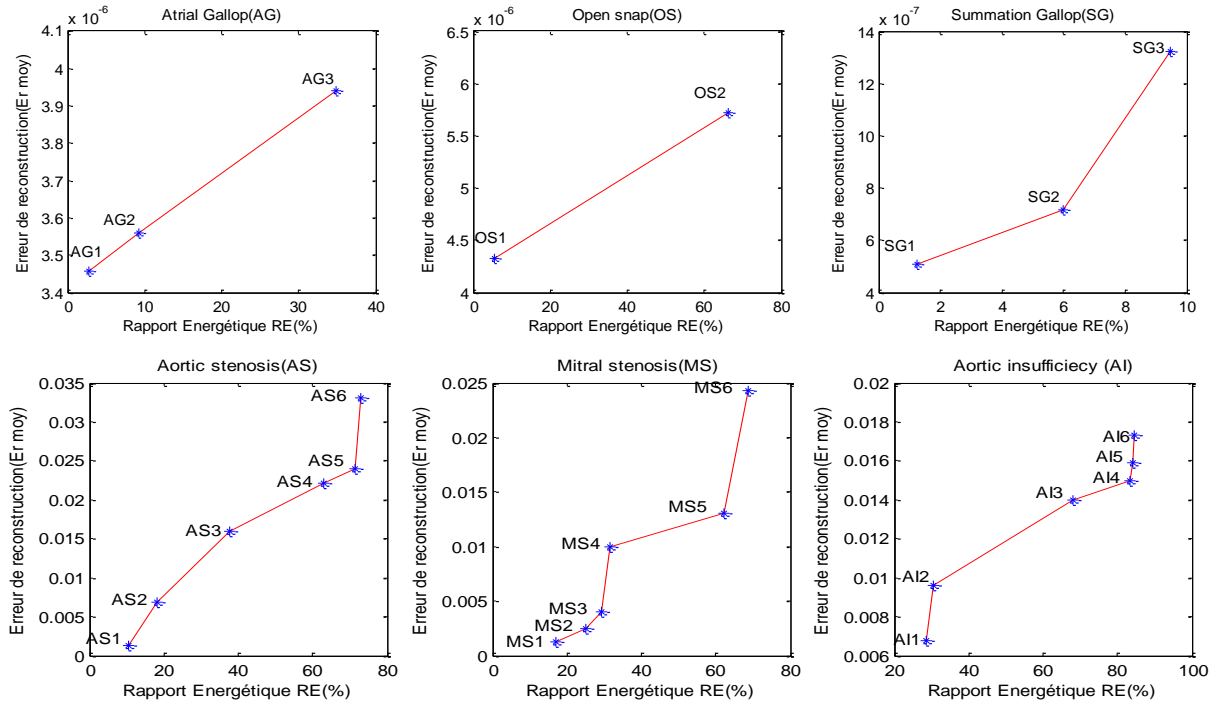
- Des courbes croissantes proportionnelles à la sévérité pathologique des signaux **PCGs**. Ceci confirme la validité du choix de ces quatre grandeurs comme paramètres d'analyse et par conséquent de classification.
- Une proportionnalité entre le rapport énergétique (**RE**) et ces quatre paramètres, montre la quantité d'information porte le souffle, filtré au 6<sup>ème</sup> niveau d'approximation (**a6**) et qui par suite indique une sévérité pathologique.

Type du signal	d'erreur de reconstruction: $\epsilon_{\text{ermoy}}$	Inverse de l'écart type: M1	Inverse de la valeur absolue de la moyenne : M2
<i>Signaux ayant une morphologie similaire à celle du signal PCG normal</i>			
<i>N</i>	7.6667e-007	53.76	87.71
<i>IM</i>	8.1767e-007	56.81	104.16
<i>CA</i>	1.0225e-006	78.74	126.58
<i>Signaux à clicks</i>			
<i>Atrial de Gallop(AG)</i>			
<i>AG1</i>	3.4585e-006	4.2052	7.1994
<i>AG2</i>	3.5582e-006	4.6707	9.5785
<i>AG3</i>	3.9394e-006	4.8146	10.3520
<i>Open Snap(OS)</i>			
<i>OS1</i>	4.3303e-006	4.3365	8.9606
<i>OS2</i>	5.7160e-006	4.6860	10.1317
<i>Sommation de Gallop (SG)</i>			
<i>SG1</i>	5.0663e-007	6.0350	12.9032
<i>SG2</i>	7.1812e-007	6.9784	22.9885
<i>SG3</i>	1.3235e-006	7.5472	25.9740
<i>Signaux à souffles</i>			
<i>Sténose aortique (AS)</i>			
<i>AS1</i>	13 e-004	0.0050e+003	0.0109e+003
<i>AS2</i>	68 e-004	0.0062e+003	0.0139e+003
<i>AS3</i>	16 e-003	0.0063e+003	0.0155e+003
<i>AS4</i>	22.2 e-003	0.0386e+003	0.0806e+003
<i>AS5</i>	24 e-003	0.0515e+003	0.1010e+003
<i>AS6</i>	33 e-003	0.0820e+003	0.1205e+003
<i>Sténose mitrale (MS)</i>			
<i>MS1</i>	0.0013 e-004	3.7453	6.0716
<i>MS2</i>	0.0025 e-004	5.0916	9.3985
<i>MS3</i>	0.004 e-004	5.6593	11.5207
<i>MS4</i>	0.0100 e-004	7.7399	14.3062
<i>MS5</i>	0.0130 e-004	14.5773	23.5849
<i>MS6</i>	0.0243 e-004	17.0068	43.8596
<i>Insuffisance aortique (AI)</i>			
<i>AI1</i>	68 e-004	0.0022e+004	0.0061e+004
<i>AI2</i>	96 e-004	0.0034e+004	0.0075e+004
<i>AI3</i>	14 e-003	0.0051e+004	0.0082e+004
<i>AI4</i>	15 e-003	0.0052e+004	0.0083e+004
<i>AI5</i>	15.9 e-003	0.0057e+004	0.0099e+004
<i>AI6</i>	17.3 e-003	0.0118e+004	0.0101e+004

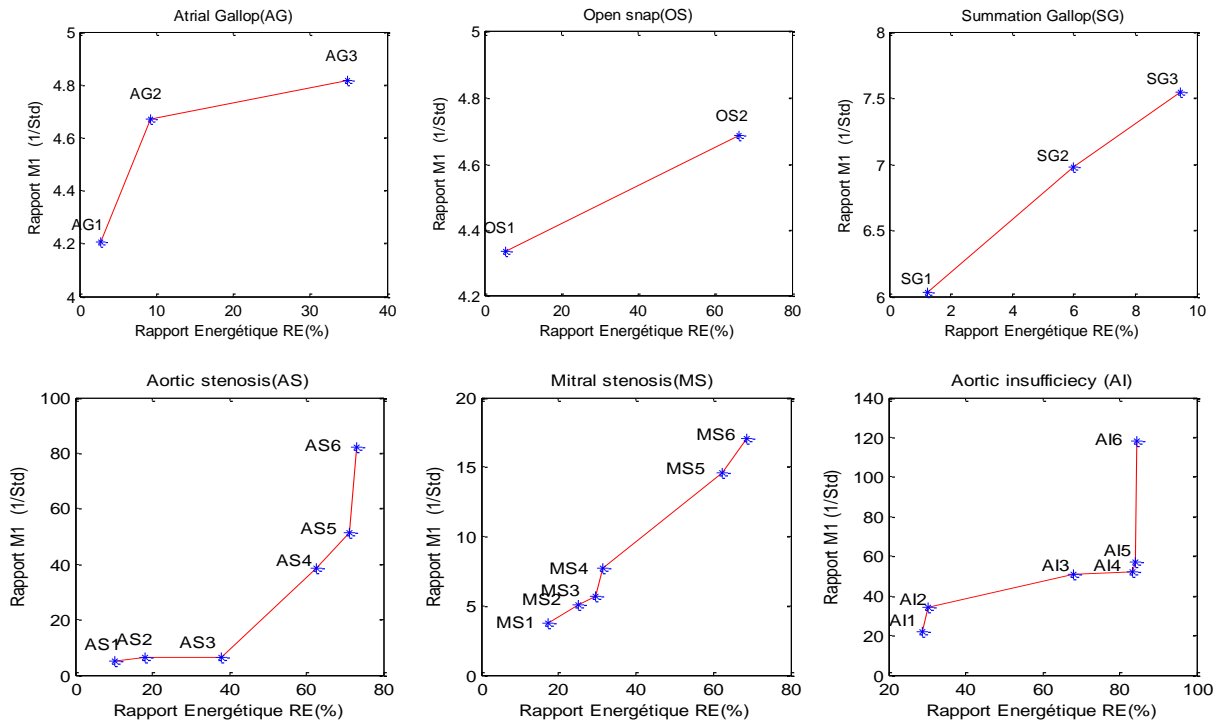
**Tab.VI.3: Variation d'erreurs de reconstruction( $\epsilon_{\text{ermoy}}$ ), Inverse de l'écart type (M1) et Inverse de la valeur absolue de la moyenne (M2) pour différents signaux PCGs.**



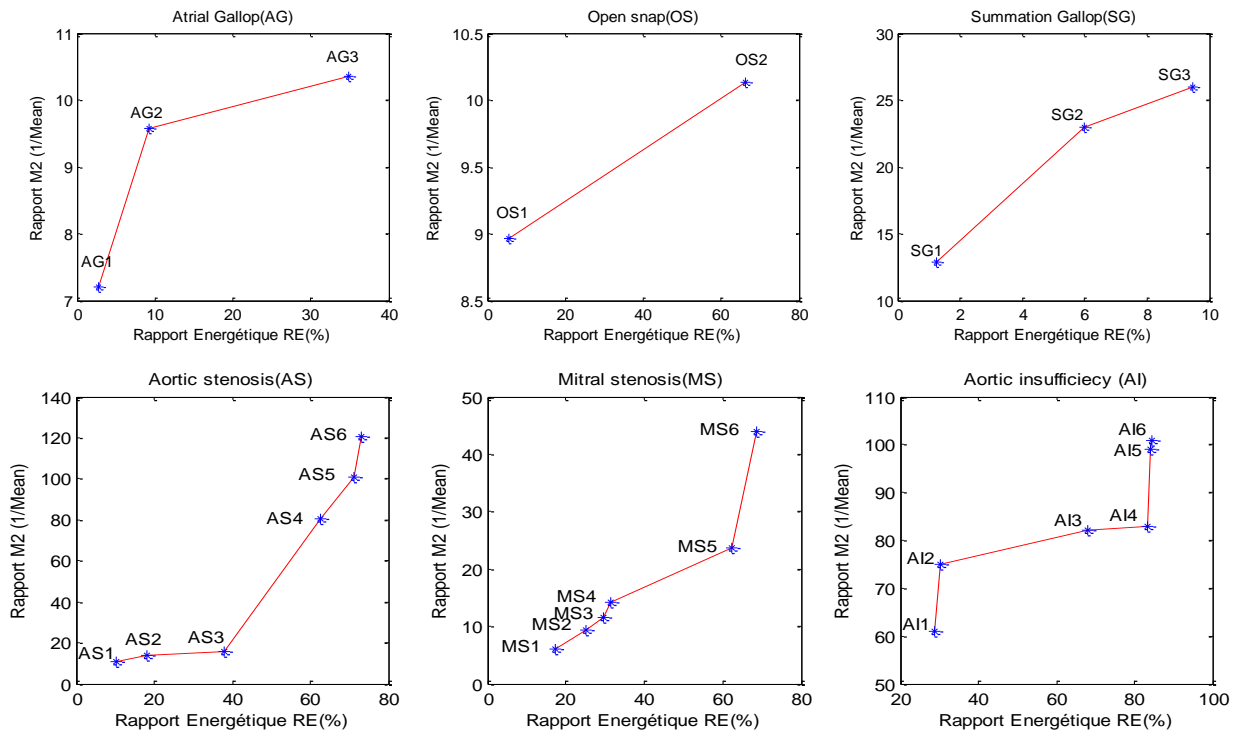
**Figure.5.27 : Variation de l'inverse de l'énergie moyenne ( $\frac{1}{EM}$ ) en fonction du rapport énergétique :  $\frac{1}{EM} = f(RE)$ .**



**Figure.5.28 : Variation de l'erreur de reconstruction ( $\epsilon_{ermoy}$ ) en fonction du rapport énergétique :  $\epsilon_{ermoy} = f(RE)$ .**



**Figure.5.29 : Variation de l'inverse de l'écart type ( $M1=1/Std$ ) en fonction de rapport énergétique :  $M1=f(RE)$ .**



**Figure.5.30 : Variation de l'inverse de la valeur absolue de la moyenne ( $M2=1/Mean$ ) en fonction de rapport énergétique :  $M2=f(RE)$ .**

## V. Conclusion

Nous avons montré dans ce chapitre l'importance de la transformée en paquets d'ondelettes (**T.P.O**) dans l'analyse du degré de sévérité pathologique des signaux **PCGs**.

La transformée en paquets d'ondelettes (**T.P.O**) permet de fournir un large éventail d'informations pour une meilleure compréhension des caractéristiques temporelles et fréquentielles des bruits cardiaques ou des clicks et des souffles.

L'utilisation de cette technique nous a permis de constater la variation fréquentielle de différentes composantes constituant le signal **PCG**.

La variation de l'inverse de l'énergie moyenne ( $\frac{1}{EM}$ ), l'erreur de reconstruction ( $\epsilon_{ermoy}$ ), l'inverse de l'écart type (**M1**) ainsi que la valeur absolue de la moyenne (**M2**) et selon le type et l'importance entéristique du souffle ont montré une évolution bien reliée avec l'évolution de la sévérité pathologique, et qui peuvent être ainsi additionnés au rapport énergétique (**RE**) dans l'analyse du degré de sévérité pathologique des signaux **PCGs**.

## REFERENCES CHAPITRE VI

- [1]: R. R, Coifman, Y.Meyer and M. V Wickerhauser. Wavelet analysis and signalprocessing.In Wavelets and their applications, Jones and Bartlett, Boston, MA, USA, pp 153–178, 1992.
- [2] : D.Emmanuel.Analyse de signaux vidéos et sonores : application a l'étude de signaux médicaux. Thèse de Doctorat université de tours, pp127 ,2003.
- [3]:B.Al-Naami, J. Chebilet and J.N. Torry. Identification of Aortic Stenosis Disease Using Discrete Wavelet Packet Analysis. Computers in Cardiology, 32, pp 667-670, 2005.
- [4]:J.C. Goswami and A. K.han. Fundamentals of wavelets theory, Algorithms, and Application, second edition, Wiley, 2011
- [5]: T.H.Koornwinder. Wavelets: an elementary of theory and applications, world scientific.1995.
- [6]: L.H.Cherif and S.M. Debbal. Analyse des signaux PCGs par la TOD et la TPO : Comparaison et choix de l'ondelette analysante. International Revue on Electronics Engineering (RIGEL) ,1(2), pp 28-47, 2011.
- [7] : C.Caroline. Analyse en ondelettes *M*-bandes en arbre dual ; application à la restauration d'images. Thèse du Doctorat en Sciences de l'Université de Marne-la-Vallée, pp 28, 2006.
- [8] :T.Baptiste. Analyse et traitement de grandeurs électriques pour la détection et le diagnostic de défauts mécaniques dans les entraînements asynchrones. Thèse de doctorat de l'université de Toulouse.pp 30, 1 Décembre 2009.
- [9]:I.Bayram and I. W. Selesnick. A simple construction for the M-band dual-tree complex wavelet transform. In IEEE Digital Signal Processing Workshop/Signal ProcessingEducation Workshop, Jackon Lake Lodge, USA, 2006.



[10] :S.Assous.Analyse temps-fréquence par la transformée en  $S$  et interprétation des signaux de fluxmètre laser doppler applications au diagnostic clinique, Ecole nationale supérieure D'arts et métiers spécialité : automatique et traitement du signal, pp 46, 14 décembre 2005.

[11]:L.H.Cherif and S.M. Debbal. Analyse des signaux phono cardiogrammes par application de la transformée en ondelettes discrète et paquets d'ondelettes, Thèse de magister de l'université de Tlemcen, 2007.

# *Conclusion générale*

## *Conclusion générale*

L'auscultation cardiaque ou l'interprétation du signal phono cardiogramme : PCG (enregistrement des battements cardiaques) par un médecin est largement utilisée comme un support de dépistage de diverses pathologies cardiaques.

Les battements cardiaques constituant le signal **PCG** sont caractérisés par des transitions temporelles brusques induisant une variation de la fréquence en fonction du temps (non stationnarité du signal **PCG**).

Une analyse avec plus de précision telle que l'emplacement de **B1** et **B2**, le nombre de composants internes, leur contenu fréquentiel, leur intervalle de temps ainsi que d'autres caractéristiques du signal **PCG**, est ainsi impossible à l'aide de la classique technique **F.F.T**.

Afin de résoudre cet épineux problème on a utilisé la transformée en ondelettes (**T.O**) qui présente une technique d'analyse temps-fréquence et qui a démontrée ses grandes aptitudes dans l'analyse des signaux non stationnaire.

Avant de prendre une telle décision le médecin doit apprécier le degré de sévérité de toute pathologie examinée.

Dans ce contexte, le paramètre fondamental utilisé dans cette estimation est le rapport énergétique (**RE**). Ce dernier a été établi selon le type des signaux en trois degré de sévérité (légère <30%, 30% < modéré < 70%, sévère > 70%). En effet tous les cas légers sont bien au-dessous 30%, pareil pour la majorité des cas sévères qui sont au-dessus de 70%, néanmoins les cas peu sévères apparaissent dans la région modérée.

L'algorithme de séparation et de la localisation de différents événements constituant le signal PCG utilisé a montré son ample efficace de répondre a nos objectifs tracés. Cet algorithme utilise l'enveloppe d'énergie de Shannon et le seuillage par ondelettes.

La finalisation de ce travail de recherche nous a permis la mise au point d'une représentation graphique et de paramètres pertinents susceptibles non seulement de détecter la

sévérité pathologique des signaux PCGs étudiés mais également de suivre l'évolution de cette sévérité.

A cet effet les trois versions de la transformée en ondelettes ont été utilisées :

- La transformée en ondelette continue(**T.O.C**) ;
- La transformée en ondelette discrète (**T.O.D**) ;
- La transformée en paquets d'ondelettes (**T.P.O**).

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

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

1. Energie du souffle (**Esouf**),
2. Taux fréquentiel(**T<sub>ΔF</sub>**) ;
3. Rapport d'angle (**R<sub>g</sub>**) ;
4. Aire du souffle (**As**) ;
5. Rapport approximation-signal (**RAS**) ;
6. Coefficient de corrélation (**C<sub>c</sub>**) ;
7. Entropie moyenne des coefficients d'approximations (**ECA**) ;
8. Variation de la moyenne de la variation des coefficients des détails (**Md**) ;
9. Erreur de reconstruction (**ε\_ermoy**) ;
10. Ecart type (**Std**) ;
11. Valeur absolu de la moyenne (**Mean**) ;
12. Energie moyenne(**EM**).

Finalement nous pouvons dire que le but de notre travail d'investigation peut être considéré comme un outil d'aide à la décision pouvant conforter le médecin lors de l'auscultation et l'établissement de son diagnostic médicale.

Sur la base des résultats obtenus nous pouvons envisager d'autres perspectives :

- Etablissement d'un nouveau paramètre d'estimation de la sévérité pathologique à travers une analyse spectro-temporelle du signal Doppler.

- Utilisation conjointe des signaux **ECGs** et **PCGs** pour une estimation renforcée de la sévérité pathologique.

- Une phase de prétraitement minutieux et poussé pour aider au mieux à une bonne séparation et localisation des composantes interne des signaux **PCGs** analysés.

*Annexe*

### *Annexe. I*

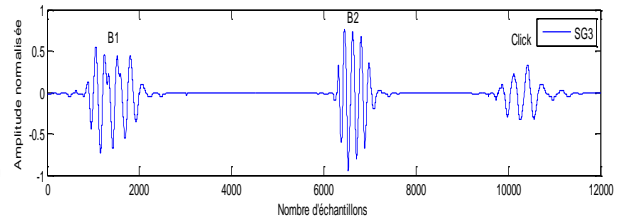
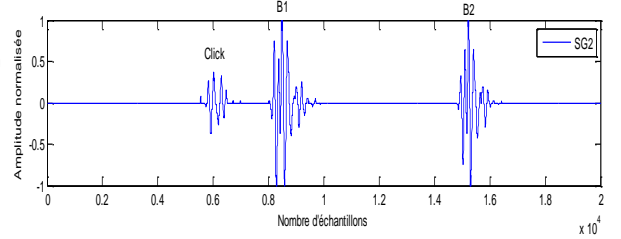
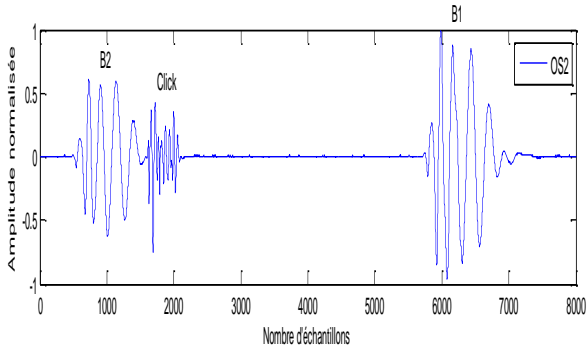
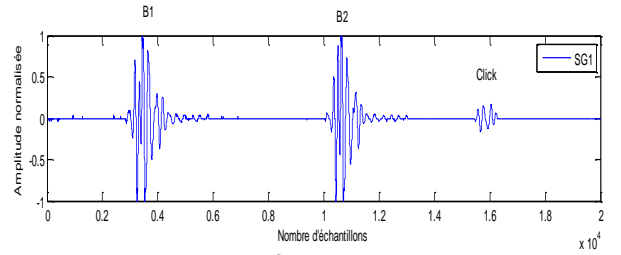
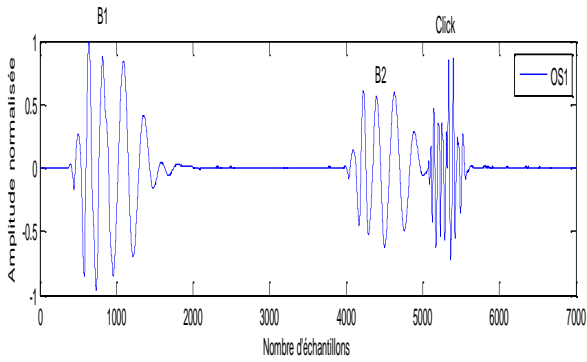
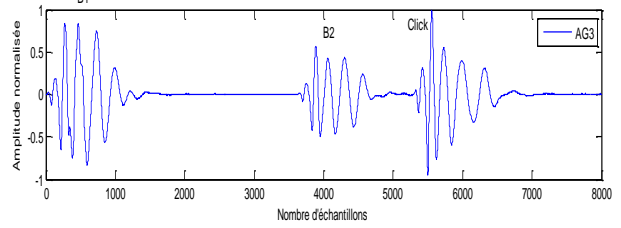
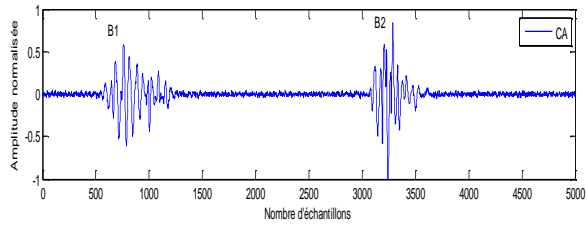
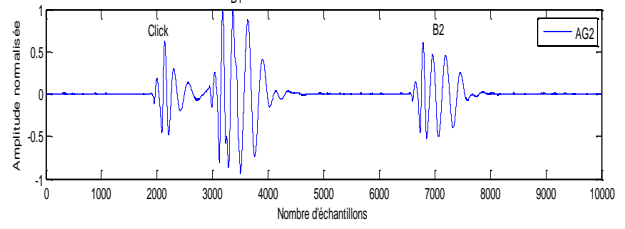
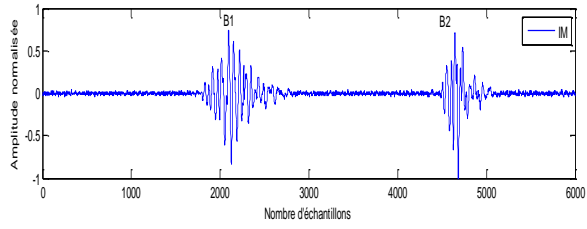
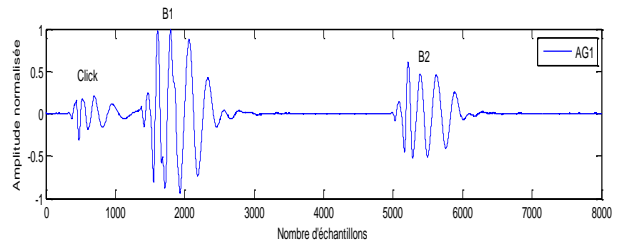
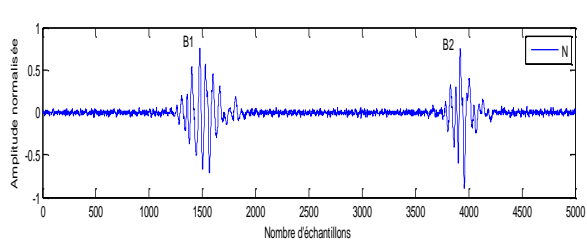
Les signaux **PCGs** suivants utilisés dans notre étude ont été prélevés sur les sites Internet :  
[[http://www.egeneralmedical.com\(american college of cardiology\)](http://www.egeneralmedical.com(american%20college%20of%20cardiology))],[[http://www.cardiosource.com/heart sounds](http://www.cardiosource.com/heart%20sounds); Heart Sounds and Murmurs] et  
[<http://www.dundee.ac.uk/medther/Cardiology/hsmur.html>.]

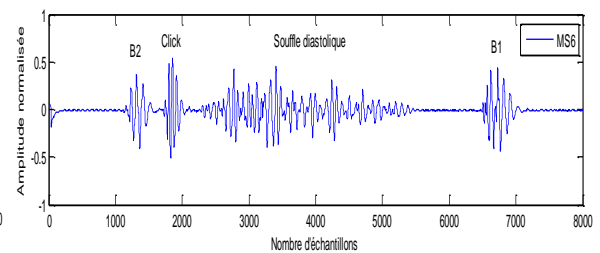
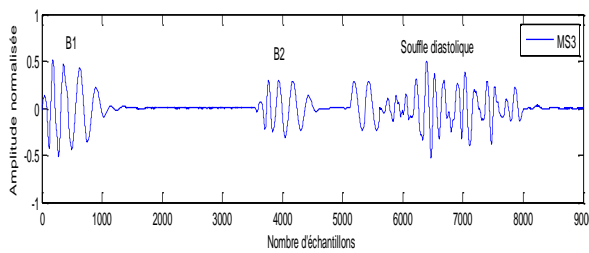
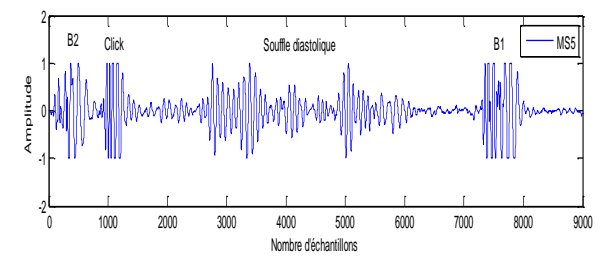
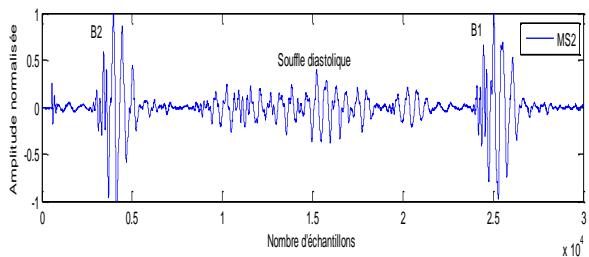
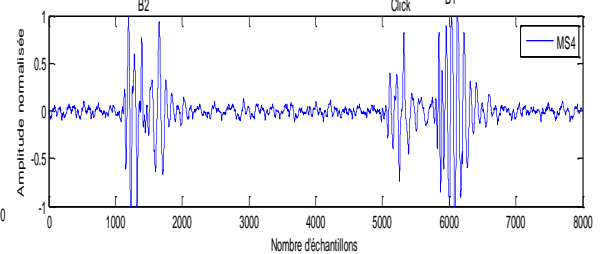
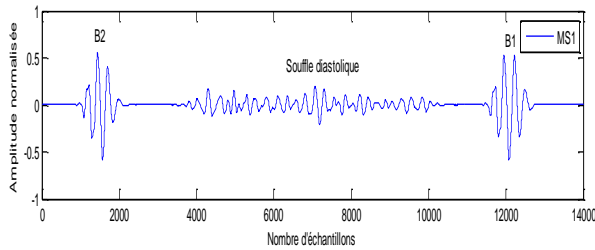
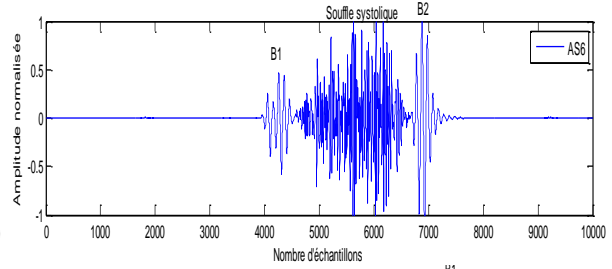
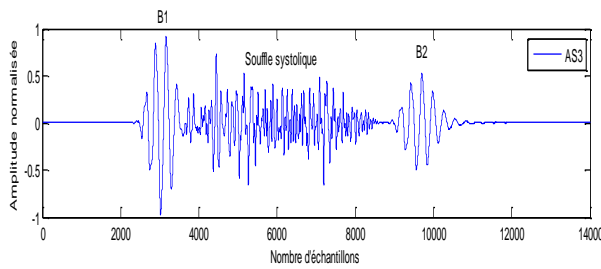
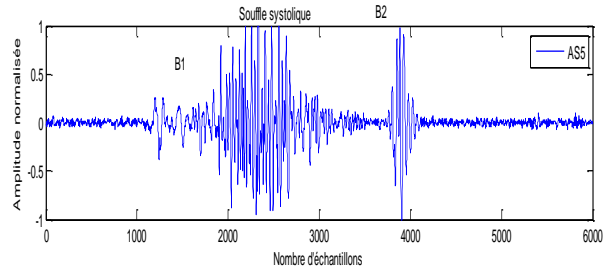
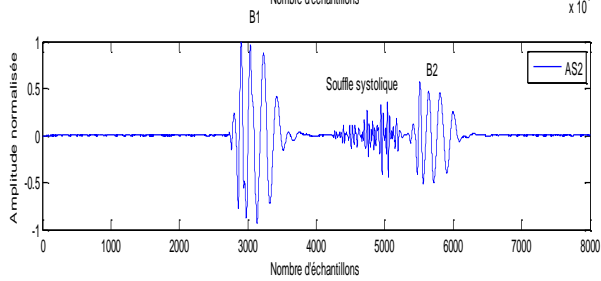
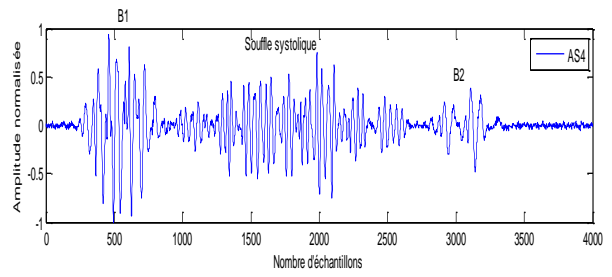
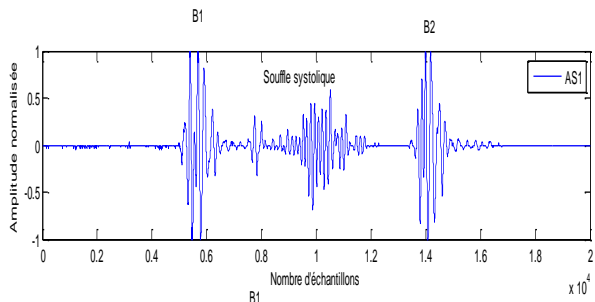
Le premier tableau donne des indications sur les signaux PCGssegmentés ainsi le deuxième donne des indications sur les signaux PCGs étudiés.

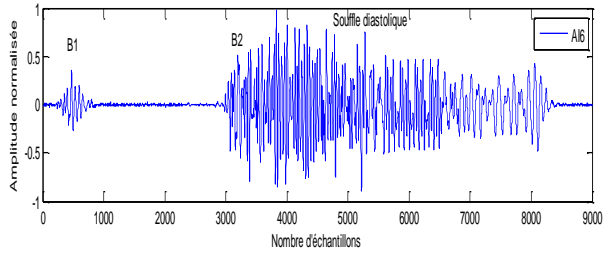
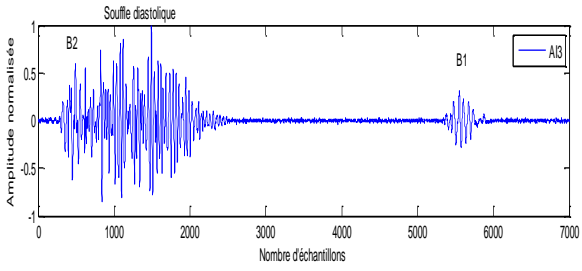
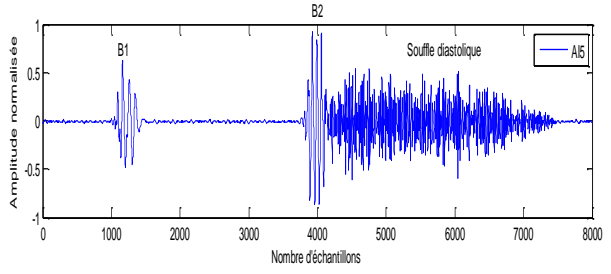
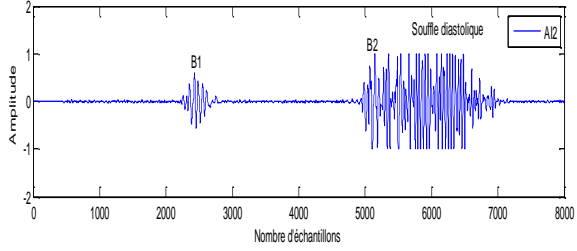
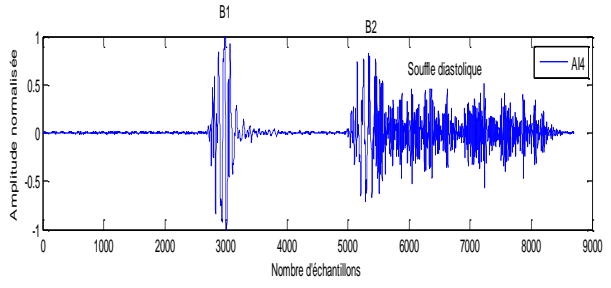
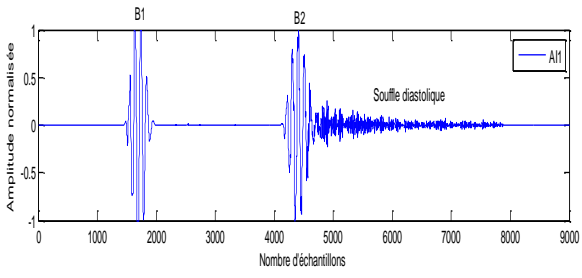
<i>Sujet</i>	<i>Nombre d'échantillons</i>	<i>Fréquence d'échantillonnage(Hertz)</i>
<i>Signaux ayant une morphologie similaire à celle du signal PCG normal</i>		
<i>N</i>	Normal	8012
<i>IM</i>	Innocent murmur	8012
<i>Signaux à clicks</i>		
<i>LS</i>	Late systolic	11025
<i>OS</i>	Open Snap	11025
<i>AG</i>	Atrial Gallop	11025
<i>Signaux à souffles systolique</i>		
<i>EM</i>	Ejection Murmur	22050
<i>AS</i>	Sténose aortique	8012
<i>Signaux à souffles diastolique</i>		
<i>MR</i>	Mitral régurgitation	8000
<i>DR</i>	Drum rumble	11025
<i>SG</i>	Sommatation de Gallop	8000
<i>AI</i>	Insuffisance aortique	8012

<i>Sujet</i>	<i>Nombre d'échantillons</i>	<i>Fréquence d'échantillonnage(Hertz)</i>
<i>Signaux ayant une morphologie similaire à celle du signal PCG normal</i>		
<i>N</i>	5000	8012
<i>IM</i>	6000	8012
<i>CA</i>	5000	8012
<i>Signaux à clicks</i>		
<i>Atrial de Gallop(AG)</i>		
<i>AG1</i>	8000	11025
<i>AG2</i>	10000	11025
<i>AG3</i>	8000	11025
<i>Open Snap(OS)</i>		
<i>OS1</i>	7000	11025
<i>OS2</i>	8000	11025
<i>Sommation de Gallop (SG)</i>		
<i>SG1</i>	20000	22050
<i>SG2</i>	20000	22050
<i>SG3</i>	12000	22257
<i>Signaux à souffles</i>		
<i>Sténose aortique (AS)</i>		
<i>AS1</i>	20000	22050
<i>AS2</i>	8000	8000
<i>AS3</i>	14000	22050
<i>AS4</i>	4000	8012
<i>AS5</i>	8000	8000
<i>AS6</i>	10000	8000
<i>Sténose mitrale (MS)</i>		
<i>MS1</i>	14000	22050
<i>MS2</i>	30000	44410
<i>MS3</i>	9000	11025
<i>MS4</i>	10000	11025
<i>MS5</i>	8000	8000
<i>MS6</i>	8000	11025
<i>Insuffisance aortique(AI)</i>		
<i>AI1</i>	9000	8000
<i>AI2</i>	8000	8000
<i>AI3</i>	7000	8012
<i>AI4</i>	8700	8000
<i>AI5</i>	8000	8000
<i>AI6</i>	9000	8012









## *Annexe. II*

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

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

Ainsi les paramètres du filtre sont donnés par :

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

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

$$\begin{cases} 0.54 + 0.46 \cos \frac{2\pi t}{T_0} & \text{pour } |t| \leq \frac{T_0}{2} \\ 0 & \text{pour } |t| > \frac{T_0}{2} \end{cases} \quad \text{avec } T_0 : \text{la durée de la fenetre} \quad (\text{II. 3})$$