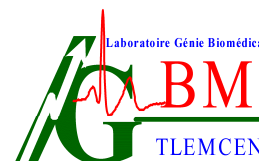




Université Abou Bekr Belkaid de Tlemcen
Faculté de Technologie
Département de Génie Electrique et Electronique
Laboratoire de Génie Biomédical



Thèse de Doctorat

Spécialité : Electronique Biomédicale

Présentée par

Mr HAMZA CHERIF Lotfi

ANALYSE SPECTRO-TEMPORELLE DES COMPOSANTES INTERNES DU PREMIER ET SECOND BRUIT CARDIAQUE

Soutenue le devant le jury composé de :

Mr. F. BEREKSI-REGUIG Président
Professeur, Université Abou-Bekr Belkaid, Tlemcen

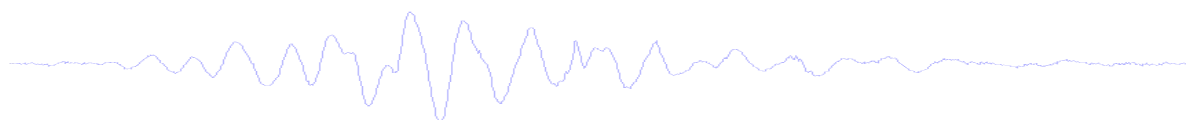
Mr. S. M. DEBBAL Directeur de thèse
Professeur, Université Abou-Bekr Belkaid, Tlemcen

Mr. A. RAHMOUNE Examineur
Professeur, Université Djilali Liabes, Sidi Belabbes

Mr. S. ASSOUS Examineur
Maitre de conférences, Université de Leicester, Royaume Unis

Mr. A. MEZIANE TANI Membre invité
Professeur en Médecine, Université Abou-Bekr Belkaid, Tlemcen

Année universitaire : 2012 – 2013



Remerciements

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

Je tiens à remercier le Professeur BEREKSI-REGUIG Fethi, Directeur du Laboratoire du Génie-Biomédical (GBM) au sein duquel ce travail a été réalisé, pour avoir accepté de présider ce jury, pour sa rigueur scientifique, son esprit d'ouverture, sa disponibilité et ses conseils.

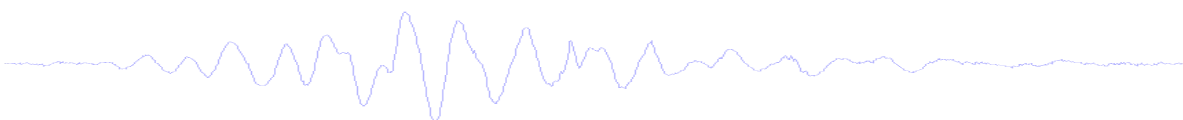
Toute ma gratitude va également aux membres de jury, Mr RAHMOUNE A, professeur à l'Université Djilali Liabes, Sidi Belabbes et Mr. S. ASSOUS, Maitre de conférences à l'Université de Leicester, Angleterre, pour tout l'intérêt qu'ils ont témoigné pour examiner ce travail.

J'adresse également mes remerciements au Docteur ABOU Amine pour ses judicieuses interprétations médicales des résultats obtenus.

J'adresse aussi une vive reconnaissance au professeur PHILIPPE PIBAROT pour toute la documentation qu'il m'a donnée et ses remarques concernant les résultats obtenus.

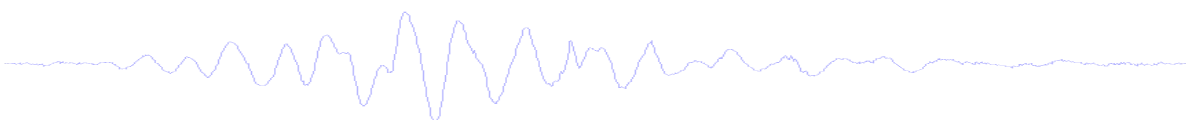
Je tiens en outre à exprimer ma reconnaissance et ma sympathie à tous ceux qui m'ont témoigné amitié et patience le long de ce travail.

Enfin, un grand merci pour mes parents, mes sœurs et mon frère, pour leur soutien durant toutes ces années d'études : je ne saurais être qu'infiniment reconnaissant quant aux sacrifices qu'ils ont consentis. Un merci spécial à ma femme, qui m'a encouragée, soutenue et motivée sans cesse pour arriver au bout de cette thèse, un grand merci pour tout.



« Le succès n'est que l'envers de l'échec et tu ne peux jamais savoir à quelle distance se trouve le but, qui peut être très proche alors qu'il te semble si lointain »

Mouloud Ferouan
Extrait du livre : le fils du pauvre



Résumé

Cette thèse concerne l'analyse et le traitement des bruits cardiaques le plus souvent recueillis lors d'un enregistrement par un stéthoscope numérique. Le but espéré par cette étude est la mise au point d'un outil automatisé susceptible de conforter et d'aider les spécialistes cliniciens dans leur prise de décision lors de l'établissement d'un diagnostic médical.

Une première phase dans l'analyse des signaux cardiaques (signal phonocardiogramme) va s'attacher à la localisation du premier et deuxième bruit cardiaque (B1 et B2) afin d'opérer à leur segmentation dans le but de discerner clairement les deux composantes internes de B1 (composantes mitrale et tricuspide : M1 et T1) et de B2 (composantes aortique et pulmonaire A2 et P2).

Plusieurs techniques de localisation des deux bruits cardiaques (B1 et B2) ont déjà été utilisées mais très rarement pour leurs composantes internes (M1, T1, A2 et P2). La localisation et la reconnaissance des composantes internes des bruits cardiaques s'avère une des tâches les plus ardues en raison du chevauchement de leur bande de fréquence et de l'extrême étroitesse de la donnée temporelle qui les sépare.

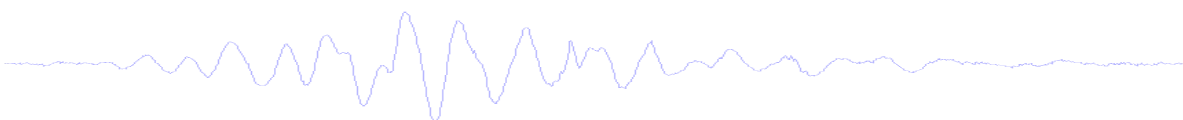
A cet effet l'utilisation de la transformée de Hilbert paraît très appropriée pour répondre favorablement aux différentes inquiétudes soulevées et de fournir des résultats beaucoup plus encourageant que ceux donnés par les autres techniques (basées sur les représentations temps-fréquence). Une représentation graphique par utilisation de la transformée en ondelettes continue (TOC) nous permettra de discerner la position exacte des différentes composantes savoir laquelle précède l'autre (très utilisée pour le diagnostic des valvulopathies).

Ainsi dans le but de localiser les différentes composantes internes des bruits cardiaques on utilisera l'enveloppe de Hilbert qui va non seulement aider à l'extraction de ces composantes internes mais aussi permettre de calculer l'intervalle de temps entre M1 et T1 et A2 et P2. Cet intervalle connu sous le nom de « split » est d'une importance inestimable dans la détection de pathologies cardiaques surtout le split B2 (deuxième bruit cardiaque), très apprécié et utilisé par les spécialistes cardiologues, communément connu comme étant la « clé du diagnostic » des valvulopathies cardiaques.

La localisation des composantes internes va nous permettre dans une phase ultérieure, par le biais de paramètres spectraux, de procéder à une estimation de la pression artérielle pulmonaire systolique.

En dernière phase et en se basant sur l'algorithme de segmentation élaboré il est possible de trouver une relation entre la variation du split et la détermination de la sévérité pathologique de différents signaux phonocardiogrammes.

Mots clés : Phonocardiogramme, transformées en ondelettes, bruits cardiaques, composantes internes des bruits cardiaques, segmentation, localisation, split, analyse temps-fréquence.



Abstract

Hear auscultation (the interpretation of heart sounds by a physician) is a widely used screening method for heart disease. It is well documented, however, apart from expert cardiologists, physicians' auscultation skills are limited. It has also been shown that standard training methods do little to improve these skills. In this study, an algorithm for a phonocardiogram analysis system is proposed. It is shown that such an analysis system can be used respectively to enhance the auscultation abilities of a physician and to be used as training aid to improve those auscultation abilities.

The proposed analysis algorithm is structured so that in a first step in the analysis of cardiac signals (phonocardiogram signal) we will focus on the location of the first and second heart sound (S1 and S2). A correct location of these sounds, means carrying out their segmentation in order to clearly distinguish the two internal components S1 (mitral and tricuspid components: M1 and T1) and S2 (aortic and pulmonary components A2 and P2).

Several localization techniques of heart sounds (S1 and S2) have already been used but rarely for localizing their internal components (M1, T1, A2 and P2). Localization and recognition of internal components of heart sounds is one of the most difficult tasks due to the overlap of their frequency and the extreme narrowness of the time durations in between.

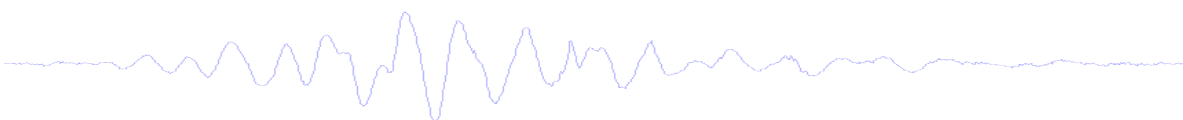
For this purpose the use of the Hilbert transform seems very appropriate to respond favorably to various raised concerns and provide results much more encouraging than those given by other techniques (based on time-frequency representations). A graphical representation by using the continuous wavelet transform (CWT) will allow us to discern the exact position of the various components.

Thus in order to locate the various internal components of heart sounds the Hilbert envelope is used. This will not only help in the extraction of these internal components, but also able to calculate the time interval between M1 -T1 and A2- P2. This interval known as the "split" is invaluable in detecting cardiac pathologies; mostly the split S2 (relating to second heart sound), which is very appreciated and used by specialists cardiologists, commonly known as the key diagnostic of valvular heart disease.

The location of the internal components will allow us at a later stage, through spectral parameter, to make an estimate of pulmonary artery systolic pressure.

At final step in the analysis, and based on the developed segmentation algorithm, a study is presented showing a relationship between the variation of the split and the determination of the severity of pathological phonocardiograms.

Keywords: Phonocardiogram, wavelet transforms, heart sounds, internal components of heart sounds, segmentation, split, time-frequency analysis.



ملخص:

تتعلق هذه الرسالة بدراسة و تحليل الإشارة الخاصة بالأصوات القلبية (PCG) التي يتم جمعها غالبا أثناء التسجيل الرقمي بالسماعة الطبية و من المأمول من هذه الدراسة تطوير آلية يمكن أن تساعد في اتخاذ القرارات السليمة من طرف المتخصصين في هذا المجال، قرارات قد تكون مهمة في التشخيص الطبي.

كخطوة أولية في تحليل هذه الإشارات (إشارات مخطط أصوات القلب) سيتم التركيز على فعل الصوتين الأساسيين (**B1** و **B2**) ثم مكوناتهما الداخلية، بالنسبة إلى **B1** (صوت الصمام التاجي **M1** و صوت الصمام ثلاثي الشرفات **T1**)، و بالنسبة إلى **B2** (صوت الصمام الرئوي **P2** و صوت الصمام الأهر **A2**).

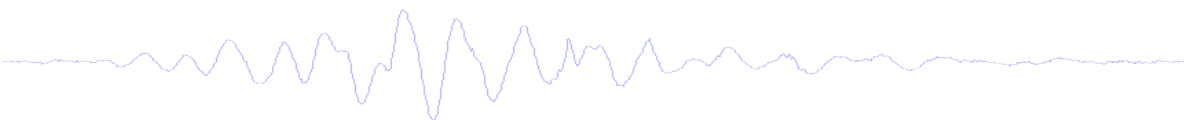
عدة تقنيات تم استعمالها من قبل للفصل بين **B1** و **B2** و لكن نادر لمكوناتهما الداخلية (**M1**، **T1**، **A2** و **P2**) و يعد هذا من أصعب المهام نظرا لتداخل الترددات و للضييق الشديد لبيانات الوقت بينهما.

تحويلة هيلبرت تبدو الأنسب لهذا الغرض بما أنها تستجيب لمختلف العوائق التي صودفت و بتقديمها لنتائج مشجعة أكثر من تلك التي قدمتها التقنيات الأخرى (على أساس التمثيل الرسومي المستمر باستخدام الموجيات).

استخدامنا لمغلقة هيلبرت لم يساعدنا فقط على استخراج هذه المكونات الداخلية للأصوات القلبية، ولكن أيضا على حساب الفاصل الزمني بينهما، (**Split**) الذي سيعد مفتاح التشخيص الطبي للأمراض المتعلقة بالسماعات القلبية. دراسة المعلمة الطيفية للأصوات القلبية الثانوية سيسمح لنا في مرحلة لاحقة من تقدير الضغط في الشريان الرئوي.

في المرحلة الأخيرة استنادا إلى خوارزمية التجزئة المتقدمة يمكننا إيجاد علاقة بين الشدة المرضية والاختلاف في الفاصل الزمني بين النبضات القلبية لمختلف الإشارات للأصوات القلبية.

الكلمات المفتاحية: التسجيلات الصوتية القلبية، الخوارزمية، الأصوات القلبية و مكوناتها الداخلية، تقنيات المعالجة، تحويل المربعات.



Liste des Figures

Chapitre 1.

Étude Phonocardiographique des composantes internes du premier et second bruit cardiaque.

Fig.1.1. Schéma en coupe du cœur.....	3
Fig.1.2. Foyers d'auscultation cardiaque.....	4
Fig.1.3. Signal phonocardiogramme comportant les quatre bruits cardiaques B1, B2, B3 et B4 et les deux phases « Systole et Diastole ».....	5
Fig.1.4. Dédoublage du second bruit dans des conditions normales (N).....	7
Fig.1.5. Schéma des 1 ^e et 2 ^e bruits du cœur, normaux et pathologiques.....	10
Fig. 1.6. Représentation des souffles systolique (a) et diastolique (b) et les différentes auscultations cardiaques pathologiques habituelles.....	14
Fig. 1.7. Pathophysiologie des souffles systoliques (A) et la diastoliques (B).....	14

Chapitre 2.

Concepts et outils de l'analyse temps-fréquence.

Fig.2.1. Exemple d'une fenêtre d'ondelette.....	21
Fig.2.2. Représentation du signal $x(t)=\cos(2\pi ft)$ avec différentes fréquences (5Hz, 25Hz et 50Hz) : a) Représentation temporelle ; b) Représentation fréquentielle.....	23
Figure.2.3. Représentation du signal $x(t) = \cos(2\pi 5t) + \cos(2\pi 25t) + \cos(2\pi 50t)$: a) Représentation temporelle ; b) Représentation fréquentielle.....	23
Fig.2.4. Transformée de Fourier de deux signaux non stationnaires différents.....	24
Fig.2.5. Le signal non stationnaire $x(u)$ et la fenêtre à court terme $h^*(u-t)$ centrée en t.....	25
Fig.2.6. Représentation de la transformée de Fourier à court terme d'un signal non stationnaire en utilisant une fenêtre Gaussienne de la forme : $w(t) = \exp(-at^2/2)$	26
Fig.2.7. La TFCT d'un signal non stationnaire avec différentes fenêtres (résolution). La résolution n° 4 permet une lecture plus juste du signal non stationnaire.....	27
Fig.2.8. Le signal non stationnaire $x(u)$ et l'ondelette de base $h(u)$	28
Fig.2.9. Ondelette de Morlet pour différentes échelles et positions (partie réelle en trait plein, partie imaginaire en trait pointillé).....	30
Fig.2.10. Translation et dilatation de l'ondelette mère $h(t)$ dans le calcul de la TOC d'un signal $x(t)$	32
Fig.2.11. Relation entre l'échelle et la fréquence.....	33
Fig.2.12. Représentation d'un signal non stationnaire à 4 composantes 30 Hz, 20 Hz, 10 Hz et 5 Hz.....	33
Fig.2.13. Pavages du plan temps-fréquence pour la représentation temps -fréquence (a) et la représentation temps-échelle (b).....	34
Fig.2.14. Décomposition du signal x en approximations et détails.....	38
Fig.2.15. L'arbre de décomposition utilisé dans l'analyse des signaux PCG : a) Analyse multi-résolution par TOD, b) Analyse multi-résolution par TPO.....	39

Chapitre 3.

Caractéristiques spectro-temporelles des composantes internes des bruits cardiaques par application des transformées d'ondelettes.

Fig.3.1. Caractéristiques fréquentielles de quelques sons cardiovasculaires.....	43
--	----

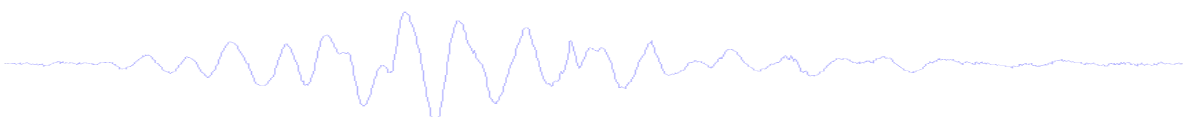


Fig.3.2. Analyse multi-résolution par la TOD et TPO d'un cycle PCG (sujet sain) avec les ondelettes analysantes « db7 et db10 », « sym7 », « coif5 et coif2 », « bior1.1 et bior3.1 » et « rbio1.1 et rbio3.5 ».	47
Application de l'ondelette analysante « db7 »	48
Fig.3.3. Variation de l'erreur moyenne de reconstruction calculée sur trois cycles entre le signal d'origine et la sixième approximation (A6) pour les différents signaux PCG utilisés lors de l'application de la TOD et la TPO, l'analyse multirésolution est représentée par les ondelettes : db7, db10, sym7, coif2, et bior3.1	50
Fig.3.4. Analyse par la transformée continue d'ondelettes du signal PCG « TR » : a) signal PCG TR, b) Scalogramme du pourcentage d'énergie de chaque coefficient de l'ondelette continue, c) tracés en courbe de niveau, en utilisant la fonction contour, d) tracés en courbe de niveau, en utilisant la fonction contour après application du filtre de Butterworth.	52
Fig.3.5. Analyse par la transformée en ondelettes continue d'un signal PCG Normal : a) Signal PCG normal, b) Scalogramme du pourcentage d'énergie de chaque coefficient de l'ondelette continue, c) tracés en courbe de niveau, en utilisant la fonction contour, d) tracés en courbe de niveau, en utilisant la fonction contour après application du filtre de Butterworth.	54
Fig.3.6. Analyse par la transformée en ondelettes continue d'un signal PCG Normal (a) : Scalogramme du pourcentage d'énergie de chaque coefficient de l'ondelette continue : b) D'un cycle cardiaque normal, c) Du bruit cardiaque B1, d) Du bruit cardiaque B2.	55
Fig.3.7. Analyse par la transformée en ondelettes continue du signal PCG « MR5 »	58
Fig.3.8. Analyse par la transformée en ondelettes continue du signal PCG « MR6 »	59
Fig.3.9. Analyse par la transformée en ondelettes continue du signal PCG « AR »	60
Fig.3.10. Analyse par la transformée en ondelettes continue du signal PCG « MS5 »	61
Fig.3.11. Analyse par la transformée en ondelettes continue du signal PCG « PS1 »	62
Fig.3.12. Analyse par la transformée en ondelettes continue du signal PCG « AS5 »	63
Fig.3.13. Analyse par la transformée en ondelettes continue du signal PCG « ASD »	64

Chapitre 4.

Segmentation et localisation des bruits cardiaques et leurs composantes internes.

Fig.4.1. Principe des méthodes de localisation directes des bruits cardiaques.	70
Fig.4.2. Représentations énergétiques temporelles du signal : $s(t) = t$ (Fréquence d'échantillonnage : $f_e = 500$, Nombre des échantillons : $n_e = 56$).	72
Fig.4.3. Représentations énergétiques d'un signal PCG pathologique « LS » (Late systolic) : a) Signal PCG, b) Signal au carré, c) Valeur absolue du signal, d) Entropie de Shannon du signal, e) Energie de Shannon du signal.	72
Fig.4.4. Détection de l'enveloppe : a) Energie moyenne de Shannon normalisée, Enveloppe normalisée de l'énergie moyenne de Shannon ; avec : b) $f_0 = 40$ Hz, c) $f_0 = 20$ Hz (fréquence de coupure choisie), d) $f_0 = 10$ Hz.	73
Fig.4.5. Algorithme de séparation des bruits et des souffles cardiaques.	74
Fig.4.6. Principe de séparation des bruits cardiaques utilisant une enveloppe d'énergie avec un seuil à 60 % de la valeur maximale.	75
Fig.4.7. Importance de la valeur du seuil dans la détection des bruits ou des souffles cardiaques.	75
Fig.4.8. Séparation des bruits cardiaques B1 et B2 des signaux PCG (N, LS) : a) Signal PCG (N et LS), b) Enveloppe de l'énergie avec un seuil à 80 % pour le signal PCG (N) et à 60% pour le signal PCG LS de la valeur maximale, c) Bruits cardiaques B1 et B2, d) Bruits cardiaques B1, e) Bruits cardiaques B2.	76
Fig.4.10. Enveloppe de l'énergie de Shannon du second bruit cardiaque (B2) avec des fréquences de coupure différentes : a) $f_0 = 100$ Hz, b) $f_0 = 20$ Hz, $f_0 = 10$ Hz (la fréquence de coupure choisie).	79
Fig.4.11. Représentation de l'enveloppe de Hilbert et de l'enveloppe de l'énergie de Shannon du second bruit cardiaque (B2) du signal PCG normal.	79
Fig.4.12. Analyse spectral par FFT d'un cycle cardiaque des signaux PCG (N et CO).	80
Fig.4.13. Analyse spectral par FFT d'un cycle cardiaque des signaux PCG (AS et LS).	81

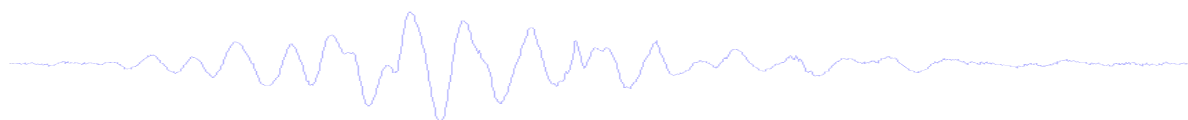


Fig.4.14. Méthode utilisée pour l'estimation de l'intervalle temporel entre la composante aortique et pulmonaire du deuxième bruit cardiaque. (A) Signal original B2 dans le domaine temporel. (B) Les composantes interne A2 et P2 détectés et reconstruits en utilisant une approche spectral (dechirping)	82
Fig.4.15. Principe de la méthode utilisé pour la mesure du split.....	83
Fig.4.16. Algorithme pour la mesure du split des composantes interne des deux bruits cardiaque B1 et B2	84
Fig. 4.17. Principe de séparation des composantes internes du premier et deuxième bruit cardiaque par utilisation de l'enveloppe de Hilbert	86
Fig. 4.18. Séparation des composantes internes (M1, T1, A2 et P2) des bruits cardiaques B1 et B2 du signal PCG (Normal).....	87
Fig. 4.19. Séparation des composantes internes (M1, T1, A2 et P2) des bruits cardiaques B1 et B2 du signal PCG (IM) sans clicks et souffles par utilisation de l'enveloppe de Hilbert avec un seuil à 60 % pour B1 et à 60 % pour B2 de la valeur maximale.....	88
Fig. 4.20. Séparation des composantes internes (M1, T1, A2 et P2) des bruits cardiaques B1 et B2 du signal PCG (CO) sans clicks et souffles par utilisation de l'enveloppe de Hilbert avec un seuil à 48 % pour B1 et à 50 % pour B2 de la valeur maximale.....	89
Fig. 4.21. Séparation des composantes internes (M1, T1, A2 et P2) des bruits cardiaques B1 et B2 du signal PCG (EC) avec clicks par utilisation de l'enveloppe de Hilbert avec un seuil à 23 % pour B1 et à 32 % pour B2 de la valeur maximale.	90
Fig. 4.22. Séparation des composantes internes (M1, T1, A2 et P2) des bruits cardiaques B1 et B2 du signal PCG (AG) avec clicks par utilisation de l'enveloppe de Hilbert avec un seuil à 23 % pour B1 et à 38 % pour B2 de la valeur maximale.	91
Fig. 4.23. Séparation des composantes internes (M1, T1, A2 et P2) des bruits cardiaques B1 et B2 du signal PCG (SG) avec clicks par utilisation de l'enveloppe de Hilbert avec un seuil à 60 % pour B1 et à 60 % pour B2 de la valeur maximale.	92
Fig. 4.24. Séparation des composantes internes (M1, T1, A2 et P2) des bruits cardiaques B1 et B2 du signal PCG (AS) avec souffles systolique par utilisation de l'enveloppe de Hilbert avec un seuil à 60 % pour B1 et à 50 % pour B2 de la valeur maximale.	93
Fig. 4.25. Séparation des composantes internes (M1, T1, A2 et P2) des bruits cardiaques B1 et B2 du signal PCG (LS) avec souffles systolique par utilisation de l'enveloppe de Hilbert avec un seuil à 30 % pour B1 et à 23 % pour B2 de la valeur maximale.....	94
Fig. 4.26. Séparation des composantes internes (M1, T1, A2 et P2) des bruits cardiaques B1 et B2 du signal PCG (PAS) avec souffles systolique par utilisation de l'enveloppe de Hilbert avec un seuil à 28 % pour B1 et à 20 % pour B2 de la valeur maximale.	95
Fig. 4.27. Séparation des composantes internes (M1, T1, A2 et P2) des bruits cardiaques B1 et B2 du signal PCG (DR) avec souffles diastolique par utilisation de l'enveloppe de Hilbert avec un seuil à 28 % pour B1 et à 23 % pour B2 de la valeur maximale.	96
Fig. 4.28. Séparation des composantes internes (M1, T1, A2 et P2) des bruits cardiaques B1 et B2 du signal PCG (OS) avec souffles diastolique par utilisation de l'enveloppe de Hilbert avec un seuil à 30 % pour B1 et à 23 % pour B2 de la valeur maximale.....	97
Fig. 4.29. Séparation des composantes internes (M1, T1, A2 et P2) des bruits cardiaques B1 et B2 du signal PCG (VG) avec souffles diastolique par utilisation de l'enveloppe de Hilbert avec un seuil à 25 % pour B1 et à 40 % pour B2 de la valeur maximale.....	98
Fig. 4.30. Séparation des composantes internes (M1, T1, A2 et P2) des bruits cardiaques B1 et B2 du signal PCG (splitS1S2) avec un split important par utilisation de l'enveloppe de Hilbert avec un seuil à 95 % pour B1 et à 95 % pour B2 de la valeur maximale.	99
Fig. 4.31. Séparation des composantes internes (M1, T1, A2 et P2) des bruits cardiaques B1 et B2 du signal PCG (splitS1) avec un split important par utilisation de l'enveloppe de Hilbert avec un seuil à 80 % pour B1 et à 80 % pour B2 de la valeur maximale.	100
Fig. 4.32. Séparation des composantes internes (M1, T1, A2 et P2) des bruits cardiaques B1 et B2 du signal PCG (splitS2) avec un split important par utilisation de l'enveloppe de Hilbert avec un seuil à 70 % pour B1 et à 50 % pour B2 de la valeur maximale.	101
Fig. 4.33. Séparation des composantes internes (M1, T1, A2 et P2) des bruits cardiaques B1 et B2 du signal PCG (SS) sans split dans B2 par utilisation de l'enveloppe de Hilbert avec un seuil à 80 % pour B1 et à 80 % pour B2 de la valeur maximale.	102

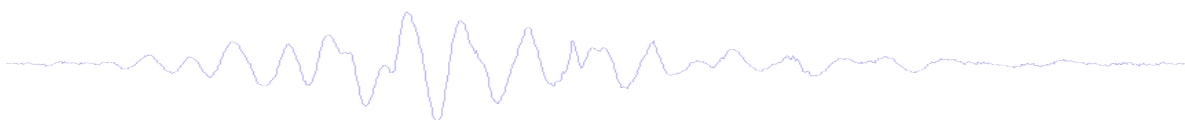


Fig.4.34. La coarctation de l'aorte.	103
Fig.4.35. Sténose aortique.....	104
Fig.4.36. La malformation cardiaque congénitale (Une anomalie dans la valve pulmonaire peut causer un souffle diastolique)	104
Fig.4.37. Variation de la durée des composantes internes (M1, T1, A2 et P2) et du split (split1 et split2) des bruits cardiaques B1 et B2 des différents signaux PCG	105

Chapitre 5.

Estimation de l'hypertension artérielle pulmonaire par analyse spectrale du deuxième bruit cardiaque.

Fig.5.1. a) Schéma du cœur normal, b) cœur avec une hypertension pulmonaire	110
Fig.5.2. Exemple d'un B2 d'un signal PCG pathologique et ses deux composantes A2 et P2.....	111
Fig.5.3. Algorithme pour l'estimation de la pression artérielle pulmonaire systolique (PAPS)	115
Fig.5.4. Principe de l'algorithme utilisé pour l'estimation des paramètres spectraux du bruit B2 du cas « MR » et ses composantes A2 et P2.	116
Fig.5.5. Analyse spectrale par FFT du deuxième bruit cardiaque B2 et ses composantes interne (A2 et P2) des signaux PCG (MR1 et MR2)	118
Fig.5.6. Analyse spectrale par FFT du deuxième bruit cardiaque B2 et ses composantes interne (A2 et P2) des signaux PCG (MR3 et MR4).....	119
Fig.5.7. Analyse spectrale par FFT du deuxième bruit cardiaque B2 et ses composantes interne (A2 et P2) des signaux PCG (MS1 et MS2)	120
Fig.5.8. Analyse spectrale par FFT du deuxième bruit cardiaque B2 et ses composantes interne (A2 et P2) des signaux PCG (MS3 et MS4)	121
Fig.5.9. Analyse spectrale par FFT du deuxième bruit cardiaque B2 et ses composantes interne (A2 et P2) des signaux PCG (MSMR et AR)	122
Fig.5.10. Analyse spectrale par FFT du deuxième bruit cardiaque B2 et ses composantes interne (A2 et P2) des signaux PCG (AS1 et AS2)	123
Fig.5.11. Analyse spectrale par FFT du deuxième bruit cardiaque B2 et ses composantes interne (A2 et P2) des signaux PCG (AS3 et AS4)	124
Fig.5.12. Analyse spectrale par FFT du deuxième bruit cardiaque B2 et ses composantes interne (A2 et P2) des signaux PCG (ASD1 et ASD2)	125
Fig.5.12. Analyse spectrale par FFT du deuxième bruit cardiaque B2 et ses composantes interne (A2 et P2) du signal PCG (N)	126
Fig.5.13 Variation de la pression artérielle pulmonaire systolique selon la sévérité des signaux PCG.	128

Chapitre 6.

Etude de la corrélation entre la pathologie cardiaque et les effets de variation sur la fréquence cardiaque, le split de B2 et la PAPS estimée.

Fig. 6.1. Changement de l'intervalle RR et dédoublement du second bruit dans des conditions normales (N) lors de l'inspiration et l'expiration dans le signal PCG et le signal ECG	132
Fig. 6.2. Barrière et cycle respiratoires.	134
Fig.6.2. Schéma de la position des feuillets valvulaires pulmonaires pendant l'expiration et l'inspiration.	134
Fig.6.3. Algorithme pour le calcul de la fréquence cardiaque, le split du 2 ^e bruit et l'estimation de la PAPS.	136
Fig.6.4. Principe de l'algorithme utilisé pour le calcul de la fréquence cardiaque, le split du 2 ^e bruit et l'estimation de la PAPS.	137
Fig. 6. 5. Variation de la durée d'un cycle cardiaque, la durée du split du second bruit cardiaque et la valeur de la PAPS estimée on fonction du nombre des B2 étudiés du signal PCG (MR).	139

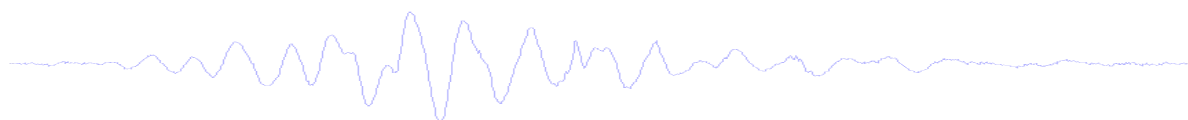
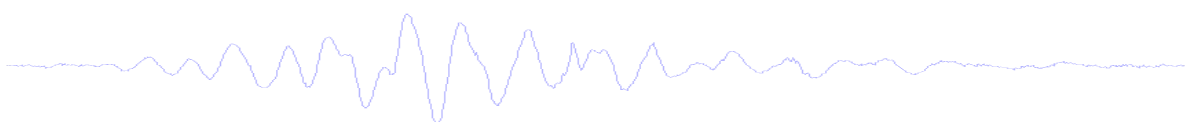


Fig. 6. 6. Variation de la durée d'un cycle cardiaque, la durée du split du second bruit cardiaque et la valeur de la PAPS estimée on fonction du nombre des B2 étudiés du signal PCG (MS).	140
Fig. 6. 7. Variation de la durée d'un cycle cardiaque, la durée du split du second bruit cardiaque et la valeur de la PAPS estimée on fonction du nombre des B2 étudiés du signal PCG (AS5).	141
Fig. 6. 8. Variation de la durée d'un cycle cardiaque, la durée du split du second bruit cardiaque et la valeur de la PAPS estimée on fonction du nombre des B2 étudiés du signal PCG (AS6).	142
Fig. 6. 9. Variation de la durée d'un cycle cardiaque, la durée du split du second bruit cardiaque et la valeur de la PAPS estimée on fonction du nombre des B2 étudiés du signal PCG (AS7).	143
Fig. 6. 10. Variation de la durée d'un cycle cardiaque, la durée du split du second bruit cardiaque et la valeur de la PAPS estimée on fonction du nombre des B2 étudiés du signal PCG (PS).	144
Fig. 6. 11. Résumé des variations de la durée d'un cycle cardiaque (a), la durée du split du second bruit cardiaque (b) et la valeur de la PAPS estimée (c) on fonction du nombre des B2 étudiés des signaux PCG (MR, MS, AS5, AS6, AS7 et PS).	145
Fig. 6. 12. Variabilité de la fréquence cardiaque des signaux PCG.....	146
Fig.6. 13. Signal ECG avec une extrasystole ventriculaire.	149
Fig.6. 14. Algorithme pour le calcul de la fréquence cardiaque.	150
Fig.6. 15. Variabilité de la fréquence cardiaque du signal PCG présentant une extrasystole ventriculaire.	151



Liste des tableaux

Tab.1.1. Résumé des différentes modifications du premier et deuxième bruit cardiaque.....	12
Tab.3.1. Ondelettes utilisées dans l'analyse.....	46
Tab.3.2. Erreur moyenne calculée sur cinq cycles du signal PCG (sujet sain) pour différents ordres des ondelettes : Orthogonales	46
Tab.3.3. Choix d'ondelettes sur la base du calcul de l'erreur minimale moyenne de reconstruction sur cinq cycles du signal PCG (sujet sain).	46
Tab.3.4. Mesures temporelles et fréquentielles sur les composantes internes (M1, T1, A2 et P2).	56
Tab.3.5. Mesures temporelles et fréquentielles sur les composantes internes (M1 et T1) des cas pathologiques MR5, MR6 et AR.	57
Tab.3.6. Mesures temporelles et fréquentielles sur les composantes internes (A2 et P2) des cas pathologiques PS1, AS5 et ASD.	65
Tab.4.1. Variation de la durée des composantes internes (M1, T1, A2 et P2) et du split (split1 et split2) des bruits cardiaques B1 et B2 des différents signaux PCG	103
Tab.5.1. Valeurs estimées de la pression artérielle pulmonaire systolique pour différents signaux PCG.	126

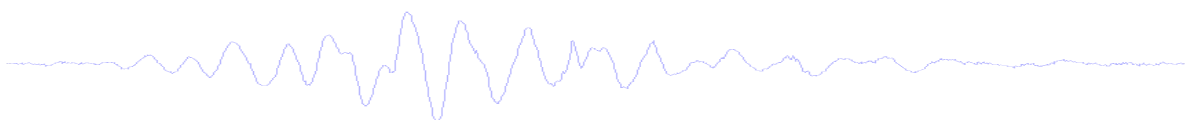


Table de matières

Introduction	I
---------------------------	---

Chapitre 1.

Etude Phonocardiographique des composantes internes du premier et second bruit cardiaque	1
--	---

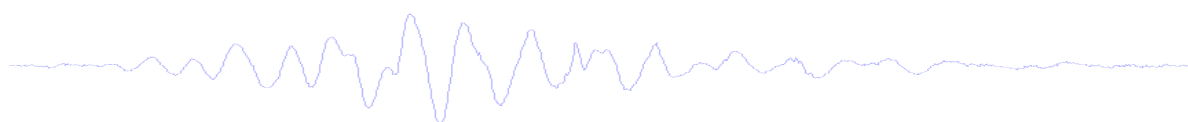
1.1. Introduction.....	2
1.2. Anatomie du cœur et fonctionnement.....	2
1.3. Auscultation cardiaque.....	3
1.4. Définitions	4
1.4.1. Les bruits du cœur.....	4
1.4.2. Le premier bruit (B1).....	5
1.4.3. Les modifications du premier bruit.....	5
1.4.3.1. Dédoublé.....	5
1.4.3.2. Variation de l'intensité du premier bruit.....	5
1.4.4. Le deuxième bruit (B2)	6
1.4.5. Les modifications du deuxième bruit.	6
1.4.5.1. Les dédoublements du deuxième bruit.....	6
a) Dédoublé paradoxal du deuxième bruit.....	8
b) Dédoublé très serré, voire inexistant	9
c) Deuxième bruit à composante unique.	9
1.4.5.2. Intensité du deuxième bruit.....	9
1.4.6. Le troisième bruit (B3).	9
1.4.7. Le quatrième bruit (B 4).....	9
1.5. Auscultation pathologique.....	11
1.5.1. Les bruits surajoutés.....	11
1.5.2. Les souffles cardiaques.....	13
1.6. Caractéristiques temporelles et fréquentielles du signal PCG.....	15
1.6. Conclusion.....	16

BIBLIOGRAPHIE	17
----------------------------	----

Chapitre 2.

Concepts et outils de l'analyse temps-fréquence	18
--	----

2.1. Introduction	19
2.2. De l'analyse de Fourier à la décomposition en ondelettes.....	19
2.3. Distributions temps fréquence	21
2.3.1. La transformation de Fourier.....	21
2.3.2. Limitations de la transformation de Fourier.....	24
2.3.3. La transformée de Fourier à court terme.....	25
2.3.4. Limitations de la transformation de Fourier à court terme.....	26
2.3.5. La transformée en ondelettes continue (TOC)	28
a) Définition	29
b) Transformation en ondelette inverse.....	29
c) Condition d'admissibilité de l'ondelette mère	29
d) Calcul de la transformée en ondelettes continue	30
2.3.6. La relation entre l'échelle et la fréquence.....	32
2.3.7. Résolution du temps et de la fréquence.....	33
2.3.8. Propriétés des ondelettes	35



a) La régularité des ondelettes	35
b) Liens avec l'analyse temps-fréquence	36
2.4. La transformée en ondelettes discrète.....	36
a) Définition.....	37
b) Notion de détails et d'approximations.....	37
c) Analyse multi-résolution par la TOD.....	38
2.5. Transformée en paquets d'ondelettes (TPO)	38
a) Définition.	39
b) Analyse multi-résolution par TPO.....	39
2.6. Conclusion.....	40
 BIBLIOGRAPHIE.....	 41

Chapitre 3.

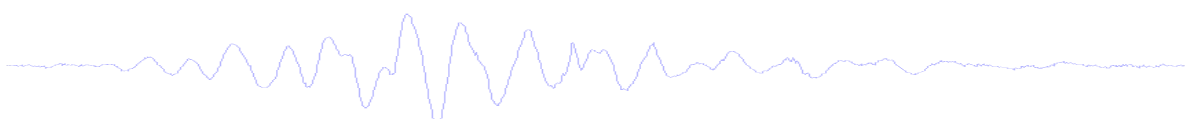
Caractéristiques spectro-temporelles des composantes internes des bruits cardiaques par application des transformées d'ondelettes

3.1. Introduction.	43
3.2. État de l'art.....	44
3.3. Principe de la méthode.....	45
3.3.1. Choix de l'ondelette analysante	45
3.3.2. Comparaison de l'application de la TOD et la TPO dans l'analyse des signaux PCG	48
a) Application des ondelettes analysantes « db10 », « sym7 », « coif2 » et « bior3.1 »	49
3.3.3. Variation de l'erreur par application de la TOD et la TPO	49
3.4. Résultats et discussion	53
3.4.1 Analyse du signal PCG d'un cas normal par application de la TOC.....	53
3.4.2 Analyse du signal PCG d'un cas pathologique par la TOC	57
a) Dédoublage du premier bruit cardiaque	57
b) Dédoublage du deuxième bruit cardiaque.....	58
3.5 Conclusion	66
 BIBLIOGRAPHIE.....	 67

Chapitre 4.

Segmentation et localisation des bruits cardiaques et leurs composantes internes

4.1. Introduction.	69
4.2. État de l'art.....	69
4.3. Segmentation des bruits et des souffles cardiaques.....	71
4.3.1. Etude énergétique.....	71
4.3.2. Détection d'enveloppe de l'énergie	73
4.3.3. Algorithme (Séparation de B1 et B2)	74
4.3.4. Séparation des bruits cardiaques B1 et B2.	75
4.4. Localisation des composantes internes des bruits cardiaques	77
4.4.1. Enveloppe de Hilbert.....	77
4.4.2. Enveloppe de l'énergie de Shannon	78
4.5. Localisation du split dans un bruit cardiaque	79
4.6. Algorithme (Séparation de M1, T1 et A2, P2)	84
4.7. Résultats et discussion	85
4.8. L'étude de la variation du split.....	87
4.9. Conclusion.....	106
 BIBLIOGRAPHIE.....	 107



Chapitre 5.

Estimation de l'hypertension artérielle pulmonaire par analyse spectrale du deuxième bruit cardiaque..... 109

5.1. Introduction	110
5.2. État de l'art.....	111
5.3. Principe de la méthode.....	113
5.4. Algorithme.....	115
5.5. Résultats et discussion	117
5.6. Conclusion	129

BIBLIOGRAPHIE.....	130
--------------------	-----

Chapitre 6.

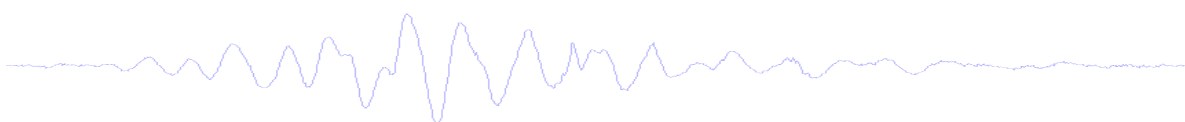
Etude de la corrélation entre la pathologie cardiaque et les effets de variation sur la fréquence cardiaque, le split de B2 et la PAPS estimée 131

6.1. Introduction	132
6.2. État de l'art.....	133
6.3. Principe de la méthode.....	135
6.4. Algorithme.....	136
6.5. Résultats et discussion	138
6.6. Etude de la variation du rythme cardiaque (HRV) dans le cas d'une arythmie.....	148
6.6.1. Introduction.....	148
6.6.2. Etude de la (HRV) pour un signal PCG avec une arythmie.	148
a) Tachycardies	148
b) Bradycardies	149
6.7. Algorithme.....	150
6.8. Résultats et discussion	152
6.9. Conclusion.....	153

BIBLIOGRAPHIE.....	154
--------------------	-----

Conclusion	156
-------------------------	------------

Annexes	159
----------------------	------------



Introduction

Base du développement de la médecine clinique, le stéthoscope et l'auscultation cardiaque conservent une place de premier plan dans le diagnostic médical au contact du patient. Développé avec le travail de LAENNEC en 1816, l'auscultation avec l'appoint du stéthoscope a peu évolué depuis lors. Le matériel lui-même a été perfectionné au courant du 19ème siècle avec l'amélioration du pavillon. L'apparition des membranes et des guides d'onde ont permis une auscultation biauriculaire. Récemment, depuis une dizaine d'années, on observe l'apparition de stéthoscopes électroniques, qui ont pour intérêt de pouvoir enregistrer, stocker et réécouter dans de meilleures conditions les bruits cardiaques, dans le but de diagnostic ou d'apprentissage. L'auscultation elle-même repose toujours sur l'expertise du seul médecin, acquise par des bases théoriques, puis validée par le compagnonnage et l'expérience personnelle.

A partir des années 1940, il a été proposé, pour les bruits du cœur, une méthode graphique d'analyse des fréquences : le PhonoCardioGramme (PCG) ; enregistrement de phénomènes pulsatiles) qui a permis un diagnostic cardiologique des valvulopathies. Cette technique a donc été utilisée avec de bons résultats jusqu'à l'avènement dans les années 1970 des techniques d'imagerie par échographie qui ont progressivement, surtout après la mise au point et l'association au Doppler continu et pulsé, pris la place du signal PCG. Pourtant, ces techniques d'échocardiographie nécessitent un équipement qui reste coûteux, une formation à la technique d'enregistrement et à l'interprétation des données obtenues qui la réservent de fait essentiellement à des spécialistes en cardiologie.

On peut relever, de plus qu'elles ne donnent pas les mêmes informations que l'auscultation mais apporte une imagerie aujourd'hui dynamique associée à des mesures de type hémodynamiques grâce aux techniques Doppler (fig.1).

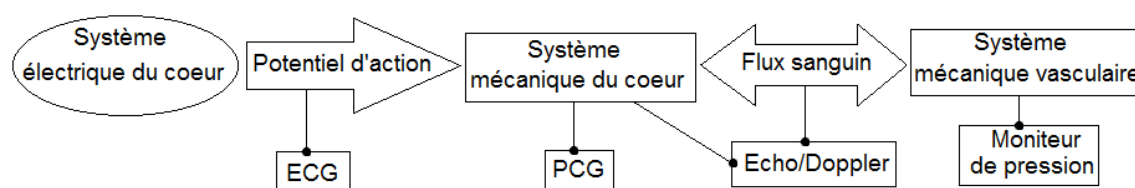


Fig.1. Activités cardiaques avec les différents signaux correspondants mesurés. (ECG : ElectroCardioGramme, PCG : PhonoCardioGramme et Echo : Echocardiographie).

L'auscultation, quant à elle, a le mérite de la simplicité, elle est applicable partout et permet une orientation diagnostique suffisante lorsqu'elle est bien utilisée. L'application à l'auscultation cardiaque et pulmonaire, des techniques de communication récentes et des outils du traitement du signal avancés, va permettre de sortir du dialogue singulier médecin/malade, de faire appel à un avis d'expert, d'améliorer la pédagogie de l'auscultation et de développer des systèmes d'analyse automatique pour l'aide au diagnostic.

Notre modeste travail d'investigation dans le très vaste domaine de traitement du signal phonocardiogramme rentre ainsi dans le cadre d'une aide au diagnostic médical au profit de spécialistes cliniciens par un établissement et mise au point d'algorithmes et de paramètres pertinents à même de faciliter la compréhension des activités acoustiques cardiaque (normal et pathologique).

Ce travail de thèse a été mené au sein du laboratoire Génie biomédical (GBM) de l'Université de Tlemcen, et à pour objectif, le développement d'outils d'analyse automatisé des bruits cardiaques enregistrés. Les signaux PCG étudiés proviennent des bases de données existant sur internet [the Ears on Auscultation Program and Database, www.corsonics.com (D.L. Roy, MD; B. Holt)], qui contiennent des signaux PCG normaux et pathologiques.

La première partie consiste à présenter le signal PCG et ses caractéristiques. Dans un premier temps, nous allons aborder dans un chapitre introductif, le contexte général de la thèse qui s'inscrit dans le cadre du traitement et d'analyse automatique des bruits cardiaques et leurs composantes internes, ensuite nous allons présenter l'algorithme élaboré pour l'extraction des ses composantes. On s'intéressera ensuite à l'algorithme utilisé pour l'estimation de la pression artérielle systolique, ainsi que le calcul de la variation de cette dernière, la variation du split du second bruit cardiaque et la fréquence cardiaque le long de différents cycles cardiaque d'un signal PCG donné.

Nous présenterons dans une avant dernière partie les limites de la méthode utilisée pour la séparation des composantes internes de cas de signaux PCG présentant un souffle recouvrant l'un des bruits cardiaque, et la contribution de la transformée en ondelette continu pour résoudre partiellement ou totalement ce problème. Et pour finir, en essayera de trouver la relation qui existe entre le split et le contenu fréquentielle des composantes internes dans le but de déterminer l'évolution de la sévérité pathologique pour certains signaux PCG.

Etat de l'art sur l'analyse des bruits cardiaques

L'enregistrement des sons provenant de la cavité cardiaque à été longtemps considéré comme une technique d'appoint, offrant seulement quelques détails supplémentaire dans le meilleur des auscultations. L'intérêt de l'analyse et traitement des sons auscultatoires (dont les signaux PCG), a été remarquable pendant les dernières années.

L'analyse des bruits cardiaques par auscultation, basée seulement sur l'ouïe humaine, reste insuffisante pour un diagnostic fiable des cardiopathies pour qu'un clinicien puisse obtenir toutes les informations qualitatives et quantitatives de l'activité cardiaque. Ces informations comme la localisation temporelle des bruits du cœur, le nombre de leurs composantes internes, leur contenu fréquentielle, l'importance des souffles diastoliques et systoliques, peuvent être étudiées directement sur le signal PCG par l'utilisation de méthodes de techniques numériques du traitement de signal [1].

Nous pouvons scinder les contributions dans le domaine de l'analyse et traitement numérique des signaux PCG en quatre groupes distincts:

- Les méthodes qui s'intéressent au filtrage des signaux PCG afin de mieux explorer les différentes composantes du signal. Plusieurs outils ont été appliqués, comme le filtrage linéaire classique, le filtrage adaptatif [2], l'utilisation du filtre de Kalman [3], le filtrage par ondelettes [4], et plus récemment le filtrage des signaux cardiaques par décomposition modale empirique (EMD) [5].

- La recherche d'une représentation Temps-Fréquence (TF) du signal PCG qui permet de mettre en exergue les propriétés temporelles et fréquentielles de ses différentes composantes. Les limitations de la transformée de Fourier standard dans le domaine de traitement des signaux non-stationnaires, comme les signaux PCG, étaient une motivation pour explorer les transformées les plus adaptées à ce type de signaux, comme les transformées TF linéaires : citons par exemple, la transformée de Fourier à court terme (TFCT) [6], la transformée d'ondelettes [7], la transformée en S [8] (qui est utilisée pour optimiser la concentration d'énergie des signaux S1 et S2 dans le domaine TF) et des transformées bilinéaires, comme la transformée de Wigner-Ville [9].

- Le processus de segmentation des signaux PCG est une étape cruciale dans l'analyse des signaux cardiaques et qui constitue une partie importante de ce document. Elle consiste à décomposer le signal PCG en quatre parties essentielles. Cette phase est la référence sur laquelle toute étude de pathologie se basera. La phase de segmentation peut être décomposée en trois sous phases ; localisation de B1 et B2, détection des ses extrémités et classification. Concernant la localisation, plusieurs méthodes ont été proposées comme l'énergie de Shannon [10], le filtrage homomorphique [11], le produit multi-échelles [12], la transformée en S et les réseaux RBF [13]. Nous classifions ces méthodes en fonction des domaines où elles s'appliquent ; temporel, fréquentiel, temps-fréquence (TF) et domaine non-linéaire. Pour la détection des extrémités, nous divisons les méthodes qui existent dans la littérature en 2 classes ; seuillage global et seuillage local, avec le dernier qui est divisé en deux parties, seuillage temporel et seuillage temps fréquence.

- La phase de classification des signaux PCG a un lien direct avec le diagnostic médical qui est une phase cruciale dans la classification et l'extraction des descripteurs à partir des différentes composantes du signal PCG. Des descripteurs TF ont été proposés pour évaluer la sévérité de sténose aortique [14], ou la sévérité d'une insuffisance mitrale [15] et pour discriminer B1 et B2 [16]. Des descripteurs non-linéaires ont été explorés pour classifier différentes pathologies des valves cardiaques [17]. Comme les méthodes de localisation, nous divisons les descripteurs utilisés dans la littérature en fonction des domaines où ils s'appliquent (temporel, TF et non-linéaire).

Différents classificateurs ont été également utilisés, comme les réseaux de neurones (ANN : Artificial Neural Networks) pour discriminer les sons normaux et pathologiques [18], la méthode des K plus proches voisins (KNN : k-nearest neighbor) pour classifier les souffles systoliques [19], les SVM (Support Vectors Machine) pour l'identification des maladies valvulaires [20, 21].

Objectifs de la thèse

Toutes ces techniques de localisation de bruits cardiaques (B1 et B2) ont été déjà utilisées mais très rarement pour leurs composantes internes (M1, T1, A2 et P2). La localisation et la reconnaissance des composantes internes des bruits cardiaques s'avère une des tâches les plus ardues en raison de leurs importance pour la détermination de la sévérité pathologique de différents signaux phonocardiogrammes.

La transformée d'ondelettes nous permettra donc de situer ces composantes internes dans le bruit lui-même et savoir quelle composante précède l'autre ce qui est une information qui est très importante pour le diagnostic d'une valvulopathie.

Si l'utilisation de la transformée en ondelette continue nous permettra de localiser graphiquement les bruits cardiaques et leurs composantes internes l'utilisation d'un algorithme pouvant segmenter le signal PCG et faciliter la localisation des bruits cardiaques B1 et B2 ainsi que de leurs composantes internes (M1, T1, A2 et P2) va s'avère très efficace et pouvant aider au calcul du « split » et de sa variation reliée à des pathologies différentes.

L'algorithme élaboré sera basé sur l'enveloppe de l'énergie de Shannon pour la séparation des bruits cardiaque (B1 et B2) et sur l'enveloppe de Hilbert pour la séparation de leurs composantes internes (M1, T1, A2 et P2). Les résultats obtenus nous permettrons de faire une étude comparative entre les différents split des différents signaux phonocardiographiques et les différentes pathologies liées au changement de la durée entre les composantes internes des deux bruits cardiaques.

L'application de notre algorithme à pour but de donner une meilleur séparation des composantes internes du deuxième bruit cardiaque et de remédier aux inconvénients dans le choix de B2 dans le travail proposé par L. Senhadji et al [22] pour l'estimation de la pression artérielle pulmonaire systolique.

Nous présenterons dans une dernière partie l'influence que peut avoir une cardiopathie sur la variation de la fréquence cardiaque, le split du deuxième bruit cardiaque (B2) et la PAPS estimée sur des signaux cardiaque qui représentent l'activité mécanique du cœur (signaux PCG).

BIBLIOGRAPHIE

- [1] Debbal S.M., BEREKSI-REGUIG F. Analyse spectro-temporelles des bruits cardiaques par les transformées discrètes et continues d'ondelettes, *Sciences&Technologies* (2005), pages 5-15.
- [2] Tinati M.A., Bouzerdoum A., Mazumdar J. Modified adaptive line enhancement filter and its application to heart sound noise cancellation, in: *Proceeding of the International Symposium on Signal Processing and its Applications (ISSPA)*, 2, 1996, pages 815–818.
- [3] Charleston S., Azimi-Sadjadi M.R., Reduced order Kalman filtering for the enhancement of respiratory sounds, *IEEE, Transactions on Biomedical Engineering* 44 (October (10)) (1997) 1006–1019.
- [4] Messer S.R., Agzarian J., Abbott D., Optimal wavelet denoising for phonocardiograms, *Microelectronics Journal* 32 (December (12)) (2001) 931–941.
- [5] Beya O., Bushra J., Fauvet E., and Lalignant O., Lew L., Application de l'EMD sur des signaux cardiaques, CNRIUT- Lille, (2009).
- [6] Djebbari A., Bereksi R.F., Short-time Fourier transform analysis of the phonocardiogram signal, in: *The 7th IEEE International Conference on Electronics, Circuits and Systems 2000 (ICECS 2000)*, December, 2000, pp. 844–847.
- [7] Debbal S.M., Bereksi-Reguig F., Computerized heart sounds analysis, *Computers in Biology and Medicine* 38 (2008) 263-280.
- [8] Sejdic E. and J. Jiang, Comparative study of three time-frequency representations with applications to a novel correlation method, in *Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP '04)*, vol. 2, pp. 633–636, Montreal, Quebec, Canada, May 2004.
- [9] Boutana D., Benidir M., Barakat B. Segmentation and identification of some pathological phonocardiogram signals using timefrequency analysis, *IET Signal Process*, 2011, Vol. 5, Iss. 6, pp. 527-537, doi: 10.1049/ietspr.2010.0013.
- [10] Liang H., Lukkarinen S., Hartimo I., Heart sound segmentation algorithm based on heart sound envelopogram, *Computers in Cardiology* 24 (September) (1997) 105–108.
- [11] Gupta C.N., Palaniappan R., Swaminathan S., Krishnan S.M., Neural network classification of homomorphic segmented heart sounds, *Applied Soft Computing* 7 (January (1)) (2007) 286–297.
- [12] Moussavi Z., Flores D., Thomas G., Heart Sound Cancellation Based on Multiscale Products and Linear Prediction, *Proceedings of the 26th Annual International Conference of the IEEE EMBS San Francisco, CA, USA • September 1-5, 2004*.
- [13] Moukadem A., Dieterlen A., Hueber N., Brandt C., Localization of heart sounds based on S-transform and radial basis functions, 15TH Nordic- Baltic conference on biomedical engineering and medical physics (NBC 2011) IFMBE Proceedings, 2011, Volume 34, 168-171, doi: 10.1007/978-3-642-21683-1_42.
- [14] Kim D. and M. E. Tavel., Assessment of severity of aortic stenosis through time-frequency analysis of murmur. *Chest*, 124:1638–1644, 2003.
- [15] Høglund K., Ahlstrom C., Haggstrom J., Ask P., Hult P., and Kvart C., Time-frequency and complexity analysis – a new method for differentiation of innocent murmurs from heart murmurs caused by aortic stenosis in boxer dogs. *A J Vet Res*, 68:962– 969, 2007.

- [16] Moukadem A., Dieterlen A., Brandt C., Study of two feature extraction method to distinguish between the first and the second heart sounds, International conference on bio inspired systems and signal processing, 1-4 February 2012 (Accepted).
- [17] Ahlstrom C., Hult P., Rask P., Karlsson J.E., Nylander E., Dahlstrom U., Ask P. Feature extraction for systolic heart murmur classification, Annals of biomedical engineering, vol. 34, No. 11, November 2006.
- [18] Sinha R. K., Aggarwal Y., and Das B. N., Backpropagation artificial neural network classifier to detect changes in heart sound due to mitral valve regurgitation. J Med Syst, 31(3):205–209, 2007.
- [19] Vepa J., Classification of heart murmurs using cepstral features and support vector machine, Engineering in medicine and biology society, Annual international conference of the IEEE, EMBC 2009.
- [20] Hadjileontiadis L. J., and S. M. Panas. Discrimination of heart sounds using higher-order statistics. Proc. 19th Ann. Int. Conf. of the IEEE, EMBS. 3:1138–1141, 1997.
- [21] Osama1. Alhamdani, Efficient Speaker Verification System Based on Heart Sound and Speech, International Conference on Latest Computational Technologies (ICLCT'2012) March 17-18, 2012 Bangkok.
- [22] C. Tranulis, L. G. Durand, L. Senhadji, P. Pibarot. Estimation of the Pulmonary Arterial Pressure by a Neural Network Analysis Using Features Based on Time-Frequency Representations of the Second Heart Sound, Medical and biological engineering and computing, Volume 40, Number 2 (2002), pages 205-212.

CHAPITRE 1

Etude Phonocardiographique des composantes internes du premier et second bruit cardiaque

1.1. Introduction	2
1.2. Anatomie du cœur et fonctionnement	2
1.3. Auscultation cardiaque	3
1.4. Définitions	4
1.4.1. Les bruits du cœur	4
1.4.2. Le premier bruit (B1)	5
1.4.3. Les modifications du premier bruit	5
1.4.3.1. Dédoublément.	5
1.4.3.2. Variation de l'intensité du premier bruit	5
1.4.4. Le deuxième bruit (B2)	6
1.4.5. Les modifications du deuxième bruit.	6
1.4.5.1. Les dédoubléments du deuxième bruit.	6
a) Dédoublément paradoxal du deuxième bruit.....	8
b) Dédoublément très serré, voire inexistant.....	9
c) Deuxième bruit à composante unique.	9
1.4.5.2. Intensité du deuxième bruit.	9
1.4.6. Le troisième bruit (B3).	9
1.4.7. Le quatrième bruit (B 4).	9
1.5. Auscultation pathologique.....	11
1.5.1. Les bruits surajoutés	11
1.5.2. Les souffles cardiaques.....	13
1.6. Caractéristiques temporelles et fréquentielles du signal PCG.....	15
1.6. Conclusion.....	16
 BIBLIOGRAPHIE.	 17

CHAPITRE 1

Etude Phonocardiographique des composantes internes du premier et second bruit cardiaque.

1.1. Introduction

L'activité cardiaque est accompagnée par l'apparition d'un ensemble de bruits. Ces vibrations acoustiques générées au cours de la révolution cardiaque ne sont pas toutes audibles à l'être humain. C'est la raison pour laquelle l'auscultation effectuée par les cardiologues envers leurs patients est toujours subjective. L'ensemble de ces bruits constitue le signal Phonocardiographique (**PCG**).

Généralement, le tracé Phonocardiographique est composé essentiellement des bruits B1 et B2, qui apparaissent respectivement au début des phases systolique et diastolique de chaque cycle cardiaque. Le signal PCG est un moyen peu coûteux permettant de véhiculer l'information physiologique cardiaque sous forme de vibration acoustique. Avec une analyse judicieuse par des techniques de traitement du signal, ce signal peut alors constituer un outil efficace d'aide au diagnostic médical. Lorsqu'il s'agit de pathologies cardiovasculaires, des souffles sont alors enregistrés sur le tracé Phonocardiographique, et leurs amplitudes sont d'autant plus intenses lors de l'acquisition depuis le foyer d'auscultation favorisant la source de la pathologie par rapport aux autres organes intracardiaques.

1.2. Anatomie du cœur et fonctionnement

Le cœur, classiquement décrit comme une pompe, est un organe musculaire creux à quatre cavités [1]. Contrairement aux idées reçues, il n'est pas à gauche mais au centre du thorax ; il repose sur le diaphragme, et sa pointe est orientée vers la gauche du thorax. Placé entre les deux poumons, il assure la distribution du sang dans tout l'organisme.

Il existe fonctionnellement et anatomiquement un **cœur droit** et un **cœur gauche**, séparé par une cloison auriculo-ventriculaire [2]. Chacun des deux cœurs comprend une oreillette et un ventricule qui communique par un orifice auriculo-ventriculaire, muni d'une valve : **Tricuspide** à droite et **Mitral** à gauche. Chaque ventricule communique par un orifice muni de valves **Sigmoïdes** avec une volumineuse artère, dans laquelle il éjecte le sang à chaque systole : à droite (artère pulmonaire) et à gauche (artère aortique) (fig.1.1)

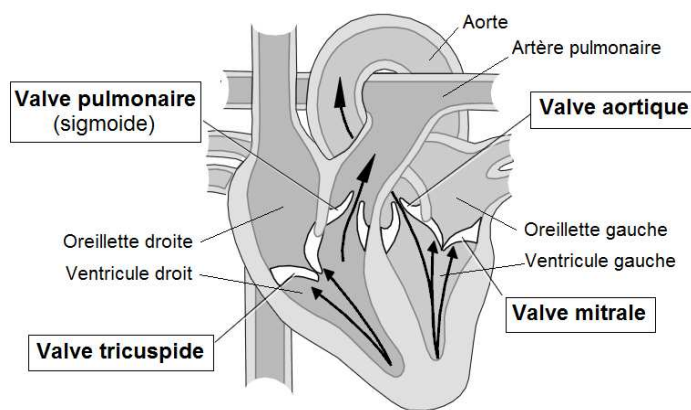


Fig.1.1. Schéma en coupe du cœur.

Le **cœur droit** est à basse pression et contient du sang noir venant des veines caves, qui débouchent dans l'oreillette droite. Le **cœur gauche** est à haute pression et contient du sang rouge oxygéné qui gagne l'oreillette gauche par les veines pulmonaires.

Les veines caves supérieures et inférieures, ainsi que les veines intrinsèques du cœur, déversent leur sang veineux dans l'oreillette droite. Les contractions du ventricule droit expulsent le sang par les artères pulmonaires vers les capillaires du poumon, où le sang reçoit l'oxygène puis les capillaires pulmonaires se vident dans les veines pulmonaires, qui, à leur tour, se vident dans l'oreillette gauche. Le sang passe alors dans le ventricule gauche, d'où il est éjecté dans l'aorte, puis vers toutes les artères de l'organisme, y compris les artères coronaires qui alimentent le muscle cardiaque.

Les valves situées à l'ouverture de l'aorte et de l'artère pulmonaire empêchent le sang expulsé des ventricules pendant la systole d'y retourner lors de la diastole. Ces valves sont constituées de trois membranes en forme de demi-lune, incurvées dans le sens du flux sanguin et s'ouvrant immédiatement sous la pression. Lorsque la pression originale baisse, une contre-pression resserre les bords les uns contre les autres. La base de la membrane de ces deux valves est rattachée dans un sillon à la jonction de l'oreillette et du ventricule. Le bord libre est retenu par les cordages tendineux à un muscle de la paroi cardiaque. Les membranes restent ouvertes pendant que le ventricule se remplit de sang. Lorsque le ventricule commence à se contracter, la valve se referme sous pression. La fréquence cardiaque est contrôlée par le système nerveux autonome (le cœur peut battre tout seul à une pulsation constante).

1.3. Auscultation cardiaque

L'auscultation est une des techniques les plus utiles pour le diagnostic de la maladie du cœur ; 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 [1]. Une approche systématique de l'auscultation du cœur de chaque patient s'impose. On se concentre d'abord sur les bruits en commençant par le premier. Après les deux bruits physiologiques aux différents points d'auscultation, on cherche d'éventuels bruits supplémentaires, avant de se concentrer sur les souffles (fig.1.2).

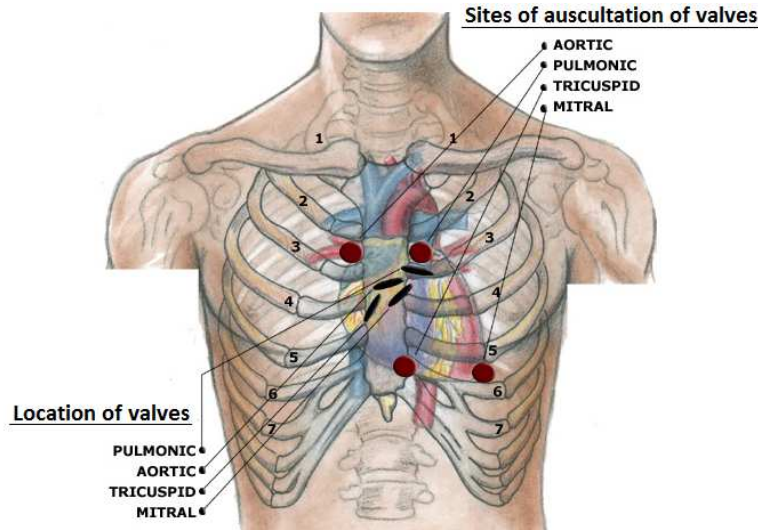


Fig.1.2. Foyers d'auscultation cardiaque [3].

1.4. Définitions

1.4.1 Les bruits du cœur

Les bruits sont des vibrations audibles de brève durée, et dont l'intensité, la fréquence et la chronologie varient. Ils émanent de la mise en tension plus ou moins brusque d'un élément du cœur, souvent associé à l'accélération ou à la décélération de la circulation sanguine.

Leur **intensité** peut être faible (par ex. en cas d'emphysème ou d'obésité à cause d'une mauvaise transmission) ou forte (par ex. chez les enfants). On parle d'accentuation d'un bruit quand son intensité est supérieure à la normale (par ex. la composante aortique du 2^e bruit en cas d'hypertension systémique).

Leur **fréquence** varie entre les basses et les hautes fréquences. Les basses fréquences naissent au niveau de grandes structures qui sont mises en vibration par une tension minimale (par ex. 3^e et 4^e : bruits cardiaques). Les hautes fréquences sont dues à la mise en vibration de petites structures exposées à de plus grandes tensions (par ex. 2^e bruit cardiaque).

Les **rapports chronologiques** renseignent sur la séquence des différentes composantes des bruits cardiaques (dédoublé serré, large, variable, fixe, paradoxal). L'oreille humaine est capable de différencier deux bruits séparés par un intervalle de **0,02 s** [3].

Le **timbre** est issu de la réunion des fréquences et des intensités d'un son. Cliniquement, on caractérise le timbre par certains termes descriptifs, par exemple « claqué », etc.

Durant chaque cycle cardiaque, quatre bruits du cœur sont émis (fig.1.3); toutefois, dans un cœur normal, seul le premier et le deuxième bruit (B1 et B2) sont clairement audibles au stéthoscope.

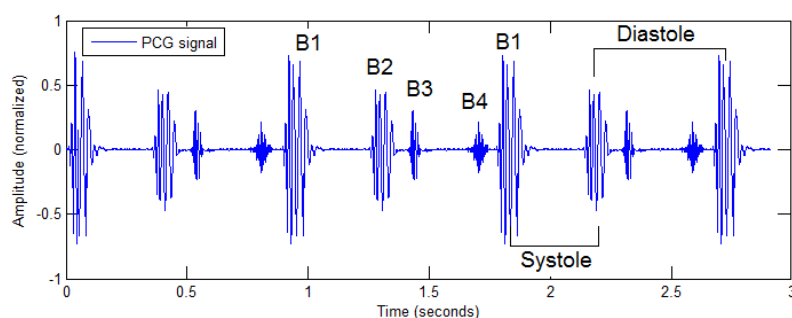


Fig.1.3. Signal phonocardiogramme comportant les quatre bruits cardiaques B1, B2, B3 et B4 et les deux phases « Systole et Diastole ».

1.4.2 Le premier bruit (B1)

Le premier bruit sépare le grand silence (diastole) du petit (systole). Il est contemporain du début de la systole. Il s'agit d'un bruit assez sourd et grave dont le foyer maximum est dans la région apexienne. Classiquement, on considère que le premier bruit est fait de vibrations appartenant à trois groupes ; le premier, peu important, correspond à la mise sous tension du myocarde ventriculaire : le deuxième traduit principalement la fermeture des valves auriculo-ventriculaires. C'est surtout la fermeture un peu plus précoce de la mitral que l'on entend. La fermeture tricuspidiennne, qui survient de façon contemporaine ou un peu plus tardivement, est généralement inaudible. A la fin du groupe central de vibrations interviendraient aussi l'ouverture des sigmoïdes pulmonaires et, puis, celle des valves aortiques. Le troisième groupe de vibrations est d'origine artérielle.

Dans la pratique, il faut considérer que le premier bruit constitue la traduction de la fermeture des valves auriculo-ventriculaires.

1.4.3 Les modifications du premier bruit [4], [5], [6]

1.4.3.1 Dédoubllement

Le dédoublement du premier bruit est un phénomène banal que l'on perçoit en dedans de la pointe, à l'extrémité interne du 5^e espace intercostal gauche et au voisinage de l'appendice xyloïde. Ce doublement est fréquent chez le sujet jeune. Il n'y a pas d'unanimité sur l'interprétation à donner à ce phénomène. (Derrière le bruit de la fermeture mitral existe un bruit artériel protosystolique). En tout cas, il apparait clairement que le bruit de la fermeture tricuspidiennne est rarement audible. Il ne devient qu'en présence d'une hypertension artérielle pulmonaire, surtout si un phénomène dynamique survient qui sépare la fermeture des deux valvules auriculo-ventriculaires. Une telle situation peut, par exemple, se rencontrer en présence d'un bloc complet de branche droit associé à une hypertension artérielle pulmonaire. Le dédoublement du premier bruit est quasi inexistant dans le bloc de branche gauche.

1.4.3.2 Variation de l'intensité du premier bruit

L'intensité du premier bruit dépend de trois facteurs principaux : la position des valvules auriculo-ventriculaires au moment du début de la systole des ventricules, la structure des valvules elles-mêmes selon qu'elles sont normales ou épaissies et enfin, la vitesse de l'augmentation de pression intracavitaire et de tension pariétale au niveau des ventricules.

Envisageons d'abord la position des valvules au moment de la contraction ventriculaire. Nous nous souviendrons que c'est la systole auriculaire qui ouvre les valvules mitrale et tricuspide. Si la contraction des ventricules intervient alors que les valvules sont encore largement ouvertes, l'intensité du premier bruit est augmentée. C'est ce que l'on observe lorsque la conduction atrio-ventriculaire est brève (espace PR court à l'électrocardiogramme). Au contraire, si, après la systole auriculaire, la contraction ventriculaire met un certain temps à se développer les valvules atrio-ventriculaires reprennent progressivement leur place et pourraient même se refermer si le temps leur en est donné. Dans ces conditions, le premier bruit est fortement atténué. Il serait faux pourtant d'établir une relation directe entre l'intensité du premier bruit et la durée de la conduction auriculo-ventriculaire. En effet, dans certains cas, une contraction auriculaire vigoureuse remplissant un ventricule peu compliant peut induire une augmentation importante de la pression diastolique endo-ventriculaire au point que les valvules atrio-ventriculaires se ferment avant même que commence la contraction ventriculaire elle-même. On rencontre cette situation dans le cas d'hypertrophie ventriculaire gauche avancée, par exemple, dans hypertension artérielle. En présence d'un bloc auriculo-ventriculaire complet, la relation temporelle entre les contractions auriculaire et ventriculaire varie constamment. Il en résulte donc des variations d'intensité du premier bruit, de battement à battement, qui, en présence d'une bradycardie de fond, permettent de soupçonner le diagnostic de dissociation atrio-ventriculaire complète.

Des variations dans la structure tissulaire des valves comme, par exemple, les épaissements liés aux séquelles lointaines du rhumatisme articulaire aigu peuvent provoquer des altérations du premier bruit. Si la valve épaissie reste bien mobile, le premier bruit sera emporté comme c'est classique dans la sténose mitrale.

Enfin, tous les états dans lesquels le muscle ventriculaire développe rapidement sa tension intra pariétale s'accompagnent d'une accentuation du premier bruit. C'est ce que l'on observe, par exemple, au cours de l'exercice, dans les états hyper cinétiques liés à une hyper sympathotonie, parfois aussi dans l'hyperthyroïdie et l'anémie.

1.4.4 Le deuxième bruit (B2)

Le 2^e bruit indique la fin de la systole ventriculaire. Le bruit est dû à la fermeture des sigmoïdes aortiques et pulmonaires. Cette fermeture et le bruit qui se situe au moment où, dans la partie initiale de la diastole, la pression intra ventriculaire devient inférieure à la pression dans les gros vaisseaux artériels [7]. Paraissant à l'oreille plus bref et plus sec que le premier, le 2^e bruit est perçu avec un maximum d'intensité au foyer d'auscultation de la base du cœur, aux 3^e espaces intercostaux gauche et droit.

1.4.5 Les modifications du deuxième bruit

1.4.5.1 Les dédoublements du deuxième bruit

Les composantes aortique et pulmonaire du 2^e bruit coïncident avec la fin de la période d'éjection systolique de chacun des ventricules. Dans les conditions physiologiques, le temps d'éjection ventriculaire droit est discrètement plus long que celui du cœur gauche et le son de fermeture de la valvule pulmonaire survient légèrement plus tard que les vibrations de fermeture aortiques. Il en résulte un dédoublement physiologique du 2^e bruit. Puisque la composante pulmonaire du 2^e bruit est plus sourde que la composante aortique, on percevra

mieux le dédoublement dans la zone de l'artère pulmonaire au 3^e espace intercostal gauche ou le bruit aortique est parfaitement transmis.

Le dédoublement physiologique n'est pas fixe. Il subit en effet des variations parallèles aux mouvements respiratoires. Durant l'inspiration, le retour veineux augmente ce qui induit un prolongement de la période éjectionnelle du ventricule droit accentuant ainsi l'écart temporel entre les composantes aortique et pulmonaire du 2^e bruit. Au contraire, lorsque le sujet expire, la différence entre les deux durées de ces périodes éjectionnelles s'atténue ; les deux bruits de fermeture coïncident et le dédoublement disparaît. Le dédoublement physiologique du 2^e bruit est une trouvaille normale que l'on perçoit particulièrement bien chez le sujet jeune [8].

Un dédoublement large du 2^e bruit peut survenir dans différentes conditions (fig.1.4) :

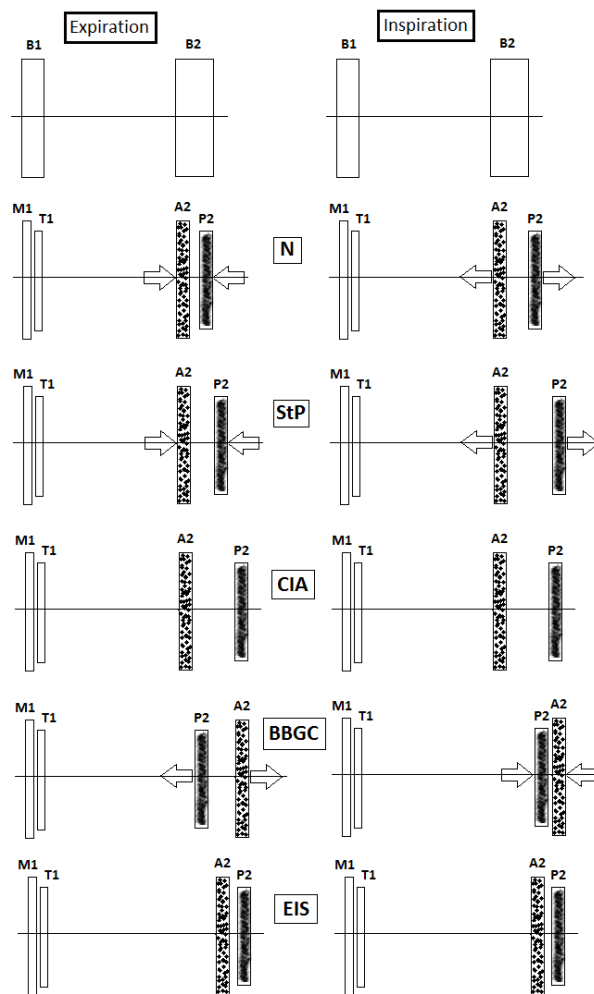


Fig.1.4. Dédoublement du second bruit dans des conditions normales (N), en cas de sténose pulmonaire (StP : dédoublement large), de communication inter-auriculaire (CIA : dédoublement large), de bloc de branche gauche complet (BBGC : dédoublement paradoxal) et de syndrome d'Eisenmenger (dédoublement très serré) [9].

En présence du bloc complet de la branche droite du faisceau de His, la durée de la dépolarisation ventriculaire droite est nettement prolongée et la fermeture pulmonaire retardée.

Dans les obstacles à l'éjection ventriculaire droite, la période de systole mécanique ventriculaire droite est prolongée. C'est le cas dans la sténose valvulaire ou infundibulaire de la valve pulmonaire. Comme en présence d'une sténose infundibulaire, le bruit de fermeture pulmonaire s'estompe, le dédoublement est souvent mal perçu. Par contre, dans les sténoses valvulaires pulmonaires, le dédoublement large indique souvent la sévérité de la maladie.

En présence d'une communication inter-auriculaire, on entend régulièrement un dédoublement large et fixe du 2^e bruit. Les variations normalement associées aux phénomènes respiratoires ont disparu. Pourquoi un dédoublement dans la communication inter-auriculaire ? On a longtemps enseigné qu'il était dû au prolongement de la systole ventriculaire droite et au trouble de conduction ventriculaire droite qui l'accompagne attribuable à l'accroissement du volume sanguin que le cœur droit éjecte en présence de cette anomalie congénitale. L'hypothèse n'est pas unanimement acceptée. Pourquoi un dédoublement fixe ? La aussi une hypothèse attractive : l'oreillette droite reçoit en fait du sang veineux provenant de deux sources, d'une part, des veines caves et, d'autre part, de l'oreillette gauche au travers du shunt. Lors de l'inspiration, le retour au travers des veines caves s'accroît tandis que diminue le débit du shunt inter-atrial. Le phénomène s'inverse lors de l'expiration. Ainsi, le volume de remplissage total du ventricule gauche.

Un dédoublement large du 2^e bruit peut aussi survenir dans des conditions qui raccourcissent fortement la durée de la systole ventriculaire gauche, ce qui survient notamment en présence d'une régurgitation mitrale importante, voire d'un shunt significatif au travers du septum inter-ventriculaire.

a) Dédoublement paradoxal du deuxième bruit

Nous avons vu que le dédoublement physiologique est caractérisé par un élargissement de l'espace entre les deux composants du 2^e bruit à l'inspiration et par un rétrécissement du même espace pendant l'expiration. Dans le dédoublement paradoxal, on assiste au phénomène inverse dans lequel l'inspiration produit le rapprochement ou la fusion des deux composantes du 2^e bruit alors que l'expiration les sépare. Ce type d'auscultation peut s'entendre chaque fois que la fermeture aortique est retardée. Ce retard peut être dû soit :

- A un facteur électrique (bloc complet de la branche gauche du faisceau de His).
- A un phénomène d'obstruction mécanique pourvu que la valve reste souple (sténose aortique valvulaire congénitale ou myocardiopathie hypertrophique).
- A un accroissement isolé du volume d'éjection du ventricule gauche (comme dans la persistance du canal artériel ou l'insuffisance aortique sévère bien que dans ces cas les souffles surajoutés empêchent le plus souvent l'auscultation attentive du 2^e bruit).
- A une dysfonction ventriculaire gauche chronique d'origine hypertensive ou ischémique.

b) Dédoublément très serré, voire inexistant

Dans certaines situations pathologiques, les deux ventricules éjectent une quantité égale de sang contre des résistances égales elles aussi. Ceci peut se voir dans le syndrome d'Eisenmenger. A ce moment, les deux valvules aortique et pulmonaire se ferment à peu près au même moment, leurs bruits de fermeture tendent à fusionner et peuvent ne plus être que discrètement séparés lors d'une inspiration profonde.

c) Deuxième bruit à composante unique

La composante pulmonaire du 2^e bruit peut être inaudible en présence d'emphysème ainsi que dans la sténose de l'artère pulmonaire ou la tétralogie de Fallot. La composante aortique du 2^e bruit peut disparaître en cas de sténose aortique calcifiée ou être étouffé par un souffle systolique prolongé d'insuffisance mitrale ou de communication inter-ventriculaire.

1.4.5.2 Intensité du deuxième bruit

L'analyse attentive des dédoubléments du 2^e bruit permettra à l'observateur de mieux localiser les vibrations qui correspondent à la fermeture aortique de celles qui correspondent à la fermeture pulmonaire. La règle générale est que plus la pression diastolique régnant en aval de la valvule est élevée, plus le bruit de fermeture est intense. Ainsi, dans l'hypertension artérielle systémique, le bruit de fermeture aortique est-il fortement accentué, sonnante, voire clangoreux. Le clangor du 2^e bruit aortique s'entend plus souvent toutefois dans la maladie valvulaire aortique syphilitique ou il résulte de la modification structurelle de la portion ascendante de l'aorte, de son anneau et de la valvule elle-même.

Dans les cas d'hypertension artérielle pulmonaire, le bruit de fermeture de la valvule correspondante devient plus important que le bruit de fermeture aortique.

1.4.6 Le troisième bruit (B3) :

Il s'enregistre fréquemment chez le sujet jeune. Son foyer d'enregistrement se situe à la pointe du cœur. Le 3^e bruit physiologique disparaît en position debout. Ce bruit est contemporain de la phase de remplissage ventriculaire rapide, initiale ; il est dû à la distension brutale du muscle ventriculaire sous l'effet de l'afflux du sang auriculaire.

1.4.7 Le quatrième bruit (B4) :

Il est exceptionnellement enregistré chez le sujet normal. Il s'enregistre à la pointe du cœur et souvent entre la pointe et le sternum. Ce bruit est la traduction de la contraction des oreillettes.

La figure.1.5 rassemble l'ensemble des situations du premier et deuxième bruit cardiaques (normales et pathologiques).

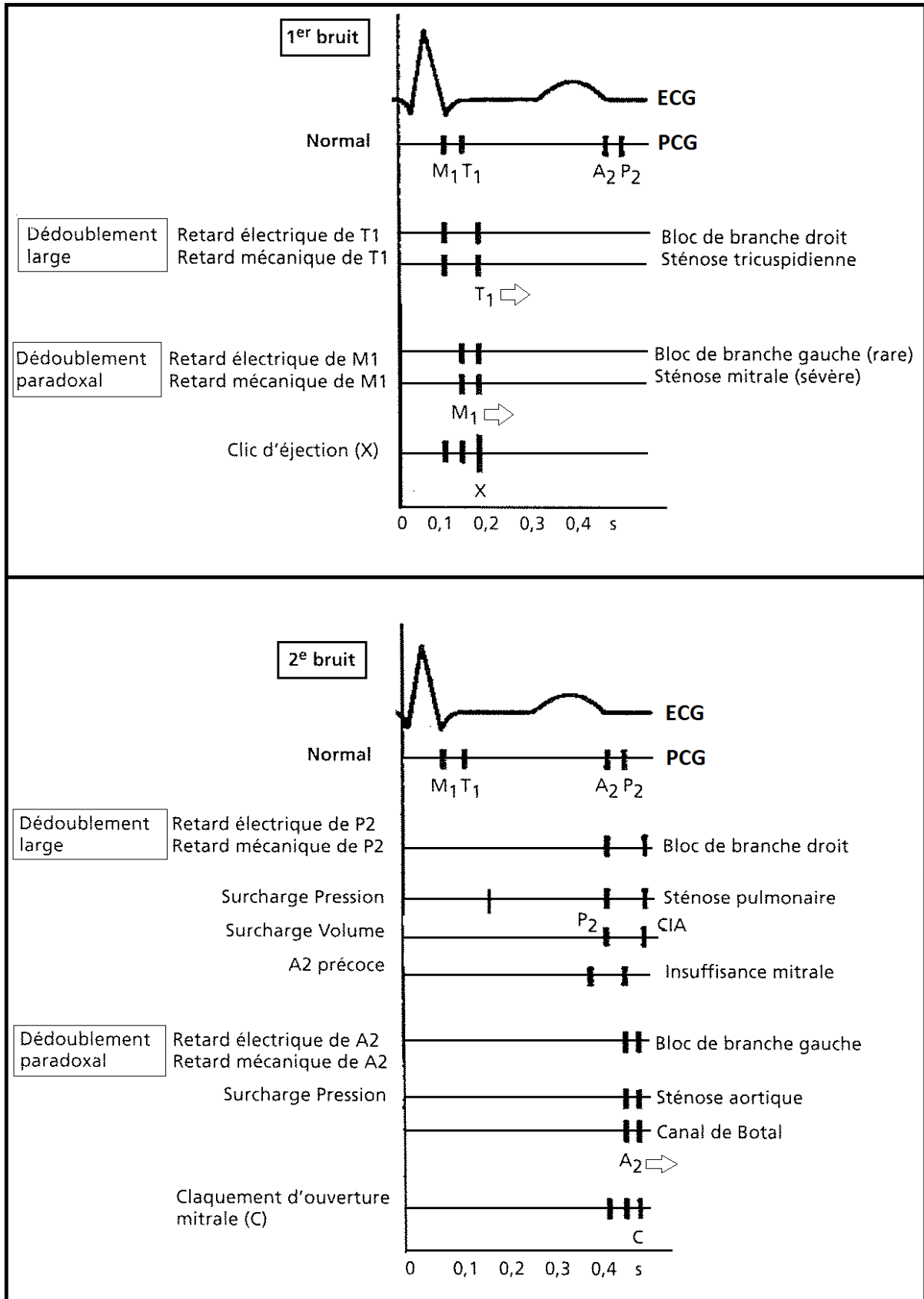


Fig.1.5. Schéma des 1^e et 2^e bruits du cœur, normaux et pathologiques.

1.5 Auscultation pathologique

1.5.1 Les bruits surajoutés

a) Le bruit de galop :

Il s'agit de B3 et B4 .Ce sont des bruits de basse fréquence, ils sont pathologiques après 30 ans. Ce bruit surnuméraire forme un rythme à 3 temps (d'où l'expression bruit de galop), il 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. En fait il existe trois types de galops :

-Le galop pro diastolique : C'est B3 ; il correspond à la vidange rapide et puissante du sang de l'oreillette vers le ventricule, au début de diastole.

-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.

-Le galop de sommation : Il résulte de l'addition des deux composantes B3 et B4, en cas de la tachycardie.

b) Le claquement d'ouverture de la mitrale :

C'est un bruit proto -diastolique (entendu au début e la diastole), entendu après B2. Il s'agit d'un bruit surajouté à un bruit B2 normal. Il donne l'impression d'un dédoublement du B2 mais en réalité, il est nettement séparé de celui-ci ; c'est un signe du rétrécissement mitral.

c) Le click :

Le click est un claquement systolique sec et bref .Deux types de clicks existent :

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

-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.

Le tableau suivant résume les différentes modifications du premier et deuxième bruit cardiaque :

Les modifications du premier bruit cardiaque	Les modifications du deuxième bruit cardiaque
<p>► B1 : Accentuation</p> <ul style="list-style-type: none"> ● Par hyperactivité cardiaque (effort, fièvre, hyperthyroïdie, éréthisme cardio-vasculaire). ● Par sténose mitrale. ● Par bloc de branche gauche (si très grave : dédoublement de B1). 	<p>► B2 : Accentuation</p> <ul style="list-style-type: none"> ● Par hyperactivité cardiaque ● Augmentation de A2 si : <ul style="list-style-type: none"> -hypertension artérielle -Athéromatose de l'aorte ● Augmentation de P2 si : <ul style="list-style-type: none"> -stade infantile P2>A2 -Hypertension artérielle pulmonaire <ul style="list-style-type: none"> -rétrécissement mitral -maladies du cœur droit
<p>► B1 : Eclat variable</p> <ul style="list-style-type: none"> ● Si bradycardie importante (coup de canon du bloc auriculo-ventriculaire complet) ● Si arythmie complète par fibrillation ventriculaire ● Si tachycardie ventriculaire 	<p>► B2 : Diminution</p> <ul style="list-style-type: none"> ● Myocardite ● péricardite ● endocardite
<p>► B1 : Diminution</p> <ul style="list-style-type: none"> ● Par myocardite ● Péricardite ● Endocardite 	<p>► B2 : Dédoublement</p> <ul style="list-style-type: none"> ● Inspiration ● retard de fermeture des valves pulmonaires : <ul style="list-style-type: none"> -bloc de branche droit -sténose pulmonaire (avec diminution de B2) -communication interauriculaire -hypertension artérielle pulmonaire ● Retard de fermeture des valves aortiques : dédoublement inversé. <ul style="list-style-type: none"> -bloc de branche gauche -sténose aortique grave <p>Bruits supplémentaires</p> <ul style="list-style-type: none"> ● Claquement d'ouverture de la valve mitrale ● Galop protodiastolique -B3 physiologique -surcharge des mitrale -insuffisance congestive -fibrose péricardique-péricardite constrictive
<p>► B1 : Dédoublement</p> <ul style="list-style-type: none"> ● à l'expiration ● Au retard de fermeture des valves tricuspides : <ul style="list-style-type: none"> -Bloc de branche droit -Sténose tricuspidiennne ● Si bloc de branche gauche ou sténose mitrale sévère 	<p>► B2 : Précoce</p> <ul style="list-style-type: none"> ● Insuffisance cardiaque hypo dynamique
<p>► B1 : Dédoublement –Confusions Possibles</p> <ul style="list-style-type: none"> ● Avec le clic d'éjection aortique en cas de : <ul style="list-style-type: none"> -sténose ou insuffisance aortique -élongation de l'aorte par hypertension artérielle ● Avec le clic d'éjection pulmonaire en cas de : <ul style="list-style-type: none"> -sténose ou insuffisance pulmonaire -anomalies congénitales pulmonaires -hypertension artérielle pulmonaire ● Galop pré systolique (systole auriculaire) : c'est un signe d'insuffisance ventriculaire, de graves altérations du myocarde, d'hypertension artérielle maligne, de néphrite, de myocardite, d'insuffisance congestive. ● B4 	

Tab.1.1. Résumé des différentes modifications du premier et deuxième bruit cardiaque [10]

1.5.2 les souffles cardiaques [2].

Les souffles se caractérisent par une durée prolongée de vibrations audibles dont l'intensité, la fréquence et la chronologie varient. Ils témoignent d'une turbulence de l'écoulement sanguin (tourbillons). La valeur critique à laquelle apparaît une turbulence dans un tube d'un diamètre $2r$ est déterminée par le nombre de Reynolds R . Si R dépasse un seuil, il y a turbulence :

$$\frac{v * r * d}{\eta} > R \quad (1.1)$$

v : vitesse,

r : rayon du tube,

d : densité du fluide,

η = viscosité du fluide,

R : nombre critique de Reynolds (= environ 1000 pour le sang).

Une obstruction localisée à l'écoulement sanguin ou une brusque augmentation du diamètre vasculaire peut, même en présence d'une vitesse sanguine normale, donner lieu à des turbulences et donc faire apparaître des souffles. Les souffles ont leur maximum d'intensité à l'endroit où ils prennent naissance et ils se propagent dans le sens du courant sanguin qui les engendre (fig.1.6 et fig.1.7).

Il n'existe en général pas forcément de corrélation entre l'**intensité** des souffles et la gravité de la valvulopathie.

La **fréquence** se partage entre fréquences basses (rétrécissement mitral) et fréquences hautes (par ex. insuffisance aortique). Les souffles de forte intensité et de basse fréquence sont perceptibles à la palpation (par ex. communication inter-ventriculaire, sténose pulmonaire, sténose aortique).

La forme ou la **morphologie** du souffle caractérise l'intensité temporelle du souffle, par exemple crescendo, decrescendo, crescendo-decrescendo (en losange), rectangulaire, etc.

Les **rapports chronologiques** renseignent sur la place du souffle dans la systole ou dans la diastole, par ex. souffle protosystolique (souffle d'éjection), souffle holosystolique (souffle de régurgitation).

Le **timbre** est fonction de l'ensemble des vibrations et de leur intensité. Cette notion clinique est caractérisée par certains termes descriptifs comme par exemple « rude », « musical » (avec une fréquence fortement prépondérante), etc.

Le souffle correspond à un bruit continu, entendu à l'auscultation, traduisant la perception sonore du flux sanguin. Par rapport aux bruits du cœur, on distingue (fig. 1.6 et fig.1.7) [4], [8], [10] :

- Les souffles systoliques, bruits continus pendant la systole.
- Les souffles diastoliques, bruits perçus pendant la diastole.
- Les souffles continus, bruits perçus tout le temps.

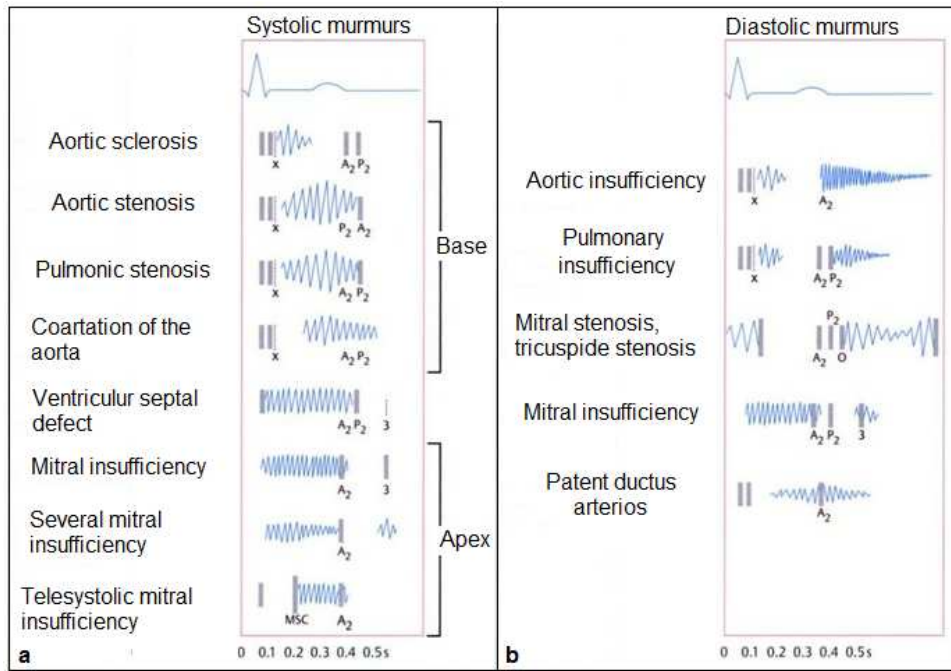


Fig. 1.6. Représentation des souffles systolique (a) et diastolique (b) et les différentes auscultations cardiaques pathologiques habituelles.



Fig. 1.7. Pathophysiologie des souffles systoliques (A) et la diastoliques (B). A : valve aortique ; M : valve mitrale ; P : valve pulmonaire ; T : valve tricuspide.

Les souffles systoliques sont les plus fréquents, situés entre B1 et B2, ils peuvent être : Organiques, liés à une cause anatomique ; Ils sont la traduction à l'auscultation d'une anomalie anatomique qu'il faut reconnaître. Ce sont souvent des souffles constants, intenses, frémissants irradiant largement dans tout le thorax. Les causes sont variées : Rétrécissement aortique ; Insuffisance mitrale ; Communication inter-ventriculaire (CIV) ; Communication inter-auriculaire (CIA). Coarctation de l'aorte etc. Anorganiques, traduisant uniquement des turbulences dans le flux sanguin ; On parle de souffles innocents chez le jeune de moins de 30 ans, ce sont des souffles peu intenses mais traduisent le vieillissement physiologique de la valve chez le sujet âgé.

Les souffles diastoliques sont toujours organiques, situés entre B2 et B1, et siégeant le long du bord gauche du sternum, ils traduisent le plus souvent : Une insuffisance aortique ; les valves aortiques se ferment mal et le sang reflue de l'aorte vers le ventricule gauche pendant la diastole entraînant un souffle ; Un rétrécissement mitral ; Un roulement d'insuffisance pulmonaire ; Un roulement du rétrécissement tricuspide.

Le souffle continu couvre totalement les bruits du cœur normaux. Il s'agit souvent d'une malformation congénitale comme la persistance d'un canal artériel lorsque le souffle est perçu sous la clavicule gauche, ou d'autres cardiopathies congénitales complexes. Le souffle continu n'est pas un double souffle (systole et diastole) [11].

1.6. Caractéristiques temporelles et fréquentielles du signal PCG [6].

Bruit B1 :

Le bruit B1 s'inscrit en basse fréquence allant de 91 à 179 Hz et dure approximativement 100ms. Il est constitué par deux composantes principales M1 et T1 respectivement les composantes mitrale et tricuspide telle que la composante mitrale M1 précède la composante tricuspide T1 .Le délai temporel séparant M1 et T1, ne peut dépasser 30 ms pour un sujet sain.

Bruit B2 :

Le bruit B2 s'inscrit en haute fréquence, allant de 145 à 200 Hz, il dure environ 70 à 100 ms. Il est constitué par deux composantes principales A2 et P2 respectivement la composante aortique et pulmonaire. La durée entre A2 et P2 dans les conditions normales est inférieur à 30 ms pour un sujet sain. Cette durée est très importante pour les spécialistes pour le dépistage de certaines pathologies cardiaques lorsqu'elle est supérieure à 30 ms. Chacune des deux composantes A2 et P2 dure environs 50 ms.

Bruit B3 :

Le bruit B3 s'inscrit en basse fréquence (< 80 Hz) et dure de 60 à 80 ms. Il correspond à la fin du remplissage rapide du ventricule. Généralement ce bruit n'apparaît pas sur le tracé phono cardiographique, il est d'une importance clinique très limité.

Bruit B4 :

Ce bruit s'inscrit en basse fréquence (\approx 80 Hz), il est inaudible, sa durée équivalente correspond à celle de B3.

Souffle :

Les souffles (systoliques situé entre B1 et B2 ou diastoliques entre B2 et B2) durent un temps assez important comparé à celui de B1 et B2 et occupent une bande de fréquence ne dépassant les 1000 Hz. A titre d'exemple les souffles des rétrécissements mitraux et aortiques et de l'insuffisance aortique occupent respectivement les gammes (50-250 Hz), (100-300 Hz), (150 -220 Hz).

1.7. Conclusion

L'étude menée dans ce chapitre sur l'hémodynamique intracardiaque permet de donner des renseignements sur la nature des bruits cardiaques ainsi que l'origine des cas pathologiques survenant souvent sous forme de valvulopathie.

Le signal phonocardiogramme reflète l'état du cœur du patient examiné, c'est un moyen d'aide au diagnostic médical. Le signal PCG confirme, et surtout, affine les données de l'auscultation et apporte des renseignements complémentaires des activités sonores quant à la chronologie des signes pathologiques dans la révolution cardiaque, en les situant par rapport aux bruits normaux du cœur.

Les bruits cardiaques sont par définition des signaux non stationnaires (dont les propriétés spectrales varient donc en fonction du temps) et sont situés dans la gamme des basses fréquences, approximativement entre 10 et 300 Hz.

L'analyse des bruits cardiaques par auscultation, basée seulement sur l'ouïe humaine, reste insuffisante pour un diagnostic fiable des cardiopathies et pour qu'un clinicien puisse obtenir toutes les informations qualitatives et quantitatives de l'activité cardiaque.

Ces informations, comme la localisation temporelle des bruits du cœur, le nombre de leurs composantes internes, l'intervalle temporel qui les séparent, leurs contenu fréquentiel, l'importance des souffles diastoliques et systoliques peuvent être étudiée directement sur le signal PCG par l'utilisation de méthodes et techniques numériques du traitement de signal.

Ainsi une analyse avec des méthodes de traitement numérique du signal peuvent s'avérer ainsi très indiquées pour mieux caractériser les différentes pathologies cardiovasculaires, notamment les valvulopathies qui apportent des changements d'intensité et de durée aux bruits cardiaques et leurs composantes internes. Le chapitre suivant sera consacré à l'étude théorique sur la théorie de ces méthodes de traitement numérique.

BIBLIOGRAPHIE

- [1] Bryan Derrickson, Gerard J. Tortora, Principe d'anatomie et de physiologie, De Boeck Supérieur, 2 juillet. 2007, pages 271-277.
- [2] W. Rutishauser, Examen clinique en cardiologie, Masson, Genève, juillet 2004, pages 13-15.
- [3] Samjin Choi, Zhongwei Jiang, Cardiac sound murmurs classification with autoregressive spectral analysis and multi-support vector machine technique, Computers in Biology and Medicine, Volume 40, Issue 1, January 2010, pages 8-20.
- [4] Henri E. Kulbertus. Sémiologie des maladies cardio-vasculaires, Elsevier Masson, 1998, pages 16-19.
- [5] Lynn S. Bickley, Barbara Bates. Guide de l'examen clinique, Wolters Kluwer France, 17 juin 2010, pages 341-342.
- [6] Jean-Pol Beauthier, Philippe Lefèvre, Traité d'anatomie: De la théorie à la pratique palpatoire, Volume 3, De Boeck Supérieur, 1993, page 223.
- [7] Gomella L. G., Haist S. A. Clinician's Pocket Reference, The McGraw-Hill Companies, 11th Edition, 2004 pages 9-30.
- [8] Stilianos Efstratiadis, MD, Andrew D. Michaels, MD, MAS, FACC, Computerized Acoustic Cardiographic Electromechanical Activation Time Correlates With Invasive and Echocardiographic Parameters of Left Ventricular Contractility, Division of Cardiology, Department of Medicine, University of Utah, Salt Lake City, Utah. Journal of Cardiac Failure, Volume 14, Issue 7, September 2008, pages 577-582.
- [9] M Grenet, Anatomie cardio-vasculaire, APP, 2004, pages 188.
- [10] Michael, Gotto, Antonio, Le cœur en action, éditions Sanofi- Synthelabo, 1997.
- [11] J Machekour, Sémiologie et pathologie cardio-vasculaire. Rappel du cycle cardiaque. Service de cardiologie du CHRU (Grenoble), 1997, Editions W.B. Saunders, Philadelphie. pages 26-29.

CHAPITRE 2

Concepts et outils de l'analyse temps-fréquence

2.1. Introduction	19
2.2. De l'analyse de Fourier à la décomposition en ondelettes.....	19
2.3. Distributions temps fréquence	21
2.3.1. La transformation de Fourier.....	21
2.3.2. Limitations de la transformation de Fourier.....	24
2.3.3. La transformée de Fourier à court terme.....	25
2.3.4. Limitations de la transformation de Fourier à court terme.....	26
2.3.5. La transformée en ondelettes continue (TOC)	28
a) Définition	29
b) Transformation en ondelette inverse.....	29
c) Condition d'admissibilité de l'ondelette mère	29
d) Calcul de la transformée en ondelettes continue	30
2.3.6. La relation entre l'échelle et la fréquence.....	32
2.3.7. Résolution du temps et de la fréquence.....	33
2.3.8. Propriétés des ondelettes	35
a) La régularité des ondelettes	35
b) Liens avec l'analyse temps-fréquence	36
2.4. La transformée en ondelettes discrète.....	36
a) Définition.....	37
b) Notion de détails et d'approximations.....	37
c) Analyse multi-résolution par la TOD	38
2.5. Transformée en paquets d'ondelettes (TPO)	38
a) Définition.	39
b) Analyse multi-résolution par TPO.....	39
2.6. Conclusion.....	40
 BIBLIOGRAPHIE	 41

CHAPITRE 2

Concepts et outils de l'analyse temps-fréquence

2.1. Introduction

Durant ces vingt dernières années, l'analyse temps-fréquence a fait l'objet de très nombreuses études, grâce auxquelles un grand nombre d'outils sont à présent disponibles [1], [2], [3], [4]. Mais bien que ces outils s'appuient sur des fondements théoriques clairement établis, leur champ d'application est souvent limité par des contingences pratiques. Une première contingence est liée à la difficulté d'obtenir des représentations temps-fréquence faciles à lire et à interpréter, particulièrement par des personnes inexpérimentées. Une autre concerne la mise en œuvre.

Enfin, les outils temps-fréquence se sont souvent développés dans un but d'analyse sans tenir compte du fait que l'obtention d'une représentation temps-fréquence n'est souvent pas le but final de leur utilisation, mais plutôt une étape nécessaire à la formulation d'un traitement (mesure, détection, classification, . . .) dont on espère alors qu'il soit performant dans des situations non stationnaires.

Apporter une réponse à ces besoins pratiques est la motivation principale à la proposition de post-traitements succédant à la première phase d'analyse (temps-fréquence). La méthode basée sur la représentation des coefficients d'ondelettes continues, à laquelle ce chapitre est consacré, est une des solutions possibles.

2.2. De l'analyse de Fourier à la décomposition en ondelettes

Le traitement du signal peut être défini comme l'ensemble des connaissances scientifiques et technologiques qui permettent la réalisation d'une chaîne d'acquisition et de traitement de l'information. C'est donc une discipline d'importance au sein des sciences de l'ingénieur, où se rencontrent des savoir-faire mathématique, électronique, informatique et des problèmes physiques d'origines très diverses (mécanique, génie électrique, biomédical, optique, acoustique, radar, sonar...).

La plus célèbre et la plus ancienne des transformations pour étudier les différents points énumérés ci-dessus est la transformée de Fourier. 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.

La définition de la transformation de Fourier est à l'origine d'un inconvénient majeur. En effet, le résultat obtenu par cette transformation est soit une fonction du temps soit une fonction de la fréquence ce qui interdit tout accès à une notion telle que la fréquence instantanée [5].

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. Si on souhaite étudier un signal non stationnaire et détecter les variations de fréquence en les associant à un instant donné, la transformation de Fourier paraît sans intérêt. Pour répondre à cette nouvelle exigence, il est donc fait appel à des outils d'analyse temps - fréquence.

La transformée de Fourier (TF) d'une fonction $f(t)$ donne une mesure des irrégularités (hautes fréquences du signal) mais cette information n'est pas localisée. Pour éliminer cet inconvénient, Gabor a introduit la notion de transformée de Fourier à court terme, en introduisant une fenêtre d'analyse $h(t)$ dans l'intégrale de Fourier. Cette fenêtre est translatée sur tout le domaine temps fréquence, et, par conséquent, on mesure, autour d'un point u , l'amplitude de la composante sinusoïdale de fréquence f .

Le problème de cette représentation c'est d'utiliser une fenêtre de taille fixe couvrant le domaine temps - fréquence. Or, on souhaiterait avoir une fenêtre qui s'adapte en fonction des irrégularités du signal.

Une nouvelle transformation nommée transformation en ondelettes 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).

L'idée de Morlet fut d'inverser la démarche de Gabor. Au lieu de garder une fenêtre de durée constante et de faire varier le nombre d'oscillations qu'elle contient, il garda constant le nombre d'oscillations et fit varier la taille de la fenêtre par contraction et dilatation.

Une ondelette est une fonction avec quelques propriétés particulières. Dans le contexte le plus général, la fonction d'ondelette satisfait les conditions suivantes :

- 1- elle a une structure courte, d'énergie finie, dans le domaine temporel ;
- 2- elle présente quelques oscillations dans le même domaine.

La première condition fournit l'attribut "**little**" (petit) et la deuxième l'attribut "**wave**" (onde) et d'ici, le nom dans le langage anglo-saxon : "**wavelet**" [6], [7].

La transformée en ondelettes est comme celle de Fourier, un passage d'une représentation à une autre ; mais comme la transformée à fenêtres, elle permet aussi de mesurer les variations dans le temps des composantes fréquentielles (spectrales) d'un signal. Néanmoins, la résolution temps-fréquence de la transformée en ondelettes est différente. L'idée de l'ondelette est de pouvoir faire varier les largeurs en temps et en fréquences d'une fonction tout en la translatant le long du signal comme pour la transformée de Fourier fenêtrée. L'avantage de faire varier ces largeurs devient alors évident : on minimise le nombre de translations en temps et en fréquences de la fenêtre en optimisant la largeur de celle-ci. Ainsi dans les basses fréquences, une grande largeur en fréquences n'est pas nécessaire, on peut donc utiliser des rectangles plus larges en temps. Aux hautes fréquences, on va utiliser des rectangles plus larges en fréquences et plus localisés en temps. On peut voir cela comme une adaptation de l'ondelette à l'échelle qu'on lui impose : plus la fenêtre est petite dans le temps, plus l'ondelette va être compressée et osciller rapidement. Le contraire se produira lorsque la fenêtre est dilatée (fig.2.1) [8]. Ainsi, les petites et grandes fenêtres enregistreront respectivement les variations rapides et lentes du signal.

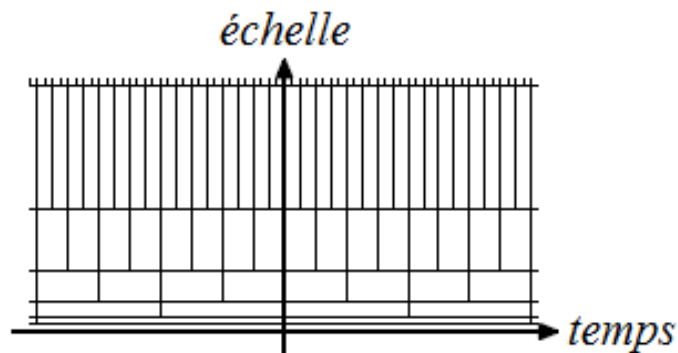


Fig.2.1. Exemple d'une fenêtre d'ondelette.

2.3. Distributions temps fréquence

Dans le domaine du traitement de signal, les signaux phonocardiogrammes ont des caractéristiques spectrales qui varient dans le temps. L'exemple de cette variation est celle des bruits cardiaques qui le compose où chaque bruit est caractérisé par sa hauteur et son instant d'émission (ouverture ou fermeture des valves cardiaques). Ces signaux, dits non stationnaires, ne peuvent être correctement et complètement traités par les méthodes usuelles d'analyse spectrale (transformation de Fourier). En effet, la transformation de Fourier effectue une transposition de l'espace temps vers son espace dual des fréquences et perd de ce fait toutes les informations sur le séquençage temporel du signal.

2.3.1. La transformation de Fourier

Soit $x(t)$, un signal généralement complexe et dépendant de la variable $t \in \mathbb{R}$. Sa transformée de Fourier $X(f)$, dépendant de la variable duale f , peut être interprétée comme le coefficient de la décomposition de $x(t)$ sur une base de signaux exponentielles complexes, notés $\phi_f(t) = \exp(2i\pi ft)$:

$$x(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} X(f)\phi_f(t)df \quad (2.1)$$

Pour exprimer le coefficient de la décomposition $X(f)$ de $x(t)$, il est nécessaire de définir un produit scalaire dans l'espace des signaux :

$$(x_1(t), x_2(t)) = \int_{-\infty}^{+\infty} x_1(t) x_2^*(t) dt \quad (2.2)$$

Ainsi, $X(f)$ n'est que le produit scalaire de $x(t)$ avec le signal $\phi_f(t)$ de la base :

$$x(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} (x(t), \phi_f(t)) \phi_f(t) df \quad (2.3)$$

Soit

$$X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) e^{-2i\pi ft} dt \quad (2.4)$$

Interprétation de l'équation (2.4) [9] :

Le signal $x(t)$, est multiplié avec un terme exponentiel, à certaine fréquence f qui peut être écrit :

$$\cos(2\pi ft) + i \sin(2\pi ft) \quad (2.5)$$

Et puis intégré (additionner tous les termes de produit) sur tous le temps.

- Si le résultat de cette intégration est une grande valeur, alors nous disons que le signal $x(t)$ a une composante spectrale dominante à la fréquence f . Ceci signifie que la majorité de ce signal est composée de la fréquence f .
- Si ce résultat de cette intégration est une petite valeur, alors nous disons que le signal $x(t)$ n'a pas de composante spectrale dominante et majoritaire à la fréquence f .
- Si ce résultat est nul, alors le signal ne contient pas du tout la fréquence f .

Le signal est multiplié avec le terme sinusoïdal de la fréquence f . Si le signal a une composante de la fréquence f d'amplitude élevée, alors cette composante et le terme sinusoïdal coïncideront, et leur produit donnera (relativement) une grande valeur. Ceci montre que le signal possède une fréquence majoritaire de f .

Cependant, si le signal n'a pas une composante de fréquence de f , le produit sera nul, donc le signal n'a pas une composante de fréquence de f . Si la fréquence f , n'est pas une composante importante du signal $x(t)$, alors le produit donnera (relativement) une petite valeur. Ceci signifie que, la composante de fréquence f dans le signal $x(t)$, a une petite amplitude, donc elle n'est pas une composante important de $x(t)$.

L'information fourni par l'intégrale, correspond à tous les instants de temps, puisque l'intégration est de $-\infty$ à $+\infty$ sur le temps. Il suit qu'à n'importe quel instant du temps la composante avec la fréquence f apparaît, elle affectera également aussi bien le résultat de l'intégration. En d'autres termes, si la composante f de fréquence apparaît au temps T_1 ou au temps T_2 , il y aura le même effet sur l'intégration.

C'est pourquoi la transformée de Fourier n'est pas appropriée si le signal a une fréquence variable dans le temps (non stationnaire). Si uniquement, le signal a une composante de fréquence f à tout moment (pour toutes les valeurs de f (stationnaire)) alors le résultat obtenu par la transformée de Fourier a un sens.

La figure.2.2.a nous montre un exemple de trois signaux continus, qui ont une amplitude comprise entre -1 et 1. On voit bien à vue d'œil que c'est des signaux périodique à une certaine fréquence (5Hz, 25Hz et 50Hz), mais il nous est impossible d'en déterminer la fréquence exacte à l'œil nu.

Si on y applique une transformée de Fourier, on va afficher ces signaux en fréquence, par contre, nous perdrons la notion de temps (le temps n'y plus représenté) (fig.2.2.b).

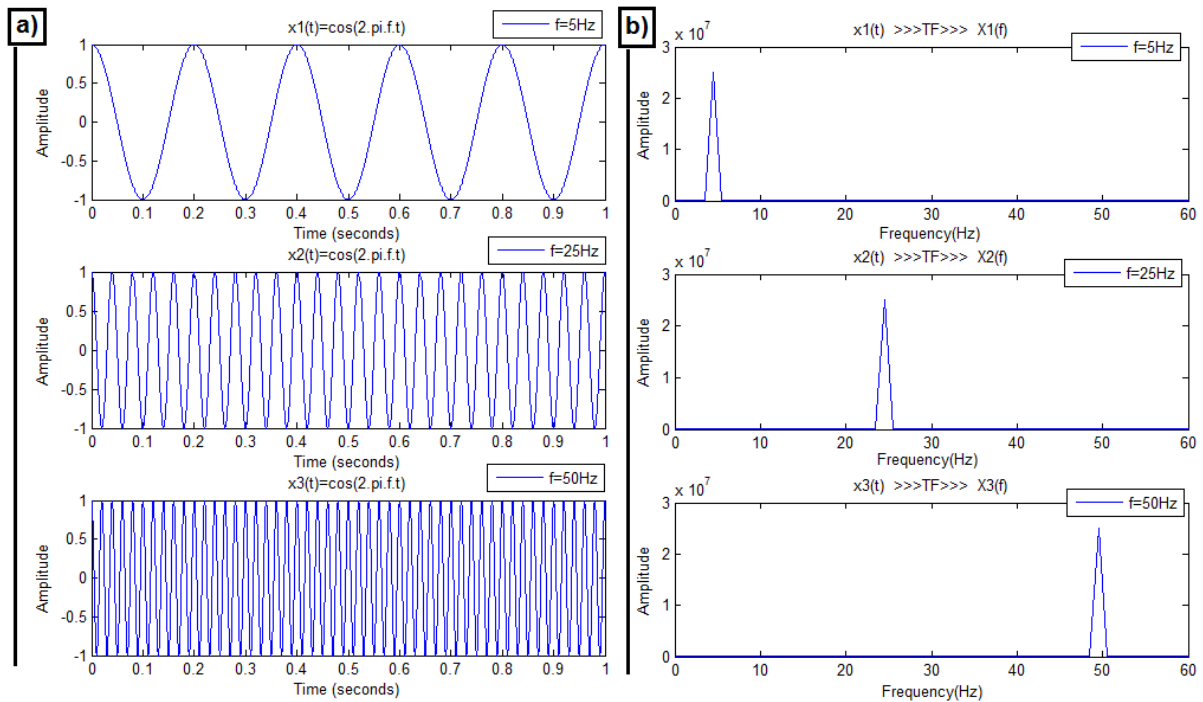


Fig.2.2. Représentation du signal $x(t)=\cos (2\pi ft)$ avec différentes fréquences (5Hz, 25Hz et 50Hz) :
 a) Représentation temporelle ; b) Représentation fréquentielle.

La transformée de Fourier permet de décomposer efficacement un signal complexe (signal a plusieurs composantes fréquentielles) en une suite de fréquences (fig.2.3). Elle n'est efficace que sur les signaux stationnaires (signaux dont le contenu en fréquence ne change pas dans le temps).

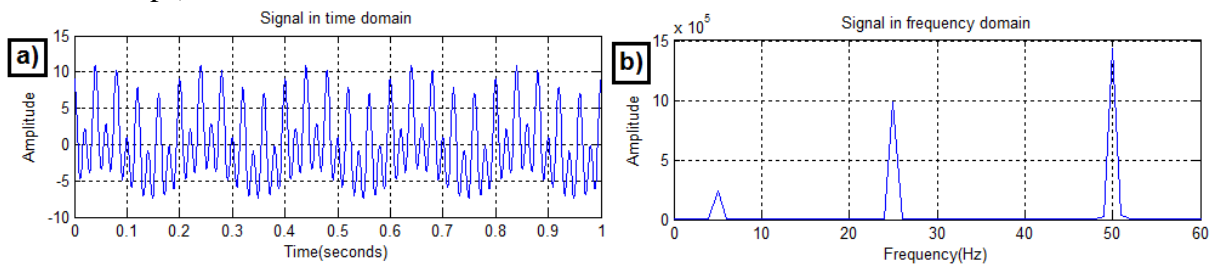


Figure.2.3. Représentation du signal $x(t) = \cos (2\pi 5t) + \cos (2\pi 25t) + \cos (2\pi 50t)$:
 a) Représentation temporelle ; b) Représentation fréquentielle.

2.3.2. Limitations de la transformation de Fourier

L'analyse spectrale basée sur la transformée de Fourier (FFT) fournit une bonne description des signaux stationnaires. Malheureusement, cette technique a de nombreuses limitations quand les signaux à analyser sont non stationnaires (fig.2.4).

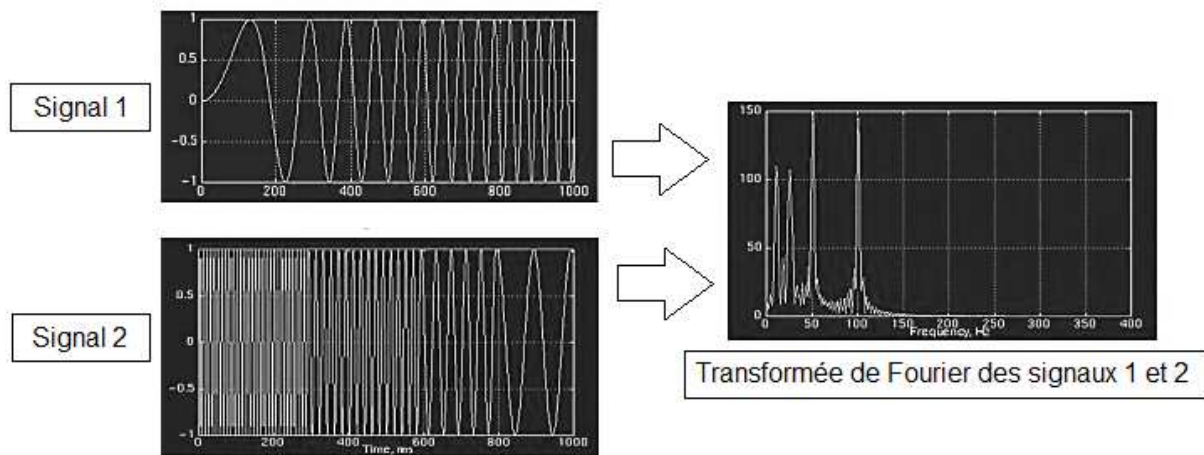


Fig.2.4. Transformée de Fourier de deux signaux non stationnaires différents.

Dans l'exemple de la figure ci-dessus, nous avons deux signaux non stationnaires, la transformée de Fourier nous donne une représentation unique alors que les deux signaux sont complètement différents dans le domaine temporel (manque évident de **localisation temporelle**). Aucune information de fréquence n'est disponible dans le domaine temporel et aucune information temporelle n'est disponible dans la FFT du signal.

En effet, l'analyse de Fourier permet de connaître les différentes fréquences excitées dans un signal, c'est-à-dire son spectre, mais ne permet pas de savoir à quels instants ces fréquences ont été émises. Cette analyse donne une **information globale** et non locale, car les fonctions d'analyse utilisées sont des sinusoides qui oscillent indéfiniment sans s'amortir.

Cette analyse montre ses limites dès lors où elle ne donne pas la localisation temporelle de ses composantes fréquentielles représentées par les pics du spectre. En fait, cette information est cachée dans la phase du spectre.

Dans ce cas, la solution sera de calculer les spectres instantanés pour chaque pas temporel du signal. Les outils pour atteindre ce but sont appelés techniques d'analyse temps – fréquence. Plusieurs méthodes existent et aucune ne prédomine sur l'autre. Leur utilisation va dépendre de l'application visée et des avantages et des inconvénients de chacune pour faire apparaître les informations recherchées. Deux méthodes sont détaillées par la suite :

- La transformée de Fourier à court terme (TFCT).
- La transformée en ondelettes continue (TOC).

2.3.3. La transformée de Fourier à court terme

L'idée de la transformée de Fourier à court terme (TFCT) est de partager un signal non stationnaire en fractions supposées stationnaires. Pour chaque fraction temporelle, une transformée de Fourier est appliquée. Le signal est découpé au moyen d'une fenêtre « h » où l'indice t représente le positionnement temporel de cette fenêtre et donc le positionnement du spectre correspondant (fig.2.5). La formule suivante résume le principe :

$$F_x(t, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(u)h^*(u - t)e^{-2i\pi fu} du \quad (2.6)$$

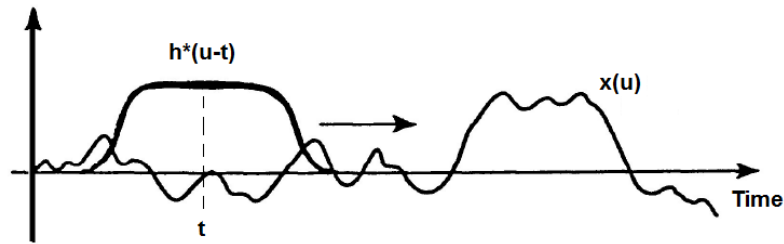


Fig.2.5. Le signal non stationnaire $x(u)$ et la fenêtre à court terme $h^*(u - t)$ centrée en t .

Le signal est caractérisé par $x(t)$, h est une fonction de fenêtrage centrée en t . Pour obtenir la représentation spectrale autour de t , il suffit de déplacer par translation la fenêtre h et d'effectuer une transformation de Fourier sur le signal ainsi fenêtré. Cette fonction peut être de même vue comme le coefficient $F_x(t, f)$ de la décomposition du signal x sur une base de signaux $h_{t,f}$, chaque signal se déduisant de la fenêtre mère h par une translation temporelle t et fréquentielle ν (action du groupe des translations en temps et en fréquence) :

$$h_{t,f}(u) = h(u - t)e^{2i\pi fu} \quad (2.7)$$

Sous réserve que la fenêtre mère h soit d'énergie unité (condition dite d'admissibilité), le signal $x(u)$ s'exprime alors comme combinaison linéaire d'atomes élémentaires $h_{t,f}(u)$ pondérés par un coefficient $F_x(t, f)$:

$$x(u) = \int_{-\infty}^{+\infty} dt \int_{-\infty}^{+\infty} F_x(t, f) h_{t,f}(u) df = \int_{-\infty}^{+\infty} dt \int_{-\infty}^{+\infty} F_x(t, f) h(u - t)e^{2i\pi fu} df \quad (2.8)$$

La condition d'admissibilité est :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} |h(t)|^2 dt \quad (2.9)$$

La fenêtre mère h peut être choisie arbitrairement, la plus simple étant la fonction créneau sur une durée T d'analyse mais il est également judicieux de choisir toute fonction possédant à la fois une bonne localisation temps-fréquence (Ex : la fenêtre de Hamming, Hanning, de Gauss . . . (Annexe.4)) ainsi qu'une bonne régularité (décroissance rapide, fonction n fois dérivable, . . .).

On appelle généralement Spectrogramme le carré du module de la transformation de Fourier à court terme associée à une distribution d'énergie (carré du signal) et qui prend la forme :

$$S_x(t, f) = |F_x(t, f)|^2 = \left| \int_{-\infty}^{+\infty} x(u) h^*(u - t) e^{-2i\pi fu} du \right|^2 \quad (2.10)$$

•Interprétation avec les bancs de filtres :

Il est possible d'exprimer $S_x(t, f)$ en utilisant l'égalité de Parseval (unitarité de la transformation de Fourier) :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} x_1(t)x_2^*(t)dt = \int_{-\infty}^{+\infty} X_1(f)X_2^*(f)df \quad (2.11)$$

Il vient :

$$S_x(t, f) = \left| \int_{-\infty}^{+\infty} X(v) H^*(v - f) e^{-2i\pi vt} dv \right|^2 \quad (2.12)$$

On remarque dans ce cas que c'est la transformation de Fourier $H(v)$ de la fonction h qui joue le rôle d'une fenêtre glissante que l'on déplace en tout point f de l'espace des fréquences. Cette relation s'apparente de même à une analyse à banc continu de filtres uniformes, dont la largeur de bande est constante.

2.3.4. Limitations de la transformation de Fourier à court terme

La figure suivante représente un spectrogramme d'un signal non stationnaire.

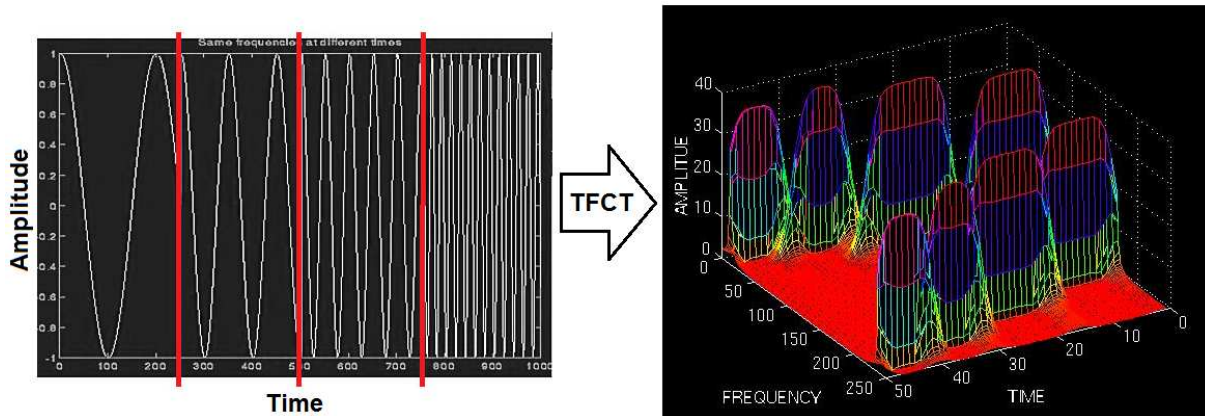


Fig.2.6. Représentation de la transformée de Fourier à court terme d'un signal non stationnaire en utilisant une fenêtre Gaussienne de la forme : $w(t) = \exp(-at^2/2)$. ($a=0.001$ détermine la longueur de la fenêtre). Le graphique est symétrique en ce qui concerne la ligne de milieu de l'axe de fréquence. (Spectrogramme en trois dimensions temps, fréquence, amplitude).

Il y a quatre crêtes correspondant à 4 composantes différentes de fréquence. A la différence de FT, ces quatre crêtes sont situées à différents intervalles de temps le long de l'axe de temps. Grâce à cette représentation tri dimensionnelle de la Transformée à court terme, chaque fenêtre correspond à une « montagne » [10]. On peut dire en voyant ce spectre 3D que le signal de base non stationnaire évolue selon quatre états distincts

On peut constater malgré tout un problème de résolution au niveau du fenêtrage : On a l'impression d'une discontinuité des différentes plages de signaux (alors qu'en réalité il n'en est rien). Il faut choisir une fenêtre suffisamment étroite pour considérer chaque signal stationnaire en tenant compte du fait que :

- 1) Plus la fenêtre est étroite, plus la résolution en temps est bonne mais plus la résolution en fréquence est mauvaise ;
- 2) Plus la fenêtre est large, plus la résolution en temps est mauvaise mais plus la résolution en fréquence est bonne.

La figure.2.7 illustre cette problématique :

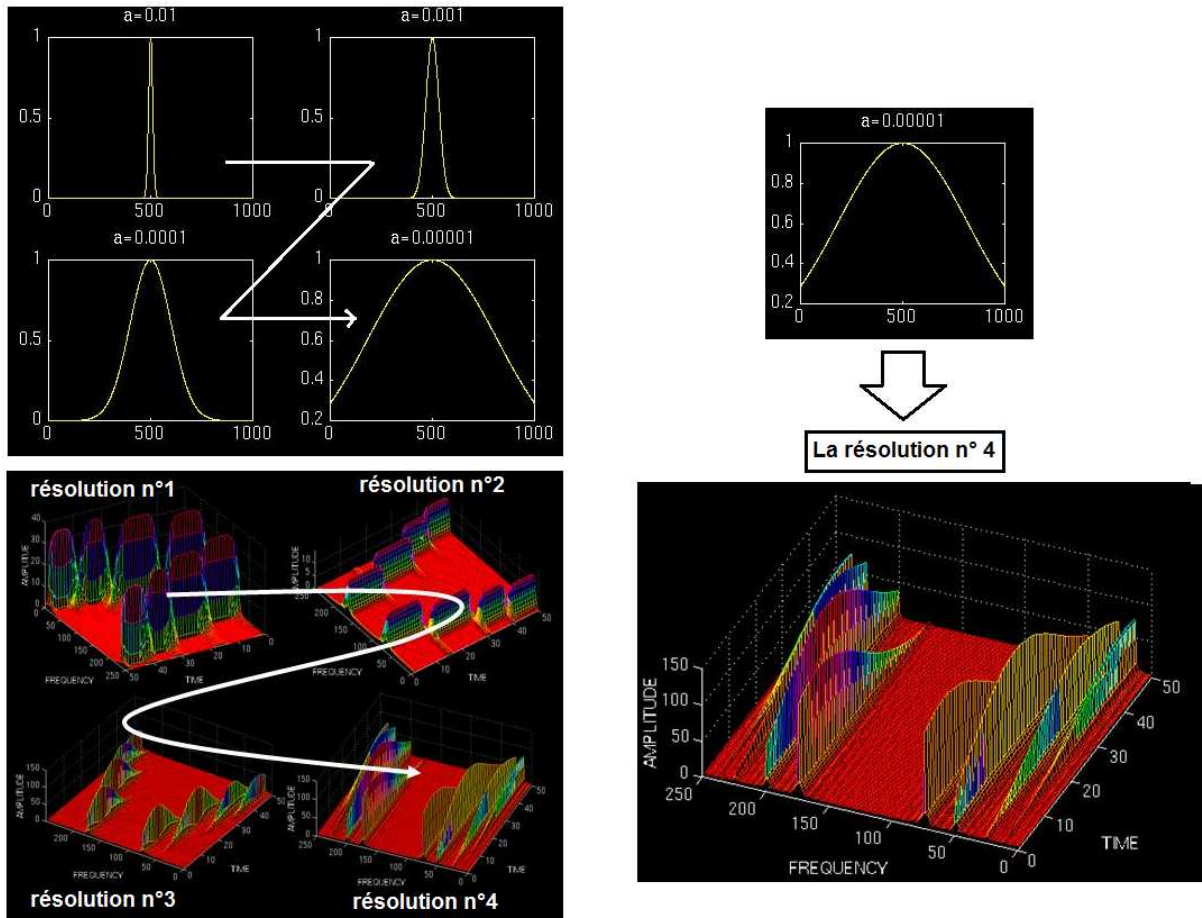


Fig.2.7. La TFCT d'un signal non stationnaire avec différentes fenêtres (résolution). La résolution n° 4 permet une lecture plus juste du signal non stationnaire.

Comme illustré ci-dessus, si on souhaite une bonne localisation temporelle on a besoin d'une fenêtre étroite $h(t)$ et si on souhaite une bonne localisation fréquentielle la fenêtre $H(f)$ doit être étroite [11]. Mais comme $h(t)$ étroit conduit à une $H(f)$ large et vice-versa, on aura toujours un compromis à résoudre, quand il s'agit de choisir la fenêtre $h(t)$. Ce compromis est régi par le principe d'incertitude d'Heisenberg, et le meilleur choix est une fonction de type gaussien.

●Principe d'incertitude d'Heisenberg

L'inconvénient majeur de la TFCT réside dans l'obligation préalable d'adopter un compromis entre la résolution temporelle σ_t et la résolution fréquentielle σ_f (paramètres libres liés à la largeur temporelle ou fréquentielle de la fenêtre) vérifiant conjointement l'inégalité de Heisenberg :

$$\sigma_t \cdot \sigma_f \geq \frac{1}{4\pi} \quad (2.13)$$

Les informations de fréquence et de temps d'un signal en un certain point du plan temps – fréquence ne peuvent être simultanément connues. De la même manière, pour les particules élémentaires, Heisenberg stipula que le moment cinétique et la position d'une particule ne peuvent être simultanément déterminés.

On ne peut savoir exactement quelle fréquence existe pour un instant donné mais seulement quelle bande de fréquence existe sur un intervalle de temps. Le mieux qu'on puisse faire est de chercher quelles composantes spectrales existent pendant un intervalle de temps donné. C'est un problème de résolution et c'est la raison principale pour laquelle les chercheurs sont passés de la transformée à court terme à la transformée en ondelettes. La TFCT donne une résolution fixe pour tous les instants alors que la TO donne une résolution variable.

Les hautes fréquences sont mieux résolues en temps et les basses fréquences sont mieux résolues en fréquence. Ceci signifie, qu'aux hautes fréquences, les composantes sont mieux localisées en temps (moindre erreur relative) qu'aux basses fréquences. Au contraire, une composante de basse fréquence est mieux localisée en fréquence qu'une composante de haute fréquence.

2.3.5. La transformée en ondelettes continue (TOC)

La TOC a été développé comme une approche alternative à la TFCT pour surmonter le problème de résolution. L'analyse d'ondelette est faite d'une manière semblable à l'analyse de TFCT, en un sens que le signal est multiplié par une fonction, ondelette (wavelet), semblable à la fonction de fenêtre dans le TFCT (fig.2.8), et la transformation est calculée séparément pour différents segments du signal dans le domaine temporel.

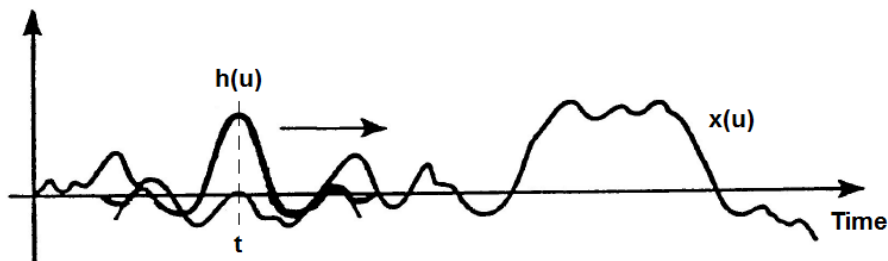


Fig.2.8. Le signal non stationnaire $x(u)$ et l'ondelette de base $h(u)$.

a) Définition

Partant d'une fonction mère h dépendant de t et possédant de bonnes propriétés ("assez" localisable, "assez" régulière, . . .), il est possible de générer, par l'action d'une déformation dite du groupe affine sur le signal, une famille de fonctions appelée famille d'ondelettes :

$$h_{t,a}(u) = \frac{1}{\sqrt{a}} h\left(\frac{u-t}{a}\right) \quad (2.14)$$

Où $a > 0$ est un paramètre d'échelle de contraction ($a < 1$) ou de dilatation ($a > 1$) de la fenêtre et t une translation de la fenêtre.

Une fois cette famille générée, on décompose classiquement le signal $x(t)$ sur cette famille selon le produit scalaire usuel dans l'espace des signaux. On obtient ainsi des coefficients d'ondelettes $T_x(t, a)$ qui caractérisent le coefficient de la décomposition du signal $x(t)$ dans cette base :

$$T_x(t, a) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(u) h_{t,a}^*(u) du = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(u) h^*\left(\frac{u-t}{a}\right) du \quad (2.15)$$

b) Transformation en ondelette inverse

L'inversibilité de la TOC est une des plus importantes propriétés de celle-ci. Puisqu'elle permet la reconstruction du signal. Moyennant une condition dite d'admissibilité sur l'ondelette mère $h(t)$ et la détermination d'une mesure $d\mu(t, a) = dt d(1/a) = dt da/a^2$ le signal $x(u)$ peut donc être reconstruit par combinaison linéaire d'ondelettes pondérées par leur coefficient $T_x(t, a)$:

$$x(u) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} T_x(t, a) h_{t,a}(u) d\mu(t, a) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} T_x(t, a) h\left(\frac{u-t}{a}\right) dt \frac{da}{a^2} \quad (2.16)$$

c) Condition d'admissibilité de l'ondelette mère

La condition d'admissibilité est donnée par l'expression mathématique suivante :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|H(f)|^2}{f} df = 1 \quad (2.17)$$

Pour satisfaire la condition d'admissibilité, il faut s'assurer de la bonne décroissance de l'ondelette à l'infini ce qui est garanti si la décroissance de $|H(v)|^2$, densité spectrale de l'ondelette mère, est plus « forte » que $1/v$. La deuxième condition est la convergence de l'intégrale en 0 qui impose l'annulation du spectre en $v=0$, ce qui revient à prendre une ondelette de valeur moyenne nulle :

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

d) Calcul de la transformée en ondelettes continue :

Soit $x(t)$ le signal à être analysé. L'ondelette mère $h(t)$ est choisie pour servir de prototype à toutes les fenêtres dans le processus. Toutes les fenêtres qui sont employées (ondelettes filles) sont des versions dilatées (ou comprimées) et décalées de l'ondelette mère.

Il y a un certain nombre de fonctions qui sont employées à cette fin. L'ondelette de Morlet et la fonction de chapeau mexicain sont deux candidats (fig.2.9), l'ondelette de Morlet est employée pour l'analyse d'ondelette de l'exemple qui est présenté dans la figure.2.13.

●Exemples d'ondelette :

1. L'ondelette chapeau mexicain : $h(t) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \left(1 - \frac{t^2}{\sigma^2}\right) \exp\left(-\frac{t^2}{2\sigma^2}\right)$
2. L'ondelette de Morlet (gaussienne modulée) : $h(t) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{t^2}{2\sigma^2}\right) \exp(-2i\pi vt)$.

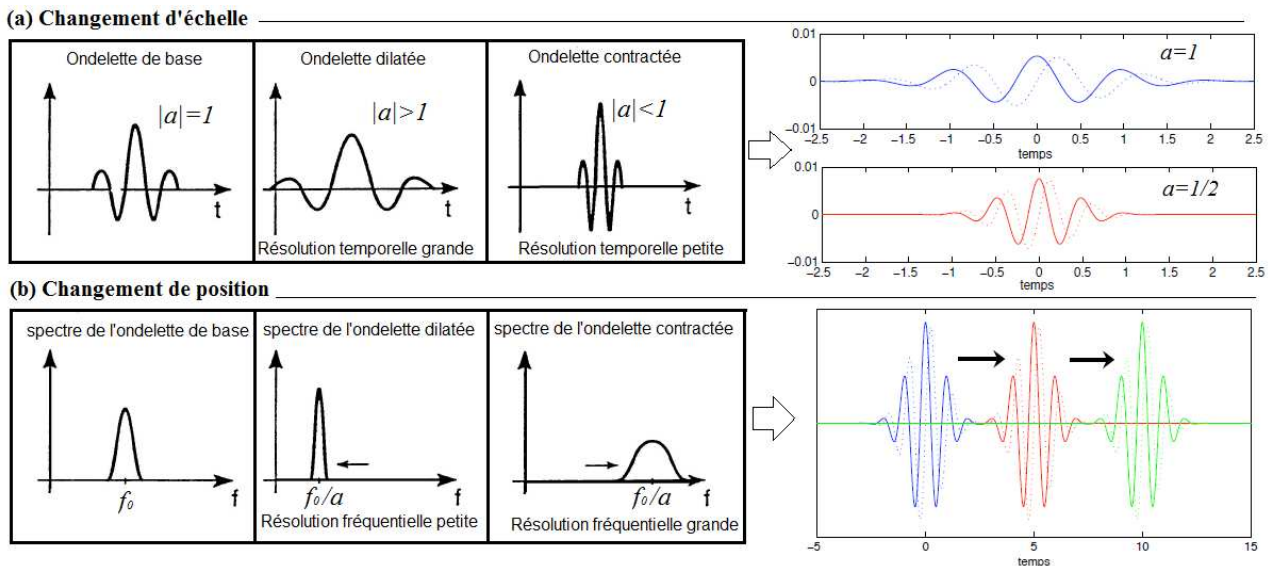


Fig.2.9. Ondelette de Morlet pour différentes échelles et positions (partie réelle en trait plein, partie imaginaire en trait pointillé) [12], [13] et [14].

Une fois que l'ondelette mère est choisie le calcul commence par $a = 1$ et la TOC est calculée pour toutes les valeurs de $a < 1$ et $a > 1$. Cependant, selon le signal, une transformée complète n'est habituellement pas nécessaire. Pour tous les besoins pratiques, les signaux sont limités en largeur de la bande, et donc, le calcul de la transformation pour un intervalle limité d'échelles est habituellement adéquat. Dans cette étude, un certain intervalle fini de valeurs pour a ont été employés, comme sera décrit plus tard dans ce chapitre (fig.2.10).

Si le signal a une composante spectrale qui correspond à la valeur courante de a , le produit de l'ondelette mère avec le signal à l'endroit où cette composante spectrale existe donne une valeur relativement grande. Autrement ce produit donne une valeur relativement petite ou nulle.

1. Initialisation de a

Pour la convenance, le procédé sera commencé à partir de l'échelle $a=1$ et continuera pour les valeurs croissantes de a , donc, l'analyse commencera à partir des hautes fréquences et procédera vers les basses fréquences. Cette première valeur de a correspondra à l'ondelette la plus comprimée.

2. Calcul de la TOC (équation. 2.16)

L'ondelette est placée au début du signal au point qui correspond à temps=0. La fonction d'ondelette à l'échelle 1 est multipliée par le signal et puis intégrée sur tout le temps. Le résultat de l'intégration est alors multiplié par le nombre constant $1/\sqrt{a}$. Cette multiplication est pour la normalisation d'énergie de sorte que le signal transformé ait la même énergie à chaque échelle. Le résultat final est la valeur de la transformation, donc, la valeur de la TOC au temps zéro et à l'échelle $a=1$. En d'autres termes, c'est la valeur qui correspond au point $t = 0, a=1$ dans le plan d'échelle-temps.

3. Incrémentation de t

L'ondelette à l'échelle $a=1$ et ensuite translatée (ou décalée) vers la droite par une valeur t à l'emplacement $T=t$, et l'équation (2.16) est calculée de nouveau pour obtenir la TOC au point $T=t, a=1$ dans le plan d'échelle- temps.

Ce procédé est répété jusqu'à ce que l'ondelette atteigne l'extrémité du signal. Une rangée des points sur le plan d'échelle-temps pour l'échelle $a=1$ est maintenant accomplie. Puis, a est augmenté par une petite valeur. Notez qu'il s'agit d'une transformation continue, et donc, t et a doivent être incrémentés d'une façon continue. Cependant, si cette transformée a besoin d'être calculée par un ordinateur, alors les deux paramètres sont augmentés par un pas suffisamment petit. Ceci correspond à l'échantillonnage du plan échelle-temps.

Le procédé ci-dessus est répété pour chaque valeur de a . Chaque calcul pour une valeur donnée de a remplit une rangée simple correspondante du plan d'échelle de temps. Quand le processus est complété pour toutes les valeurs désirées de a , TOC du signal a été calculé.

La TOC compacte (en vert pour $a=1$ (correspondant la plus haute fréquence du signal), (fig.2.10)) à $t=20, 70, 140$ et 180 ms. A chaque position, la TOC est multiplié par le signal.

En décalant l'ondelette dans le temps, le signal est localisé dans le temps, et en changeant la valeur de a , le signal est localisé dans l'échelle (fréquence). La TOC produira des valeurs élevées pour des basses échelles autour de 100ms, et de petites valeurs ailleurs. Pour de hautes échelles, d'autre part, la TOC donne de grandes valeurs pour presque la durée entière du signal, puisque les basses fréquences existent à tout moment.

► $a = 5$; À mesure que la largeur de la fenêtre augmente, la transformée commence à sélectionner les composantes de plus basses fréquences.

► $a = 20, a=30$; À mesure que la largeur de la fenêtre augmente, la transformée commence à sélectionner les composantes de plus basses fréquences.

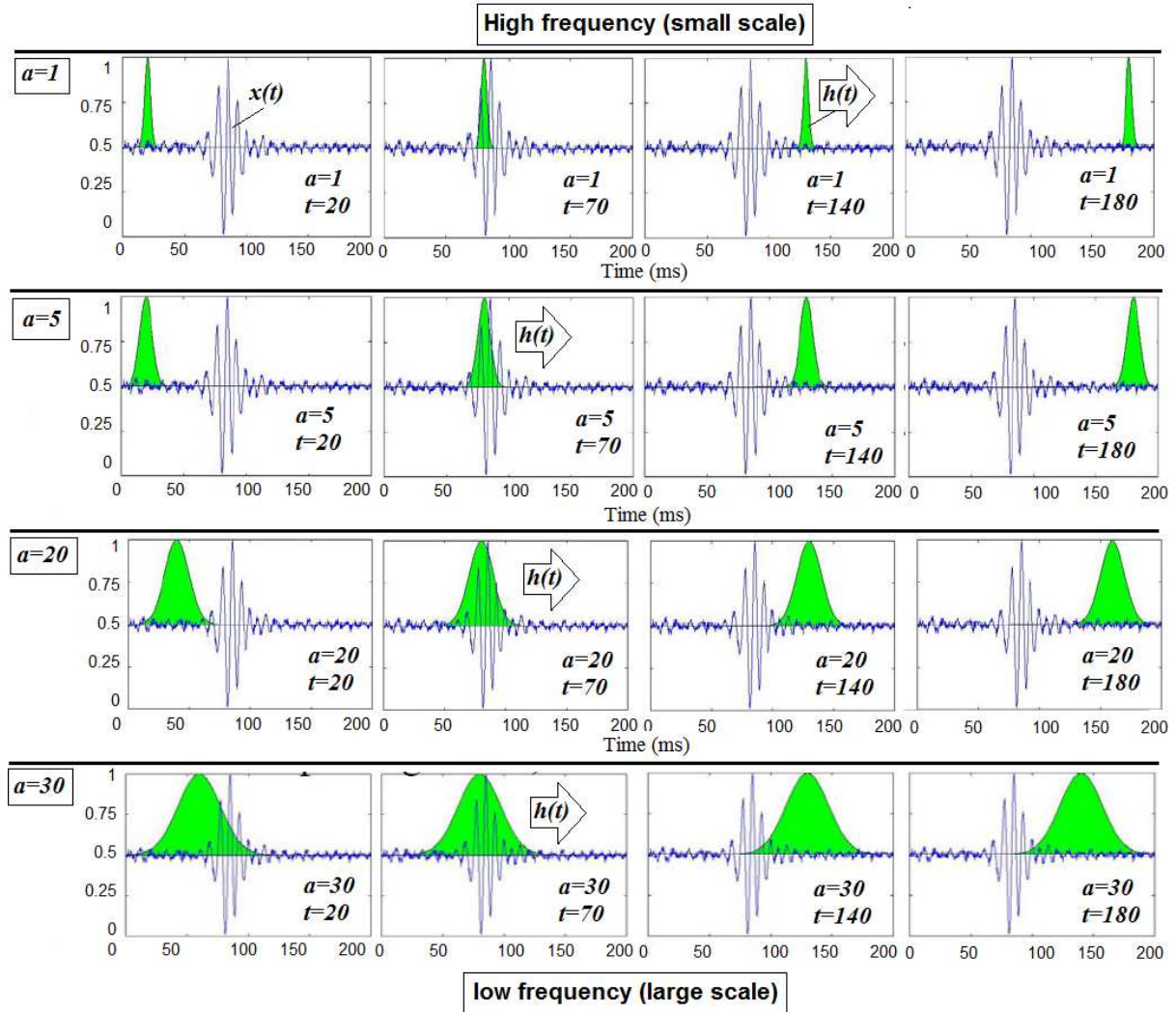


Fig.2.10. Translation et dilatation de l'ondelette mère $h(t)$ dans le calcul de la TOC d'un signal $x(t)$.

En conséquence, pour chaque échelle et pour chaque intervalle de temps, un point de plan échelle-temps est calculé. Les calculs à une échelle construisent les rangées de plan échelle-temps, et les calculs à différentes échelles construisent les colonnes de plan échelle-temps.

2.3.6. La relation entre l'échelle et la fréquence

En transposant la définition de la transformation en ondelette dans le domaine des fréquences (unitarité de la transformation de Fourier), on obtient :

$$T_x(t, a) = \sqrt{a} \int_{-\infty}^{+\infty} X(\nu) H^*(a\nu) e^{2i\pi\nu t} d\nu \quad (2.19)$$

Où H est la transformée de Fourier de l'ondelette mère h . Si cette ondelette est localisée autour de sa fréquence centrale f_0 (moment d'ordre deux sur sa densité spectrale), on peut remarquer que le fait de parcourir l'axe des échelles revient à explorer l'axe des fréquences f . En utilisant la correspondance entre l'échelle unité $a = 1$ et la fréquence f_0 , il devient naturel de faire correspondre au paramètre d'échelle a une fréquence $f = f_0/a$. La transformation temps-échelle devient une transformation temps-fréquence au même titre que la transformation de Fourier à court terme [15] :

$$T_x(t, f) = \sqrt{\frac{f_0}{f}} \int_{-\infty}^{+\infty} X(v) H^* \left(v \frac{f_0}{f} \right) e^{2i\pi vt} dv \quad (2.20)$$

La figure suivante résume la relation qui existe entre l'échelle et la fréquence.

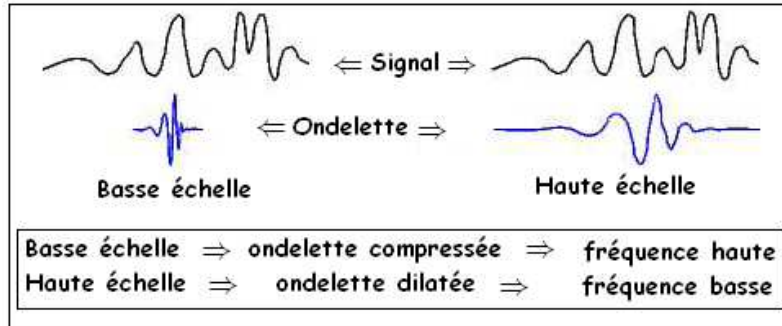


Fig.2.11. Relation entre l'échelle et la fréquence.

2.3.7. Résolution du temps et de la fréquence [16]

En contraste avec la transformation de Fourier à court terme qui offre des résolutions temporelle et fréquentielle identiques en tout point du plan temps-fréquence, la transformée en ondelettes présente une résolution qui dépend du point (t, f) d'analyse et varie en fonction de la fréquence. On a ainsi toujours le respect de l'inégalité de Heisenberg.

La figure.2.12. Représente un exemple d'un signal non stationnaire. Le signal est composé de 4 composantes : 30 Hz, 20 Hz, 10 Hz et 5 Hz. La translation est strictement liée au temps, puisqu'elle indique où l'ondelette mère est localisée. Le paramètre a de l'échelle dans l'équation (2.16) est réellement inverse de la fréquence. En d'autres termes, celui qui concernant la résolution de fréquence, l'inverse de lui apparaîtra sur la figure montrant la TOC du signal dans le domaine temporel.

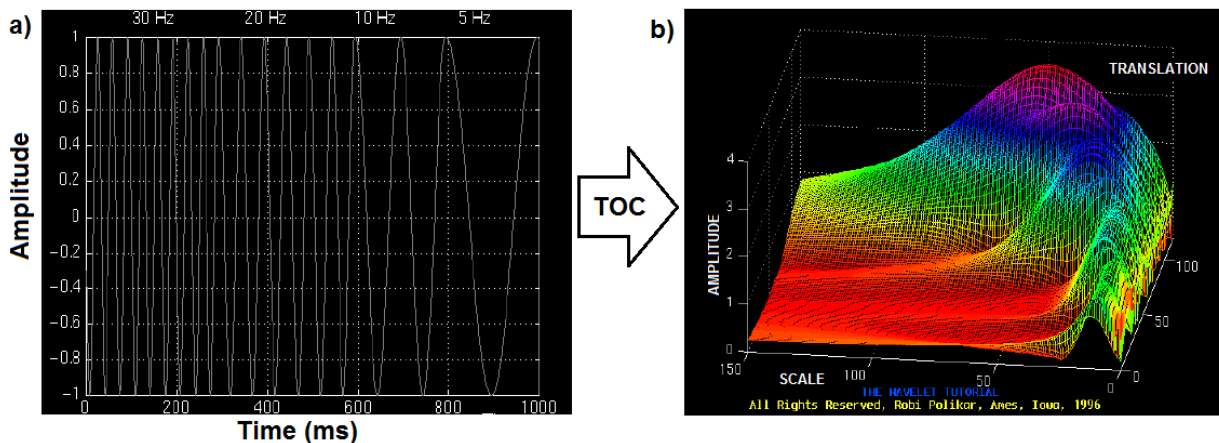


Fig.2.12. Représentation d'un signal non stationnaire à 4 composantes 30 Hz, 20 Hz, 10 Hz et 5 Hz : a) Représentation temporelle, b) Scalogramme : coefficients des ondelettes en fonction de a et t . Les axes sont normalisés (le nombre d'échantillons dans le calcul). Les 100 points sur la translation correspondent à 100 ms et les 150 points sur l'échelle correspondent à une bande de fréquence de 40 Hz.

À la différence du TFCT qui a une résolution constante à tous les instants du temps et à toutes les fréquences, la TOC a une bonne résolution temporelle et une faible résolution fréquentielle aux hautes fréquences, et une bonne résolution fréquentielle et une faible résolution temporelle aux basses fréquences.

Les pavages du plan temps-fréquence (fig.2.13) donnent une idée de la différence des deux approches. Dans le cas de l'analyse temps-fréquence, le pavage obtenu est un pavage par des domaines rectangulaires qui se déduisent les uns des autres par translation dans le plan temps-fréquence. Dans le cas de l'analyse temps-échelle, les domaines sont également de surface constante, mais ont une résolution fréquentielle relative constante.

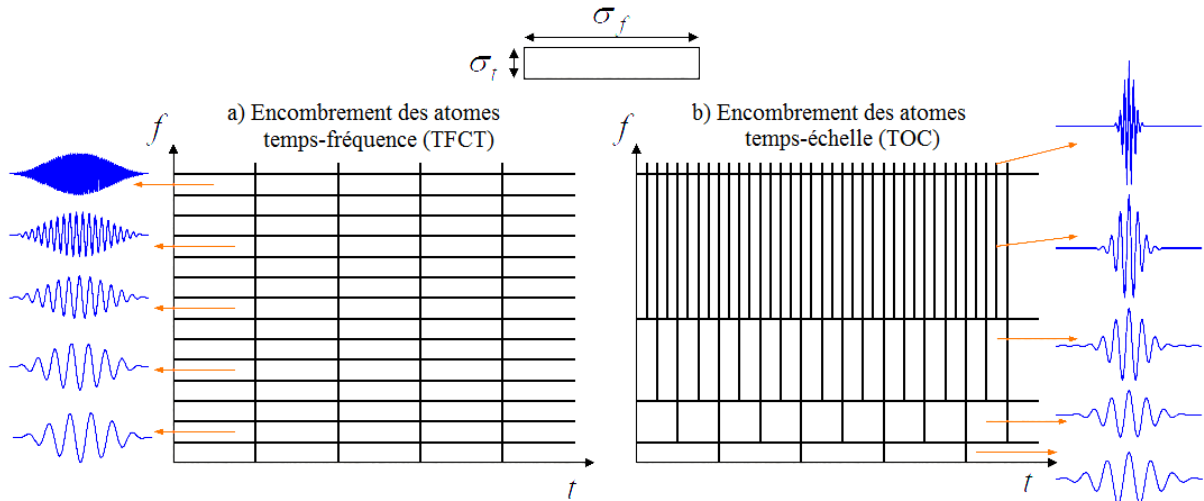


Fig.2.13. Pavages du plan temps-fréquence pour la représentation temps -fréquence (a) et la représentation temps-échelle (b).

Chaque case correspond à une valeur de la TOC dans le plan temps-fréquence. On remarque que les cases possèdent certaines surfaces constantes non nulles qui impliquent que la valeur d'un point particulier dans le plan temps-fréquence ne peut pas être connue. Tous les points dans ce plan qui tombent dans une case sont représentés par une seule valeur sur la TOC.

Malgré que les largeurs et les tailles des cases changent, la surface (déterminée par la TOC) est constante, chaque case représente une partie égale du plan temps-fréquence, mais donne des proportions différentes pour le temps et la fréquence.

Aux basses fréquences, les tailles des cases sont plus courtes (qui correspond à de meilleures résolutions de fréquence, puisqu'il y a moins d'ambiguïté concernant la valeur exacte de la fréquence), mais leurs largeurs sont plus longues (qui correspondent à la résolution faible de temps, puisqu'il y a plus d'ambiguïté concernant la valeur exacte du temps).

À des fréquences plus élevées la largeur des cases diminue, la résolution de temps va mieux, et les tailles des cases augmentent, la résolution de fréquence devient plus pauvre.

Dans le cas de la TFCT les résolutions de temps et de fréquence sont constantes. Par conséquent le plan temps-fréquence se compose de carrés constants (déterminée par la TFCT). Toutes les surfaces sont limitées par à une valeur minimale $1/4\pi$. D'autre part, pour

une ondelette mère donnée, les dimensions des cases peuvent être changées, tout en gardant la surface la même. C'est exactement ce que la transformation en ondelette fait.

2.3.8. Propriétés des ondelettes

a) La régularité des ondelettes

La transformation en ondelette transforme un signal de dimension un, le temps par exemple, en un signal de dimension deux, le temps et l'échelle, ce qui a pour effet une redondance d'information. Pour réduire le nombre de coefficients de la transformation (codage et réduction de l'information par exemple), il devient nécessaire de choisir des ondelettes caractérisées par une décroissance rapide de ses coefficients. Limitons-nous au cas $t = 0$ et intéressons-nous à la vitesse de convergence des coefficients d'ondelette du signal avec la croissance de $1/a$ en décomposant le signal en série de Taylor autour de 0 à l'ordre n . Il vient :

$$T_x(0, a) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(u) h^* \left(\frac{u}{a} \right) du \quad (2.21)$$

$$= \frac{1}{\sqrt{a}} \left[\sum_{p=0}^n x^{(p)}(0) \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{u^p}{p!} h^* \left(\frac{u}{a} \right) du + \int_{-\infty}^{+\infty} R(u) h^* \left(\frac{u}{a} \right) du \right] \quad (2.22)$$

Où le reste $R(u)$ de la série de Taylor à l'ordre n est défini par :

$$R(u) = \int_0^u \frac{(u-t)^n}{n!} x^{(n+1)}(t) dt \quad (2.23)$$

Et où $x^{(n)}$ sont les dérivées n -ième du signal. En notant M_n les moments d'ordre n de l'ondelette h :

$$M_n = \int_{-\infty}^{+\infty} t^n h(t) dt \quad (2.24)$$

Et en notant que la transformée en ondelette du reste R décroît en a^{n+2} , on a :

$$T_x(0, a) = \frac{1}{\sqrt{a}} \left[\sum_{p=0}^n x^{(p)}(0) a^{p+1} \frac{M_p}{p!} + O(a^{n+2}) \right] \quad (2.25)$$

Selon la condition d'admissibilité de l'ondelette (le moment d'ordre un est nul), le premier terme de la série est nul. La vitesse de convergence vers zéro des coefficients de la transformation en ondelette avec la décroissance de a ou la croissance de $1/a$ est alors déterminée par le premier moment non nul de l'ondelette mère h . Si les $n+1$ premiers moments de l'ondelette sont nuls, alors les coefficients d'ondelette décroîtront vers 0 aussi vite que a^{n+2} . Ainsi la régularité de l'ondelette $h(t)$ conduit à la rapidité de convergence des coefficients d'ondelette.

b) Liens avec l'analyse temps-fréquence

On définit le Scalogramme comme le carré du module de la transformation en ondelette du signal :

$$|T_x(t, a)|^2 = \left| \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(u) h^* \left(\frac{u-t}{a} \right) du \right|^2 \quad (2.26)$$

On peut dès lors, montrer que ce scalogramme définit une répartition d'énergie du signal dans le plan temps-échelle (ou temps-fréquence si on donne une interprétation de fréquence au paramètre d'échelle). Il suffit pour cela de calculer la quantité I suivante :

$$I = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} |T_x(t, a)|^2 dt \frac{da}{a^2} \quad (2.27)$$

En remplaçant $T_x(t, a)$ par sa définition, on obtient

$$I = a \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} X(v_1) X^*(v_1) H(av_1) H^*(av_2) e^{2i\pi(v_1-v_2)t} dv_1 dv_2 dt \frac{da}{a^2} \quad (2.28)$$

Intégrer par rapport à t , puis à v_1 , renommer $v_2 = v$ conduisent à :

$$I = a \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} |X(v)|^2 |H(av)|^2 dv \frac{da}{a^2} \quad (2.29)$$

En effectuant un changement de variable $u = va$ et en se rappelant la condition d'admissibilité de l'ondelette, on a :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} |T_x(t, a)|^2 dt \frac{da}{a^2} = E_X \quad (2.30)$$

Ce qui donne au carré du module de la transformée en ondelette une interprétation de répartition d'énergie dans le plan temps-échelle ou temps-fréquence.

2.4. La transformée en ondelettes discrète

En fait, la transformée en ondelettes (continue ou discrète) d'un signal $x(t)$ est la famille des coefficients d'ondelettes qui dépendent de deux paramètres le changement d'échelle (dilatation) et la translation dans le temps. Suivant les besoins de l'analyse du signal $x(t)$. Ces paramètres peuvent être utilisés de façon continue (TOC) ou discrète (TOD).

L'idée de cette transformée en ondelette est de calculer la corrélation de plusieurs ondelettes (compressés ou dilatés de l'ondelette mère) avec le signal, faisant ressortir ainsi les détails et l'allure générale. L'idée de la transformée en ondelettes discrètes est de réduire cette la redondance d'information introduite par l'analyse continue du signal en discrétisant les dilatations et translations à partir de l'ondelette mère.

Cependant, il est possible d'augmenter l'efficacité de la décomposition, c'est-à-dire de limiter le nombre de facteurs d'échelle à utiliser tout en conservant la même précision dans la décomposition. En choisissons des facteurs d'échelle formés de puissances de 2 (décomposition dyadique).

La Transformée en Ondelettes Discrète (TOD) part de cette considération pour aboutir à un algorithme particulièrement efficace, qui peut se comprendre facilement de manière intuitive.

Une méthode très efficace pour implémenter ce schéma en utilisant des filtres a été développée en 1988 par MALLAT. En effet l'algorithme de MALLAT est un schéma classique connu dans le domaine du traitement de signal par « two-channel subband coder » [9]. Cet algorithme engendre une transformée en ondelette rapide une boîte dans la quelle entre le signal et sortent les coefficients de la transformée en ondelette.

a) Définition

La transformée en ondelette discrète est introduit pour analyser les signaux numériques. Ceci nécessite une discrétisation des deux paramètres a et t . les valeurs discrètes du facteur d'échelle a et du paramètre de translation t seront considérées sous la forme : $a = 2^{-j}, t = k \cdot 2^{-j}$ ou $(k, j) \in Z$. Avec ces valeurs de a et b , l'équation (2.15) devient :

$$T_x(k2^{-j}, 2^{-j}) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(u) h_{k2^{-j}, 2^{-j}}^*(u) du = 2^{\frac{j}{2}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(u) h^*(2^j u - k) du \quad (2.31)$$

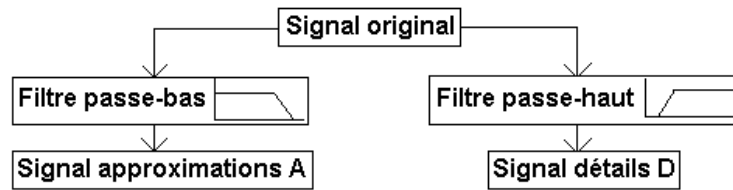
Si la fonction $x(u)$ est discrétisée, en supposant une période d'échantillonnage égale à 1 pour des raisons de simplicité, l'équation (2.31) s'écrit alors :

$$T_x(k2^{-j}, 2^{-j}) = 2^{\frac{j}{2}} \sum_n x(n) h^*(2^j n - k) \quad (2.32)$$

Pour calculer la transformée en ondelettes d'une fonction en différents points dans le plans temps-échelle. Il n'est pas nécessaire de connaître les valeurs de la fonction sur l'ensemble de l'axe des temps. Il suffit simplement de connaître les valeurs de la fonction aux temps ou l'ondelette est différente de zéro.

b) Notion de détails et d'approximations

Dans sa formulation, la transformée en ondelettes peut s'interpréter comme une analyse à banc de filtres à surtension constante. Dans un tel banc, chacun des filtres (passe-bande) peut se déduire d'un gabarit unique par une dilatation ou compression en fréquence. La transformation en ondelettes peut aussi être considérée comme un processus de décomposition du signal en approximations et en détails. Le signal d'origine $x(t)$, traverse deux filtres complémentaires, passe-haut et passe-bas, et émerge en tant que deux signaux: respectivement le signal d'approximations A et le signal de détails D [17] comme le montre la figure.2.14.

Fig.2.14. Décomposition du signal x en approximations et détails.

c) Analyse multi-résolution par la TOD

Le principe de base de la TOD est de séparer le signal en deux composantes, l'une représentant l'allure générale du signal, l'autre représentant ses détails. L'allure générale d'une fonction est représentée par ses basses fréquences, les détails par ses hautes fréquences. Pour séparer les deux, nous avons donc besoin d'une paire de filtres : un filtre passe-bas pour obtenir l'allure générale (aussi appelée approximation ou moyenne), et un filtre passe-haut pour estimer ses détails, c'est-à-dire les éléments qui varient rapidement. Pour ne pas perdre d'information, ces deux filtres doivent bien sûr être complémentaires : les fréquences éliminées par l'un doivent être conservées par l'autre. On dit que les deux filtres forment une paire de filtres miroirs en quadrature. L'utilisation de la TOD comme élément de filtrage à plusieurs niveaux (analyse multi-résolution) permet de localiser le meilleur niveau de décomposition. L'information haute fréquence est généralement représentée dans les premiers niveaux de décomposition $d1\dots d4$ tandis que les niveaux de décomposition $d5\dots d8$ font apparaître l'information basse fréquence. Notez bien que, seuls les signaux d'approximation sont à nouveau décomposés. Les signaux de détails issus du filtrage passe-haut sont laissés de côté à chaque pas (fig.2.15.a).

2.5. Transformée en paquets d'ondelettes (TPO)

La transformée en ondelette discrète (TOD) constitue un prolongement direct de la TOC et sa philosophie est la même que celle de la transformée continue : la résolution temps-fréquence associée à l'atome d'analyse dépend de l'échelle (ou fréquence) analysée. Cette identité de comportement résulte du fait que les fonctions des bases utilisées dans la transformée discrète coïncide toujours avec des fonctions de la représentation continue (lorsque l'ondelette mère résulte d'une analyse multi résolution) et donc les ondelettes de la base sont toutes obtenues par dilatation (puis translation) de l'ondelette mère. Lorsque l'on se place d'un point de vue du filtrage, ceci se traduit par une segmentation fréquentielle de l'information contenue dans le signal à la manière d'un banc de filtre non uniforme présentant une structure dyadique, que l'on pourrait qualifier d'uniforme relative. Celle-ci peut toutefois ne pas être adaptée aux objectifs de l'analyse. C'est le cas par exemple lorsque l'on souhaite analyser séparément deux composantes hautes -fréquences très proches, tout en conservant une non redondance fréquentielle de la représentation [18].

Le dépassement, dans cette optique, de la structure dyadique nécessite l'introduction de nouvelles fonctions de bases, des ondelettes issues de l'ondelette mère non plus simplement par dilatation mais également par des opérations de convolution. Pour une ondelette initiale donnée, il existe alors une multitude de bases possibles. Cependant il est nécessaire, afin de pouvoir sélectionner une base, de disposer d'une organisation exploitable de toutes ces bases potentielles. C'est ce que réalise la décomposition en **paquets d'ondelettes**. Elle offre une librairie d'ondelettes organisées en fonction de leurs propriétés d'analyse et de localisation temps- fréquence, et donc de filtrage passe-bande, selon une architecture d'arbre binaire.

Cette architecture permet alors de mettre en œuvre des algorithmes de recherche de bases adaptées à la fois aux propriétés temps- fréquences souhaitées et au signal analysé, que l'on dénomme classiquement meilleures bases. De plus, cette décomposition présente l'avantage d'être définie et mise en œuvre à partir d'outils théoriques et d'algorithmes développés pour la transformée en ondelettes discrète.

a) Définition.

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, puis à trouver dans cette librairie une suite d'ondelettes qui remplit les deux conditions suivantes : Former une base ; Minimiser une fonction de coût de type entropique.

Autrement dit, on décompose le signal selon une collection de bases, puis on sélectionne les bases qui minimisent une certaine fonction de coût. Cela permet dans certains cas d'augmenter le taux de compression du signal à résultat équivalent.

b) Analyse multi-résolution par TPO

La transformée en paquets d'ondelettes offre une librairie d'ondelettes organisées en fonction de leurs propriétés d'analyse et de localisation temps- fréquence, et donc de filtrage passe-bande, selon une architecture d'arbre binaire [19]. Cette architecture permet alors de mettre en œuvre des algorithmes de recherche de bases adaptées à la fois aux propriétés temps- fréquences souhaitées et au signal analysé, que l'on dénomme classiquement meilleures bases. De plus, cette décomposition présente l'avantage d'être définie et mise en œuvre à partir d'outils théoriques et d'algorithmes développés pour la transformée en ondelettes discrète.

Comparée à la décomposition par la TOD (fig.2.15.a), la TPO fournit une décomposition plus riche (fig.2.15.b), puisque même les signaux de détail issus du filtrage passe-haut sont eux aussi à nouveau décomposés contrairement à la TOD où ils sont laissés de côté à chaque pas. Chaque niveau de décomposition présente ainsi des informations différentes.

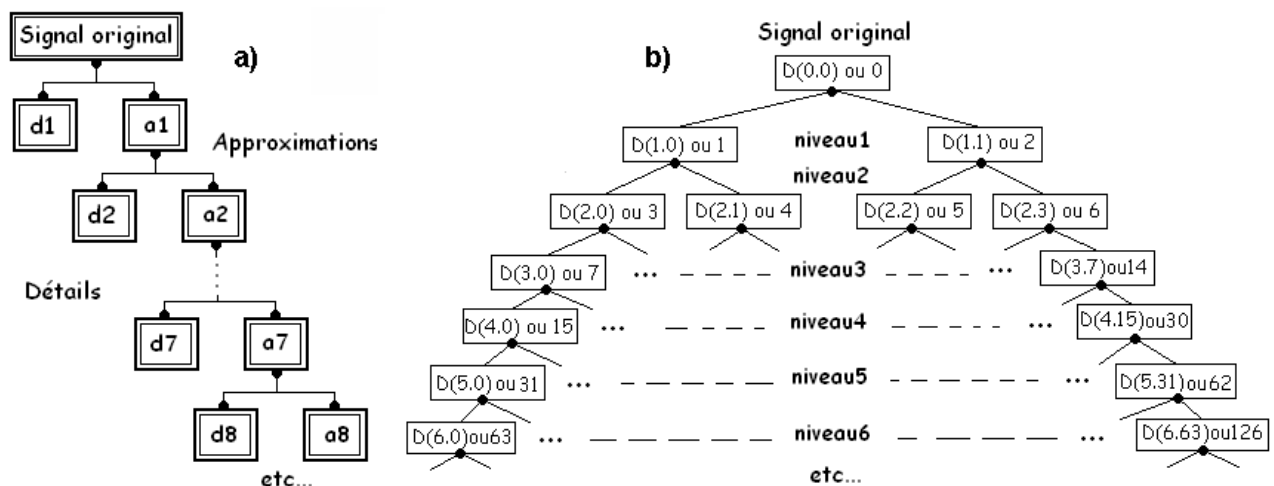


Fig.2.15. L'arbre de décomposition utilisé dans l'analyse des signaux PCG :
a) Analyse multi-résolution par TOD, b) Analyse multi-résolution par TPO.

2.6. Conclusion

La transformée en ondelettes continue sera utilisée et appliquée dans l'analyse des signaux PCG (normaux et pathologiques). La TOC servira à fournir une représentation graphique temps-fréquence des signaux PCG ce qui permettra de localiser de façon précise les différents bruits cardiaques (B1, B2), ainsi que leur composantes internes (aortique, pulmonaire, mitrale et tricuspide). Cette représentation graphique très explicite aidera dans la mesure de durée et l'étendue en fréquence de tous ces bruits et de leurs composantes internes.

Le choix de l'ondelette analysante et de son ordre utilisé dans la représentation temps-fréquence par la TOC sera basé sur une comparaison entre l'application de la transformée en ondelette discrète (TOD) et la transformée en paquets d'ondelettes (TPO) dans l'analyse des signaux phonocardiogrammes (PCG) selon leurs spécificités. Cette analyse est basée sur l'application d'un grand nombre d'ondelettes orthogonales et bi-orthogonales et à chaque fois on mesure la valeur de l'écart moyen (en valeur absolue) entre le signal original et le signal de synthèse obtenu par reconstruction par l'analyse multi résolution.

BIBLIOGRAPHIE

- [1] H Lawatsch F, Boudreaux-Bartels, G.-F., « Linear and quadratic time-frequency signal representations », IEEE Signal Processing Magazine, vol. 9, n°2, April 1992, p. 21–67.
- [2] Cohen L., Time-Frequency Analysis, Prentice Hall, Englewoods Cliffs (NJ), 1995.
- [3] Mallat S., A Wavelet Tour of Signal Processing, Academic Press, New York (NY), 1998.
- [4] Flandrin P., Time-frequency/time-scale analysis, Academic Press, San Diego (CA), 1999.
- [5] Alexandru Isar, Andrei Cubitchi Miranda Nafornta, Algorithmes et techniques de compression, Editura Orizonturi Polithenic, 2002.
- [6] R. Carmona, H.L. Hwang, B. Torrèsani, Practical Time-Frequency Analysis, Academic Press, 1998.
- [7] P. Flandrin, Temps-Fréquence, Hermès, 1993-1998.
- [8] P. Flandrin, Time-Frequency/Time-Scale Analysis, Academic Press, 1999.
- [9] Introduction aux ondelettes (wavelets), Tarik ALANI, Département Informatique ESIEE-Paris.2008.
- [10] J.B. Allen L.R. Rabiner, "A Unified Approach to Short Time Fourier Analysis and Synthesis", Proc. of the IEEE, Vol.65, No.11, November 1977.
- [11] R.A. Altes, "Detection Estimation and Classification with Spectrograms", J. Acoust. Soc. Am., Vol.67, No.4, pp.1232-1246, 1980.
- [12] S.M. Kay, "Modern Spectral Estimation", Prentice Hall, Englewood Cliffs, New Jersey 07632, 1988.
- [13] S.L. Marple, Jr, "Digital Spectral Analysis With Applications", Prentice Hall, Englewood Cliffs, New Jersey 07632, 1987.
- [14] L. Cohen, "Generalized Phase-Space Distribution Functions", J. of Math. Physics, Vol.7, No.5, pp.781-786, May 1966.
- [15] L. Cohen, "Time Frequency Distributions - A Review", Proc. of the IEEE, Vol.77, No.7, July 1989.
- [16] J. Bertrand P. Bertrand, "Affine Time-Frequency Distributions" in "Time Frequency Signal Analysis. Methods and Applications", Editor B. Boashash, Longman Cheshire, 1991
- [17] S. G. Mallat, "A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation", IEEE trans.on pattern anal.and machine intell., Vol. PAMI-11, N°7 (1989) pp 674-693.
- [18] A.Djebbari, SYNTHÈSE DES MÉTHODES D'ANALYSE TEMPORELLE, SPECTRAL ET SPECTRO-TEMPORELLE DU SIGNAL PHONOCARDIOGRAMME PCG, Département d'électronique, Faculté des Sciences de l'Ingénieur, Université A.B.Bekr Belkaid, Tlemcen (Algérie), Thèse de magister, Octobre1999.
- [19] A. Isar, A. Cubitchi, M. Nafornta, Algorithmes et techniques de compression, Editura ORIZONTURI POLITEHNICE, 2002.

CHAPITRE 3

Caractéristiques spectro-temporelles des composantes internes des bruits cardiaques par application des transformées d'ondelettes

3.1. Introduction.....	43
3.2. État de l'art.....	44
3.3. Principe de la méthode.....	45
3.3.1. Choix de l'ondelette analysante.....	45
3.3.2. Comparaison de l'application de la TOD et la TPO dans l'analyse des signaux PCG.....	48
a) Application des ondelettes analysantes « db10 », « sym7 », «coif2 » et « bior3.1 »	49
3.3.3. Variation de l'erreur par application de la TOD et la TPO	49
3.4. Résultats et discussion.....	53
3.4.1 Analyse du signal PCG d'un cas normal par application de la TOC.....	53
3.4.2 Analyse du signal PCG d'un cas pathologique par la TOC	57
a) Dédoublage du premier bruit cardiaque	57
b) Dédoublage du deuxième bruit cardiaque.....	58
3.5 Conclusion.....	66
BIBLIOGRAPHIE	67

CHAPITRE 3

Caractéristiques spectro-temporelles des composantes internes des bruits cardiaques par application des transformées d'ondelettes

3.1. Introduction.

L'analyse des signaux phonocardiogrammes par la transformée d'ondelettes est une analyse très importante concernant notre étude et elle nous aide à mieux situer les gammes de fréquence des bruits cardiaques B1 et B2 ainsi que leur composantes internes et avoir une vue d'ensemble de la réponse spectro-temporelle.

Le problème rencontré lors de l'identification du split de B1 ou B2 (split : délai temporel entre les composantes internes) apparaît quand ces derniers sont immergés dans un souffle cardiaque donc absence de possibilité de discerner les bruits, sans avoir besoin d'un filtre numérique. Un filtre peut fausser l'information de base : le souffle ou le click peut contenir des fréquences qui se superposent aux fréquences d'un bruit cardiaque (fig.3.1).

Une analyse du contenu fréquentielle des composantes internes des bruits cardiaques et de leurs durées nous donnera forcément une information très précieuse sur la sévérité pathologique de chaque cas analysé.

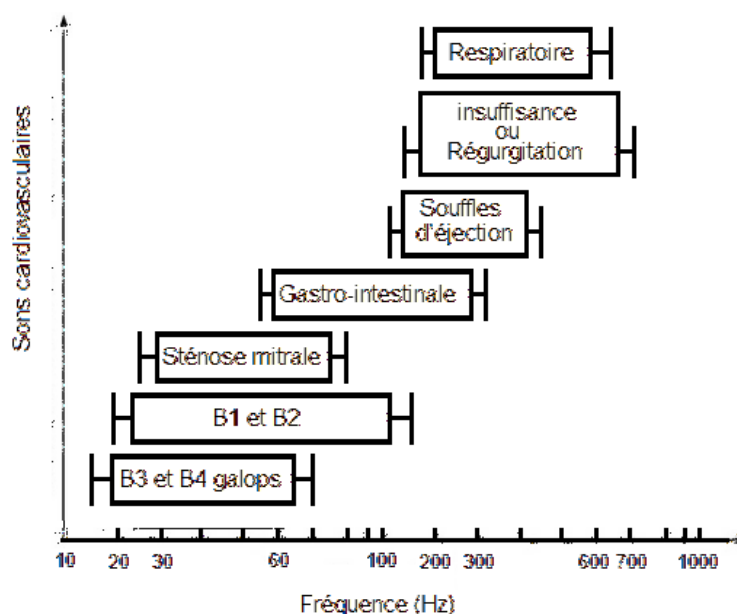


Fig.3.1. Caractéristiques fréquentielles de quelques sons cardiovasculaires [1].

3.2. État de l'art

L'analyse des composantes internes du bruit B1 et B2 par la transformée de Fourier standard (FFT) peut être utilisée pour ne donner que des informations sur le contenu fréquentiel des bruits du signal cardiaque étudié ainsi que de leurs composantes internes. La FFT est surtout incapable de fournir des indications concernant l'évolution temporelle du signal analysé si le critère de stationnarité est violé [2] (cas de signaux non-stationnaires (signal PCG)).

Le signal phonocardiogramme représentant l'évolution temporelle des bruits cardiaques est considéré, comme beaucoup d'autres signaux en biomédical, comme étant un signal non-stationnaire. Pour comprendre efficacement des tels signaux il est important d'étudier leurs caractéristiques temps-fréquence.

La TFCT (Transformée de Fourier à Court-terme) en tant que méthode d'analyse temps-fréquence peut être appliquée. Celle-ci consiste à faire coulisser une fenêtre d'analyse le long du signal étudié mais 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 [2].

La distribution de Wigner-ville (WVD) qui joue un rôle crucial dans l'analyse temps fréquence répond de façon favorable à l'amélioration de cette analyse, cependant elle reste toutefois limitée par le problème des termes inter-fréquentiels qui réduisent généralement la lisibilité d'un diagramme temps-fréquence et qu'il est en ce sens souhaitable de s'en débarrasser [2] ce qui se traduit pratiquement par un manque remarquable de séparation des composantes internes des bruits B1 et B2. D'ailleurs la méthode de Wigner ville est spécialisée dans l'analyse spectro-temporelle des signaux mono-composante [3].

La transformée d'ondelettes reste ainsi très indiquée pour l'analyse des composantes internes des bruits cardiaques. Cette technique a montré son efficacité dans l'analyse temps-fréquence due à sa fenêtre d'analyse de dimensions souple et adaptative ce qui lui permet d'avoir une bonne résolution temporelle pour les composantes hautes fréquences et une résolution fréquentielle pour les composantes basses fréquences [2], [4], [5].

La représentation temps-échelle des bruits cardiaques B1 et B2 a été abordée par différents chercheurs [6, 7, 8, 9], mais rarement pour leurs composantes internes (M1, T1, A2 et P2). L'essentiel de ces travaux utilisaient la transformée en ondelettes continue (TOC) pour obtenir une représentation graphique à trois dimension (temps-échelle-amplitude) des signaux PCG. Les résultats de ces travaux portaient essentiellement sur la comparaison du contenu fréquentiel du bruit B2 avec B1 en démontrant la teneur plus fréquentielle du bruit B2 par rapport au bruit B1 ; résultat qui était assez délicat de trouver avec les autres méthodes temps-fréquence (TFCT ou Wigner). La comparaison de différentes méthodes d'analyse (FFT, TFCT, la distribution de Wigner et la transformée d'ondelettes) a été aussi pris en considération dans l'étude des bruits cardiaques [7], [8] 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 [9].

Notre but sera de situer les différentes composantes internes dans les bruits cardiaques par une représentation temps fréquence basée sur la transformée d'ondelettes continue.

La transformée d'ondelettes nous permettra ainsi de situer les composantes internes dans le bruit lui-même et savoir quelle composante précède l'autre est une information qui est très importante pour le diagnostic d'une valvulopathie (réf chapitre1).

3.3 Principe de la méthode

En utilisant la fonction « wscalogram » de Matlab, il est possible de calculer le scalogramme qui représente le pourcentage d'énergie de chaque coefficient de la matrice des coefficients d'ondelettes continues. La syntaxe de cette fonction est la suivante :

$$SC = wscalogram(TYPEPLOT,COEFS) ;$$

Où « TYPEPLOT » est la représentation graphique du scalogramme et « COFS » est la matrice des coefficients d'ondelettes continues donnée par la syntaxe suivants :

$$COEFS = cwt(x,scales,'wname') ;$$

Où « x » est le signal à analysé, « scales » est l'échelle de la fréquence caractéristique de l'ondelette analysante et « wname » est le nom de l'ondelette analysante utilisée.

3.3.1. Choix de l'ondelette analysante [10]

L'analyse du choix de l'ondelette analysante (ondelette mère) sera effectuée sur la base d'un test de plusieurs ondelettes analysantes. Ceci se fera sur l'étude de l'erreur entre le signal original (signal d'un cas normal à l'état brut) et le signal de synthèse (signal après reconstruction), La décomposition du signal PCG d'origine se fait sur sept niveaux et c'est le septième détail de décomposition (d7) présentant les meilleures informations qui est considéré comme signal de synthèse [11]. Dans ce sens, un paramètre d'erreur caractérise la reconstruction (ou synthèse). L'erreur qui sera calculée à chaque fois dans la suite de l'analyse est donnée par l'expression suivante :

$$\varepsilon_{ermoy} = \frac{\sum_{i=0}^N |S_{0i} - S_{ri}|}{N} \quad (3.1)$$

Avec S_0 : Signal original ;

S_{0i} : Échantillon de S_0 ;

S_r : Signal de synthèse ;

S_{ri} : Échantillon de S_r .

L'ondelette analysante choisie sera celle qui présentera la plus faible erreur de reconstruction en respectant les particularités du signal PCG normal (bruits B1 et B2, composantes M1, T1, A2 et P2.). Ceci permettra d'établir, une fois l'ondelette analysante optimale trouvée, une distinction très facile des bruits et des différents souffles. Le paramètre conjugué ε_{ermoy} aux caractéristiques propres du signal PCG (sujet sain) permettra de choisir, pour d'ultérieures analyses (comme on le verra un peu plus loin, paragraphe suivant), le type d'ondelette adéquate qui répondra à nos besoins. Nous appliquerons l'algorithme d'analyse multi résolution (AM) de Mallat en employant l'ondelette analysante pour différents ordres (N). N représente le nombre de moments nuls de l'ondelette. Les ondelettes analysantes utilisées sont présentées dans le Tableau.3.1.

Les deux versions d'analyse multi-résolution (AM) la TOD et la TPO seront utilisées dans l'analyse d'un signal PCG (cas sain). Plusieurs ordres de l'ondelette analysante orthogonales et bi-orthogonales seront appliqués (tab.3.2) (Annexe.5).

Ondelettes orthogonales	Ondelettes biorthogonales
Daubechies (db) Symelet (sym) Coiflet (coif)	Biorthogonale (bior) Biorthogonale réversible (rbior)

Tab.3.1. Ondelettes utilisées dans l'analyse.

a)	db3	db4	db5	db6	db7	db8	db9	db10	db11	db12	db13
TOD	1.9381	1.9385	1.9390	1.9387	<u>1.9370</u>	1.9408	1.9426	1.9408	1.9398	1.9428	1.9441
TPO	1.9973	1.9940	1.9938	1.9949	1.9980	1.9976	1.9974	<u>1.9926</u>	1.9935	1.9980	2.0030
b)	sym3	sym4	sym5	sym6	sym7	sym8	sym9	sym10	sym11		
TOD	1.9365	1.9354	1.9370	1.9358	<u>1.9354</u>	1.9377	1.9410	1.9380	1.9401		
TPO	1.9900	1.9961	1.9975	1.9974	<u>1.9955</u>	1.9991	2.0018	2.0035	2.0086		
c)	coif1	coif2	coif3	coif4	coif5						
TOD	1.9412	1.9391	1.9368	1.9325	<u>1.9225</u>						
TPO	1.9977	<u>1.9930</u>	2.0049	2.0051	2.0080						
d)	bior1.1	bior1.3	bior1.5	bior2.2	bior2.6	bior2.8	bior3.1	bior3.3	bior3.5	bior3.7	bior3.9
TOD	<u>1.9160</u>	1.9237	1.9280	1.9569	1.9342	1.9346	2.0250	2.0120	1.9621	1.9501	1.9410
TPO	1.9996	1.9975	1.9970	1.9974	1.9971	2.0046	<u>1.9854</u>	2.009	2.0074	2.0090	2.0185
e)	rbio1.1	rbio1.3	rbio1.5	rbio2.2	rbio2.6	rbio2.8	rbio3.1	rbio3.3	rbio3.5	rbio3.7	rbio3.9
TOD	<u>1.9260</u>	1.9420	1.9550	1.9275	1.9323	1.9351	2.040	1.9375	1.9321	1.9345	1.9341
TPO	2.0008	1.9977	1.9976	1.9975	1.9974	2.0025	1.9980	1.9974	<u>1.9970</u>	1.9980	2.0051

Tab.3.2. Erreur moyenne calculée sur cinq cycles du signal PCG (sujet sain) pour différents ordres des ondelettes : Orthogonales : a) Daubechies (db), b) Symelet (sym), c) coiflet (coif) ; Bi-orthogonales : e) bi-orthogonales (bior), f) bi-orthogonales réversibles (rbio).

Familles d'ondelettes	Ondelettes convenables	
Ondelettes orthogonales	AM avec TOD	AM avec TPO
Daubechies	db7	db10
Symelet	sym7	sym7
Coiflet	coif5	coif2
Ondelettes bi-orthogonales		
Bi-orthogonale	bior1.1	bior3.1
Bi-orthogonale réversible	rbio1.1	rbio3.5

Tab.3.3. Choix d'ondelettes sur la base du calcul de l'erreur minimale moyenne de reconstruction sur cinq cycles du signal PCG (sujet sain).

A partir des résultats présentés dans le tableau.3.2, on dresse le tableau.3.3 qui regroupe les meilleurs résultats obtenus pour les familles d'ondelettes étudiées.

Si le calcul de l'erreur moyenne ϵ_{ermoy} est important pour procéder au choix de la meilleure ondelette analysante à appliquer dans l'analyse des signaux PCG, les caractéristiques propres du signal PCG sont aussi importantes ici pour distinguer laquelle des ondelettes du tableau.3.3 peut être utilisée de façon convenable pour les deux types d'analyse multi-résolution (TOD et TPO). La distinction claire et nette des deux composantes internes M1 et T1 du bruit B1 ainsi que les composantes internes A2 et P2 du bruit B2 est l'une des caractéristiques les plus importantes à mettre en relief lors du choix de l'ondelette analysante optimale recherchée.

La figure.3.2 représente l'analyse multi-résolution faite par la TOD et la TPO du même cycle du signal PCG (sujet sain) respectivement par « db7 et db10 », « sym7 », « coif5 et coif2 », « bior1.1 et bior3.1 » et « rbio1.1 et rbio3.5 ».

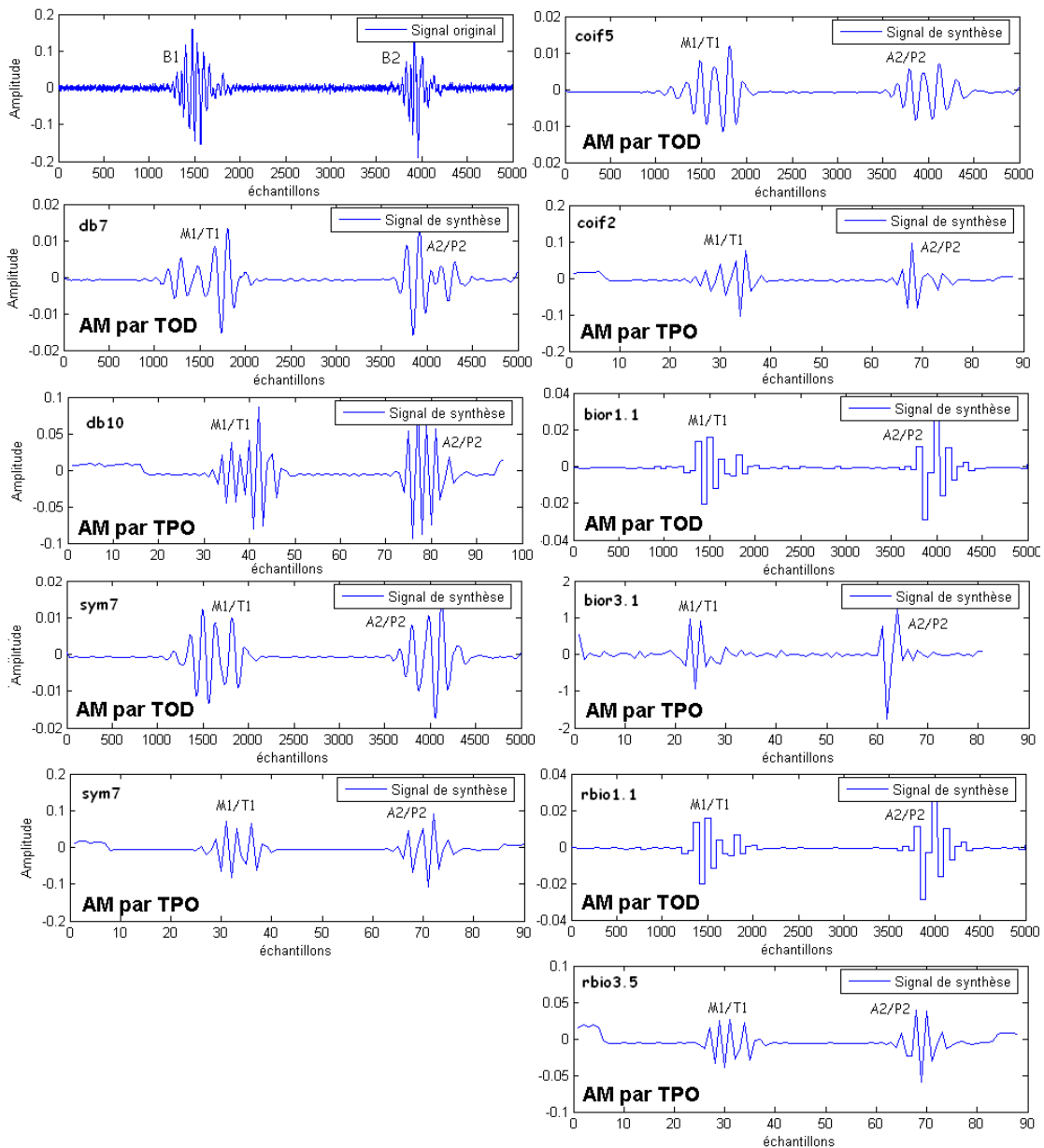


Fig.3.2. Analyse multi-résolution par la TOD et TPO d'un cycle PCG (sujet sain) avec les ondelettes analysantes « db7 et db10 », « sym7 », « coif5 et coif2 », « bior1.1 et bior3.1 » et « rbio1.1 et rbio3.5 ».

L'observation de cette figure permet de constater que l'ondelette « db7 » peut être considérée comme étant l'ondelette adéquate dans l'analyse multi-résolution représentée par la TOD car elle fait apparaître clairement et sans équivoque les deux composantes principales du bruit B1 (M1/T1) et celles du bruit B2 (A2/P2). Tandis que pour l'analyse multi-résolution représentée par la TPO, l'ondelette « db10 » est celle qui permet de mettre en relief les composantes internes du bruit B1 (M1/T1) et celles du bruit B2 (A2/P2). On remarque aussi que même les ondelettes « sym7 », « coif2 » et « bior3.1 » peuvent nous donner des résultats assez intéressants, mais il est judicieux de voir leur application sur d'autres signaux PCG pathologiques.

Dans une deuxième partie de cette analyse, on se proposera de traiter les différents signaux PCG (normaux et pathologique) par les deux versions de la transformée d'ondelette : la TOD et la TPO, et de faire une comparaison entre elles afin de voir laquelle permet de mieux faire ressortir les informations les plus intéressantes et les plus importantes.

3.3.2. Comparaison de l'application de la TOD et la TPO dans l'analyse des signaux PCG [10]

La comparaison de l'application de la TOD et de la TPO dans l'analyse des signaux phonocardiogrammes normaux et pathologique (N, IM, CO, ASD, LS, ES, PAS et OS) est faite pour différentes ondelettes analysantes (Tab.3.3).

Nous nous intéresserons ici seulement à l'approximation « A6 » car expérimentalement elle fait mieux représenter les bruits cardiaques B1 et B2 et leurs composantes internes respectives (M1, T1) et (A2, P2) de façon très claire. En plus, nous procéderons au calcul de l'erreur existante entre le signal PCG d'origine et le signal représenté par la sixième approximation « A6 ». (On ne peut pas faire une comparaison entre deux détails (d7 par exemple) car la notion des coefficients et des détails pour la méthode des paquets d'ondelettes diffère de celle de la transformée en ondelette discrètes).

a) Application de l'ondelette analysante « db7 »

De par son caractère spécifique, l'analyse multi-résolution est considérée comme étant un enchaînement successif du processus de filtrage, ce qui la différencie de tout autre processus de filtrage ou d'analyse. De ce fait, l'application de « db7 » dans l'analyse de divers signaux PCG pathologiques permettra de mettre en exergue les bruits et leurs composantes internes possédant une plage de fréquences en accord avec celle de l'ondelette « db7 ». Ainsi toute diminution ou disparition d'un des bruits ou une de leurs composantes internes signifiera tout simplement un changement du contenu fréquentiel du bruit (ou de la composante) dû à la pathologie du signal PCG analysé. Par contre si les bruits (B1 ou B2) apparaissent sans aucun changement après traitement, cela signifiera forcément que les caractéristiques fréquentielles de ces bruits n'ont pas été affectées par la pathologie en question.

L'ondelette « db7 », après analyse, apparaît comme étant l'ondelette la plus appropriée pour l'analyse multi-résolution des signaux PCG. Les oscillations de cette dernière, vu son allure, se rapprochent même de la morphologie des bruits cardiaques, ce qui est aussi un indice non négligeable.

b) Application des ondelettes analysantes « db10 », « sym7 », « coif2 » et « bior3.1 ».

D'après l'analyse multi-résolution par la transformée en paquets d'ondelettes (TPO), les ondelettes « db10 », « sym7 », « coif2 » et « bior3.1 » représentaient les meilleurs résultats, donc il est important de voir une analyse des signaux PCG par ces ondelettes.

Les ondelettes analysante « sym7 » et « coif2 » présentent elles aussi des résultats satisfaisants, puisque elles donnent un bon filtrage des souffles systoliques et des clicks. On peut préciser ici que l'analyse avec l'ondelette « coif2 » lors de l'application de la TOD et la TPO donne des approximations plus accentuées qu'avec l'application de la TOD et la TPO basée sur les ondelettes précédentes. Ainsi la comparaison des différentes erreurs entre le signal PCG et l'approximation (A6) dans l'analyse des signaux PCG avec la TOD et la TPO sera très important. (Comparaison basée sur la variation entre l'erreur fournie par la TOD et l'erreur fournie par la TPO).

3.3.3. Variation de l'erreur par application de la TOD et la TPO

L'erreur de reconstruction, apparaît donc comme un paramètre très important à prendre en considération dans la comparaison entre les deux versions de la transformée en ondelettes dans l'analyse et éventuellement la classification des signaux PCG vu sa particularité à préconiser par l'intermédiaire de sa valeur mesurée l'importance des souffles aux niveaux des signaux PCG. La figure.3.3 fournit des informations sur l'erreur entre le signal PCG d'origine et l'approximation (A6), concernant les deux applications de la TOD et la TPO sur les signaux PCG pour différentes ondelettes analysantes.

Les valeurs de l'erreur moyenne données par « db7 » permettent de s'apercevoir que les valeurs obtenues par l'application de la TOD sont inférieures à celles obtenues par la TPO. Pour les deux applications (TOD et TPO), nous remarquons que les signaux PCG (N, IM et CO) qui n'ont pas des souffles surajoutés, ont les valeurs d'erreur les plus réduites. Cette remarque s'applique aussi pour le signal PCG (ASD) car il a un souffle systolique qui présente un contenu fréquentiel proche de celui des bruits B1 et B2, donc un filtrage pas tout à fait parfait de ce dernier. Par contre, les signaux PCG (LS, ES, PAS et OS) qui présentent eux des souffles et des clicks avec un contenu fréquentiel très différent de celui des bruits B1 et B2, présente une erreur plus grande. Cette erreur augmente en fonction de l'importance du souffle ou du click. La remarque importante que l'on peut faire également c'est que l'erreur est plus importante lors de l'application de la TPO que pendant celle de la TOD. Ceci est expliqué par un filtrage plus accru par la TPO que la TOD. En comparant les figures présentant les approximations (A6) obtenues par TOD et la TPO, nous remarquons que celles obtenus par la TPO fournissent des signaux d'allure moins lisses donc plus accentuée que celle obtenues par la TOD. L'ondelette « db10 » reflète les meilleurs résultats pour la TPO, puisque la variation de l'erreur lors de l'application de la TOD et la TPO a diminué, elle est presque la même pour les signaux PCG (N, IM, CO et ASD). Ce changement est dû à l'augmentation de l'erreur de la TOD et la diminution de l'erreur de la TPO, lorsqu'on passe de l'ondelette analysante « db7 » à l'ondelette analysante « db10 ». On remarque très bien dans cette figure que l'erreur moyenne calculée durant trois cycles entre le signal d'origine et la sixième approximation (A6) lors de l'application de la TPO a diminuée, tandis que l'erreur représentée par la TOD a augmenté. Les mêmes observations faites pour les ondelettes précédentes sont repris lors de l'analyse de « sym7 » et « coif2 », sauf qu'ici on observe que

l'erreur calculée lors de l'application de la TPO a augmenté par rapport à l'analyse multirésolution avec « db10 » pour les signaux PCG (LS, ES, PAS et OS). On peut ajouter que l'ondelette analysante « sym7 » ne donne pas les mêmes résultats au niveau de l'analyse de ces signaux. Par l'application de la TOD et la TPO sur les signaux PCG (N, IM, CO et ASD) qui n'ont pas de souffles surajoutés, l'erreur de reconstruction est restée pratiquement la même pour les ondelettes analysantes « db10 », « sym7 » et « coif2 ». L'application de l'ondelette « bior3.1 » révèle que, l'erreur moyenne est plus importante si l'analyse multirésolution est faite avec la TOD et elle est plus réduite si l'analyse multirésolution est faite avec la TPO. Ainsi les valeurs obtenues par l'ondelette « bior3.1 » confirment ces changements, l'erreur importante trouvée par la TOD lors de l'application de l'ondelette « bior3.1 » sur le signal PCG (N) influe même sur les signaux PCG (IM, CO et ASD), mais pas sur les signaux PCG (LS, ES, PAS et OS) qui présentent un souffle ou un click.

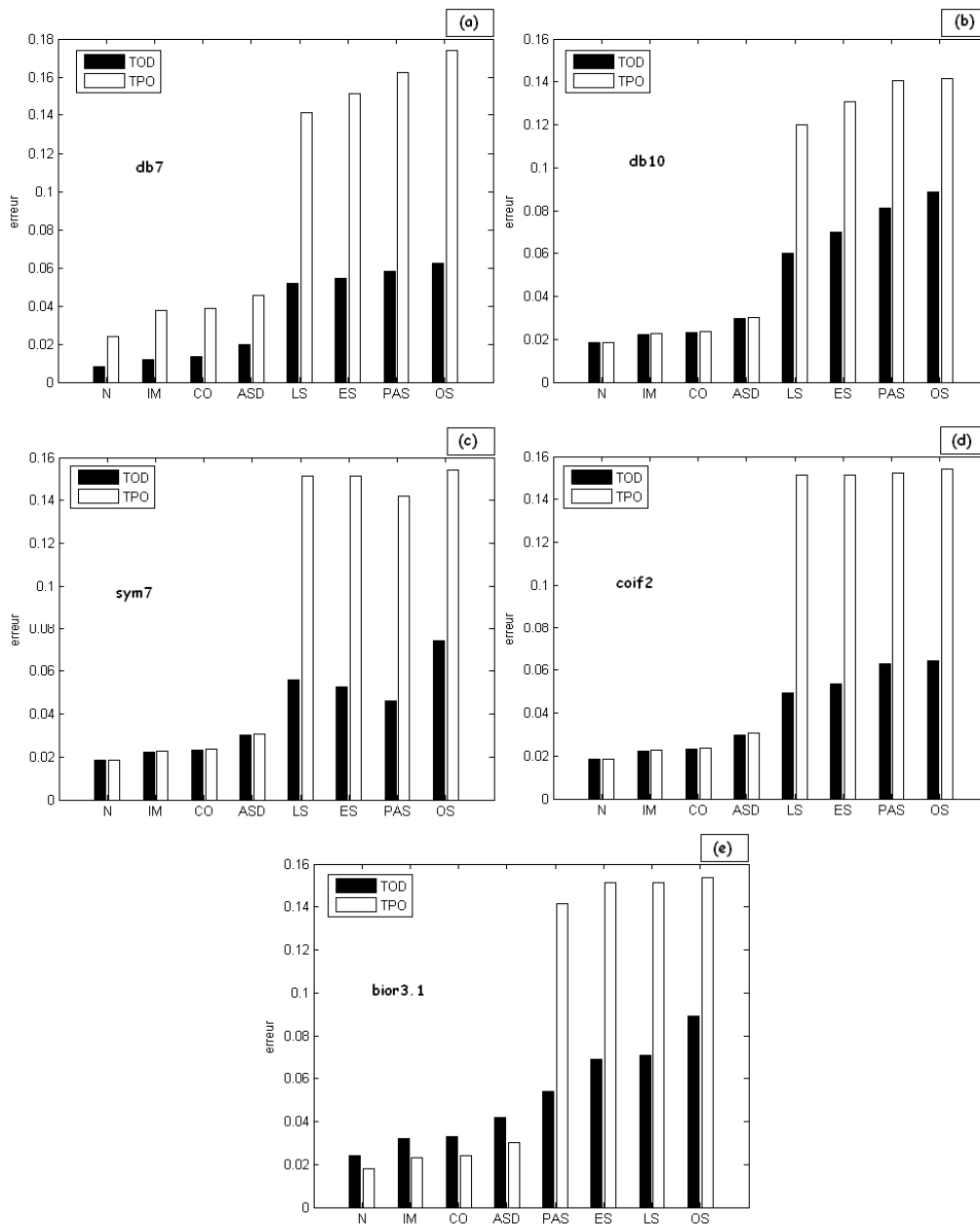


Fig.3.3. Variation de l'erreur moyenne de reconstruction calculée sur trois cycles entre le signal d'origine et la sixième approximation (A6) pour les différents signaux PCG utilisés lors de l'application de la TOD et la TPO, l'analyse multirésolution est représentée par les ondelettes : db7, db10, sym7, coif2, et bior3.1.

Selon les mesures effectuées, la TOD paraît toujours plus apte d'être utilisée si on veut procéder à un filtrage des souffles sans trop distordre les bruits B1 et B2 car elle présente toujours l'erreur la plus réduite. La TPO affecte la morphologie des composantes internes beaucoup plus que la TOD, ce qui est confirmé par une erreur plus importante entre le signal original et le signal de synthèse.

Par contre, si on veut procéder à un filtrage à base de la TPO il est judicieux de choisir l'ondelette analysante « db10 » plutôt que l'ondelette analysante « db7 » pour réduire l'erreur de reconstruction et ne pas trop distordre les bruits B1 et B2 [11]. Ceci permettra, une fois l'ondelette analysante db7 utilisée une distinction très facile des bruits, des composantes internes et des différents souffles cardiaques utilisant la TOD.

Il s'est avéré que l'ondelette « db7 », après analyse, apparaissant comme étant celle qui est la plus appropriée pour l'analyse des signaux PCG ;

wname = db7 ;

Avant d'appliquer l'algorithme de la TOC, les données (signal PCG) sont filtré avec un filtre passe-bande Butterworth si on veut séparer les composantes de bruit au-dessus de 20Hz et en dessous 200Hz (fig.3.1) [12]. Ceci est réalisé avec Matlab par les commandes suivantes :

```
[a,b]= butter(2,[20 200] *2/fs);
D = filtfilt(a,b,D);
```

Où f_s est la fréquence d'échantillonnage, « D » le signal filtré, et a, b sont des coefficients du filtre.

Les coefficients générés sont ensuite mis à l'échelle en outre, et tracés en courbe de niveau, en utilisant la fonction contour de Matlab :

```
contour(Time,freq,coefs);
```

Ainsi on peut avoir trois représentations différentes de la transformée d'ondelettes continue, une avec le pourcentage d'énergie de chaque coefficient, une autre qu'avec les coefficients et une dernière avec l'application du filtre. La figure suivante montre la puissance de la méthode utilisée dans la localisation des bruits cardiaques B1, B2 et le souffle systolique.

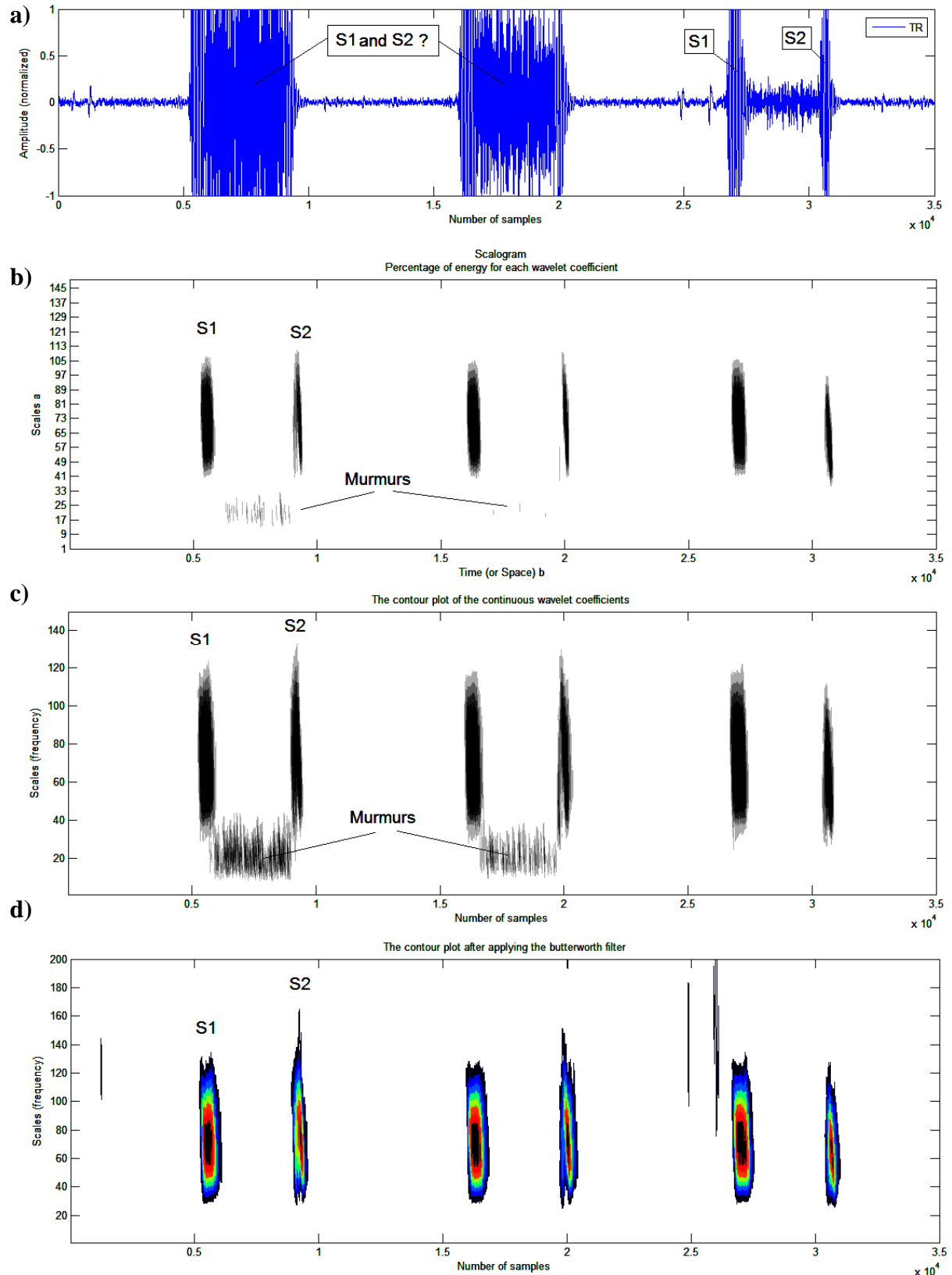


Fig.3.4. Analyse par la transformée continue d'ondelettes du signal PCG « TR » : a) signal PCG TR, b) Scalogramme du pourcentage d'énergie de chaque coefficient de l'ondelette continue, c) tracés en courbe de niveau, en utilisant la fonction contour, d) tracés en courbe de niveau, en utilisant la fonction contour après application du filtre de Butterworth.

La figure.3.4.a montre que le souffle systolique dans le signal PCG « TR » couvre les deux bruits cardiaque B1 et B2, une simple analyse par application de la TOC permet de localiser et de situer les deux bruits cardiaques ainsi que le souffle systolique (fig.3.4.b et 3.4.c). L'application de la TOC permet aussi de donner des renseignements sur le délai temporel et l'étendue fréquentielle en même temps des différentes composantes du signal PCG. On remarque bien que la durée des souffles systoliques est supérieure à celle des bruits cardiaques B1 et B2, par contre leurs étendue fréquentielle et bien important de celle du souffle systolique.

En se référant au chapitre 1 il apparaît que des deux composantes de B2 d'un cas normal, A2 est normalement la plus forte (contenu fréquentiel élevée) avec une durée inférieure par rapport à P2, reflétant la pression élevée dans l'aorte. On l'entend dans toute l'aire précordiale. À l'opposé, P2 est relativement douce (contenu fréquentiel moins important) avec une durée supérieur à celle de A2, reflétant la pression la plus faible de l'artère pulmonaire. Elle est mieux entendue dans son aire propre, la partie juxta sternale des 2^e et 3^e espaces intercostaux gauches. C'est là qu'on doit chercher le dédoublement de B2.

Le premier bruit, B1, a également deux composantes, un bruit précoce mitral, l'autre plus tardif, tricuspide. Le bruit mitral, sa composante principale, est bien plus fort, reflétant de même les pressions élevées dans le côté gauche du cœur. On peut l'entendre sur toute l'aire précordiale et il est maximal à la pointe du cœur. La composante tricuspide, plus douce, est entendue à son maximum à la partie inférieure du bord gauche du sternum, et c'est là qu'on peut entendre un dédoublement de B1. La composante mitrale, plus précoce et plus forte, peut cependant masquer le bruit tricuspide, et le dédoublement n'est pas toujours décelable.

Une analyse plus poussée dans ce sens par la transformée en ondelettes continue est en premier appliquée au signal phonocardiogramme d'un sujet sain et cette analyse nous permettra dès lors de situer les composantes internes des bruits cardiaques.

3.4 Résultats et discussion

3.4.1 Analyse du signal PCG d'un cas normal par application de la TOC

Un cycle cardiaque du signal Phonocardiographique d'un sujet sain est représenté par la figure.3.5. Les figures.3.5.b, 3.5.c et 3.5.d montrent le résultat de l'analyse de ce cycle cardiaque par la TOC. Les deux bruits cardiaques (B1 et B2) sont clairement visibles (pour les trois représentations). L'un est situé aux environs de 500 échantillons, l'autre aux environs de 3000 échantillons ; ils sont ainsi distants d'environ 2500 échantillons correspondant à un décalage temporel de 0.35 s.

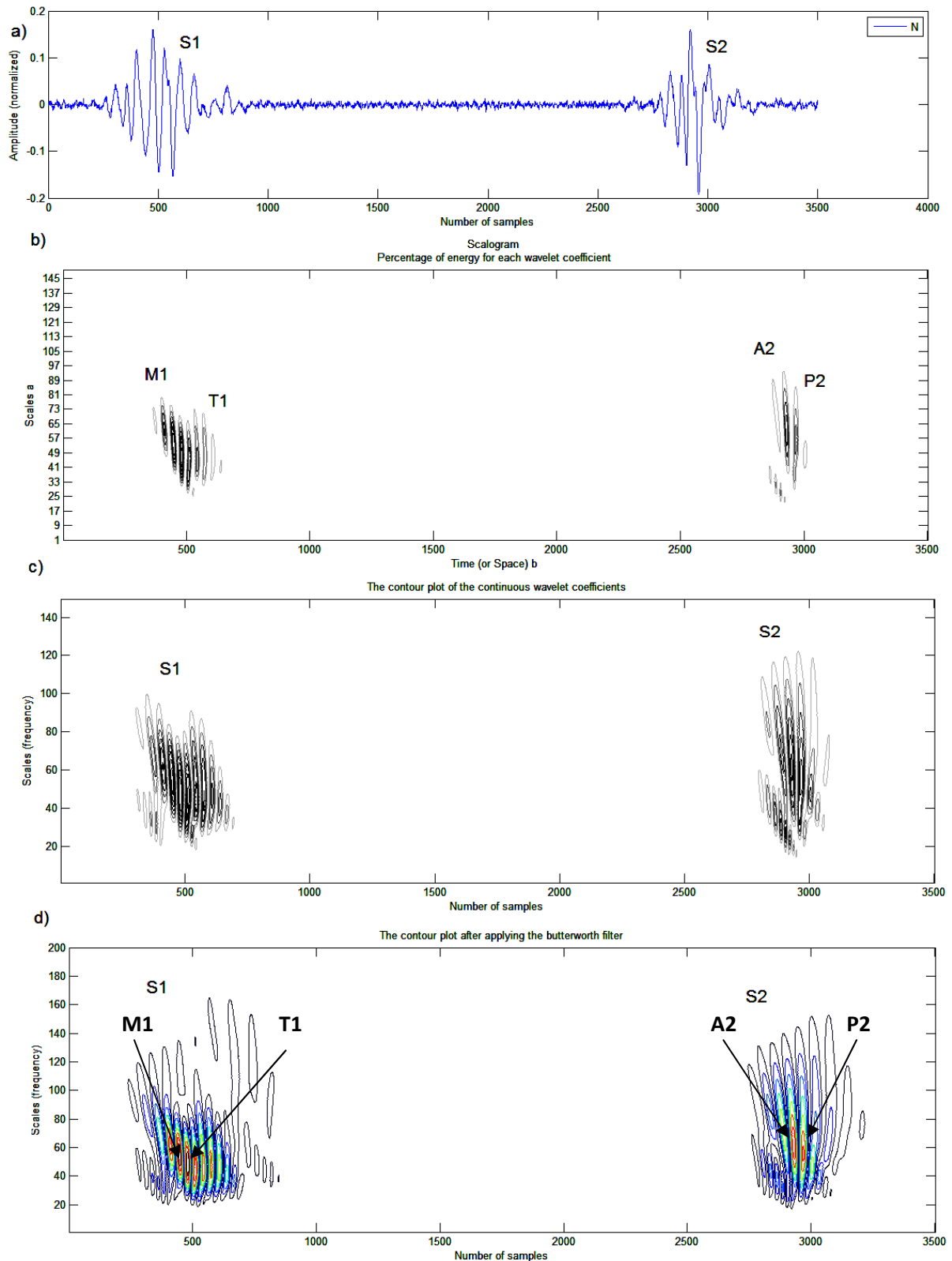


Fig.3.5. Analyse par la transformée en ondelettes continue d'un signal PCG Normal : a) Signal PCG normal, b) Scalogramme du pourcentage d'énergie de chaque coefficient de l'ondelette continue, c) tracés en courbe de niveau, en utilisant la fonction contour, d) tracés en courbe de niveau, en utilisant la fonction contour après application du filtre de Butterworth.

La représentation du pourcentage d'énergie de chaque coefficient de l'ondelette continue (Scalogramme), donne une très bonne appréciation des composantes internes des deux bruits cardiaques. Cette dernière met bien en évidence le changement du contenu fréquentiel de chaque composante interne, ainsi une analyse par la TOC est appliquée pour chaque bruit cardiaque. Les transformées continues d'ondelette des bruits B1 et B2 sont représentées par la figure.3.6.

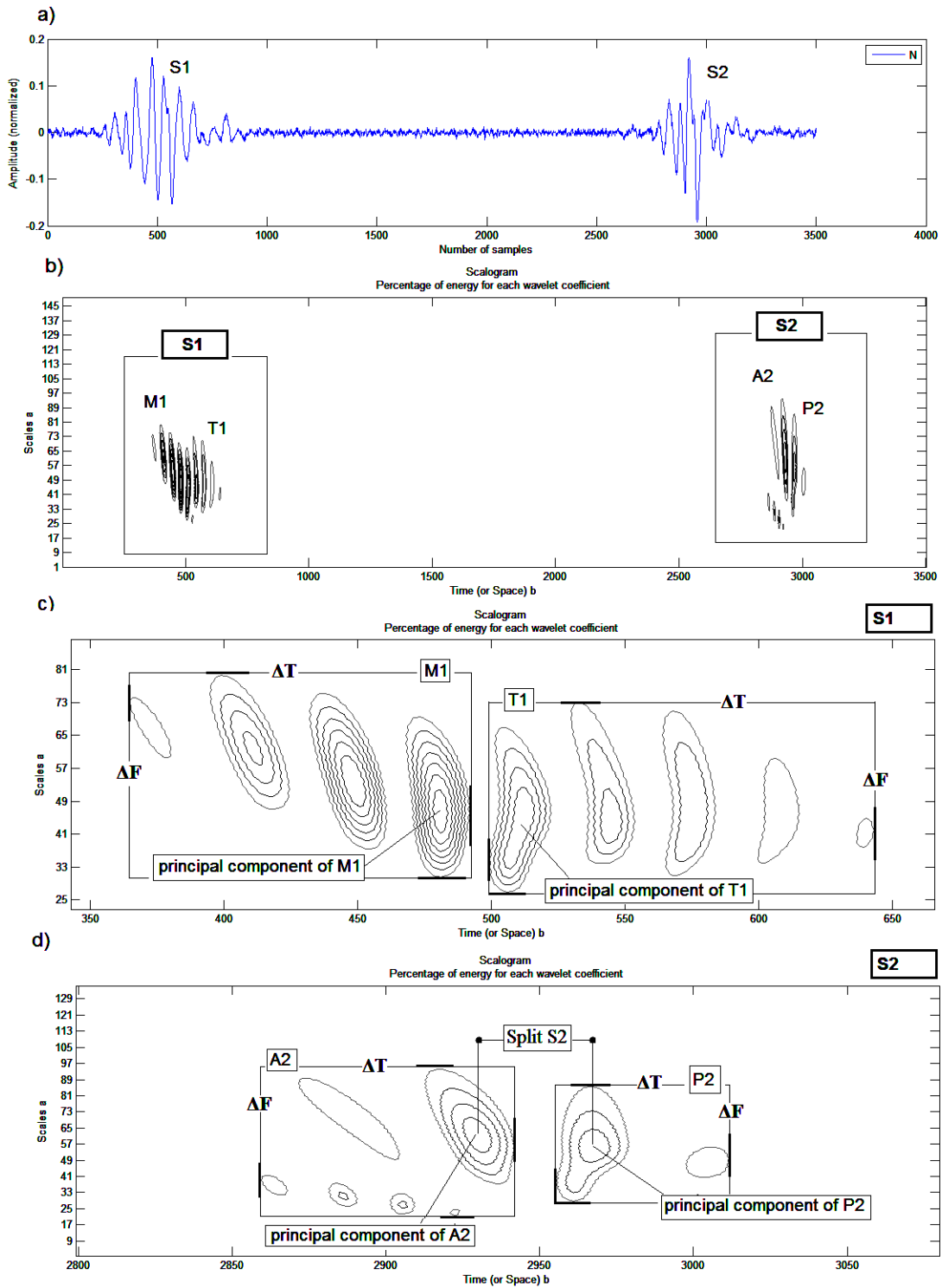


Fig.3.6. Analyse par la transformée en ondelettes continue d'un signal PCG Normal (a) : Scalogramme du pourcentage d'énergie de chaque coefficient de l'ondelette continue : b) D'un cycle cardiaque normal, c) Du bruit cardiaque B1, d) Du bruit cardiaque B2.

Comme illustré par la figure.3.6 le bruit B2 montre un contenu fréquentiel plus élevé que celui du bruit B1 (un Δf de 48 Hz pour B1 et 80 Hz pour B2). Par contre la durée de B2 est inférieure à celle de B1 (un Δt de 35 ms pour B1 et de 15 ms pour B2). (Δf et Δt représentent des valeurs normalisées).

Sur la figure.3.6.c nous pouvons voir que la réponse spectrale du bruit B1 est clairement résolue en temps par plusieurs composantes dont deux principales (M1, T1).

La composante mitrale présente un contenu fréquentiel important par rapport à la composante tricuspide (un Δf de 53 Hz pour M1 et 45 Hz pour T1), il faut ajouter aussi que M1 présente une bande fréquentielle supérieure à T1 (M1 [de 30Hz à 83Hz], T1 [de 28Hz à 73Hz]). La composante mitrale présente une durée inférieure par rapport à la composante tricuspide (un Δt de 13 ms pour M1 et de 22 ms pour T1).

Le spectre du bruit B2 par contre est résolu en temps avec moins de composantes par rapport à B1 dont deux composantes principales (A2 et P2), (fig.3.6.d). Avec un contenu fréquentiel allons de 18Hz à 98Hz ($\Delta f=80$ Hz) pour A2 et de 25Hz à 89Hz ($\Delta f=64$) pour P2, les composantes internes du bruit B2 présentent les contenus fréquentsiels les plus important par rapport à celle du bruit cardiaque B1 (M1 et T1). La durée de P2 est inférieure à celle de A2 (un Δt de 10 ms pour A2 et de 6 ms pour P2).

Le délai temporel entre les composantes internes A2 et P2 du bruit B2 peut être facilement mesuré à partir du résultat de la figure 3.6.d. Ce délai mesuré est estimé à environs 6ms; il est inférieur à 30ms [13] comme prévisible pour tout signal PCG d'un sujet sain. Dans des conditions pathologiques la valeur de ce délai peut être supérieure à 30ms ce qui donnera un premier indice de pathologie. En outre l'ordre des composantes A2 et de P2 peut être inversé ce qui donnera un indice supplémentaire aux spécialistes, ces composantes (A2 et P2) pouvant être repérées facilement au moyen de leur étendue fréquentielle (A2 étant plus riche en fréquence que P2). La transformée continue d'ondelette peut ainsi fournir de précieux renseignements sur ces composantes A2 et P2 et le délai temporel les séparant permettant de ce fait d'avoir un important paramètre de diagnostique. Le tableau.3.1 reprend les différences temporelles et fréquentielles observées entre les composants A2 et P2. Ceci est confirmé, concernant le cas normal par Alfredo G qui n'a étudié dans ces travaux [14] que trois cas de signaux PCG (N, IM et ASD).

Signal PCG	Bruit cardiaque B1			Bruit cardiaque B2		
	M1	T1	Split de B1	A2	P2	Split de B2
Normal						
ΔT (ms)	13	22	10 ms	10	6	6 ms
ΔF (Hz)	53	45	/	80	64	/

Tab.3.4. Mesures temporelles et fréquentielles sur les composantes internes (M1, T1, A2 et P2).

Une étude plus poussée de la variabilité du délai entre les composantes internes des deux bruits cardiaques B1 et B2 sera présentée un peu plus loin au niveau du chapitre suivant. Il est possible d'en déduire pour le cas d'un signal Phonocardiographique d'un sujet sain ce qui suit :

1. La composante M1 précède en temps la composante T1.
2. La composant M1 possède un contenu fréquentiel plus élevée que celui de la composante T1.
3. La composante A2 précède en temps la composante P2.
4. La composant A2 possède un contenu fréquentiel plus élevée que celui de la composante P2.

3.4.2 Analyse du signal PCG d'un cas pathologique par la TOC

L'étude d'un cas pathologique par l'utilisation de la transformée continue d'ondelette (TOC) permet de se fixer sur la puissance de l'analyse de cette technique sur des signaux de morphologie similaire à un signal PCG d'un sujet sain.

a) Dédoublage du premier bruit cardiaque

Les figures.3.7, 3.8 et 3.9 montre une différence appréciable entre le cas d'un PCG normal (fig.3.6) et celui des cas pathologiques (MR5, MR6 et AR).

Les signaux PCG (MR5 et MR6) qui représente un rétrécissement mitral montre un dédoublement très clair du premier bruit cardiaque B1, les composantes internes mitrale et tricuspide sont clairement séparées. Le tableau.3.5 illustre les différences temporelles et fréquentielles observées entre les composants M1 et T1 et l'intervalle temporel qui les sépare.

Signaux PCG pathologique	Bruit cardiaque B1		Split de B1 (ms)	
	M1	T1		
MR5	ΔT (ms)	35	40	37
	ΔF (Hz)	100	85	
MR6	ΔT (ms)	20	25	32
	ΔF (Hz)	74	63	
AR	ΔT (ms)	18	26	29
	ΔF (Hz)	60	80	

Tab.3.5. Mesures temporelles et fréquentielles sur les composantes internes (M1 et T1) des cas pathologiques MR5, MR6 et AR.

Le contenu fréquentiel est également donné ici par l'axe verticale des échelles qui on le constate est certainement plus étendu pour B2 que pour B1 avec une légère augmentation pour les bruits B1 et B2 pathologiques.

Pour les deux signaux PCG MR5 et MR6 la composante mitrale M1 présente le contenu fréquentiel le plus important et une durée inférieur par rapport à la composante tricuspide T1. Le signal PCG « AR » (fig.3.9) présente le contraire.

Au niveau de la figure.3.9 nous pouvons voir que le bruit B2 de AR est résolu en temps par huit composantes dont deux principales. Le deuxième bruit cardiaque de ce cas pathologique présente un dédoublement très serré contrairement au B2 du signal PCG « MR5 » qui est légèrement moins serré. Le bruit cardiaque B2 de MR6 présente à lui une composante unique (fig.3.8).

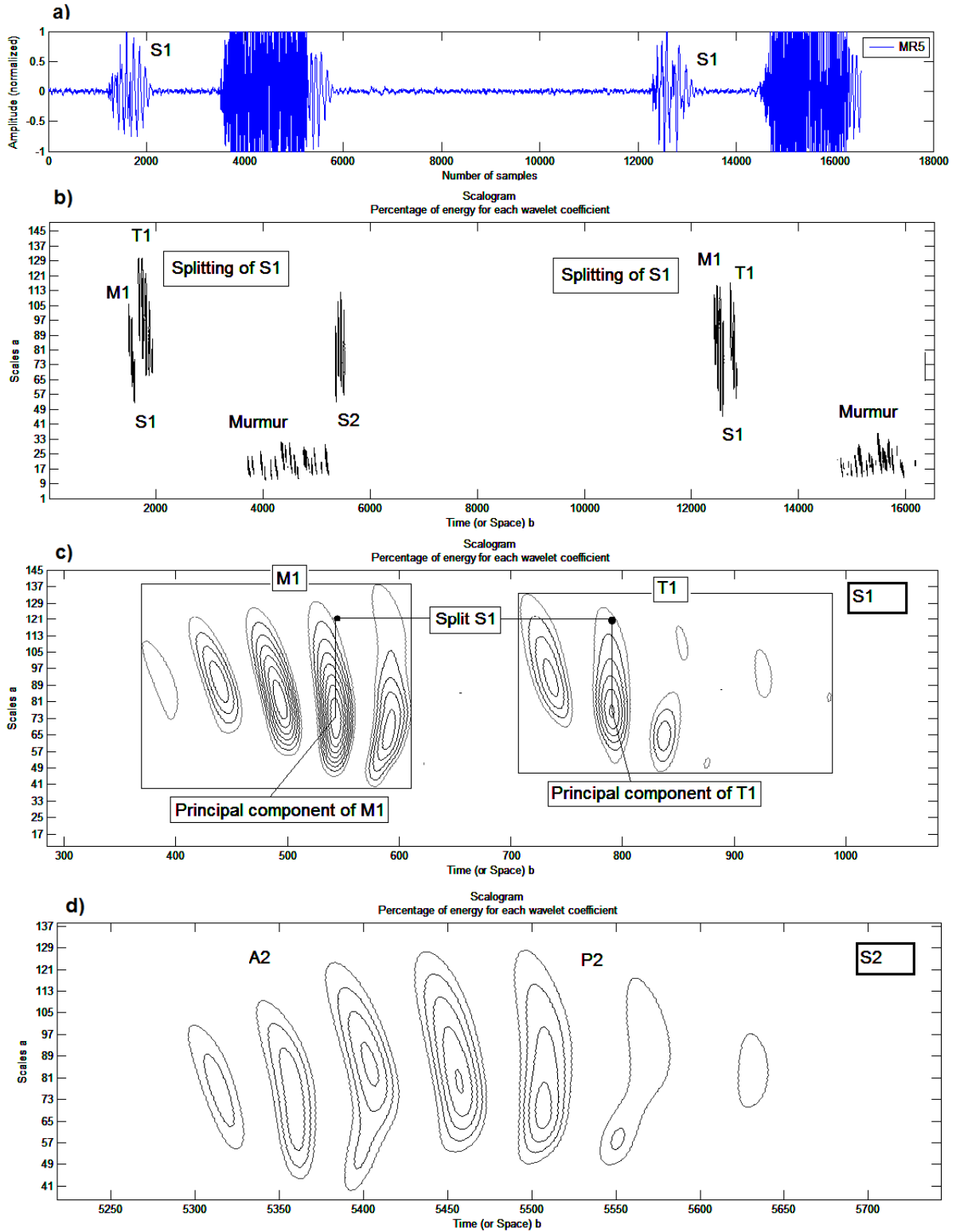


Fig.3.7. Analyse par la transformée en ondelettes continue du signal PCG « MR5 » :
 a) Représentation temporelle de deux cycles du signal PCG « MR5 »,
 b) Scalogramme de deux cycles du signal PCG « MR5 »,
 b) Scalogramme du bruit cardiaque B1,
 d) Scalogramme du bruit cardiaque B2.

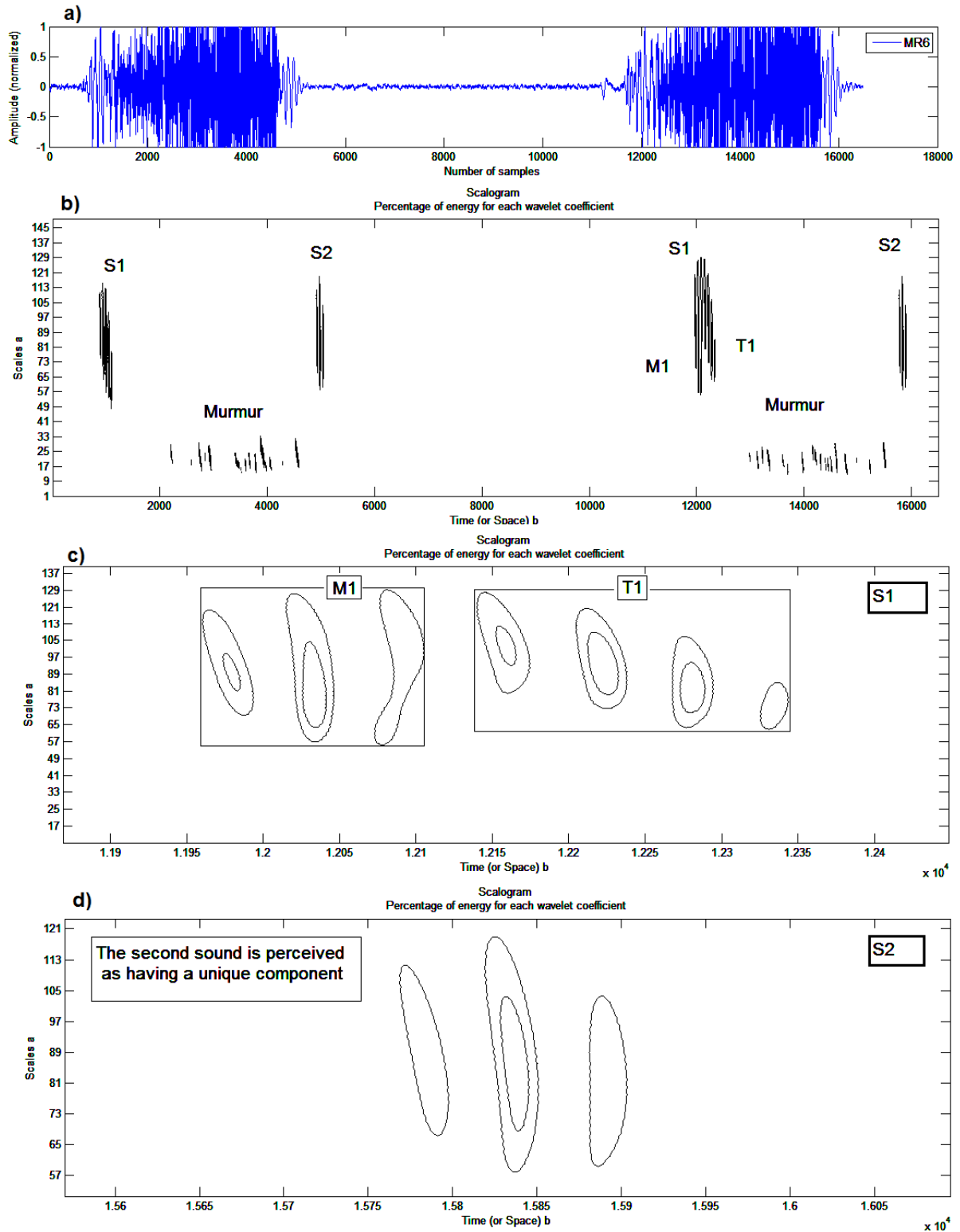


Fig.3.8. Analyse par la transformée en ondelettes continue du signal PCG « MR6 » :
 a) Représentation temporelle de deux cycles du signal PCG « MR6 »,
 b) Scalogramme de deux cycles du signal PCG « MR6 »,
 b) Scalogramme du bruit cardiaque B1,
 d) Scalogramme du bruit cardiaque B2.

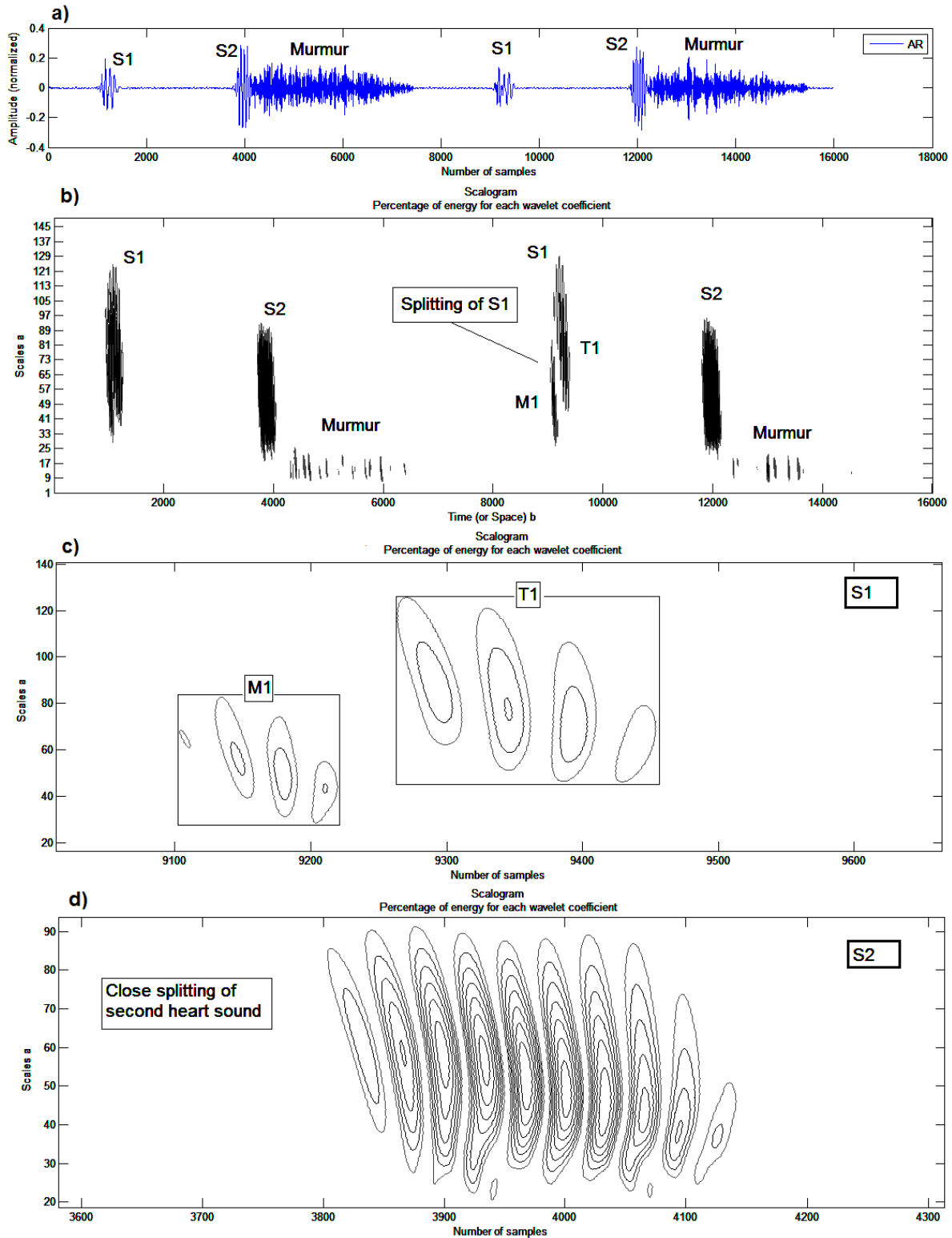


Fig.3.9. Analyse par la transformée en ondelettes continue du signal PCG « AR » :
 a) Représentation temporelle de deux cycles du signal PCG « AR »,
 b) Scalogramme de deux cycles du signal PCG « AR »,
 b) Scalogramme du bruit cardiaque B1,
 d) Scalogramme du bruit cardiaque B2.

La figure suivante qui représente le signal PCG « MS5 » montre que le dédoublement peut varier entre deux cycles, le split du premier bruit B1 est supérieur au deuxième split du deuxième bruit B1. (Une étude plus avancée sur la variabilité du split du bruit cardiaque B2 le long de plusieurs cycles cardiaque sera présentée dans un chapitre ultérieur).

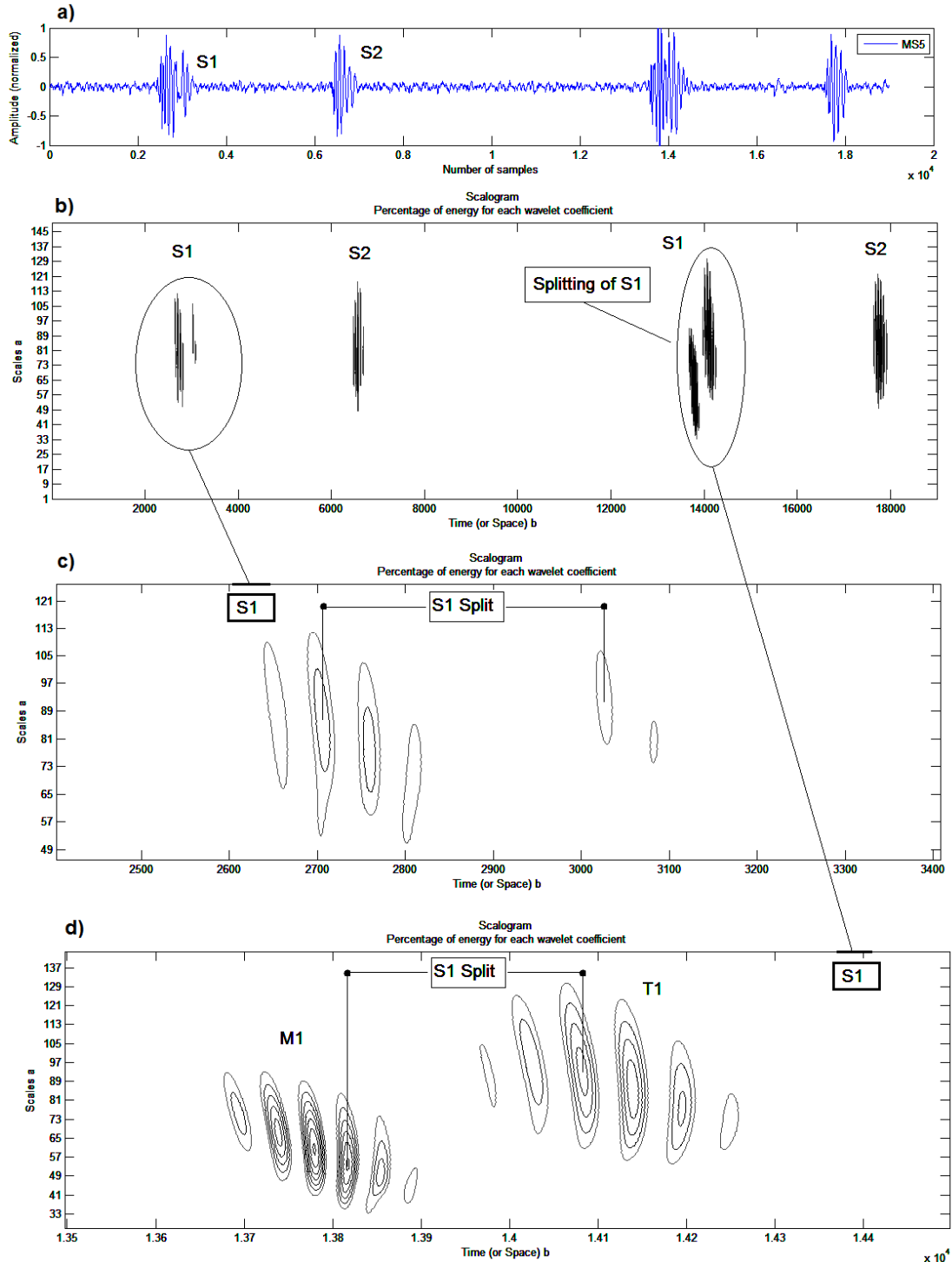


Fig.3.10. Analyse par la transformée en ondelettes continue du signal PCG « MS5 » :

- a) Représentation temporelle de deux cycles du signal PCG « MS5 »,
- b) Scalogramme de deux cycles du signal PCG « MS5 »,
- b) Scalogramme du bruit cardiaque B1,
- d) Scalogramme du bruit cardiaque B2.

b) Dédoublage du deuxième bruit cardiaque

L'application de la transformée continue d'ondelette dans l'analyse des cas pathologiques qui présente un dédoublement du deuxième bruit cardiaque, en prévision de diagnostic médical, a été testé sur trois différents cas représentant une pathologie très sévère en comparaison du cas normal. Le résultat de cette application est illustré par les figures.3.11, 3.12 et 3.13.

Les coefficients de la transformée continue d'ondelette (TOC) nous permettent aisément de constater l'étendue de fréquence de chaque cas pathologique ainsi que de leurs composantes principales. L'amplitude maximale de ces composantes est caractérisée par une couleur plus foncée que celle des petites amplitudes.

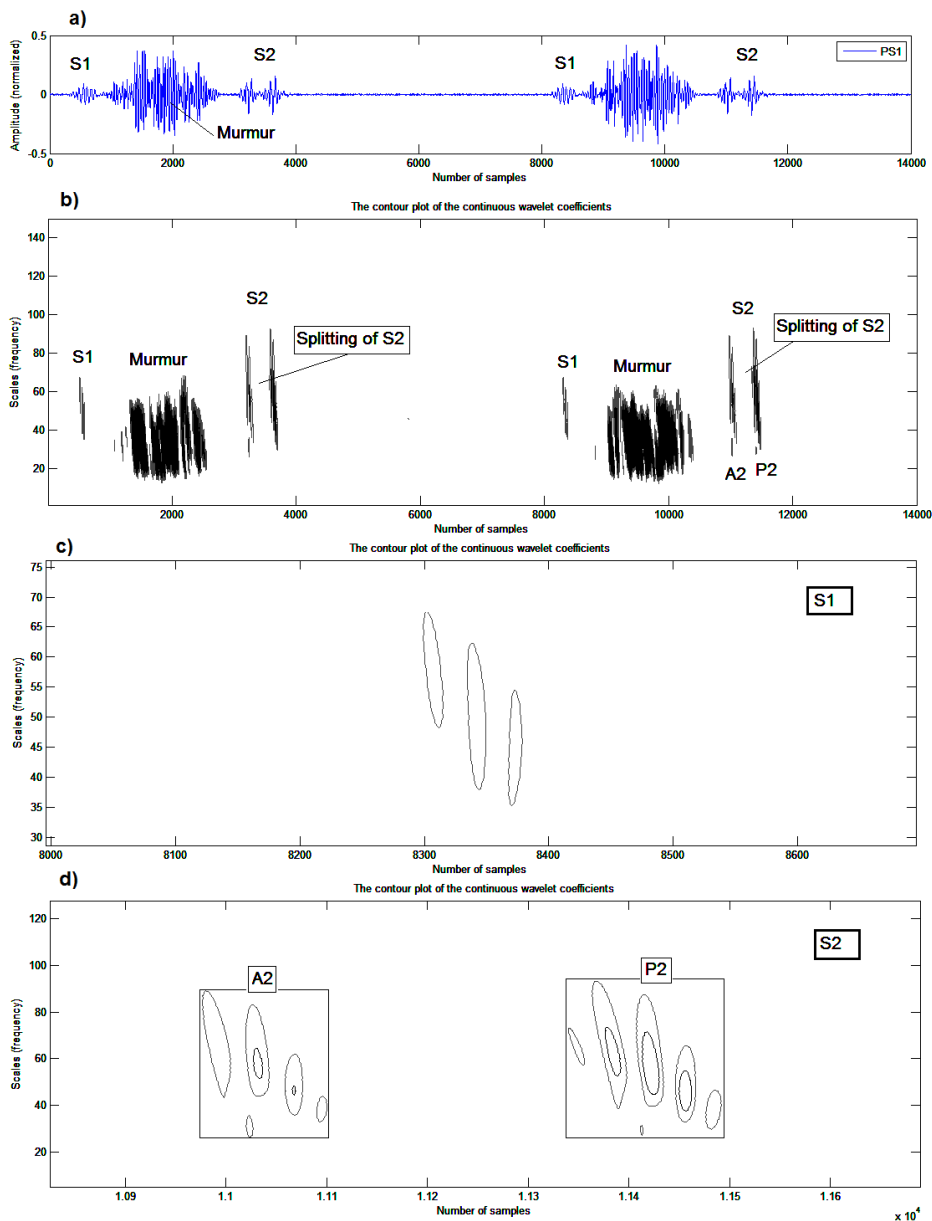


Fig.3.11. Analyse par la transformée en ondelettes continue du signal PCG « PS1 » :

- a) Représentation temporelle de deux cycles du signal PCG « PS1 »,
- b) Scalogramme de deux cycles du signal PCG « PS1 »,
- b) Scalogramme du bruit cardiaque B1,
- d) Scalogramme du bruit cardiaque B2.

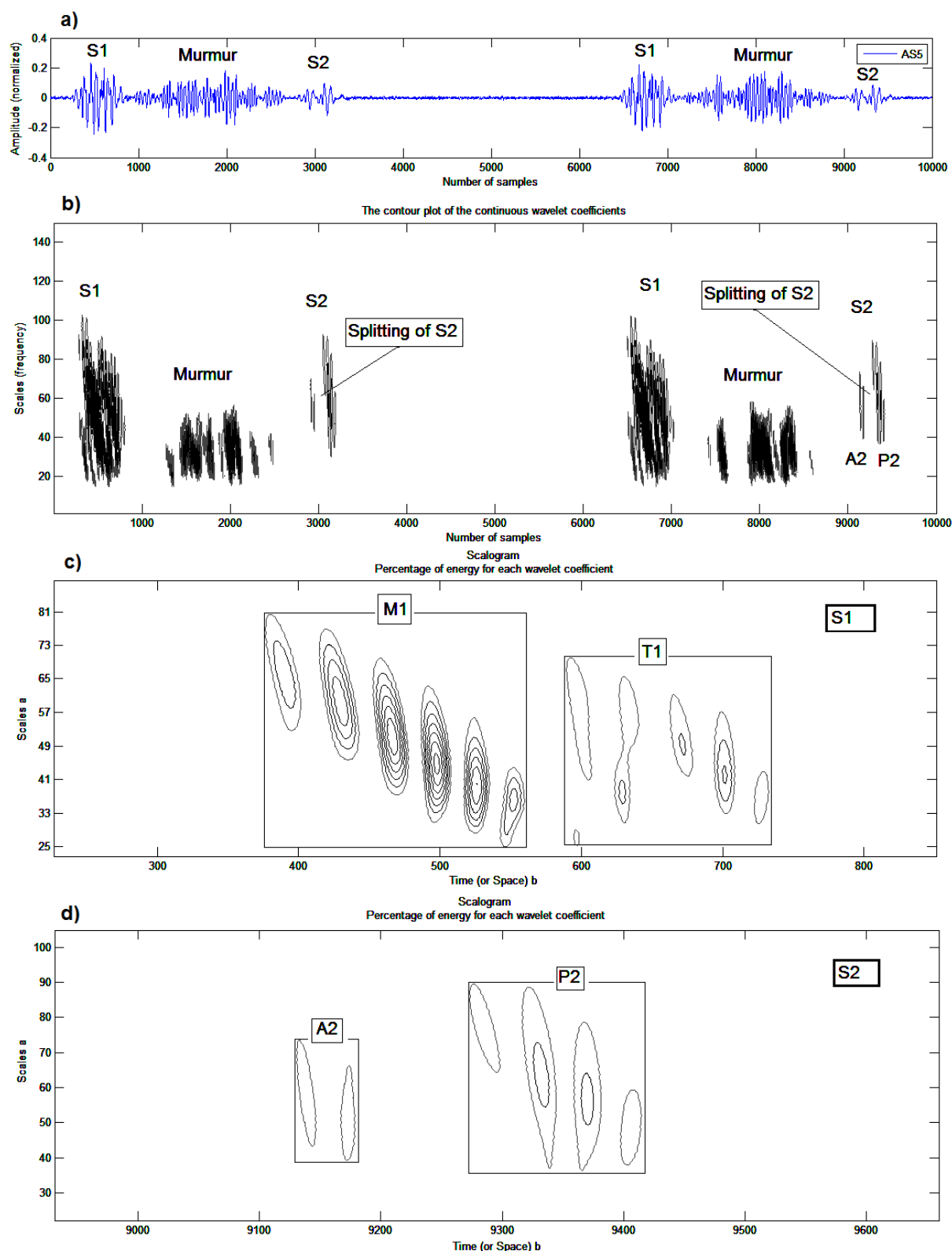


Fig.3.12. Analyse par la transformée en ondelettes continue du signal PCG « AS5 » :

a) Représentation temporelle de deux cycles du signal PCG « AS5 »,

b) Scalogramme de deux cycles du signal PCG « AS5 »,

b) Scalogramme du bruit cardiaque B1,

d) Scalogramme du bruit cardiaque B2.

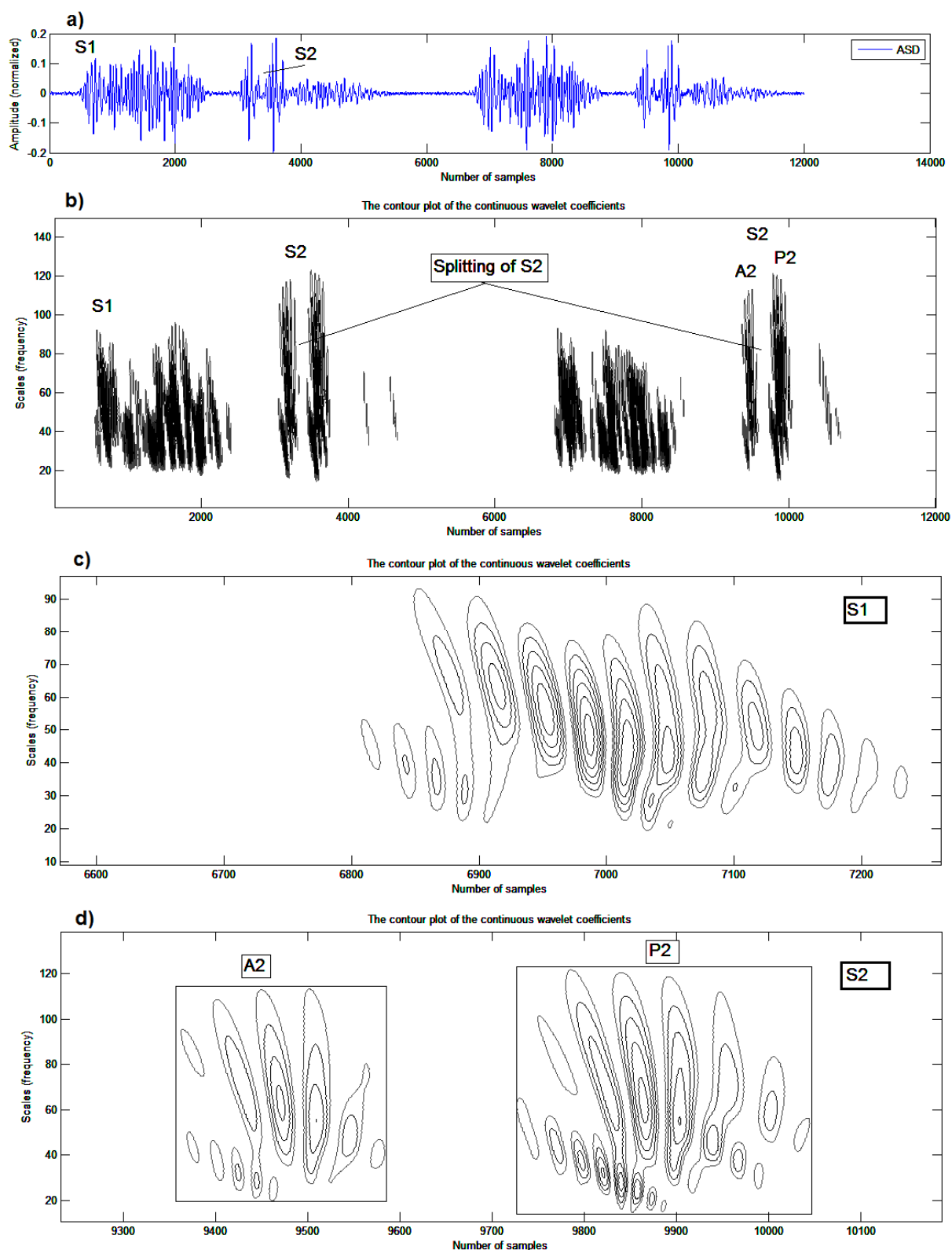


Fig.3.13. Analyse par la transformée en ondelettes continue du signal PCG « ASD » :

a) Représentation temporelle de deux cycles du signal PCG « ASD »,

b) Scalogramme de deux cycles du signal PCG « ASD »,

b) Scalogramme du bruit cardiaque B1,

d) Scalogramme du bruit cardiaque B2.

Le tableau ci-dessous présente les différences temporelles et fréquentielles observées entre les composantes A2 et P2 et l'intervalle temporel qui les sépare des signaux PCG étudié.

Signaux PCG pathologique		Bruit cardiaque B2		Split de B2 (ms)
		A2	P2	
PS1	ΔT (ms)	16	19	70
	ΔF (Hz)	67	72	
AS5	ΔT (ms)	7	20	28
	ΔF (Hz)	35	55	
ASD	ΔT (ms)	32	40	50
	ΔF (Hz)	90	100	

Tab.3.6. Mesures temporelles et fréquentielles sur les composantes internes (A2 et P2) des cas pathologiques PS1, AS5 et ASD.

Pour l'ensemble des signaux PCG, la composante P2 présente une durée et un contenu fréquentielle plus important que celui de la composante aortique.

L'étude du « split » du second bruit cardiaque (B2) et qui n'est autre que le délai temporel existant entre les deux composantes principales de B2 à savoir les composantes aortique (A2) et pulmonaire (P2) est très importante. Comme on le sait, le bruit B2 est composé de deux composantes acoustiques A2 et P2 due respectivement à la fermeture de la valve aortique et à la fermeture de la valve pulmonaire. 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 [12].

La valve aortique se ferme habituellement, dans des conditions normales, avant la valve pulmonaire d'un délai ne pouvant en aucun cas dépasser 30ms [13].

La valeur du split S2, s'il est considéré comme variable le long d'une activité cardiaque normale peut devenir relativement constant pour des cas pathologiques tels que le rétrécissement pulmonaires (PS : pulmonaty stenosis) et la déficience de la paroi auriculaire (ASD : atrial septal defect). Dans le cas de la sténose pulmonaire (fig.3.10) le dédoublement large de B2 indique la sévérité de la maladie.

L'application de la TOC sur les signaux PCG nous a permis de montrer que les composantes internes des bruits cardiaques B1 et B2 change de fréquence et de durée et de split en cas d'une pathologie. Cette étude a permis aussi de s'apercevoir que la TOC ne permet pas une séparation automatique des composantes internes puisqu'il faut à chaque fois chercher de quels des composantes qui représente un bruit cardiaque est la principale (le contenu fréquentielle le plus important), la même remarque pour le calcul de split (il faut connaître la composante principale), ainsi le développement d'un Algorithme apte à cette extraction s'avère important pour des analyse plus poussées (chapitre suivant).

3.5 Conclusion

En conclusion on peut dire qu'en 'appliquant l'analyse temps-fréquence aux différents signaux PCG, nous pouvons savoir lesquels des bruits B1 ou B2 est directement concerné par la pathologie, et plus encore quelle composante interne (aortique (A1), pulmonaire (P2), mitrale (M1) et tricuspide (T1)) de ces bruits est affectée (changement du contenu fréquentiel et de durée des bruits B1 ou B2 des signaux pathologiques par rapport au cas normal).

Les résultats obtenus du calcul du split avec la transformée en ondelettes continue ont été très satisfaisants puisqu'ils ont pu permettre la mesure de ce paramètre très important et très révélateur de la pathologie. Le split B2 d'un cas normal est inférieure à 30 ms ce qui n'est pas le cas pour certain signaux pathologiques et la mesure à l'aide de la méthode utilisée à démontrer et mis en évidence cet aspect. Il a été aussi mis en évidence que la valeur de ce split peut avoir un lien avec la morphologie des composantes internes des bruits cardiaques, cette analyse à permis d'observer une certaine fragmentation des composantes internes en deux ou trois sous composantes.

Il parait évident d'après les résultats obtenus que la TOC permet de donner une appréciation certaine des bruits cardiaques et de leurs composantes internes quand le souffle cardiaque systolique ou diastolique empêche une auscultation classique.

BIBLIOGRAPHIE

- [1] Samjin Choi, Zhongwei Jiang, Cardiac sound murmurs classification with autoregressive spectral analysis and multi-support vector machine technique, *Computers in Biology and Medicine*, Volume 40, Issue 1, January 2010, pages 8-20.
- [2] Patrick Flandrin. Temps-fréquence, Edition Hermes, Collection traitement du signal, 1998.
- [3] William, J, William, Time frequency and wavelets in biomedical Signal Processing. Edited by Metin Akay. IEEE, Press Serie in BME, 1993, pages 1993.
- [4] Yves Meyer. Les ondelettes : Algorithmes et applications. Edition Armand Colin. 1994.
- [5] Bruno Toresani. Analyse continue par ondelettes. CNRS Edition. 1995.
- [6] L. Khedra, M. Matalgah, B. El-Asir. The wavelet transform z nits application to phonocardiogram signal, *Med inform*, Vol16, N°3, 1991, pages 271-277.
- [7] 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. Symposium an Applied computing, March 1992, pages 856-862.
- [8] Obaidat.M.S, Phonocardiogram signal analysis : Techniques and performance comparison. *Journal of Medical Engineering & Technologie*, vol 17, n° 6, p221-227, 1993.
- [9] P.M Bentley, P.M Grant and J.T.Mc Donnal, Time-frequency and Time-scale Techniques for the classification of Native and Bioprothetic heart valves sounds, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol 45, n°1, p125-128, 1998.
- [10] Hamza cherif L, S. M. Debbal, -Choice of the wavelet analyzing in the phonocardiogram signal analysis using the discrete and the packet wavelet transform, *Expert Systems with Applications* 37 (2010), Elsevier, pp 913-918.
- [11] S. M. Debbal et F. Bereksi-Reguig, Choix de l'ondelette analysante et classification des signaux phonocardiogrammes en fonction des souffles surajoutés, *Laboratoire de Génie-Biomédical (GBM), Département d'électronique, Faculté des Sciences de l'Ingénieur, Université A.B.Bekr Belkaid, BP 119 Tlemcen, (Algérie), Afrique science* ISSN : 1813-548x ; 6 1(1) octobre 2004, pages 1-13.
- [12] HM Mgdob, JN Torry, R Vincent, B Al-Naami, Application of Morlet Transform Wavelet in the Detection of Paradoxical Splitting of the Second Heart Sound, *University of Sussex, Brighton, UK, IEEE, Computers in Cardiology* 2003;30, pages 323-326.
- [13] Y. M Akay, W Welkowitz and J. Kotis. Non invasive Detection of Coronary Artery Disease. *IEEE, Engineering in Medicine and Biology*. 1994. Pages 761-764.
- [14] Alfredo G. Variation of splitting in the second heart sound. *Institute of sound and vibration research* 1999.

CHAPITRE 4

Segmentation et localisation des bruits cardiaques et leurs composantes internes

4.1. Introduction.	69
4.2. État de l'art.....	69
4.3. Segmentation des bruits et des souffles cardiaques.....	71
4.3.1. Etude énergétique.....	71
4.3.2. Détection de l'enveloppe de l'énergie.....	73
4.3.3. Algorithme (Séparation de B1 et B2).....	74
4.3.4. Séparation des bruits cardiaques B1 et B2.	75
4.4. Localisation des composantes internes des bruits cardiaques.....	77
4.4.1. Enveloppe de Hilbert.....	77
4.4.2. Enveloppe de l'énergie de Shannon.....	78
4.5. Localisation du split dans un bruit cardiaque.....	79
4.6. Algorithme (Séparation de M1, T1 et A2, P2).....	84
4.7. Résultats et discussion.....	85
4.8. L'étude de la variation du split.....	87
4.9. Conclusion.....	106
BIBLIOGRAPHIE.....	107

CHAPITRE 4

Segmentation et localisation des bruits cardiaques et leurs composantes internes

4.1. Introduction.

Les pathologies valvulaires induisent des modifications considérables sur la morphologie du signal Phonocardiographique (PCG). Ces modifications concernent les bruits cardiaques B1 et B2 en leur apportant des changements en termes de durée, de fréquence et d'amplitude.

Le premier bruit du cœur (B1) est généré par les deux valves cardiaques : la valve mitrale et la valve tricuspide (M1 et T1). La fermeture presque simultanée de ces valves génère normalement un seul bruit (B1). La division du bruit B1 s'entend lorsque les valves mitrale et tricuspide se ferment à des moments légèrement différents [1]. Une division du bruit B1 prolongée peut être associée à des maladies cardiaques comme le bloc de branche droite.

La division du bruit B2 est associée avec l'inspiration. Pendant l'inspiration, le diaphragme se contracte et s'abaisse de 10 cm au maximum vers l'abdomen [2]. L'augmentation associée de la pression abdominale et la diminution correspondante de la pression intra-thoracique conduisent à une augmentation du retour veineux vers le cœur. Il faut un peu plus de temps pour que le ventricule droit pompe la quantité accrue de sang. En conséquence, la fermeture de la valve pulmonaire est retardée par rapport à la fermeture de la valve aortique. L'écart entre les bruits aortique et pulmonaire (A2-P2) est observé sous la forme d'une division du bruit B2. Une division du bruit B2 prolongée ou fixe peut être le signe d'une maladie cardiaque comme le défaut du septum auriculaire [3].

L'intervalle temporel séparant les deux composantes internes des deux bruits cardiaques connu dans le domaine médical par le terme « split » a été considéré par un certain nombre de chercheurs [4], [5], [6] comme étant la clé du diagnostic médical par un bon nombre de cliniciens [7].

4.2. État de l'art

La phase de localisation des signaux cardiaques consiste à localiser temporellement le premier et le deuxième son cardiaque (B1 et B2) [8], [9], [10]. C'est l'une des premières phases avant la segmentation. La phase de segmentation consiste à diviser le signal cardiaque en quatre parties : B1, systole, B2 et diastole. Cela facilite la tâche de classification en apportant au clinicien et au système de classification automatique, des informations qualitatives et quantitatives sur les différentes composantes du signal [11], [12].

Les méthodes de localisations comme la segmentation, peuvent être divisés en deux groupes :

- Méthodes indirectes, qui nécessitent l'aide du signal ECG (Electrocardiogramme) en se basant sur le fait que B1 se situe après un certain intervalle de temps du complexe QRS, qui à son tour peut être facilement détecté automatiquement [13], [14].
- Méthodes directes qui ne nécessitent pas l'aide du signal ECG et qui s'appliquent directement au signal PCG [15].

La principale approche utilisée dans les méthodes de localisation des bruits cardiaques, est l'extraction de l'enveloppe d'amplitude. Le but est de maximiser la distance entre les bruits cardiaques et les autres bruits qui correspondent à diverses origines (bruits pathologiques, bruits ambiants, bruits pulmonaires, frottement du stéthoscope, position du patient, etc....). Pour cela, les transformations mathématiques appliquées peuvent être classifiées en quatre groupes [16] :

- Transformations temporelles et morphologiques.
- Transformations fréquentielles.
- Transformations temps-fréquence.
- Transformations basées sur la complexité du signal.

On s'intéresse dans notre de thèse au deuxième groupe des méthodes, parce qu'il ne nécessite pas de source d'information supplémentaire sur le patient et ceci permet des mesures moins intrusives.

Après l'acquisition et le filtrage du signal PCG, la transformation qui génère la mesure de distance, et qui est le noyau des méthodes utilisées, est appliquée pour mettre en exergue les composantes internes (fig.4.1).

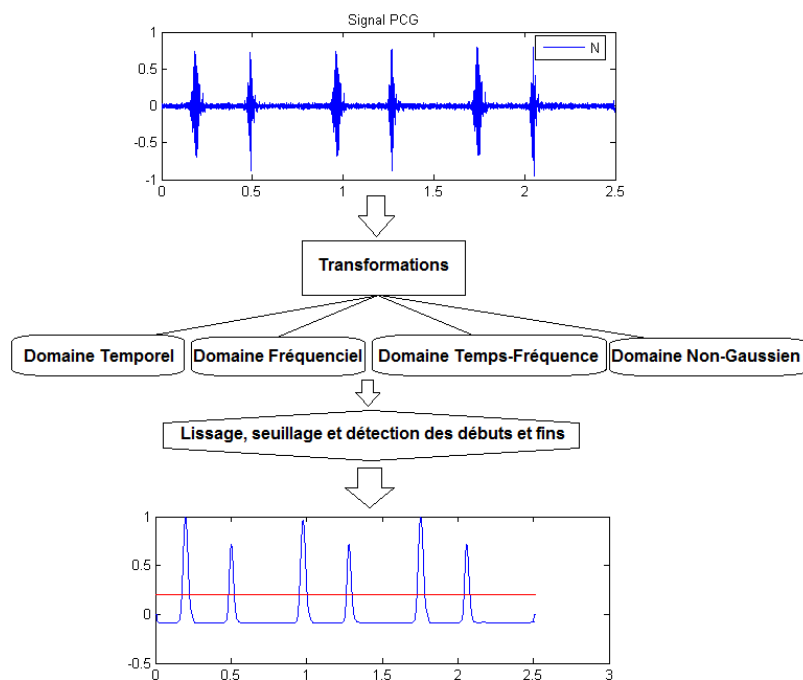


Fig. 4.1. Principe des méthodes de localisation directes des bruits cardiaques.

Dans cette partie de notre thèse nous allons procéder à l'élaboration d'un algorithme pouvant segmenter le signal PCG et faciliter le localisation des bruits cardiaques B1 et B2 ainsi que de leurs composantes internes (M1, T1, A2 et P2). Si l'utilisation de la TOC (chapitre 3) à pu nous permettre de localiser graphiquement les bruits cardiaques et leurs composantes internes cette deuxième approche par utilisation de l'algorithme de segmentation va s'avère très efficace et pouvant aider au calcul du « split » et de sa variation.

Dans ce chapitre nous commençons par la présentation de deux méthodes, la première est basée sur l'enveloppe de l'énergie de Shannon qui sera utilisée pour la détection des bruits cardiaques (première partie de l'algorithme élaboré pour la détection du split et des composantes internes). La deuxième méthode est basée sur l'enveloppe de Hilbert [7], [17], elle permettra la détection du split entre les composantes internes des bruits cardiaques (deuxième partie de l'algorithme), ensuite nous présenterons la force d'analyse de cette méthode dans l'analyse des composantes internes des bruits cardiaques et leurs extraction. Les détails paramétriques, comme la taille de fenêtre d'analyse, la fréquence et le seuil choisi, seront discutés ultérieurement selon l'étude.

La dernière partie de ce chapitre, est dédiée à une étude comparative entre les différents split des différents signaux phonocardiographiques et les différentes pathologies liée au changement de la durée entre les composantes internes des deux bruits cardiaques comme c'est indiqué dans le premier chapitre.

Avant de procéder à la détection du split il est nécessaire de localiser le premier et le second bruit cardiaques B1 et B2. La séparation des bruits et des souffles cardiaques se base essentiellement sur la détection des minima latéraux de chaque pic de l'enveloppe énergétique par l'application d'un seuil qui sera fixé empiriquement à partir de la valeur maximale, puis détecter les instants de ces points et par conséquent la localisation des bruits et des souffles cardiaques [18].

4.3. Segmentation des bruits et des souffles cardiaques [18]

L'approche de séparation des composantes du signal phonocardiogramme proposée consiste à détecter l'enveloppe de l'énergie temporelle des bruits cardiaques. Les lobes de l'énergie temporelle du signal PCG sont corrélés avec les événements intracardiaques. L'énergie de Shannon permet de mieux représenter les oscillations de faibles amplitudes en évitant leur exténuation au profit de celles de valeurs plus élevées [11].

4.3.1. Etude énergétique

Le carré des échantillons d'un signal donné (Equation.4.1) permet d'évaluer son énergie dans le domaine temporel. Cependant, et comme illustré sur la figure.4.2, les échantillons d'amplitude élevée sont très favorisés au préjudice de ceux de faibles amplitudes. L'amplitude de l'énergie calculée par la valeur absolue (Equation.4.2) des échantillons du signal défavorise aussi les échantillons de faible amplitude. L'entropie de Shannon (Equation.4.3) ne rapporte pas les véritables proportions du signal en atténuant davantage les échantillons de très faible amplitude au profit des oscillations de grande amplitude. L'énergie de Shannon (Equation.4.4) s'avère ainsi l'approche médiane permettant de générer une représentation prenant en compte l'atténuation physiologique au cours de l'enregistrement phonocardiographique des bruits cardiaques ainsi que les artefacts de forte amplitude.

- 1) Energie au carrée : $E = s(t)^2$ (4.1)
- 2) Valeur absolue : $E = |s(t)|$ (4.2)
- 3) Entropie de Shannon : $E = -|s(t)| \cdot \log|s(t)|$ (4.3)
- 4) Energie de Shannon : $E = -s(t)^2 \cdot \log(s(t)^2)$ (4.4)

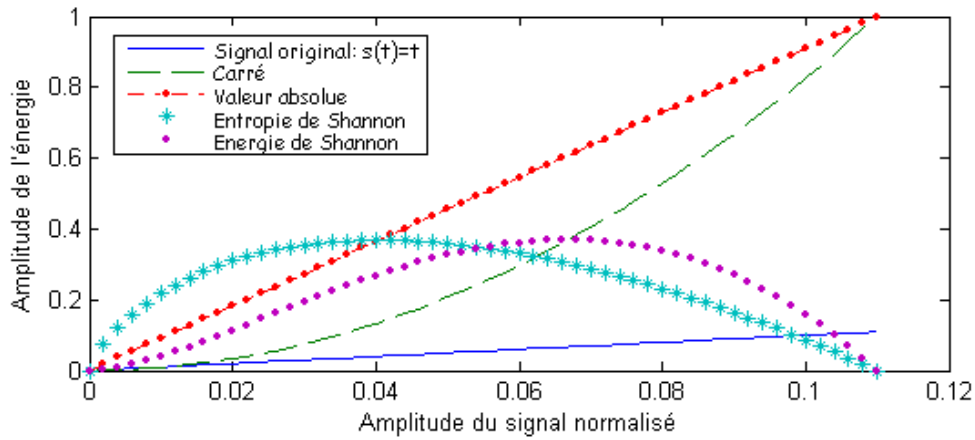


Fig.4.2. Représentations énergétiques temporelles du signal : $s(t) = t$ (Fréquence d'échantillonnage : $f_e = 500$, Nombre des échantillons : $n_e = 56$).

Les représentations énergétiques du signal PCG (Fig.4.3 (b, c, d, e)) mettent en évidence l'intérêt du choix 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 par rapport à celles de faibles amplitudes. Le carré et la valeur absolue des échantillons du signal favorisent d'autant plus les oscillations de grandes amplitudes que celles de faibles amplitudes. Remarquons que la forme de la courbe de l'énergie de Shannon favorise les faibles oscillations, ce qui donnera des représentations énergétiques prenant en considération l'ensemble des bruits et des souffles cardiaques.

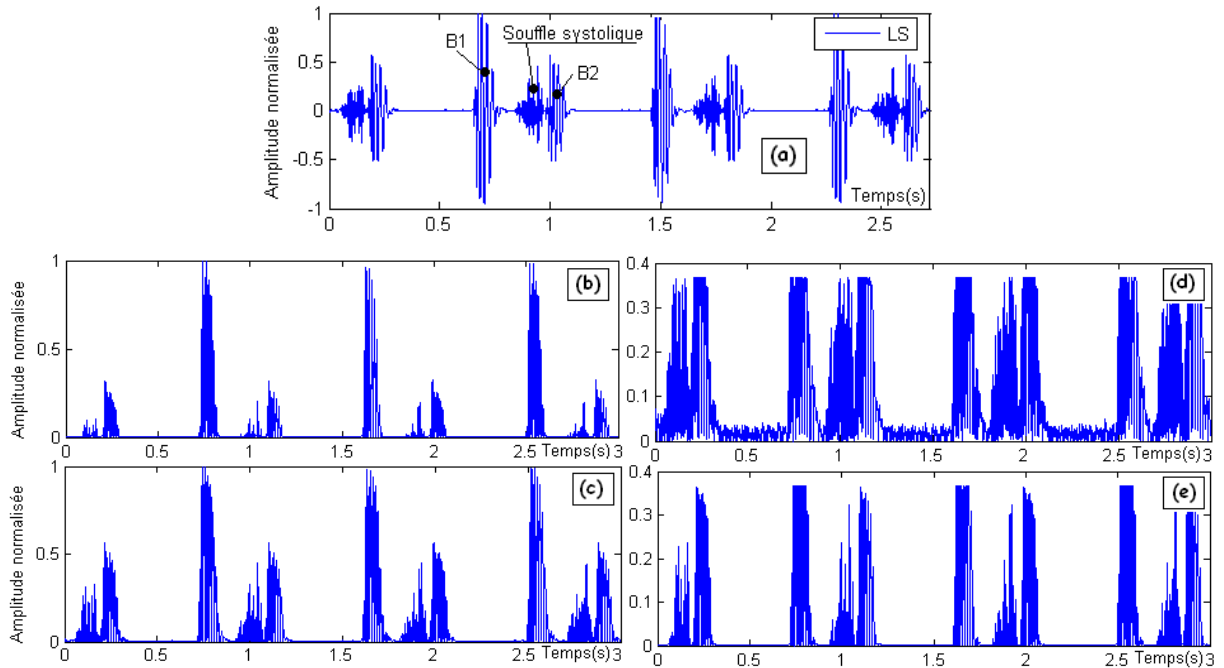


Fig.4.3. Représentations énergétiques d'un signal PCG pathologique « LS » (Late systolic) :
 a) Signal PCG, b) Signal au carré, c) Valeur absolue du signal, d) Entropie de Shannon du signal, e) Energie de Shannon du signal.

En effet, comme illustré sur la figure.4.3 (b, c, d, e), nous pouvons constater l'intérêt de l'énergie de Shannon (fig.4.2.e) par rapport aux autres méthodes utilisées. L'énergie de Shannon met plus en valeur les oscillations de faibles amplitudes en gardant aussi celles de grandes amplitudes. Afin d'améliorer cet effet avantageux, nous pouvons normaliser cette énergie. L'énergie moyenne de Shannon et normalisée par la relation suivante :

$$E_n = \frac{E - m}{std} \quad (4.5)$$

Avec, E : Énergie de Shannon ;
 m : Valeur moyenne de l'énergie E du signal ;
 std : Écart type de l'énergie E du signal ;
 E_n : Énergie moyenne de Shannon normalisée.

Afin de pouvoir localiser les instants de débuts et de fin des bruits cardiaques B1 et B2, une détection d'enveloppe achevée par un filtrage passe bas s'avère nécessaire. La procédure de filtrage permet d'atténuer les oscillations de hautes fréquences en ne préservant que la morphologie du signal PCG.

4.3.2. Détection de l'enveloppe de l'énergie

L'algorithme de séparation des bruits cardiaques dépend essentiellement de la détection de l'enveloppe de l'énergie moyenne de Shannon normalisée pour l'identification des débuts et fins des bruits cardiaques B1 et B2. Cette détection d'enveloppe est réalisée par un filtre passe bas avec une fréquence de coupure f_0 égale à 20 Hz choisie empiriquement (fig.4.4.c). Le filtre passe bas utilisé est de Réponse Impulsionnelle Finie (FIR : Finit impulse Responce) [5]. L'enveloppe de l'énergie moyenne de Shannon normalisé est illustrée sur la figure.4.4. La figure.4.4.c semble la plus appropriée pour différentes fréquences de coupure.

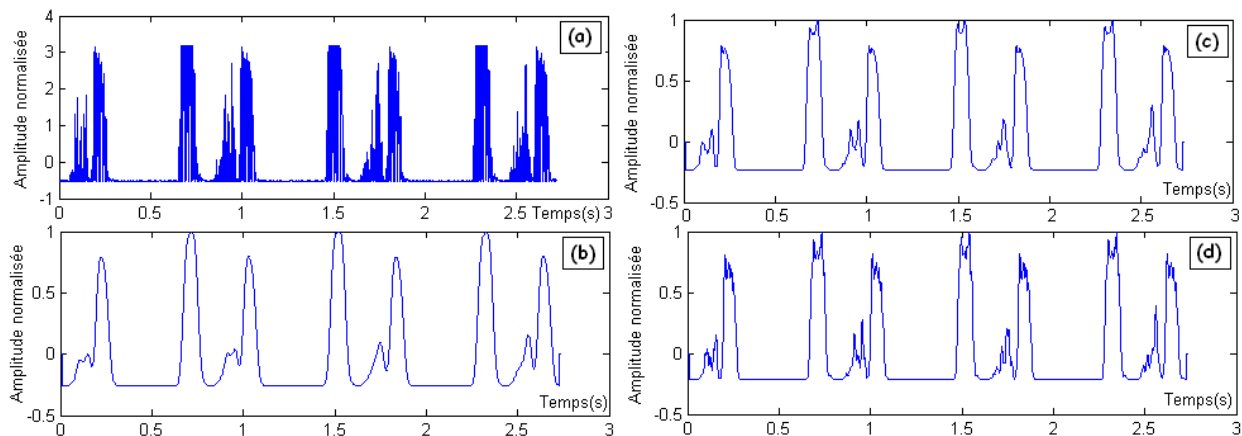


Fig.4.4. Détection de l'enveloppe : a) Energie moyenne de Shannon normalisée, Enveloppe normalisée de l'énergie moyenne de Shannon ; avec :

b) $f_0 = 40$ Hz, c) $f_0 = 20$ Hz (fréquence de coupure choisie), d) $f_0 = 10$ Hz.

La morphologie de cette enveloppe nous permettra par la suite d'appliquer les tests nécessaires pour la localisation temporelle des bruits et des souffles cardiaques.

4.3.3. Algorithme (Séparation de B1 et B2)

Après normalisation du signal PCG, on calcule l'énergie temporelle moyenne de Shannon normalisée donnée par l'équation.4.5. Il faut introduire un silence au début du signal par l'ajout d'échantillons nuls afin de garantir une bonne initialisation de l'algorithme de séparation (fig.4.5). Ensuite il faut procéder à la détection d'enveloppe de cette énergie par une simple opération de filtrage passe bas (filtre FIR).

La séparation des bruits et des souffles cardiaques se base essentiellement sur la détection des minima latéraux de chaque pic de l'enveloppe énergétique par l'application d'un seuil qui sera fixé empiriquement à partir de la valeur maximale (fig.4.6), puis détecter les instants de ces points et par conséquent la localisation des bruits et des souffles cardiaques.

L'organigramme suivant décrit les différentes étapes de l'algorithme de séparation des bruits et des souffles cardiaque élaboré :

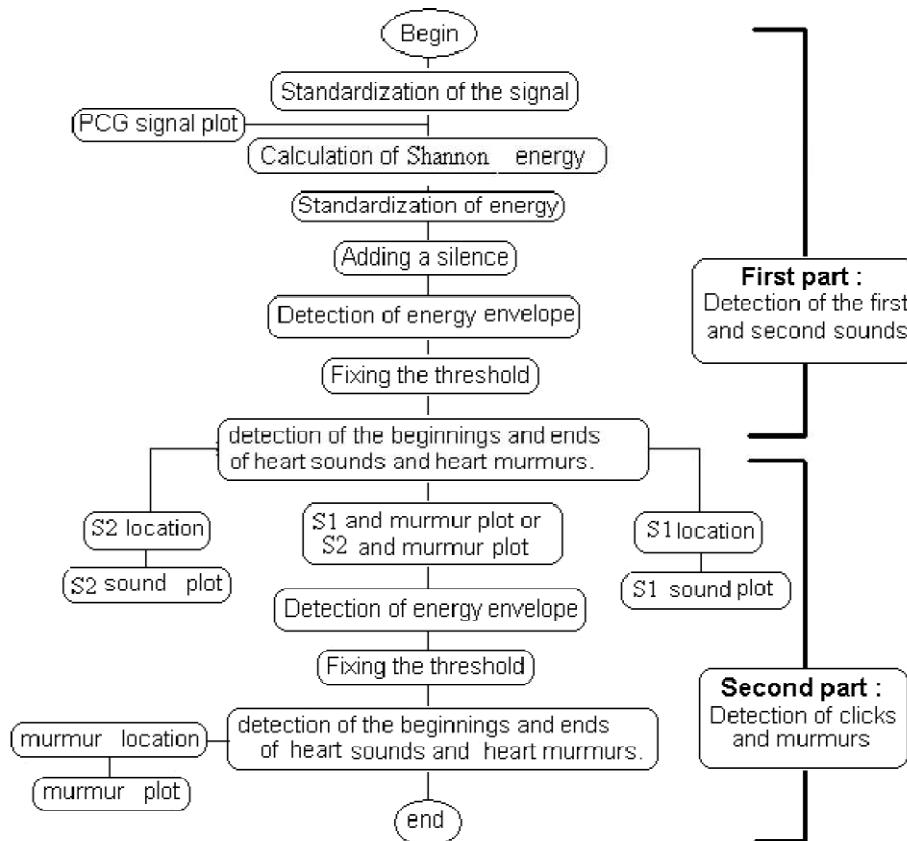


Fig.4.5. Algorithme de séparation des bruits et des souffles cardiaques.

L'identification des bruits est accomplie par la comparaison des écarts entre deux bruits consécutifs. La comparaison est faite comme suit : Le bruit B1 se trouve entre deux bruits dont l'écart avec le suivant est inférieur à l'écart du précédent. De même pour le deuxième bruit B2, il se trouve entre deux bruits dont l'écart avec le suivant est supérieur à l'écart du précédent, comme illustré sur la figure.4.6.

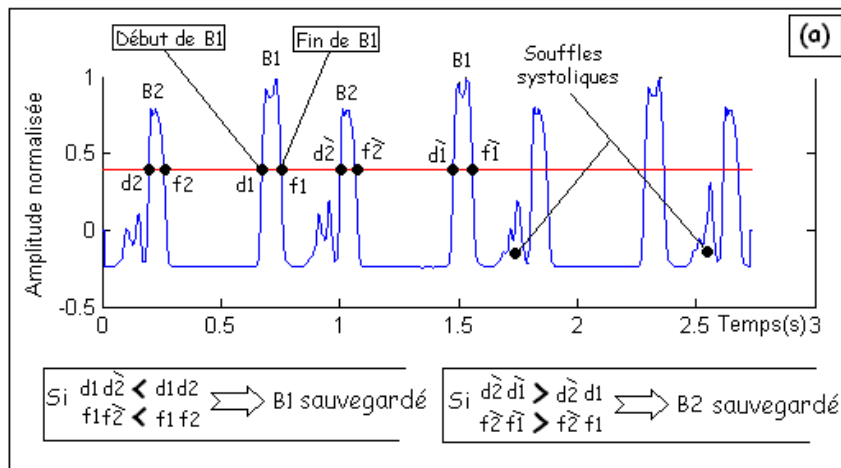


Fig.4.6. Principe de séparation des bruits cardiaques utilisant une enveloppe d'énergie avec un seuil à 60 % de la valeur maximale.

Le choix du seuil est très important pour avoir des résultats intéressants. La durée du bruit ou du souffle cardiaque peut changer si le choix du seuil n'est pas pris en considération (fig.4.7).

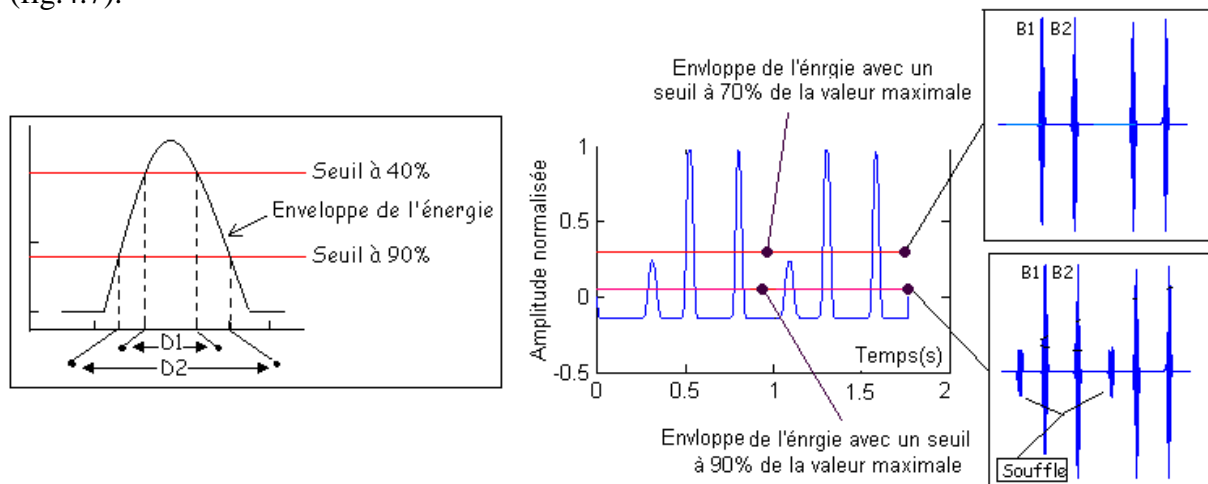


Fig.4.7. Importance de la valeur du seuil dans la détection des bruits ou des souffles cardiaques.

Le choix du seuil sera important aussi pour la détection des souffles cardiaques. Ainsi pour chaque souffle ou click cardiaque on choisira un seuil précis. Leur identification sera la même utilisée que pour l'identification des bruits cardiaques B1 et B2, sauf qu'on aura ici le souffle à la place de B1 ou B2.

4.3.4. Séparation des bruits cardiaques B1 et B2.

L'algorithme de séparation ou d'isolation sera appliqué ici que pour la séparation des bruits cardiaques B1 et B2 des différents signaux PCG (utilisation de la première partie de l'algorithme de séparation). Les résultats obtenus après l'application de l'algorithme de séparation sur les différents signaux PCG sont mis en évidence par la figure.4.8.

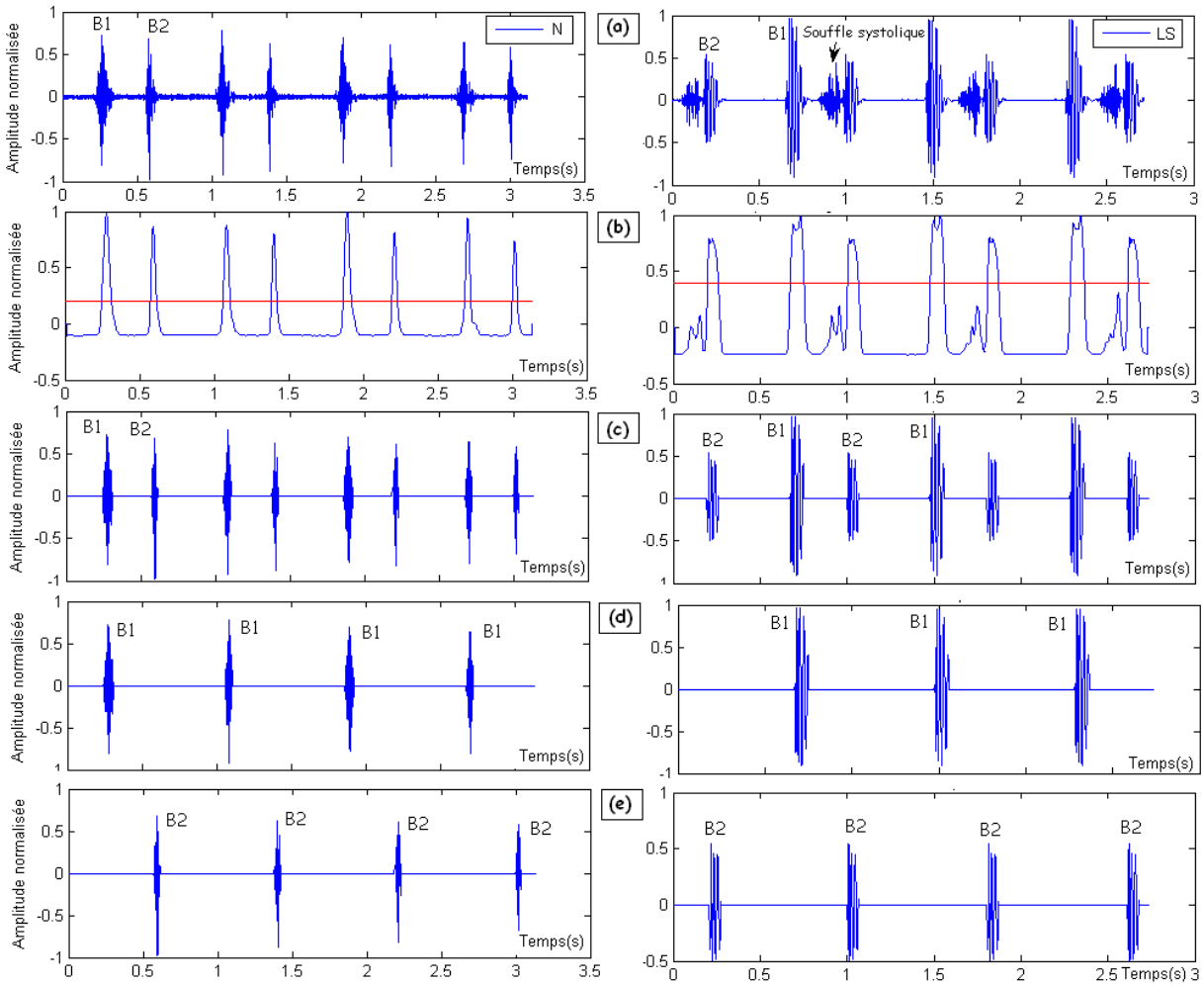


Fig.4.8. Séparation des bruits cardiaques B1 et B2 des signaux PCG (N, LS) :
 a) Signal PCG (N et LS), b) Enveloppe de l'énergie avec un seuil à 80 % pour le signal PCG (N) et à 60% pour le signal PCG LS de la valeur maximale, c) Bruits cardiaques B1 et B2, d) Bruits cardiaques B1, e) Bruits cardiaques B2.

La localisation des instants de débuts et de fins de chaque bruit nous permet d'apprécier leurs durées ainsi que la durée du cycle cardiaque. L'algorithme de séparation donne des résultats satisfaisants. On peut voir que la systole est d'une durée réduite par rapport à la diastole.

Chacun des bruits cardiaques (B1 et B2) sera traité séparément pour l'extraction des composantes internes et le calcul de split. Une comparaison entre l'enveloppe de l'énergie de Shannon et celle de Hilbert dans la séparation des composantes internes des bruits cardiaques déterminera l'enveloppe adéquate pour une bonne séparation.

4.4. Localisation des composantes internes des bruits cardiaques

4.4.1. Enveloppe de Hilbert

Considérons un signal réel $x(t)$, sa transformée de Hilbert est définie par :

$$H[x(t)] = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{x(\tau)}{\tau-t} d\tau = x(t) * \frac{1}{\pi t} \quad (4.6)$$

C'est le produit de convolution du signal $x(t)$ avec la fonction $1/\pi t$ autrement dit, $H[x(t)]$ est en quadrature avec $x(t)$. La partie imaginaire du signal analytique $x_a(t)$ associé au signal $x(t)$ n'est que la transformée de Hilbert de $x(t)$. Le signal analytique $x_a(t)$, correspond au signal $x(t)$ auquel les composantes fréquentielles négatives sont éliminées, et peut s'écrire de la façon suivante :

$$x_a(t) = x(t) + jH[x(t)] = A(t)e^{j\varphi(t)} \quad (4.7)$$

Avec $A(t)$, l'amplitude du signal analytique $x_a(t)$, qui est l'enveloppe du signal $x(t)$ appelée l'enveloppe de Hilbert. Elle est définie par :

$$A(t) = \sqrt{x^2(t) + H[x(t)]^2} \quad (4.8)$$

Un filtre est appliqué pour éliminer les vibrations hautes fréquence dans l'enveloppe. Nous utilisons dans cette partie, comme alternative, un filtre passe bas de réponse impulsionnelle finie (FIR : Finit Impulse Response) [19], avec une fréquence de coupure de 20 Hz choisie empiriquement.

A distance finie du seuil d'apparition des ondes, la fréquence est distribuée autour de la valeur f_0 , ce qui correspond à un paquet d'onde dans l'espace de Fourier. La largeur du paquet d'onde traduit la richesse du signal et doit être conservée dans nos études. Ainsi, le filtrage doit laisser passer un certain nombre de modes : le filtre passe-bas choisi a une largeur adaptée à celle du pic visible sur le spectre [20]. A cette fin, nous utilisons un filtre FIR et afin de minimiser la pollution du signal filtré par des résidus de convolution [21].

La figure. 4.9. illustre l'enveloppe de Hilbert, la fréquence de coupure $f_0=20\text{Hz}$ semble la plus appropriée par rapport aux autres fréquences de coupure. La morphologie de cette enveloppe nous permettra par la suite d'appliquer les tests nécessaires pour la localisation des débuts et des fins des composantes internes des bruits cardiaques.

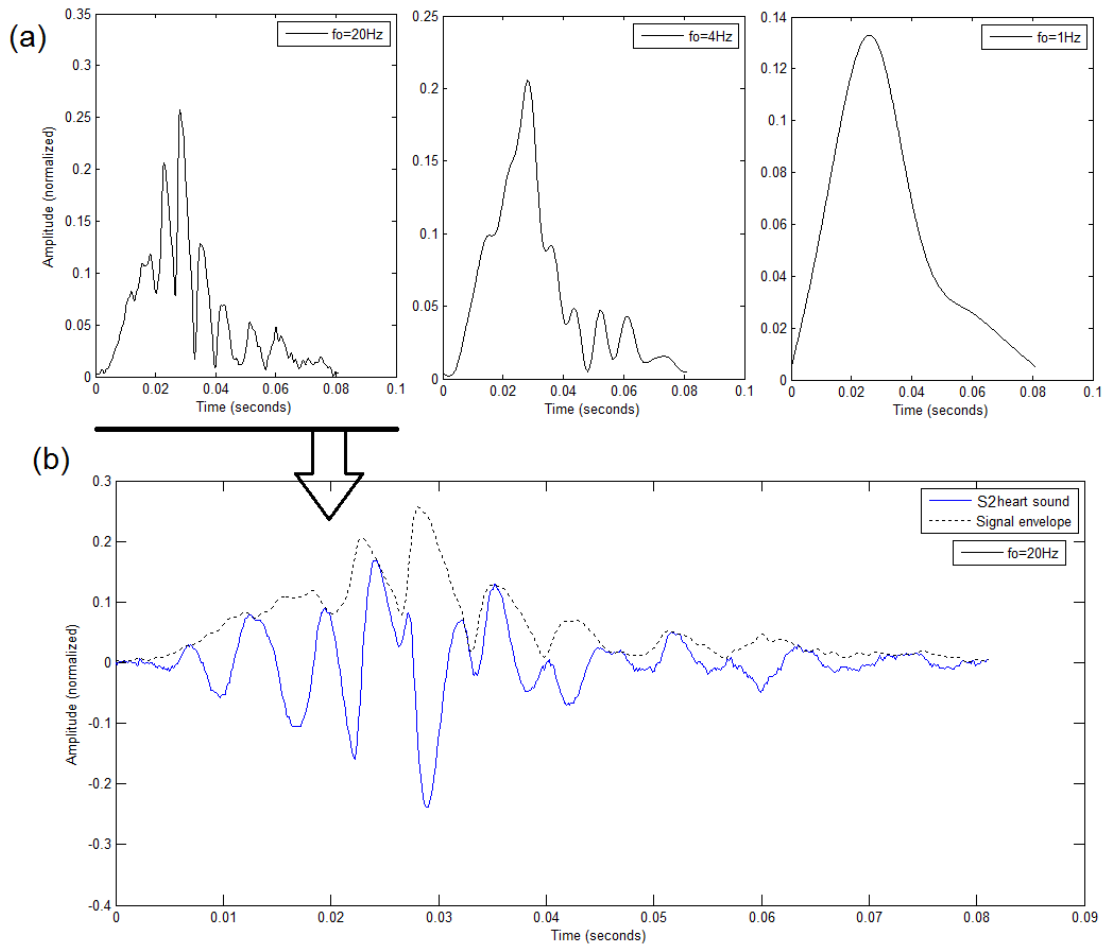


Fig.4.9. Enveloppe de Hilbert du second bruit cardiaque B2 d'un signal PCG normal :
 a) Avec des fréquences de coupure différentes : a) $f_0=20\text{Hz}$, b) $f_0=4\text{Hz}$, c) $f_0=1\text{Hz}$.
 b) Avec la fréquence de coupure choisie ($f_0=20\text{Hz}$).

4.4.2. Enveloppe de l'énergie de Shannon

L'énergie de Shannon (Equation.4.4) s'avère une approche médiane permettant de générer une représentation prenant en compte l'atténuation physiologique au cours de l'enregistrement Phonocardiographique des bruits cardiaques ainsi que les artefacts de forte amplitude. Elle met en valeur les oscillations de faibles amplitudes en gardant aussi celles de grandes amplitudes [18].

Par rapport à l'enveloppe de l'énergie de Shannon celle de Hilbert met bien en évidence l'énergie des composantes internes (aortique et pulmonaire) du second bruit cardiaque B2 figure.4.9. L'enveloppe de Hilbert s'avère ainsi une approche permettant une représentation prenant en compte l'atténuation physiologique [18], [20], [22] au cours de l'enregistrement Phonocardiographique des bruits cardiaques ainsi que les artefacts de forte amplitude.

La figure.4.10 représente les différents cas d'enveloppe de l'énergie de Shannon étudié :

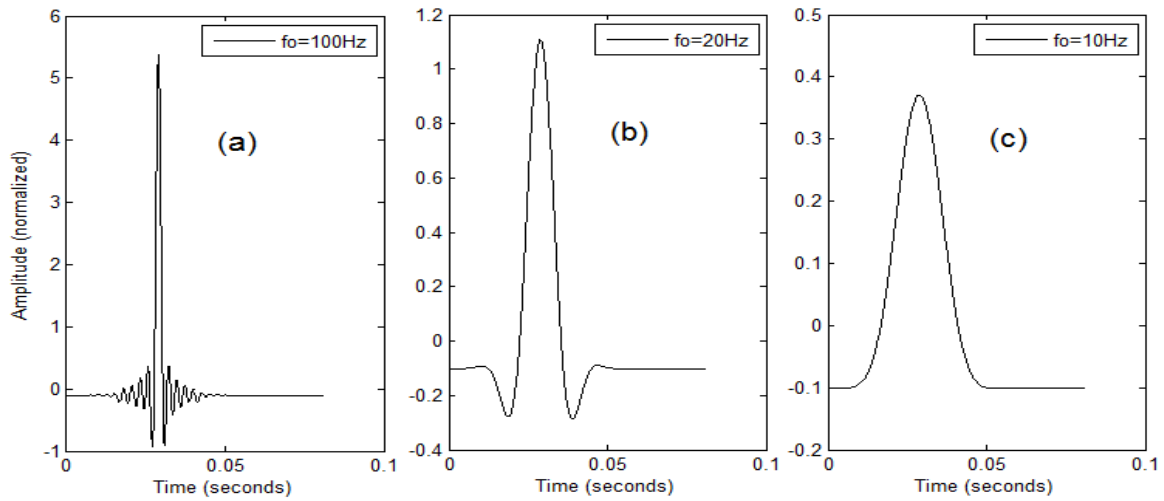


Fig.4.10. Enveloppe de l'énergie de Shannon du second bruit cardiaque (B2) avec des fréquences de coupure différentes : a) $f_0=100\text{Hz}$, b) $f_0=20\text{Hz}$, $f_0=10\text{Hz}$ (la fréquence de coupure choisie).

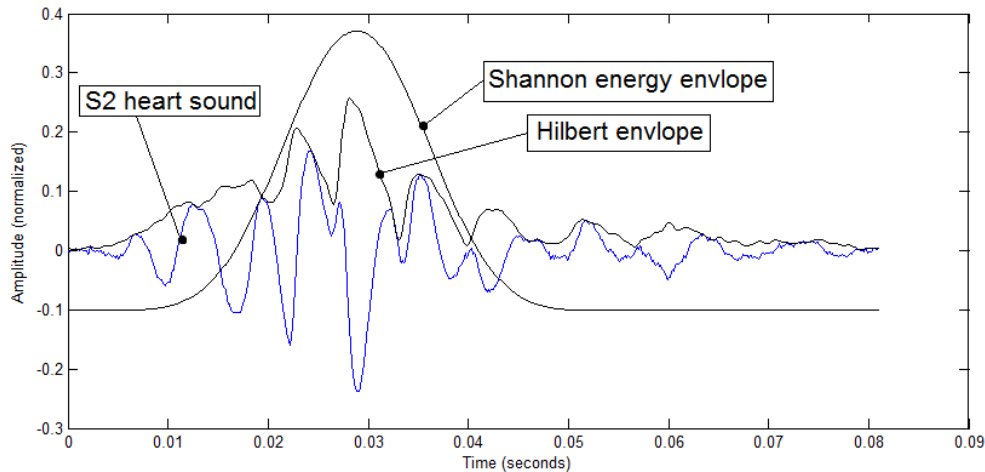


Fig.4.11. Représentation de l'enveloppe de Hilbert et de l'enveloppe de l'énergie de Shannon du second bruit cardiaque (B2) du signal PCG normal.

En effet, comme illustré sur la figure.4.11 nous pouvons constater l'intérêt du choix de l'enveloppe de Hilbert par rapport à l'enveloppe de l'énergie de Shannon. L'enveloppe de Hilbert met en valeur les oscillations de faibles amplitudes en gardant aussi celles de grandes amplitudes.

4.5. Localisation du split dans un bruit cardiaque

L'analyse des composantes internes des bruits cardiaque par la transformée de Hilbert est précédée par une analyse par la transformée de Fourier pour situer les limites de cette dernière. la FFT met bien en évidence les composantes fréquentielles des signaux PCG (bruits, click, souffle systolique et diastolique) et plus encore les composantes internes (M1, T1, A2 et P2) mais pas leur localisation temporelle (fig.4.12 et fig.4.13). En outre les composantes sont évidentes, cependant l'analyse par FFT ne peut pas indiquer la valeur du délai entre celle-ci ; ce délai qui est très important dans le diagnostic médicale dans certains cas pathologiques comme on le verra plu loin. L'utilisation de l'enveloppe de Hilbert à cet effet est très appropriée pour donner de meilleurs résultats dans les mêmes conditions et avec les mêmes signaux analysés par rapport à la FFT [23].

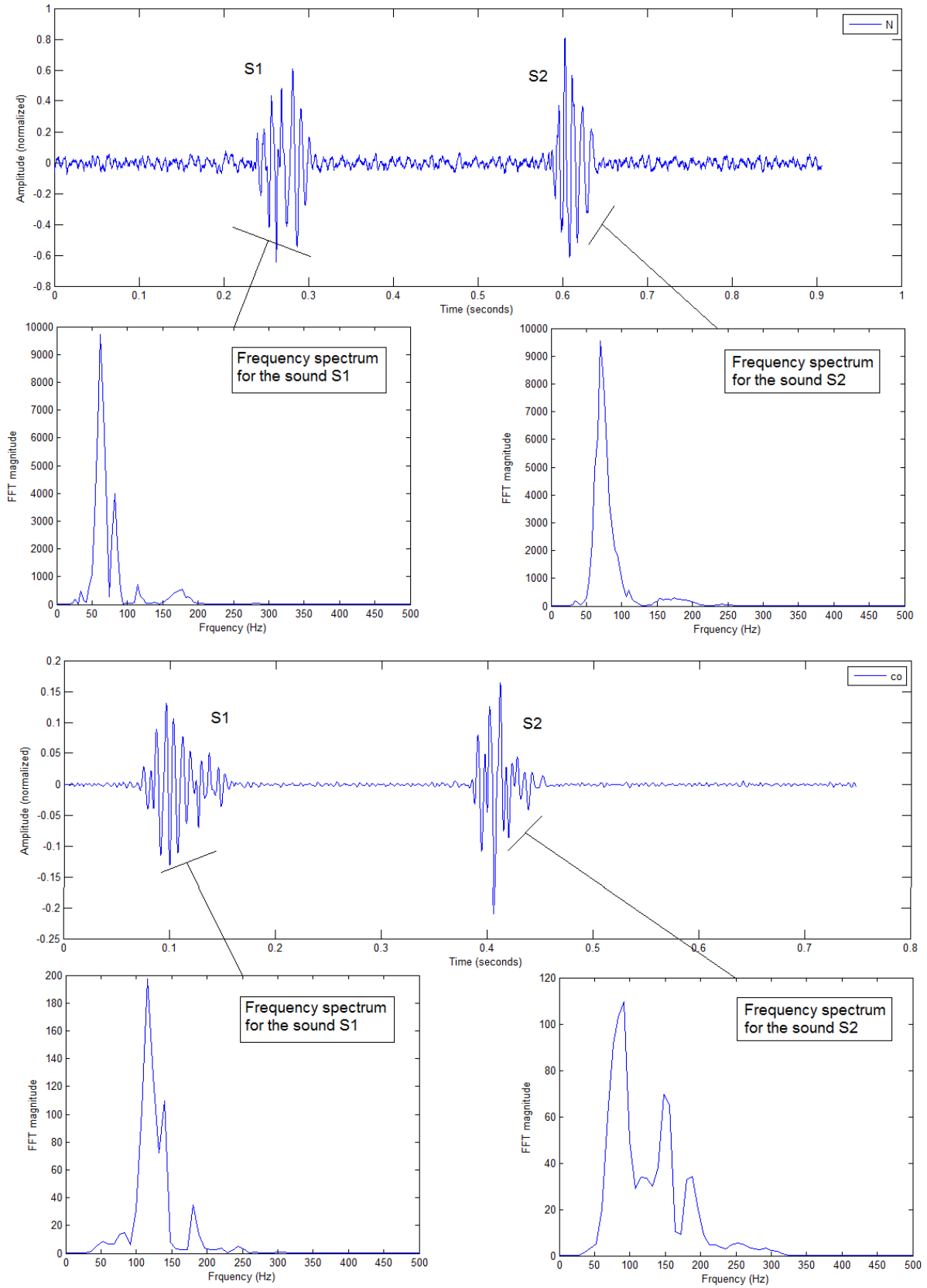


Fig.4.12. Analyse spectral par FFT d'un cycle cardiaque des signaux PCG (N et CO).

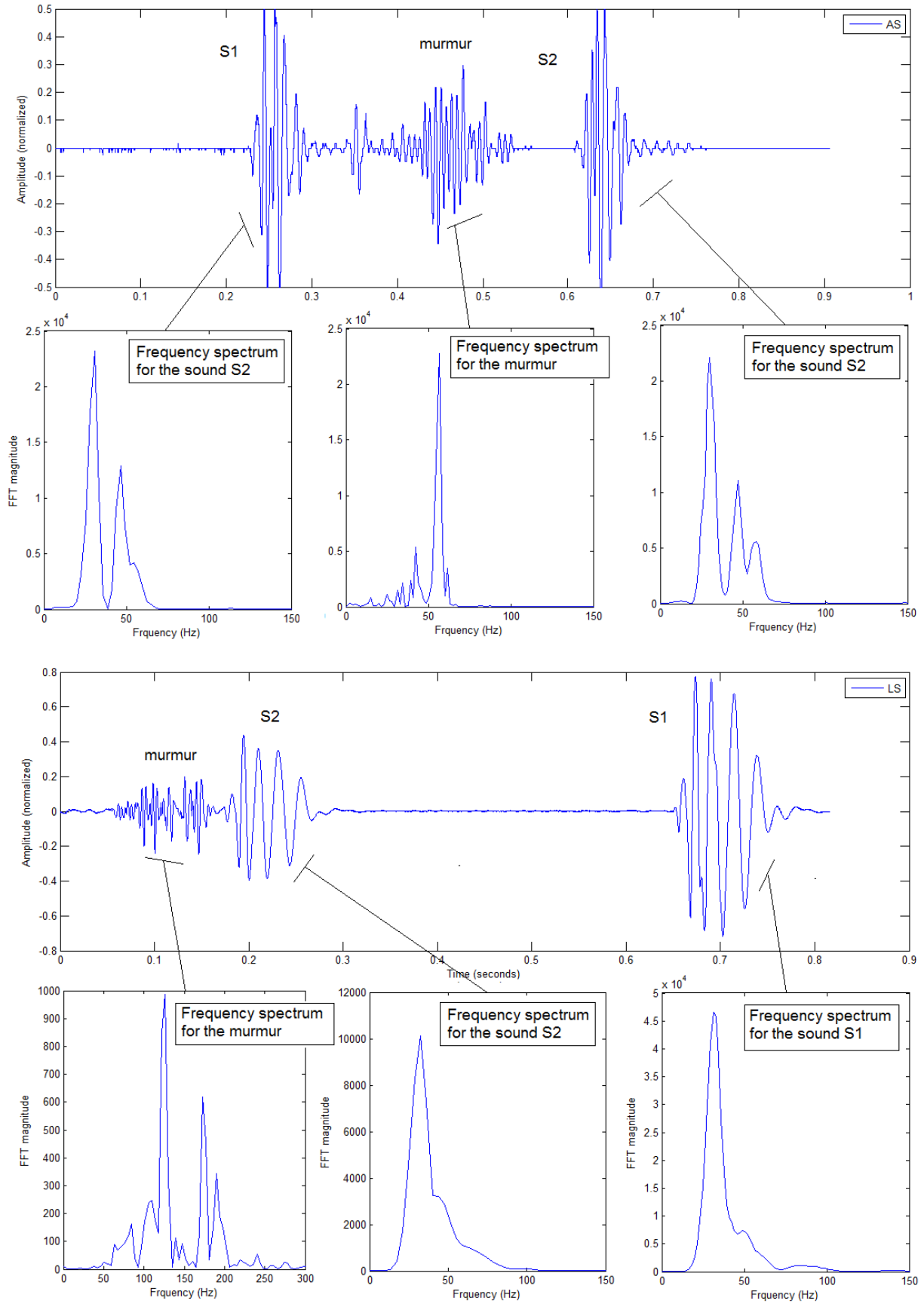


Fig.4.13. Analyse spectral par FFT d'un cycle cardiaque des signaux PCG (AS et LS).

L'intervalle de temps entre la composante tricuspide (T1) et la composante mitrale (M1) dans le premier bruit cardiaque (B1), et entre la composante aortique (A2) et la composante pulmonaires (P2) dans le deuxième bruit cardiaque (B2) est un indicateur de pathologie valvulaire et surtout de la pression artérielle pulmonaire pour le second bruit. Cependant, la connaissance des composants M1 et T1 du bruit B1 et A2 et P2 du bruit B2 est difficile à obtenir en raison de leurs chevauchements temporels et importante similarité spectrale (fig.4.12 et 4.13).

Le travail présenté par Philippe Pibarot et al [24], [25], [26] dans l'Extraction des composants aortiques et pulmonaires du deuxième bruit en utilisant un modèle transitoire non linéaire de signal de stridulation (techniques d'enregistrement, en raison de la complexité du signal), montre que si le chevauchement temporels (fig.4.14) et important la séparation n'est pas possible. Pour cette raison une estimation pour la localisation temporelle des composants A2 et P2 est nécessaire. Une fois ces dernières séparées, l'intervalle de temps entre ces composants est estimé avec une méthode basé sur la fonction de corrélation.

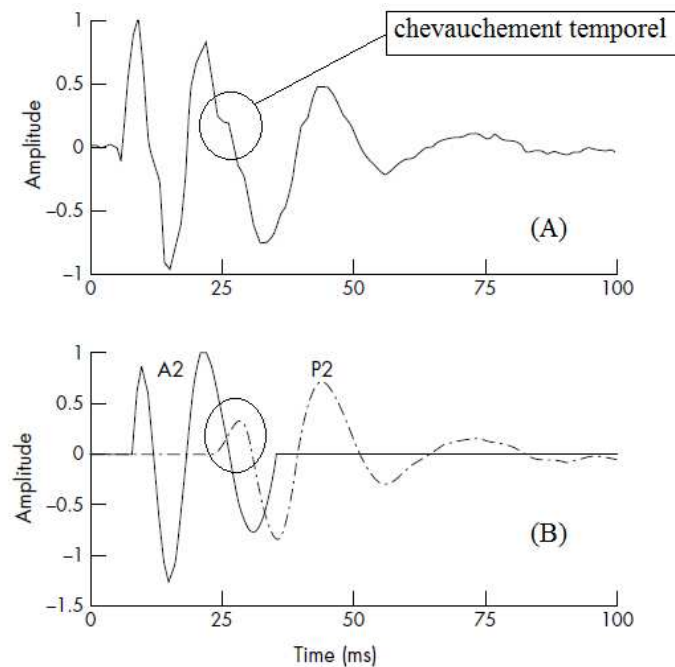


Fig.4.14. Méthode utilisée pour l'estimation de l'intervalle temporel entre la composante aortique et pulmonaire du deuxième bruit cardiaque. (A) Signal original B2 dans le domaine temporel. (B) Les composantes interne A2 et P2 détectés et reconstruits en utilisant une approche spectral (dechirping) [21].

Suivant cette approche qui localise les composantes internes on essaiera d'établir une méthode basé sur l'enveloppe de Hilbert pour extraire les composantes internes des bruits cardiaques et calculer l'intervalle de temps entre eux (fig.4.15.b).

Le choix du seuil est très important pour avoir des résultats intéressants ; La durée d'une composante interne peut changer si le choix du seuil n'est pas pris en considération (D1 est différente de D2) (fig.4.15.c).

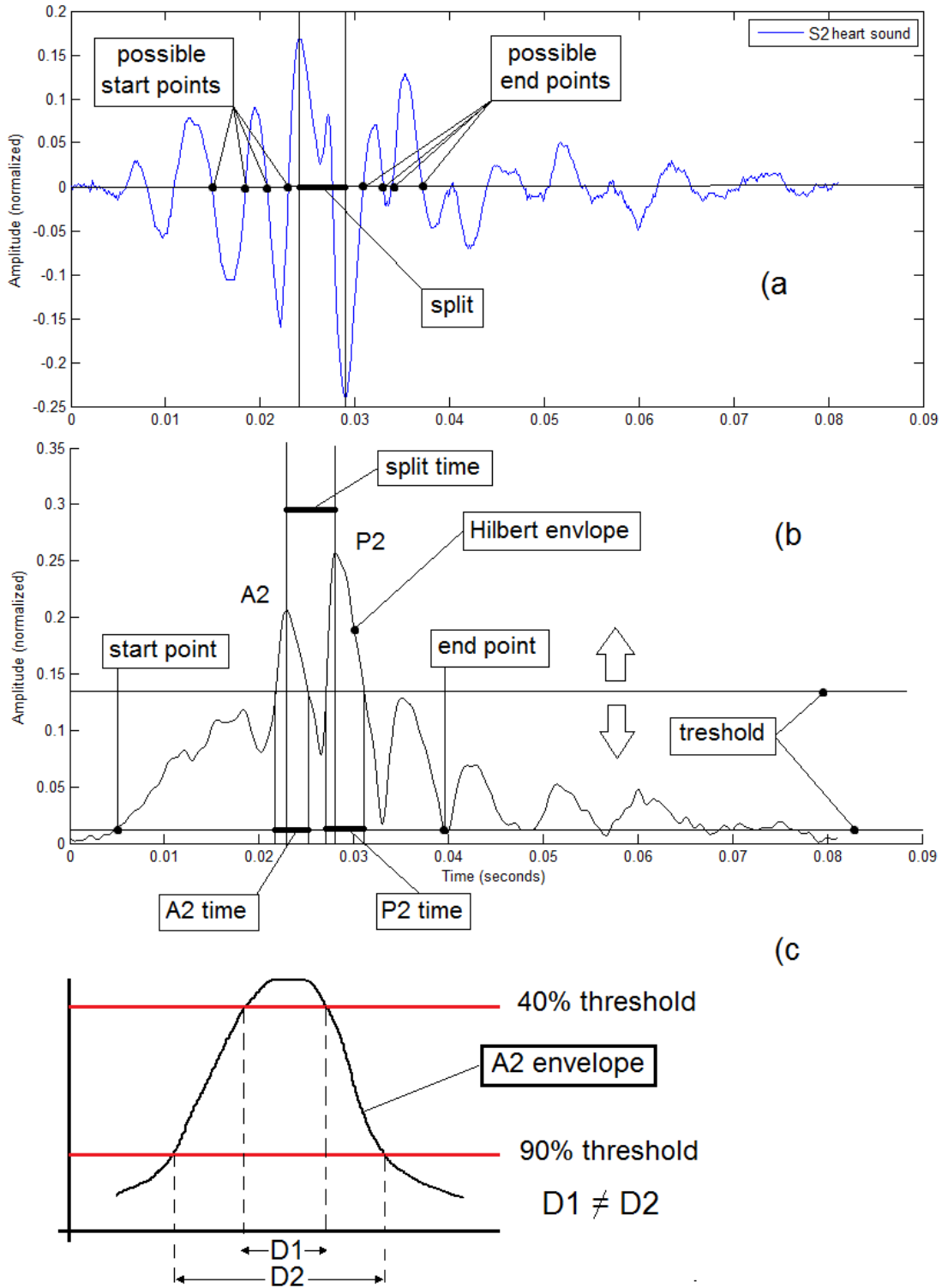


Fig.4.15. Principe de la méthode utilisé pour la mesure du split :

- a) Deuxième bruit cardiaque (B2) d'un signal PCG normal.
- b) Enveloppe de Hilbert du deuxième bruit cardiaque (B2).
- c) La différence entre un seuil à 40% est un seuil 90 % de la valeur maximale de l'enveloppe de Hilbert de la composante A2.

4.6 Algorithme (Séparation de M1, T1 et A2, P2)

L'organigramme suivant (fig.4.16) décrit les différentes étapes de l'algorithme utilisé pour la mesure de l'intervalle temporelle « split » entre les composante interne M1 et T1 du premier bruit cardiaque B1 et A2 et P2 du deuxième bruit cardiaque B2. Nous atteignons notre objectif en commençant par isoler le bruit B1 et B2 en utilisant l'algorithme de séparation basée sur la segmentation du signal PCG [18].

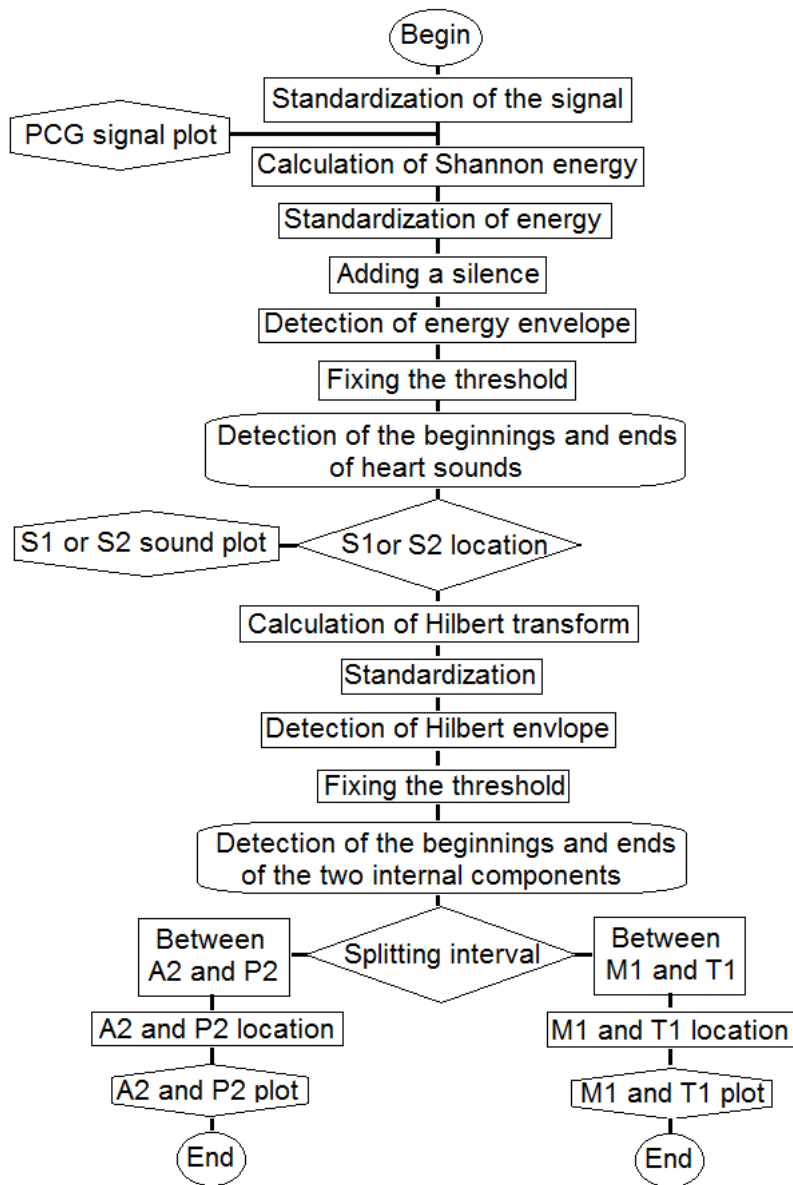


Fig.4.16. Algorithme pour la mesure du split des composantes interne des deux bruits cardiaque B1 et B2.

Après normalisation du signal PCG, on calcule l'énergie temporelle moyenne de Shannon normalisée [18]. Il faut introduire un silence au début du signal par l'ajout d'échantillons nuls afin de garantir une bonne initialisation de l'algorithme de séparation, ensuite il faut procéder à la détection d'enveloppe de cette énergie par une simple opération de filtrage passe bas (le filtre utilisé est de type FIR).

La séparation des bruits cardiaques se base essentiellement sur la détection des minima latéraux de chaque pic de l'enveloppe énergétique par l'application d'un seuil qui sera fixé empiriquement à partir de la valeur maximale, puis détecter les instants de ces points et par conséquent la localisation des composantes internes des bruits cardiaques.

Le calcul de la transformée de Hilbert se fait uniquement sur l'un des bruits cardiaques (B1 ou B2), c'est pour cela que cette partie est importante, le but est de séparer les bruits cardiaque de différents souffles ou clicks liés à des pathologies qui peuvent fausser les résultats.

L'identification du split se fait par le calcul de l'écart entre les deux pics de l'enveloppe de Hilbert des deux composantes internes de chaque bruit cardiaque. La durée des composantes internes sera aussi calculée.

4.7 Résultats et discussion

A l'instar des phénomènes qui se produisent dans le cœur gauche, des modifications similaires se produisent dans le cœur droit, mettant en jeu l'oreillette droite, le ventricule droit, la valvule tricuspide, la valvule pulmonaire et l'artère pulmonaire. Les pressions dans le ventricule droit et l'artère pulmonaire sont nettement plus basse que les pressions correspondantes du côté gauche. De plus, les phénomènes du côté droit surviennent d'habitude légèrement plus en retard que ceux du côté gauche. Au lieu d'un seul bruit, on peut entendre ainsi deux composantes distinctes.

Le but de ce chapitre consiste à calculer l'intervalle temporel séparant les deux composantes internes du bruit B1 (mitrale M1 et tricuspide T1) et du bruit B2 (aortique A2 et pulmonaire P2) connu dans le domaine médical par le terme « split ». Le calcul de la durée de chaque composante et aussi prévu avec la fréquence cardiaque, car une variation de cette dernière peut être également un indice révélateur de pathologie pour un bon nombre de cliniciens.

L'algorithme développé pour le calcul du split permet aussi de segmenter les deux bruits B1 et B2 du signal phonocardiogramme afin de séparer et d'isoler les différentes composantes tricuspide et mitrale de B1 et aortique et pulmonaire de B2 et de calculer par la suite leur durées. La figure suivante montre l'application de l'algorithme de séparation sur un signal PCG (fig.4.17).

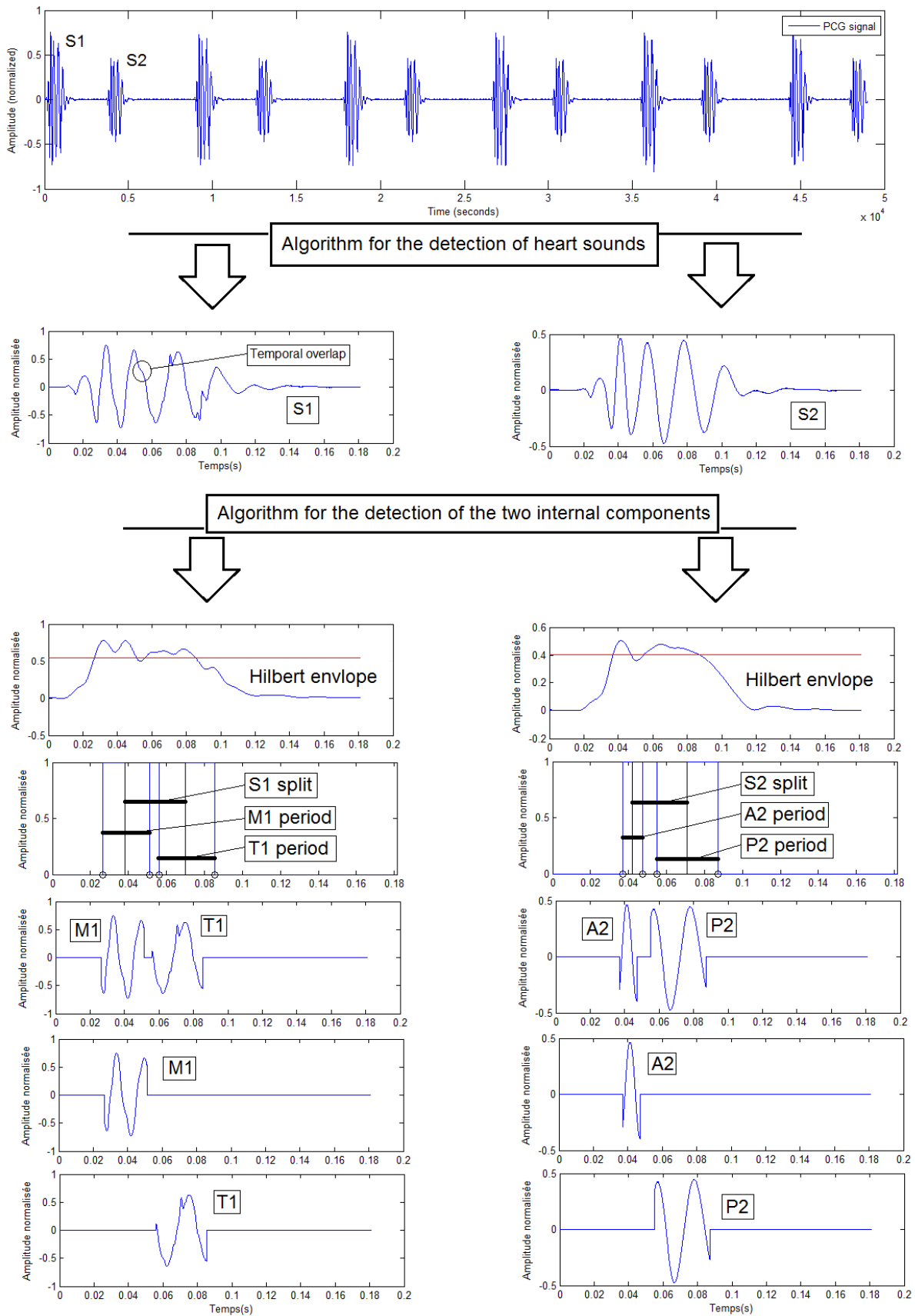


Fig. 4.17. Principe de séparation des composantes internes du premier et deuxième bruit cardiaque par utilisation de l'enveloppe de Hilbert.

4.8. L'étude de la variation du split

Dans cette première partie l'algorithme sera appliqué seulement pour le calcul de l'intervalle temporelle « split » et la durée des composantes internes M1, T1, A2 et P2 pour les différents bruits cardiaques B1 et B2 des signaux PCG des différents groupes, sans clicks et souffles, à clicks, à souffles systolique et diastolique et aussi des signaux PCG qui présente un split important, une représentation temps fréquence des ces composantes sera présenter ultérieurement.

Après application de l'algorithme sur les différents signaux PCG (Annexe.1) des différents groupes, les résultats se présentent comme suit :

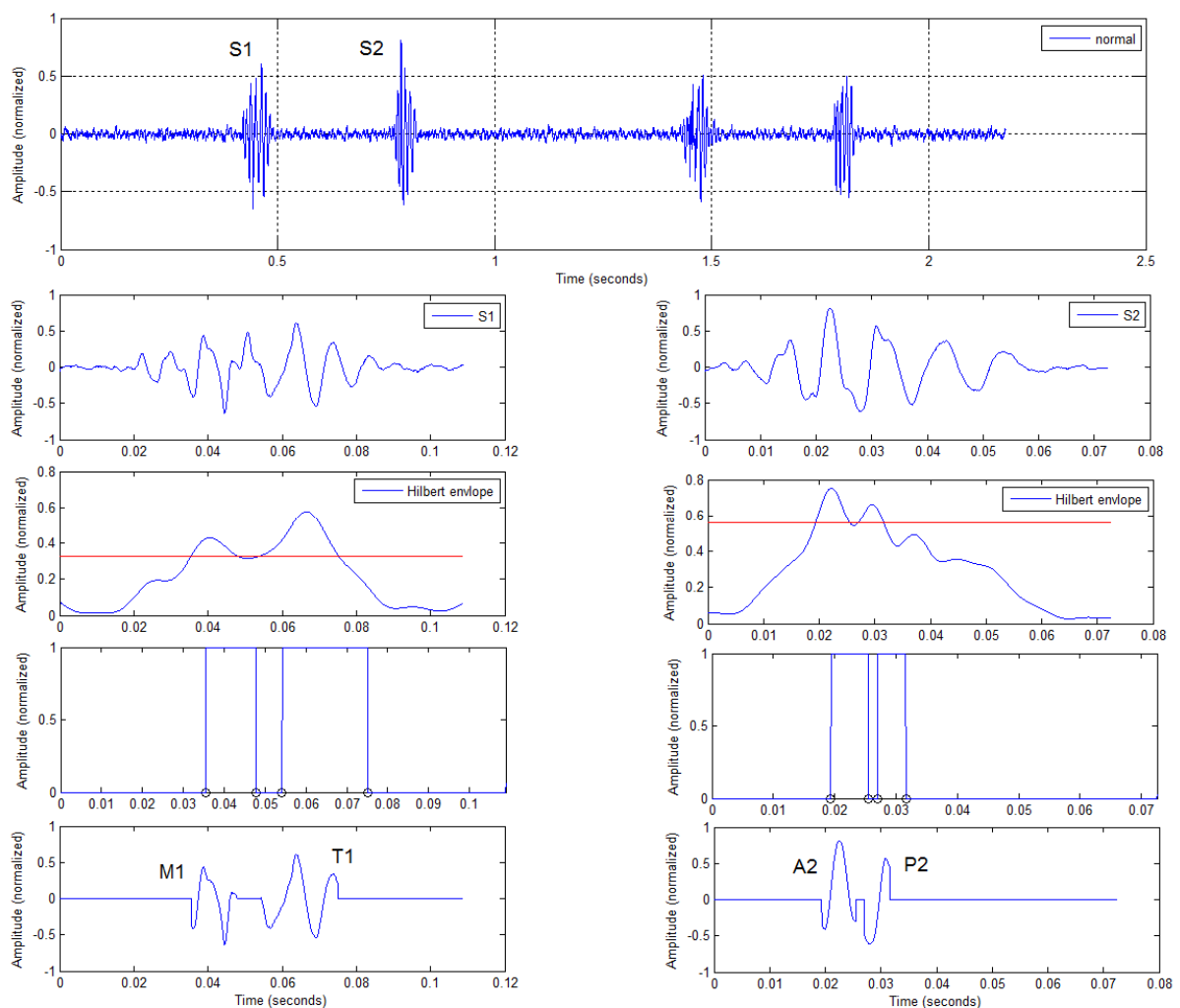


Fig. 4.18. Séparation des composantes internes (M1, T1, A2 et P2) des bruits cardiaques B1 et B2 du signal PCG (Normal) par utilisation de l'enveloppe de Hilbert avec un seuil à 50 % pour B1 et à 50 % pour B2 de la valeur maximale.

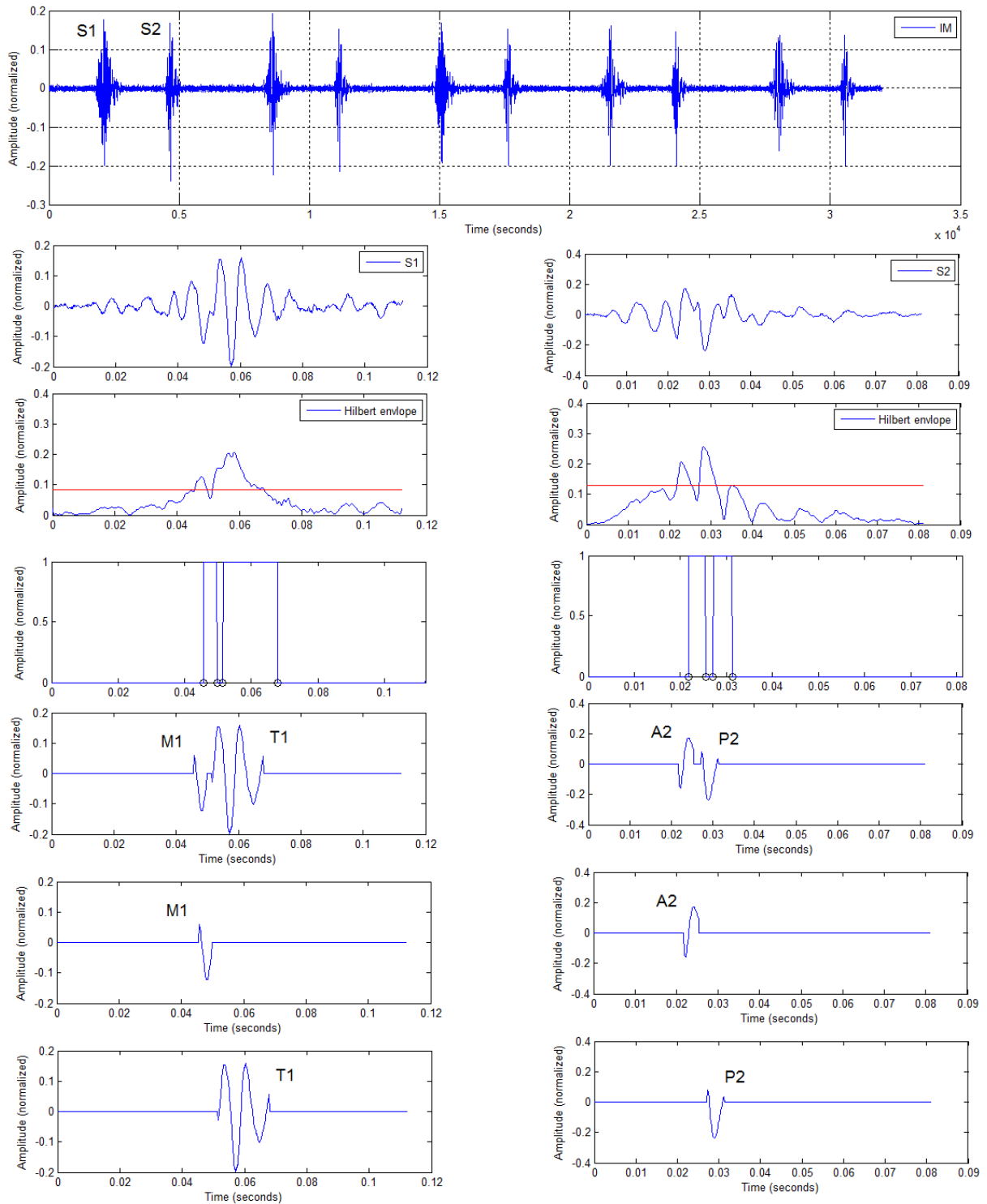


Fig. 4.19. Séparation des composantes internes (M1, T1, A2 et P2) des bruits cardiaques B1 et B2 du signal PCG (IM) sans clics et souffles par utilisation de l'enveloppe de Hilbert avec un seuil à 60 % pour B1 et à 60 % pour B2 de la valeur maximale.

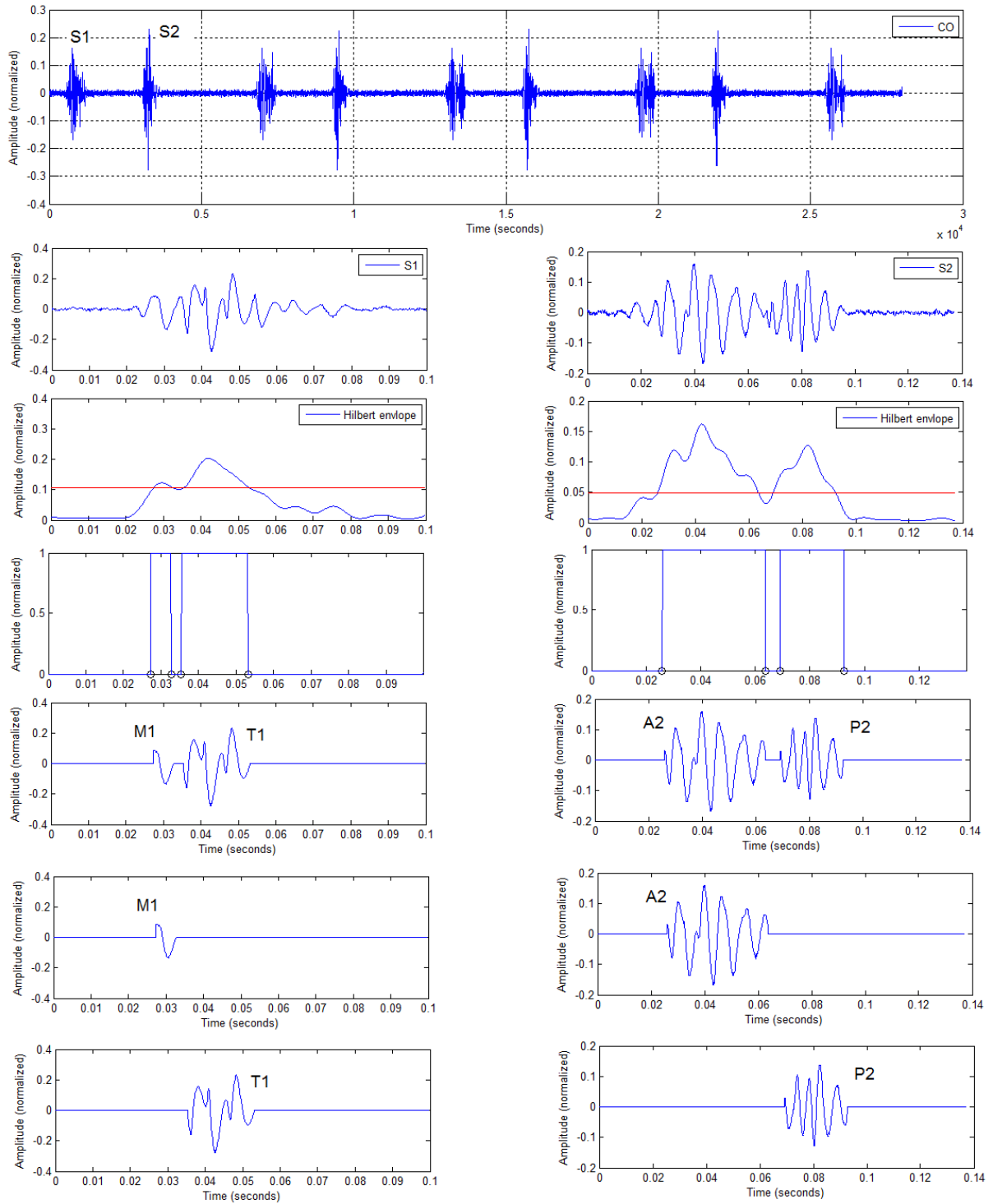


Fig. 4.20. Séparation des composantes internes (M1, T1, A2 et P2) des bruits cardiaques B1 et B2 du signal PCG (CO) sans clics et souffles par utilisation de l'enveloppe de Hilbert avec un seuil à 48 % pour B1 et à 50 % pour B2 de la valeur maximale.

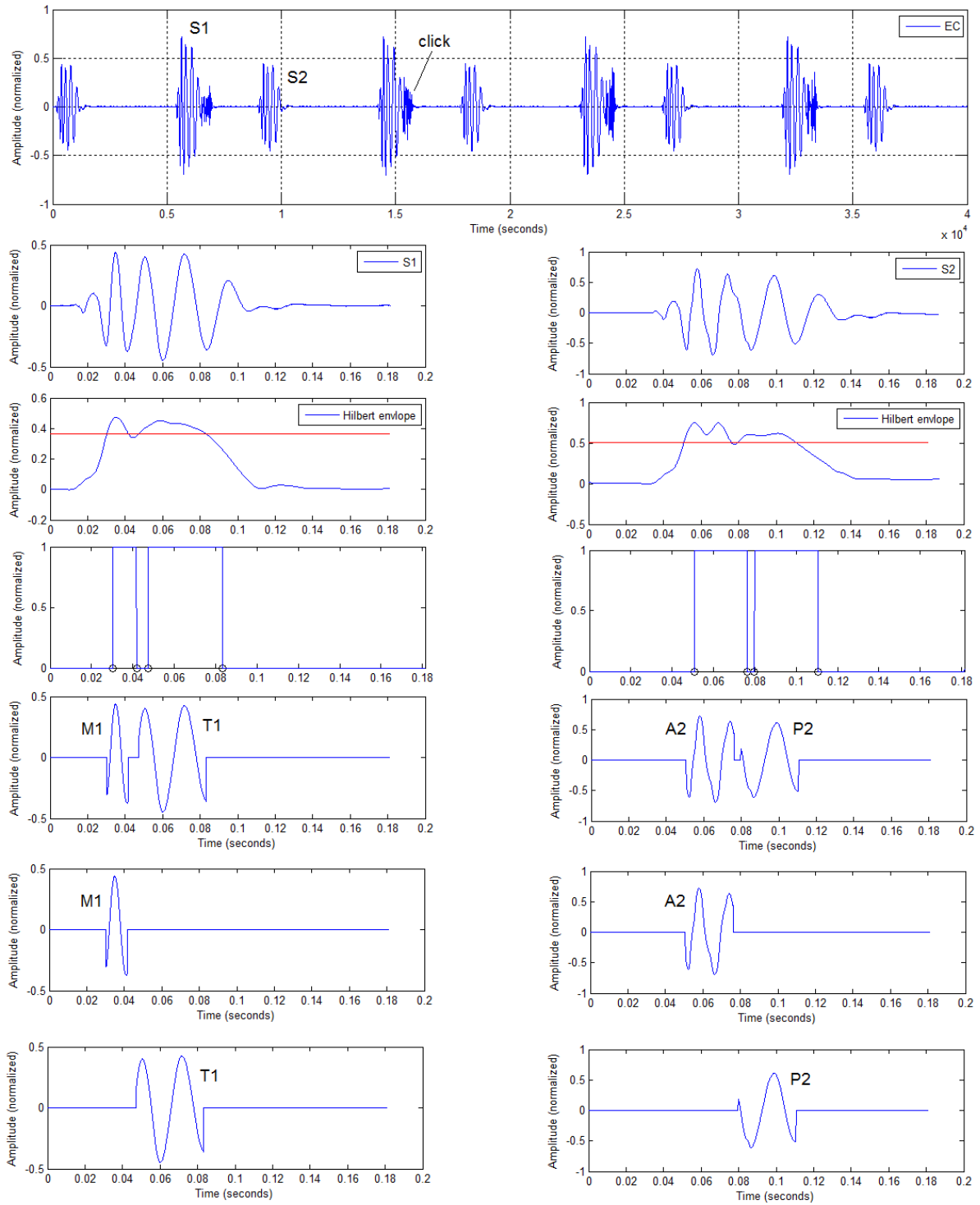


Fig. 4.21. Séparation des composantes internes (M1, T1, A2 et P2) des bruits cardiaques B1 et B2 du signal PCG (EC) avec clicks par utilisation de l'enveloppe de Hilbert avec un seuil à 23 % pour B1 et à 32 % pour B2 de la valeur maximale.

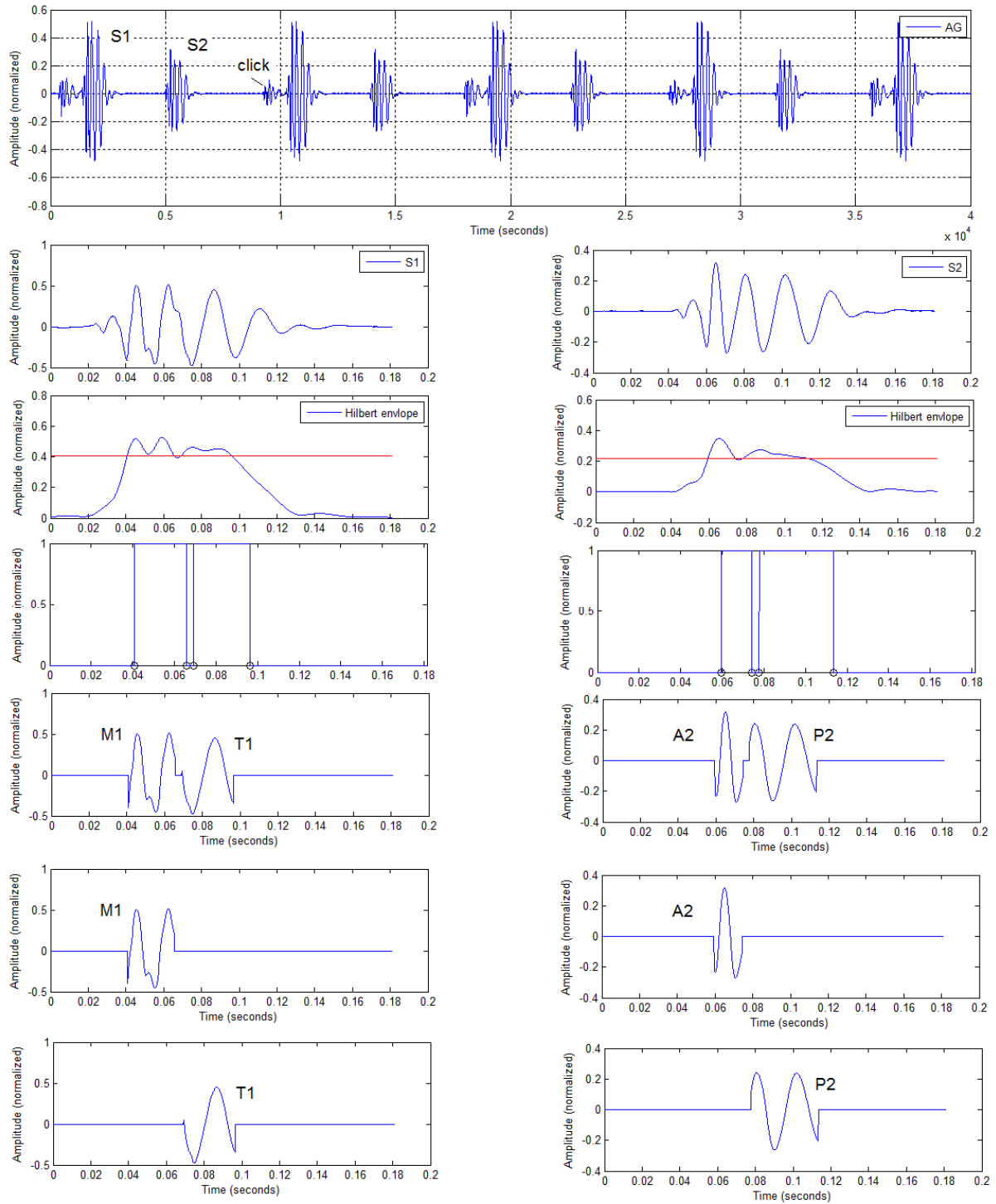


Fig. 4.22. Séparation des composantes internes (M1, T1, A2 et P2) des bruits cardiaques B1 et B2 du signal PCG (AG) avec clicks par utilisation de l'enveloppe de Hilbert avec un seuil à 23 % pour B1 et à 38 % pour B2 de la valeur maximale.

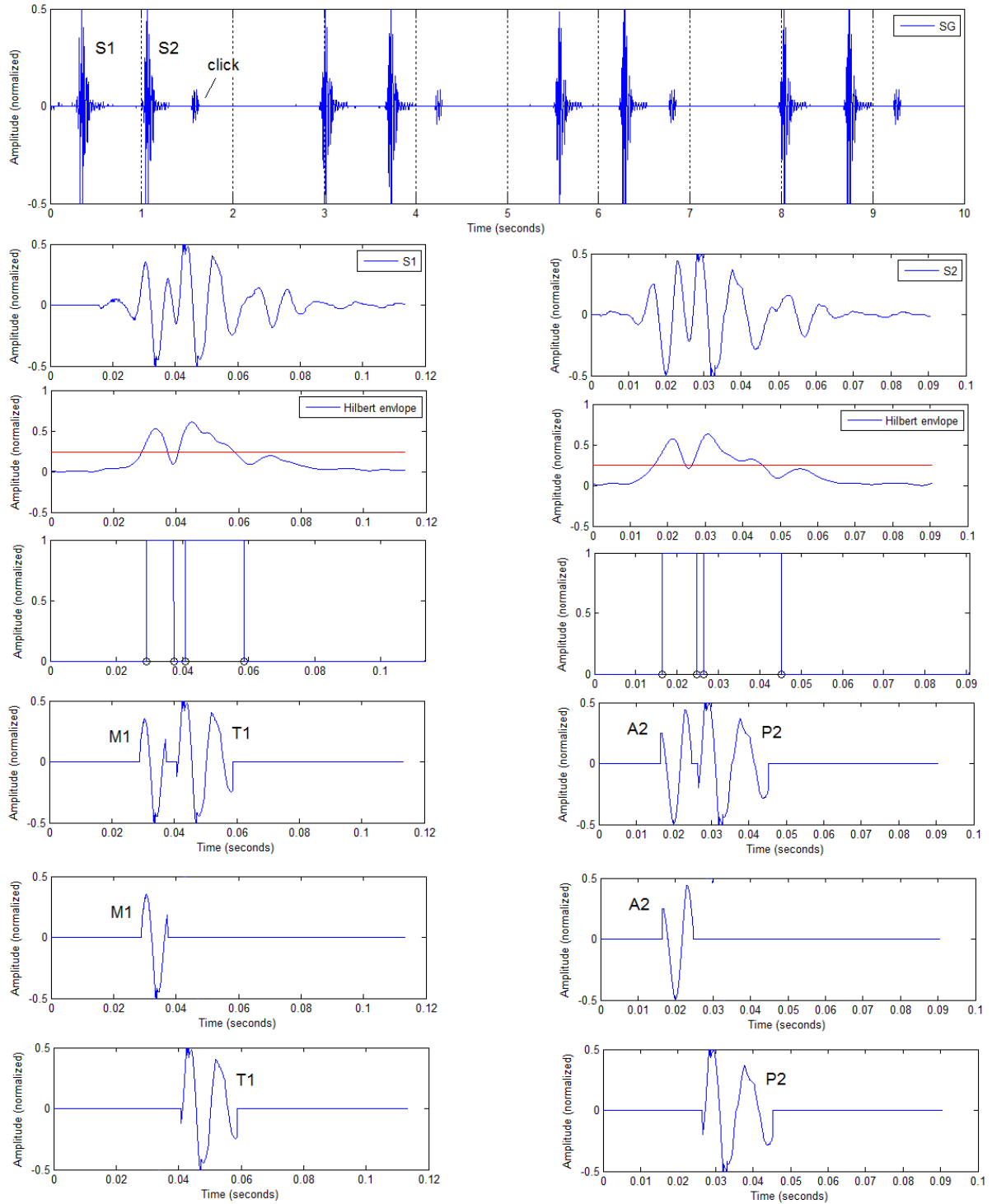


Fig. 4.23. Séparation des composantes internes (M1, T1, A2 et P2) des bruits cardiaques B1 et B2 du signal PCG (SG) avec clicks par utilisation de l'enveloppe de Hilbert avec un seuil à 60 % pour B1 et à 60 % pour B2 de la valeur maximale.

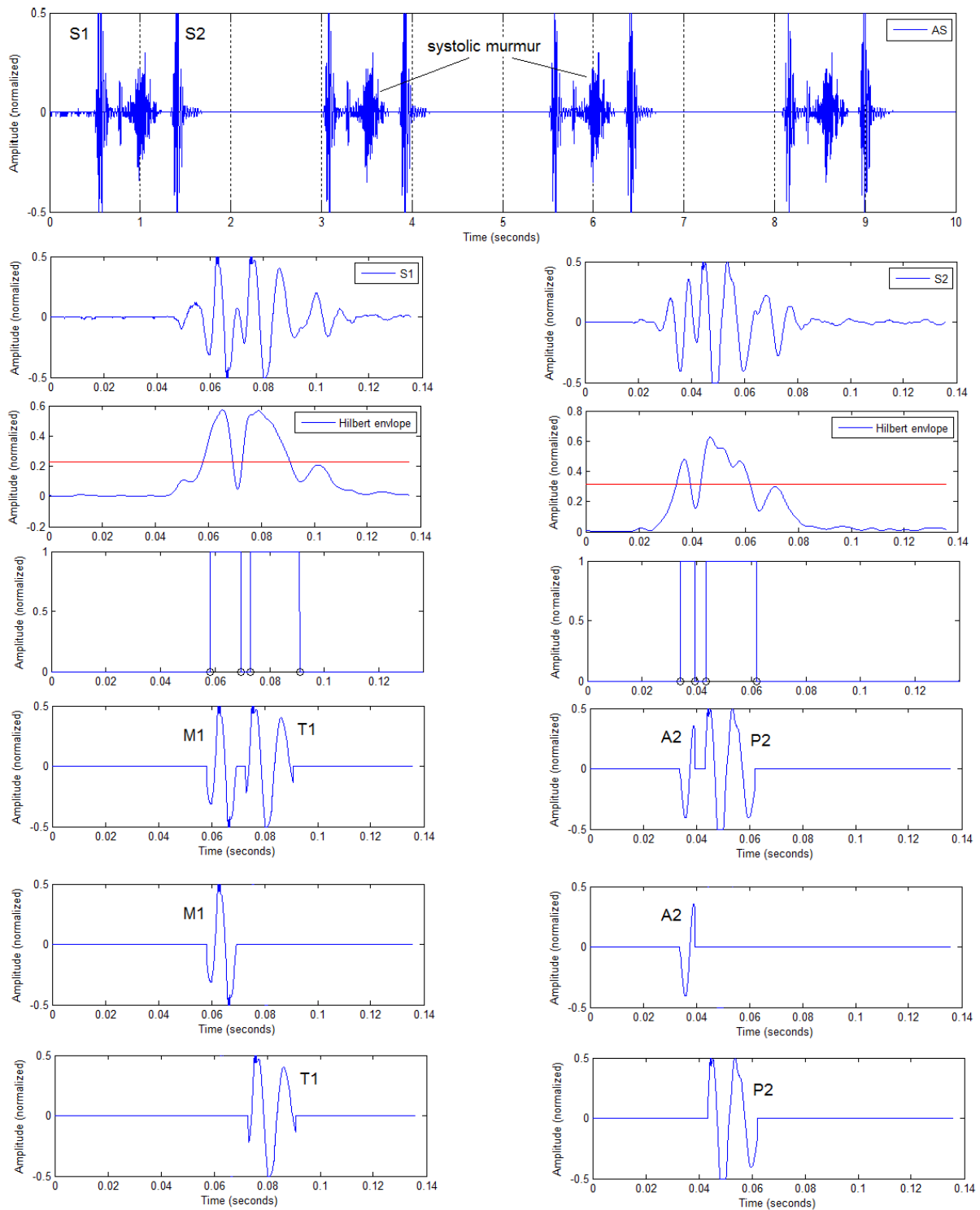


Fig. 4.24. Séparation des composantes internes (M1, T1, A2 et P2) des bruits cardiaques B1 et B2 du signal PCG (AS) avec souffles systolique par utilisation de l'enveloppe de Hilbert avec un seuil à 60 % pour B1 et à 50 % pour B2 de la valeur maximale.

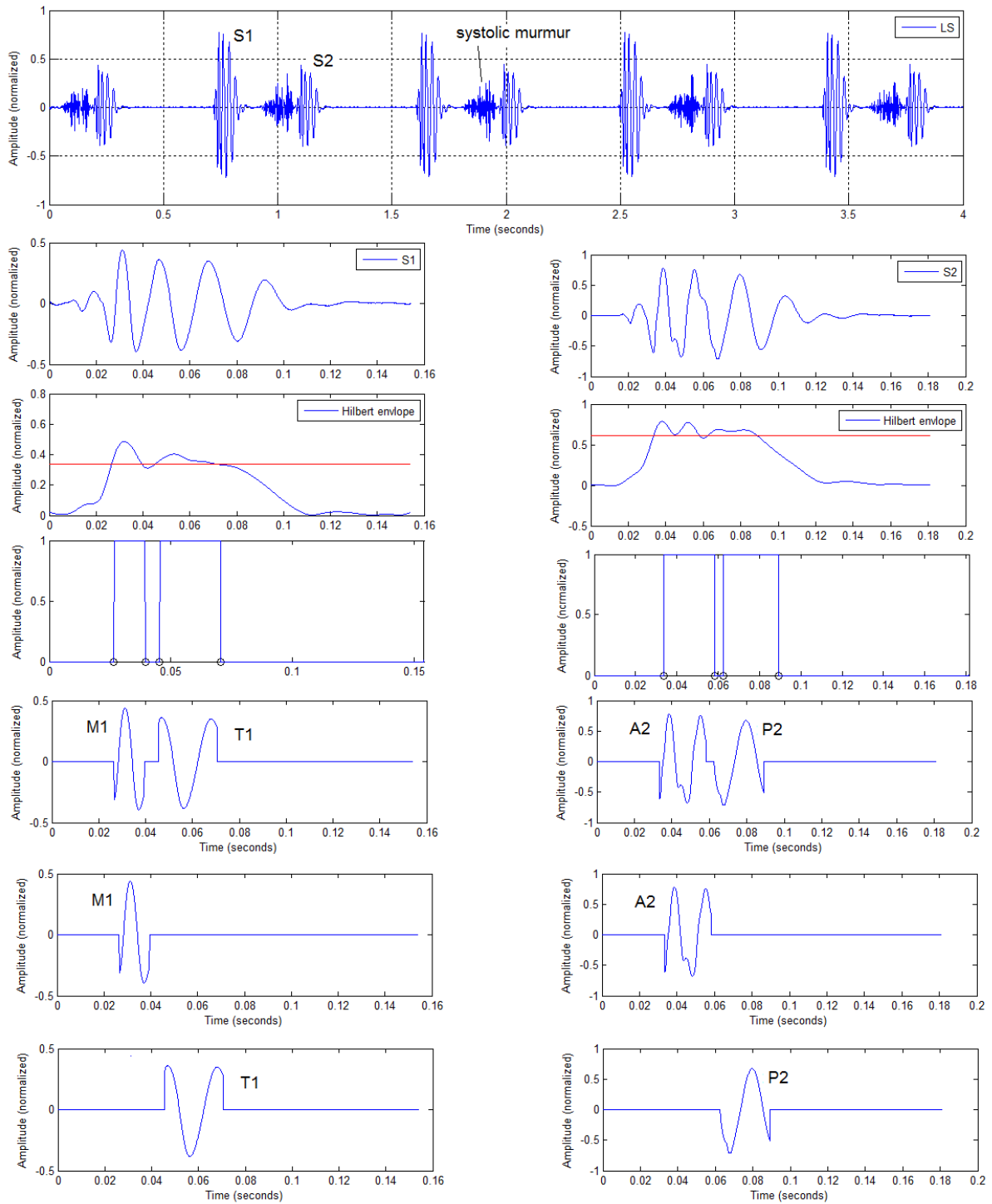


Fig. 4.25. Séparation des composantes internes (M1, T1, A2 et P2) des bruits cardiaques B1 et B2 du signal PCG (LS) avec souffles systolique par utilisation de l'enveloppe de Hilbert avec un seuil à 30 % pour B1 et à 23 % pour B2 de la valeur maximale.

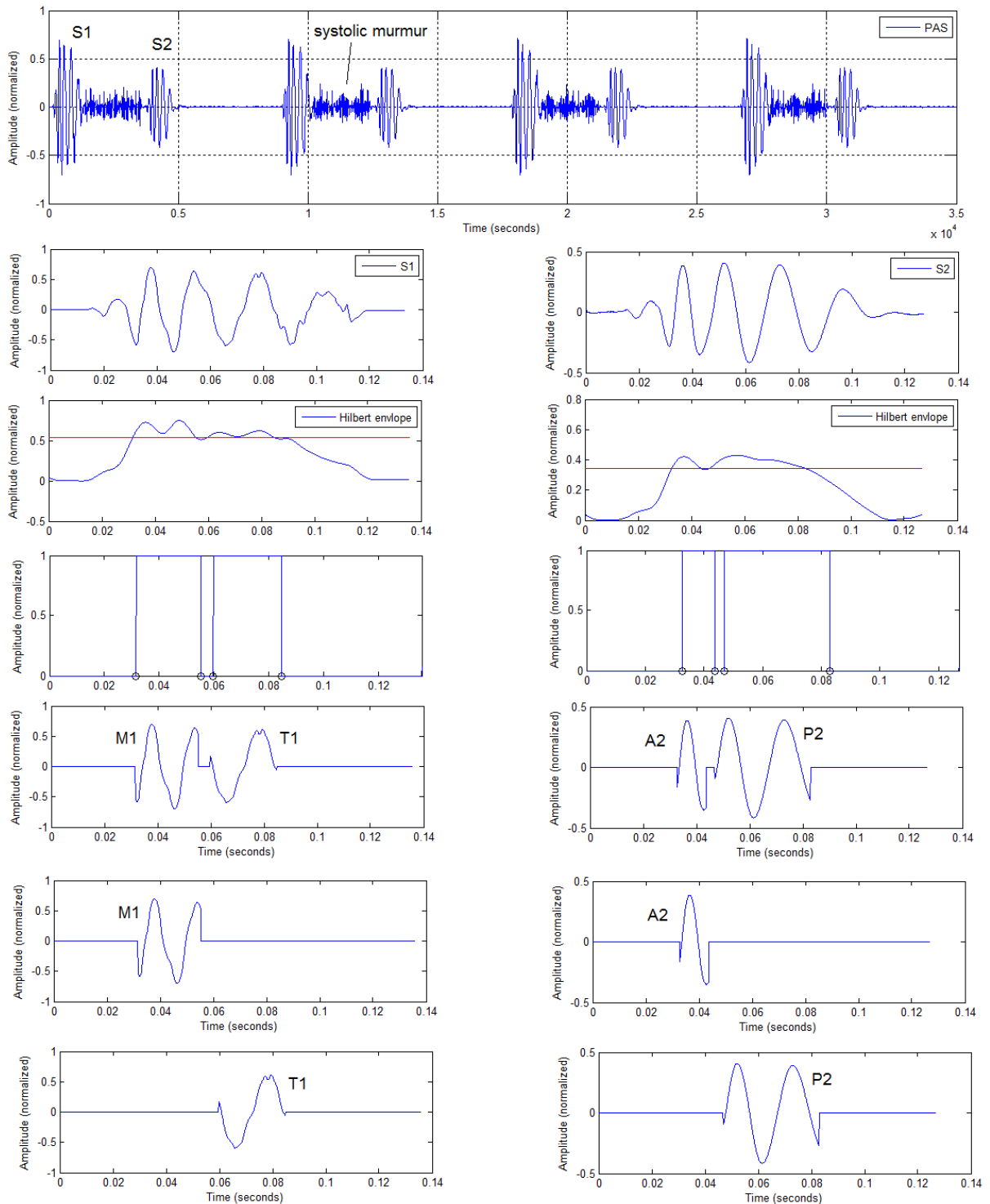


Fig. 4.26. Séparation des composantes internes (M1, T1, A2 et P2) des bruits cardiaques B1 et B2 du signal PCG (PAS) avec souffles systolique par utilisation de l'enveloppe de Hilbert avec un seuil à 8 % pour B1 et à 20 % pour B2 de la valeur maximale.

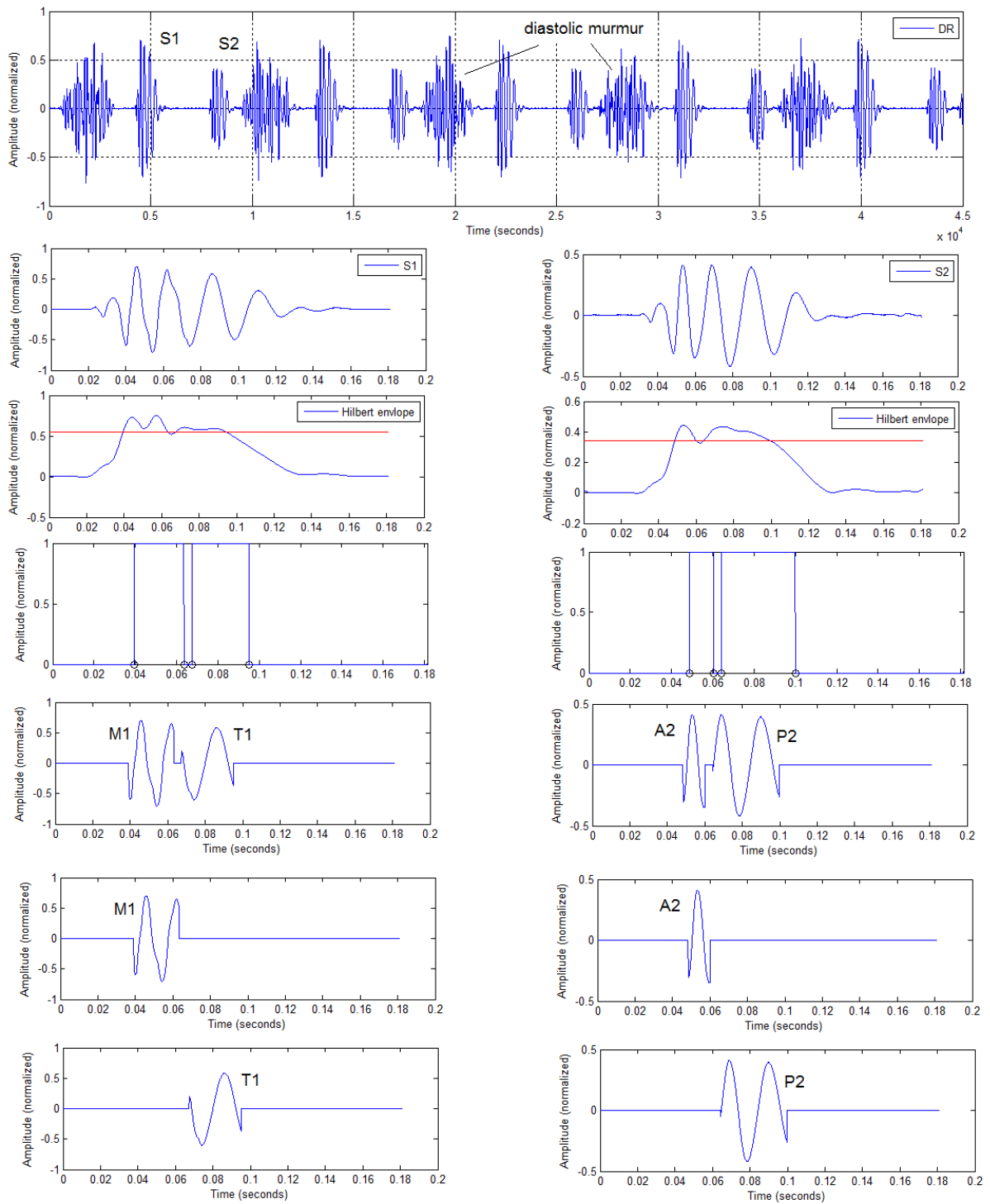


Fig. 4.27. Séparation des composantes internes (M1, T1, A2 et P2) des bruits cardiaques B1 et B2 du signal PCG (DR) avec souffles diastolique par utilisation de l'enveloppe de Hilbert avec un seuil à 28 % pour B1 et à 23 % pour B2 de la valeur maximale.

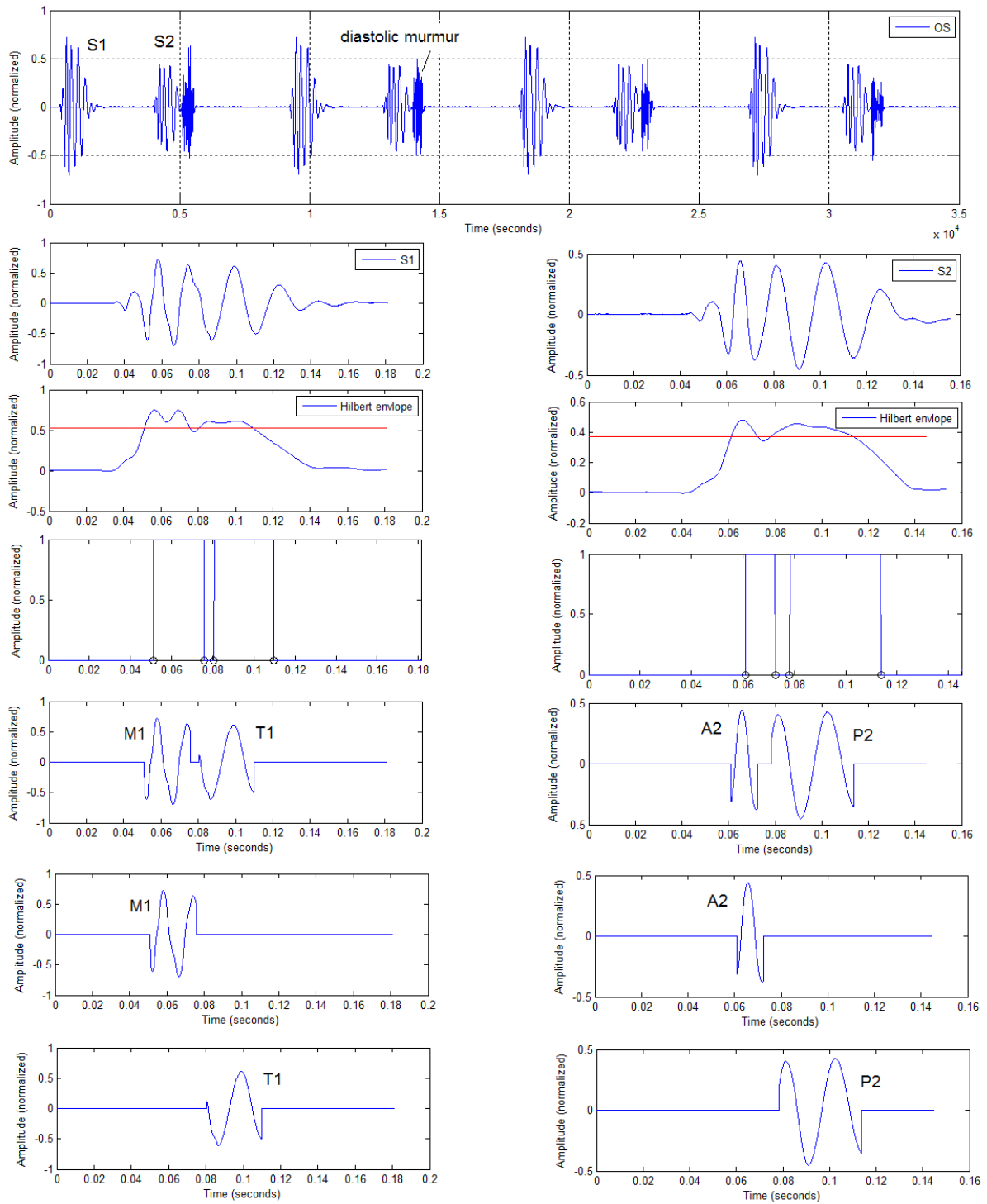


Fig. 4.28. Séparation des composantes internes (M1, T1, A2 et P2) des bruits cardiaques B1 et B2 du signal PCG (OS) avec souffles diastolique par utilisation de l'enveloppe de Hilbert avec un seuil à 30 % pour B1 et à 23 % pour B2 de la valeur maximale.

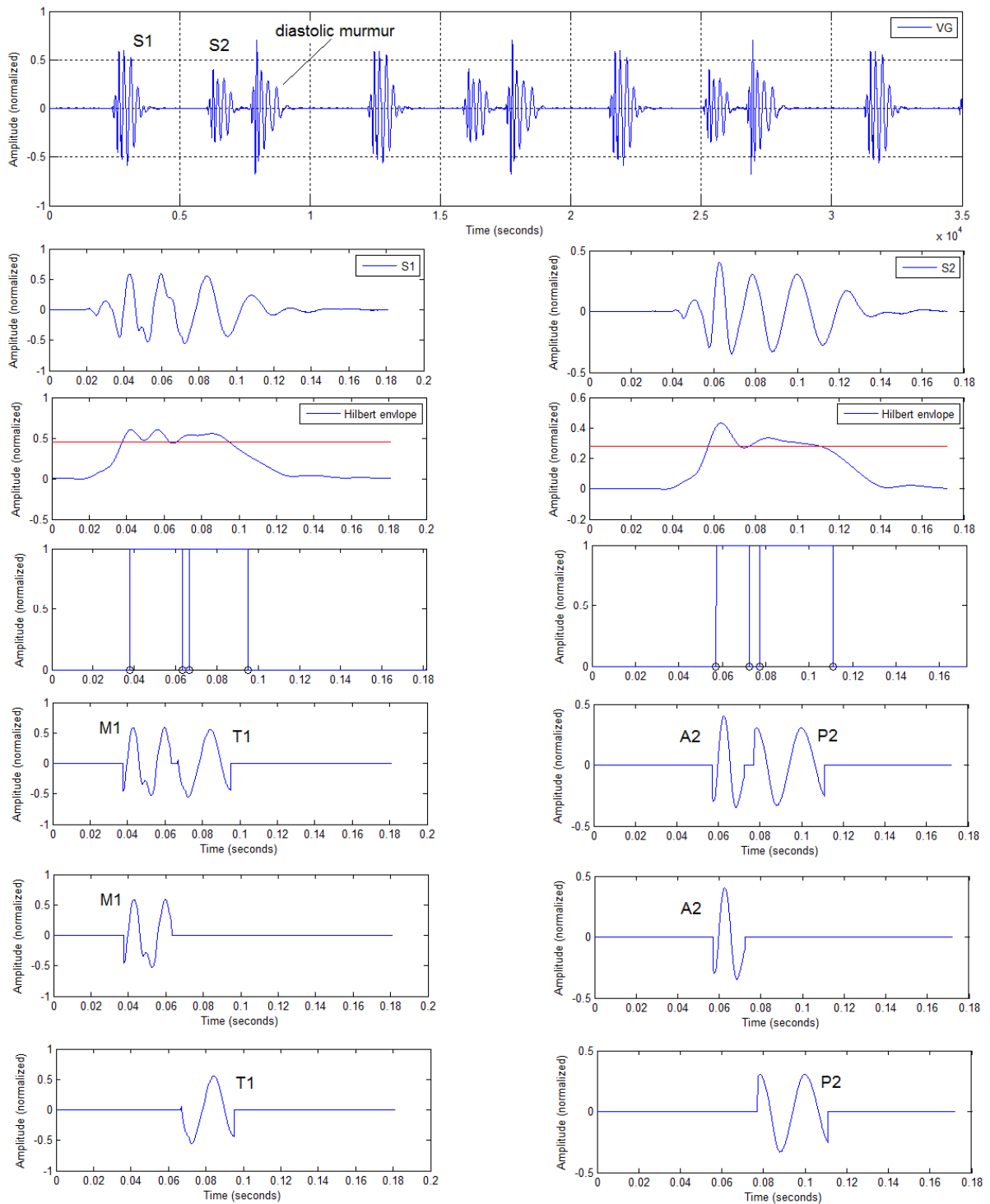


Fig. 4.29. Séparation des composantes internes (M1, T1, A2 et P2) des bruits cardiaques B1 et B2 du signal PCG (VG) avec souffles diastolique par utilisation de l'enveloppe de Hilbert avec un seuil à 25 % pour B1 et à 40 % pour B2 de la valeur maximale.

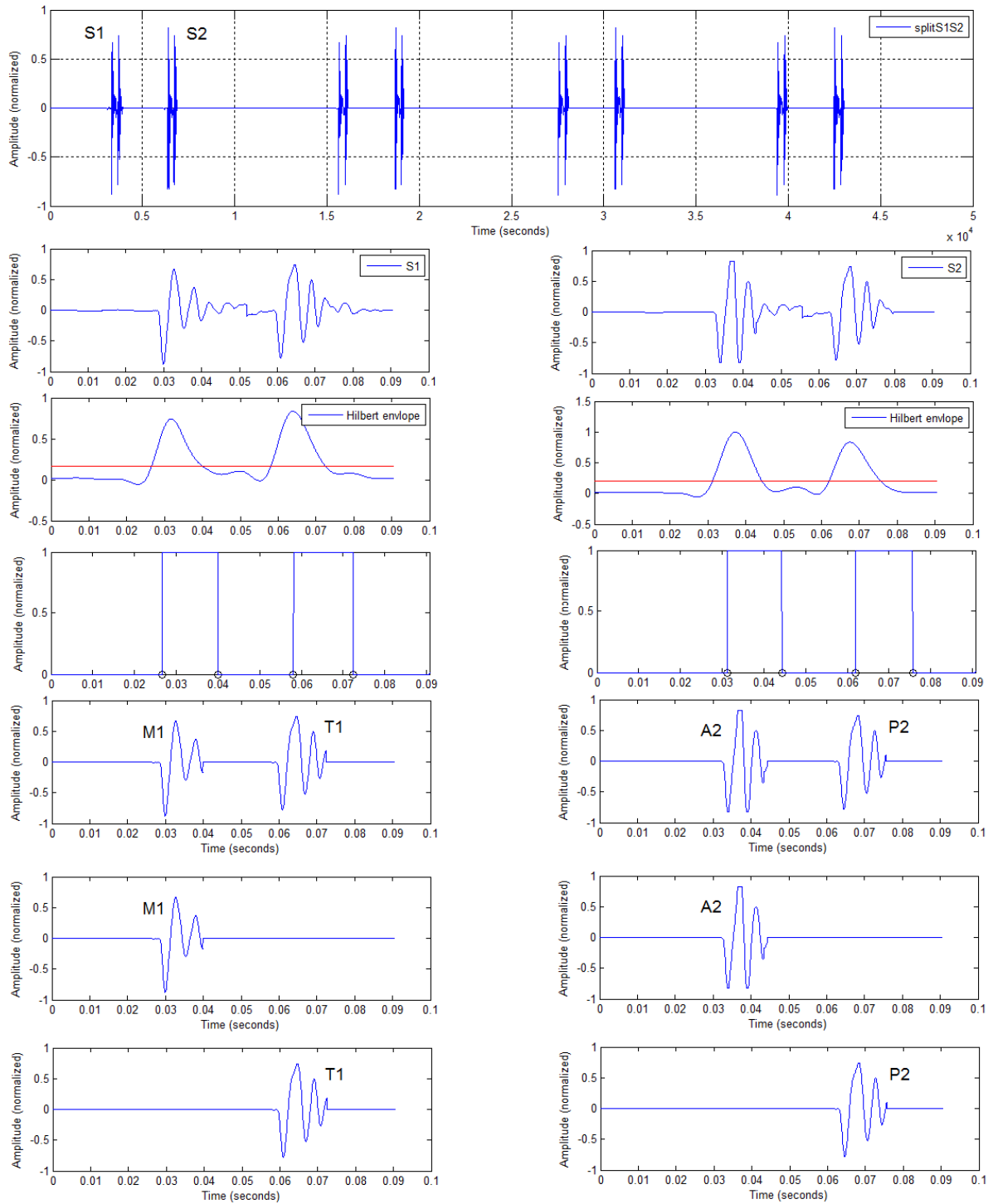


Fig. 4.30. Séparation des composantes internes (M1, T1, A2 et P2) des bruits cardiaques B1 et B2 du signal PCG (splitS1S2) avec un split important par utilisation de l'enveloppe de Hilbert avec un seuil à 95 % pour B1 et à 95 % pour B2 de la valeur maximale.

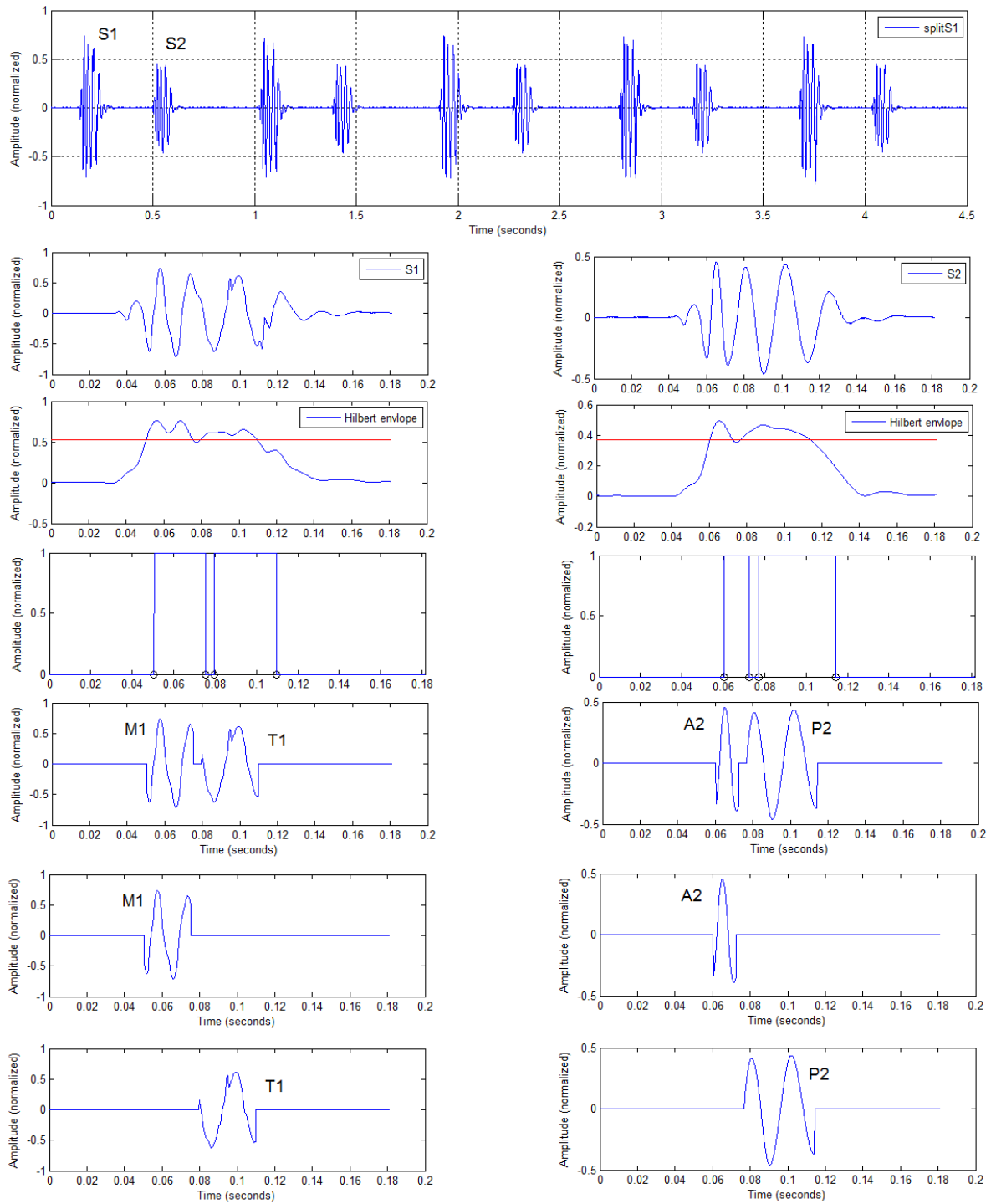


Fig. 4.31. Séparation des composantes internes (M1, T1, A2 et P2) des bruits cardiaques B1 et B2 du signal PCG (splitS1) avec un split important par utilisation de l'enveloppe de Hilbert avec un seuil à 80 % pour B1 et à 80 % pour B2 de la valeur maximale.

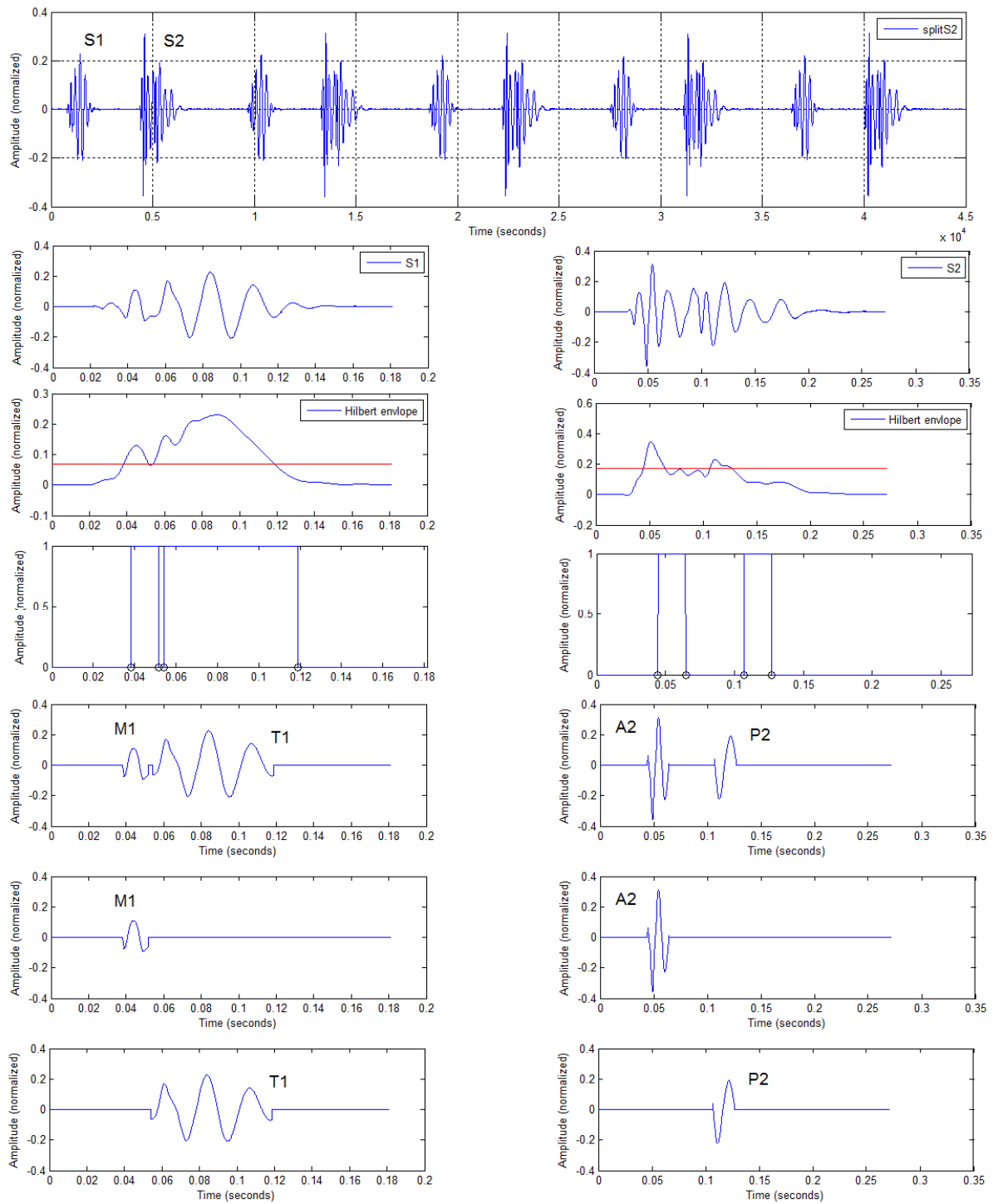


Fig. 4.32. Séparation des composantes internes (M1, T1, A2 et P2) des bruits cardiaques B1 et B2 du signal PCG (splitS2) avec un split important par utilisation de l'enveloppe de Hilbert avec un seuil à 70 % pour B1 et à 50 % pour B2 de la valeur maximale.

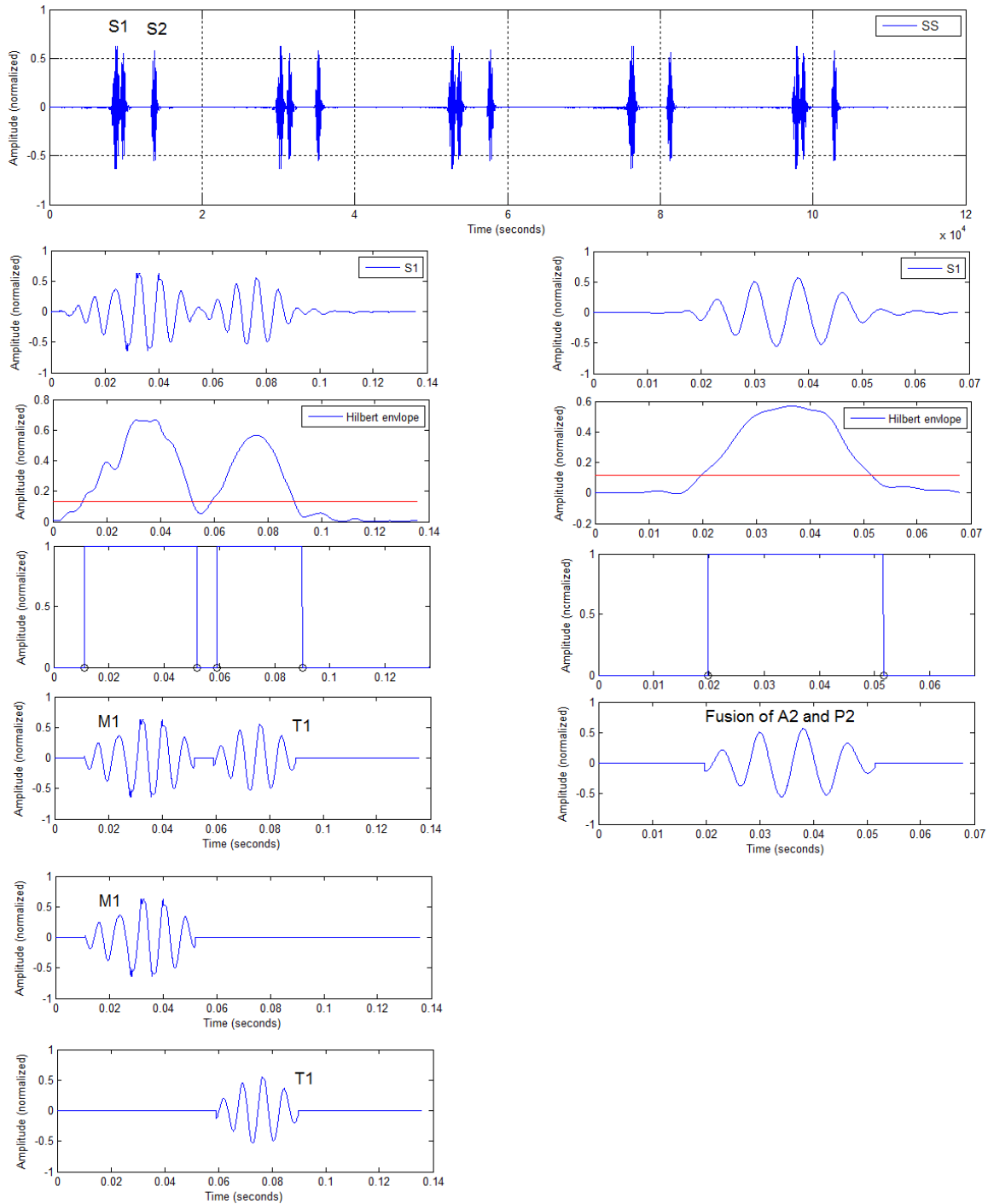


Fig. 4.33. Séparation des composantes internes (M1, T1, A2 et P2) des bruits cardiaques B1 et B2 du signal PCG (SS) sans split dans B2 par utilisation de l'enveloppe de Hilbert avec un seuil à 80 % pour B1 et à 80 % pour B2 de la valeur maximale.

La localisation des instants de débuts et de fins de chaque composante interne que ce soit M1 et T1 du bruit cardiaque B1 ou A2 et P2 du bruit cardiaque B2 nous permet d'apprécier leurs durées ainsi que la durée de l'intervalle temporel qui les sépare «split». Le tableau suivant regroupe les résultats de la segmentation effectuée sur les différents signaux PCG :

PCG signal		S1			S2		
		Duration of M1(ms)	Duration of T1 (ms)	Split S1(ms)	Duration of A2 (ms)	Duration of P2 (ms)	Split S2(ms)
Signal without murmurs or clicks	N	13.5	22.1	11.9	10.1	4.7	6.8
	IM	4.2	16.6	12.1	3.7	4.2	5.6
	CO	5.5	17.8	14.3	37.9	23.5	36.1
Signal with clicks	EC	11.5	36.1	29.3	25.4	30.8	31.7
	AG	25.2	27.3	29.6	15.1	35.6	28.7
	SG	8.3	17.9	16.5	8.4	18.8	15.3
Signal with systolic murmurs	AS	11.3	18.1	18.2	5.4	18.7	15.9
	LS	12.9	25.2	25.1	24.9	26.8	30.1
	PAS	23.9	25.1	28.8	11.2	36.1	26.7
Signal with diastolic murmurs	DR	24.2	27.8	29.8	11.8	35.7	27.7
	OS	24.8	29.3	31.7	11.5	35.6	31.2
	VG	25.6	28.3	30.5	15.3	33.9	31.3
Signal with important split	SplitS1S2	13.5	14.4	31.9	13.2	13.8	31.1
	SplitS1	29.1	30.1	32.7	12.3	37.4	31.2
	SplitS2	13.6	64.9	41.4	20.1	20.3	62.3
Signal without splitS2	SS	41.1	30.9	43.1	33	33	/

Tab.4.1. Variation de la durée des composantes internes (M1, T1, A2 et P2) et du split (split1 et split2) des bruits cardiaques B1 et B2 des différents signaux PCG.
(Ces résultats présentent des valeurs moyennes)

A partir des résultats du tableau.4.1 (fig.4.37), on peut remarquer que le split d'un signal PCG normal est très réduit par rapport aux autres signaux PCG pathologiques. La durée de A2 est plus importante que la durée de P2 car l'amplitude est moins importante, contrairement à l'amplitude et la durée de T1 qui sont supérieures à celles de M1 (fig.4.18). Le split du signal PCG IM est aussi réduit contrairement à celui du signal PCG CO qui est très important égale à 36.1 ms puisque ce dernier présente un dédoublement physiologique bien clair (fig.4.20). La coarctation de l'aorte est un rétrécissement localisé de l'aorte la principale artère du corps (fig.4.34). Après sa sortie du cœur l'aorte décrit une crosse d'où partent les vaisseaux sanguins pour la tête et les bras, puis elle descend dans le thorax (aorte thoracique). C'est souvent à la jonction entre la crosse et l'aorte descendante que se trouve le rétrécissement [1].

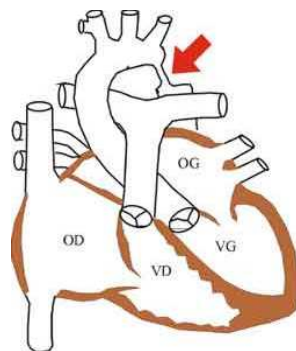


Fig.4.34. La coarctation de l'aorte.

Les signaux PCG à click (EC, AG et SG) présentent eux aussi un split important si on le compare avec le signal PCG normal (fig.4.21, 4.22, 4.23 et 4.37). La durée de T1 reste supérieure à celle de M1 et si on compare P2 avec A2 on remarque que la durée de P2 augmente si le split augmente mais reste toujours supérieure à la durée de A2.

Avec les signaux PCG à souffle systolique et diastolique le split est toujours important (fig.4.24 à 4.29). La remarque qu'on peut porter est sur la sténose aortique (le signal PCG AS) qui présente une durée de A2 très réduite (fig.4.24). Une sténose aortique est un rétrécissement de l'ouverture de la valve qui entraîne un plus faible débit sanguin à travers celle-ci (fig.4.35).

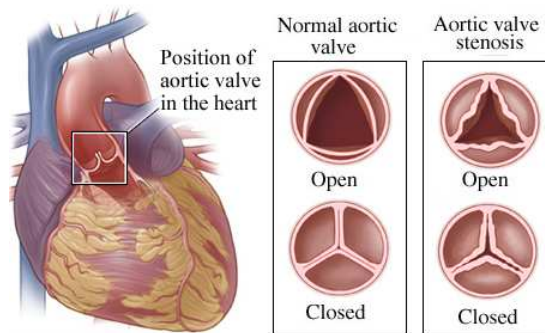


Fig.4.35. Sténose aortique [27].

Comme en présence d'une sténose infundibulaire, le bruit de fermeture pulmonaire s'estompe dans le signal PCG LS (fig.4.25), le dédoublement est souvent mal perçu. Par contre, dans les sténoses valvulaires pulmonaires, le dédoublement large indique souvent la sévérité de la maladie (fig.4.26).

La figure 4.36 montre qu'une anomalie dans la valve pulmonaire donne naissance à un souffle diastolique. Dans les résultats du tableau.4.1 on remarque très bien que la durée de P2 est bien supérieure à toutes les durées des autres composantes (fig.4.27, 4.28 et 4.29). Le split du premier bruit cardiaque (B1) est presque égale au deuxième bruit cardiaque (B2).

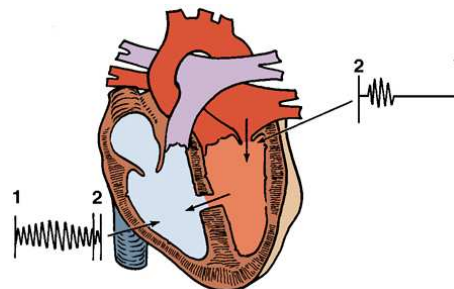


Fig.4.36. La malformation cardiaque congénitale (Une anomalie dans la valve pulmonaire peut causer un souffle diastolique) [26].

Dans le dernier groupe qui présente des signaux PCG avec un split important on remarque très bien qu'une augmentation du split n'implique pas une augmentation des durées des composantes internes (fig.4.30, 4.31 et 4.32), sauf pour le signal PCG splitS2 ; une durée importante de la composante tricuspidiennne et un split au niveau de B2 très important comme en présence d'une communication inter-auriculaire, on entend régulièrement un dédoublement large et fixe du 2^e bruit.

Dans certaines situations pathologiques, les deux ventricules éjectent une quantité égale de sang contre des résistances égales elles aussi. Ceci peut se voir dans le syndrome d'Eisenmenger .A ce moment, les deux valvules aortique et pulmonaire se ferment à peu près au même moment, leurs bruits de fermeture tendent à fusionner et peuvent ne plus être que discrètement séparés lors d'une inspiration profonde. Le dédoublement du 2^e bruit est très serré, voire inexistant(fig.4.33).

La figure suivante résume les résultats du tableau.4.1

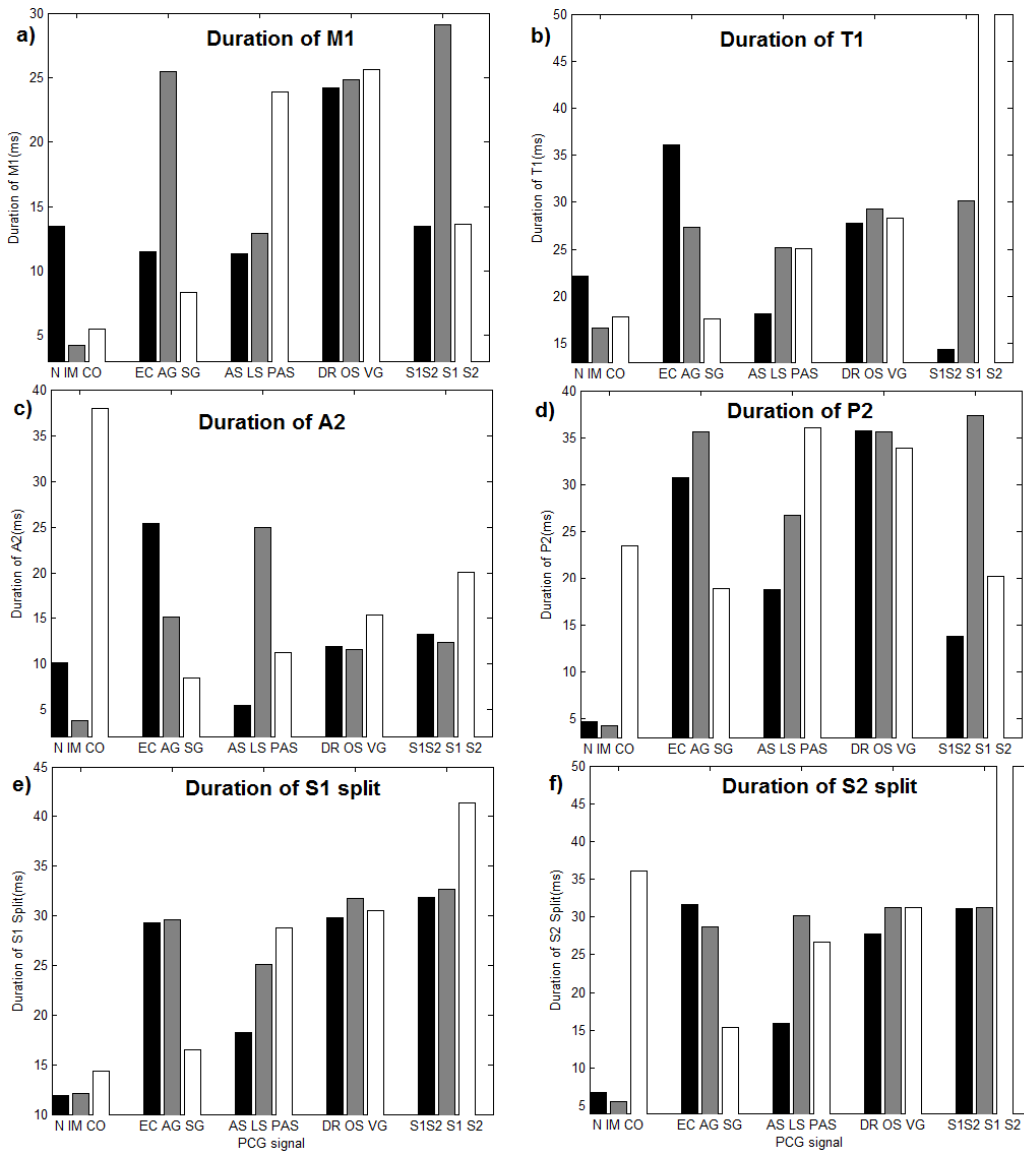


Fig.4.37. Variation de la durée des composantes internes (M1, T1, A2 et P2) et du split (split1 et split2) des bruits cardiaques B1 et B2 des différents signaux PCG : a) variation de M1, b) variation de T1, c) variation de A2, d) variation de P2, e) variation du split1 de B1, f) variation du split2 de B2.

4.9. Conclusion

Les résultats trouvés montrent d'excellentes performances de l'algorithme proposé et utilisé pour extraire les différentes composantes internes des deux bruits et calculer le split de B1 et B2. Les résultats obtenus sur le changement du split et les durées des composantes internes sont encourageant et prometteur pour l'utilisation de la méthode proposée dans un contexte clinique.

Ainsi il s'avère que les pathologies cardiaques, notamment les valvulopathie apportent des changements d'intensité et de durée aux composantes internes des deux bruits cardiaques B1 et B2 ainsi qu'aux split liés à la nature même de la pathologie en question. Le split d'un cas normal est inférieur à 30 ms ce qui n'est pas le cas de certain signaux pathologiques et que la mesure à l'aide de la méthode utilisée a démontré et mis en évidence. Il a été aussi mis en évidence que la valeur de ce split peut avoir un lien avec la morphologie des composantes internes et de leurs durées qu'il faudrait prendre en considération.

BIBLIOGRAPHIE

- [1] Andres E; Brandt C; Gass R; Reichert S, New developments in the field of human auscultation. *Rev Pneumol Clin* 2010, pages 209.
- [2] Gomella L. G., Haist S. A. Clinician's Pocket Reference, The McGraw-Hill Companies, 11th Edition, 2004 pages 9-30.
- [3] Andres E; Reichert S; Gass R; Brandt C, A French national research project to the creation of an auscultory school : the ASAP project. *Europ Intren Med*,2009, May, pages 323-324.
- [4] Leung TS, White P.R, Cook. J, Collis W.B, Brown. E and Salmon A.P. Analyse of the second heart sound for diagnosis of paediatric heart diseas.IEEE proc.sci.meas. Technolol; vol 145, 1998, pages 285-290.
- [5] J. P. Ramos, P. Carvalho, R. P. Paiva, L. Vale, J. Henriques, Intelligent phonocardiogram analysis representation tool, Department of Informatics Engineering, University of Coimbra, P'olo II, Coimbra, Portugal, BIOSTEC 2011.
- [6] Cota Navin Gupta , Ramaswamy Palaniappan , Sundaram Swaminathan , Shankar M. Krishnan, Neural network classification of homomorphic segmented heart sounds, Biomedical Engineering Research Center, Nanyang Technological University, Singapore, Department of Computer Science, University of Essex, Colchester, UK, science direct Applied Soft Computing 7 (2007), pages 286–297.
- [7] S. Santos, P. Carvalho, R. P. Paiva and J. Henriques, Detection of the s2 split using the Hilbert and wavelet transforms. Department of Informatics Engineering, Faculty of Sciences and Technology, University of Coimbra, Pinhal de Marrocos 3030-290 Coimbra, APMTAC, Portugal 2011.
- [8] Reza Ramezani Sarbandi, John D Doyle, Mahdi Navidbakhsh, Kamran Hassani, Hassan Torabiyan, A color spectrographic phonocardiography (CSP) applied to the detection and characterization of heart murmurs: preliminary results, Department of Biomechanics, Science and Research Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran, BioMedical Engineering OnLine 2011.
- [9] Iwata, A., Ishii, N., and Suzumura, N., "Algorithm for detecting the first and second heart sounds by spectral tracking, *Med. & Biol. Eng. & Comput.*, Jan 1980, pages 19-26.
- [10] Liang, H., Lukkarinen, S., and Hartimo, I., "Heart sound segmentation algorithm based on heart sound envelopgram, *Computers in Cardiology*, 7-10, Sept. 1997, pages 105-108.
- [11] Haghghi-Mood., A., and Torry, J., N., "A Sub-Band Energy Tracking Algorithm for Heart Sound Segmentation, *Computers in Cardiology* 1995, pages 501-504.
- [12] Lehner, R., J., and Rangayyan, R., M. A three-channel microcomputer system for segmentation and characterization of the phonocardiogram, *IEEE Trans. on Biomedical Engineering*, 34, , 1987. Pages 485-489.
- [13] D. Balasubramaniam, D. Nedumaran, Efficient Computation of Phonocardiographic Signal Analysis in Digital Signal Processor Based System, *International Journal of Computer Theory and Engineering*, Vol. 2, No. 4, August, 2010, pages 660-664.
- [14] Fabio L. Hedayioglu Maria G. Jafari Sandra S. Mattos Mark D. Plumbley Miguel T. Coimbra, Separating sources from sequentially acquired mixtures of heart signals, Department of Computer Science, University of Porto, Institute of Telecommunications, Unit of Fetal and Pediatric Cardiology, Royal Portuguese Hospital, Recife, Brazil, Queen Mary University of London, Centre for Digital Music, ICASSP 2011.
- [15] Vladimir Kudriavtsev, Vladimir Polyshchuk and Douglas L Roy, Heart energy signature spectrogram for cardiovascular diagnosis, Children's Health Center, Dalhousie Medical School, Halifax, Nova Scotia, Canada, BioMedical Engineering OnLine 2007.
- [16] Laure, Patrice et Innocent Mutabazi, Nonlinear analysis of instability modes in the Taylor-Dean system", *Physics of Fluids*, 6 (11), (1994), pages 3630-3642.

- [17] Milan Stork , Hilbert-Huang Transform and Its Applications in Engineering and Biomedical Signal Analysis, Dept. of Applied Electronics and Telecommunications/RICE Faculty of Electrical Engineering, University of West Bohemia, CZ, Recent Researches in Circuits and Systems, ISBN, page 188-195.
- [18] L. Hamza Cherif, S.M. Debbal. F Bereksi-reguig, Segmentation of heart sound and heart murmurs. Genie-Biomedical Laboratory (GBM), Department of Electronics, Faculty of Science Engineering, University of Aboubekr Belkaid – Tlemcen, Journal of Mechanics in Medicine and Biology, Vol. 8, No. 4 (2008), World Scientific Publishing Company, pages 549–559.
- [19] Kolodner, Paul et Hugh Williams, Complex demodulation techniques for experiments on traveling-waves convection, in Nonlinear evolution of spatio-temporal structures in dissipative continuous systems", F. H. Busse et L. Kramer, eds., (Plenum Press, New York, 1990), pages 73-91.
- [20] J. G. Wilpon, C.-H. Lee, and L. R. Rabiner, "Improvements in connected digit recognition using higher order spectral and energy features," , ICAS SP 91, Toronto, 1991. Pages 349-352.
- [21] C.-S. Gargour, Traitement numérique des signaux, Ecole de technologie supérieure, 2001.
- [22] Liang, H., Lukkarinen, S., and Hartimo, I., "A boundary modification method for heart sound segmentation algorithm, Computers in Cardiology, 13-16 Sept 1998. pages 593 – 595.
- [23] S.M. Debbal, Analyse du signal phonocardiogramme par application des transformées d'ondelette. département d'électronique, faculté des sciences de l'ingénieur, Université A.B.Bekr Belkaid, Tlemcen (Algérie), Thèse de doctorat d'état, juin, 2004.
- [24] J Xu, L-G Durand, P Pibarot, A new, simple, and accurate method for non-invasive estimation of pulmonary arterial pressure, Quebec Heart, Institute/Laval Hospital, Laval University, 2725 Chemin Sainte Foy, Sainte Foy, Quebec, Canada. *Heart* 2002, 88: 76-80.
- [25] Jingping Xu, Louis-Gilles Durand, and Philippe Pibarot, Extraction of the Aortic and Pulmonary Components of the Second Heart Sound Using a Nonlinear Transient Chirp Signal Model, IEEE IEEE Transactions on biomedical engineering, vol 48, No 3, MARCH 2001.
- [26] Jingping Xu, Louis-Gilles Durand, and Philippe Pibarot, Nonlinear Transient Chirp Signal Modeling of the Aortic and Pulmonary Components of the Second Heart Sound, IEEE Transactions on biomedical engineering, vol 47, No. 7, JULY 2000.
- [27] Narasimhan Ranganathan, Vahe Sivaciyan, Franklin B. Saksena . The Art and Science of Cardiac Physical Examination, Springer, 15 sept. 2006, pages 174-175.
- [28] Lippincott Williams & Wilkins, Heart Sounds Made Incredibly Easy, Volume 1, 2004 - pages 71-72.

Sitographie:

<http://www.atlasducorpshumain.fr/Coeur-et-vaisseaux/>
<http://www.physionet.org/physiobank/database/ptbdb/>
<http://www-sante.ujf-grenoble.fr/SANTE/CardioCD/cardio/>
<http://anatomieludique.unblog.fr/le-coeur/>
<http://ecg.mit.edu/>
<http://www.learntheheart.com/PDF2-heartounds.pdf>
<http://www.fastbleep.com/medical-notes/heart-lungs-blood/1/23/151>
http://www.merckmanuals.com/professional/cardiovascular_disorders/approach_to_the_cardiac_patient/cardiovascular_examination.html

CHAPITRE 5

Estimation de l'hypertension artérielle pulmonaire par analyse spectrale du deuxième bruit cardiaque

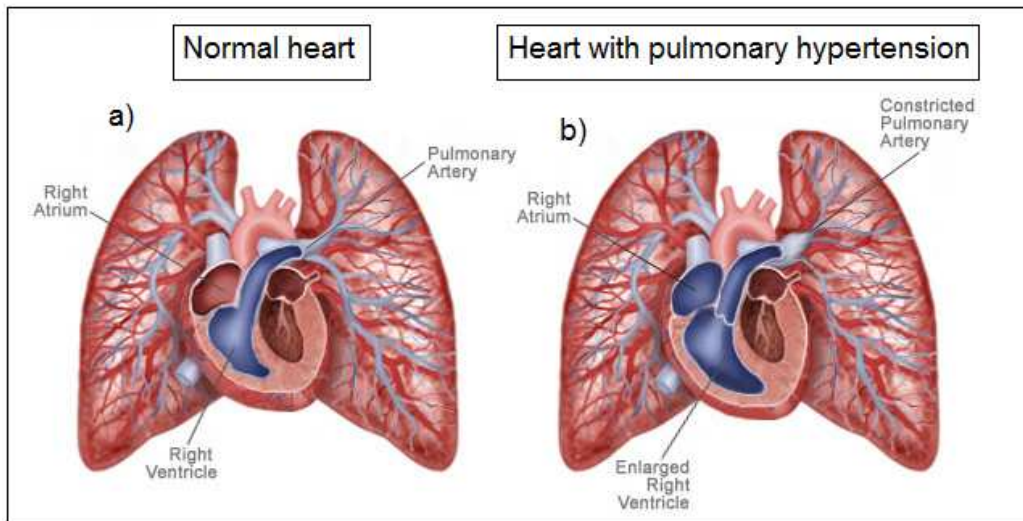
5.1. Introduction	110
5.2. État de l'art.....	111
5.3. Principe de la méthode.....	113
5.4. Algorithme.....	115
5.5. Résultats et discussion	117
5.6. Conclusion	129
BIBLIOGRAPHIE.....	130

CHAPITRE 5

Estimation de l'hypertension artérielle pulmonaire par analyse spectrale du deuxième bruit cardiaque

5.1. Introduction

L'hypertension artérielle pulmonaire (HTAP) correspond à un groupe de maladies d'évolution progressive caractérisée par une élévation anormale de la pression sanguine au niveau des artères pulmonaires (fig.5.1), dont le symptôme principal est un essoufflement à l'effort [1]. Selon la cause et la gravité, l'hypertension artérielle pulmonaire peut être une maladie sévère avec une tolérance à l'effort très nettement diminuée et une insuffisance cardiaque droite [2].



L'HTAP est définie par une pression artérielle pulmonaire (PAP) systolique supérieure à 30 mmHg ou à une PAP moyenne supérieure à 20 mmHg secondaire à une pathologie pulmonaire ou cardiaque.

- La PAPm ≥ 25 mmHg au repos, la PAPm ≥ 30 mmHg à l'effort.
- La pression artérielle pulmonaire systolique (PAPS) augmente avec l'âge [4].
- PASP > 40 mmHg chez 6% des sujets > 50 ans, chez 5% des sujets avec un index de masse corporelle $> 30\text{kg/m}^2$.

La sévérité de l'HTAP est définie en fonction de la pression observée et de l'abaissement du débit cardiaque [5], [6]. L'une des causes de l'Hypertension artérielle pulmonaire et les maladies cardiaques :

- Une maladie des valves mitrale ou aortique situées dans la partie gauche du cœur.
- Une faiblesse ou une insuffisance du ventricule gauche (cavité inférieure gauche).
- Des malformations cardiaques présentes à la naissance (également appelées cardiopathies congénitales) [4].

5.2. État de l'art

Dans la majorité des patients, l'hypertension pulmonaire qui est secondaire à des maladies pulmonaires ou cardiovasculaires, augmente significativement l'incidence de morbidité et de mortalité. La Pression Artérielle Pulmonaire (PAP) est difficile à mesurer précisément sans recourir à un examen invasif. D'autre part, l'échocardiographie Doppler offre une alternative non invasive pour mesurer la PAP [5].

Cette méthode consiste à calculer le gradient de pression de régurgitation à travers la valve tricuspide à l'aide de l'équation de Bernoulli à laquelle est ajoutée une estimation de la pression de l'oreillette droite, elle-même obtenue de la pression de la veine jugulaire qui est facile à mesurer en clinique. Cependant, la pression ventriculaire droite systolique ne peut être considérée équivalente à la PAP systolique (PAPS) qu'à la condition qu'il n'y ait pas de gradient de pression anormalement élevé à travers la valve pulmonaire. Les autres limitations de cette approche sont dues à l'estimation très approximative de la pression de l'oreillette droite et l'impossibilité de l'appliquer chez les patients qui n'ont pas de régurgitation tricuspidiennne.

Compte tenu de ces remarques, d'autres méthodes non invasives pour l'évaluation de la PAP ont été proposées. Ces méthodes reposent principalement sur la relation entre la pression et le spectre du deuxième bruit cardiaque (B2). Le principe fondamental de cette hypothèse est basé sur la loi de Laplace qui stipule que la tension de la paroi aortique ou pulmonaire est proportionnelle à la pression intra-artérielle [6]. Par conséquent, la fréquence de résonance de la colonne sanguine dans l'aorte ou dans l'artère pulmonaire doit être proportionnelle à la tension dans la paroi artérielle et en conséquence à la pression artérielle.

Une méthode basée sur le spectrogramme du B2 en utilisant une technique de reconnaissance de formes a été proposée par Bartels et Harder [7] pour l'estimation de la pression artérielle aortique. Cette technique doit être calibrée pour chaque individu par l'enregistrement simultané du phonocardiogramme (PCG) et la mesure de la pression intra-vasculaire de l'artère brachiale. Différentes caractéristiques des sons ont été étudiées et les meilleures ont été les 10 premiers coefficients du spectre normalisé.

Disposant d'enregistrements de 17 patients et de leurs pressions de référence, les coefficients extraits et les pressions de référence ont été ensuite utilisés pour la conception d'un système de reconnaissance de formes basé sur le classifieur des plus proches voisins. Cette méthode a fourni une bonne estimation de la PAP.

La méthode proposée par Longhini et al. [8] et Aggio et al. [9] est basée sur les modifications du spectre de la composante pulmonaire (P2) du bruit cardiaque B2 produites par l'augmentation de la PAP suite à certaines maladies cardiaques. L'analyse fréquentielle du B2 basée sur la FFT a montré que le pic du spectre de P2 (F_p) et sa qualité de résonance (Q_p) sont liés à la variation de la PAP et surtout de la PAPS. En supposant qu'il y ait une relation linéaire entre chacune des PAP (systolique, diastolique et moyenne) et ces paramètres spectraux :

$$PAP = a + b.Fp + c.Qp \quad (5.1)$$

Les coefficients de cette équation ont été estimés en appliquant une régression linéaire multiple entre les pressions intra-vasculaires et les paramètres spectraux d'une trentaine de patients. Ils ont trouvé que cette méthode non invasive est fiable pour l'estimation de la PAPS.

Récemment, Chen et al. [10] ont montré qu'outre les deux paramètres spectraux utilisés dans le modèle de Longhini, la PAPS est aussi liée à deux autres paramètres spectraux (notés F_s , F_a) estimés à partir du B2 et de sa composante aortique (A2). Ils ont donc proposé un modèle non-paramétrique reliant la PAPS à ces quatre paramètres :

$$PAPS = a + b.Fp + c.Qp + d.\frac{Fp}{Fa} + e.Fs \quad (5.2)$$

En prenant l'hypothèse proposée par Chen et al. , L. Senhadji et al [11], ont testé différentes méthodes d'estimation de ces paramètres spectraux et ils ont comparé la PAPS estimée à celle mesurée par Doppler. Le seul inconvénient c'était dans le choix de B2, un B2 ayant une séparabilité maximale entre A2 et P2, ainsi que l'instant de séparation. Ce B2 est considéré comme la référence (choisi par l'opérateur réalisant une meilleure séparabilité entre A2 et P2. Comme critère de ressemblance).

L'étude proposée par L. Senhadji et al [11] utilise trois méthodes basées sur la transformée rapide de Fourier (FFT) et cinq méthodes basées sur la distribution Wigner-Ville (DWV) testées à l'aide de signaux enregistrés sur 27 patients. La performance de chaque méthode a été évaluée par l'indice de corrélation entre la mesure de la pression artérielle pulmonaire obtenue à partir de quatre paramètres spectraux extraits du deuxième bruit cardiaque et de ses composantes aortique et pulmonaire et celle mesurée par échocardiographie Doppler. Les résultats démontrent que la méthode basée sur la transformée rapide de Fourier (FFT) et celle basée sur la représentation temps-fréquence (une des cinq) ont des performances similaires. Ces deux méthodes nécessitent une séparation préalable des composantes aortique et pulmonaire du deuxième bruit cardiaque avant d'effectuer l'analyse spectrale ou l'analyse temps-fréquence, et c'est là qu'intervient notre algorithme de séparation puisque les résultats de cette étude comparative démontrent clairement qu'une bonne

séparation préalable des composantes aortique et pulmonaire du bruit B2 est nécessaire pour maintenir une performance élevée de l'estimation de la pression artérielle pulmonaire par analyse spectrale du deuxième bruit cardiaque.

Une seule méthode est retenue pour notre part c'est celle qui est basée sur la FFT. Puisqu'elle donne les meilleurs résultats (se référer à l'article [11] pour plus de détails sur les méthodes utilisées).

L'application de notre algorithme à pour but de donner une meilleur séparation des composantes internes du deuxième bruit cardiaque et de remédier aux inconvénients dans le choix de B2, un B2 ayant une séparabilité maximale entre A2 et P2.

L'algorithme élaboré permettra l'estimation de la pression artérielle pulmonaire systolique pour n'importe quel bruit cardiaque B2.

5.3. Principe de la méthode

En général, les composantes A2 et P2 du bruit B2 sont synchrones avec la fin des périodes d'éjection ventriculaire gauche et droite, respectivement. La composante P2 se produit légèrement après la composante A2 car l'éjection ventriculaire droite se termine après celle de gauche. La variation de chronologie entre A2 et P2 varie de 10 à 80 ms indépendamment de la phase respiratoire. La séparabilité entre A2 et P2 est maximale en inspiration et minimale en expiration.

L'estimation de la PAPS à partir des paramètres spectraux du bruit B2 comprend 2 étapes :

1- Pour chaque signal PCG choisit on applique l'algorithme élaboré dans le chapitre 4 pour n'avoir que les bruits B2 et leurs composantes internes A2 et P2, ainsi que l'instant de séparation.

2- Estimer, pour chaque bruit cardiaque B2, les 4 paramètres spectraux définis ci-dessous.

- a) La fréquence dominante de P2 (F_p) correspondant à l'amplitude maximale du spectre de P2.
- b) La fréquence dominante de A2 (F_a) correspondant à l'amplitude maximale du spectre de A2.
- c) La fréquence dominante du B2 (F_s) correspondant à l'amplitude maximale du spectre du B2.
- d) La qualité de résonance de P2 (Q_p) définie par $Q_p = F_p / (f_2 - f_1)$ où f_1 et f_2 correspondent à l'amplitude du spectre à mi-hauteur.

La figure.5.2. Illustre un exemple d'un bruit cardiaque B2 et de son spectre ainsi que les spectres de ses composantes aortique (A2) et pulmonaire (P2). Les paramètres définis plus haut sont représentés sur cette Figure.

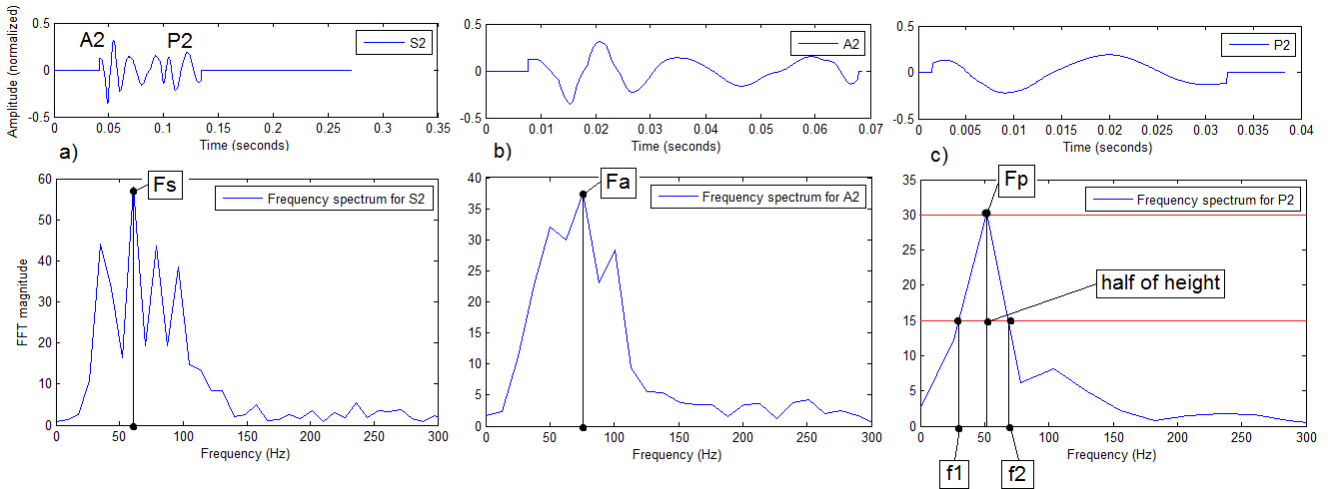


Fig.5.2. Exemple d'un B2 d'un signal PCG pathologique et ses deux composantes A2 et P2, a) le spectre du B2, b) le spectre de la composante A2 et c) le spectre de la composante P2. Les paramètres F_s , F_a , F_p , f_1 et f_2 sont indiqués sur la Figure.

Etant donné la variation du spectre des différents B2 et ses composantes dans un seul signal PCG, Les quatre paramètres spectraux De chaque bruit B2 sont les moyennes de ceux fournis par les M B2 dans un seul signal PCG. Le nombre de cycles retenus, M, a été fixé à 5. Le choix de 5 B2, 5 A2 et 5 P2 reste inchangé.

Pour la méthode choisie les spectres nécessaires sont calculés par la transformée rapide de Fourier par une fenêtre de Hamming. Les coefficients de l'équation de régression de la pression artérielle pulmonaire, l'indice de corrélation (r) et l'erreur quadratique moyenne (E) de la méthode évaluée sont présentés ci-dessous.

$$PAPS = 47.9 + 0.709.F_p - 4.16.Q_p - 20.2.\frac{F_p}{F_a} - 0.142.F_s \quad (5.3)$$

$$r = 0.950, E = 2.4976$$

la FFT présente un indice de corrélation très élevé avec la PAPS mesurée par échocardiographie Doppler et une erreur quadratique moyenne très réduites [11].

5.4. Algorithme

L'organigramme suivant décrit les différentes étapes de l'algorithme utilisé pour l'estimation de la pression artérielle pulmonaire systolique (PAPS) basée sur la représentation fréquentielle du deuxième bruit cardiaque (B2) par la transformée rapide de Fourier (FFT). Nous atteignons notre objectif en commençant par isoler le bruit B2 ensuite ses deux composantes internes A2 et P2 en utilisant l'algorithme de séparation élaboré précédemment (chapitre 4).

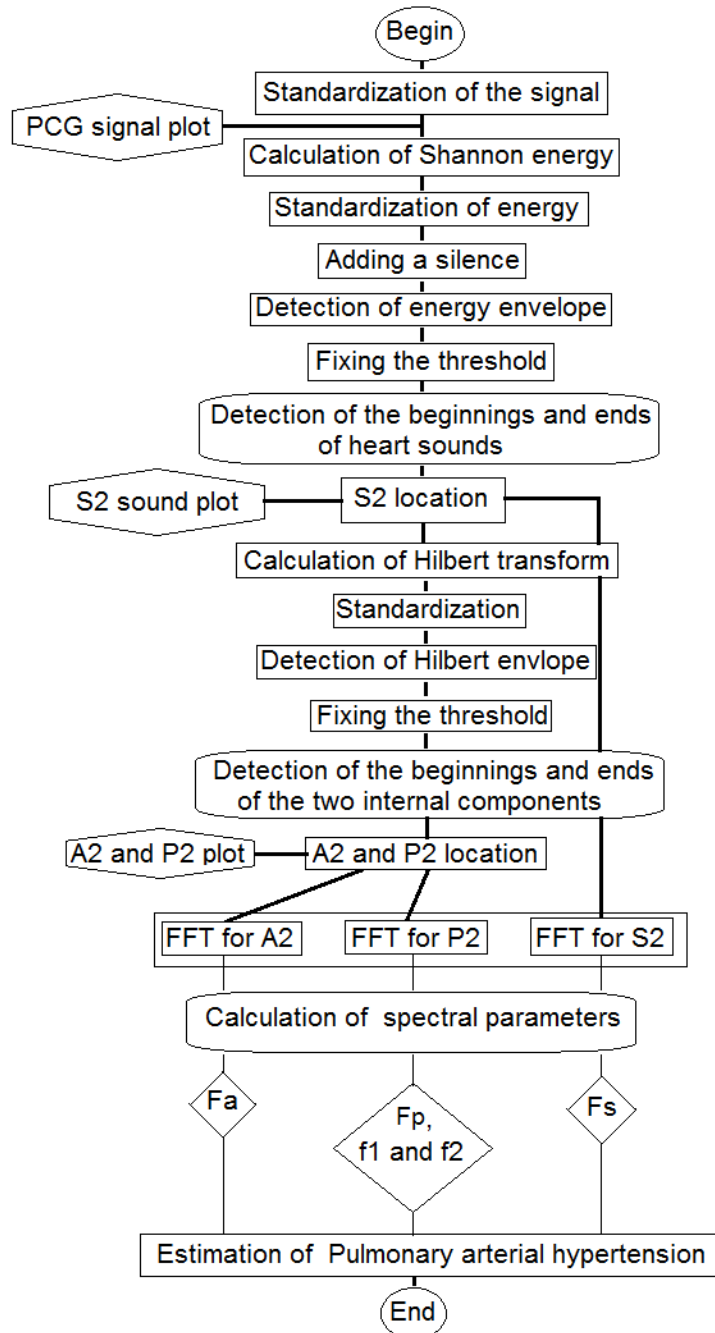


Fig.5.3. Algorithme pour l'estimation de la pression artérielle pulmonaire systolique (PAPS).

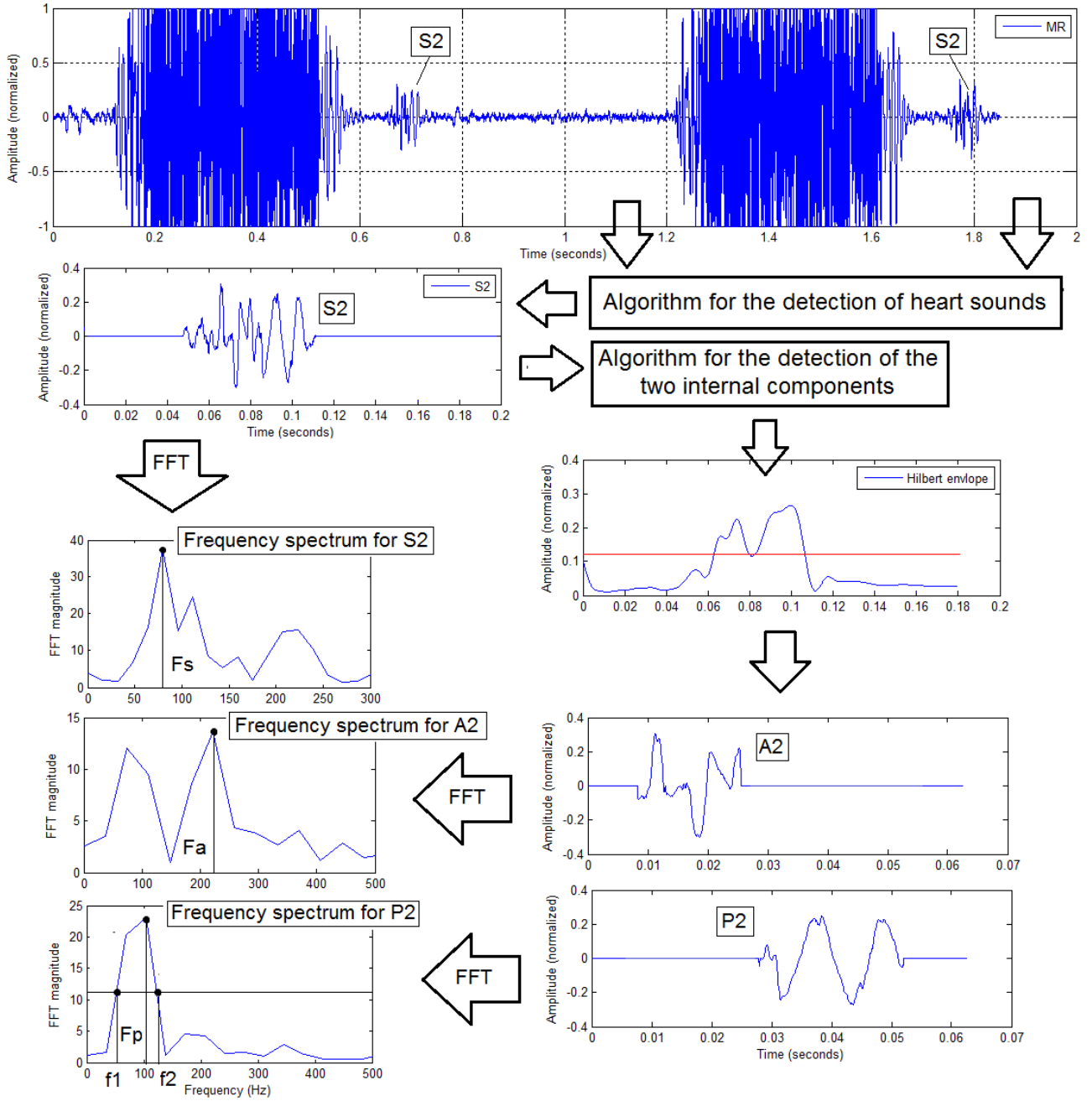


Fig.5.4. Principe de l'algorithme utilisé pour l'estimation des paramètres spectraux du bruit B2 du cas « MR » et ses composantes A2 et P2. (Les paramètres F_s , F_a , F_p , f_1 et f_2 sont indiqués sur la Figure).

5.5. Résultats et discussion

Le cœur est doté de quatre valvules, une à l'extrémité de chaque cavité du cœur. Une fois que la pulsion cardiaque a fait pénétrer le sang dans les cavités, les valvules se ferment pour éviter le reflux du sang dans le cœur.

Parfois, une valvule s'ouvre mal, on a alors affaire à une sténose valvulaire. La sténose, ou rétrécissement, s'explique par une ouverture trop restreinte de la valvule ou par la rigidité ou l'agglutination des parties de la valvule. En cas de sténose valvulaire, le cœur doit fournir un effort accru pour maintenir un débit normal de sang dans l'organisme.

L'état appelé « insuffisance valvulaire » correspond à une fermeture partielle de la valvule [12].

Parfois, la valvule revient dans la cavité cardiaque précédente en ballonnant (phénomène appelé « prolapsus valvulaire »). Si une valvule ne ferme que partiellement, le sang reflue dans la cavité précédente du cœur. Une insuffisance valvulaire, comme la sténose valvulaire, oblige le cœur à fournir plus d'efforts; dans ce cas, il devra travailler plus fort pour repousser le reflux sanguin.

Une valvulopathie non traitée entraîne parfois d'autres troubles cardiaques, comme l'arythmie, l'accident vasculaire cérébral, l'hypertension pulmonaire ou l'insuffisance cardiaque [13].

L'algorithme développé pour l'estimation de la PAPS sera appliqué sur des signaux PCG qui présentent des maladies des valves mitrale ou aortique (Mitral stenosis (MS), Mitral regurgitation (MR), aortic regurgitation (AR), Aortic stenosis (AS)) et des malformations cardiaques (ASD : Atrial septal defect) avec différentes sévérités.

La pression pulmonaire systolique sera estimée pour chaque signal PCG cité ci-dessus, les résultats de l'application de la FFT sur les bruits cardiaques B2 et leurs composantes internes (A2 et P2) se présentent comme suit :

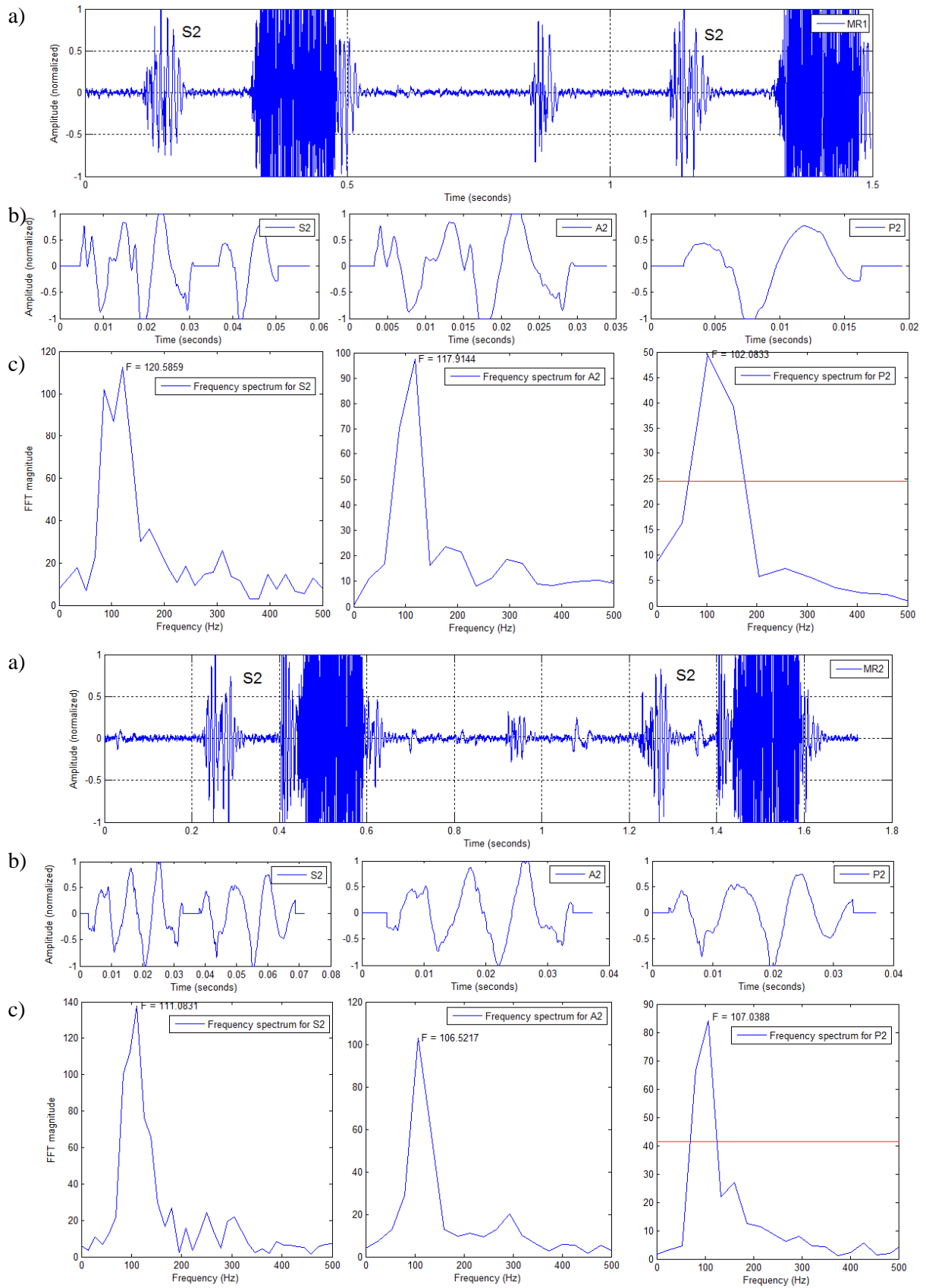


Fig.5.5. Analyse spectrale par FFT du deuxième bruit cardiaque B2 et ses composantes interne (A2 et P2) des signaux PCG (MR1 et MR2) : a) le signal PCG, b) le bruit B2, A2 et P2, c) FFT du bruit B2, et de ses composantes internes (A2 et P2).

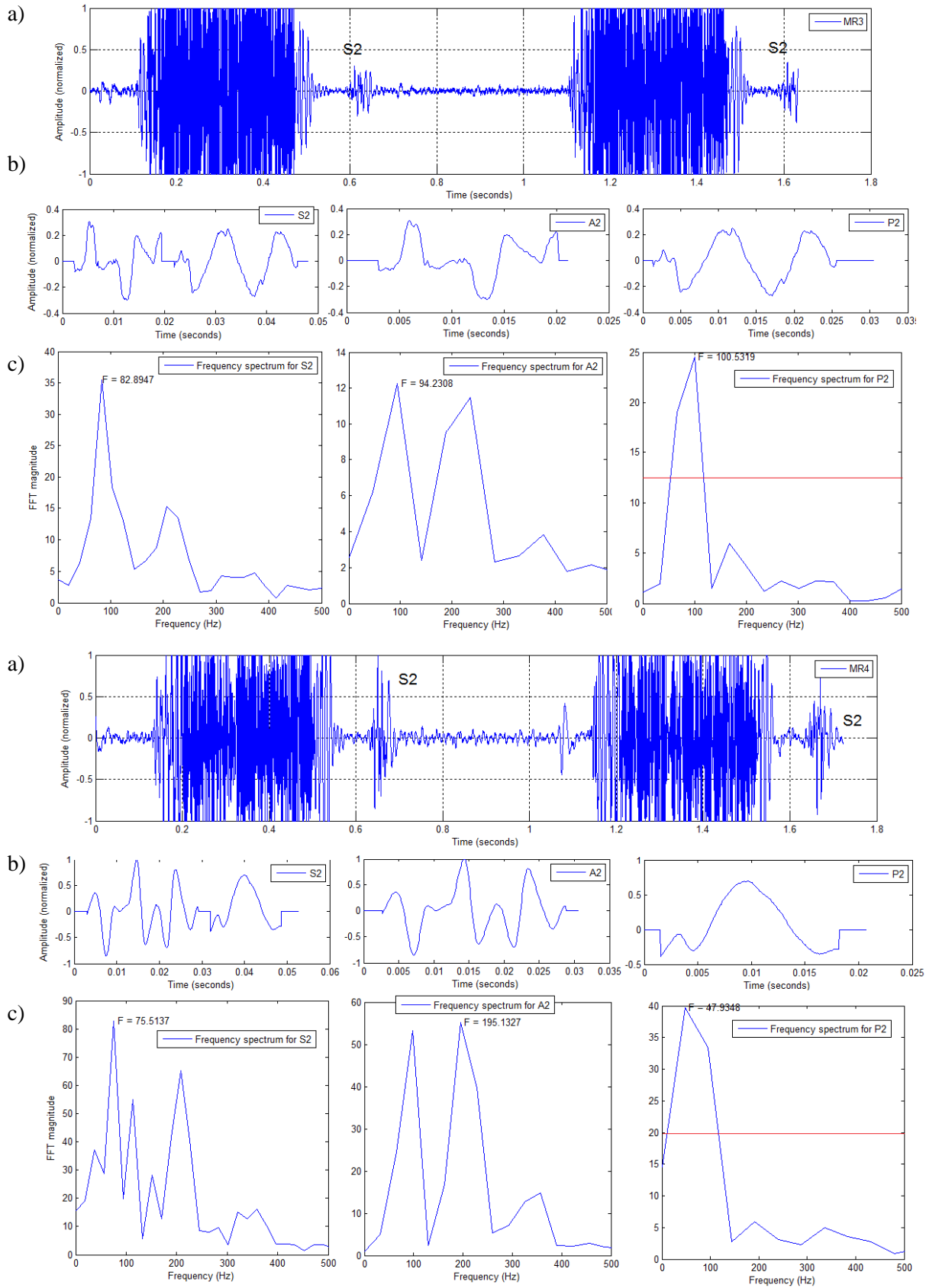


Fig.5.6. Analyse spectrale par FFT du deuxième bruit cardiaque B2 et ses composantes interne (A2 et P2) des signaux PCG (MR3 et MR4) : a) le signal PCG, b) le bruit B2, A2 et P2, c) FFT du bruit B2, et de ses composantes internes (A2 et P2).

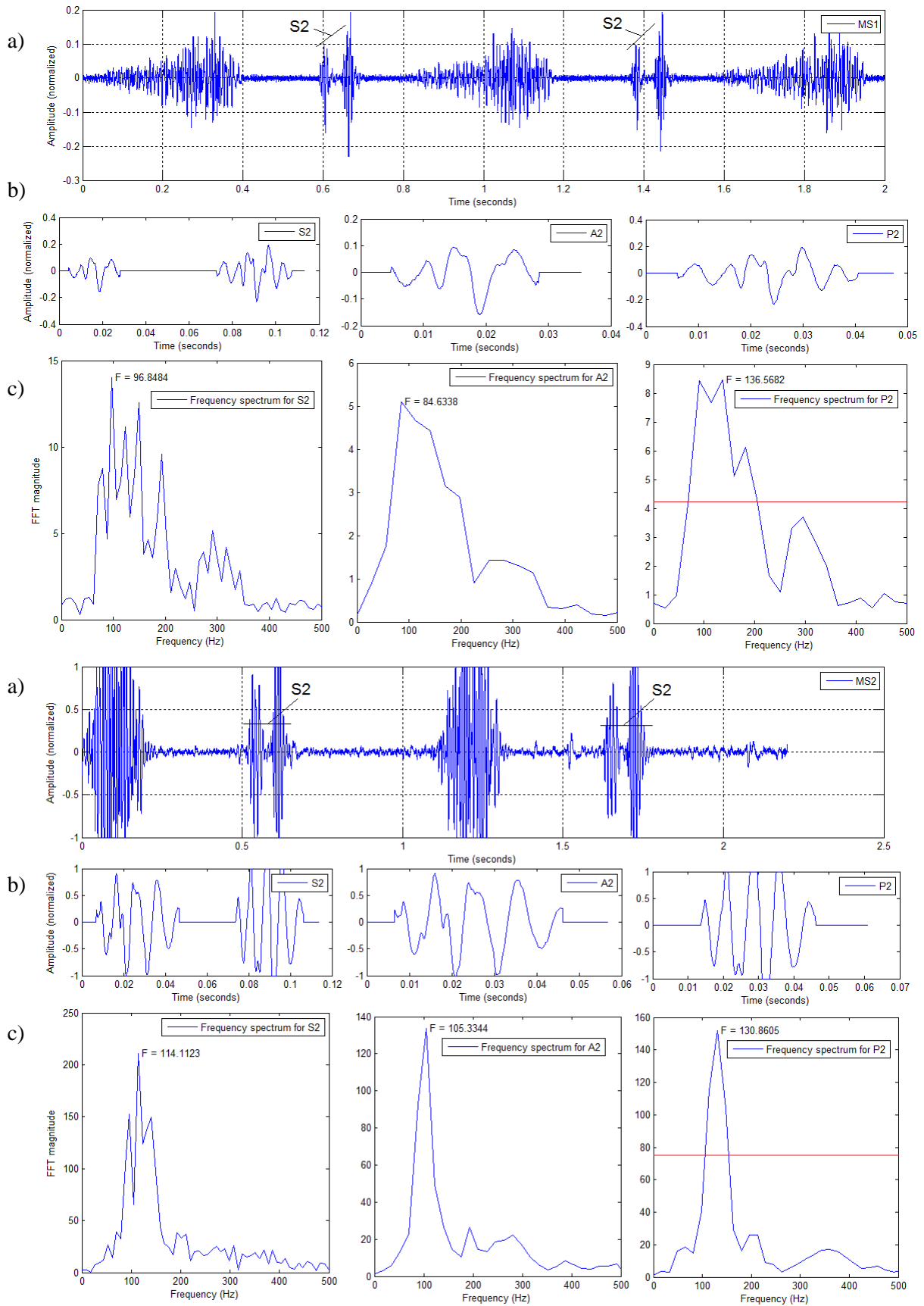


Fig.5.7. Analyse spectrale par FFT du deuxième bruit cardiaque B2 et ses composantes interne (A2 et P2) des signaux PCG (MS1 et MS2) : a) le signal PCG, b) le bruit B2, A2 et P2, c) FFT du bruit B2, et de ses composantes internes (A2 et P2).

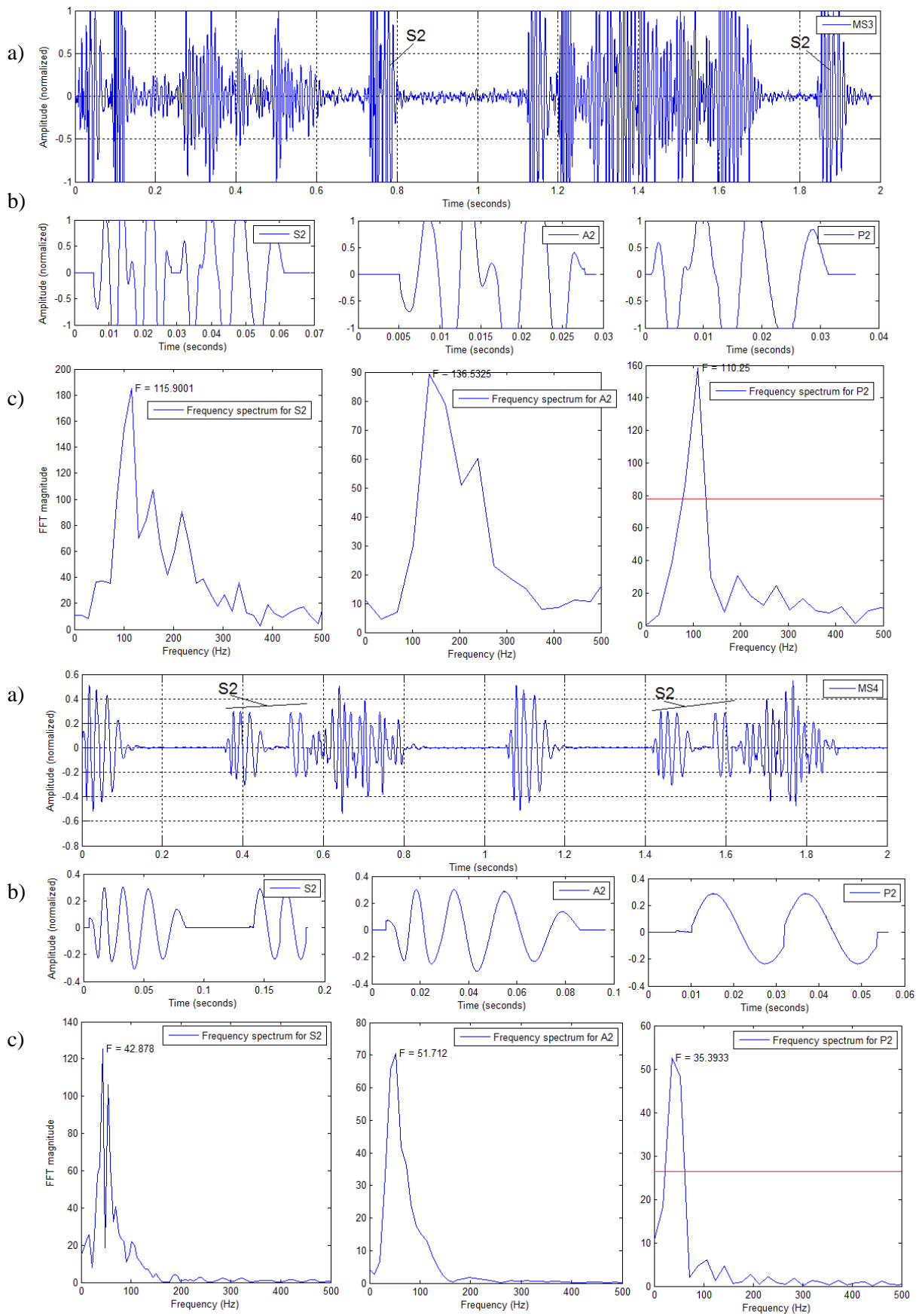


Fig.5.8. Analyse spectrale par FFT du deuxième bruit cardiaque B2 et ses composantes interne (A2 et P2) des signaux PCG (MS3 et MS4) : a) le signal PCG, b) le bruit B2, A2 et P2, c) FFT du bruit B2, et de ses composantes internes (A2 et P2).

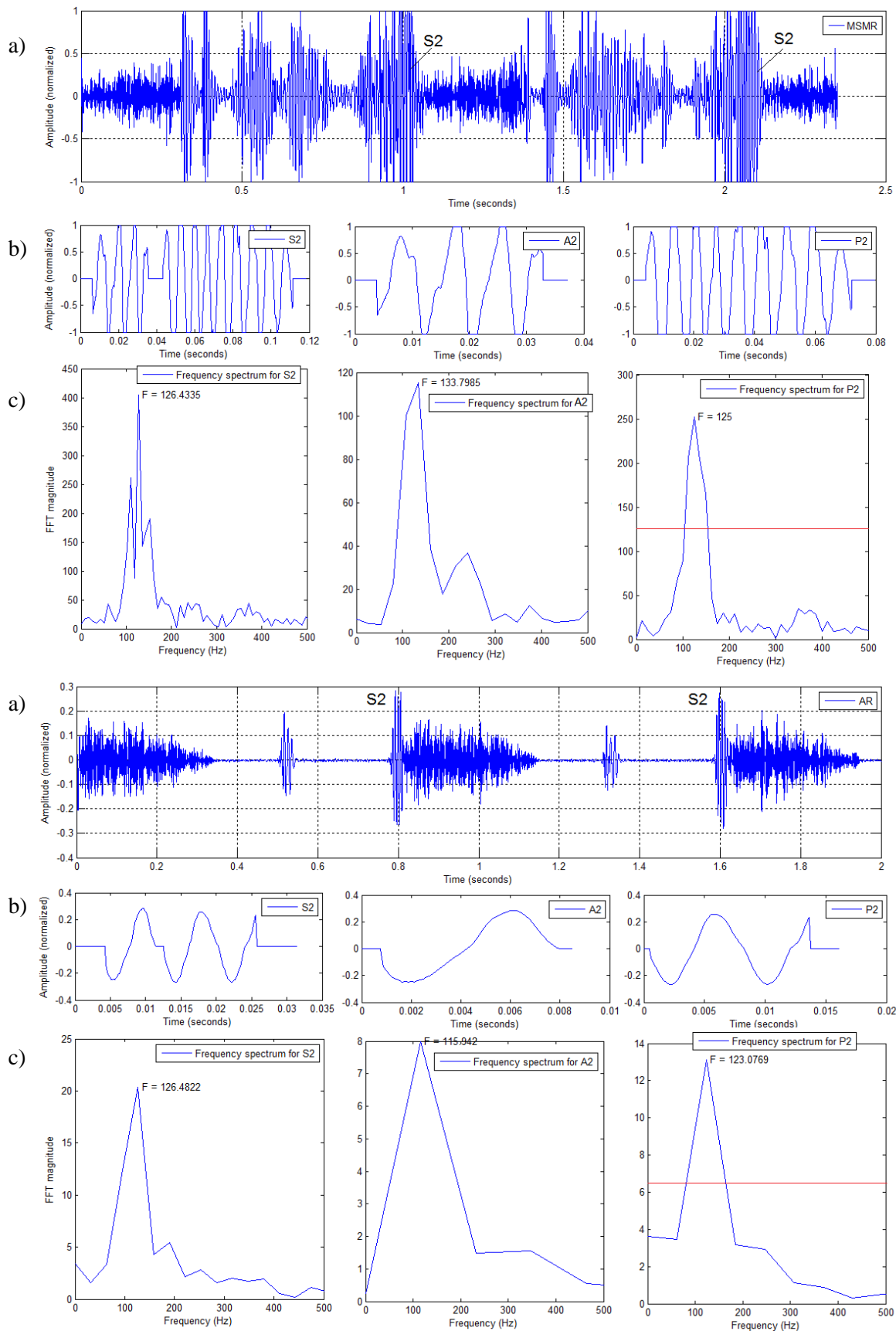


Fig.5.9. Analyse spectrale par FFT du deuxième bruit cardiaque B2 et ses composantes interne (A2 et P2) des signaux PCG (MSMR et AR) : a) le signal PCG, b) le bruit B2, A2 et P2, c) FFT du bruit B2, et de ses composantes internes (A2 et P2).

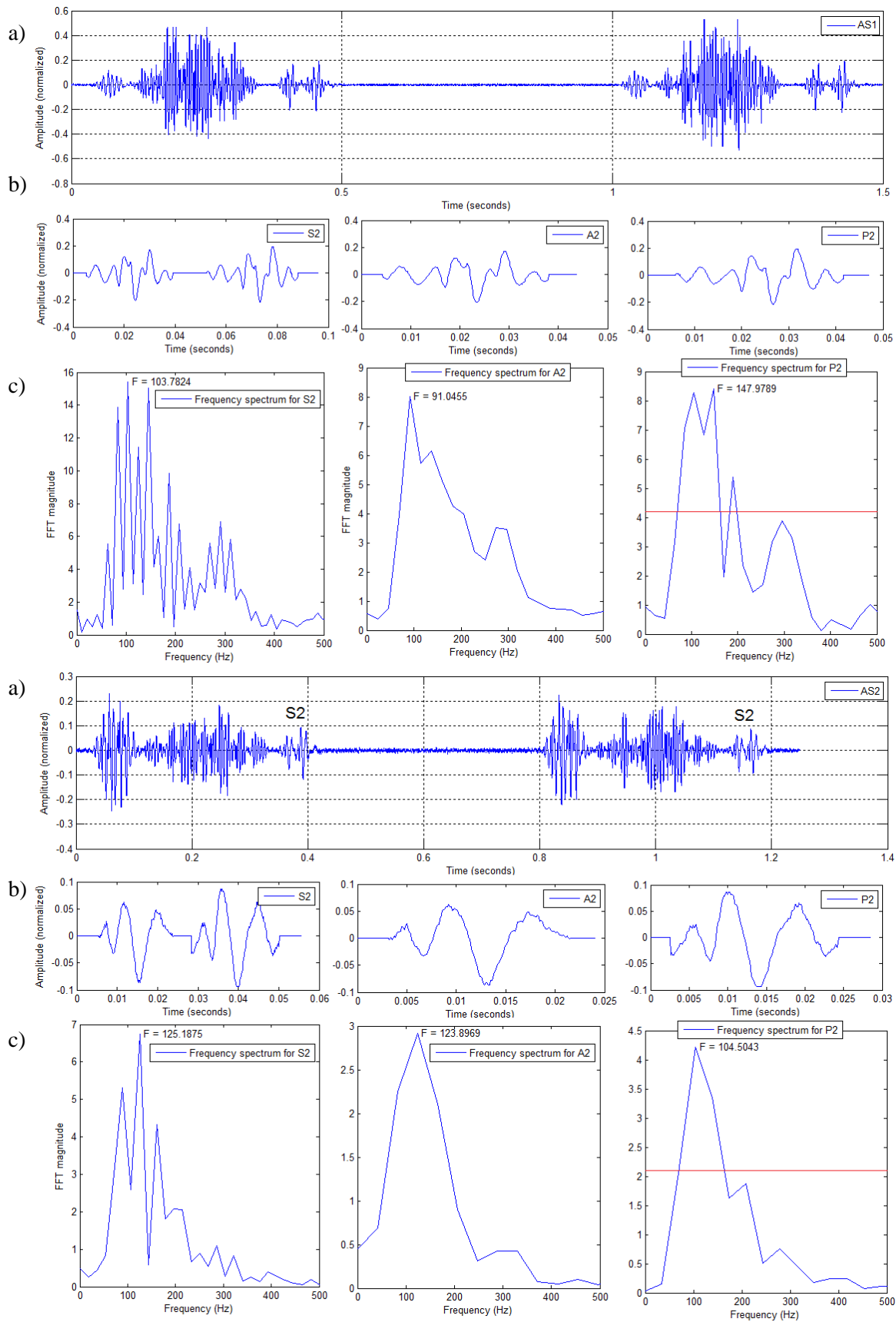


Fig.5.10. Analyse spectrale par FFT du deuxième bruit cardiaque B2 et ses composantes interne (A2 et P2) des signaux PCG (AS1 et AS2) : a) le signal PCG, b) le bruit B2, A2 et P2, c) FFT du bruit B2, et de ses composantes internes (A2 et P2).

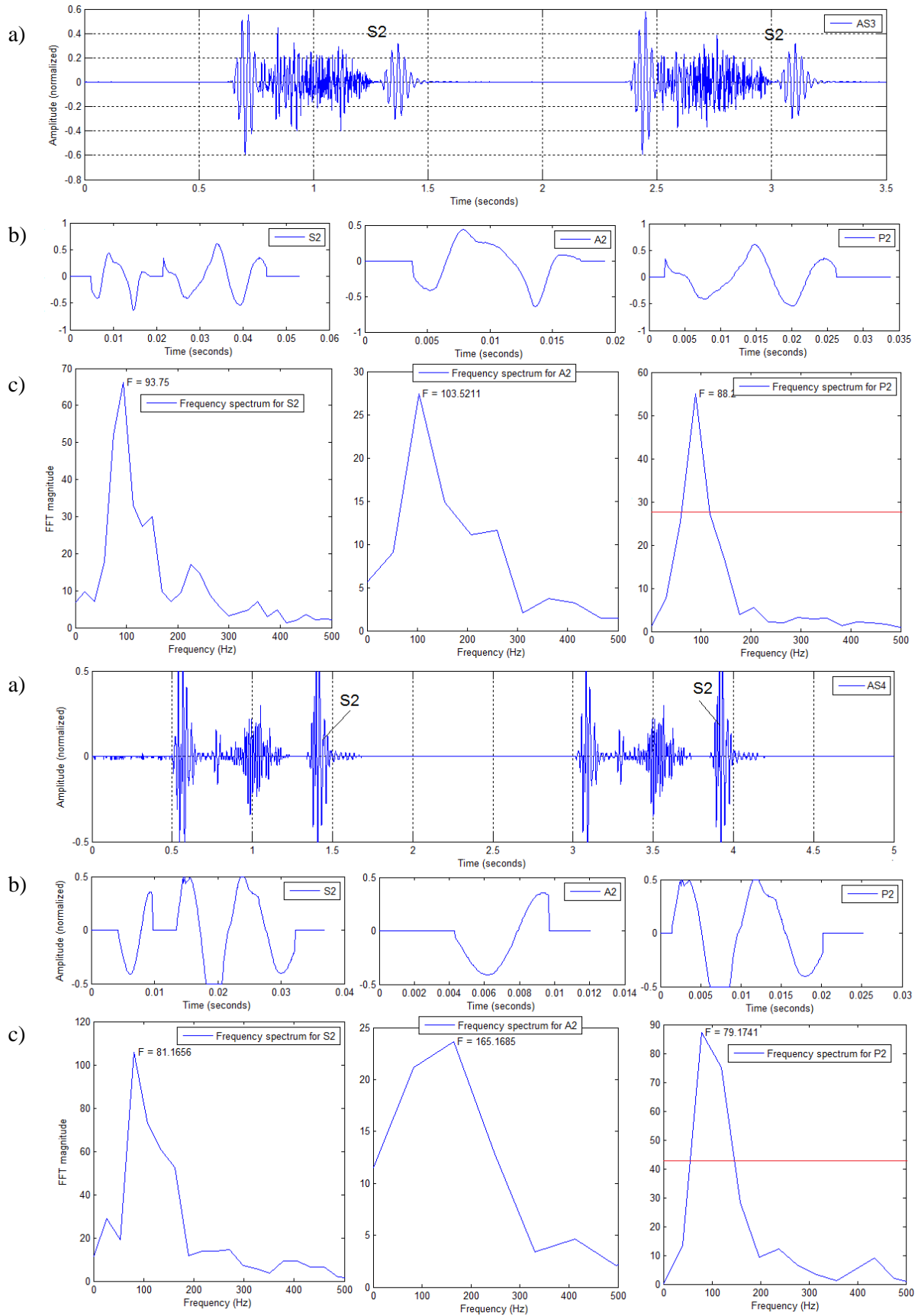


Fig.5.11. Analyse spectrale par FFT du deuxième bruit cardiaque B2 et ses composantes interne (A2 et P2) des signaux PCG (AS3 et AS4) : a) le signal PCG, b) le bruit B2, A2 et P2, c) FFT du bruit B2, et de ses composantes internes (A2 et P2).

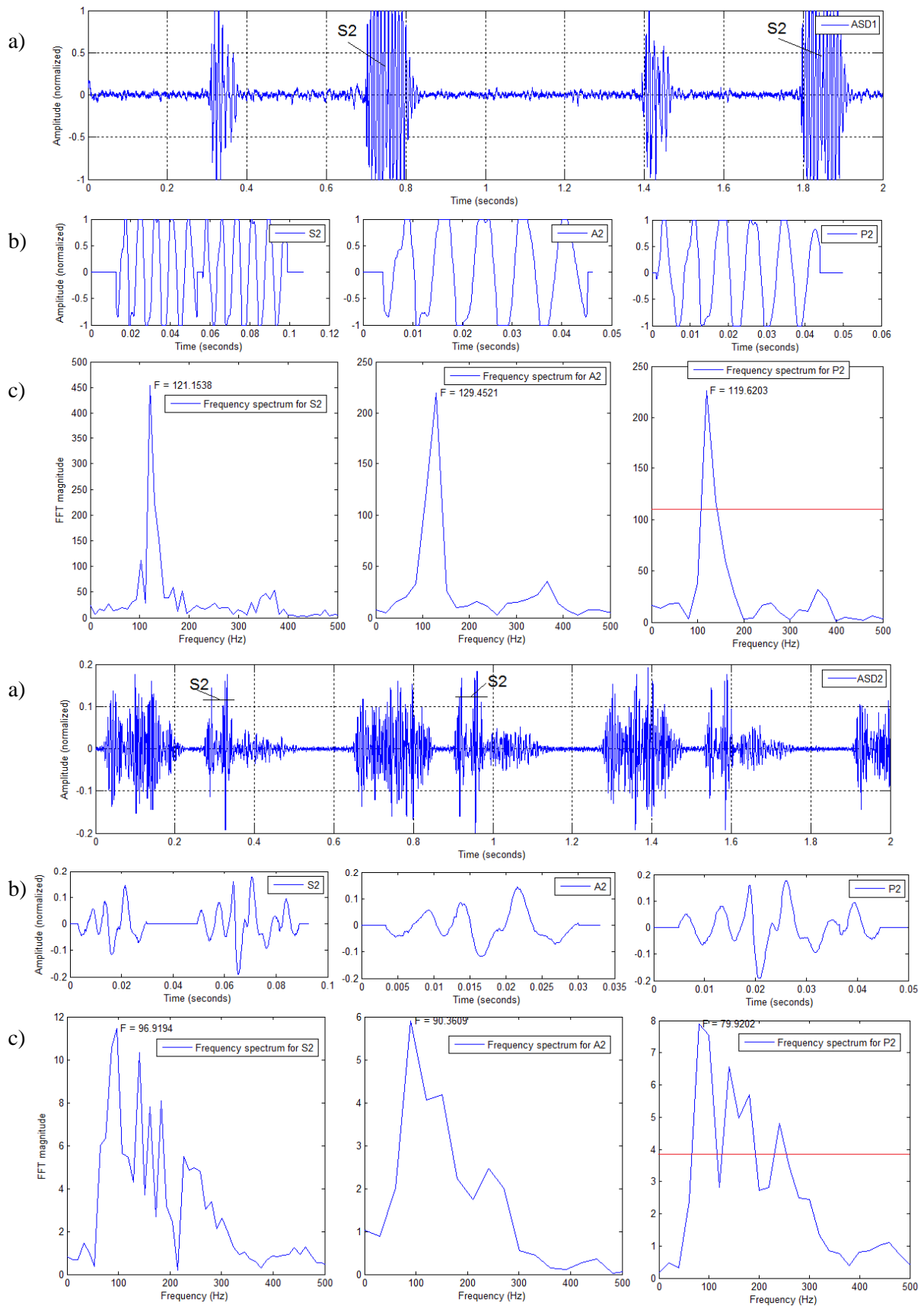


Fig.5.12. Analyse spectrale par FFT du deuxième bruit cardiaque B2 et ses composantes interne (A2 et P2) des signaux PCG (ASD1 et ASD2) : a) le signal PCG, b) le bruit B2, A2 et P2, c) FFT du bruit B2, et de ses composantes internes (A2 et P2).

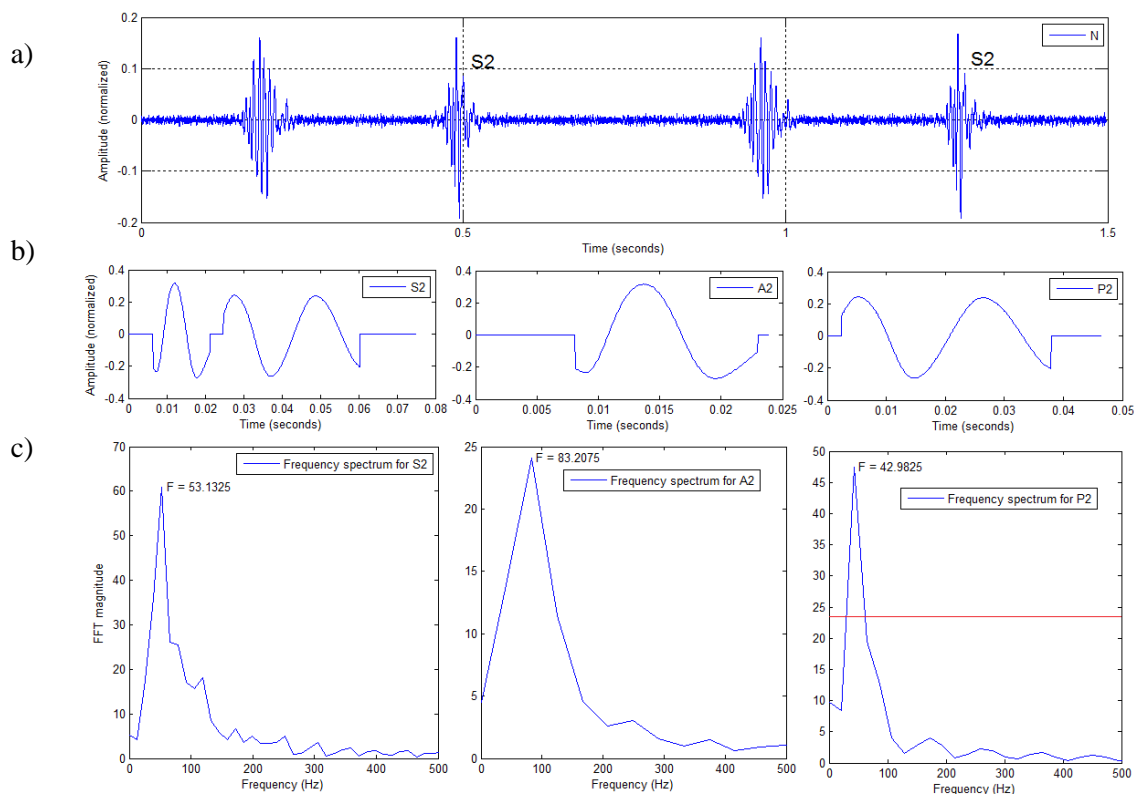


Fig.5.12. Analyse spectrale par FFT du deuxième bruit cardiaque B2 et ses composantes interne (A2 et P2) du signal PCG (N) : a) le signal PCG, b) le bruit B2, A2 et P2, c) FFT du bruit B2, et de ses composantes internes (A2 et P2).

Le tableau suivant regroupe les résultats obtenus de l'application de l'algorithme de l'estimation de la pression artérielle pulmonaire systolique (PAPS).

PCG signal	Fs(Hz)	Fa(Hz)	Fp(Hz)	f ₁ (Hz)	f ₂ (Hz)	PAPS(mmHg)	S ₂ Split(ms)	
Mitral regurgitation	MR1	120	117	102	65	175	81.7103	25.8
	MR2	111	106	107	70	125	79.5173	35.6
	MR3	83	73	106	55	120	75.1525	23
	MR4	75	195	47	10	118	63.8939	24.4
Mitral stenosis	MS1	96	84	136	70	205	93.7964	73.8
	MS2	114	105	130	105	155	88.0565	63.5
	MS3	116	136	110	80	130	83.9278	29.1
	MS4	42	51	35	20	60	49.2483	117.9
Aortic stenosis	MSMR	126	133	125	100	155	90.1935	56.4
	AS1	103	91	147	112	150	88.7736	29
	AS2	128	123	104	70	165	81.8262	24.5
	AS3	81	165	79	55	145	79.0859	15.9
Atrial septal defect	AS4	93	103	88	62	118	73.2906	28.7
	ASD1	121	129	119	109	141	80.9849	52.7
Aortic regurgitation	ASD2	96	90	79	65	115	65.9751	44.4
	AR	126	115	123	82	165	89.4450	11.3
Normal	N	53	83	42	35	40	24.9863	6.8

Tab.5.1. Valeurs estimées de la pression artérielle pulmonaire systolique pour différents signaux PCG. (Ces résultats présentent des valeurs moyennes).

La variation de la pression artérielle pulmonaire, apparait comme un paramètre très important à prendre en considération dans la comparaison entre les différentes valvulopathie qui entraîne cette dernière. Les valeurs estimées de la PAPS fournit des informations sur le changement de la pression induit par l'atteinte du cœur gauche.

Une hausse de la pression auriculaire moyenne entraîne une hypertension veineuse pulmonaire (ou hypertension post-capillaire), qui, une fois les mécanismes d'adaptation et de protection de la circulation pulmonaire dépassés, engendre une hypertension artérielle pulmonaire (ou hypertension pré-capillaire) [14].

La sténose mitrale (fig.5.7 et fig.5.8) est la pathologie entraînant les hypertensions artérielles pulmonaires les plus sévères à cause de la répercussion presque exclusive de l'augmentation de la perte de charge de l'orifice sténosé sur l'oreillette (tab.5.1). L'insuffisance mitrale aiguë induit plutôt une hypertension veineuse et capillaire car les mécanismes compensateurs ne sont pas altérés, même si l'hypertension est sévère et entraîne des œdèmes pulmonaires [14]. L'insuffisance mitrale chronique compensée n'a quasiment aucune répercussion sur les pressions pulmonaires car la pression auriculaire moyenne est normale ou presque (exemple : signal PCG MS4, PAPS= 49mmHg). A terme, elle augmente rapidement lorsque le ventricule ne peut plus compenser l'insuffisance mitrale chronique. Les mêmes mécanismes que lors d'une sténose mitrale sont alors mis en jeu.

Les sténoses et les régurgitations aortiques (fig.5.9, 5.10 et 5.11) provoquent eux aussi des augmentations importantes de l'hypertension artérielle pulmonaire qui peuvent être supérieure à celles des pressions des régurgitations mitrales (fig.4.5 et fig.4.6), on remarque très bien que si une régurgitation mitrale s'additionne à une sténose on aura une augmentation de la PAPS (signal PCG MSMR (fig.5.9)).

Les malformations congénitales (ASD) engendrent (fig.5.11) une hypertension artérielle pulmonaire irréversible est importante selon l'importance de la malformation comparer à un signal PCG normal (fig.5.13).

Un important contenu fréquentiel de la composante pulmonaire peut être la cause d'une hypertension pulmonaire élevé, par contre une durée importante du split entre les deux composantes aortiques et pulmonaires du deuxième bruit cardiaque n'est pas un indicateur d'une PAPS élevé (tab.5.1) (exemple : le signal PCG MS4 qui présente une PAPS de 49mmHg avec un split de 118ms).

La pression sanguine normale dans l'artère pulmonaire est de l'ordre de 25 à 30 millimètres de mercure au moment de la systole (contraction cardiaque) et de 13 millimètres de mercure au moment de la diastole. Un sujet a une hypertension artérielle pulmonaire quand la pression sanguine dans son artère pulmonaire dépasse ces chiffres. C'est une anomalie fréquente en cardiologie et en pneumologie. Il existe trois formes différentes d'hypertension artérielle pulmonaire [14].

- Légère: 30 à 40 mmHg
- Modéré: 40 à 70 mm Hg
- Sévère: > 70 mmHg

A partir des résultats du tab.5.1, on peut situer selon la sévérité de la PAPS les signaux PCG étudiés.

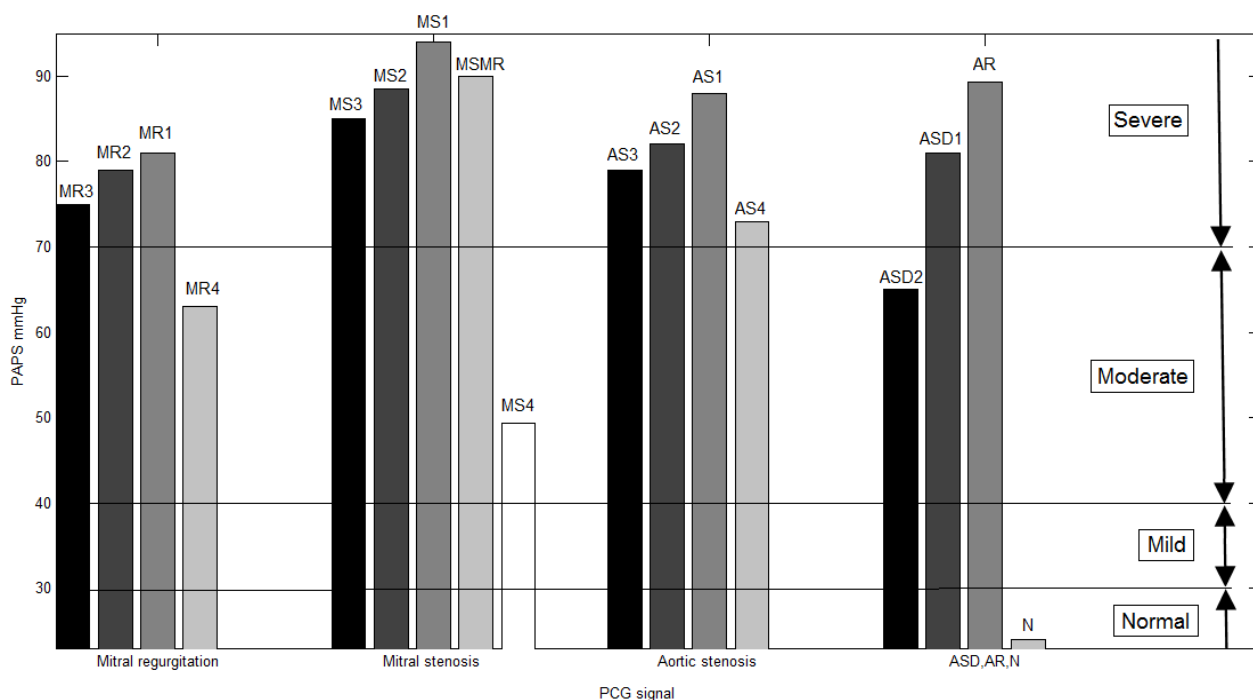


Fig.5.13 Variation de la pression artérielle pulmonaire systolique selon la sévérité des signaux PCG.

Toute anomalie valvulaire importante retentit sur l'oreillette ou le ventricule, en amont de la valvule atteinte : dilatation de l'oreillette, dilatation du ventricule ou épaissement de sa paroi. De plus, le travail du cœur s'en trouve augmenté, ce qui explique l'évolution possible vers une insuffisance cardiaque [15].

L'insuffisance cardiaque correspond à la perte de capacité du ventricule, gauche ou droit, à assurer la circulation du sang. La défaillance du cœur gauche associée à une maladie valvulaire mitrale fait suite à une insuffisance chronique.

La défaillance du cœur droit apparaît suite à une post-charge ventriculaire trop importante. En effet, plus la pression artérielle pulmonaire augmente, plus la fonction systolique du ventricule droit s'altère, réduisant ainsi peu à peu son volume d'éjection. Le réseau pulmonaire est une circulation à basse pression contrairement au réseau systémique. Ainsi, une augmentation de 10 mmHg de la pression artérielle pulmonaire a des conséquences bien plus importantes pour le ventricule droit, habitué à éjecter le sang à des pressions maximales de 20-25 mmHg, que pour le ventricule gauche, pour lequel les pressions maximales sont de 115-125 mmHg. Par conséquent, la défaillance provient essentiellement du ventricule droit dans le cas des sténoses mitrales (fig.5.13).

A l'inverse, l'insuffisance mitrale chronique décompensée induit plutôt une défaillance du cœur gauche à cause de la perte à long terme de contractilité du muscle. Le cœur droit peut aussi défaillir si l'hypertension artérielle pulmonaire est sévère [15].

5.6. Conclusion

L'algorithme pour l'estimation de la pression artérielle pulmonaire systolique élaboré permet de segmenter le signal phonocardiogramme afin de séparer les bruits cardiaques B2 et d'isoler leurs différentes composantes internes aortique et pulmonaire et de calculer les paramètres spectraux liés aux spectres de ces derniers.

La bonne séparation des composantes aortique et pulmonaire du bruit cardiaque B2 est nécessaire pour maintenir une performance élevée de l'estimation de la pression artérielle pulmonaire par analyse spectrale du B2.

Ainsi il s'avère que l'hypertension pulmonaire artérielle, apporte des changements dans le contenu fréquentiel de la composante pulmonaire et pas toujours sur la durée du split (l'intervalle temporel séparant les deux composantes interne du 2^e bruit cardiaque)

Les résultats de cette étude comparative entre les différents signaux PCG qui cause l'hypertension artérielle pulmonaire démontrent clairement que la sténose mitrale est la pathologie entraînant les hypertensions artérielles pulmonaires les plus sévères.

L'hypertension artérielle pulmonaire est une condition clinique rare dont le diagnostic est difficile et le pronostic sombre. L'identification des facteurs de risque et un dépistage ciblé doivent permettre un diagnostic précoce et une prise en charge agressive. Les études récentes sont prometteuses et suggèrent en effet une influence significative du traitement sur le cours et le pronostic de cette maladie peu symptomatique.

BIBLIOGRAPHIE

- [1] O. Sitbon X. Jaïs M. Humbert V. Ioos A. M. Hamid G. Simonneau, Nouveaux traitements de l'hypertension artérielle pulmonaire, Revue Médicale Suisse, Revue Médicale Suisse, N°525 publiée le 24/03/2004.
- [2] Hypertension artérielle pulmonaire Protocole national de diagnostic et de soins pour une maladie rare, Collège de la Haute Autorité de Santé en novembre 2007.
- [3] S Harikrishnan, Chandrasekharan C Kartha Pulmonary hypertension in rheumatic heart disease, Department of Cardiology, Sree Chitra Tirunal Institute for Medical Sciences and Technology, Thiruvananthapuram - 695 011 , India, Year : 2009 ,Volume : 1, Issue : 1 , Pages 13-19.
- [4] Aaron Dennis, Andrew D. Michaels, Patti Arand, Dan Ventura, Noninvasive Diagnosis of Pulmonary Hypertension Using Heart Sound Analysis, Medical & Biological Engineering & Computing manuscript, Department of Computer Science, Brigham Young University, Provo, UT 84602, USA, pages 2-9.
- [5] P. G. Yock, R. L. Popp, « Noninvasive Estimation of Right Ventricular Systolic Pressure by Doppler Ultrasound in Patients with Tricuspid Regurgitation. », Circulation, Vol. 70, 1984, pages 657-662.
- [6] L.-G. Durand & P. Pibarot, « Digital Signal Processing of the Phonocardiogram : Review of the Most Recent Advancements », Critical Review in Biom. Eng., Vol. 23, 1995, pages 163-219.
- [7] A. Bartels & D. Harder, « Non-invasive Determination of Systolic Blood Pressure by Heart Sound Pattern Analysis », Clin. Phys. Physiol. Meas., Vol. 13, 1992, pages 249-256.
- [8] C. Longhini *et al.*, « A New Noninvasive Method for Estimation of Pulmonary Arterial Pressure in Mitral Stenosis », Amer. Journal of Cardiol., Vol. 68, 1991, pages 398-401.
- [9] S. Aggio *et al.*, « Noninvasive estimation of the Pulmonary Systolic Pressure from the Spectral Analysis of the Second Heart Sound », Acta Cardiol., Vol. XLV, 1990, pages 199-201.
- [10] D. Chen, P. Pibarot, G. Honos, L. G. Durand, « Estimation of Pulmonary Pressure by Frequency Analysis of the Second Heart Sound », Am. J. Cardiol., Vol. No. 78, 1996, , pages. 785-789.
- [11] C. Tranulis, L. G. Durand, L. Senhadji, P. Pibarot. Estimation of the Pulmonary Arterial Pressure by a Neural Network Analysis Using Features Based on Time-Frequency Representations of the Second Heart Sound, Medical and biological engineering and computing, Volume 40, Number 2 (2002), pages 205-212.
- [12] George Sutton, Alan Harris, Aubrey Leatham, Second Heart Sound in Pulmonary Hypertension, From St. George's Hospital, London S.W.1, Brit. Heart J., 1968, 30, 743,pages 743-765.
- [13] R. Bruce Logue, M. D. and B. Woodfin Cobbs, M.D and E. R. Dorney, M.D, The second heart sound in pulmonary embolism and pulmonary hypertension. From the Department of Medicine, Emory University, Emory University Clinic, Atlanta, Georgia. Pages 38-50.
- [14] S. Provencher, MD, M.Sc., Hypertension pulmonaire, Institut universitaire de cardiologie et de pneumologie de Québec (Hôpital Laval), 12e Congrès annuel de l'ASMIQ, 30 mai 2010.
- [15] Ariel Cohen, Coeur et médecine interne, Volume 1, De Boeck Secundair, 2002 - pages 1276.

CHAPITRE 6

Etude de la corrélation entre la pathologie cardiaque et les effets de variation sur la fréquence cardiaque, le split de B2 et la PAPS estimée.

6.1. Introduction	132
6.2. État de l'art.....	133
6.3. Principe de la méthode	135
6.4. Algorithme.....	136
6.5. Résultats et discussion.....	138
6.6. Etude de la variation du rythme cardiaque (HRV) dans le cas d'une arythmie.....	148
6.6.1. Introduction	148
6.6.2. Etude de la (HRV) pour un signal PCG avec une arythmie.	148
a) Tachycardies.....	148
b) Bradycardies	149
6.7. Algorithme.....	150
6.8. Résultats et discussion.....	152
6.9. Conclusion.....	153
BIBLIOGRAPHIE.	154

CHAPITRE 6

Etude de la corrélation entre la pathologie cardiaque et les effets de variation sur la fréquence cardiaque, le split de B2 et la PAPS estimée.

6.1. Introduction

L'arythmie sinusale respiratoire (RSA) est une variation naturelle de la fréquence cardiaque qui se produit au cours d'un cycle respiratoire. La fréquence cardiaque augmente pendant l'inspiration et diminue pendant l'expiration. Sur un électrocardiogramme ce phénomène est considéré comme des changements subtils dans l'intervalle RR synchronisé avec la respiration. L'intervalle RR sur un ECG est réduit pendant l'inspiration et prolongé pendant l'expiration. Par contre sur le phonocardiogramme le changement de l'intervalle (split) entre la composante aortique et pulmonaire chez un sujet normale est très révélateur puisque le split augmente avec l'inspiration et diminue avec l'expiration. La RSA devient moins importante avec l'âge, le diabète et les maladies cardiovasculaires [1].

La figure suivante montre la variation de l'intervalle RR l'or d'une inspiration accompagné par un changement du split du deuxième bruit cardiaque.

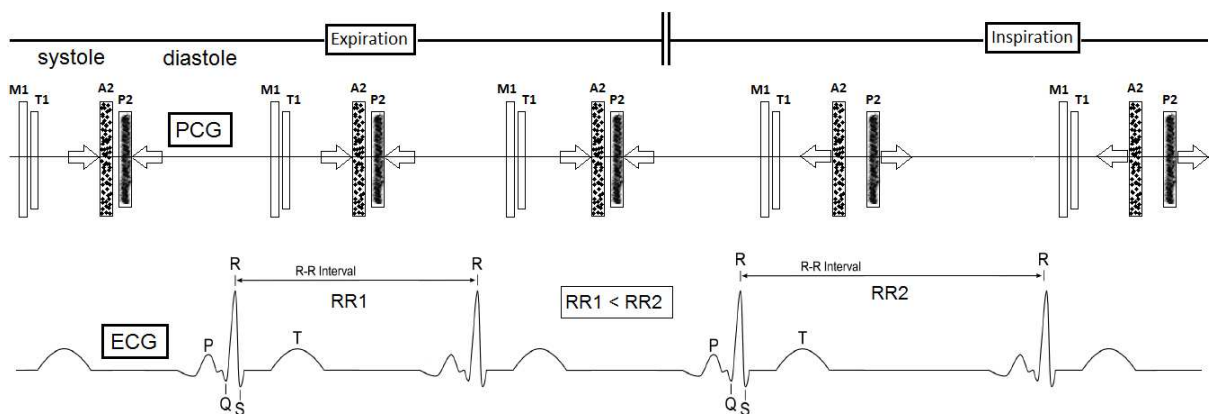


Fig. 6.1. Changement de l'intervalle RR et dédoublement du second bruit dans des conditions normales (N) lors de l'inspiration et l'expiration dans le signal PCG et le signal ECG [1].

Il apparaît donc que la prise en compte des variations rythmiques dans les maladies cardiovasculaires peut permettre de mieux comprendre les mécanismes physiopathologiques impliqués. L'hypertension artérielle pulmonaire s'accompagne parfois de perturbations du rythme circadien de la pression artérielle. Il a été démontré que la diminution de la variabilité de la fréquence cardiaque, après un infarctus du myocarde, est un facteur prédictif de mortalité et d'arythmies graves indépendamment des autres facteurs prédictifs [2], [3]. L'étude de la variation de la PAPS dans une même pathologie cardiaque s'avère ainsi très révélatrice.

6.2 État de l'art

L'arythmie sinusale respiratoire peut être une arythmie cardiaque reliée à la respiration. Cette arythmie est observable par la variabilité du rythme cardiaque. De façon générale, le rythme cardiaque augmente lors de l'inspiration et diminue lors de l'expiration. L'arythmie sinusale respiratoire est reconnue comme étant un indice de l'activité parasympathique. Cette notion a été proposée par Pagani et al [4]. Bien que cette notion soit utilisée dans de nombreuses études, elle émerge cependant d'observations faites sans pour autant en connaître définitivement les origines. En effet, les origines de l'arythmie sinusale respiratoire ne sont pas encore clairement déterminées et sont la source d'un important débat au sein de la communauté scientifique. Les trois hypothèses qui sont proposées par la communauté scientifique sont:

1-l'influence directe des neurones respiratoires médullaires sur les neurones cardiomoteurs [5], [6];

2-l'influence indirecte des changements de la fréquence cardiaque et de la pression artérielle en réponse aux mouvements respiratoires via les barorécepteurs artériels [5], [7];

3-un réflexe directement en réponse à l'expansion pulmonaire [5], [8], [9].

Ainsi, lors de l'analyse par le biais des intervalles RR, une augmentation de l'arythmie sinusale respiratoire lors de l'augmentation des intervalles respiratoires (donc la diminution de la fréquence respiratoire) a été observée [10].

La grande influence de la respiration sur l'intervalle RR est également soulignée par l'étude menée par Badra et Eckberg [11], [12], [13], une étude qui est rapportée dans l'article « *The human respiratory gale* » [12]. Cet article, qui est un support des connaissances actuelles concernant l'arythmie sinusale respiratoire, permet de mettre en évidence l'hypothèse proposant l'influence indirecte des changements de la fréquence cardiaque et de la pression artérielle en réponse aux mouvements respiratoires.

Cet article avance le fait que c'est la respiration qui commande les rythmes autonomiques. Ainsi, cet article permet de reprendre l'idée de périodicité de l'activité efférente cardiovasculaire qui serait influencée par la respiration [12].

En effet, les motoneurones cardiovasculaires sont plus aptes à être stimulés vers la fin de l'inspiration et lors de l'initiation de l'expiration. Cette affirmation fait suite à l'observation qu'une pression négative par succion appliquée au niveau du cou engendre une réponse plus importante des barorécepteurs lorsqu'elle est appliquée pendant l'expiration [13]. La figure 6.2 illustre cette dernière observation.

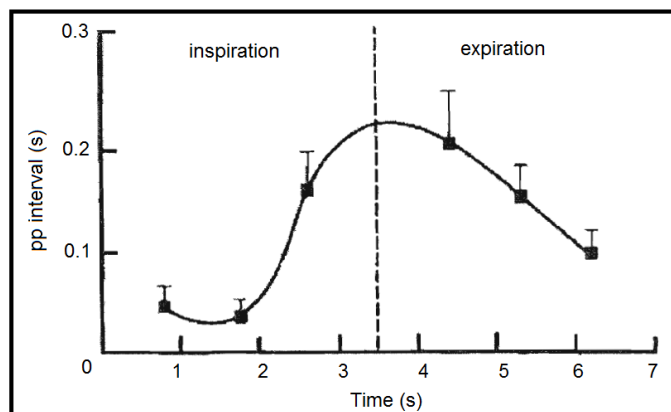


Fig. 6.2. Barrière et cycle respiratoires [13].

Cette figure illustre la réactivité des barorécepteurs selon le moment du cycle respiratoire pendant lequel ils sont stimulés. Les barorécepteurs réagissent mieux lorsqu'ils sont stimulés vers la fin de l'inspiration et l'initiation de l'expiration. Les valeurs présentées dans cette figure sont les changements des intervalles pp qui ont été mesurés lors de brèves succions au niveau du cou à différents moments du cycle respiratoire.

Nôtre tâche dans cette dernière partie de notre thèse c'est d'étudier les variations de trois paramètres, la fréquence cardiaque, le split du deuxième bruit cardiaque B2 et la PAPS estimée, une variation qui peut être liée à l'inspiration et l'expiration.

La fréquence cardiaque augmente pendant l'inspiration et diminue lors de l'expiration, on étudie la variation de cette dernière ainsi que le changement du split du bruit cardiaque B2 (un changement lié à l'inspiration et l'expiration) on peut déterminer à quel instant dans un cycle cardiaque on a l'inspiration et l'expiration.

Il serait intéressant aussi d'étudier la variation de la PAPS estimée durant plusieurs cycles cardiaques et comprendre son évolution puisque sa variation est liée à la valve pulmonaire d'une part et à l'inspiration et l'expiration d'une autre part (fig.6.3).

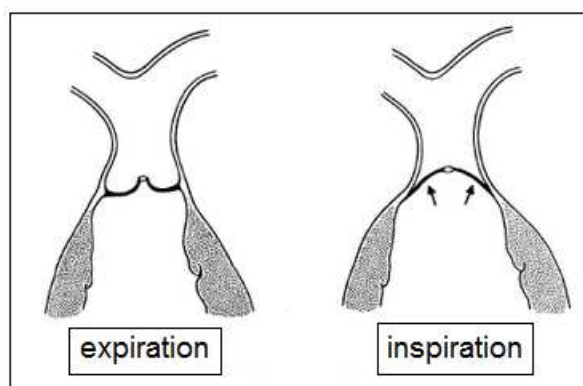


Fig.6.2. Schéma de la position des feuillets valvulaires pulmonaires pendant l'expiration (à gauche) et l'inspiration (à droite).

Notre contribution donc, sera aussi d'étudier l'influence qui peut avoir une cardiopathie sur la variation de la fréquence cardiaque, le split du deuxième bruit cardiaque B2 et la PAPS estimée sur des signaux cardiaque qui représentent l'activité mécanique du cœur (signaux PCG) et pas sur des signaux cardiaque qui représentent l'activité électrique du cœur (signaux ECG).

6.3 Principe de la méthode

Dans une première phase on s'intéressera à l'étude de la variation de la fréquence cardiaque pendant une durée qui comporte plusieurs cycles cardiaques et la relation de cette variation avec le changement du split du deuxième bruit cardiaque B2 et le changement de la PAPS estimée.

Il est donc important d'isoler les bruits B2 de chaque signal PCG étudié en utilisant l'algorithme de séparation basée sur la segmentation du signal PCG [15], [16].

La localisation des instants de débuts et de fins de chaque bruit B2 nous permet d'apprécier la durée du cycle cardiaque, A partir des résultats obtenu, on peut ainsi calculer la durée moyenne du cycle cardiaque (sur plusieurs cycles cardiaques), ensuite la fréquence cardiaque qui est représenté en battements par minute (bpm). (B2 est pris comme repère dans tous ces calculs).

En suite on procédera au calcul du split du deuxième bruit cardiaque B2 par l'application de l'algorithme élaboré dans le chapitre 4. La PAPS sera estimée à partir des paramètres spectraux du bruit B2 (chapitre 5).

Les signaux PCG utilisé sont des signaux pouvant avoir au moins 35 cycles cardiaques; le calcul du split et l'estimation de la PAPS seront effectués pour chaque bruit B2 du signal (fig. 6.4). L'algorithme suivant décrit les différentes étapes de notre analyse.

6.4 Algorithme

L'organigramme suivant décrit les différentes étapes de l'algorithme utilisé.

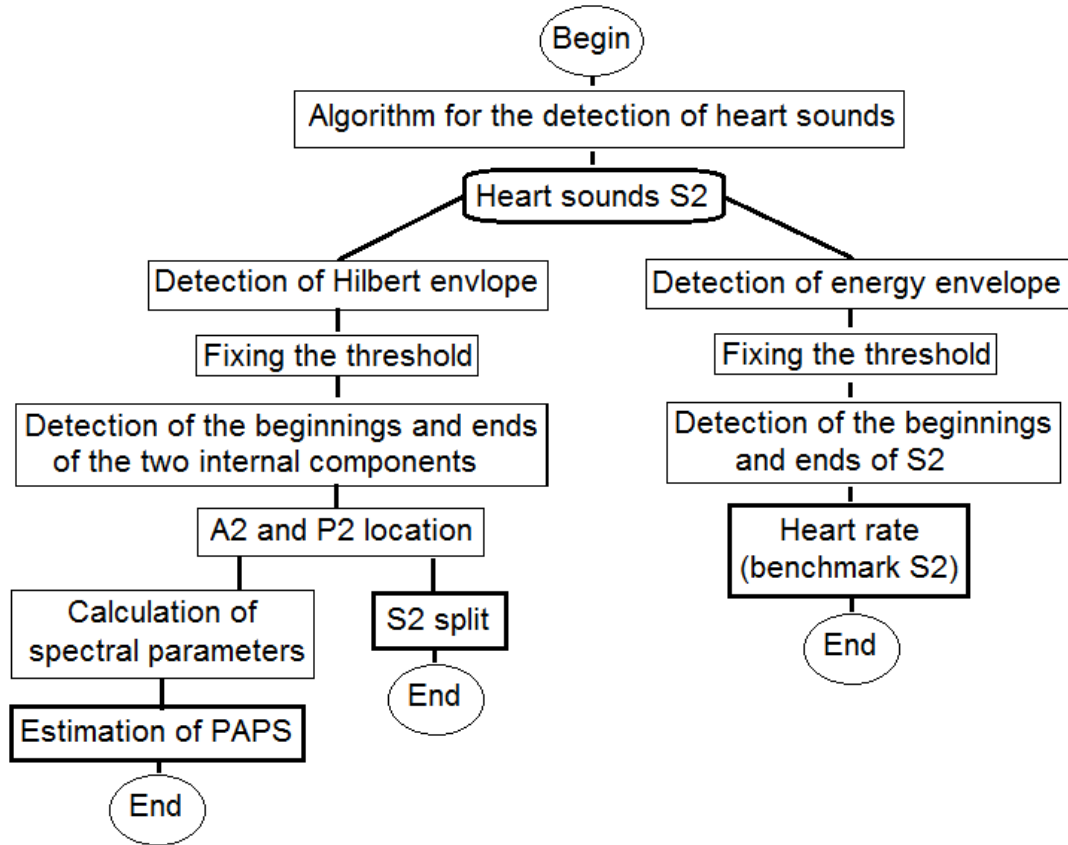


Fig.6.3. Algorithme pour le calcul de la fréquence cardiaque (référence B2), le split du 2^e bruit et l'estimation de la PAPS.

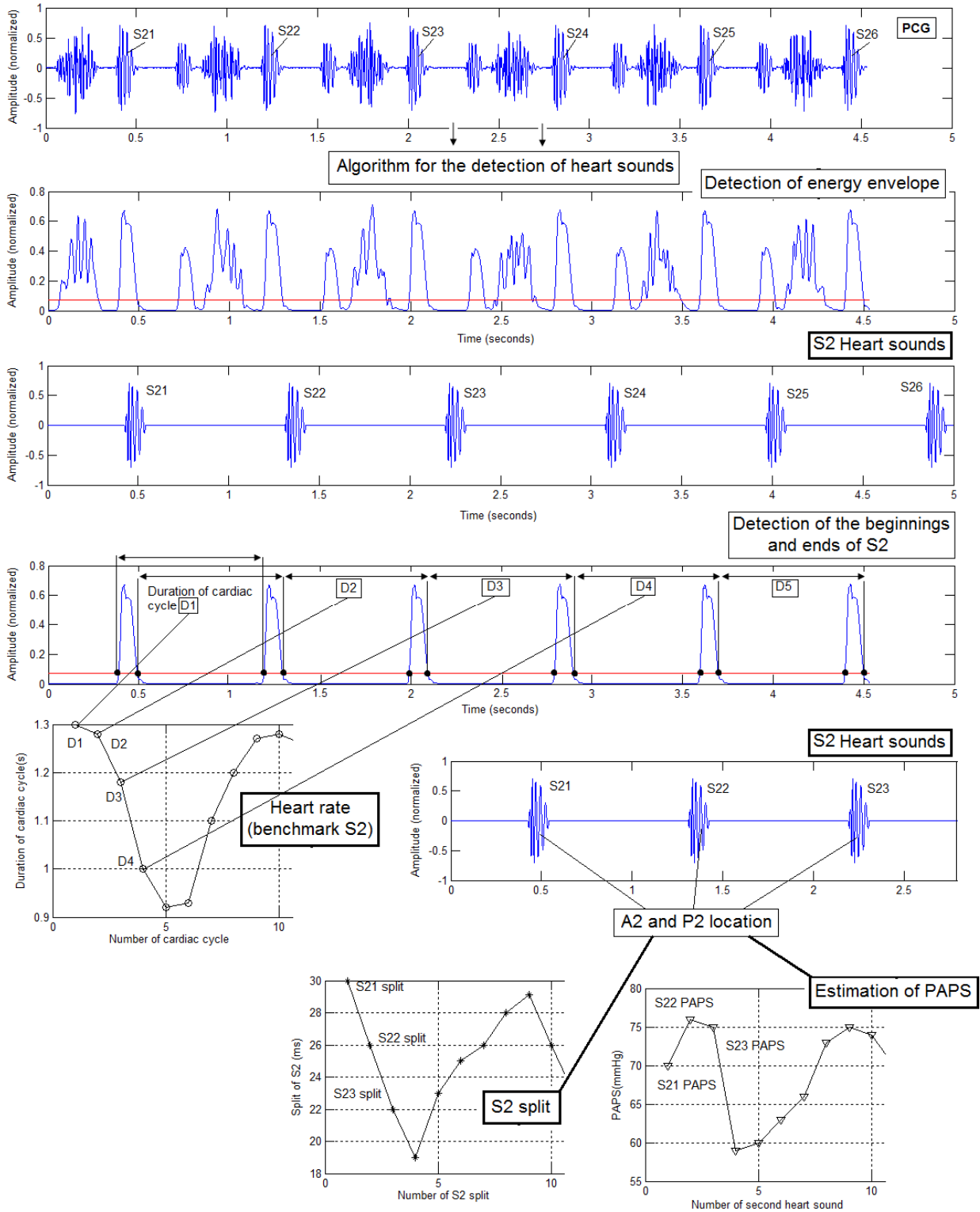


Fig.6.4. Principe de l'algorithme utilisé pour le calcul de la fréquence cardiaque, le split du 2^e bruit et l'estimation de la PAPS (repère B2 du signal PCG DR).

6.5 Résultats et discussion

Les valvulopathies sont des maladies des valves cardiaques : valve mitrale ou valve aortique principalement, même si les autres valves cardiaques peuvent être également touchées.

Nous avons vu que le dédoublement physiologique normal est caractérisé par un élargissement de l'espace entre les deux composants du 2^e bruit cardiaque B2 à l'inspiration et par un rétrécissement du même espace pendant l'expiration. Le calcul du split (durée du dédoublement physiologique) et de la fréquence cardiaque s'avère important pour voir si une valvulopathie influe sur leurs variations ainsi que la variation de la PAPS estimée.

Notre algorithme sera appliqué sur deux signaux PCG qui présentent une atteinte mitrale (MR et MS), trois signaux PCG qui touchent la valve aortique (AS5, AS6 et AS7) et un signal qui présente une sténose pulmonaire (PS).

Quand le flux de sang est ralenti, le cœur est alors obligé de travailler plus pour fonctionner normalement. Ces dysfonctionnements entraînent une dilatation et une fatigue du cœur ; essoufflements et risques d'œdèmes des membres inférieurs, malaises avec parfois perte de connaissance, palpitations, poussées d'insuffisance cardiaque.

Les valvulopathies sont souvent asymptomatiques, et ne se révèlent que lors d'une complication brutale.

Il arrive souvent que la maladie soit silencieuse, et que le patient ne se rende pas forcément compte des signes d'une valvulopathie. Celle-ci peut donc évoluer jusqu'à ce que les symptômes, en général révélateurs d'une atteinte plus grave, surviennent.

Cependant certains signes peuvent indiquer une valvulopathie : essoufflement à l'effort et/ou au repos, palpitations...etc. [17].

L'auscultation médicale permet de déceler l'existence d'un souffle au cœur ou d'un rythme cardiaque irrégulier (le calcul de la fréquence cardiaque) qui peuvent être des signes de valvulopathie. Celle-ci sera confirmée par le calcul du split et l'estimation de la PAPS, qui permet également de mesurer l'impact de la valvulopathie [18].

Les figures suivantes présentent l'application de l'algorithme élaboré pour le calcul du rythme cardiaque, l'intervalle temporel entre les composantes interne du 2^e bruit cardiaque et les résultats de la PAPS estimés pour chaque bruit B2 de chaque signal PCG cité ci dessus.

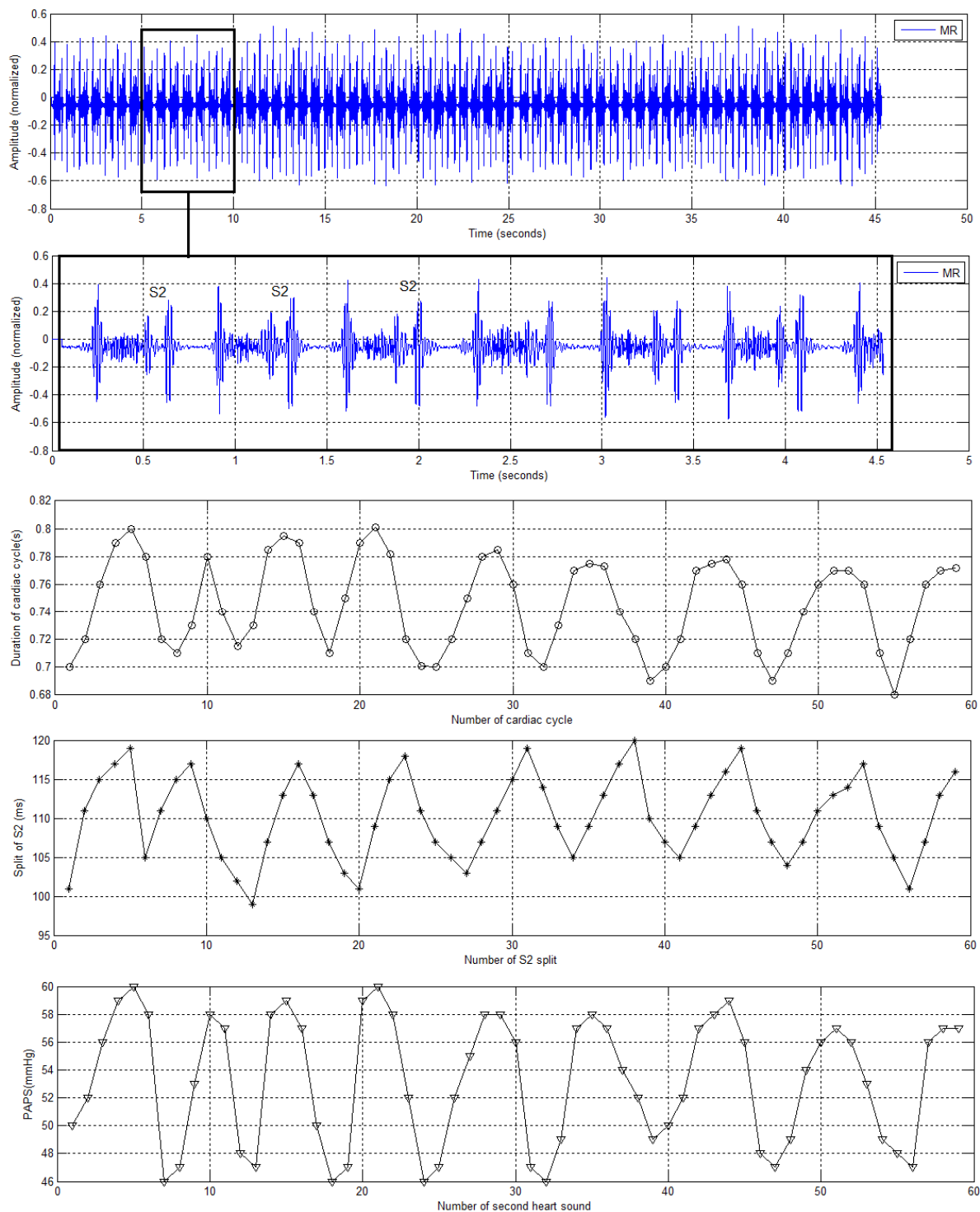


Fig. 6. 5. Variation de la durée d'un cycle cardiaque, la durée du split du second bruit cardiaque et la valeur de la PAPS estimée on fonction du nombre des B2 étudiés du signal PCG (MR).

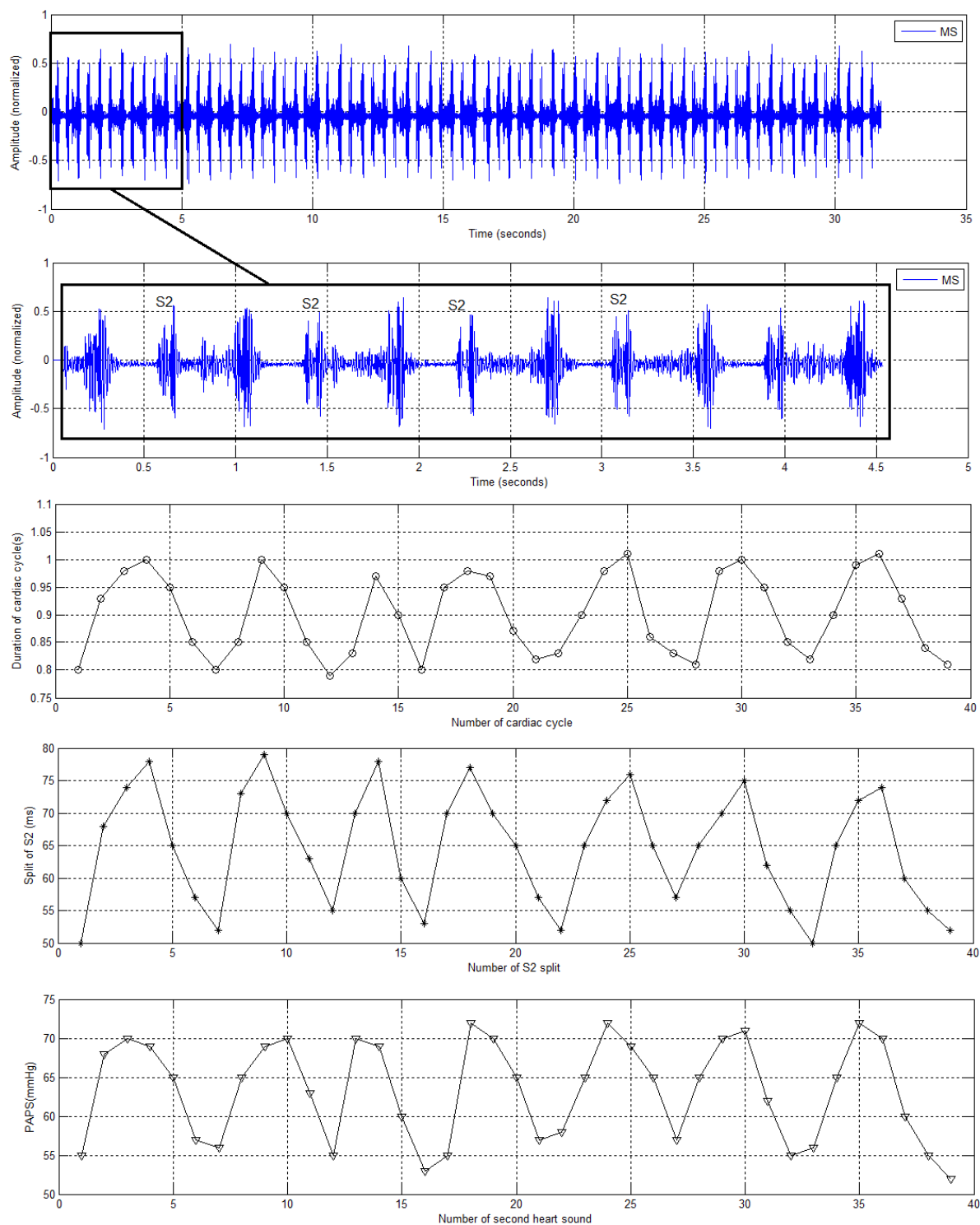


Fig. 6. 6. Variation de la durée d'un cycle cardiaque, la durée du split du second bruit cardiaque et la valeur de la PAPS estimée on fonction du nombre des B2 étudiés du signal PCG (MS).

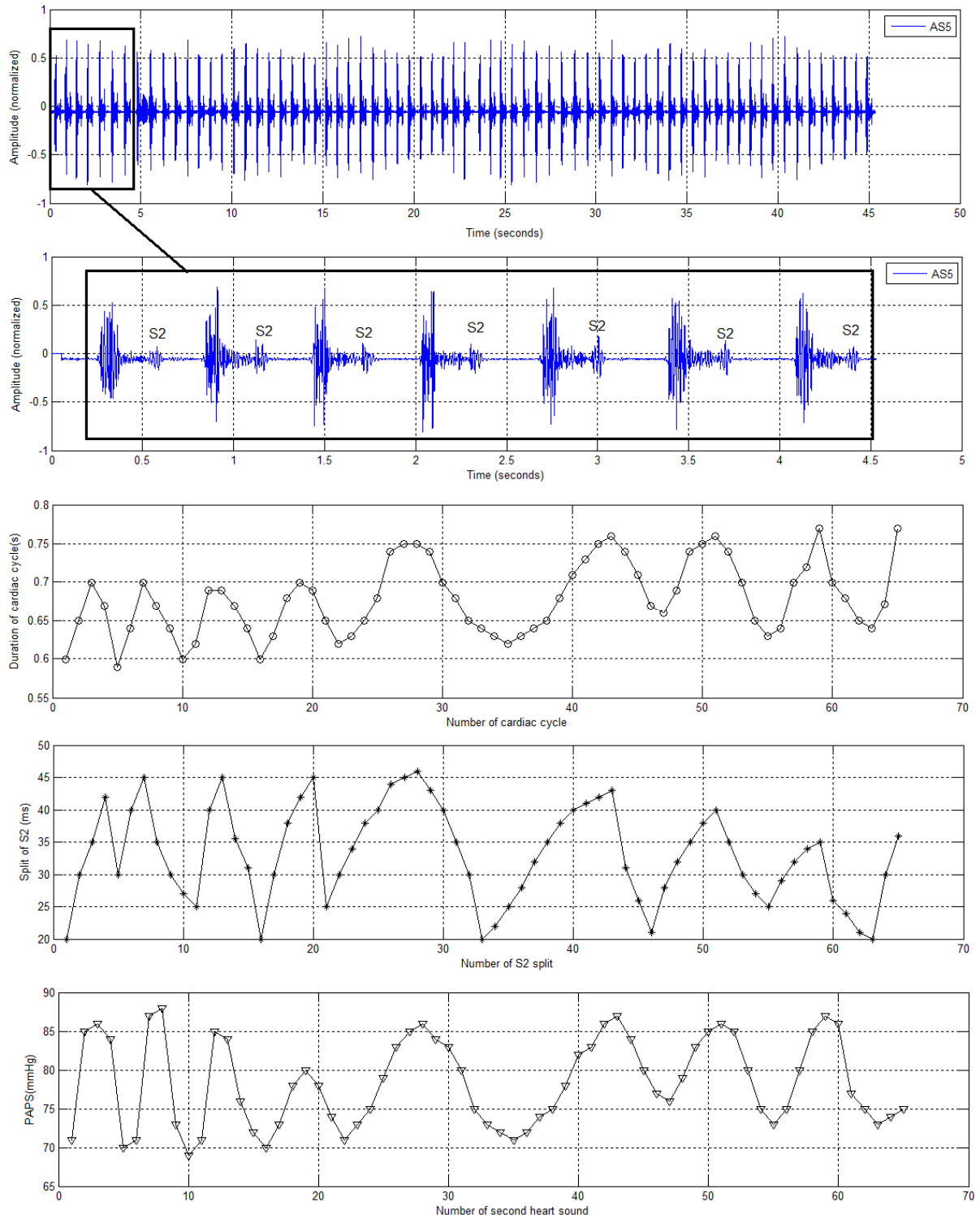


Fig. 6. 7. Variation de la durée d'un cycle cardiaque, la durée du split du second bruit cardiaque et la valeur de la PAPS estimée on fonction du nombre des B2 étudiés du signal PCG (AS5).

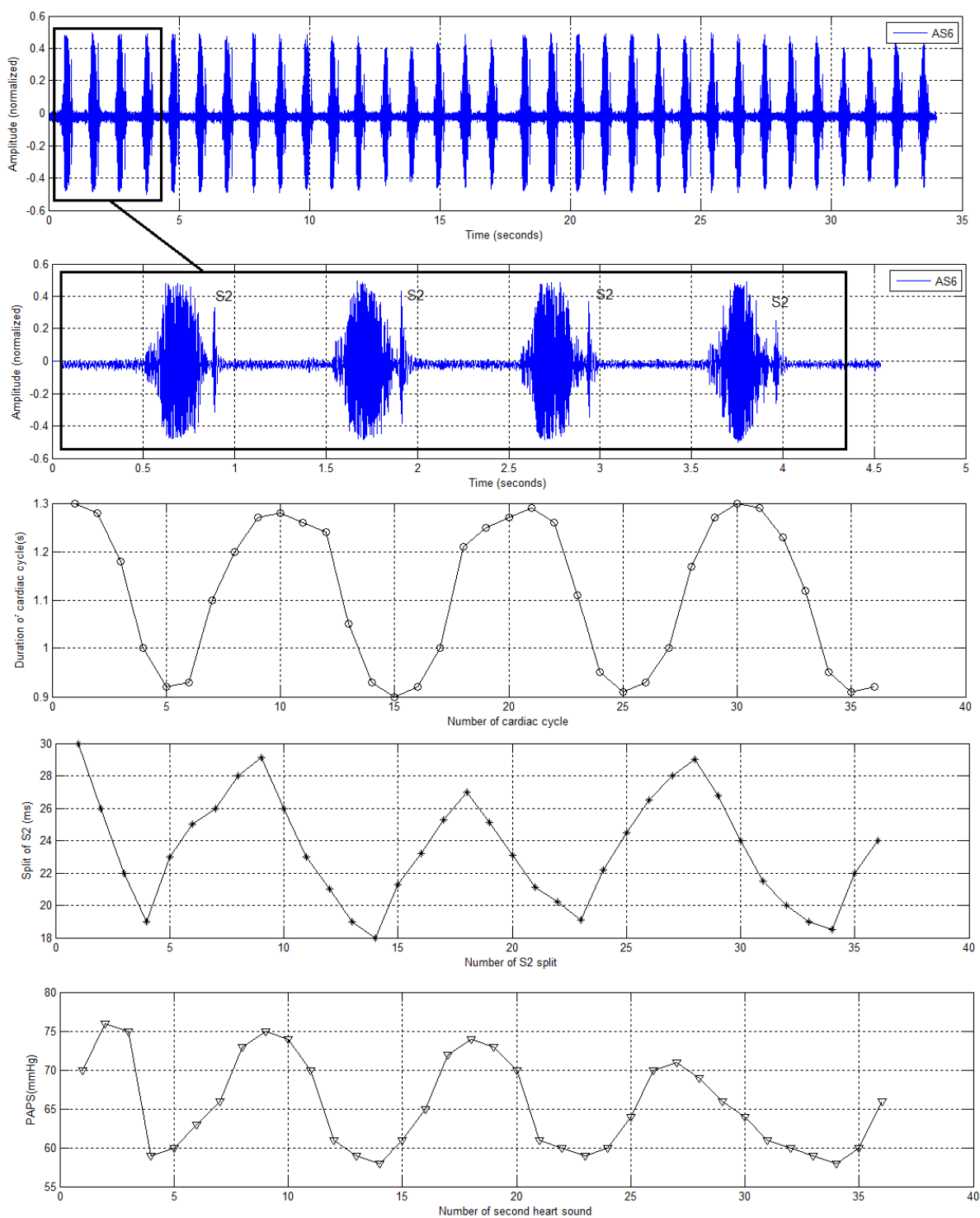


Fig. 6. 8. Variation de la durée d'un cycle cardiaque, la durée du split du second bruit cardiaque et la valeur de la PAPS estimée on fonction du nombre des B2 étudiés du signal PCG (AS6).

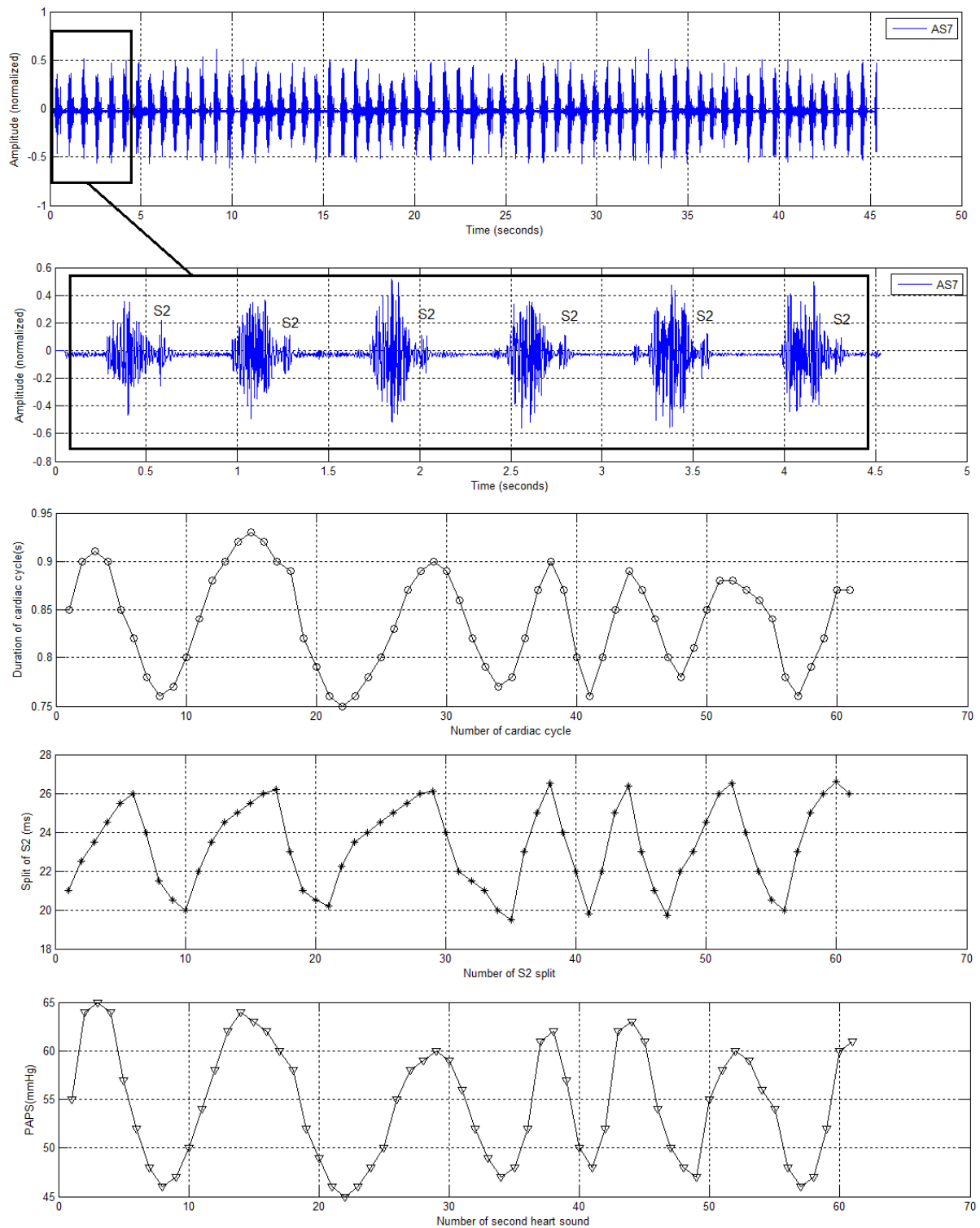


Fig. 6. 9. Variation de la durée d'un cycle cardiaque, la durée du split du second bruit cardiaque et la valeur de la PAPS estimée on fonction du nombre des B2 étudiés du signal PCG (AS7).

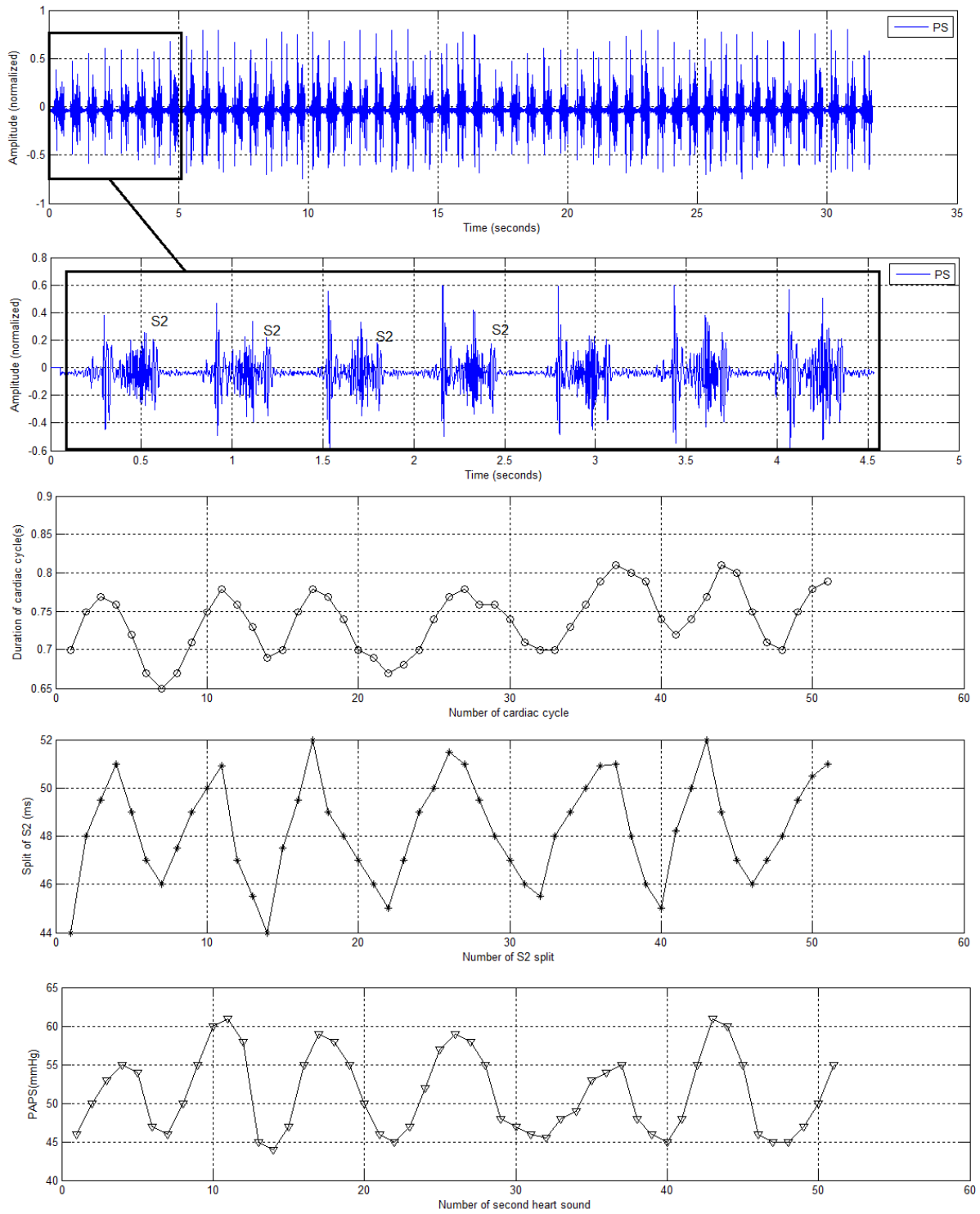


Fig. 6. 10. Variation de la durée d'un cycle cardiaque, la durée du split du second bruit cardiaque et la valeur de la PAPS estimée on fonction du nombre des B2 étudiés du signal PCG (PS).

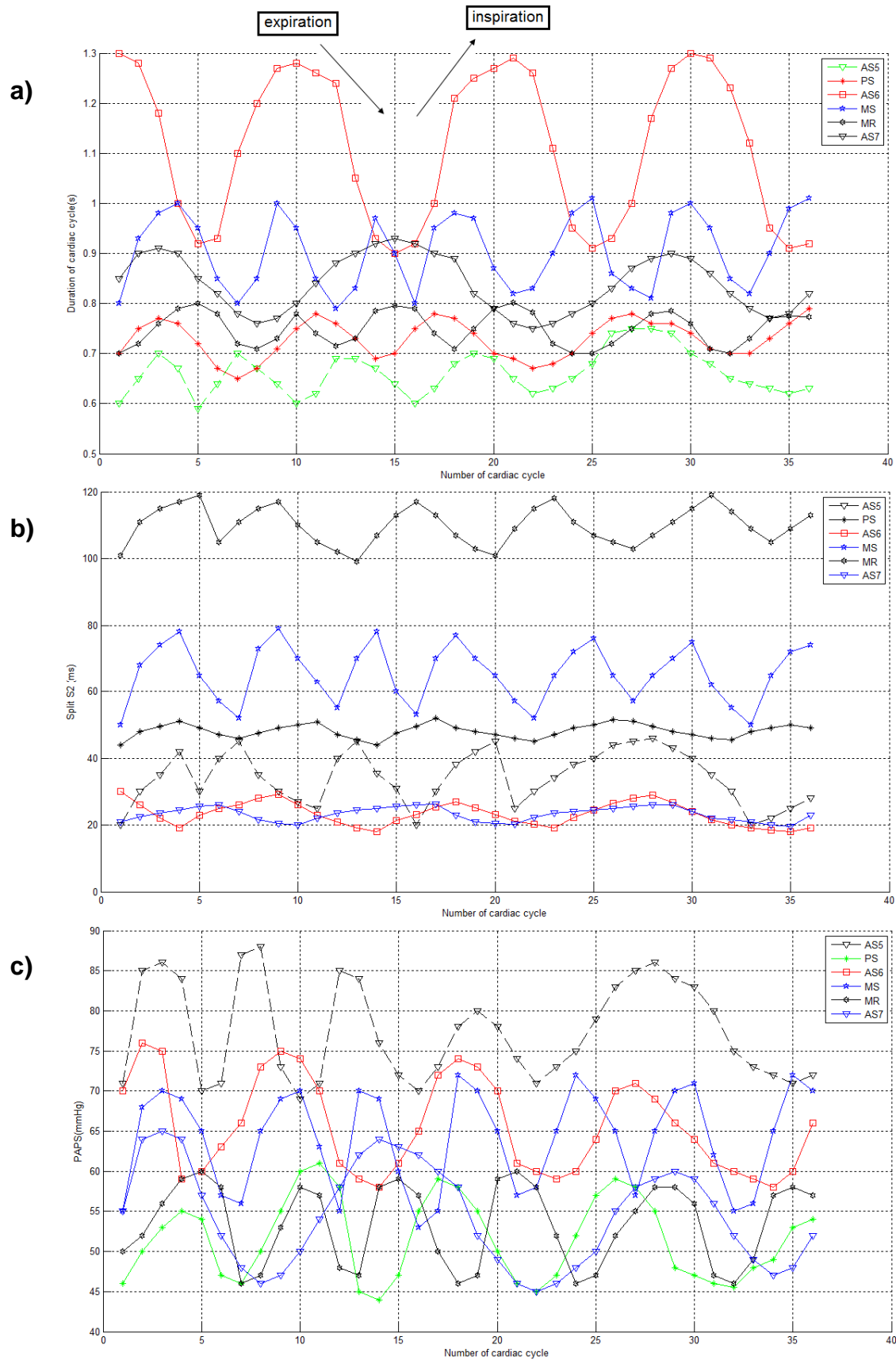


Fig. 6. 11. Résumé des variations de la durée d'un cycle cardiaque (a), la durée du split du second bruit cardiaque (b) et la valeur de la PAPS estimée (c) on fonction du nombre des B2 étudiés des signaux PCG (MR, MS, AS5, AS6, AS7 et PS).

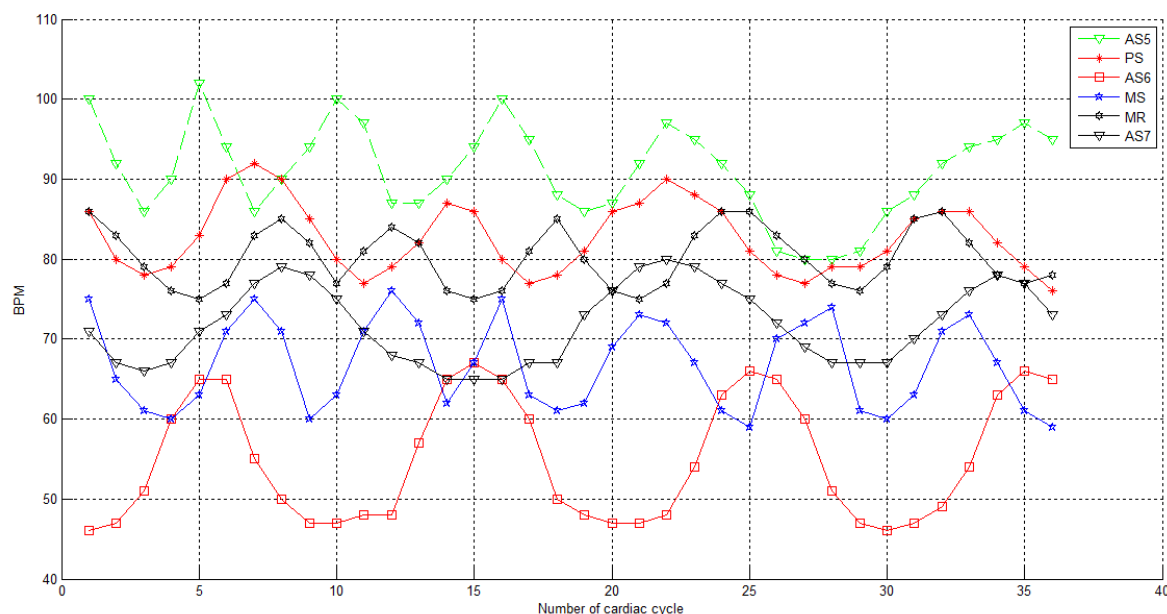


Fig. 6. 12. Variabilité de la fréquence cardiaque des signaux PCG (MR, MS, AS5, AS6, AS7 et PS).

L'application de l'algorithme élaboré sur les différents signaux PCG est très révélatrice ; la variabilité du rythme cardiaque et la durée du split du bruit cardiaque B2 ainsi que la valeur de la PAPS estimée sont en harmonie. Les figures 6.5, 6.6, 6.7, 6.8, 6.9 et 6.10 montrent que si on a une augmentation de la durée du cycle cardiaque, on a en parallèle une augmentation du split B2 et même de la valeur de la PAPS estimée et le contraire est vérifié (dans le cas d'une diminution).

Les mesures présentées dans notre étude mettent en relief le changement du cycle cardiaque pendant l'inspiration et l'expiration. Cette variation change d'un signal à un autre. Une inspiration ou une expiration peut comporter de 3 à 5 cycles cardiaques dans une durée qui change.

Le signal PCG « AS5 » et « AS7 » (fig. 6. 11. a) montre très bien la variation dans la durée de l'inspiration et l'expiration.

Si la durée d'un cycle cardiaque change dans le signal PCG lui-même elle change aussi d'un signal PCG à un autre ; le signal PCG « PS » (fig. 6.11. a) présente la plus grande variation qui peut aller de 0.9s jusqu'à 1.3s et le signal PCG « AS5 » présente la plus petite variation de 0.7s à 0.8s.

A partir des résultats obtenus dans les figures (fig. 6.5 à 6.10), on présente la variation du split par rapport au cycle cardiaque (fig.6. 11. b). Le but est de voir le changement du split pendant plusieurs cycles cardiaques et les changements du split lié aux variations de la durée du cycle cardiaque qui est liée elle aussi à l'inspiration et l'expiration.

La remarque pertinente que l'on peut faire c'est que les signaux PCG avec les plus grandes variations (MS (de 50 à 80ms) et AS5 (de 20 à 44ms)) ne présentent pas les plus

grands « split », le signal PCG MR illustre cette observation avec une variation de 100 à 120ms. Les signaux PCG « AS6 » et « AS7 » présente une très petite variation le long des cycles cardiaques (fig. 6. 11. b).

Par rapport au changement de la fréquence cardiaque le changement du split est similaire, puisque la durée de cet intervalle augmente lentement pendant l'inspiration et diminue rapidement lors de l'expiration, se ci est observable pour tous les signaux PCG étudiés.

L'étude de la variation du split de B2 est un moyen de diagnostic. Le dédoublement pathologique du deuxième bruit peut se produire. Il apparaît lorsque la fermeture des deux valves a lieu avec plus de 30ms d'écart au cours de l'expiration. Le dédoublement du bruit B2 peut alors s'entendre lors de l'inspiration et de l'expiration; il sera souvent accentué à l'inspiration. Parmi les causes impliquées dans la production du dédoublement large du deuxième bruit, les deux plus importantes sont le bloc de branche droit et la sténose pulmonaire. Dans le cas du bloc de branche droit, il y a un retard de l'activation électrique qui déclenche la contraction du ventricule droit. Dans ces circonstances, le ventricule droit se contracte plus tard que d'habitude, ce qui entraîne un retard de fermeture de la valve pulmonaire. L'obstruction de la valve pulmonaire ou sténose pulmonaire peut également causer un retard de fermeture, d'où un dédoublement large de B2.

La valeur du split B2, s'il est considéré comme variable le long d'une activité cardiaque normale peut devenir relativement constant pour des cas pathologiques tels que le rétrécissement pulmonaire (PS : pulmonary stenosis) (fig.6 .10).

L'estimation de PAPS pour les signaux PCG étudiés est déterminante, puisqu'on observe une variation de cette dernière le long des cycles du signal PCG, elle augmente et diminue en fonction du temps. L'ensemble des signaux PCG présentent une variation similaire (une différence de pression inférieure à 20 mmHg) (fig. 6. 11. c), le signal PCG AS6 (fig. 6. 8) présente la variation la plus grande de 70 à 87 mmHg.

Une hypertension artérielle pulmonaire à long terme (chronique) explique une insuffisance cardiaque droite, un œdème pulmonaire et manifestations de poumon cardiaque [19].

La respiration est due à une activité réflexe sur laquelle on peut cependant agir contrairement aux autres réflexes de l'activité sympathique. A l'inspiration, le rythme cardiaque s'accélère alors qu'il diminue à l'expiration, ce qui aboutit à la variabilité de la fréquence cardiaque : variabilité physiologique de l'intervalle entre deux battements cardiaques (fig. 6. 12).

6.6. Etude de la variation du rythme cardiaque (HRV) dans le cas d'une arythmie

6.6.1. Introduction

Le trouble du rythme cardiaque est généralement lié au signal ECG puisqu'il présente l'activité électrique du cœur [20]. Dans un cœur arythmique, les impulsions électriques qui contrôlent les battements du cœur se produisent de façon désordonnée ou ne passent pas par les circuits électriques habituels. Par contre le signal PCG est étudié généralement si on a une pathologie liée aux valves cardiaque, et rarement dans le diagnostic d'une arythmie dans le milieu hospitalier (dans le cas d'une palpitation (un rythme cardiaque accéléré = un souffle cardiaque, audible à l'aide d'un stéthoscope).

Dans les environnements à ressources limitées, les chaînes d'approvisionnement pour les consommables, les réparations et l'étalonnage des appareils de diagnostic sont généralement pauvres. Pour remédier à ce problème, T. Chen et al [21] propose l'utilisation de matériel largement disponible avec une solide chaîne d'approvisionnement: un téléphone portable avec un kit mains-libres. En particulier, l'utilisation du canal audio à déterminer la fréquence cardiaque et la variabilité de la fréquence cardiaque afin de fournir un système de premier niveau dépistage de d'arythmie.

L'utilisation du signal PCG prend une vertu importante dans une telle analyse, ainsi l'étude réalisée par Richard et al [22]. Montre que la discrimination ECG d'une tachycardie ventriculaire ou une tachycardie supra ventriculaire est à la fois importante et souvent difficile. Le signal PCG qui reflète des changements hémodynamiques donne des bons résultats.

Le but de cette deuxième partie de notre analyse est d'étudier le comportement d'un signal PCG qui présente une arythmie cardiaque (extrasystole ventriculaire).

6.6.2 Etude de la (HRV) pour un signal PCG avec une arythmie.

Les arythmies sont classées selon le lieu où elles prennent naissance, l'oreillette ou le ventricule, et selon l'effet qu'elles produisent, soit l'accélération ou le ralentissement des battements du cœur. Les **tachycardies** correspondent à une augmentation du rythme cardiaque, les **bradycardies** à une diminution [23].

a) Tachycardies :

Il y a tachycardie lorsque le cœur bat à un rythme supérieur à 100 pulsations à la minute. Certaines tachycardies surviennent aux oreillettes. Les formes les plus courantes sont les suivantes : Fibrillation auriculaire ; Flutter auriculaire ; Tachycardie supra ventriculaire ; Tachycardie sinusale et Extrasystole auriculaire. D'autres tachycardies surviennent dans les ventricules, c'est-à-dire dans les cavités inférieures du cœur : Tachycardie ventriculaire ; Fibrillation ventriculaire ; Syndrome du QT long ; Extrasystole ventriculaire.

b) Bradycardies :

Il y a bradycardie lorsque le cœur bat à moins de 60 battements par minute. Un rythme cardiaque plus lent que la normale ne met pas nécessairement la vie en danger. Les formes suivantes sont les plus courantes : Dysfonctionnement du nœud sino-auriculaire ; Bloc auriculo-ventriculaire.

L'extrasystole représente l'arythmie la plus fréquente, elle peut se rencontrer à tous les âges de la vie, et même au stade fœtal. Sa fréquence augmente avec l'âge. Les extrasystoles peuvent provenir de n'importe quelle zone myocardique. Leur détection peut se faire dès l'auscultation ou la prise du pouls mais l'électrocardiogramme est nécessaire pour préciser son siège [24].

Le terme d'extrasystole est utilisé pour distinguer une contraction cardiaque prématurée (premature ventricular contraction (PVC)). Celle-ci est due à une activation électrique ectopique naissant d'un territoire myocardique différent du nœud sinusal.

Le diagnostic d'extrasystole ventriculaire (ESV) repose sur les deux éléments suivants : pour le signal ECG : l'existence d'un complexe QRS prématuré et élargi (plus de 0,12 seconde), différent des complexes QRS de base, l'absence d'onde P prématurée avant le complexe QRS (fig.6.13). L'extrasystole est parfois suivie par une courte pause, le repos compensateur. Ce dernier a pour conséquence un remplissage cardiaque amélioré. La contraction suivante est donc plus efficace, plus forte. Par contre dans le signal PCG l'extrasystole ventriculaire présente une accentuation du premier bruit coïncidant avec la systole auriculaire d'origine sinusale (fig.6.15) [25].

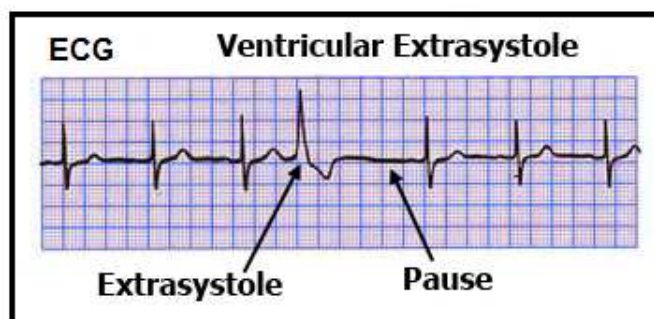


Fig.6. 13. Signal ECG avec une extrasystole ventriculaire.

Si une extrasystole ventriculaire survient trop en avance, elle arrive alors que cette cavité est peu remplie : la contraction résultante n'a dans ce cas qu'une efficacité réduite, voire nulle sur le débit cardiaque : elle peut donc être visible sur l'électrocardiogramme qui visualise le fonctionnement électrique du cœur, mais par contre, invisible directement sur les courbes de pression, ou, de manière plus simple, à la palpation du pouls [26].

6.7 Algorithme

L'extrasystole ventriculaire présente une accentuation du bruit cardiaque B1 [25]. Pour une bonne détection des pics de l'enveloppe d'énergie il suffit de choisir le bruit cardiaque B1 comme repère pour le calcul de la durée des cycles cardiaques. L'algorithme utilisée pour le calcul de la variabilité du rythme cardiaque se présente comme suite :

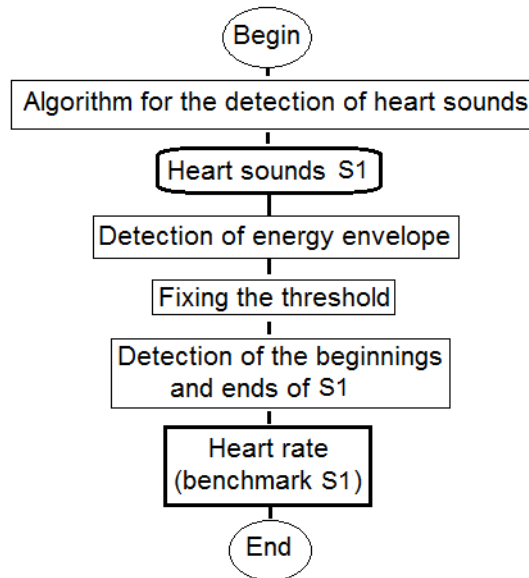


Fig.6. 14. Algorithme pour le calcul de la fréquence cardiaque (référence B1).

Après application de l'algorithme élaboré, les résultats de calcul de la variabilité de la fréquence cardiaque sur le signal PCG avec une extrasystole ventriculaire se présente comme suit :

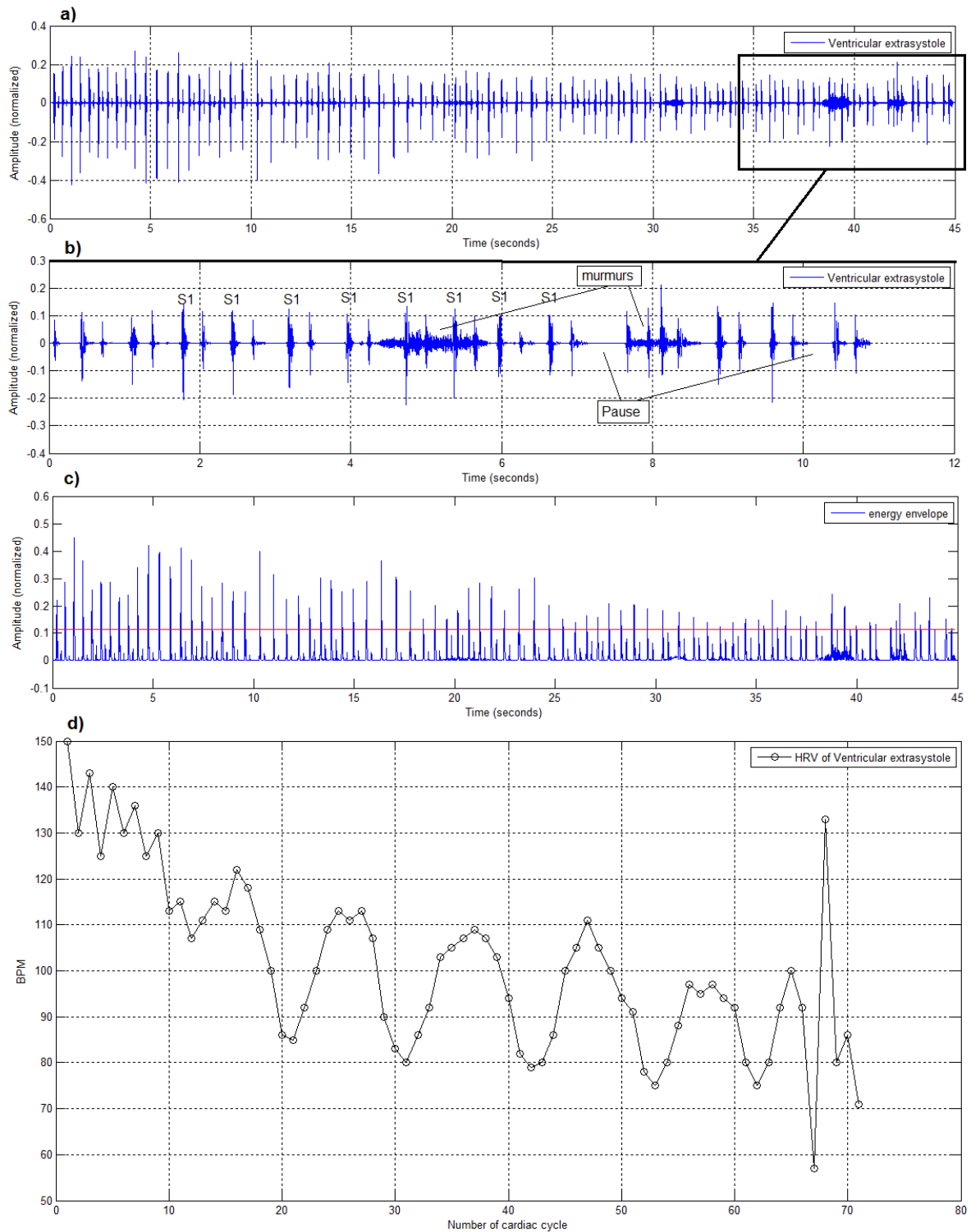


Fig.6. 15. Variabilité de la fréquence cardiaque du signal PCG présentant une extrasystole ventriculaire : a) PCG avec une extrasystole ventriculaire ; b) Apparition de l'extrasystole ventriculaire ; b) enveloppe de l'énergie de Shannon ; c) nombre de battement par minute.

6.8 Résultats et discussion

Lorsque les extrasystoles ventriculaires surviennent alors que le cœur est malade, les médecins craignent la survenue d'une mort subite. Au cours d'une angine de poitrine, les extrasystoles ventriculaires sont banales mais doivent être analysées par l'électrocardiogramme d'effort et l'holter réalisée durant 24 heures, ou par utilisation du signal PCG. Quand Les extrasystoles ventriculaires surviennent au cours d'une insuffisance cardiaque et elles sont fréquentes elles témoignent généralement d'une maladie évoluée [26], et quand c'est au cours d'une hypertrophie du cœur, Elles témoignent du degré de gravité de la maladie du cœur.

La fig.6.15.d montre que le signal PCG avec une extrasystole présente une variation importante de la fréquence cardiaque de 55 à 150 BPM. Par rapport aux signaux PCG étudiés précédemment (fig.6.12), l'extrasystole ventriculaire ne montre pas une cohérence dans cette variation, les 20 premiers cycles présentent des variations qui diminuent de 150 à 90 BPM, contrairement aux cycles qui suit qui varient de 70 à 115 BPM. Par contre une variation brusque présente l'extrasystole.

L'algorithme élaboré pour le calcul de la variation du rythme cardiaque qui peut être utilisé pour l'observation des changements du rythme cardiaque et peut donner des résultats satisfaisants.

6.9 Conclusion

L'étude de la variabilité de la fréquence cardiaque, le split de B2 et la pression artérielle pulmonaire paraît être un indicateur pratique pour le diagnostic, le pronostic et le traitement de certaines pathologies cardiaques.

L'algorithme développé permet ainsi l'observation du rythme cardiaque (en cas de trouble). L'un des symptômes des valvulopathies est les palpitations (un rythme cardiaque accéléré) qui se manifeste parfois par aucun symptôme. Seul un souffle cardiaque, audible à l'aide d'un stéthoscope, témoigne de sa présence.

Le rythme cardiaque peut avoir une variation très significative lors d'un trouble de l'activité électrique du cœur (cas d'une arythmie) par rapport à un trouble de l'activité mécanique du cœur (cas d'une valvulopathie).

La valeur du split B2, s'il est considéré comme variable le long d'une activité cardiaque normale peut devenir relativement constant pour certaines cas pathologiques. La durée du split B2 augmente pendant l'inspiration et diminue lors de l'expiration.

L'algorithme élaboré permet ainsi un suivi de la pression artérielle pulmonaire systolique, il présente un moyen de diagnostic efficace des manifestations cliniques et des complications des valvulopathies. Il permet de discerner les augmentations de pression qui entraînent des dilatations et des hypertrophie de l'oreillette gauche dont la conséquence à long terme est la survenue d'arythmie atriale sous forme de fibrillation atriale.

BIBLIOGRAPHIE

- [1] Guyton AC. Blood pressure control. Special role of the kidneys and body fluids. Science 1991; page 6.
- [2] Lombardi F, Sandrone G, Pernpruner S, Sala R, Garimoldi M, Cerutti S, et al. Heart rate variability as an index of sympathovagal interaction after acute myocardial infarction. Am J Cardiol 1987; page 45.
- [3] Tsuji H, Larson MG, Venditti Jr FJ, Manders ES, Evans JC, Feldman CL, et al. Impact of reduced heart rate variability on risk for cardiac events. The Framingham Heart Study. Circulation 1996; page 5.
- [4] Pagani, M., Lombardi, F., Guzzetti, S., Rimoldi, O., Furia, R, Pizzinelli, P. Sandrone, G., Malfato, G., Dell'Orto, S., Piccaluga, E., Turiel, M., Baselli, G., Cerutti, S. et Malliani, A. (1986). "Power spectral Analysis of Heart Rate and Arterial Pressure Variabilities as a Marker of Sympatho-Vagal Interaction in Man and Conscious Dog." Clinical Research 59: 178-193.
- [5] Anrep, G. V., Pascual, W., et Rossler, R. (1936). "Respiratory Variations of the Heart Rate. 1.--The Reflex Mechanism of the Respiratory Arrhythmia." Proceedings of the Royal Society of London. Series B, Biological Sciences 119(813): 191-217.
- [6] Jordan, D., Khalid, M. E. M., Schneiderman, N. et Spyer, K. M. (1980). "The inhibitory control of vagal cardiomotor neurones." Journal of Physiology, London 301: 54P-55P.
- [7] Davis, C. T. M. et Neilson, J. M. M. (1967). "Sinus arrhythmia in man at rest." Journal of Applied Physiology 22: 947-955.
- [8] Clynes, M. (1960). "Respiratory sinus arrhythmia: laws derived from computer simulation." Journal of Applied Physiology 15(5): 863-874.
- [9] Hainsworth, R (1974). "Circulatory responses from lung inflation in anesthetized dogs." American Journal of Physiology 226(2): 247-255.
- [10] Electrophysiology, Task Force of the European Society of Cardiology the North American Society of Pacing (1996). "Heart Rate Variability: Standards of Measurement, Physiological Interpretation, and Clinical Use." Circulation 93(5), pages 1043-1065.
- [11] Badra, L. J., Cooke, W.H., Hoag, J. B., Crossman, A. A., Kuusela, T. A., Tahvanainen, K. U. O. et Eckberg, D. L. (2001). "Respiratory modulation of human autonomic rhythms." American Journal of Physiology: Heart Circulatory Physiology 208: H2674-H2688.
- [12] Eckberg, D. L. (1983), Human sinus arrhythmia as an index of vagal cardiac outflow." Journal of Applied Physiology: Respirat. Environ. Exercise Physiol. 54(4), pages 961-966.
- [13] Eckberg, D. L. (2003). "The human respiratory gate." Journal of Physiology (Lond) 548(2), pages 339-352.
- [14] Lippincott Williams & Wilkins, Heart Sounds Made Incredibly Easy, Volume 1, 2004 - pages 71-72.
- [15] L. Hamza Cherif, S.M. Debbal, F Bereksi-reguig, Segmentation of heart sound and heart murmurs. Genie-Biomedical Laboratory (GBM), Department of Electronics, Faculty of Science Engineering, University of Aboubekr Belkaid – Tlemcen, Journal of Mechanics in Medicine and Biology, Vol. 8, No. 4 (2008), World Scientific Publishing Company, pages 549–559.
- [16] Ajith Kumar, P. C and T. V, Ananthapadmanabha, Heart Rate Variability using Shannon Energy, Digital Signal and Image Processing Centre, MSRSAS, Vol.5, N 2, Nov 2006, pages 23-26.
- [17] Heusch G, Schulz R. The role of heart rate and the benefits of heart rate reduction in acute myocardial ischaemia. Eur Heart J Suppl. 2007; pages 8-14.
- [18] Kjekshus J, Gullestad L. Heart rate as a therapeutic target in heart failure. Eur Heart J Suppl. 1999; pages 64.

- [19] H Janik, C Mau, K Kraft, Nonlinear parameters of heart rate variability (HRV) – suitable measures to observe physiological outcome during a peat bath in rehabilitation, International Research Congress on Integrative Medicine and Health, Portland, Oregon, USA. 15-18 May 2012.
- [20] M. Fanfulla, M. Malcangi, M. Riva, D. Della Giustina, F. Belloni, Cardiac Sounds Segmentation Algorithm for Arrhythmias Detection by Fuzzy Logic, international journal of circuits, systems and signal processing. Issue 2, Volume 5, 2011, pages 192-200.
- [21] T. Chen, K. Kuan, L. Celi, G. D. Clifford, Intelligent HeartSound Diagnostics on a Cellphone using a Hands-free Kit, Institute of Biomedical Engineering, Department of Engineering Science, Oxford, UK, Association for the Advancement of Artificial Intelligence, 2009.
- [22] Richard Kobza, Markus Roos, Stefan Toggweiler, Michel Zuber, Paul Erne, Recorded heart sounds for identification of ventricular tachycardia, Division of Cardiology, Kantonsspital Luzern, Spitalstrasse, CH-6000 Luzern 16, Switzerland, Elsevier Ireland Ltd.2008.
- [23] Myung Kun Park, Pediatric Cardiology for Practitioners, Elsevier Health Sciences, 2008, pages 23-24.
- [24] Haroon Kamran, Isaac Naggar, Francisca Oniyuke, Mercy Palomeque, Priya Chokshi, Louis Saliccioli, Mark Stewart, Determination of heart rate variability with an electronic stethoscope, Clinical Autonomic Research, Springer-Verlag, September 2012.
- [25] P. Cossio, Ricardo G, Dambrosi, H. F. Warnford. The first heart sound in auricular and ventricular extrasystoles, the Cardiological Department, Semiological Institute, Buenos Aires, and the Cardiovascular Clinic, British Hospital, Buenos Aires. Pages 276-282
- [26] Jeyarani and JayaSingh Thomas, Feature Extraction from Heart sound signal for Anomaly Detection, IJCSNS International Journal of Computer Science and Network Security, VOL.11 No.9, September 2011. Pages 131-138.

Conclusion

L'auscultation cardiaque ou l'interprétation des bruits cardiaques par un médecin est largement utilisée comme une méthode de dépistage pour des maladies cardiaques. Cependant, à l'exception des cardiologues experts, les compétences d'auscultation des médecins sont limitées, notre travail de recherche est censé présenter un système qui peut augmenter les possibilités d'aide lors d'une auscultation d'un médecin.

Les battements cardiaques du signal Phonocardiogramme (PCG) sont caractérisés par des transitions temporelles brusques entraînant de la sorte une variation de la fréquence, en fonction du temps, selon les singularités propres du signal PCG (signal non-stationnaire). Ainsi si le contenu fréquentiel du signal PCG peut être aisément obtenu par la technique de la transformée rapide de Fourier (FFT); la localisation temporelle des composantes fréquentielles internes des bruits cardiaques est par contre impossible à connaître à l'aide de cette même méthode (FFT).

Ce problème peut être résolu par l'utilisation et l'application par une méthode d'analyse temps-fréquence très récente et qui a montré sa grande aptitude à résoudre de telles problèmes; la méthode de la transformée d'ondelettes. Les ondelettes possèdent des propriétés spatio-fréquentielles qui en font un candidat sérieux et une alternative aux autres méthodes de traitement du signal. Le succès des ondelettes, en traitement de signal, s'explique en partie par le fait qu'elles permettent d'obtenir une analyse de Fourier locale à toutes les échelles.

L'analyse spectro-temporelle du signal Phonocardiogramme (PCG) par la transformée continue d'ondelette (TOC) nous a permis donc de discerner la localisation temporelle et l'étendue fréquentielle non seulement des bruits cardiaques principaux (B1 et B2) du signal (PCG) mais aussi celles de leurs composantes internes (M1 et T1, A2 et P2) sur un ensemble de signaux PCG caractérisant des cas normaux (sujet sains) mais également des cas pathologiques.

Il a été démontré, sur la base des résultats obtenus que les valvulopathies impliquent des changements de durée, d'amplitude, de contenu fréquentiel et parfois de localisation des composantes internes dans les bruits cardiaques. Par exemple une sténose mitrale présente un bruit tricuspide rarement audible, par contre une hypertension artérielle pulmonaire sévère accentue le bruit lié à la composante T1. Une sténose aortique congénitale ou une insuffisance aortique sévère implique une modification considérable sur la morphologie du bruit cardiaque B2 puisque la composante pulmonaire P2 va précéder la composante aortique A2 (cas normal A2 avant P2).

Les résultats trouvés montrent d'excellentes performances de l'algorithme proposé pour extraire les différentes composantes des deux bruits et calculer l'intervalle de temps entre eux. Les résultats obtenus sur le changement du split montrent qu'un dédoublement large est fixe peut indiquer la sévérité de la maladie (exemple : dédoublement de B2 dans le cas ASD

ou PS). Une insuffisance mitrale qui implique une sténose de l'artère pulmonaire rend le bruit de la composante pulmonaire inaudible (dédoublé serré du bruit cardiaque B2 (absence du split)).

L'application de l'algorithme élaboré dans l'estimation de l'hypertension artérielle pulmonaire donne généralement de bons résultats, en comparant ces résultats trouvés avec ceux présents dans la littérature. Les résultats de cette étude comparative entre les différents signaux PCG qui cause l'hypertension artérielle pulmonaire démontrent clairement que la sténose mitrale est la pathologie entraînant les hypertensions artérielles pulmonaires les plus sévères. L'hypertension pulmonaire artérielle, apporte aussi des changements dans le contenu fréquentiel de la composante pulmonaire et pas toujours sur la durée du split.

L'étude de la variabilité de la pression artérielle pulmonaire systolique, de la fréquence cardiaque et du changement de split du second bruit cardiaque, au cours de différentes pathologies cardiaques présentées dans le dernier chapitre permet une surveillance de la pression artérielle pulmonaire systolique, cette étude présente un moyen de diagnostic efficace des manifestations cliniques et des complications des valvulopathies. Elle permet aussi une observation du rythme cardiaque (en cas de trouble). Un rythme cardiaque trop lent ou trop rapide risque d'entraîner à long terme une insuffisance cardiaque.

L'élaboration de ce travail avait comme objectif de présenter un outil d'aide à la décision, au diagnostic et de détection des différentes maladies cardiaques. Nous pouvons dire que l'application de notre algorithme dans l'analyse des signaux PCG est susceptible de fournir un large éventail d'information sur les bruits cardiaques et leurs composantes internes qui peut s'avérer, pour les cliniciens, comme étant une plate-forme de décision non négligeable dans l'établissement de leur diagnostic médical.

Comme perspectives à ce travail on peut suggérer :

- D'intégrer plus de pathologies dans notre analyse et d'utiliser les souffles cardiaque plus le changement du split pour la détermination de la sévérité des différentes pathologies.
- D'utiliser nos paramètre d'analyse des signaux PCG (paramètre d'estimation de la HTAP) pour une éventuelle classification à partir des signaux PCG étudiés.
- De chercher à obtenir des signaux phonocardiogramme bien synchronisé avec des signaux électrocardiogramme pour pouvoir observer les changements qui rapporte les valvulopathies sur un signal électrocardiogramme.
- De réaliser un système qui permet à augmenter les capacités d'auscultation d'un médecin. Un système de contrôle autonome dans les pays ou l'accès aux médecins est limité.

La détection des différents bruits produits par le cœur, tout en éliminant ou en ignorant les sons causés par d'autres facteurs (mouvement du patient, de la parole, etc.) La plupart des médecins et d'autres travailleurs de la santé ne sont pas en mesure de distinguer les bruits normaux de celles indiquant la maladie. Notre objectif sera de fournir à la fois des conseils de diagnostic et une aide à la formation. Notre système aura le potentiel pour une utilisation dans les pays en développement en raison de la simplicité de fonctionnement et de son faible coût.

Des travaux antérieurs ont mis l'accent sur des phonocardiogrammes de courte durée (en général 1 à 3 cycles) prélevés sur un seul site (emplacement sur la poitrine), et souvent acquis dans le cadre soigneusement contrôlées, conditions non-cliniques.

Annexe.1

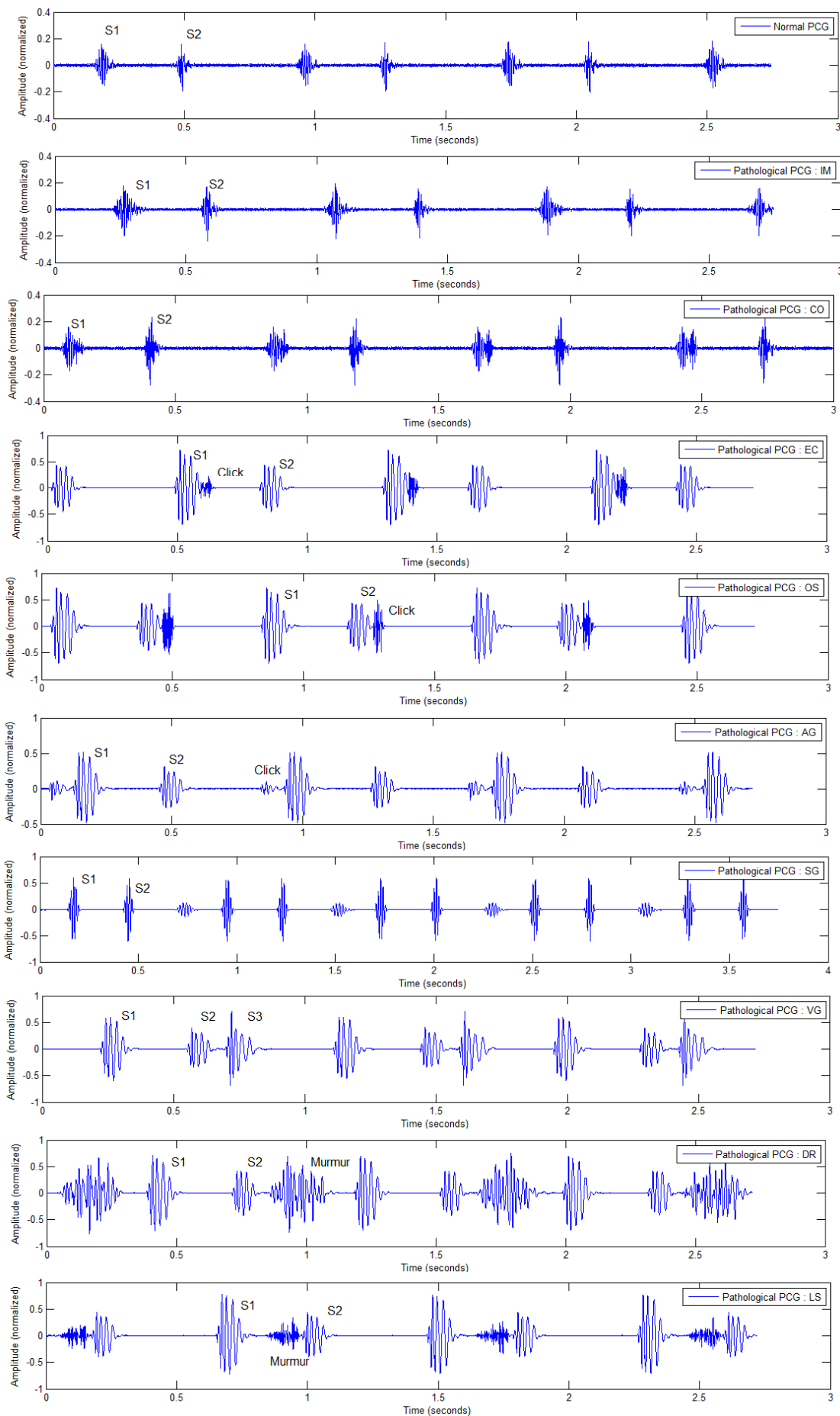
1.1. Signaux PCG étudiés

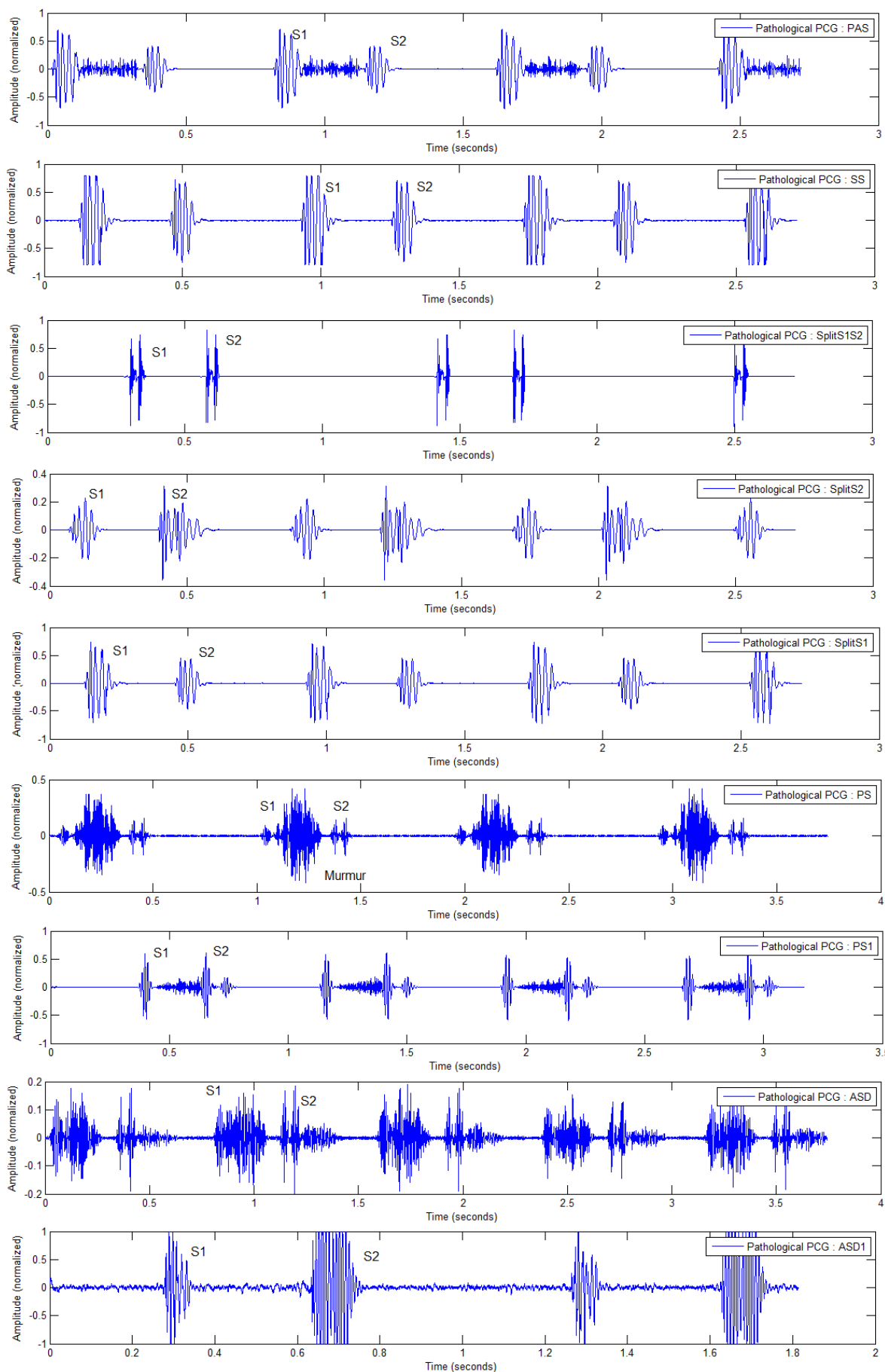
Les signaux PCG étudiés proviennent des bases de données existant sur internet [the Ears on Auscultation Program and Data-base, www.corsonics.com (D.L. Roy, MD; B. Holt)], qui contiennent des signaux PCG normaux et pathologiques.

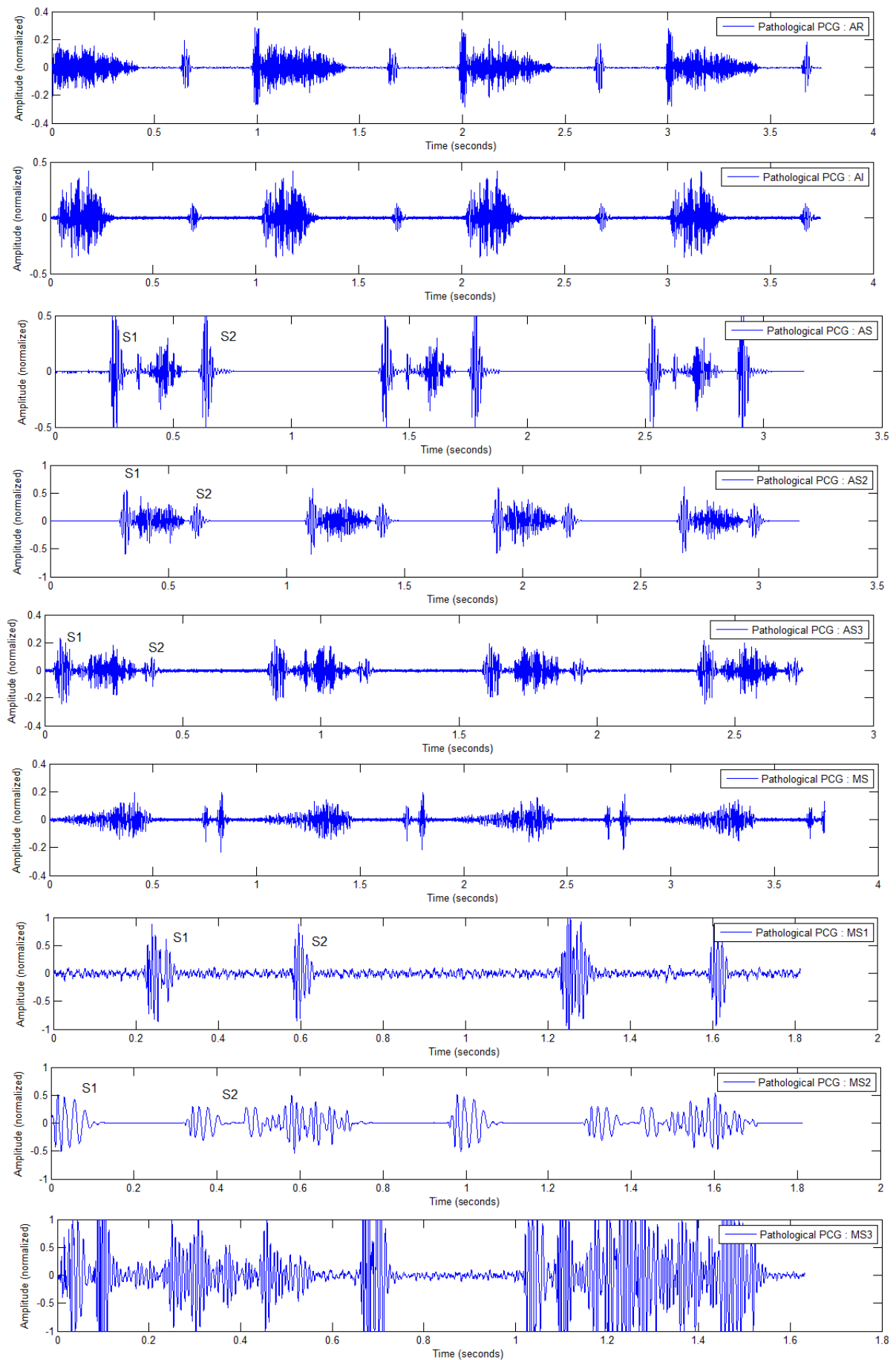
Le tableau ci-dessous donne des indications sur les signaux PCG étudiés.

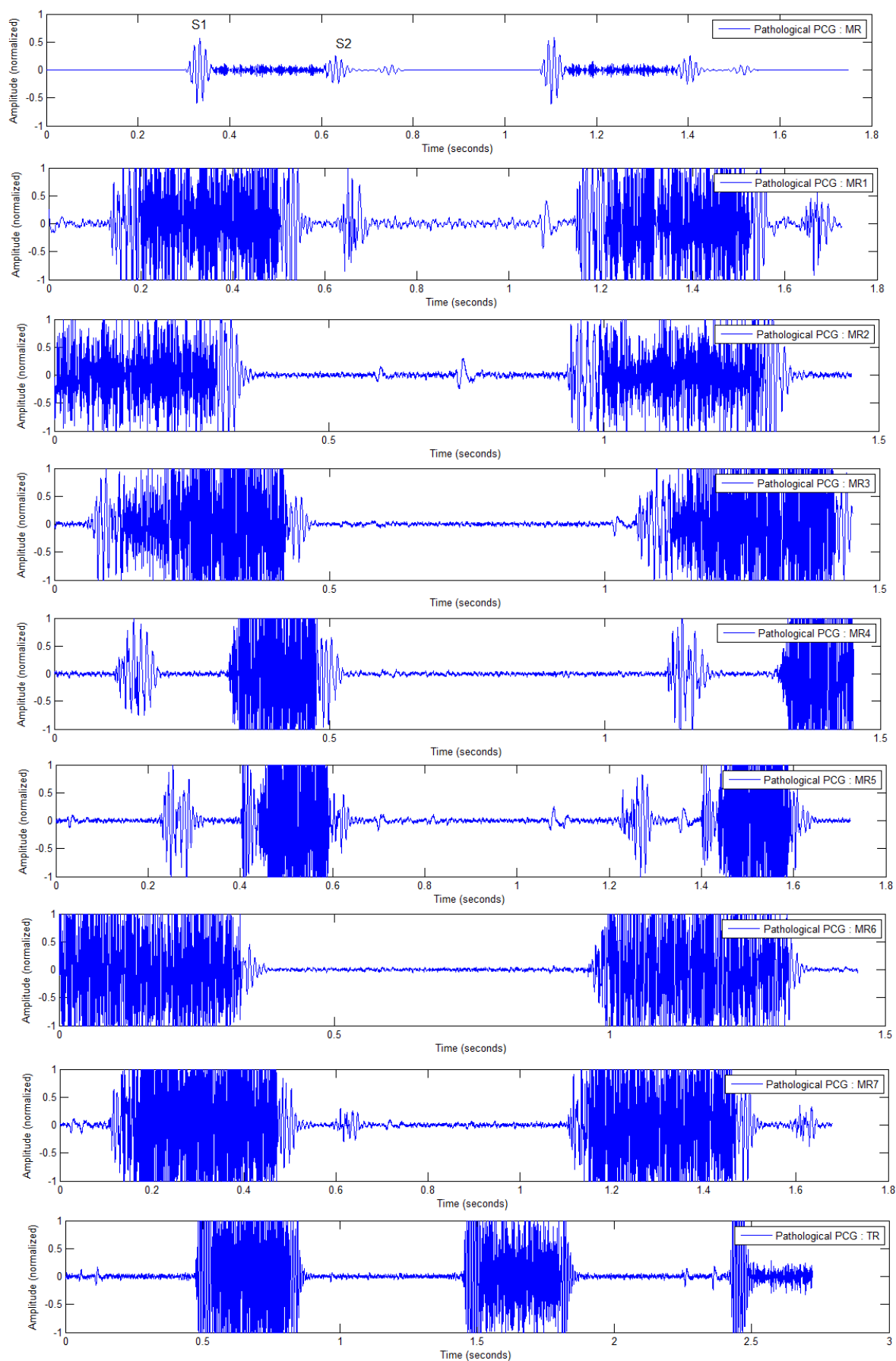
Numéro	Signaux PCG utilisés	Abréviation	Fréquence d'échantillonnage (Hz)
1	Normal	N	8012
2	Innocent murmur	IM	8012
3	Coarctation of the aorta	CO	8012
4	Ejection click	EC	11025
5	Open snap	OS	11025
6	Atrial galop	AG	11025
7	Summation Gallop	SG	8000
8	Ventricular Gallop S3	VG	11025
9	Drum rumble	DR	11025
10	Tricuspid Regurgitation	TR	11025
11	Late systolic	LS	11025
12	Panasystolic	PAS	11025
13	Systolic split	SS	11025
14	SplitS1S2	SplitS1S2	11025
15	SplitS2	SplitS2	11025
16	SplitS1	SplitS1	11025
17	Pulmonary stenosis	PS, PS1	8012
18	Atrial septal defect	ASD	8012
19	Atrial septal defect	ASD1	11025
20	Aortic Regurgitation	AR	8000
21	Aortic insufficiency	AI	8012
22	Aortic stenosis	AS	22050
23	Aortic stenosis	AS2	22050
24	Aortic stenosis	AS3	8012
25	Mitral stenosis	MS	8012
26	Mitral stenosis	MS1	11025
27	Mitral stenosis	MS2	11025
28	Mitral stenosis	MS3	11025
29	Mitral Regurgitation	MR	11025
30	Mitral Regurgitation	MR1	11025
31	Mitral Regurgitation	MR2	11025
32	Mitral Regurgitation	MR3	11025
33	Mitral Regurgitation	MR4	11025
34	Mitral Regurgitation	MR5	11025
35	Mitral Regurgitation	MR6	11025
36	Mitral Regurgitation	MR7	11025

Les figures suivantes présentent les signaux PCG étudiés :









Annexe.2

2.1. Notations

$x(t)$	Signal à temps continu.
x^*	Complexe conjugué de $x \in \mathbb{C}$.
$\langle x, y \rangle$	Produit scalaire : dans $L^2(\mathbb{R})$.
$p_x(t)$	La puissance instantanée du signal.
$P_x(f)$	La densité spectrale de puissance.
E_x	L'énergie totale du signal.
δ	La distribution de Dirac.
$h_{t,f}$	La fonction de fenêtrage centrée en t .
$S_x(t, f)$	La fonction Spectrogramme.
$h_{t,a}(u)$	La famille de fonctions appelée famille d'ondelettes.
$ T_x(t, a) ^2$	La fonction Scalogramme.
$A(t)$	L'enveloppe de Hilbert.
PAP	La pression artérielle pulmonaire.
PAPS	La pression artérielle pulmonaire systolique.
HTAP	L'hypertension artérielle pulmonaire.
PAPm	La pression artérielle pulmonaire moyenne.
RSA	L'arythmie sinusale respiratoire.
HRV	La variabilité de la fréquence cardiaque.

2.2. Ensembles et Espace :

\mathbb{R}	Nombre réels
$L^2(\mathbb{R})$	Signaux d'énergie fini.

2.3. Les transformées :

$X(f)$	Transformée de Fourier de $x(t)$.
$F_x(t, f)$	Transformation de Fourier à court terme de $x(t)$ (TFCT).
$T_x(t, a)$	Les coefficients d'ondelettes qui caractérisent le coefficient de la décomposition du signal $x(t)$ dans cette base (TOC).
$W_x(t, \omega)$	La distribution de Wigner-Ville (DWV).
$H[x(t)]$	La transformée de Hilbert de $x(t)$.
FFT	La transformée de Fourier rapide.

Annexe.3

3.1. Espace de Hilbert

Le concept mathématique d'**espace de Hilbert**, nommé d'après David Hilbert, généralise celui d'espace euclidien en autorisant l'espace vectoriel à être de dimension infinie. L'un des domaines d'application est la mécanique quantique.

I. Produit scalaire.

1. Cas réel.

Soit H un espace vectoriel réel. On appelle produit scalaire sur H une application qui à tout couple de vecteurs (x, y) associe un nombre réel, généralement noté $\langle x, y \rangle$ tel que pour tous $x, y \in H$.

- $\langle x, y \rangle = \langle y, x \rangle$ (symétrie)
- $\langle \lambda x + \mu x', y \rangle = \lambda \langle x, y \rangle + \mu \langle x', y \rangle$ pour $\lambda, \mu \in \mathbb{R}$ (linéarité en x)
- $\langle x, x \rangle \geq 0$ (positivité)
- $\langle x, x \rangle = 0 \Leftrightarrow x = 0$ (positivité stricte).

On notera que le produit scalaire est aussi linéaire dans la seconde variable, il est « bilinéaire symétrique ». On dit aussi (propriété d) qu'il est défini positif.

-Exemples :

- On prend $H = \mathbb{R}^n$, et $\langle x, y \rangle = \sum_{i=1}^n x_i y_i$ (espace euclidien).
- On prend $H = L^2(\mu)$ ou μ est une mesure, et $\langle f, g \rangle = \int f g d\mu$.

On note parfois le produit scalaire $x \cdot y$ (en géométrie euclidienne), ou aussi $(x|y)$ (notation des physiciens).

-Inégalité de Cauchy-Schwarz :

Soient $x, y \in H$, $x \neq 0$, le trinôme en $\lambda \in \mathbb{R}$

$$Q(\lambda) = \langle \lambda x + y, \lambda x + y \rangle = \lambda^2 \langle x, x \rangle + 2\lambda \langle x, y \rangle + \langle y, y \rangle$$

Est toujours positif, de sorte que son discriminant est négatif. Cela s'écrit

$$\langle x, y \rangle^2 \leq \langle x, x \rangle \langle y, y \rangle$$

Ou encore en posant $\|x\| = \sqrt{\langle x, x \rangle}$

$$|\langle x, y \rangle| \leq \|x\| \|y\|$$

Pour $x = 0$, l'inégalité est triviale.

Peut-il y avoir égalité ? Cela signifie que le discriminant est nul, donc que le trinôme a une racine double λ_0 , soit $Q(\lambda_0)=0$. Cela entraîne que $y = \lambda_0 x$: les deux vecteurs sont colinéaires.

-Norme, inégalité de Minkowski, distance :

L'application $x \rightarrow \|x\|$ est une norme, c'est-à-dire :

- $\|x+y\| \leq \|x\| + \|y\|$ (inégalité triangulaire)
- $\|\lambda x\| = |\lambda| \|x\|$ (homogénéité)
- $\|x\| = 0 \Leftrightarrow x = 0$

Seule la propriété a) mérite une démonstration. Il suffit de montrer l'inégalité :

$$\|x+y\|^2 \leq (\|x\| + \|y\|)^2.$$

En développant et en réduisant, on obtient $2\langle x, y \rangle \leq 2\|x\| \|y\|$ qui vient justement de Cauchy-Schwarz. L'inégalité triangulaire s'appelle l'inégalité de Minkowski.

- La fonction $d(x,y) = \|x - y\|$ est une distance sur H qui est donc un espace métrique (cf. topologie). Il y a donc des boules ouvertes, des boules fermées, des ensembles ouverts, etc..
- Une suite x_n converge vers x si la distance $\|x_n - x\|$ tend vers 0.
- Une suite x_n est une suite de Cauchy si la distance $\|x_n - x_m\|$ tend vers 0 quand n et m tendent vers l'infini.
- Un espace métrique est complet si les suites de Cauchy sont convergentes.

II. Définition.

Un espace de Hilbert réel H est espace vectoriel réel muni d'un produit scalaire, et complet pour la norme $\|x\| = \sqrt{\langle x, x \rangle}$.

2. Cas complexe.

Soit maintenant H un espace vectoriel complexe. On appelle produit scalaire sur H une application qui à tout couple de vecteurs (x, y) associe un nombre complexe, généralement noté $\langle x, y \rangle$ tel que pour tous $x, y \in H$.

- $\langle x, y \rangle = \overline{\langle y, x \rangle}$ (symétrie hermitienne)
- $\langle \lambda x, \mu x', y \rangle = \lambda \langle x, y \rangle + \mu \langle x', y \rangle$ pour $\lambda, \mu \in \mathbb{C}$ (linéarité en x)
- $\langle x, x \rangle \in \mathbb{R}^+$ (positivité)
- $\langle x, x \rangle = 0 \Leftrightarrow x = 0$ (positivité stricte)

On notera que le produit scalaire n'est pas linéaire dans la seconde variable, il est antilinéaire en y . On dit que l'on a affaire à une forme "sesquilinéaire hermitienne" définie positive.

-Exemples :

- a) On prend $H = \mathbb{C}^n$, et $\langle x, y \rangle = \sum_{i=1}^n x_i \bar{y}_i$ (espace hermitien).
 b) On prend $H = L^2_C(\mu)$ ou μ est une mesure, et $\langle f, g \rangle = \int f \bar{g} d\mu$.

Si l'on pose $[x, y] = \operatorname{Re} \langle x, y \rangle$, on obtient manifestement un produit scalaire réel sur H . On constate de plus que $\langle x, x \rangle = [x, x]$, de sorte que $\|x\| = \sqrt{\langle x, x \rangle}$ satisfait l'inégalité de Minkowski. Il y a mieux, on a selon Cauchy-Schwarz

$$|\operatorname{Re} \langle x, y \rangle| = |[x, y]| \leq \|x\| \|y\|$$

En remplaçant x par ωx ou $\omega = \langle y, x \rangle$ on trouve

$$|\langle x, y \rangle|^2 = \langle y, x \rangle \langle x, y \rangle = \operatorname{Re} \langle \omega x, y \rangle \leq \|\omega x\| \|y\| = |\langle y, x \rangle| \|x\| \|y\| = \|x\|^2 \|y\|^2$$

Soit l'inégalité de Cauchy-Schwarz du cas complexe

$$|\langle x, y \rangle| \leq \|x\| \|y\|$$

Si $x \neq 0$, l'inégalité n'a lieu que si $y = \lambda_0 \omega x$, c'est-à-dire si x et y sont \mathbb{C} -colinéaires (au lieu de \mathbb{R} -colinéaires).

Enfin $x \rightarrow \|x\|$ est une \mathbb{C} -norme, car l'homogénéité est relative à \mathbb{C} : $\|\lambda x\| = |\lambda| \|x\|$ pour tout $\lambda \in \mathbb{C}$.

III. Définition :

Un espace de Hilbert complexe H est un espace vectoriel complexe muni d'un produit scalaire hermitien, et complet pour la norme $\|x\| = \sqrt{\langle x, x \rangle}$.

On notera qu'il revient au même de dire qu'il est complet au sens réel (i.e. pour le produit scalaire $[x, y] = \operatorname{Re} \langle x, y \rangle$).

IV. Orthogonalité :

Deux vecteurs x et y sont orthogonaux si leur produit scalaire est nul. Il revient au même de dire qu'ils satisfont au théorème de Pythagore

$$\langle x, y \rangle = 0 \Leftrightarrow \|x+y\|^2 = \|x\|^2 + \|y\|^2$$

L'ensemble des vecteurs orthogonaux à un vecteur y donné est un sous-espace vectoriel fermé de H . Si E est sous-espace vectoriel de H , l'ensemble de E^\perp .

-Projection orthogonale

1- Lemme de la médiane ou du parallélogramme :

pour tous vecteurs $x, y \in H$, on a

$$\|x+y\|^2 + \|x-y\|^2 = 2(\|x\|^2 + \|y\|^2)$$

Démonstration : Trivial.

2-Théorème de la projection orthogonale : soit F un sous-espace vectoriel fermé de H . Si $x \in H$, il existe un vecteur unique $y \in F$ qui réalise la distance de x à F .

$$d(x, F) = \text{Inf} \{\|x - z\| / z \in F\} = \|x-y\|$$

Ce vecteur y est aussi l'unique point de F tel que $x-y$ soit orthogonal à F . On l'appelle la projection orthogonale de x sur F .

-La décomposition

$$X = y + (x-y)$$

Où $y \in F$ et $x-y \in F^\perp$ est donc unique.

-L'opérateur de projection orthogonale $x \rightarrow y = pr_F(x)$ est linéaire continu. On a

$$X = pr_F(x) + pr_{F^\perp}(x), \text{ et } \|x\|^2 = \|pr_F(x)\|^2$$

Et par suite

$$H = F \oplus F^\perp$$

-Il résulte de tout cela qu'un sous-espace vectoriel E est partout dense (i.e. $\bar{E} = H$) si et seulement si son orthogonal E^\perp se réduit à $\{0\}$, et que le biorthogonal $F^{\perp\perp}$ d'un sous-espace vectoriel F est exactement l'adhérence de F .

-Systèmes orthonormés : Un vecteur est normé si sa norme $\|x\| = 1$. Un système de vecteurs $\{e_i\}_{i \in I}$ est orthonormé si l'on a

$$\langle e_i, e_j \rangle = \delta_{ij} \quad \text{symbole de Kronecker}$$

Un système orthonormé est toujours algébriquement libre.

Si x est une combinaison linéaire (finie) des e_i , soit $x = \sum_{i \in J} \lambda_i e_i$ (J partie finie de I), on récupère les coefficients λ_i grâce aux relations de **Parseval**

$$\lambda = \langle x, e_i \cdot \rangle$$

-Rappelons qu'un espace métrique est séparable s'il possède un sous-ensemble dénombrable partout dense. Tous les espaces de Hilbert usuels sont séparables.

Dans le cas d'un espace de Hilbert, il faut et il suffit qu'il possède un système total dénombrable. Un système est total si le sous-espace vectoriel engendré est partout dense.

3-Proposition : Dans un espace de Hilbert séparable, tout système orthonormé est au plus dénombrable.

4-Théorème (procédé de Schmidt) : Soit $\{x_n\}$ une suite dans H . Il existe une suite orthonormée $\{e_k\}_{k \geq 1}$ qui engendre algébriquement le même sous-espace vectoriel que la suite $\{x_n\}$. Noter que si la suite $\{x_n\}$ est totale, la suite $\{e_k\}$ l'est aussi.

Exemple : En appliquant le procédé de Schmidt à la suite des monômes x^n sur $[-1,1]$ est à l'espace $L^2([-1,1], dx)$, on trouve les polynômes de Legendre. En changeant d'espace L^2 , on trouve les polynômes de Tchebitcheff, etc..

5-Théorème : Soit $\{e_i\}_{i \in I}$ un système orthonormé. Pour tout $x \in H$, posons $x_i = \langle x, e_i \rangle$. On a l'inégalité de Bessel :

$$\|x\|^2 = \sum_{i \in I} |x_i|^2, \text{ et } x = \sum_i x_i e_i$$

Réciproquement, pour que les e_i forment un système total, il faut et il suffit que l'inégalité de Bessel soit une égalité pour tout $x \in H$.

Annexe.4

4.1. Les fenêtres

Généralement le découpage du signal dans le domaine temporel équivaut à multiplier le signal par une fonction rectangulaire, ce qui équivaut à une convolution dans le domaine fréquentiel entre le spectre du signal analysé et celui de la fenêtre. Dans la majorité des cas la fenêtre rectangulaire s'avère trop brutale. En effet il a été démontré que toute variation rapide dans le domaine temporel correspond à des hautes fréquences dans le domaine fréquentiel qui se traduit par des ondulations sur le spectre. Alors on lui préfère d'autres fenêtres plus douces. Parmi les fenêtres les plus utilisées on trouve :

Rectangulaire :

$$w(n) = \begin{cases} 1 & \text{pour } 0 \leq n \leq N - 1 \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases}$$

Bartlett:

$$w(n) = \begin{cases} 2n/(N - 1) & \text{pour } 0 \leq n \leq (N - 1)/2 \\ 2 - 2n/(N - 1) & \text{pour } (N - 1)/2 < n \leq N - 1 \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases}$$

Hanning:

$$w(n) = \begin{cases} 0.5 - 0.5\cos(2\pi n/(N - 1)) & \text{pour } 0 \leq n \leq N - 1 \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases}$$

Hamming:

$$w(n) = \begin{cases} 0.5 - 0.46\cos(2\pi n/(N - 1)) & \text{pour } 0 \leq n \leq N - 1 \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases}$$

Blackman:

$$w(n) = \begin{cases} 0.42 - 0.5\cos(2\pi n/(N - 1)) + 0.08\cos(4\pi n/(N - 1)) & \text{pour } 0 \leq n \leq N - 1 \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases}$$

Où N représente la longueur de la fenêtre, et n un échantillon du signal.

En pratique la fenêtre de Hamming, est souvent la plus utilisée, la fenêtre de Hamming permet une grande atténuation en dehors de la bande passante comparativement à la fenêtre rectangulaire d'où son avantage.

Annexe.5

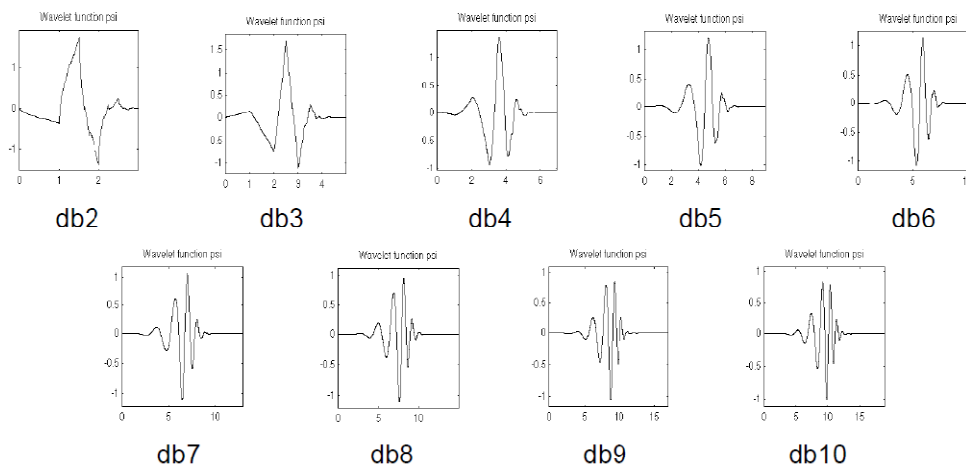
5.1. Familles d'ondelettes

La reconstruction du signal est exacte si on utilise des bases ondelettes bi-orthogonales qui sont une généralisation des bases d'ondelettes orthogonales. Dans ce cas, on a deux espaces de Hilbert, pour le calcul des coefficients en ondelettes, le premier étant utilisé pour la transformation et le second pour la reconstruction. Nous présentons ci-dessous quelques ondelettes unidimensionnelles :

5.2. Ondelettes orthogonales

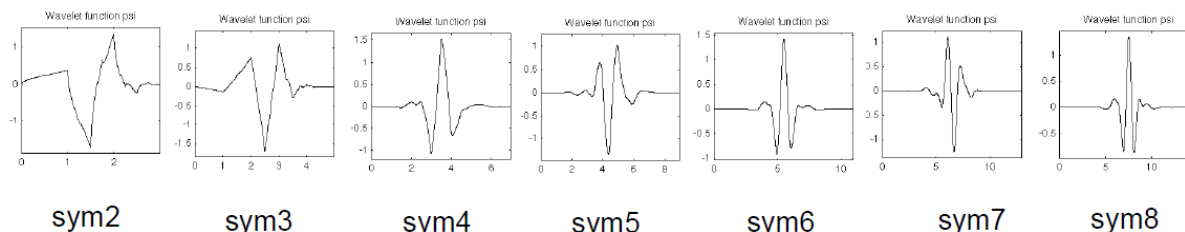
a) Ondelettes de Daubechies

Nommées d'après leur créatrice Ingrid Daubechies, les **ondelettes de Daubechies** sont une famille d'ondelettes orthogonales définissant une transformée en ondelettes discrète, caractérisées par un nombre maximal de moments dissipant pour un support donné. Pour chaque type d'ondelette de cette classe, il existe une fonction d'échelle (appelée aussi ondelette mère) qui génère une analyse multi résolution orthogonale (d'après Stéphane Mallat).



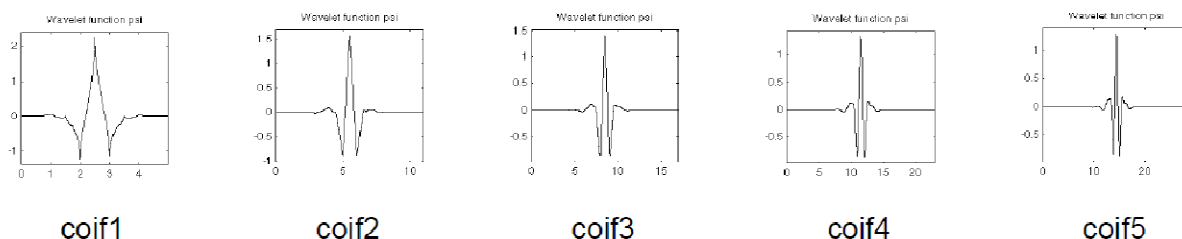
b) Ondelettes de Symelets

Les symelets sont des ondelettes presque symétriques proposées par Daubechies que modifications à la famille db. Les propriétés des deux familles d'ondelettes sont semblables.



b) Ondelettes de Coiflets

Coiflets sont des ondelettes discrètes conçus par Ingrid Daubechies, à la demande de Ronald Coifman, ils ont des fonctions d'échelle avec des moments nuls. L'ondelette est près symétrique, leurs fonctions d'ondelettes ont moments nuls sont des fonctions de mise à l'échelle, ils sont utilisé dans de nombreuses applications utilisant des opérateurs de Calderón-Zygmund.



5.3. Ondelettes biorthogonales

Cette famille d'ondelettes présente la propriété de la phase linéaire, ce qui est nécessaire pour le signal et de reconstruction d'image. En utilisant deux ondelettes, l'une pour décomposition et l'autre pour la reconstruction à la place d'une.

