



جامعة أبو بكر بلقايد - تلمسان



**Université Abou Bakr Belkaïd de Tlemcen**

**Faculté de Technologie**

**Département de Génie Biomédical**

**Laboratoire de Recherche de Génie Biomédical**

**MEMOIRE DE PROJET DE FIN D'ETUDES**

Pour obtenir le Diplôme de

**MASTER en GENIE BIOMEDICAL**

**Spécialité : Signaux et Images en Médecine**

**Présenté par : Brahimi Aicha ET Menouar Fatima Zohra**

---

**Exploration fonctionnelle de l'activité cardiaque  
à travers l'analyse des bruits cardiaques**

---

**Soutenu le 26 Mai 2015 devant le Jury**

M.	Messadi Mahamed	<i>MCB</i>	Université de Tlemcen	Président
M	Benali Radhwane	<i>MCB</i>	Université de Tlemcen	Encadreur
Mm	BAAKAK Y. Nour El Houda	<i>MCB</i>	Université de Tlemcen	Examinatrice

**Année universitaire 2014-2015**



Je dédie ce modeste travail

A ma chère mère, qui m'a soutenue moralement et matériellement dans ma vie et mes études en particulier et je dis ici : « Tu es précieuse dans ma vie ; dans la joie comme dans l'ennui ; merci pour tout et que Dieu te garde pour nous ».

A mon très cher et admirable père **Moulay** qui m'a indiqué la bonne voie en me rappelant que la science et la volonté forgent les grands esprits

A mes frères Mounir, Amine et mes sœurs rabiaa et sarah ma petite sœur Kika.

A toute ma famille.

A mes amies : Asmaa, Nawal, Amel, Fatima, Imane, Atika, Randa

A Mon binôme Aicha

A Abdel Madjid mon soutien moral et source de Bonheur, Mebrak, Ayoub.

A toute la promotion SIM

Fatima Zohra



**J**e dédie ce modeste travail,

**A** ma mère,

*"Tu m'as donné la vie, la tendresse et le courage pour réussir.*

*Tout ce que je peux t'offrir ne pourra exprimer l'amour et la  
reconnaissance que je te porte.*

*En témoignage, je t'offre ce modeste travail pour  
Tes sacrifices pour l'affection dont tu m'as toujours entourée."*

**A** mes frères, Mohammed, Ahmed, Nadjib, Hamza.

**A** mes sœurs, Fatiha, Amina, Soumia, Souad.

**A** mes amies, Fatima, Halima, Zahia, Meriem, Souhila, Amina,

Touriya, Nawel, Zineb, Kelthoum, Souad

**A** mon binôme Fatima Zahra

**A** toute ma famille.

**Aicha**

# Remerciement

---

*Nous remercions tout d'abord, Allah qui nous a donné la force et le courage afin de parvenir à élaborer ce modeste travail.*

*Nous commençons par exprimer notre profonde reconnaissance et nos vifs remerciements au monsieur **Radhwane BENALI** d'avoir nous encadrer, pour ses encouragements, ses conseils, sa disponibilité et surtout pour sa patience. Nous avons été satisfaites de votre qualité exceptionnelle de bon enseignant, merci de nous 'avoir guidées avec patience et d'avoir consacré autant d'heures pour nous ; nous ne pouvons, monsieur, que sincèrement vous exprimer notre respect et notre gratitude.*

*On réserve aussi ces lignes de remerciements aux membres de jury qui ont honoré par leur acceptation à évaluer ce modeste travail, notamment :*

*Nous tenons à remercier vivement monsieur **Mr MEssadi Mahamed**, d'avoir accepté de présider le jury de ce mémoire.*

*Nous adresserons nos vives remerciement à **Mm BAAKAK Yettou Nour El Houda**, d'avoir accepté de participer dans ce jury et d'examiner ce travail.*

*Nos remerciements vont également à tous les enseignants et les responsables de notre département qui ont contribués à notre formation.*

# RESUME

---

Le signal phonocardiogramme (PCG) est un signal qui peut être utilisé dans la pratique clinique afin d'évaluer l'état cardiaque des patients. Il représente l'activité mécanique du cœur. La classification des battements du signal PCG est une tâche de reconnaissance très complexe. Dans ce travail, nous proposons une méthode pour la classification automatique des battements cardiaques PCG en utilisant un réseau de neurones.

Un algorithme dédié à la détection et la segmentation des bruits cardiaques B1 et B2 basé sur l'énergie de Shannon est d'abord implémenté, suivi du développement d'un classifieur à base de réseau de neurones.

Les résultats expérimentaux obtenus en testant l'approche proposée sur la base de données Bentley démontrent l'efficacité d'une telle approche par rapport à d'autres méthodes existantes dans la littérature.

## Mots Clés

PCG, caractérisation, détection, bruits cardiaques, B1, B2, Energie de Shannon, Classification, Réseaux de neurone.

## Abstract

---

The phonocardiogram (PCG) signal is widely employed as one of the most important tools in clinical practice in order to assess the cardiac status of patients. It represents the variations of the mechanical activity of the heart. The classification of the PCG beats into different categories is a complex pattern recognition task.

In this work, we propose a method for PCG heartbeat pattern recognition using neural network. An algorithm based on Shannon Energy for Heart Sound detection is first implemented, and then a neural network Classifier is developed. The experimental results obtained by testing the proposed approach on PCG data from the Bentley database demonstrate the efficiency of such an approach when compared with other methods existing in the literature.

## Keywords

PCG, Feature extraction, heart sound, S1, S2, Classification, Neural Network.

# Sommaire

Introduction générale.....

---

## Chapitre 1 : Cœur et Phonocardiogramme

---

1. Introduction.....	1
1.1 Anatomie du cœur .....	1
1.2 Fonctionnement du cœur.....	2
1.3 Circulation sanguine.....	3
1.3.1 Circulation systémique.....	3
1.3.2. Circulation pulmonaire .....	4
1.4. Valves cardiaques .....	5
1.5. Révolution cardiaque.....	6
1.5.1. Contraction ventriculaire .....	7
1.5.2. Ejection ventriculaire .....	7
1.5.3. Relaxation .....	8
1.5.4. Remplissage .....	8
1.6 L'auscultation des bruits .....	9
1.7 Bruits normaux et pathologiques .....	10
1.7.1 Les bruits normaux.....	10
1.7.1.1 Bruits audibles .....	10
1.7.1.2 Bruits inaudibles.....	10
1.7.2 Les souffles cardiaques .....	11
1.7.2.1 La sténose aortique .....	11
1.7.2.2 La sténose mitrale .....	12
1.7.2.3 L'insuffisance aortique .....	12
1.7.2. 4 L'insuffisance mitrale .....	13
1.7.2. 5 La sténose pulmonaire.....	14
1.7.2. 6 Le défaut septal atrial .....	14
1.8 Caractéristiques spectrales et temporelles du signal PCG.....	15
1. Conclusion.....	17

---

## **Chapitre2 : Méthodes d'analyse du signal phonocardiogramme**

---

2. Introduction.....	18
2.1. Etude énergétique .....	18
2.1.1 Calcul de l'énergie moyenne de Shannon normalisée .....	21
2.1.2 Détection d'enveloppe de l'énergie .....	22
2.2. Algorithme de séparation .....	23
2.2.1 Prétraitement du signal PCG.....	25
2.2.1.1 Normalisation du signal PCG .....	25
2.2.1.2 Filtrage du signal PCG.....	26
2.2.2 Détection d'enveloppe.....	28
2.2.3 Détection des pics .....	30
2.2.4 Elimination de fausses détections .....	30
2.2.5 Détections des débuts et fins des bruits cardiaques .....	34
2.2.6 Identification des bruits B1 et des bruits B2.....	36
2.2.7 Calcul de durées des bruits B1 et B2.....	38
2.2.8 Segmentation des battements cardiaques .....	39
2.3 Application de l'algorithme sur des cas pathologique.....	40
2.4 Performance de l'algorithme de détection .....	44
2. Conclusion .....	50

## **Chapitre 3 : Réseaux de neurones artificiels**

---

3. Introduction .....	51
3.1 Historique sur les réseaux de neurones .....	51
3.2 Neurone artificiel et neurone biologique .....	52

3.2.1. Neurone biologique .....	52
3.2.2. Neurone artificiel (formel) .....	53
3.3. Architectures des réseaux de neurones.....	56
3.3.1. Les Réseaux non bouclés "FEED-FORWARD.....	56
3.3.1.1. Les Perceptrons .....	56
3.3.1.2. <i>Les réseaux à fonction radiale (RBF)</i> .....	58
3.3.2. <i>Les Réseaux bouclés "FEED-BACK"</i> .....	58
3.3. 2.1. <i>Les réseaux de Hopfield</i> .....	58
3.3. 2.2. <i>Les cartes auto organisatrices de Kohonen</i> .....	59
3.3.2.3. Les ART.....	59
3.3.3. Récapitulation.....	60
3.4. Apprentissage des réseaux de neurones .....	61
3.4.1. L'apprentissage non supervisé.....	61
3.4.2. L'apprentissage supervisé .....	62
3.4.3. <i>L'apprentissage par renforcement</i> .....	62
3.5. Le perceptron multicouche.....	62
3.5.1. Mise en œuvre des perceptrons multicouches .....	63
3.5.2. L'apprentissage des perceptrons multicouches .....	64
a. L'algorithme de la rétropropagation d'erreur .....	65
b. Mise en œuvre de L'algorithme de la rétropropagation d'erreur .....	71
3. Conclusion .....	72



## Chapitre 4 : Classification neuronale et résultats

---

4. Introduction .....	73
4.1. Méthodologie de travail .....	73
4.1.1. Sélection de la base de signaux PCG.....	74
4.1.2. Segmentation des battements PCG .....	76
4.1.3. Sélection et extraction des descripteurs pour chaque battement cardiaque PCG.....	77
4.1.4. Classification des battements cardiaques .....	80
4.2 <i>Analyse des résultats</i> .....	83
4. Conclusion.....	86

---

Conclusion général.....	
----------------------------	--

GIRDAC

## *Liste des figures*

---

<b>Fig 1.1-</b> <i>Vue antérieure du cœur humain. Les grosses flèches montrent la direction du flux du sang dans cavités cardiaques.....</i>	2
<b>Fig 1.2 :</b> <i>La circulation systémique.....</i>	3
<b>Fig 1.3 :</b> <i>La circulation pulmonaire.....</i>	4
<b>Fig 1.4 :</b> <i>Valvules tricuspide, pulmonaire, mitrale et aortique.....</i>	5
<b>Fig. 1.5. –</b> <i>Coupes longitudinales et transversales d’une valvule cardiaque. Dans les positions (a) ouverte et (b) fermée.....</i>	6
<b>Fig 1.6</b> <i>Les Foyers d’auscultation cardiaques et la forme du signal (PCG) généré.....</i>	9
<b>Fig 1.7 :</b> <i>Exploration du système cardiovasculaire : Pressions, Volume ventriculaire, ECG, Bruit du cœur(PCG).....</i>	11
<b>Fig 1.8 :</b> <i>Représentation d’un cycle cardiaque contenant une sténose aortique de forte intensité positionnée au milieu.....</i>	12
<b>Fig 1.9 :</b> <i>Représentation d’un cycle cardiaque contenant une sténose mitrale.....</i>	12
<b>Fig 1.10 :</b> <i>Représentation d’un cycle cardiaque contenant une insuffisance aortique.....</i>	13
<b>Fig 1.11 :</b> <i>Représentation d’un cycle cardiaque contenant une insuffisance mitrale.....</i>	13
<b>Fig 1.12 :</b> <i>Représentation d’un cycle cardiaque contenant une sténose pulmonaire accompagnée par un clic d’éjection pulmonaire.....</i>	14
<b>Fig 1.13 :</b> <i>Représentation d’un cycle cardiaque contenant un défaut septal atrial.....</i>	15
<b>Fig 1.14</b> <i>Spectre des bruits cardiaques.....</i>	16
<b>Fig.2.1. –</b> <i>Représentations énergétiques temporelles.....</i>	19
<b>Fig.2.2. –</b> <i>Energies d’un signal PCG normal (a) :(b) Carré, (c) Valeur absolue, (d) Entropie de Shannon et (e) Energie de Shannon.....</i>	20
<b>Fig. 2.3. –</b> <i>(a) signal PCG normal et son (b) Energie moyenne de Shannon normalisée.....</i>	21
<b>Fig.2.4 –</b> <i>Enveloppe de l’Energie moyenne de Shannon normalisée.....</i>	23
<b>Fig. 2.5 –</b> <i>Algorithme de segmentation des bruits cardiaques systoliques et diastoliques.....</i>	24
<b>Fig 2.6 (a)</b> <i>Signal Original et (b) Signal Normalisé.....</i>	25
<b>Fig 2.7</b> <i>Filtrage du signal PCG d’un sujet sain. ....</i>	26
<b>Figure 2.8</b> <i>Filtrage du signal PCG d’un sujet malade (Sténose Aortique).....</i>	27
<b>Fig 2.9</b> <i>Détection de l’enveloppe de l’énergie du signal PCG (Sujet sain).....</i>	28
<b>Fig 2.10</b> <i>L’enveloppe de l’énergie de Shannon avec le signal PCG original avec le seuillage à 80% .....</i>	29

<b>Fig 2.11</b> <i>Le Zoom sur le 1<sup>er</sup> cycle de la figure précédente.....</i>	29
<b>Fig 2.12</b> <i>Seuillage du signal PCG.....</i>	30
<b>Fig 2.13</b> <i>Détection des pics correspondants aux bruits B1 et B2.....</i>	30
<b>Fig 2.14</b> <i>Fausse détection d'un souffle cardiaque (faux positif FP).....</i>	31
<b>Fig 2.15</b> <i>Fausse détection (détection de plus d'un pic) (Faux positif, FP).....</i>	32
<b>Fig 2.16</b> <i>Fausse détection (deux bruits B2 non détectés) (Vrai négatif, VN).....</i>	33
<b>Fig 2.17 (a)</b> <i>Signal Phonocardiogramme normal, (b) son énergie de Shannon normalisée et (c) les fenêtres temporelles correspondantes aux bruits cardiaques B1 et B2.....</i>	35
<b>Fig 2.18</b> <i>Segmentation des bruits cardiaques B1 et B2.....</i>	36
<b>Fig 2.19</b> <i>Identification des bruits B1 et B2 (* : Début, o : Fin) (Rouge : B1, Noir : B2).....</i>	37
<b>Fig 2.20</b> <i>Bruits B1 séparés.....</i>	37
<b>Fig 2.21</b> <i>Bruits B2 séparés.....</i>	37
<b>Fig 2.22</b> <i>Battement segmenté (sujet sain).....</i>	39
<b>Fig 2.23</b> <i>Battement segmenté après décalage de la fenêtre de détection (Sujet sain).....</i>	39
<b>Fig 2.24</b> <i>Battement segmenté après décalage de la fenêtre de détection.....</i>	40
<b>Fig 2.25</b> <i>Filtrage du signal PCG pathologique (Sténose aortique).....</i>	40
<b>Fig 2.26</b> <i>Energie de Shannon d'un PCG pathologique filtré.....</i>	41
<b>Fig 2.27</b> <i>Enveloppe de l'énergie avec la fixation du seuil.....</i>	41
<b>Fig 2.28</b> <i>Enveloppe de l'énergie avec le signal original.....</i>	42
<b>Fig 2.29</b> <i>délimitation des bruits cardiaques B1 et B2.....</i>	42
<b>Fig 2.30 (a)</b> <i>Signal PCG original et (b) segmenté.....</i>	43
<b>Fig 2.31</b> <i>Détection des débuts et fins des bruits B1 et B2.....</i>	43
<b>Fig 2.32</b> <i>Bruits B1 séparés (sujet pathologique).....</i>	44
<b>Fig 2.33</b> <i>Bruits B2 séparés (sujet pathologique).....</i>	44
<b>Fig 2.34</b> <i>Signal PCG original du patient « 201103140132 ».....</i>	46
<b>Fig 2.35</b> <i>Zoom sur le signal PCG du patient « 201103140132 ».....</i>	46
<b>Fig 2.36</b> <i>Signal PCG de l'enregistrement « 201108222243 ».....</i>	48
<b>Fig 2.37</b> <i>Signal PCG de l'enregistrement « 201108222255 ».....</i>	48
<b>Fig 2.38</b> <i>Signal PCG de l'enregistrement « 201108222251 ».....</i>	49
<b>Fig 3.1</b> <i>Le neurone biologique.....</i>	52
<b>Fig3.2.</b> <i>Le neurone artificiel.....</i>	53
<b>Fig 3.3</b> <i>Perceptron de Rosenblatt.....</i>	57
<b>Fig3.4</b> <i>Perceptron multicouche.....</i>	57
<b>Fig 3.5.</b> <i>Réseau de Hopfield.....</i>	58

<b>Fig 3.6</b> Réseau de Kohone.....	59
<b>Fig 3.7</b> Réseau ART.....	60
<b>Fig 3.8.</b> Schéma général des différentes topologies des réseaux de neurones.....	60
<b>Fig 3.9.</b> Exemple d'un réseau de type PMC .....	63
<b>Fig 3.10.</b> Modèle du neurone j .....	66
<b>Fig 3.11.</b> Gradient de l'erreur total.....	67
<b>Fig 4.1</b> Schéma bloc général de la procédure de notre travail.....	74
<b>Fig 4.2</b> (a) Application <i>IStethoscope-Pro</i> , et (b) son inventeur <i>Peter Bentley</i> entrain d'enregistrer son signal PCG.....	75
<b>Fig 4.3</b> Stéthoscope professionnel « <i>Digi-Scope</i> » permettant d'écouter et enregistrer les bruits cardiaques.....	76
<b>Fig 4.4</b> Battement segmenté : (a) Normal et (b) Pathologique.....	77
<b>Fig 4.5</b> Les paramètres caractéristiques C1, C2 et C3 illustrés sur un battement PCG Sujet sain.....	78
<b>Fig 4.6.</b> L'évolution de l'erreur globale.....	81
<b>Fig 4.7</b> le classifieur neuronal implémenté.....	83

GIRDAC

## *Liste des tableaux*

---

<b>Tab. 1.1</b> : <i>Les caractéristiques temporelles et fréquentielles des bruits cardiaques.....</i>	15
<b>Tab2-1</b> – <i>Durées des bruits B1 et B2 et du cycle cardiaque (CC) sujet normal.....</i>	38
<b>Tab2-2</b> – <i>Valeurs moyennes des durées des bruits B1 et B2 et du rythme cardiaque ; sujet normal.....</i>	38
<b>Tab2.3</b> <i>Résultats de segmentation sur des signaux PCG normaux.....</i>	45
<b>Tab2.4</b> <i>Résultats de segmentation sur des signaux PCG pathologiques.....</i>	47
<b>Tab.3.1</b> <i>Les fonctions d'activation.....</i>	55
<b>Tab 4.1</b> <i>Distribution des battements PCG (apprentissage et test).....</i>	79
<b>Tab4.2</b> <i>Effet du nombre de neurones dans la couche cachée sur la performance du réseau.....</i>	82
<b>Tab 4.3</b> <i>Matrice de confusion.....</i>	83
<b>Tab 4.4</b> <i>Résultats de Classification du réseau de neurone.....</i>	84
<b>Tab 4.5</b> <i>Comparaison des résultats.....</i>	85

GIRDAC

# Introduction générale

---

GIRDAAG

# Introduction générale

Le signal Phonocardiographique (PCG) est un signal qui porte des informations en relation avec l'activité hémodynamique cardiovasculaire qui est moins perceptible par l'oreille humaine, notamment pour la détection des murmures de faible intensité.

L'auscultation cardiaque constitue l'un des principaux éléments de diagnostic médical. Des méthodes avancées de traitement numérique du signal sont appliquées au signal PCG permettant d'extraire l'information qui permet de caractériser chacun des cas pathologiques.

Dans le domaine temporel, le signal PCG d'un sujet sain se compose de deux bruits cardiaques B1 et B2 apparaissant au cours des phases systoliques et diastoliques. Lorsqu'il s'agit d'un cas pathologique, des murmures s'ajoutent au tracé phonocardiographique d'une intensité variante selon le degré de sévérité de la pathologie concernée.

Le premier chapitre présente brièvement le fonctionnement du système cardiovasculaire, et notamment le cœur. Il nous permet en particulier de comprendre l'origine et la nature des bruits cardiaques B1 et B2 enregistrés par la phonocardiographie, et présente aussi quelques pathologies cardiaques typiques souvent illustrées dans un enregistrement phonocardiographique PCG.

Dans le deuxième Chapitre, nous présentons l'algorithme de segmentation que nous avons développé. Cet algorithme traite le signal PCG dans le domaine temporel afin de pouvoir localiser les instants de débuts et de fins des bruits cardiaques B1 et B2. Ces calculs donnent une appréciation de certains paramètres temporels notamment le rythme cardiaque du sujet.

Le troisième chapitre est dédié à la présentation des principes de base théoriques sur les réseaux de neurones et leurs applications pour la résolution des problèmes de classification automatique.

Le quatrième et dernier chapitre illustre les résultats obtenus de classification des pathologies cardiaques à travers l'implémentation de l'algorithme proposé. Ces résultats sont discutés et comparés avec ceux d'autres chercheurs dans la littérature.

Le document est terminé par une conclusion générale et des perspectives.

# Chapitre 1

---

## Cœur et Phonocardiogramme

GIRDAC



## Introduction

L'activité cardiaque est accompagnée par l'apparition d'un ensemble de bruits lié au fonctionnement du cœur. Ces vibrations acoustiques générées au cours de la révolution cardiaque ne sont pas toutes audibles par l'être humain. C'est la raison pour laquelle l'auscultation effectuée par les cardiologues envers leurs patients est toujours subjective.

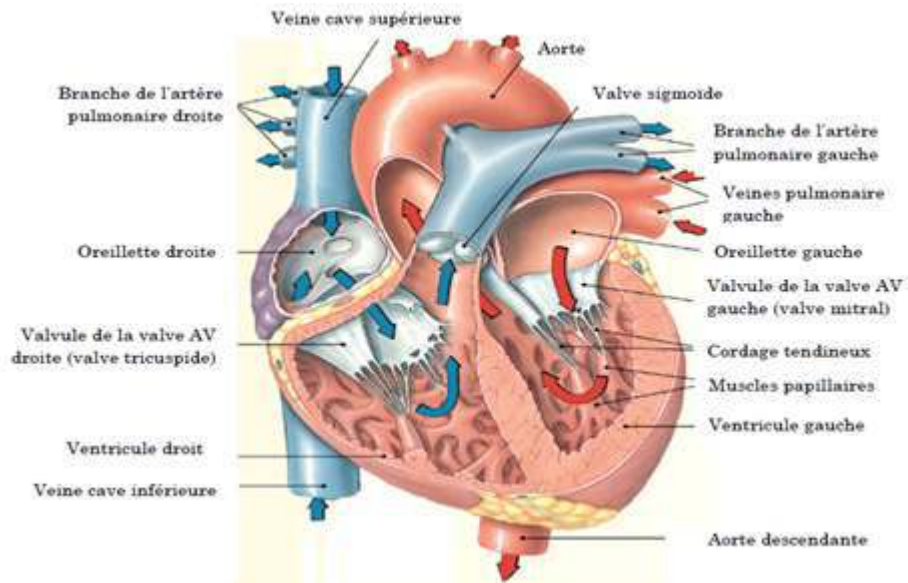
L'ensemble de ces bruits constitue le signal Phonocardiographique (PCG). Généralement, le tracé Phonocardiographique est composé essentiellement des bruits B1 et B2, qui apparaissent respectivement au début des phases systolique et diastolique de chaque cycle cardiaque.

Le signal PCG est un moyen peu coûteux permettant de véhiculer l'information physiologique cardiaque sous forme de vibrations acoustiques. Avec une analyse judicieuse par des techniques de traitement numérique du signal, ce signal peut alors constituer un outil efficace d'aide au diagnostic médical.

Lorsqu'il s'agit de pathologies cardiovasculaires, des souffles (murmures) sont alors enregistrés sur le tracé phonocardiographique, et leurs amplitudes sont en corrélation avec la sévérité de l'anomalie cardiovasculaire.

### 1.1 .Anatomie du cœur

Le cœur est un organe musculaire qui pèse environ 250 grammes. Il est situé dans la partie médiane de la cage thoracique (le médiastin). Il est délimité par les deux poumons, le sternum et la colonne vertébrale. Il mesure entre 14 et 16 cm pour un diamètre de 12 à 14 cm chez l'adulte et il a un volume de 50 à 60 cm<sup>3</sup>. Il est un peu plus gros chez l'homme que chez la femme. Le cœur est un organe creux formé de trois couches (parois) distinctes qui sont de l'intérieur vers l'extérieur : le péricarde, le myocarde ou muscle cardiaque et l'endocarde. Il est composé de deux entités distinctes séparées: le cœur droit et le cœur gauche. Chaque cœur est composé d'un ventricule sur la partie inférieure et d'une oreillette sur la partie supérieure, séparés par la valve tricuspide pour le cœur droit et la valve mitrale pour le cœur gauche. Le septum inter-auriculaire est la cloison séparant les oreillettes, le septum ventriculaire la cloison séparant les ventricules. Il n'y a pas de connexion du tissu myocardique (musculaire) entre oreillettes et ventricules. Ainsi, aucun échange de sang entre la partie supérieure et la partie inférieure n'est possible. Le passage est unidirectionnel entre oreillette vers ventricule et cela via les valves cardiaques. [Bou'12]



**Figure 1.1-** *Vue antérieure du cœur humain. Les grosses flèches montrent la direction du flux du sang dans cavités cardiaques*

## 1.2. Fonctionnement du cœur

Au cours d'un cycle cardiaque normal du cœur, le sang pauvre en oxygène renvoyé par l'organisme remplit l'oreillette droite qui se contracte par la suite et envoie le sang par la valvule tricuspide dans le ventricule droit.

Le ventricule droit se contracte à son tour et envoie le sang par la valvule pulmonaire dans l'artère pulmonaire. L'artère pulmonaire transporte le sang jusqu'aux poumons pour dégager de dioxyde de carbone (CO<sub>2</sub>) et le chargement en oxygène (O<sub>2</sub>).

Simultanément, le sang riche en oxygène provenant des poumons pénètre dans l'oreillette gauche, qui l'envoie à travers la valvule mitrale dans le ventricule gauche.

Lorsque le ventricule gauche se contracte, le sang passe par la valvule aortique et pénètre dans l'aorte où il est réparti dans le corps.

Le sang est acheminé dans le cœur par les valvules. Lorsque les oreillettes se contractent, les valvules de ces chambres supérieures, la valvule tricuspide et la valvule mitrale, s'ouvrent et laissent le sang s'écouler dans les ventricules. Lorsque les ventricules se contractent, la valvule tricuspide et la valvule mitrale se ferment tandis que les valvules ventriculaires, la valvule pulmonaire et la valvule aortique, s'ouvrent sous la pression ventriculaire.

Le sang qui quitte les ventricules ne peut pas remonter grâce au petit joint formé par les valves aortique et pulmonaire.

### 1.3. Circulation sanguine

La circulation sanguine se répartit en deux circuits, tous deux commençant et se terminant au cœur.

#### 1.3.1. Circulation systémique

La circulation systémique, aussi appelé grande circulation, correspond à la circulation du sang oxygéné qui part du cœur et qui se rend à tous les organes du corps. Elle inclut aussi le retour du sang désoxygéné provenant des organes au cœur. Elle est illustrée dans la figure 1.2. Le sang oxygéné est propulsé par la partie la plus musclée du cœur, c'est-à-dire le ventricule gauche (1), dans la circulation systémique. Ce sang est d'abord envoyé vers l'aorte (2) avant d'atteindre les **artères** pour ensuite circuler à travers les artérioles (3). Par la suite, il se rend aux sites d'échanges, autrement dit aux réseaux de **capillaires** (4). Une fois les échanges entre le sang et les cellules terminés, le sang, maintenant désoxygéné, quitte les capillaires pour se rendre dans les veinules, puis dans les veines (5). Il atteint éventuellement le cœur par les veines caves (6) et entre au niveau de l'oreillette droite (7). [en ligne]

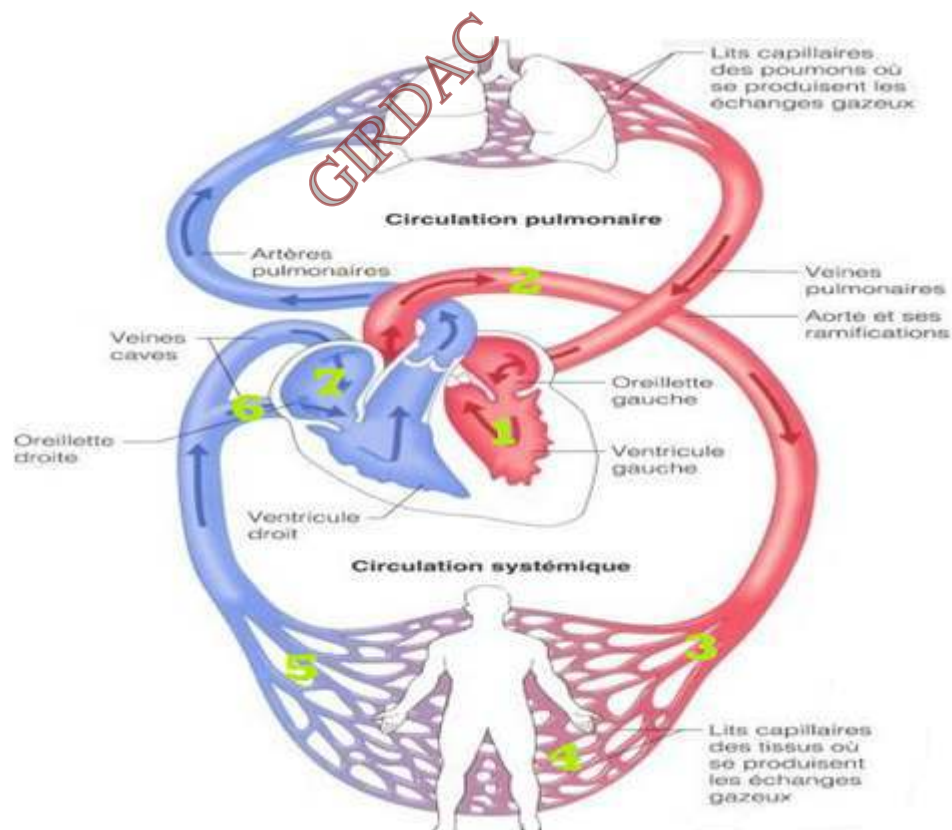


Figure 1.2 : La circulation systémique

### 1.3.2. Circulation pulmonaire

La **circulation pulmonaire**, aussi appelé petite circulation, correspond à la circulation du sang désoxygéné qui part du cœur et qui se rend aux poumons afin d'y être oxygéné à nouveau. Elle inclut aussi le retour du sang oxygéné des poumons au cœur.

Une fois dans l'oreillette droite, le sang désoxygéné sera propulsé dans les poumons grâce au ventricule droit (1). Le premier vaisseau emprunté est le tronc pulmonaire (2), qui se subdivise ensuite en deux artères pulmonaires (3). Le sang passe ensuite dans des artérioles puis dans le réseau de capillaires pulmonaires (4), qui entourent les alvéoles pulmonaires. Une fois les capillaires pulmonaires traversés, le sang est débarrassé de son dioxyde de carbone et est ré oxygéné. Le sang nouvellement oxygéné se rend alors à la partie gauche du cœur par les veinules (5) puis les veines pulmonaires (6). Il atteint ainsi l'oreillette gauche (7) en attendant d'être propulsé par le ventricule gauche dans la circulation systémique. [En ligne]

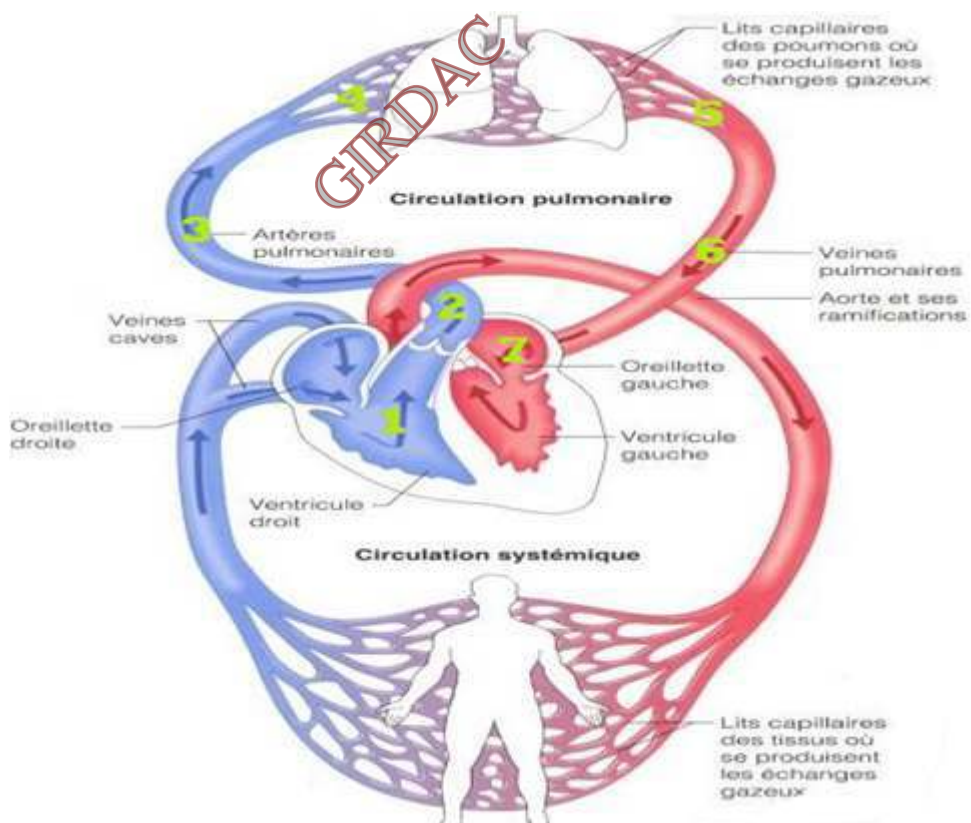


Figure 1.3 : La circulation pulmonaire.

## 1.4. Valves cardiaques

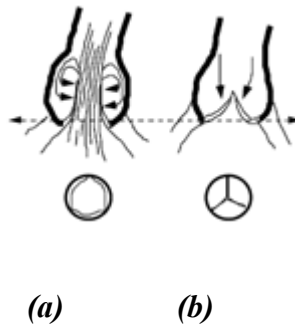
Le cœur comporte quatre valvules, une à la sortie de chaque chambre : la tricuspide entre l'oreillette droite et le ventricule droit, la pulmonaire entre le ventricule droit et l'artère pulmonaire, la mitrale entre l'oreillette gauche et le ventricule gauche, et l'aortique entre le ventricule gauche et l'aorte ascendante. Les valvules assurent le caractère unidirectionnel de la circulation sanguine. Les valvules auriculo ventriculaires évitent le reflux du sang des ventricules vers les oreillettes pendant la contraction ventriculaire, tandis que les valvules aortique et pulmonaire empêchent le reflux du sang de l'aorte et des artères pulmonaires vers les ventricules durant la relaxation ventriculaire. Les valvules tricuspide, pulmonaire et aortique comportent, à l'état normal, trois feuillets, tandis que la mitrale en contient deux (Figure 1.4). Les valvules auriculo-ventriculaires (mitrale et tricuspide) sont arrimées aux parois ventriculaires par des cordages fibreux empêchant notamment que leurs feuillets ne remontent à l'intérieur des oreillettes.[Dam'03]



**Figure 1.4 :** *Valvules tricuspide, pulmonaire, mitrale et aortique*

Sur la Figure 1.5 sont illustrées les coupes longitudinales et transversales d'une valvule cardiaque dans les positions ouverte et fermée ;

- (a) *ouverte* ; les feuillets de la valvule cardiaque sont éloignés afin de laisser passer le sang, cette ouverture engendre des turbulences sanguines qui font partie des bruits cardiaques.
- (b) *fermée* ; les feuillets se resserrent afin de ne pas permettre le passage du sang; en cas d'insuffisance la valvule ne se referme pas convenablement ce qui cause une régurgitation sanguine.



**Figure. 1.5.** – Coupes longitudinales et transversales d'une valvule cardiaque dans les positions (a) ouverte et (b) fermée

## 1.5. Révolution cardiaque

La révolution cardiaque se déroule en deux phases. La première phase dite systolique consiste à la contraction des deux ventricules ce qui provoque l'éjection du sang vers la périphérie du cœur à travers l'aorte, et vers les poumons par l'intermédiaire des artères pulmonaires. La deuxième phase dite diastolique permet la relaxation des deux ventricules en se remplissant de sang à travers les valvules auriculo-ventriculaires après accumulation dans les oreillettes.

L'étude de l'hémodynamique cardiaque peut être divisée en quatre phases essentielles ; la *contraction* et l'*éjection ventriculaire* constituant la *systole ventriculaire*, ensuite la *relaxation* et le *remplissage* lors de *diastole ventriculaire*.

### **1.5.1. Contraction ventriculaire**

Cette phase est subdivisée en deux sous-phases ;

1. **Contraction pré-isovolumétrique** : la pression dans les ventricules augmente d'une façon rapide et devient supérieure à la pression des oreillettes, ce qui provoque la fermeture des valvules auriculo-ventriculaires.
2. **Contraction isovolumétrique** : les valvules auriculo-ventriculaires et sigmoïdes sont fermées. Les deux ventricules poursuivent à se contracter, et la pression devient supérieure à la pression dans les artères d'où l'ouverture des valvules sigmoïdes.

Cette phase correspond à l'apparition du premier groupe de vibrations acoustiques noté B1.

### **1.5.2. Ejection ventriculaire**

L'éjection du sang ventriculaire vers les artères se réalise en trois phases ;

1. **Phase d'éjection rapide** : le sang est propulsé rapidement avec une augmentation graduelle de la pression ventriculaire.
2. **Phase d'éjection lente** : le sang est éjecté légèrement selon la diminution de la pression ventriculaire.
3. **Proto-diastole de Wiggers** : la pression ventriculaire diminue de façon trop rapide mais reste supérieure à la pression dans les artères.

Quand la pression dans les ventricules devient inférieure à la pression dans les artères, les valvules sigmoïdes se ferment, ce qui correspond à l'apparition du deuxième groupe de vibrations acoustiques, noté B2.

### **1.5.3. Relaxation**

Pendant cette phase, la pression ventriculaire continue à diminuer jusqu'à ce qu'elle devienne inférieure à la pression dans les oreillettes, ce qui induit l'ouverture des valvules auriculo-ventriculaires.

### **1.5.4. Remplissage**

Durant cette phase, les ventricules se remplissent de sang par les oreillettes à travers les valvules auriculo-ventriculaires. Cette phase est subdivisée en quatre phases ;

1. **Phase de remplissage rapide** : la pression ventriculaire est très réduite par rapport à la pression auriculaire ce qui résulte un remplissage rapide des ventricules.
2. **Phase de remplissage lent** : la pression dans les oreillettes commence à diminuer, par contre la pression ventriculaire continue à augmenter, le remplissage ventriculaire est alors moins rapide.
3. **Phase de Diastasis** : quand les pressions auriculaires et ventriculaires sont égaux, le cœur est en phase de repos.
4. **Phase de remplissage actif** : les ventricules terminent leur remplissage par une augmentation de pression due à la systole auriculaire.

## **1.6 .L'auscultation des bruits**

Les bruits des battements cardiaques sont principalement des bruits de fluides (sang) et de matériaux (valves), plus précisément :

- Des événements dynamiques.



- La contraction et la relaxation des oreillettes et des ventricules.
- Le mouvement des valves.
- L'écoulement du sang, la turbulence du sang au moment de la fermeture des valves.

L'auscultation du cœur s'intéresse principalement à l'écoute de ces bruits qui se produisent à l'intérieur de l'organisme par l'intermédiaire d'un stéthoscope. Les sites d'auscultation optimale sont :

- **Le foyer mitral** : le sang qui traverse la mitrale va vers la pointe du cœur. La meilleure perception est au niveau du 5<sup>ème</sup> espace intercostal, sur la ligne médio-claviculaire, en position sous-mamelonnaire.
- **Le foyer tricuspide** : comme le cœur est couché à 45°, le flux sanguin qui traverse la valve tricuspide se dirige vers le bas : on entend mieux la tricuspide au foyer xiphoïdien.
- **Le foyer aortique** : extrémité interne du 2<sup>ème</sup> espace intercostal droit, correspondant au foyer d'auscultation principal des sigmoïdes aortiques.
- **Le foyer pulmonaire** : extrémité interne du 2<sup>ème</sup> espace intercostal gauche, le long du sternum, correspondant aux valvules sigmoïdes pulmonaires, accessoirement aux valvules aortiques (foyer aortique accessoire se prolongeant le long du bord gauche du sternum). [Bou'12]

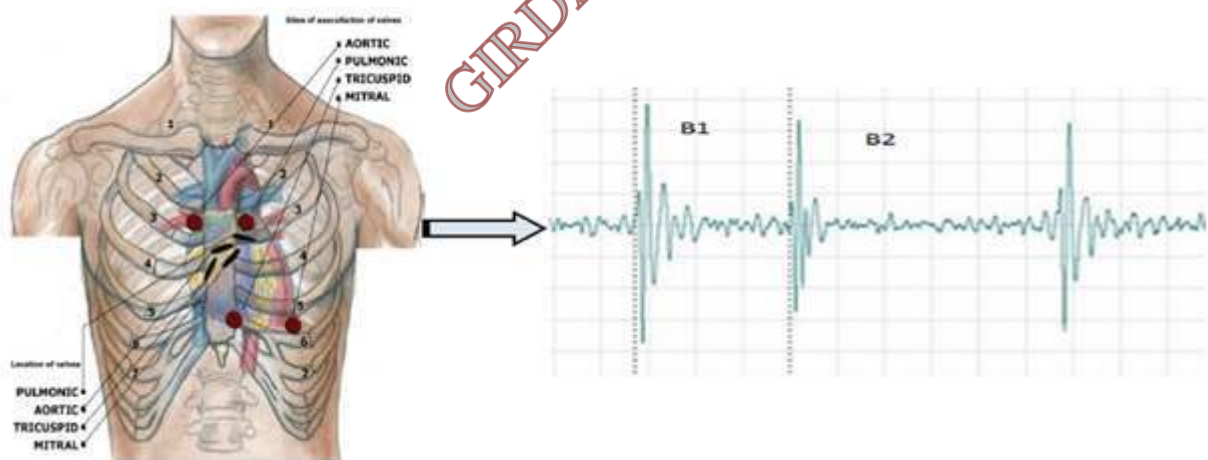


Figure 1.6 Les Foyers d'auscultation cardiaques et la forme du signal (PCG) généré

## 1.7 Bruits normaux et pathologiques

### 1.7.1 Les bruits normaux

Dans l'état normal, le cœur donne naissance à quatre bruits cardiaques (Figure 1.7): le bruit (B1) et (B2) qui sont produit pendant chaque cycle cardiaque, le bruit (B3) et (B4) avec des amplitudes nettement moins importantes que les deux premiers bruits. Ces deux derniers parfois sont des signes précoces d'une pathologie ou parfois sont liées à l'âge (enfance ou vieillesse).

### ***1.7.1.1 Bruits audibles***

Dans un cœur normal, seul le premier et le deuxième bruit (**B1** et **B2**) sont clairement audibles au stéthoscope, ces derniers ressemblent aux onomatopées "toc tac".

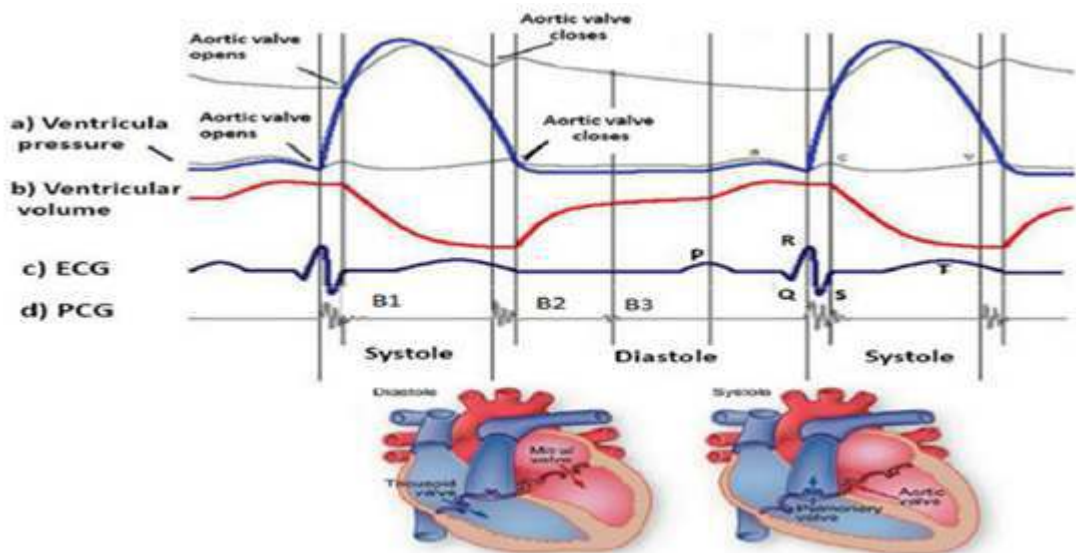
- **Le premier bruit (B1)** : est maximum à la pointe, il est sourd. Il correspond à la contraction du myocarde au début de la systole et à la fermeture des valves auriculoventriculaires (mitrale et tricuspide).
- **Le deuxième bruit (B2)** : plus sec, est maximum à la base. Il est de tonalité plus élevée et correspond à la fermeture des valves sigmoïdes aortiques et pulmonaires.

Ce deuxième bruit se dédouble à l'inspiration chez le sujet normal (l'inspiration augmente le remplissage des cavités droites, ce qui allonge le temps d'éjection ventriculaire droit et retarde la composante pulmonaire de B2). La pression est supérieure à celle qui produit B1 bruit plus aigu, plus claquant, plus bref. De plus, les valves sont plus petites et se ferment plus vite. Entre B1 et B2 se trouve le petit silence qui correspond à la systole ventriculaire. Entre B2 et le B1 suivant se trouve le grand silence correspondant à la diastole ventriculaire. [Boud'12]

### ***1.7.1.2 Bruits inaudibles***

Le phonocardiogramme montre des petites composantes inaudibles ajoutées à B1 : bruit du sang pendant l'éjection, et l'ouverture des sigmoïdes.

- **Le troisième bruit (B3)** Bruit hémodynamique : ce n'est pas un claquement mais une vibration entraînée par le passage du sang à travers la valve (AV). C'est un bruit d'écoulement. Il est dû au remplissage rapide (dure 100 ms). Ce bruit peut devenir audible lorsqu'il y a augmentation du flux de remplissage : fréquence cardiaque élevée lors d'activité physique, chez le jeune enfant, le nouveau-né : 130 – 140 Hz. Dans certains cas, chez le sujet jeune, on peut entendre dans le grand silence un troisième bruit, très sourd, peu intense, ou B3, qui correspond à la phase de remplissage rapide initiale du ventricule gauche. Ce rythme à trois temps disparaît en position debout.
- **Le quatrième bruit (B4)** : Ce bruit est dû à la traduction de la contraction des oreillettes. systole auriculaire : augmentation du remplissage (80 ms). [Boud'12]



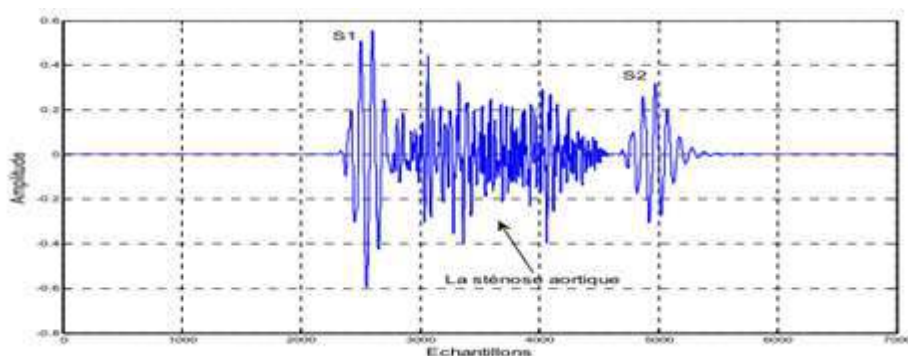
**Figure 1.7 :** Exploration du système cardiovasculaire : Pressions, Volume ventriculaire, ECG, Bruit du cœur(PCG)

## 1.7.2 Les souffles cardiaques

### 1.7.2.1 La sténose aortique

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

[Mek'12]



**Figure 1.8 :** Représentation d'un cycle cardiaque contenant une sténose aortique de forte intensité positionnée au milieu

### 1.7.2.2 La sténose mitrale

Elle est causé par l'ouverture incomplète de la valve mitrale durant le pompage du sang oxygéné vers le ventricule gauche depuis l'atrium gauche par le biais de cette valve, le passage forcé du

sang par cette valve va créer des vibrations et résulte en un souffle cardiaque diastolique bien entendu autour de la région mitrale. [Mek'12]

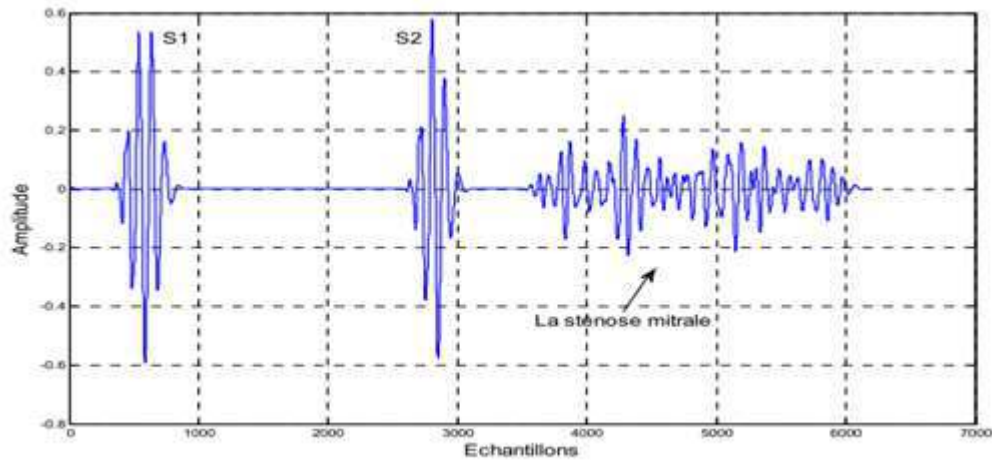


Figure 1.9 : Représentation d'un cycle cardiaque contenant une sténose mitrale.

### 1.7.2.3 L'insuffisance aortique

Contrairement à la sténose aortique, l'insuffisance aortique est due à la mal-fermeture de la valve aortique durant le régime diastolique dont l'atrium gauche est en cours du pompage de sang vers le ventricule gauche au moment où la valve aortique doit être fermée, mais à cause de l'incompétence de cette valve de se fermer complètement en laissant une certaine ouverture (dont le rayon dépend du cas de l'insuffisance), à cause de ça une certaine quantité du sang va s'échapper vers l'aorte à travers cette ouverture dont le passage du sang entraîne sur la valve des vibrations qu'on peut entendre sous forme de souffle cardiaque dénommée l'insuffisance (ou bien l'incompétence) aortique. [Mek'12]

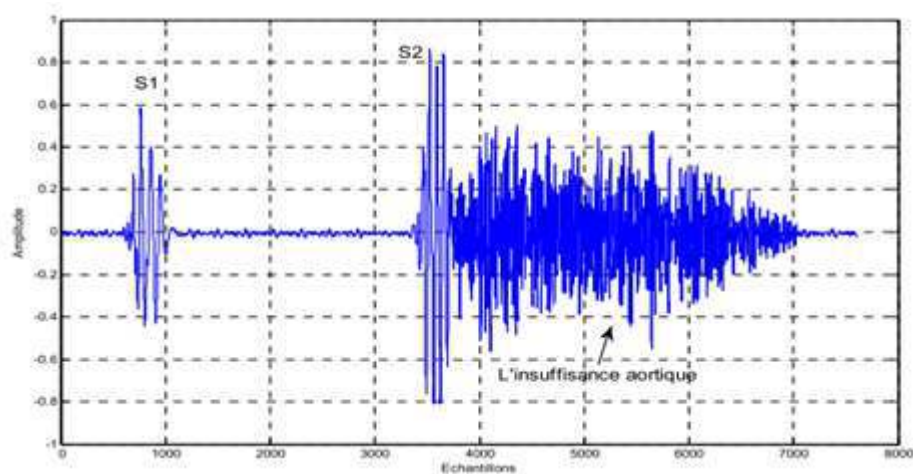
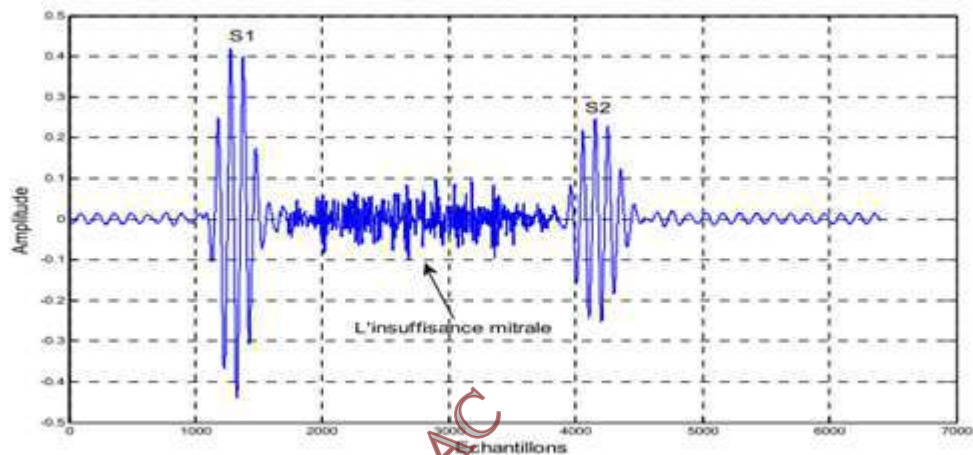


Figure 1.10 : Représentation d'un cycle cardiaque contenant une insuffisance aortique

#### 1.7.2. 4 L'insuffisance mitrale

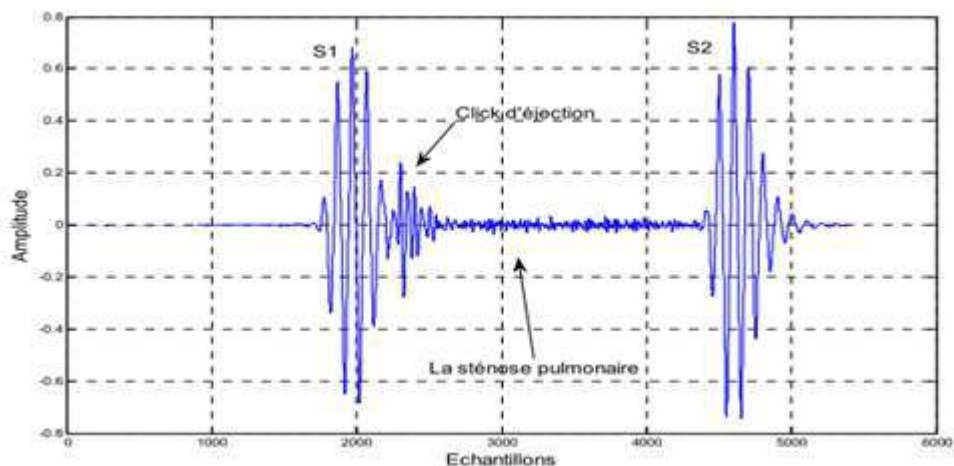
C'est un souffle qui se produit dans la phase systolique où les valves mitrale et tricuspide doivent être fermées pour empêcher le retour du sang en arrière vers les atriums, l'insuffisance mitrale est causée par le mal fonctionnement de la valve mitrale qui n'est pas capable d'être fermée complètement ce qui laisse le sang passer dans le sens inverse vers l'atrium gauche en produisant par son passage à travers cette valve un souffle cardiaque de type holosystolique (i.e. présent presque dans toute la phase systolique) d'une amplitude basse et de fréquence haute par rapport à la sténose aortique . [Mek'12]



**Figure 1.11 :** Représentation d'un cycle cardiaque contenant une insuffisance mitrale

#### 1.7.2. 5 La sténose pulmonaire

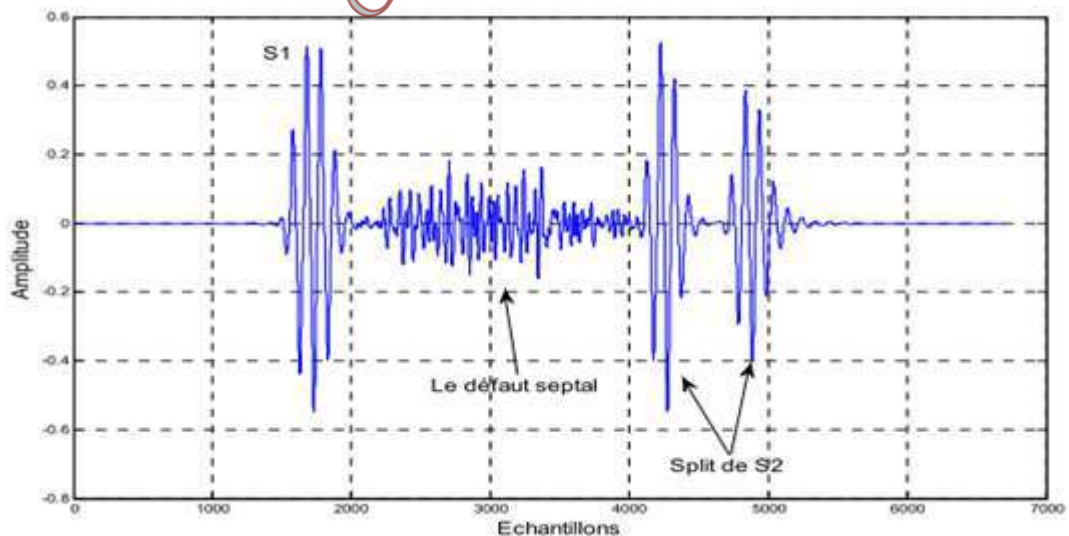
C'est une maladie affectant les gens ayant des problèmes dans la valve pulmonaire et elle est due au fait que cette valve est incomplètement ouverte durant le pompage du sang désoxygéné depuis le ventricule droit vers les poumons, les vibrations causées par le sang lors de son passage par cette valve produisent un souffle cardiaque systolique qui peut être grave, moyen ou aigu associé généralement à un clic d'éjection pulmonaire. [Mek'12]



**Figure 1.12 :** Représentation d'un cycle cardiaque contenant une sténose pulmonaire accompagnée par un clic d'éjection pulmonaire.

### 1.7.2. 6 Le défaut septal atrial

Un défaut septal atrial est un trou ou une ouverture congénitale dans la partie du septum qui sépare les deux chambres supérieures du cœur (i.e. l'atrium droit et l'atrium gauche). Lors de la phase systolique, les deux atriums sont en train d'être remplis depuis les poumons avec du sang oxygéné et depuis le corps avec du sang désoxygéné, mais à cause du trou situé entre les deux atriums, il y aura un échange et un chevauchement du sang entre ces deux chambres ce qui affecte le bon déroulement de la circulation sanguine dans le corps, si le débit du sang (ou bien l'ouverture du trou) n'est pas suffisamment grand, cette maladie tend d'être disparue au fur et à mesure sans aucun traitement, mais si il est fort, alors qu'il peut entraîner un gonflement du cœur dans le volume dépend principalement de l'ouverture du trou, les enfants ayant un défaut septal atrial avancé ont le plus souvent des problèmes de respiration, les vibrations engendrées dans le septum à cause du passage du sang sont reflétées sur le signal PCG en tant qu'un signal présenté au niveau de la phase systolique et accompagné parfois par un clic d'éjection et une séparation entre les deux composantes du signal S2 (i.e. la composante aortique et celle pulmonaire), cette dernière est connue sous le nom split de S2. [Mek'12]



**Figure 1.13 :** Représentation d'un cycle cardiaque contenant un défaut septal atrial

## 1.8 Caractéristiques spectrales et temporelles du signal PCG

Pour chaque anomalie cardiaque correspond un signal PCG pathologique bien spécifique, où les caractéristiques fréquentielle et temporelle diffèrent d'un cas à un autre.

Les caractéristiques temporelles et fréquentielles des différents bruits sont affichées dans le tableau ci-dessous.

Les bruits	Localité (ms)	La durée (ms)	Bande de fréq.
B1	10-50 après le pic R dans l'ECG	100-160	10-140
B2	280-360 après le pic R dans l'ECG	80-140	10-400
B3	440-460 après le pic R dans l'ECG ou 120-180 après la cloture des valves sigmoïdes	40-80	15-60
B4	40-120 après l'onde P dans l'ECG	30-60	15-45

*Tab. 1.1 : Les caractéristiques temporelles et fréquentielles des bruits cardiaques.*

Les bruits cardiaques sont essentiellement des sons de fréquences basses à faible niveau. Comme le montre la figure 1.14, seule une petite partie des sons cardiaques se trouvent dans la plage d'audibilité humaine. Cela signifie que nos oreilles sont incapables d'entendre correctement ces sons et donc nous ne serons pas en mesure d'analyser les moindres détails répandus afin de diagnostiquer le patient correctement. Donc, nous devons amplifier ces sons pour entendre et interpréter correctement.

Pour cette raison l'utilisation d'un stéthoscope s'avère une nécessité pour une bonne auscultation des bruits cardiaques.

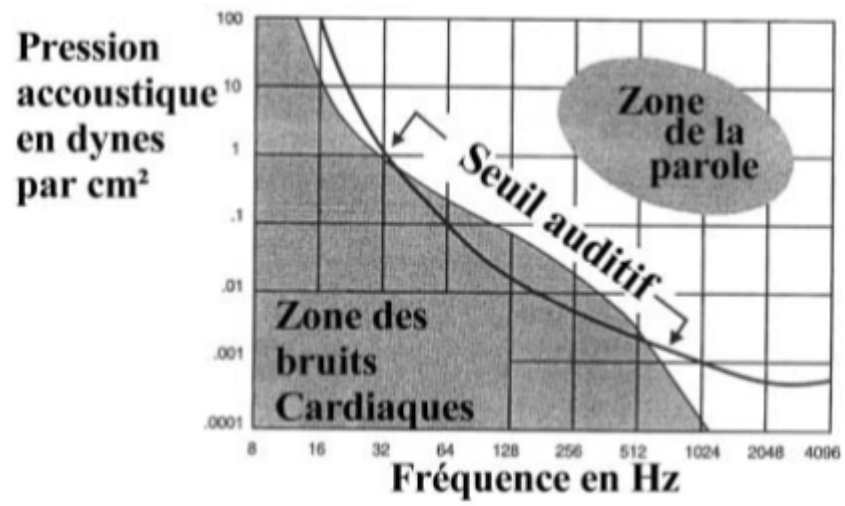


Figure 1.14 *Spectre des bruits cardiaques.*

GIRDAC



# Conclusion

En conclusion, L'étude de l'hémodynamique intracardiaque menée dans ce chapitre nous a renseignés sur les différents type de bruits cardiaques, leur forme et leurs origines de formation, Comme elle nous a permit de savoir les caractéristiques temporelles et fréquentielle de ces bruits.

Le signal enregistré au cours d'une auscultation des bruits cardiaques est appelé le signal phonocardiogramme PCG. Ce signal nous permet de diagnostiquer certaines pathologies cardiaques en relation avec le mécanisme cardiaque.

D'où la nécessité de développer un système qui analyse et classifie de manière automatique ces signaux phonocardiographiques. Ce qui permettra aux médecins d'avoir un système d'aide au diagnostic cardiaque.

Dans le chapitre II suivant, une étude temporelle du signal PCG est présentée dans un objectif de séparation de la systole et de la diastole, ce qui permettra une caractérisation temporelle des bruits cardiaques B1 et B2.

GIRDAC

# Chapitre 2

---

## Méthodes d'analyse du signal phonocardiogramme

GIRDAC

### Introduction

L'énergie du signal Phonocardiographique (PCG) permet d'apprécier l'information en relation avec l'activité du myocarde au cours d'un cycle cardiaque. Dans le domaine temporel, une telle représentation permet d'apprécier la durée de chaque bruit cardiaque, des phases systolique et diastolique ainsi que du cycle cardiaque ;

La détection d'enveloppe de l'énergie temporelle du signal PCG permet la séparation des phases systoliques et diastoliques sans faire appel à d'autres signaux auxiliaires comme l'électrocardiogramme ECG.

L'énergie de Shannon nous permet de mieux représenter les oscillations de faible amplitude en évitant leur exténuation au profit de celles de valeurs plus élevées

## 2.1. Etude énergétique [Ben'05]

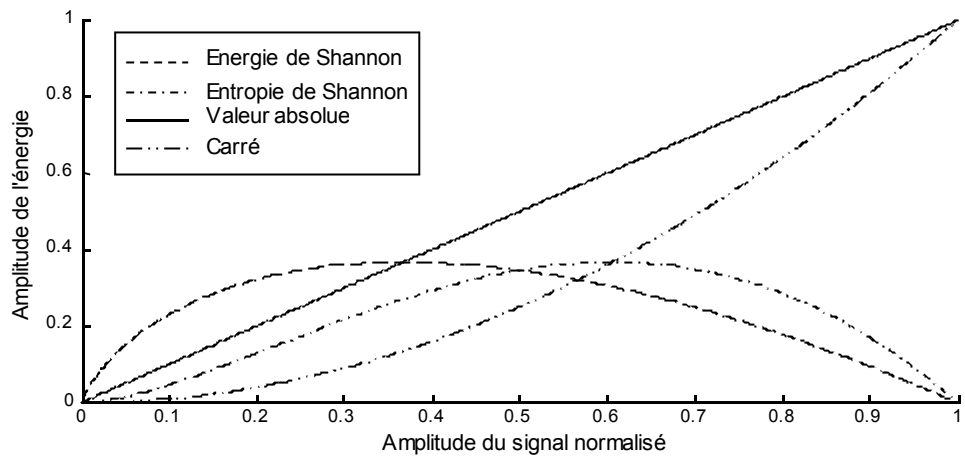
- L'élévation au carré de la valeur des échantillons d'un signal donné (comme le montre l'équation 2.1) permet d'apprécier son énergie dans le domaine temporel. Cependant, et comme illustré dans la Figure 2.1, l'allure exponentielle de la courbe montre que les échantillons de plus grande amplitude sont très favorisés par rapport à ceux de plus faibles amplitudes.
- L'allure de la courbe qui représente l'amplitude de l'énergie calculée par la valeur absolue (en utilisant l'équation 2.2) des échantillons du signal défavorise aussi les échantillons de faible amplitude. Comme l'énergie au carré, la valeur absolue montre une amplification monotone croissante, ayant pour résultante une mise en exergue identique pour le signal et le bruit comme illustré dans la figure 2.1.
- L'entropie de Shannon (calculée par l'équation 2.3) ne rapporte pas les véritables proportions du signal en atténuant davantage les échantillons de très faible amplitude au profit de des oscillations de grande amplitude comme illustré dans la figure 2.1.
- L'énergie de Shannon (donnée par l'équation 2.4) s'avère ainsi l'approche la plus appropriée qui permet 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.

- Energie au carrée :  $E = x^2$  (2.1.)

- Valeur absolue :  $E = |x|$  (2.2.)

- Entropie de Shannon :  $E = -|x|.log |x|$  (2.3.)

- Energie de Shannon :  $E = -x^2.log x^2$  (2.4.)



**Figure.2.1. –Représentations énergétiques temporelles**

Les représentations énergétiques suivantes mettent en évidence l'intérêt du choix de l'énergie de Shannon.

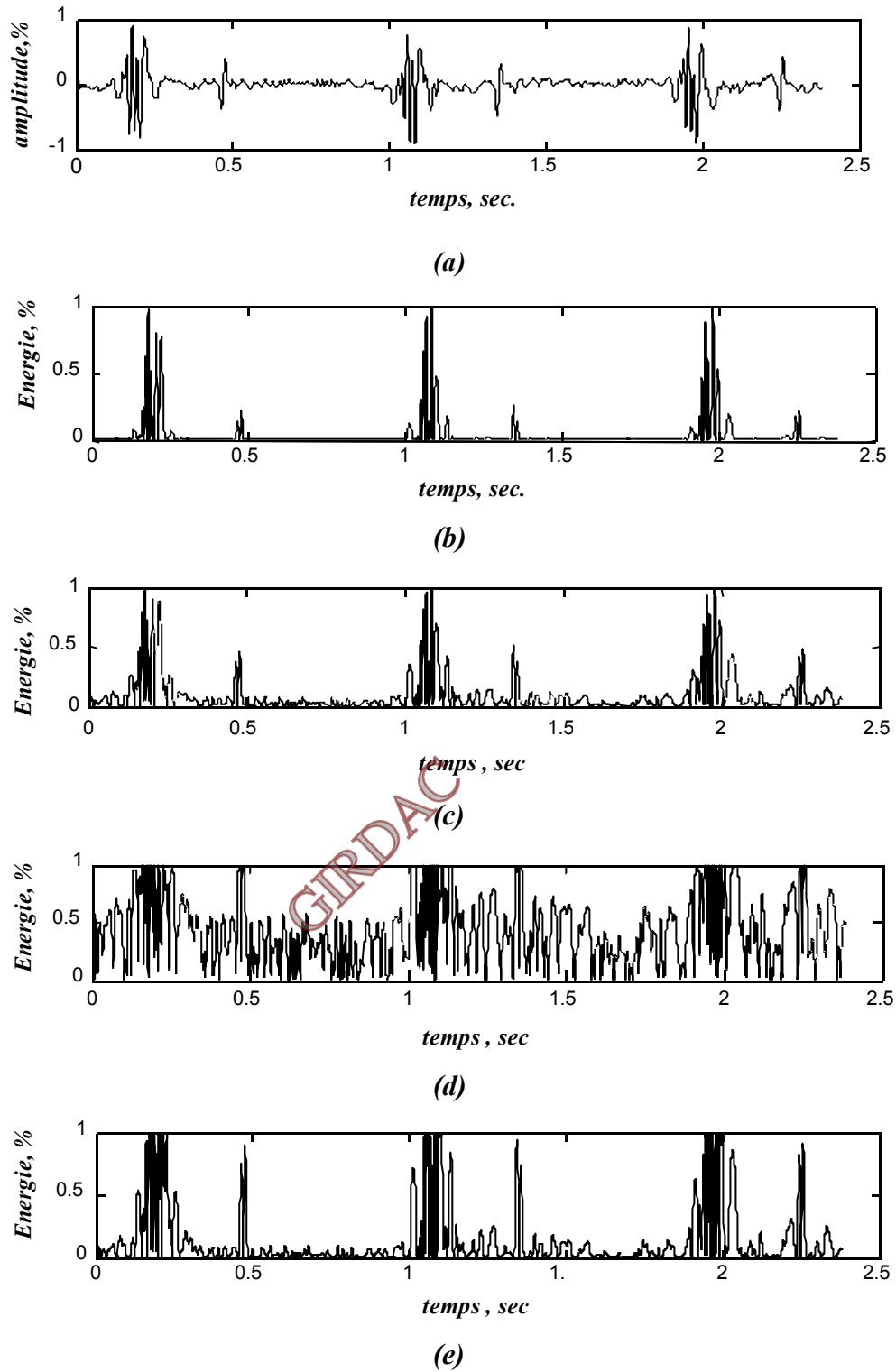
Selon la Figure 2.1 ci-dessus, nous pouvons constater que seul l'Entropie de Shannon et l'Energie de Shannon permettent d'amortir l'ampleur des oscillations de haute intensité par rapport à celles de faibles amplitudes.

Le Carré et la Valeur absolue des échantillons du signal favorisent d'autant plus les oscillations de grandes amplitudes que celles de faibles amplitudes.

Nous remarquons aussi que la forme de la courbe de l'Energie de Shannon favorise les faibles oscillations, ce qui donnera des représentations énergétiques prenant en considération l'ensemble des bruits cardiaques.

Ceci est très intéressant pour la suite de ce travail dans le contexte de localisation des bruits cardiaques.

La figure 2.2 suivante illustre l'application des différentes énergies étudiées sur un signal phonocardiographique PCG de trois cycles cardiaque d'un sujet sain



**Figure.2.2. – Energies d’un signal PCG normal (a) :**  
**(b) Energie Carré, (c) Valeur absolue, (d) Entropie de Shannon et (e) Energie de Shannon**

En effet, comme illustré sur les figures ci-dessus (figure 2.2.a-d), nous pouvons très bien remarquer l'avantage de l'utilisation de l'énergie de Shannon par rapport aux autres méthodes utilisées.

L'énergie de Shannon met en valeur les oscillations de faible amplitude, et afin d'améliorer cet effet avantageux, nous optons à normaliser l'énergie sur un segment temporel d'une durée égale à 20 ms [Dje'13].

### 2.1 .1 Calcul de l'énergie moyenne de Shannon normalisée

L'énergie moyenne de Shannon normalisée est calculée sur des segments de 20 ms, et normalisée par la relation suivante (Eq. 2.5.) :

$$E_n = \frac{E - m}{std} \quad (2.5)$$

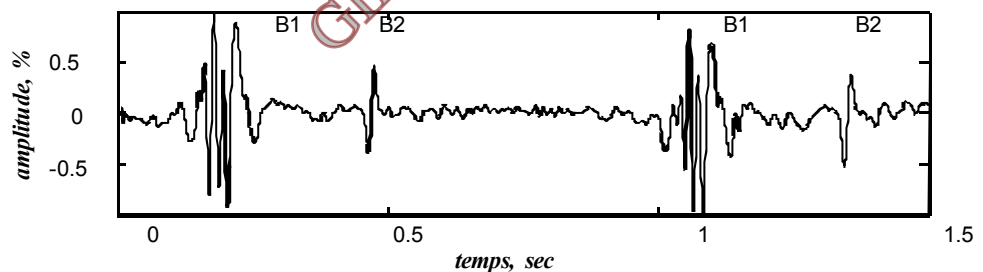
Avec :

$E$  : est la moyenne de l'énergie de Shannon dans les fenêtres de 20 ms

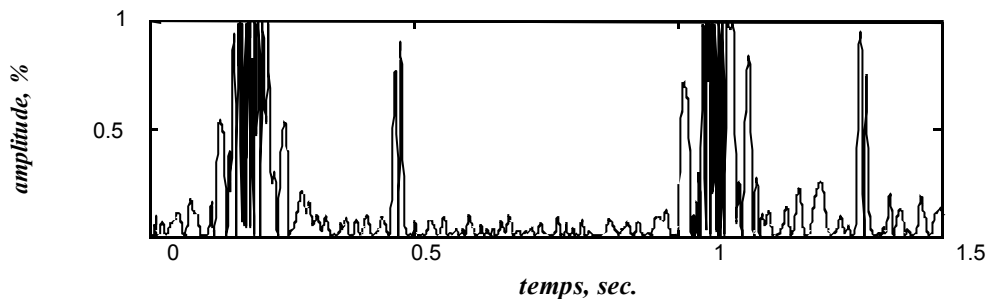
$m$  : la valeur moyenne des énergies  $E$

$std$  : l'écart type des énergies  $E$  du signal.

L'application de l'énergie moyenne de Shannon normalisée sur un signal PCG normal est alors illustrée sur la Figure 2.3.



(a)



(b)

Figure. 2.3. – (a) signal PCG normal et son (b) Energie moyenne de Shannon normalisée

Selon la Figure 2.3, nous pouvons constater que les bruits B1 et B2 sont clairement représentés et facilement identifiables.

Le premier bruit B1 est assez complexe en termes de contenu par rapport au deuxième bruit B2 qui est relativement plus court avec l'apparition de ces deux composantes principales que sont A2 (qui représente la fermeture de la valvule aortique) et P2 (qui elle, représente la fermeture de la valvule pulmonaire).

Afin de localiser les instants de débuts et de fin des deux bruits cardiaques B1 et B2, une détection d'enveloppe est nécessaire et qui peut être accomplie par un filtrage passe-bas qui joue le rôle d'un détecteur d'enveloppe.

La procédure de détection d'enveloppe permet d'atténuer les oscillations de hautes fréquences et ne laisser que l'allure de la morphologie du signal PCG qui se situe dans une bande de fréquence très basse (quelques hertz).

### 2.1.2 Détection d'enveloppe de l'énergie

L'algorithme de détection des bruits cardiaques B1 et B2 dépend essentiellement de la détection de l'enveloppe de l'énergie moyenne de Shannon normalisée, ce qui favorise l'identification des débuts et fins des bruits cardiaques.

Cette détection d'enveloppe est réalisée par un filtre passe-bas avec une fréquence de coupure  $f_0$  égale à 20 Hz choisie empiriquement.

Le filtre passe bas utilisé est de Réponse Impulsionnelle Finie (FIR : Finite Impulse Response) définie par la relation (2.6) [Dje'99];

$$h(n) = \int_{-f_0}^{f_0} e^{j2\pi f_0 n} df = 2f_0 \operatorname{sinc}(2f_0 n) \quad (2.6)$$

Les paramètres du filtre passe-bas sont alors donnés par ;

$$b(n) = 40 \operatorname{sinc}(40n), \text{ avec } -25 \leq n \leq 25 \quad (2.7)$$

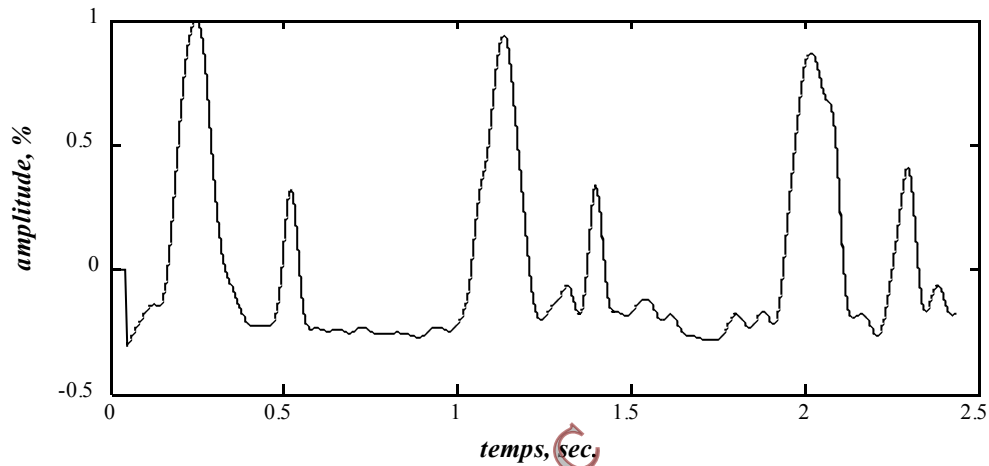
Afin d'implanter ce filtre numériquement nous procédons à la troncature de la réponse impulsionnelle. Le choix de la fenêtre de troncature est très important, une fenêtre rectangulaire introduit des ondulations aux extrémités de la bande passante (effet Gibbs).

La fenêtre d'apodisation choisie est une fenêtre de Hamming donnée par l'équation suivante [Dje'99] ;

$$w(t) = \begin{cases} 0.54 + 0.46 \cos \frac{2\pi t}{T_0}, & \text{pour } |t| \leq \frac{T_0}{2} \\ 0, & \text{pour } |t| > \frac{T_0}{2} \end{cases} \quad (2.7)$$

Avec  $T_0$  durée de la fenêtre de Hamming.

L'enveloppe de l'énergie moyenne de Shannon normalisée est illustrée sur la Figure 2.4 suivante.



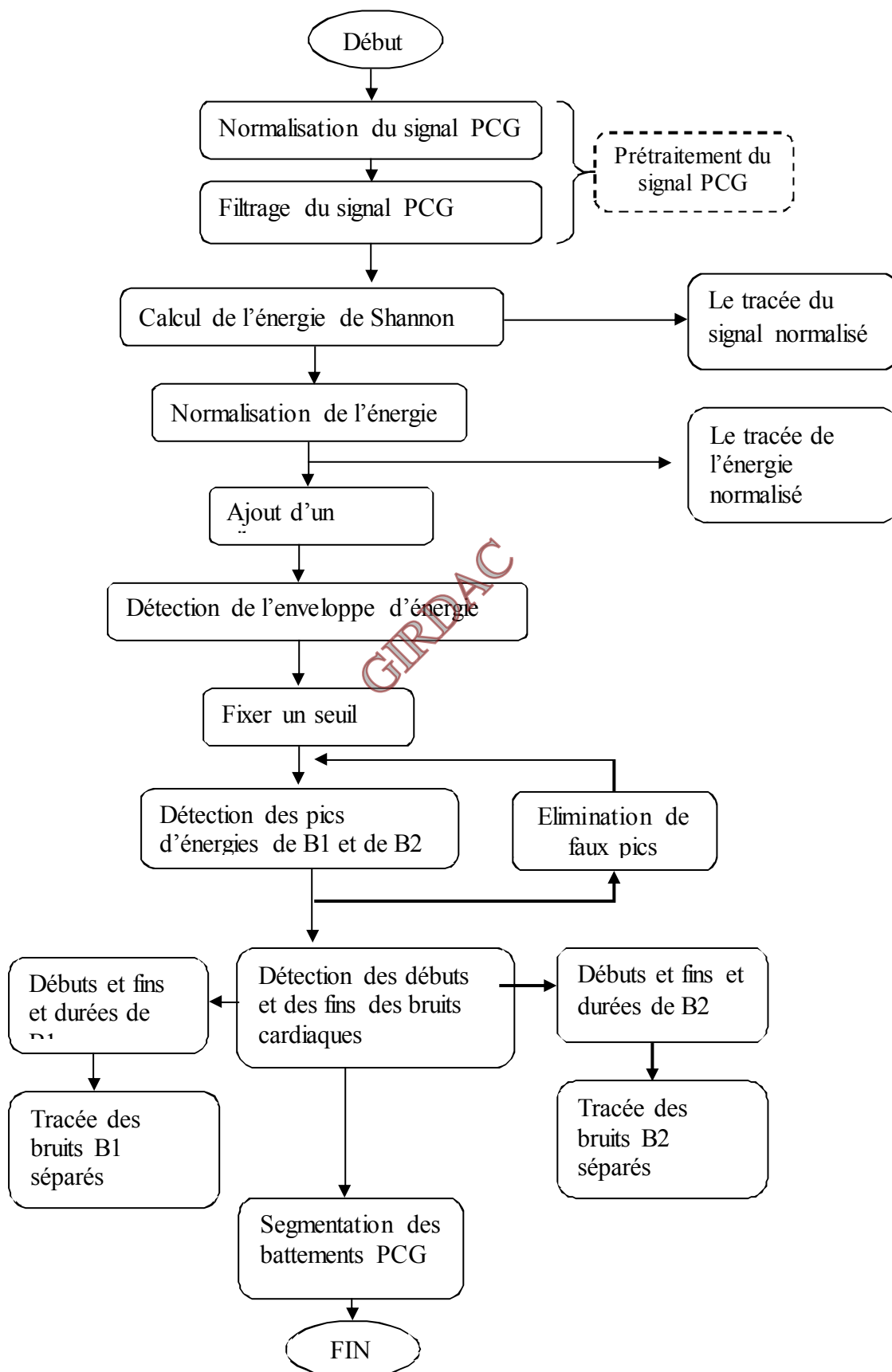
**Figure.2.4 – Enveloppe de l'Énergie moyenne de Shannon normalisée**

La morphologie de cette enveloppe nous permettra par la suite d'appliquer les tests nécessaires pour la localisation des bruits cardiaques B1 et B2.



## 2.2. Algorithme de séparation

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



**Figure. 2.5 – Algorithme de segmentation des bruits cardiaques systoliques et diastoliques**

### 2.2.1 Prétraitement du signal PCG

L'étape de prétraitement constitue une étape très importante qui a pour objectif la préparation du signal PCG pour augmenter le pourcentage d'efficacité de l'algorithme de séparation des bruits cardiaques.

L'étape de prétraitement est réalisée à travers deux opérations de traitement de signal que sont la normalisation du signal PCG ainsi que son filtrage

#### 2.2.1.1 Normalisation du signal PCG

L'amplitude crête-à-crête du signal phonocardiogramme PCG varie en fonction de plusieurs paramètres comme le gain de l'amplificateur, la physiologie humaine, l'âge et le sexe du patient.

Pour cette raison, le signal est tout d'abord normalisé à la valeur maximale absolue du signal en tant que

$$X_n(k) = X(k) / [X(k)]_{max} \quad k = 1, 2, \dots, N, \quad (2.8)$$

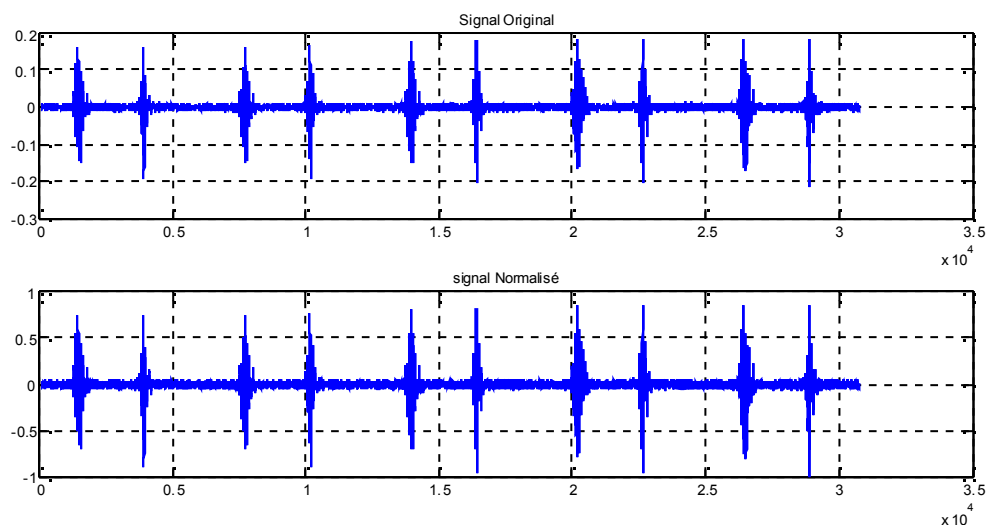
Avec :

$X_n(k)$  est le signal normalisé.

L'amplitude de ce signal normalisé est comprise entre une plage de  $\pm 1$ .

Cette étape de normalisation nous permet d'avoir une homogénéité au niveau des amplitudes entre les différents signaux PCG utilisés dans le cadre de ce travail.

La figure 2.6 suivante illustre un signal PCG original (figure 2.6.a) et sa normalisation illustrée dans la figure 2.6.b.



**Figure 2.6 (a) Signal Original et (b) Signal Normalisé**

### 2.2.1.2 Filtrage du signal PCG

Les signaux PCG se composent généralement des bruits cardiaques normaux (le bruit B1 et le bruit B2) ainsi que des souffles cardiaques (murmures) selon l'état cardiaque du patient.

En outre, les signaux PCG peuvent aussi contenir autres types de bruits non-cardiaque selon l'environnement d'acquisition, tels que: les bruits de nature biologique dû essentiellement au patient (exemple : le mouvement de la respiration...), et les bruits de nature non biologique comme les bruits qui proviennent de l'environnement et les conditions d'enregistrement du signal (exemple : vibrations, mouvements).

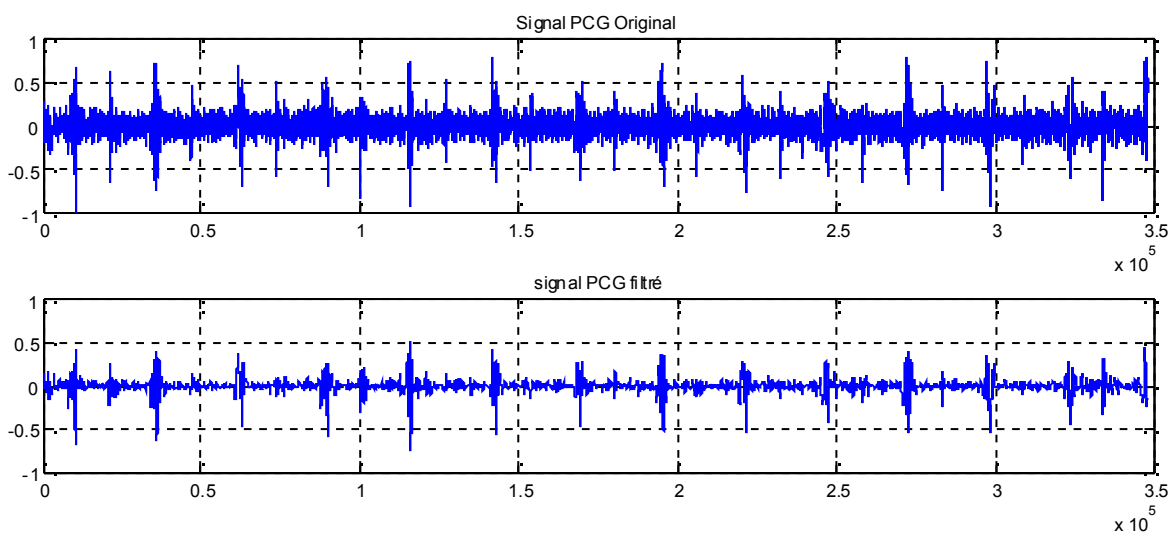
Ces bruits indésirables peuvent perturber l'analyse et la segmentation des signaux PCG, surtout si l'allure de ces bruits ressemble à l'allure des bruits cardiaques.

Pour cette raison, une étape de filtrage est nécessaire pour surmonter ces problèmes.

Il a été rapporté dans la littérature que l'énergie maximale des bruits cardiaques B1 et B2 se situe en dessous de 150 Hz.

Un simple filtre passe-bas avec une fréquence de coupure de 200 Hz est appliquée pour exploiter cette propriété qui élimine ou supprime les composantes des autres bruits comme les murmures et qui ont une plus haute fréquence.

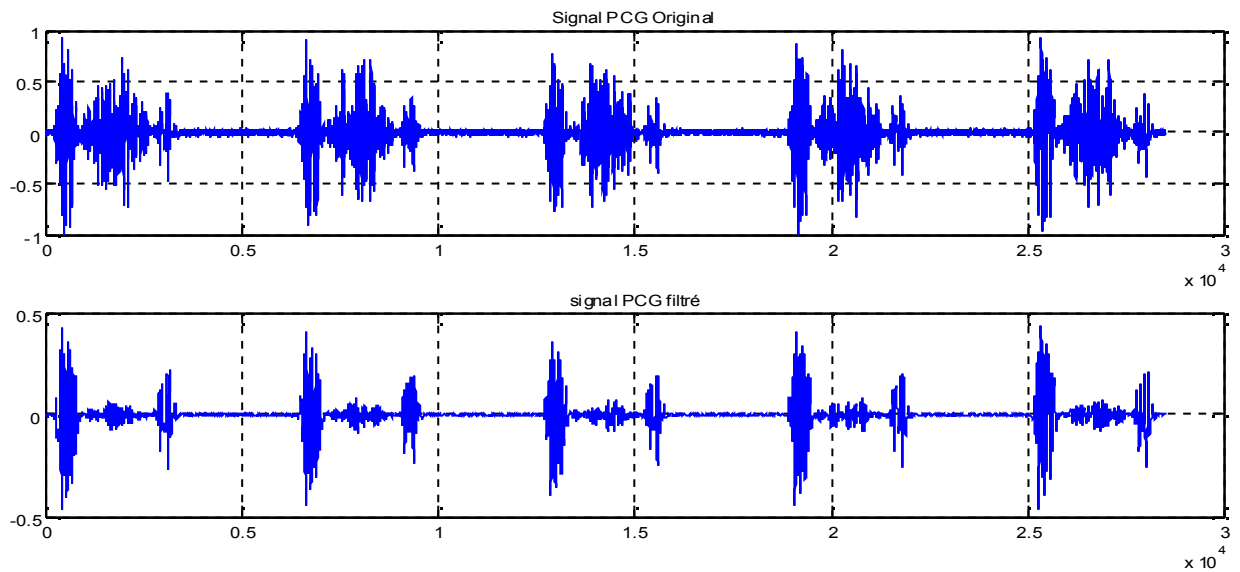
Même le filtrage des murmures permet d'augmenter l'efficacité de l'algorithme de segmentation des bruits B1 et B2 puisque cela réduit les pics d'énergie correspondant aux murmures de haute fréquence qui se manifestent dans certaines maladies comme la sténose aortique.



**Figure 2.7 Filtrage du signal PCG d'un sujet sain.**

La figure 2.7 illustre un signal PCG brut d'un sujet sain et l'allure du signal filtré.

Nous remarquons une forte élimination des composantes de hautes fréquences avec une très légère diminution de l'amplitude des deux bruits cardiaques B1 et B2.



**Figure 2.8 Filtrage du signal PCG d'un sujet malade  
(Sténose Aortique)**

La figure 2.8 illustre un signal PCG brut d'un sujet atteint d'une sténose de type aortique et l'allure du signal filtré

Nous remarquons une forte élimination des composantes de hautes fréquences avec une très légère diminution de l'amplitude des deux bruits cardiaques B1 et B2.

Nous remarquons aussi la forte atténuation de l'amplitude du souffle cardiaque (murmure) par rapport à l'amplitudes des autres zones d'intérêt du signal que sont les bruits cardiaques B1 et B2.

Ceci permettra une meilleure segmentation des battements cardiaques par la détection des deux bruits B1 et B2 par notre algorithme.

Le signal PCG filtré est ensuite dirigé vers l'étage suivant pour le calcul de l'énergie et la segmentation des bruits cardiaques.

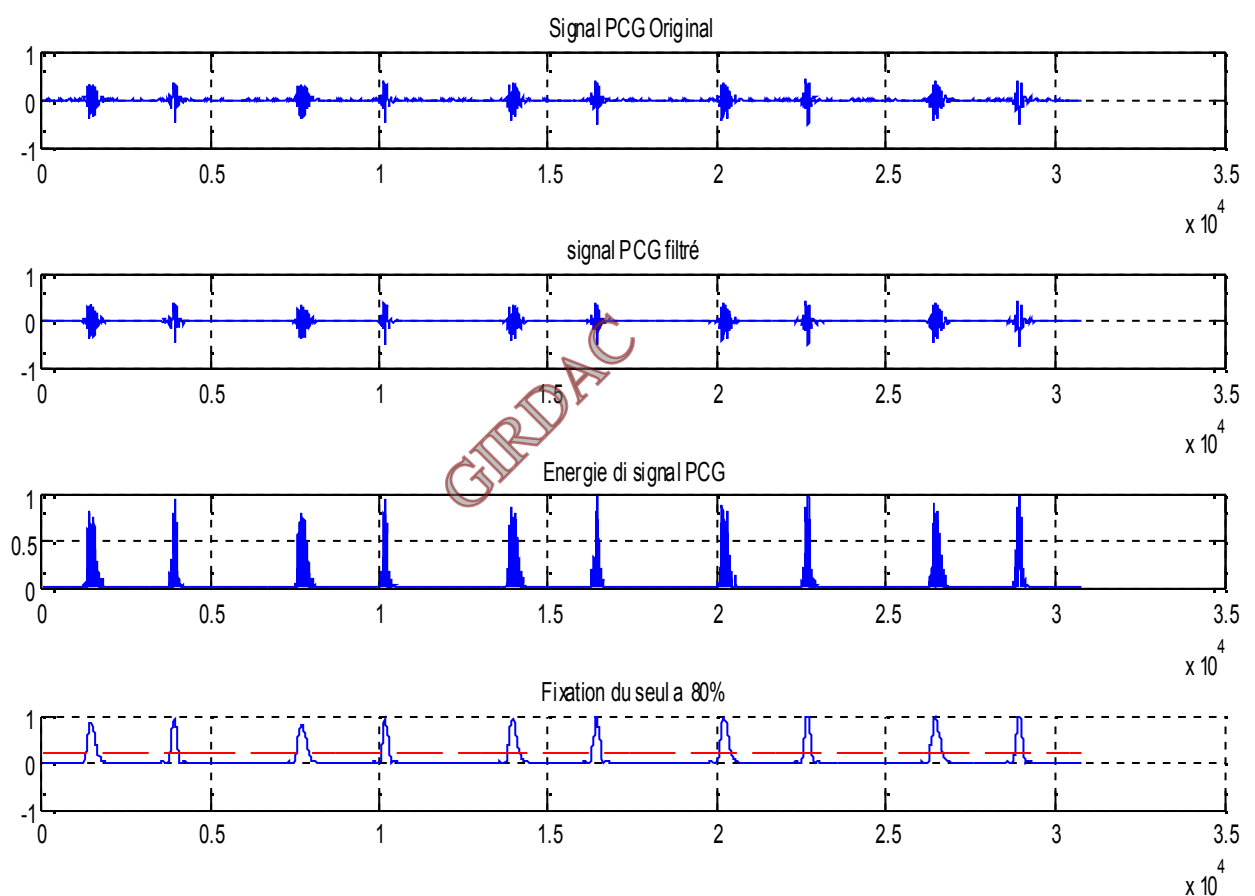
### 2.2.2 Détection d'enveloppe

Après l'étape de prétraitement du signal PCG, nous calculons l'énergie temporelle moyenne de Shannon normalisée donnée par l'équation 2.5.

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.

Nous procédons ensuite à la détection d'enveloppe de cette énergie par une simple opération de filtrage passe-bas déjà décrit précédemment (le filtre utilisé est de type FIR).

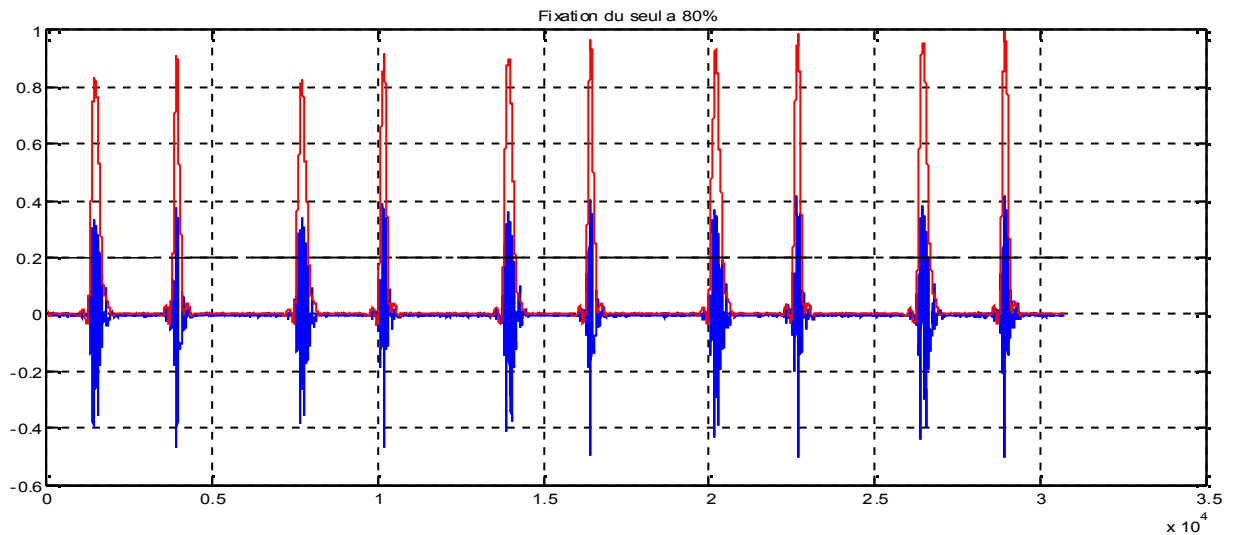
La séparation des bruits cardiaques se base essentiellement sur la détection des minima latéraux de chaque pic de l'enveloppe énergétique par l'application d'un seuil qui sera fixé à 80 % de la valeur maximale (le choix du seuil est de manière empirique) (comme illustré dans la figure 2.9), puis détecter les instants de ces points et par conséquent les bruits sont localisés comme illustré dans la Figure 2.10.



**Figure 2.9** Détection de l'enveloppe de l'énergie du signal PCG

*Sujet sain*

La figure 2.9 illustre un signal PCG d'un sujet sain et son énergie de Shannon avec la détection d'enveloppe qui permet par la suite de localiser les bruits B1 et B2.

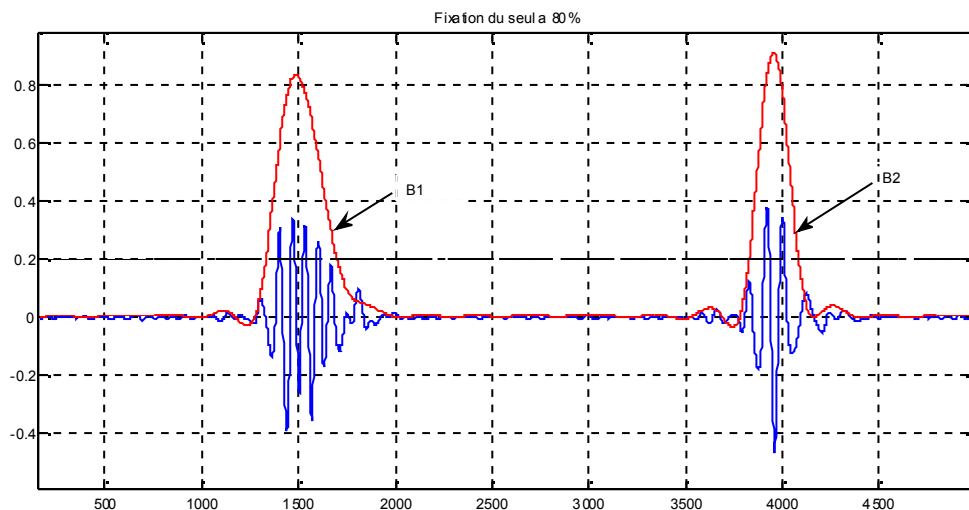


**Figure 2.10** L'enveloppe de l'énergie de Shannon avec le signal PCG original avec le seuillage a 80%

La figure 2.10 illustre le seuillage du signal PCG sur une valeur empirique de 80% de la valeur maximale du signal.

Nous remarquons clairement que l'utilisation de l'énergie de Shannon permet d'avoir une forme très proche des bruits cardiaques B1 et B2 en termes de début et fin.

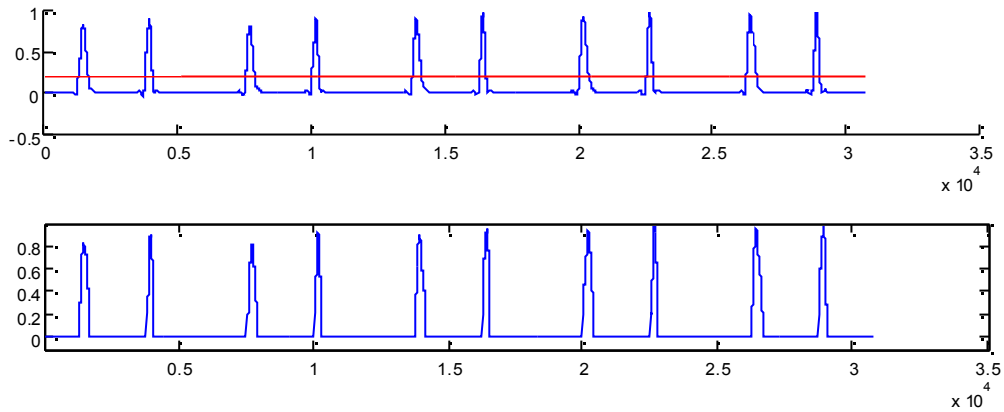
La figure 2.11 suivante illustre un zoom sur le premier cycle cardiaque du signal précédant pour mieux apprécier l'efficacité de notre méthode



**Figure 2.11** Le Zoom sur le 1<sup>er</sup> cycle de la figure précédente

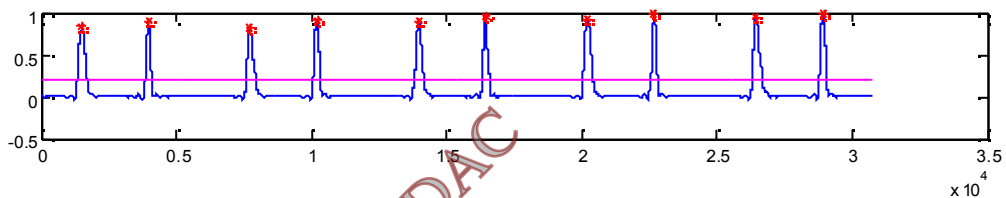
### 2.2.3 Détection des pics

Le seuillage appliqué sur le vecteur de l'énergie de Shannon du signal PCG permet d'éliminer toutes les informations qui ont une valeur inférieure à la valeur du seuil fixé et ne garder que les informations supérieures comme illustré dans la figure 2.12.



**Figure 2.12** *Seuillage du signal PCG*

Une comparaison des échantillons du vecteur de l'énergie de Shannon du signal PCG après seuillage permet de localiser les pics qui correspondent aux bruits B1 et B2

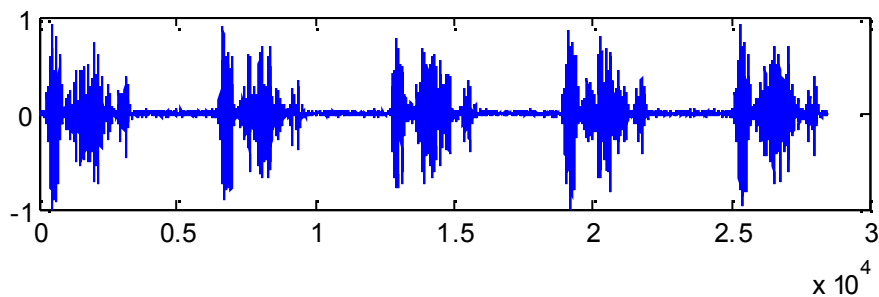


**Figure 2.13** *Détection des pics correspondants aux bruits B1 et B2*

### 2.2.4 Elimination de fausses détections

Les fausses détections se divisent en deux types :

- 1) Un faux positif FP : un pic indésirable détecté en tant que bruit cardiaque.
- 2) un vrai négatif VN : un pic d'intérêt non détecté.



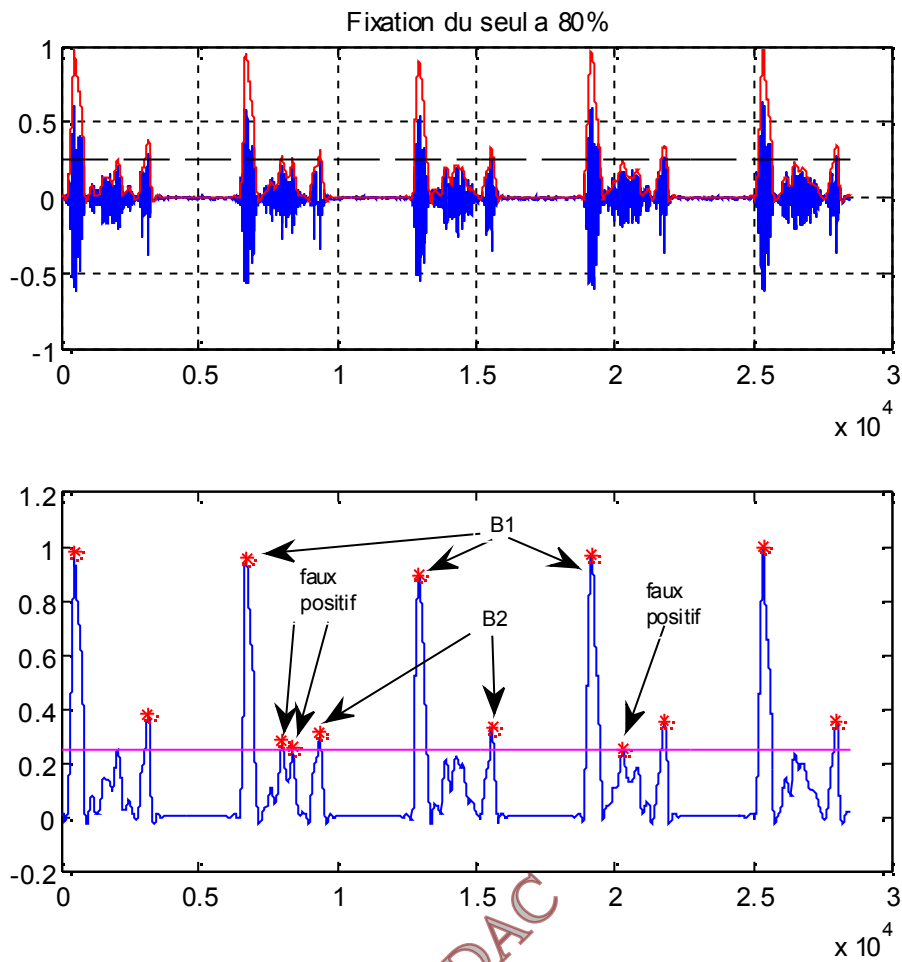
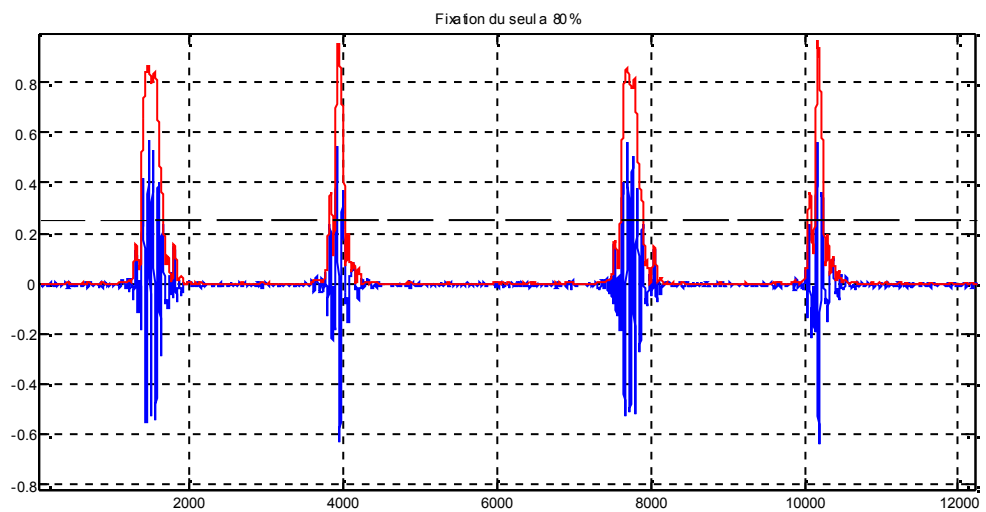
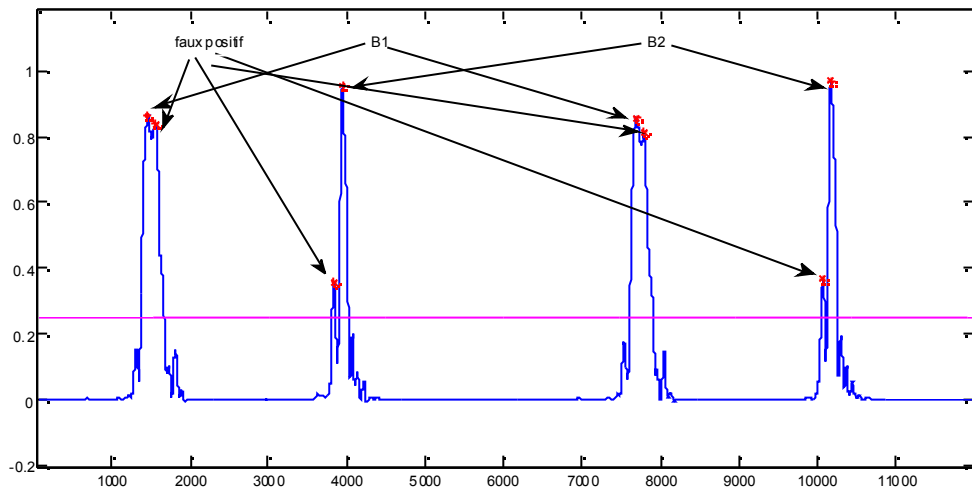


Figure 2.14 Fausse détection d'un souffle cardiaque (faux positif FP)

La figure 2.14 illustre un cas de fausse détection (un faux positif FP), et qui représente la détection de l'énergie du souffle cardiaque qui est comparable à celle du second bruit B2.



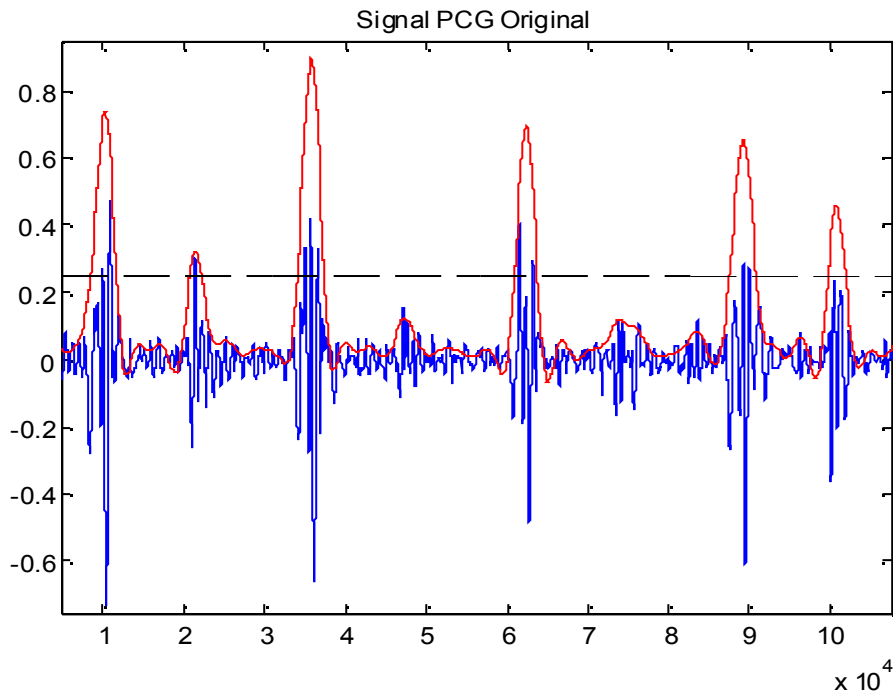


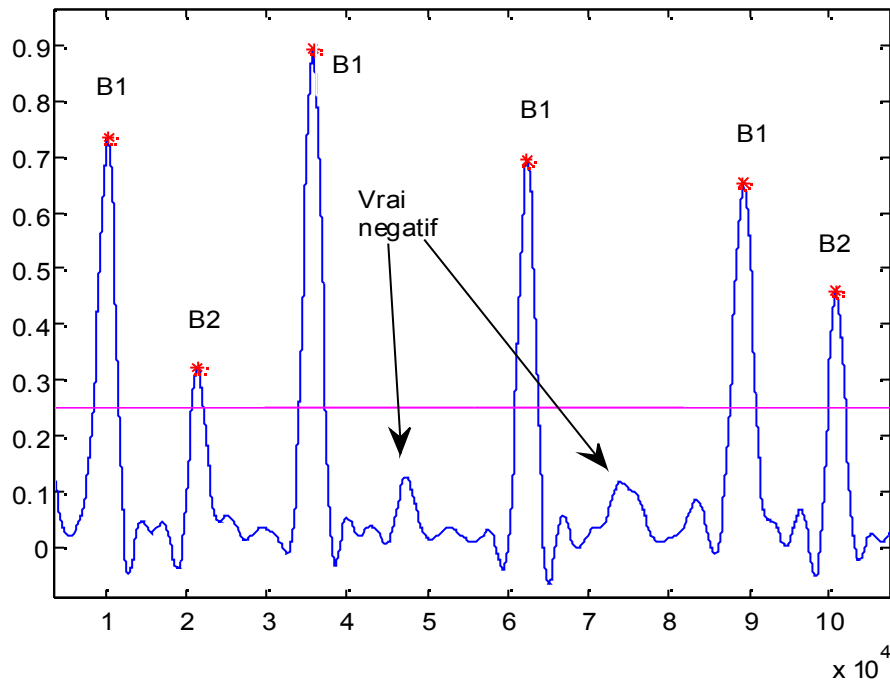


**Figure 2.15 Fausse détection (détection de plus d'un pic)  
(Faux positif, FP)**

La figure 2.15 illustre un cas de fausse détection (un faux positif FP), et qui représente la détection de plus d'un pic pour un même lobe d'énergie correspondant a un seul bruit cardiaque B1 ou B2. Ceci est dû aux imperfections du détecteur d'enveloppe qui donne une courbe d'énergie qui n'est pas lisse.

GIRDAC





**Figure 2.16 Fausse détection (deux bruits B2 non détectés)  
(Vrai négatif, VN)**

La figure 2.16 illustre un cas de fausse détection (cas d'un vrai négatif VN), et qui représente l'inefficacité de détection de deux bruits de type B2 a cause de leurs faible niveau d'énergie et qui est dû aux conditions d'enregistrement du signal PCG.

La solution adoptée pour éliminer toutes ces types de fausse détection est :

- 1) l'application d'une série de test en boucle sur les distances systolique et diastolique pour détecter la présence de fausse détection en utilisant les connaissances médicales suivantes [Ger'12] :
  - La phase systolique ne peut être inférieur à 0,2 s
  - La phase diastolique ne peut être inférieur à 0,4 s
  - La durée maximale entre 2 bruits successifs est inférieur une seconde.
- 2) L'utilisation du filtrage adaptatif et du seuillage adaptatif.

C'est-à-dire qu'à chaque fois le test de la présence de fausses détections est positif, nous faisant une réadaptation des paramètres de filtrage et de seuillage pour soit :

- Minimiser l'effet de l'énergie du souffle (murmure) cardiaque par rapport aux bruits cardiaques B1 et B2.
- Lissage de la courbe de l'énergie
- Augmenter l'énergie des bruits cardiaques d'intérêt (B1 et B2).

Ceci permet de surmonter des difficultés de fausses détections pour avoir plus d'efficacité et ainsi un meilleur taux de détection par notre algorithme.

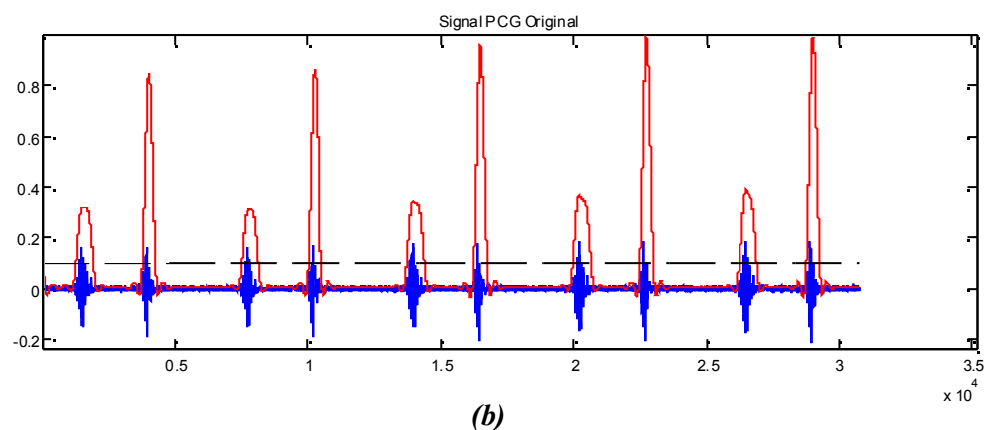
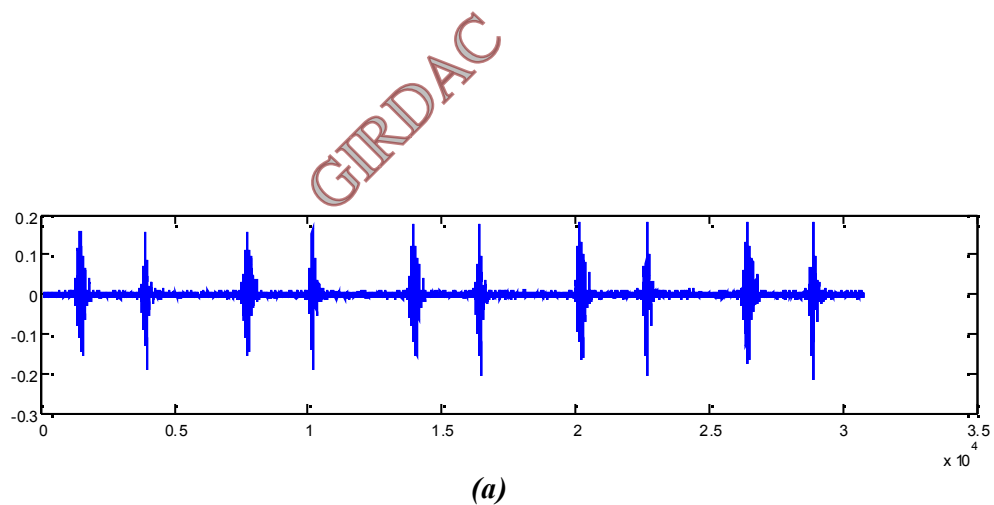
### 2.2.5 Détections des débuts et fins des bruits cardiaques

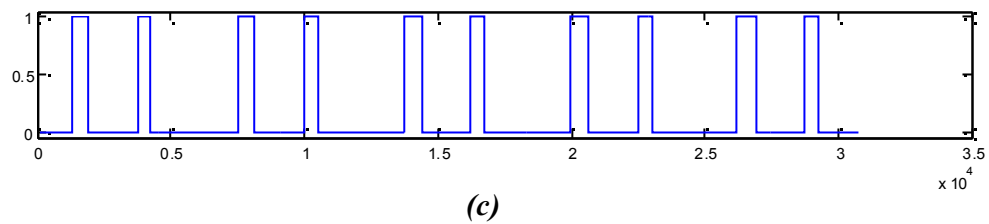
Après la localisation des pics des lobes énergétiques des deux bruits cardiaques B1 et B2, nous procédons à la détection des instants de début et fin de chaque bruit cardiaque.

Pour cela, le choix de la valeur du seuil déterminera les minima latéraux de chaque lobe énergétique.

A partir de ce résultat, nous pouvons créer des fenêtres qui correspondent aux endroits des différents bruits cardiaques.

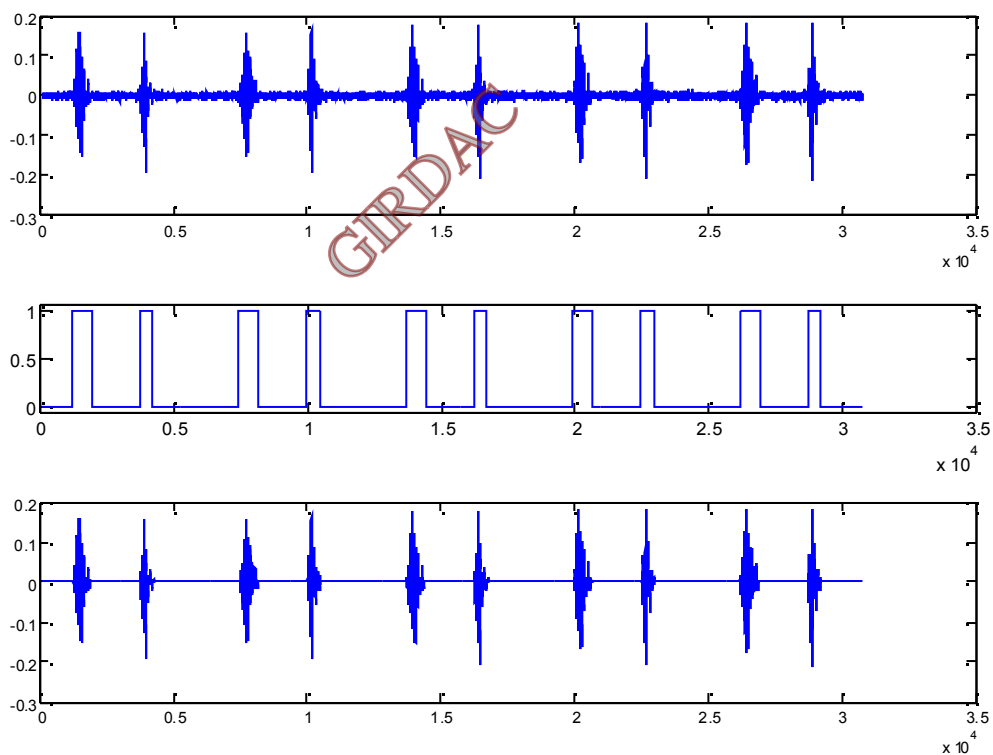
La figure 2.17 suivante illustre la localisation des fenêtres temporelles qui correspondent aux instants des débuts et fins des bruits cardiaques B1 et B2 pour un signal phonocardiogramme PCG d'un sujet sain.





**Figure 2.17** (a) *Signal Phonocardiogramme normal*, (b) *son énergie de Shannon normalisée* et (c) *les fenêtres temporelles correspondantes aux bruits cardiaques B1 et B2.*

La multiplication du signal phonocardiogramme original par ces fenêtres temporelles permet d'obtenir un signal qui contient uniquement les bruits cardiaques B1 et B2 segmentés comme illustré dans la figure 2.18 suivante.



**Figure 2.18** *Segmentation des bruits cardiaques B1 et B2.*

## 2.2.6 Identification des bruits B1 et des bruits B2

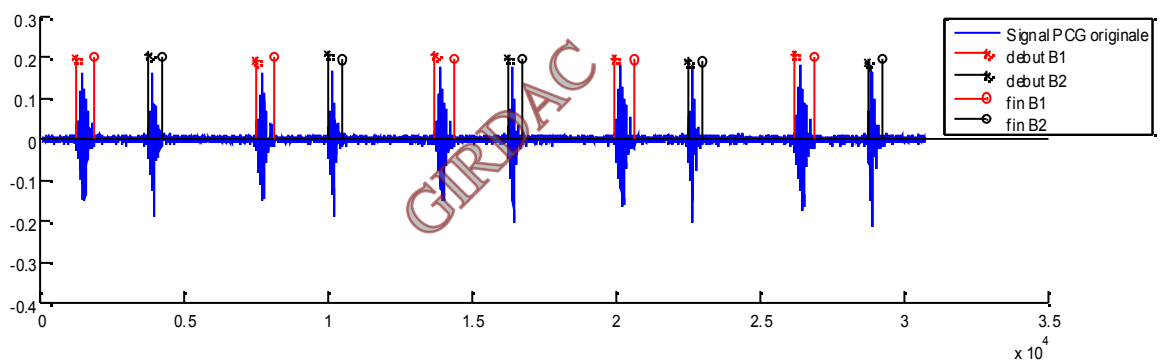
L'identification des bruits cardiaques B1 et B2 est accomplie a travers la comparaison des écarts entre deux bruits consécutifs.

La comparaison est faite comme suit :

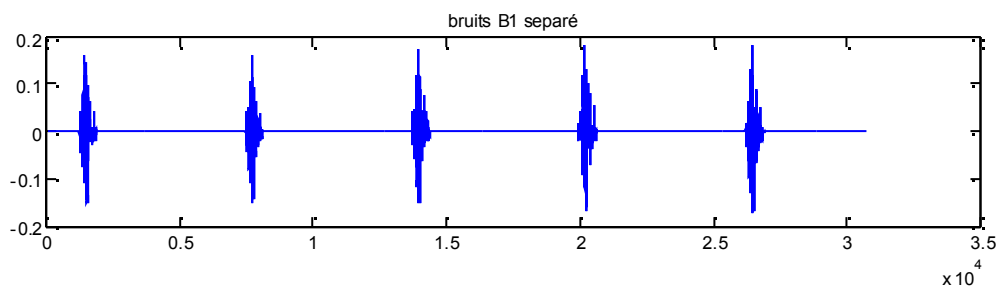
- le bruit B1 se trouve entre deux bruits dont l'écart avec le suivant est inférieur à l'écart avec le précédent.
- De même pour le deuxième bruit B2, il se trouve entre deux bruits dont l'écart avec le suivant est supérieur à l'écart avec le précédent.

Ces tests de comparaison permettent d'identifier les bruits B1 et B2 séparément.

La figure 2.19 suivante illustre la séparation entre les bruits B1 et B2 avec l'identification des débuts et fins de chaque bruit cardiaque.



Les bruits B1 tracés séparément sont illustrés sur la figure 2.20.



Les bruits B1 tracés séparément sont illustrés sur la figure 2.20.

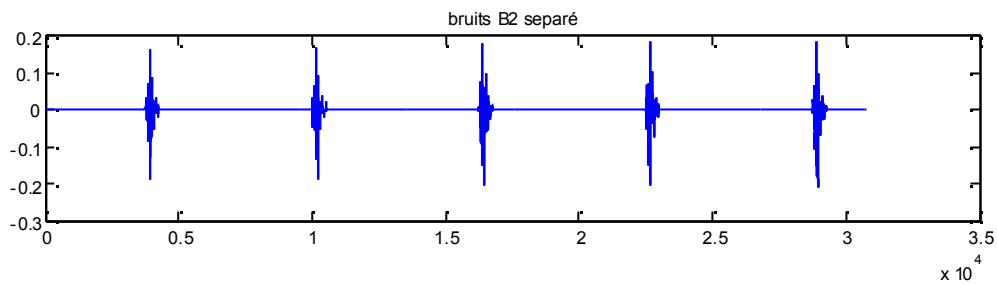


Figure 2.21 Bruits B2 séparés

### 2.2.7 Calcul de durées des bruits B1 et B2

L'application de notre algorithme de séparation des bruits cardiaques nous permet de localiser les débuts et de fins de chaque bruit et par conséquent, ça nous permet d'apprécier les durées de chaque bruit cardiaque ainsi que la durée du cycle cardiaque.

Les résultats obtenus pour le signal PCG présenté dans la figure 2.19 sont regroupés dans le tableau suivant :

Cycle cardiaque	Durée du bruit B1 (ms)	Durée du bruit B2 (ms)	Durée du CC (repère : B1)	Durée du CC (repère : B2)
No. 1	89,7	60,7	777,6	778,5
No. 2	89,9	61,0	777,3	778,6
No. 3	91,2	61,4	779,3	779
No. 4	92,2	61,5	779,7	779,6
No 5	92,4	61,7	--	--

Tableau2-1– Durées des bruits B1 et B2 et du cycle cardiaque (CC) ; sujet normal

Le tableau suivant donne le rythme cardiaque moyen ainsi que la durée moyenne de chacun des bruits :

Grandeur	Valeur moyenne
Bruit B1	91,08
Bruit B2	61,26
Durée du CC (repère : B1)	778,5

**Tableau2-2 – Valeurs moyennes des durées des bruits B1 et B2 et du rythme cardiaque ;  
sujet normal**

La phase systolique a une durée réduite par rapport à la phase diastolique.

Cependant, le passage du sang dans les cavités du myocarde ainsi que l'éjection du sang au cours du bruit B1 (91,08 ms) dure plus longtemps que pour le deuxième bruit B2 (61,26 ms).

La durée de chaque bruit est alors proportionnelle à la quantité de sang éjectée.

La durée moyenne du cycle cardiaque calculée à partir des résultats du Tableau 2.2 en utilisant le B1 comme repère est de 77 bpm (battements par minute).

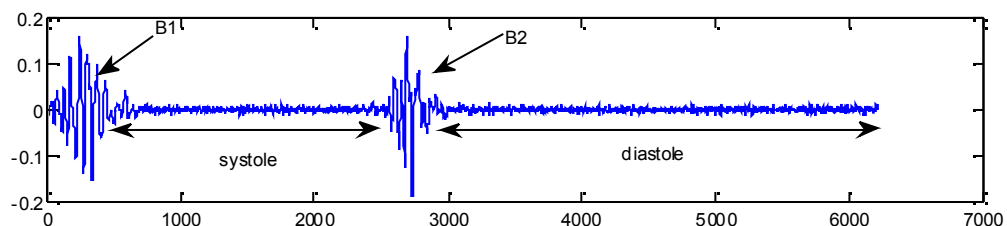
### 2.2.8 Segmentation des battements cardiaques

La détection des débuts et fins des bruits cardiaques nous permet de segmenter le signal PCG en battements cardiaques

Un battement cardiaque contient les deux bruits B1 et B2 en plus des deux phases systolique et diastolique.

Nous avons pris une fenêtre temporelle qui représente un cycle cardiaque et qui commence du début de l'actuel bruit B1 jusqu'au début du prochain bruit B1.

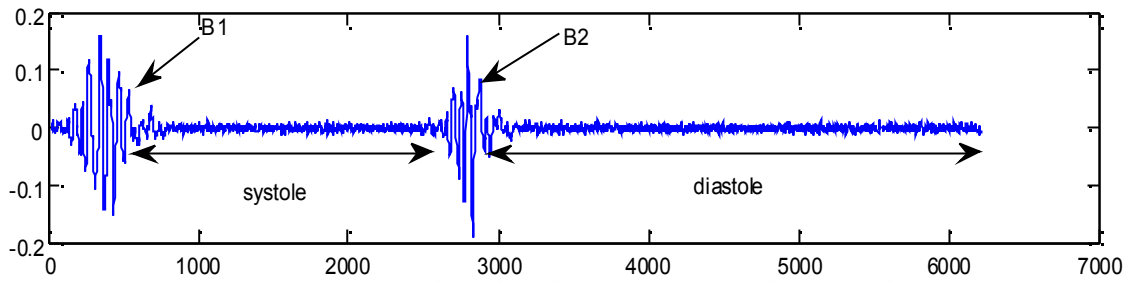
La figure 2.22 illustre le premier battement cardiaque extrait à partir du signal PCG présenté dans la figure 2.19.



**Figure 2.22 Battement segmenté (sujet sain)**

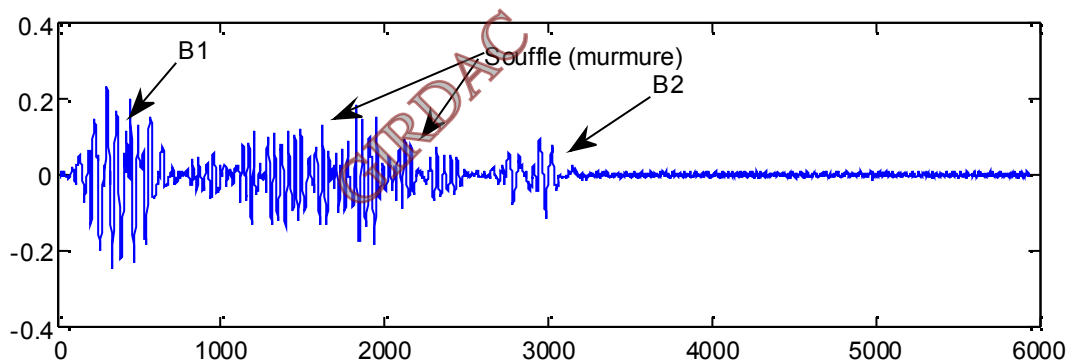
Nous remarquons que l'essentiel de l'information est contenu autour des deux bruits B1 et B2.

Pour ne pas perdre des informations au début du cycle cardiaque, nous avons décalé la fenêtre temporelle de 0,1 seconde ce qui correspond à 80 échantillons dans le cas d'une fréquence d'échantillonnage standard pour les signaux audio  $F_s$  égale à 8012 Hz. Ce qui est illustré dans la figure 2.23 suivante.



**Figure 2.23** *Battement segmenté après décalage de la fenêtre de détection (Sujet sain)*

La figure 2.24 suivante illustre la segmentation d'un battement pathologique qui présente un souffle entre les deux bruits B1 et B2.



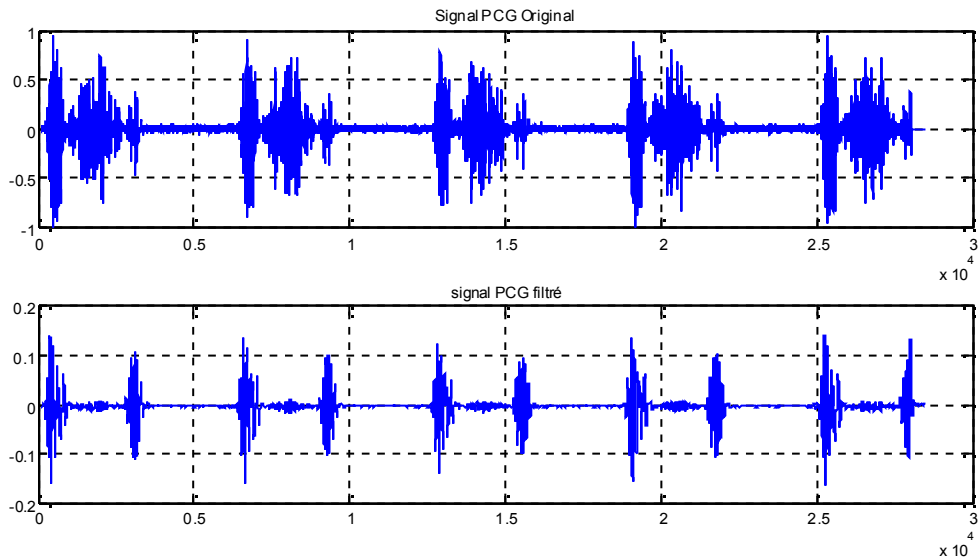
**Figure 2.24** *Battement segmenté après décalage de la fenêtre de détection*

## 2.3 Application de l'algorithme sur des cas pathologique

Pour tester la robustesse de notre algorithme dans d'autres conditions, nous l'avons appliqué sur un signal PCG pathologique réel (sténose aortique)

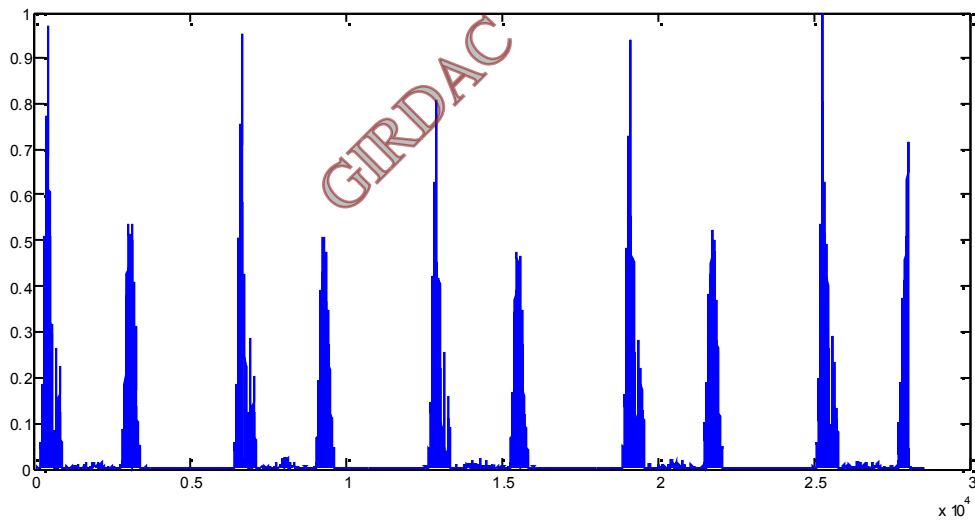
La figure 2.25 illustre l'allure du signal PCG pathologique et l'effet du filtrage sur la minimisation des bruits indésirables ainsi que la mise en valeur des deux bruits cardiaques B1 et B2 par rapport au souffle





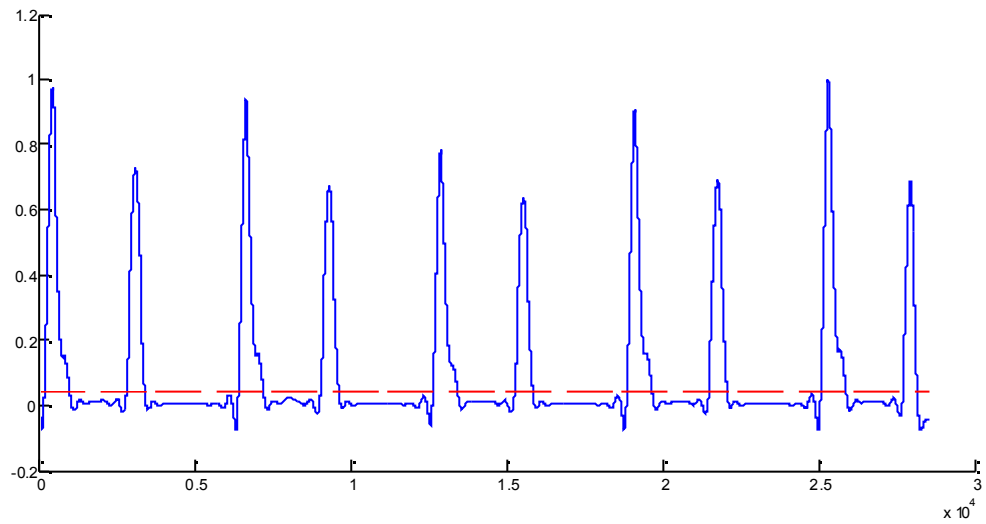
**Figure 2.25 Filtrage du signal PCG pathologique  
(Sténose aortique)**

Le calcul de l'énergie de Shannon normalisée est illustré dans la figure 2.26



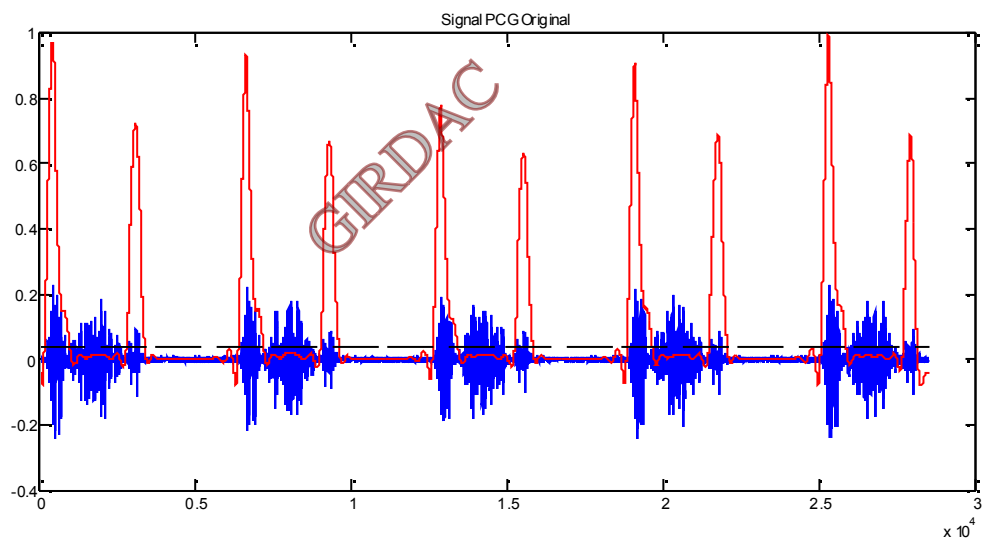
**Figure 2.26 Energie de Shannon d'un PCG pathologique filtré**

L'enveloppe de l'énergie détectée est illustrée dans la figure 2.27, avec la fixation du seuil utile pour la délimitation des instants de débuts et de fins des bruits cardiaques.



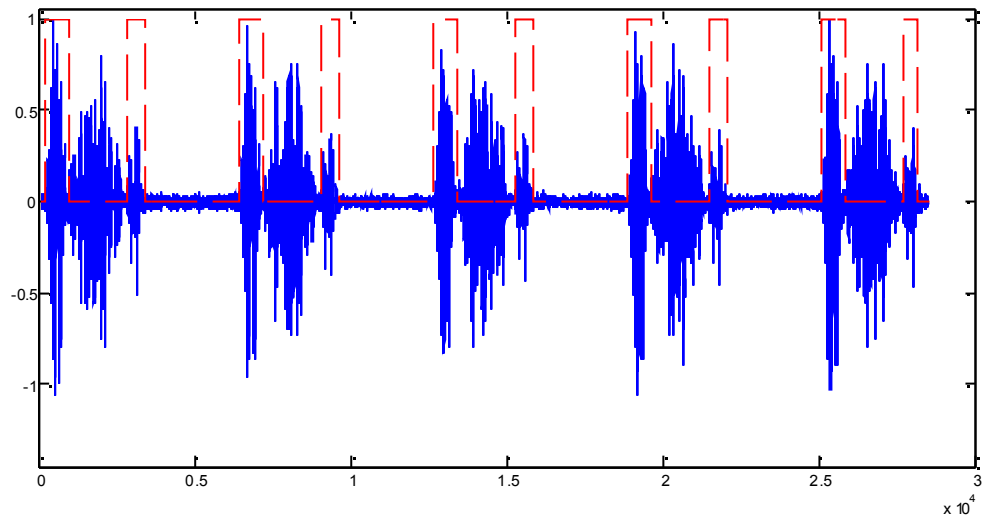
**Figure 2.27** *Enveloppe de l'énergie avec la fixation du seuil*

La figure 2.28 suivante illustre l'énergie avec le signal original.



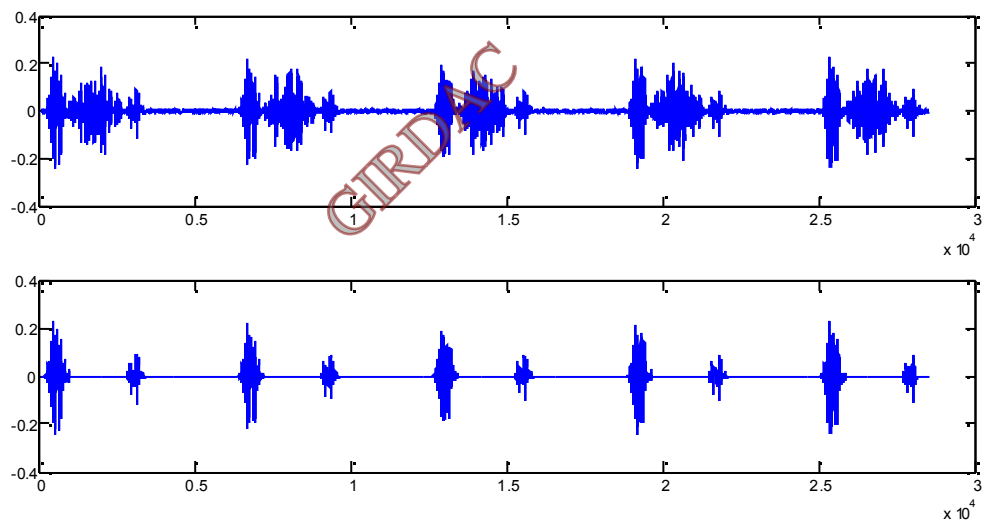
**Figure 2.28** *Enveloppe de l'énergie avec le signal original.*

La figure 2.29 suivante illustre les fenêtres temporelles qui permettent de délimiter les débuts et fins des bruits cardiaques.



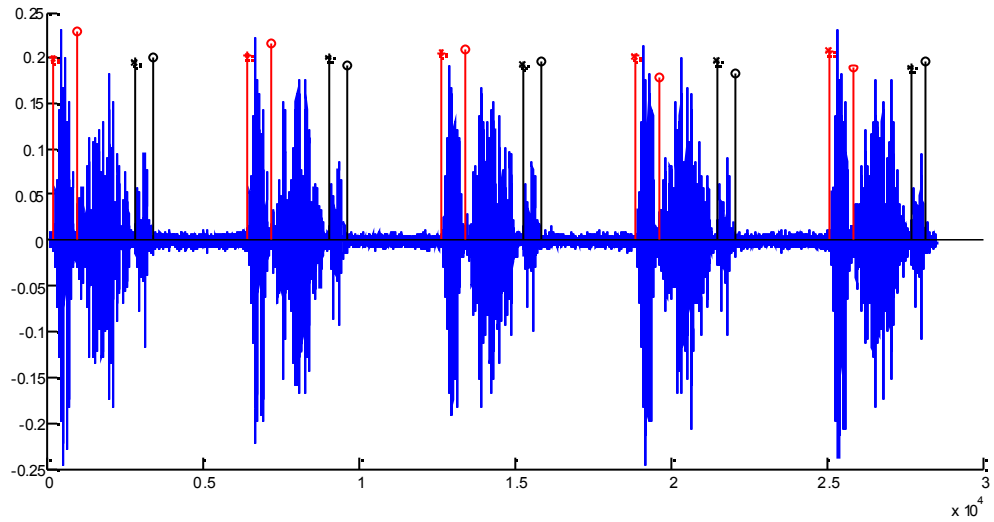
**Figure 2.29** *délimitation des bruits cardiaques B1 et B2*

La figure 2.30 illustre le signal original et le résultat de segmentation des deux bruits cardiaques B1 et B1.



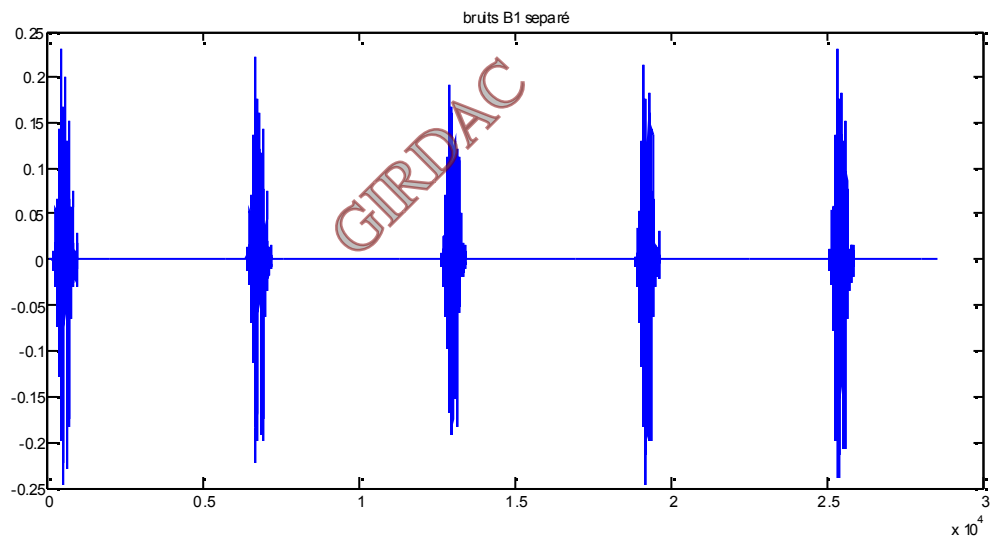
**Figure 2.30** *(a) Signal PCG original et (b) segmenté*

La figure 2.31 illustre la détection des instants des débuts et fins de chaque bruit cardiaque.



**Figure 2.31** *Détection des débuts et fins des bruits B1 et B2*

Ainsi la séparation des bruits B1 et B2 est illustrée dans les deux figure 2.32 et 2.33 respectivement.



**Figure 2.32** Bruits B1 séparés (sujet pathologique)

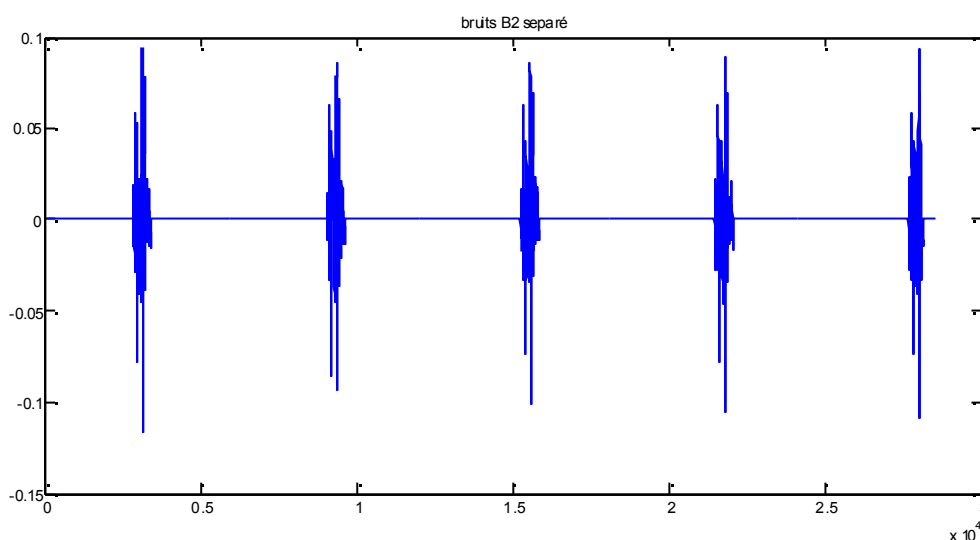


Figure 2.33 Bruits B2 séparés (sujet pathologique).

## 2.4 Performance de l'algorithme de détection

L'algorithme de segmentation a été testé sur plusieurs types de signaux phonocardiographiques en utilisant la base de données *Bentley* [Ben'11].

Les signaux PCG de la base de données ont été recueillis à partir de deux sources:

- **Dataset (A)** : des enregistrements du grand public via l'application *ISthethoscope Pro* sur un iPhone,
- **Dataset (B)** : des enregistrements en clinique dans les hôpitaux en utilisant le stéthoscope numérique *DigiScope*.

Les signaux PCG de la base de données sont annotés par des médecins sur la position des deux bruits cardiaques B1 et B2. Ce qui nous donne la possibilité de juger l'efficacité de notre algorithme de segmentation.

La performance de l'algorithme de segmentation est illustrée dans les deux tableaux 2.3 et 2.4

Enregistrement	Type	Nombre de battements	B1			B2			Total bruits détectés		
			détecté	Non détecté	%	détecté	Non détecté	%	détecté	Non détecté	%
201102081321	N	13	13	0	100%	13	0	100%	26	0	100%
201102260502	N	8	8	0	100%	8	0	100%	16	0	100%
201103090635	N	13	13	0	100%	13	0	100%	26	0	100%
201103140132	N	9	9	0	100%	6	3	67,33%	15	3	83,33%
201103140822	N	6	6	0	100%	5	1	83,33%	11	1	91,66%
201103151912	N	6	6	0	100%	5	1	83,33%	11	1	91,66%
201103221214	N	5	5	0	100%	5	0	100%	10	0	100%
201104141251	N	9	9	0	100%	7	2	77,78%	16	2	88,89%
201105011626	N	20	20	0	100%	20	0	100%	40	0	100%

201105021654	N	7	7	0	100%	7	0	100%	14	0	100%
201105021804	N	15	15	0	100%	15	0	100%	30	0	100%
201105151450	N	9	9	0	100%	9	0	100%	18	0	100%
201106111136	N	6	6	0	100%	5	1	83,33%	11	1	91,66%
201106141148	N	8	8	0	100%	8	0	100%	16	0	100%
201106210943	N	7	7	0	100%	6	1	85,71%	13	1	92,95%
201106221418	N	8	8	0	100%	8	0	100%	16	0	100%
201106221450	N	11	11	0	100%	11	0	100%	22	0	100%
201108011112	N	9	9	0	100%	7	2	77,78%	16	2	88,89%
201108011114	N	7	7	0	100%	7	0	100%	14	0	100%
201108011115	N	9	9	0	100%	9	0	100%	18	0	100%
201108011118	N	12	12	0	100%	12	0	100%	24	0	100%
<b>Total</b>	<b>N</b>	<b>197</b>	<b>197</b>	<b>0</b>	<b>100%</b>	<b>186</b>	<b>11</b>	<b>94,41%</b>	<b>383</b>	<b>11</b>	<b>97,20%</b>

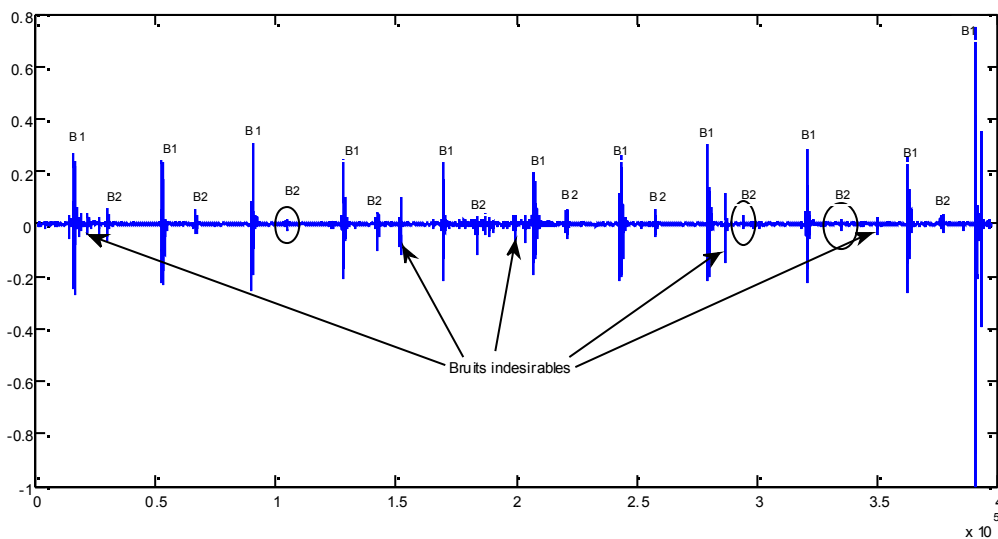
**Tableau 2.3 Résultats de segmentation sur des signaux PCG normaux.**

Les résultats de segmentation des bruits B1 et B2 obtenus sur des signaux PCG normaux sont présentés dans le tableau 2.3. Nous remarquons que notre algorithme permet de localiser 100% de bruits B1 et 94,41% de bruits B2 avec un taux de classification global de 97,29%.

Cela est expliqué par le fait que l'intensité du bruit B1 est plus grande que celle du bruit B2, ce qui favorise la totale détection des bruits B1.

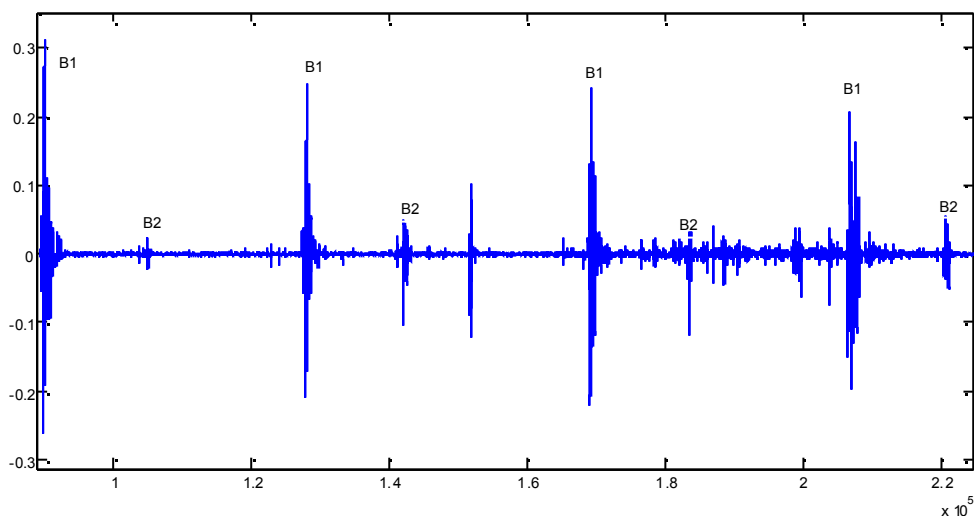
Le plus faible taux de détection est pour l'enregistrement « **201103140132** ».

Le signal PCG original de l'enregistrement **201103140132** est illustré dans la figure 3.34 suivante



**Figure 2.34** Signal PCG original du patient « **201103140132** »

Un zoom entre le troisième et le sixième cycle cardiaque du signal précédent est illustré dans la figure 3.35 suivante



**Figure 2.35** Zoom sur le signal PCG du patient « 201103140132 »

Nous remarquons que la qualité de l'enregistrement est mauvaise puisque l'intensité des bruits B2 est très faible et contient des bruits indésirables comparables aux bruits cardiaques et plus souvent plus intense que les bruits B2. Même avec un seuil très petit (à 98 % du maximum), certains bruits B2 n'ont pas été détectés.

GIRDAC

Enregistrement	Type	Nombre de battements	B1			B2			Total bruits détectés		
			détecté	Non détecté	%	détecté	Non détecté	%	détecté	Non détecté	%
201108222258	P	9	8	1	88,89%	8	1	88,89%	16	2	88,89%
201108222256	P	7	7	0	100%	7	0	100%	14	0	100%
<b>201108222255</b>	<b>P</b>	<b>11</b>	<b>0</b>	<b>11</b>	<b>0%</b>	<b>11</b>	<b>0</b>	<b>100%</b>	<b>11</b>	<b>11</b>	<b>50%</b>
201108222253	P	11	7	4	63,64%	7	4	63,64%	14	8	63,64%
201108222252	P	9	9	0	100%	9	0	100%	18	0	100%
<b>201108222251</b>	<b>P</b>	<b>7</b>	<b>0</b>	<b>7</b>	<b>0%</b>	<b>7</b>	<b>0</b>	<b>100%</b>	<b>7</b>	<b>7</b>	<b>50%</b>
201108222248	P	9	9	0	100%	9	0	100%	18	0	100%
201108222246	P	9	9	0	100%	9	0	100%	18	0	100%
201108222245	P	7	7	0	100%	7	0	100%	14	0	100%
<b>201108222243</b>	<b>P</b>	<b>8</b>	<b>8</b>	<b>0</b>	<b>100%</b>	<b>8</b>	<b>0</b>	<b>100%</b>	<b>16</b>	<b>0</b>	<b>100%</b>
201108222238	P	12	10	2	83,33%	10	2	83,33%	20	4	83,33%
201108222237	P	9	8	1	88,89%	8	1	88,89%	16	2	88,89%
201108222236	P	7	7	0	100%	7	0	100%	14	0	100%
201108222235	P	9	9	0	100%	9	0	100%	18	0	100%

201108222233	P	9	9	0	100%	9	0	100%	18	0	100%
<i>Total</i>		<i>133</i>	<i>107</i>	<i>26</i>	<i>80,45%</i>	<i>125</i>	<i>8</i>	<i>93,98%</i>	<i>232</i>	<i>34</i>	<i>87,22%</i>

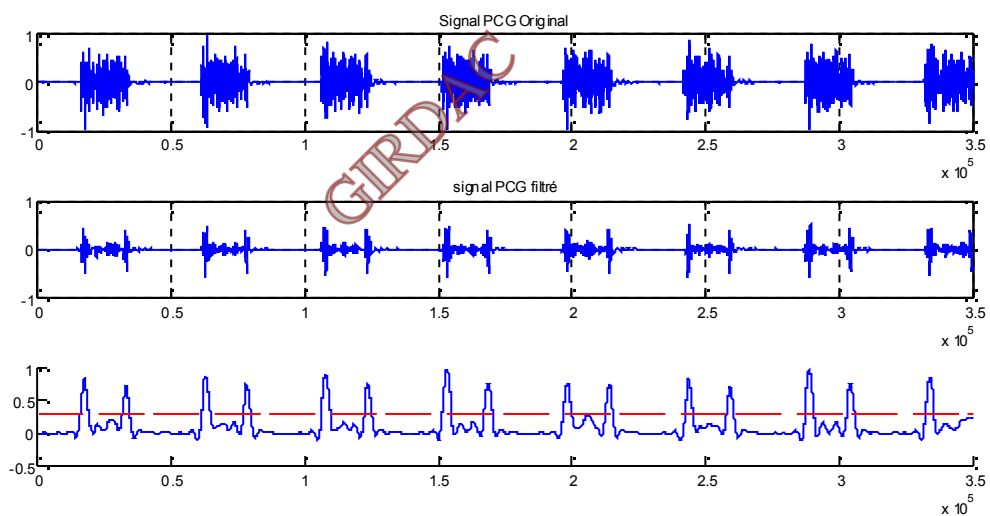
**Tableau 2.4 Résultats de segmentation sur des signaux PCG pathologiques.**

Les résultats de segmentation des bruits B1 et B2 obtenus sur des signaux PCG pathologiques sont présentés dans le tableau 2.4. Nous remarquons que notre algorithme permet de localiser 80,45% de bruits B1 et 93,98% de bruits B2 avec un taux de classification global de 87,22%.

Nous remarquons que le taux de classification est inférieur par rapport au taux de classification des battements PCG normaux.

Nous remarquons aussi qu'il y a plusieurs signaux pathologiques où le taux de classifications est 100% comme le signal « 201108222243 » illustré dans la figure 3.36. Par contre certains signaux le taux est moindre comme les signaux illustrés dans les figures 3.37 et 3.38 respectivement.

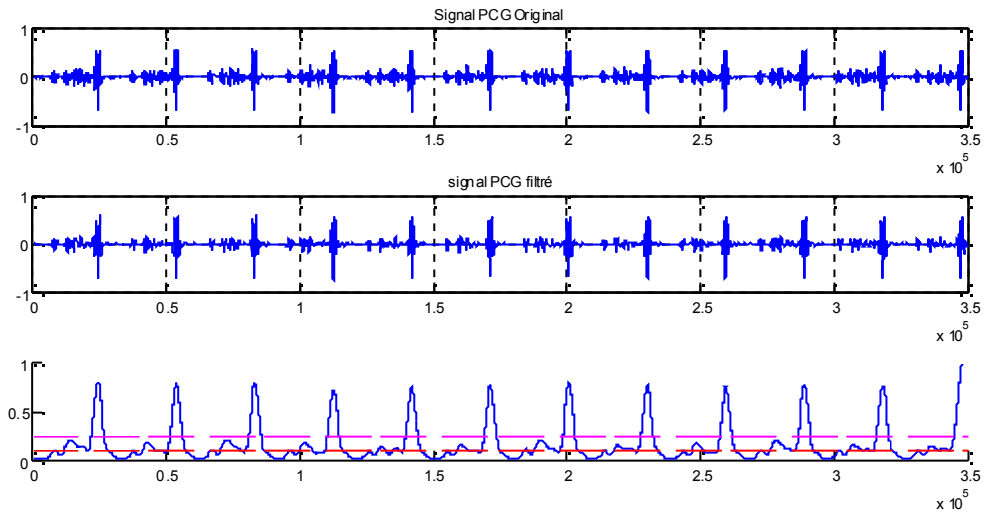
Le signal PCG original de l'enregistrement 201108222243 est illustré dans la figure 3.36 suivante



**Figure 2.36** Signal PCG de l'enregistrement '201108222243'

Le signal PCG original de l'enregistrement '201108222255' est illustré dans la figure 3.37 suivante :



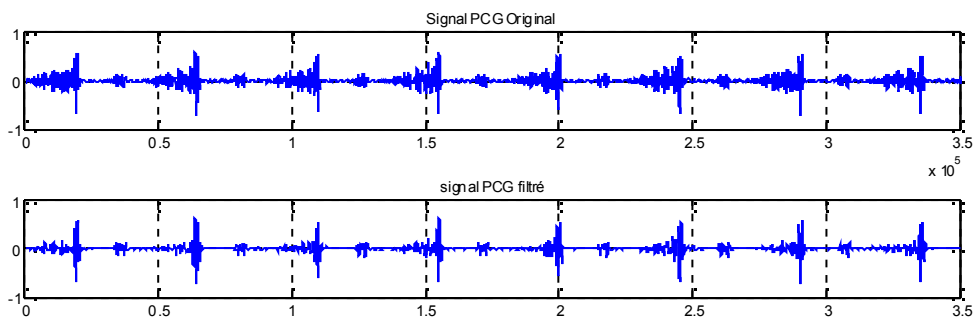


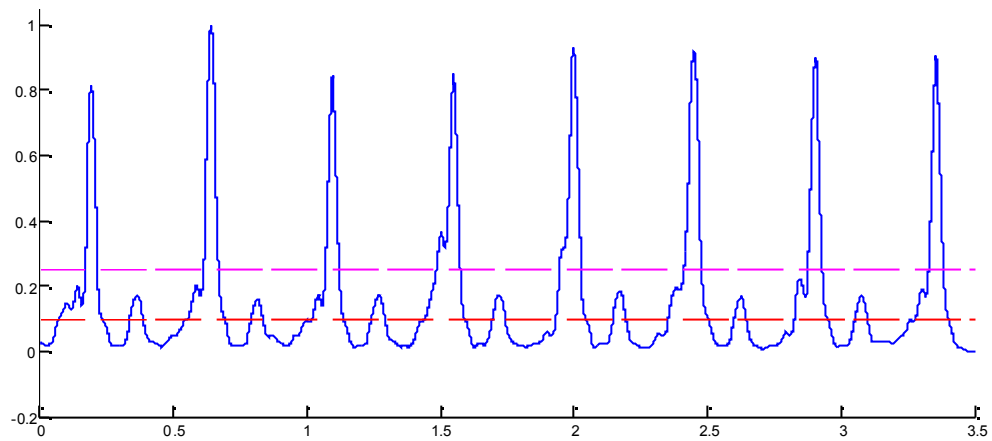
**Figure 2.37** Signal PCG de l'enregistrement '201108222255'

Nous remarquons que l'intensité des bruits B1 est très atténuée ce qui ne permet pas une bonne détection de ces bruits. Seuls les bruits B2 apparaissent clairement, ce qui donne une détection à 100% des B2 et 0% de B1.

GIRDAC

Finalement, le signal PCG original de l'enregistrement '201108222251' est illustré dans la figure 3.38 suivante :





**Figure 2.38** Signal PCG de l'enregistrement '201108222251'

Nous remarquons que la pathologie est très sévère et ainsi les bruits B1 sont submergés par les murmures et aussi l'intensité des B2 est très atténuée.

En choisissant un seuil très petit (en couleur rouge), nous détectons les bruits B2 à 100% mais la détection des B1 est fautive à 100% parce qu'elle contient les B1 et les murmures ensemble.

En choisissant un seuil un peu plus grand (en couleur mauve), la détection des B1 est à 100% correcte au détriment de la non-détection des B2.

GIRDAC

## Conclusion :

L'algorithme de séparation des bruits cardiaques que nous avons développé permet de segmenter le signal Phonocardiographique en battements cardiaques PCG et de calculer par la suite différents paramètres temporels : les durées des bruits cardiaques B1 et B2, les durées des phases systoliques et diastoliques ainsi que le rythme cardiaque.

Le principe que nous avons adopté se base sur le contenu énergétique des bruits cardiaques avec un seuillage adaptatif pour la rejection des fausses détections.

Les résultats que nous avons obtenus sont prometteurs avec un taux de détection global de 97,20 pour les cas normaux et de 87,22 % pour les cas pathologiques.

Le travail présenté dans ce chapitre constitue la première étape de notre travail qui est la segmentation des battements PCG. L'étape suivante est la classification automatique de ces battements PCG et qui sera abordée dans la suite de ce travail.

GIRDAC

# Chapitre 3

---

## Réseaux de neurones artificiels

GIRDAC

## Introduction

La classification fait partie de plusieurs systèmes d'aide au diagnostics médicales. Il s'agit de trouver une application qui permet de classer un ensemble d'objets (enregistrements des phonocardiogramme, électrocardiogrammes, encéphalogrammes), selon des descripteurs choisis. Ces descripteurs sont effectués à l'aide des propriétés et des conditions relatif aux classes choisies, ensuite les objets qui vérifient les propriétés et les conditions sont classés.

La technique de classification la plus utilisée est les Réseaux de Neurones Artificiels (RNA), Cette technique est caractérisée par sa propriété d'approximation universelle, sa vitesse de décision et sa bonne capacité de généralisation.

Ce chapitre présente un préambule général sur les principes de base dans les réseaux de neurones artificiels qui vont être utilisés dans le cadre de ce travail.

### 3.1. Historique sur les réseaux de neurones

Les réseaux de neurones artificiels (RNA) se sont développés pour la première fois à partir de l'hypothèse que le comportement intelligent de l'être humain émerge de la structure et du comportement des éléments de base de son cerveau qui s'appellent « les neurones biologiques ». Un réseau de neurone artificiel est un modèle mathématique de calcul dont la conception est très schématiquement inspirée du fonctionnement des vrais neurones biologiques.

Les réseaux de neurones ont été étudiés depuis les années « 1940 » avec les travaux de McCulloch [McC'43]. Les idées de base de cette technique viennent de la recherche cognitive, d'où vient le nom "réseau de neurones".

Cette technique intéressait beaucoup de chercheurs dans cette époque, mais beaucoup de cet intérêt disparaît après un article de Minsky et Papert [Min'69], qui a montré l'impossibilité de faire par exemple le OU exclusif avec les réseaux de neurones existants.

La recherche était finalement relancée au début des années « 1980 » après un quasi-oubli d'une vingtaine d'années. La cause de l'intérêt soudain était l'apparition de nouvelles architectures de réseaux de neurones. Entre autres la possibilité de construire des réseaux en plusieurs couches était importante, car elle permettait notamment de résoudre le problème du OU exclusif.

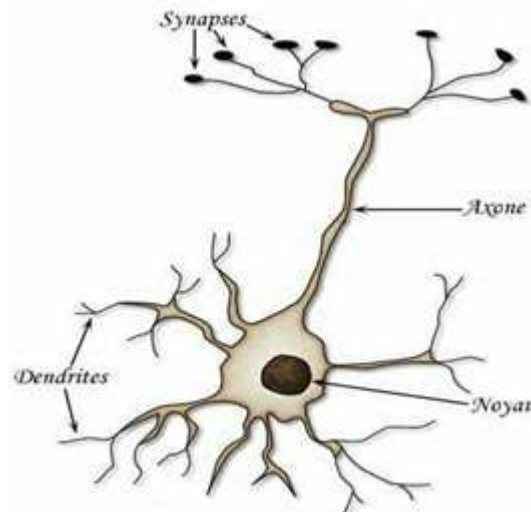
### 3.2. Neurone artificiel et neurone biologique

Les réseaux de neurones artificiels représentent une tentative de modélisation mathématique de cerveau humain. Les premiers travaux datent de 1943 et sont proposés par les deux

neurologues Warren Mc Culloch et Walter Pitts [McC'43]. Ils présentent un modèle mathématique assez simple pour les neurones biologiques.

### 3.2.1. Neurone biologique

Le modèle biologique illustré dans la figure 3.1 décrit un modèle simple du neurone biologique qui a servi à la mise en place des premiers neurones artificiels.



**Figure 3.1:** Le neurone biologique

Dans le cerveau, les neurones sont reliés entre eux par l'intermédiaire d'axones et de dendrites. Ce sont des sortes de filaments qui permettent de véhiculer des messages depuis un neurone vers un autre. Les dendrites représentent les entrées du neurone et son axone sa sortie.

Un neurone émet un signal en fonction des signaux qui lui proviennent des autres neurones. On observe au niveau d'un neurone un ensemble de signaux reçus au cours du temps. Quand la somme dépasse un certain seuil, le neurone émet à son tour un signal électrique [McC'43].

Les synapses permettent la transmission des signaux entre l'axone et les dendrites.

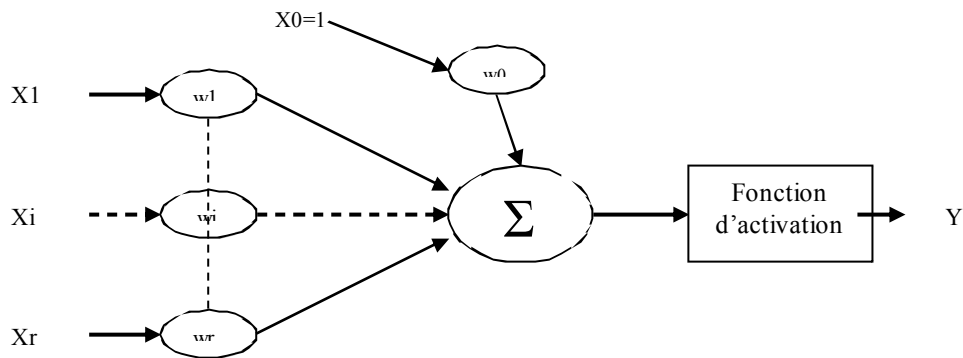
Quand un signal arrive au niveau de ces jonctions, un autre signal électrique est émis de l'autre côté. En fait, suivant le type de la synapse, l'activité d'un neurone peut renforcer ou diminuer l'activité de ses voisins. On parle ainsi de synapse excitatrice ou inhibitrice [McC43].

### 3.2.2. Neurone artificiel (formel)

Un neurone formel est une simple unité de traitement (simple processeur), qui regroupe les caractéristiques et le fonctionnement d'un neurone biologique décrit dans le paragraphe précédent. Il fut introduit pour la première fois par Mc Culloch et Pitts [McC'43].

En s'appuyant sur les propriétés des neurones biologiques connues à cette époque, issues d'observations neurophysiologiques et anatomiques, McCulloch et Pitts proposent un modèle simple de neurone formel. Il s'agit d'un neurone binaire, c'est-à-dire dont la sortie vaut 0 ou 1. Pour calculer cette sortie, le neurone effectue une somme pondérée de ses entrées (qui, en tant

que sorties d'autres neurones formels, valent aussi 0 ou 1) puis applique une fonction d'activation à seuil : si la somme pondérée dépasse une certaine valeur, la sortie du neurone est 1, sinon elle vaut 0. La figure 3.2 montre la structure d'un neurone artificiel.



**Figure.3.2 :** Le neurone artificiel

Chaque neurone reçoit un nombre variable d'entrées en provenance de plusieurs neurones.

A chacune de ces entrées est associée un poids '  $W_i$  ' abréviation de Weight (poids en Français) représentatif de la force de la connexion.

Chaque neurone élémentaire est doté d'une fonction de transfert (fonction d'activation) qui donne une sortie unique 'Y', et se ramifie ensuite pour alimenter un nombre variable de neurones avals.

Ainsi la sortie Y est calculée en deux étapes :

Le calcul de la somme pondérée des  $X_i$

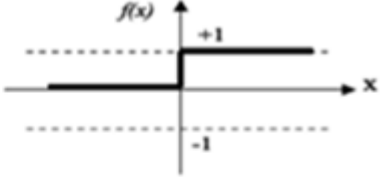
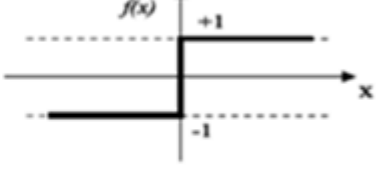
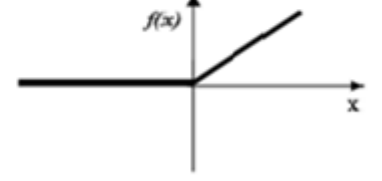
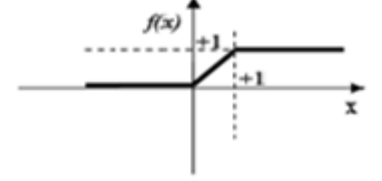
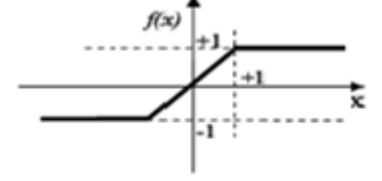
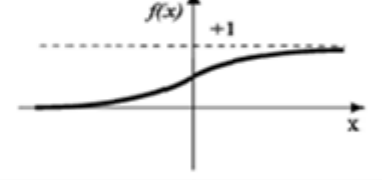
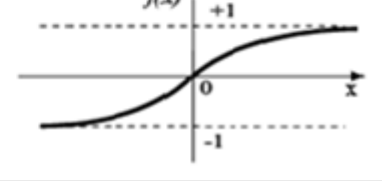
Une fonction f appliqué au résultat de cette somme

$$Y = f \left( w_0 + \sum_{i=1}^r w_i X_i \right) = f \left( \sum_{i=0}^r w_i X_i \right) \quad (3.1)$$

Pour le modèle proposé par Mc Culloch et Pitts, la fonction d'activation f est une fonction seuil comme le neurone biologique. (Voir tableau 3.1) [McC'43].

Pour des considérations théoriques, le neurone de Mc Culloch et Pitts a été généralisé de différentes manières, en choisissant d'autres types de fonctions d'activation.

Les plus courantes sont présentées sur le tableau 3.1, avec leurs équations mathématiques.

Seuil	Binaire (fonction de Heaviside)	$f(x) \begin{cases} 0 \text{ si } x < 0 \\ 1 \text{ si } x \geq 0 \end{cases}$	
	Signe	$f(x) \begin{cases} 1 \text{ si } x > 0 \\ -1 \text{ si } x \leq 0 \end{cases}$	
Linéaire	Linéaire positif	$f(x) \begin{cases} 1 \text{ si } x < 0 \\ x \text{ si } x \geq 0 \end{cases}$	
	Saturé positif	$f(x) \begin{cases} 0 \text{ si } x < 0 \\ 1 \text{ si } x \geq 1 \\ x \text{ si non} \end{cases}$	
	Saturé symétrique	$f(x) \begin{cases} -1 \text{ si } x \leq -1 \\ 1 \text{ si } x \geq 1 \\ x \text{ si non} \end{cases}$	
Non linéaire	Logistique (sigmoïde)	$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$	
	Tan-sigmoïde (tanh)	$f(x) = \frac{2}{1 + e^{-x}} - 1$	

*Tab.3.1 : Les fonctions d'activation*

On remarque qu'à la différence des neurones biologiques dont l'état est binaire, la plupart des fonctions de transfert sont continue et offrent une infinité de valeurs comprises dans l'intervalle  $[0, +1]$  ou  $[-1, +1]$ .

### 3.3. Architectures des réseaux de neurones

Un seul neurone élémentaire est limité en applications, en effet un neurone réalise une simple fonction sur la somme pondérée de ses entrées.



L'intérêt des neurones artificiels réside dans les propriétés qui résultent de leur association dans une structure. Cette association de plusieurs neurones formels constitue un réseau de neurones.

Le comportement collectif ainsi obtenu permet de réaliser des fonctions d'ordre supérieur par rapport à la fonction élémentaire réalisée par un seul neurone.

Dans un tel réseau, les entrées d'un neurone sont soit les entrées du réseau globale, soit les sorties d'autres neurones.

Suivant la logique d'interconnexion choisie, les réseaux de neurones se distinguent en deux grandes familles :

- Les réseaux non bouclés (statique)
- Les réseaux bouclés (dynamique)

### 3.3.1. Les Réseaux non bouclés "FEED-FORWARD"

Ils sont appelés aussi réseaux de type perceptron ou réseaux statiques, ce sont des réseaux dans lesquels l'information se propage de couche en couche sans possibilité de retour en arrière.

#### 3.3.1.1. Les Perceptrons

##### *Le perceptron monocouche*

C'est historiquement le premier réseau de neurone qui a été utilisé, c'est le perceptron de Rosenblatt [Ros'59]. C'est un réseau simple, puisque il ne se compose que d'une couche d'entrée et d'une couche de sortie. Il est inspiré du système visuel et de ce fait a été conçu dans un but de reconnaissance des formes. Cependant, il peut aussi être utilisé pour faire de la classification et pour résoudre des opérations logiques simples (tel "ET" ou "OU"). Sa principale limite est qu'il ne peut résoudre que des problèmes linéairement séparables.

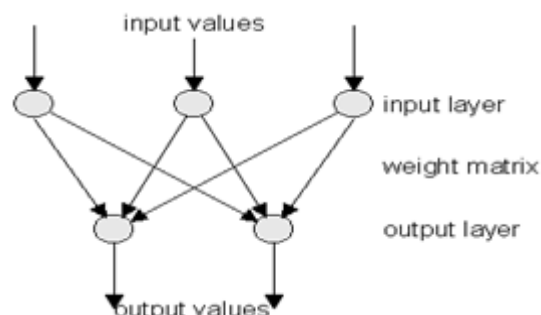
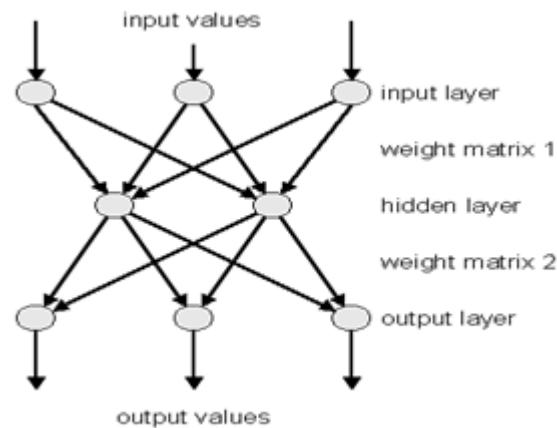


Figure 3.3 : Perceptron de Rosenblatt

##### *Le perceptron multicouche*

C'est une extension du précédent, avec une ou plusieurs couches cachées entre l'entrée et la sortie. Chaque neurone dans une couche est connecté à tous les neurones de la couche précédente

et de la couche suivante (excepté pour les couches d'entrée et de sortie) et il n'y a pas de connexions entre les cellules d'une même couche. Les fonctions d'activation utilisées dans ce type de réseaux sont principalement les fonctions à seuil ou sigmoïdes. Il peut résoudre des problèmes non linéairement séparables et des problèmes logiques plus compliqués, et notamment le fameux problème du XOR (ou exclusif). Il suit aussi un apprentissage supervisé selon la règle de correction de l'erreur.



**Figure.3.4** : *Perceptron multicouche*

### 3.3.1.2. Les réseaux à fonction radiale (RBF)

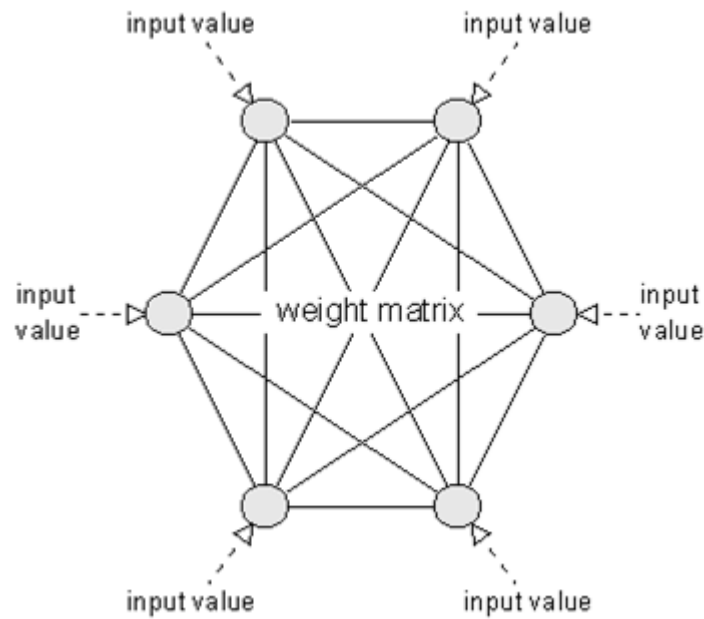
Les réseaux à fonction radiale RBF ("Radial Basic Functions") sont des réseaux dont l'architecture est un cas spécial des réseaux PMC avec lesquels ils présentent des similitudes. Cependant, ils travaillent avec une seule couche cachée et les fonctions d'activation utilisées dans ce modèle sont des fonctions Gaussiennes. Les RBF seront donc employés dans les mêmes types de problèmes que les PMC à savoir, en classification, en approximation de fonctions ou pour des problèmes de reconnaissance de forme.

### 3.3.2. Les Réseaux bouclés "FEED-BACK"

Les réseaux bouclés sont appelés aussi réseaux récurrents ou réseaux dynamiques, ce sont des réseaux dans lesquels il y a retour en arrière de l'information.

#### 3.3. 2.1. Les réseaux de Hopfield

Ces réseaux sont des réseaux récursifs, un peu plus complexes que les perceptrons multicouches. Chaque nœud est connecté à tous les autres et les changements de valeurs de nœuds s'enchaînent en cascade jusqu'à un état stable. Ces réseaux sont bien adaptés à la reconnaissance de formes. [Hop87]



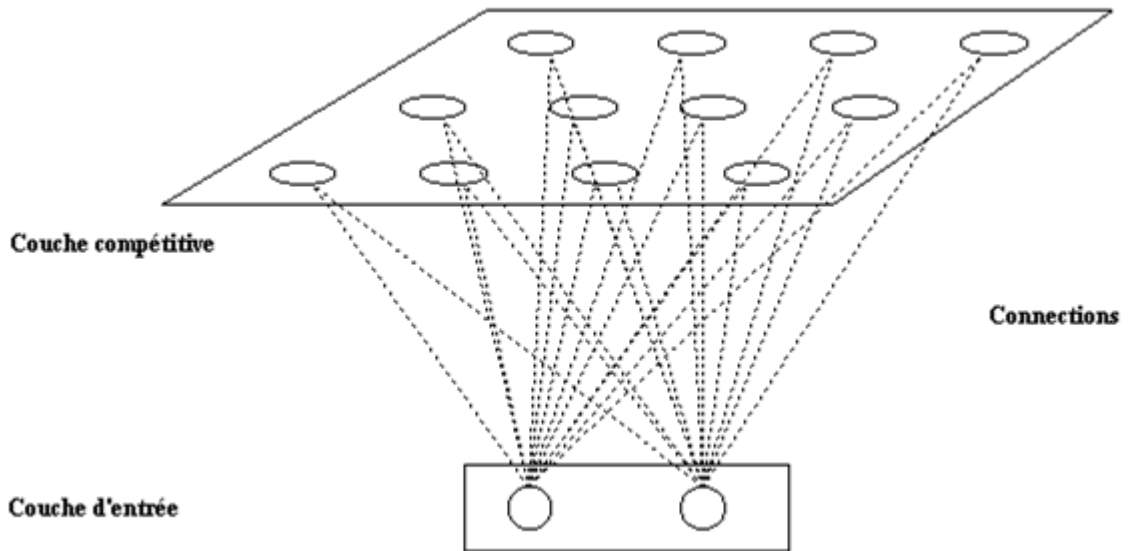
*Figure 3.5 : Réseau de Hopfield*

### *3.3. 2.2. Les cartes auto organisatrices de Kohonen*

Contrairement aux réseaux de Hopfield où les neurones sont modélisés de la façon la plus simple possible, on recherche ici un modèle de neurone plus proche de la réalité. Ces réseaux sont inspirés des observations biologiques du fonctionnement des systèmes nerveux de perception des mammifères [Koh'90].

Un réseau de Kohonen est constitué :

- Une couche d'entrée: Tout individu à classer est représenté par un vecteur multidimensionnel (le vecteur d'entrée).A chaque individu est affecté un neurone qui représente le centre de la classe.
- Une couche de sortie (ou couche de compétition) : Les neurones de cette couche entrent en compétition. Seuls les meilleurs gagnent

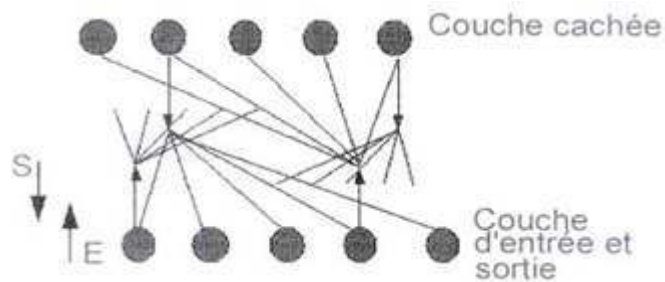


*Figure.3.6 : Réseau de Kohonen*

### 3.3.2.3. Les ART

Le principe général du modèle ART (Adaptative Resonance Theorie) conçu par Carpenter et Grossberg est de créer un système d'apprentissage autonome capable de réunir adaptation et stabilité (compromis à effectuer entre plasticité et rigidité synaptique). Le problème d'un système trop plastique est qu'il peut apprendre des informations même si elles ne sont pas pertinentes ou oublier des informations apprises. A l'inverse, un système trop rigide empêche tout apprentissage.

La résolution de ce dilemme entre plasticité et stabilité est donc centrale à toute recherche visant à comprendre ou créer un système capable d'apprendre de manière autonome. Une description complète des équations régissant le modèle ART peut être trouvée dans [Gro'88] [Gro'91].



*Figure.3.7 : Réseau ART*

### 3.3.3. Récapitulation

Les différents réseaux de neurones peuvent être classés comme dans le schéma ci-dessous (Figure 3.8) :

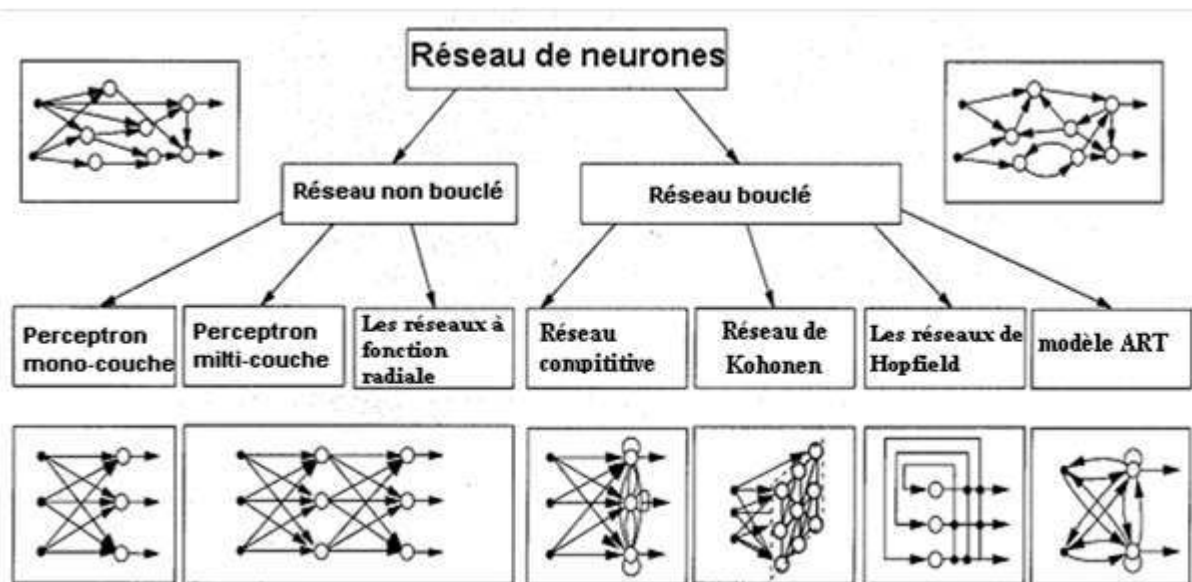


Figure 3.8: schéma général des différentes topologies des réseaux de neurones

### 3.4. Apprentissage des réseaux de neurones

L'apprentissage est le but principal du développement de modèles à base des réseaux de neurones. Il est réalisé par la modification des poids de connexion du réseau (les poids synaptiques  $w_i$ ), généralement par des algorithmes spécifiques, afin d'obtenir des valeurs optimales appropriées à ces poids.

A la fin de cette opération on converge vers un fonctionnement de réseau, le plus possible adapté au problème qu'on désire résoudre, toute en fournissant un certain nombre d'exemples d'apprentissage (base d'apprentissage).

La base d'apprentissage pour un réseau est constituée de  $N$  exemples, chacun d'entre eux est composé d'un vecteur d'entrées et d'un vecteur des sorties désirées correspondantes à l'entrée. Pour un problème de classification (comme notre cas) la sortie est un scalaire qui désigne la classe de sortie pour un vecteur d'entrées donné.

Suivant la règle utilisé pour l'apprentissage, on distingue trois principaux types d'apprentissages :

- L'apprentissage non supervisé.
- L'apprentissage supervisé.
- L'apprentissage par renforcement

### 3.4.1. L'apprentissage non supervisé

Appelé aussi classification automatique ou apprentissage sans professeur, ce type d'apprentissage est utilisé dans le cas où on dispose d'une base d'apprentissage dont les classes de sorties sont inconnues [Dre' 02].

Le réseau doit détecter des points communs aux exemples présentés, par la modification des poids, afin de fournir la même sortie pour des entrées aux caractéristiques proches.

L'apprentissage non supervisé est bien adapté à la modélisation des données complexes (images, sons, ...), généralement des données symboliques [Bou'91], où l'on possède des règles moins précises qui gouverne le comportement de systèmes à modélisé par les réseaux de neurones.

### 3.4.2. L'apprentissage supervisé

L'apprentissage supervisé nécessite des exemples d'apprentissage qui sont constitués de couples : (vecteur d'entrée, valeur de sortie désirée) (base d'apprentissage).

Dans ce type d'apprentissage, le réseau s'adapte par comparaison entre le résultat qu'il a calculé (la sortie réelle), en fonction des entrées fournies, et la réponse attendue en sortie (la sortie désirée). Ainsi, le réseau va se modifier (modification des poids synaptique  $w_i$ ) jusqu'à ce qu'il trouve la bonne sortie, c'est-à-dire celle attendue, correspondante à une entrée donnée.

### 3.4.3. L'apprentissage par renforcement

L'apprentissage est de type par 'renforcement' lorsque le réseau de neurones interagit avec l'environnement. L'environnement donne une récompense pour une réponse satisfaisante du réseau et assigne une pénalité dans le cas contraire. Le réseau doit ainsi découvrir les réponses qui lui donnent un maximum de récompenses.

Le choix d'utiliser telle ou telle architecture de réseau de neurones, tel ou tel type d'apprentissage dépend de l'application mais aussi des capacités de traitement du système sur lequel ces architectures vont être implantées.

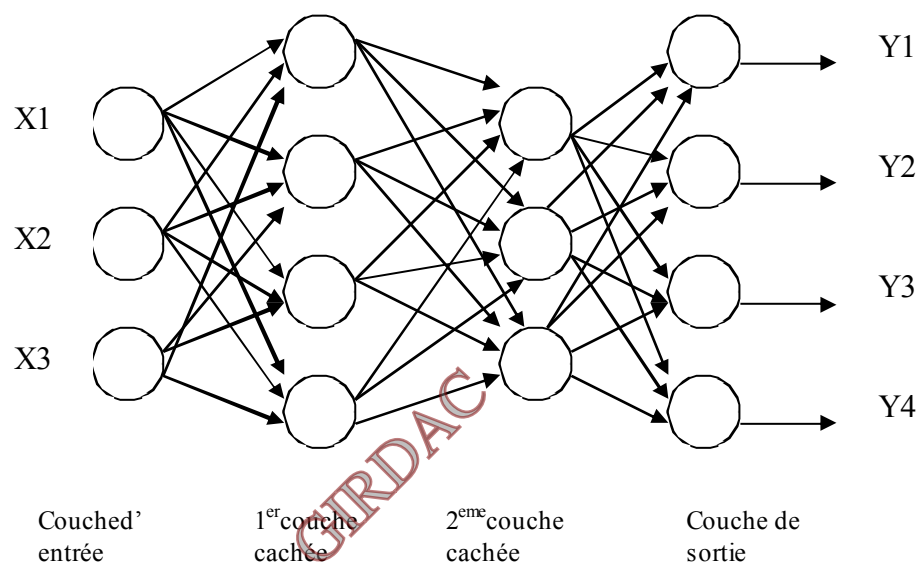
Nous nous limitons, dans ce chapitre, à l'apprentissage supervisé et plus particulièrement aux réseaux non bouclés c'est-à-dire les perceptrons multicouches.

L'algorithme d'apprentissage utilisé dans notre travail : est la rétro propagation des erreurs (détaillé au paragraphe suivant) car ce dernier est le mieux adapté à la modélisation statique par les perceptrons multicouches PMC.

## 3.5. Le perceptron multicouche

Les perceptrons multicouches PMC sont parmi les types des réseaux de neurones les plus utilisés. C'est un réseau de neurones artificiels organisé en couches, où l'information circule dans un seul sens, de la couche d'entrée vers la couche de sortie.

La figure 3.9 donne un exemple d'un réseau contenant une couche d'entrée, deux couches cachées et une couche de sortie. La couche d'entrée présente toujours une couche virtuelle associée aux entrées du système, elle ne contient aucun neurone. Les couches suivantes sont des couches de neurones. Dans l'exemple illustré (figure 3.9), il y a 3 neurones d'entrées, 4 neurones sur la première couche cachée, trois neurones sur la deuxième couche cachée et 4 neurones sur la couche de sortie



*Figure 3.9: Exemple d'un réseau de type PMC*

### 3.5.1. Mise en œuvre des perceptrons multicouches

La mise en œuvre des réseaux de neurones comporte à la fois une partie conception, dont l'objectif est de permettre de choisir la meilleure architecture possible, et une partie de calcul numérique, pour réaliser l'apprentissage d'un réseau de neurones [chi'05].

Dans le cas général, un PMC peut posséder un nombre de couches quelconque et un nombre de neurones par couche également quelconque, mais en vue de perfectionner le fonctionnement du PMC d'un côté et minimisé au maximum le temps de calcul d'autre part, on doit chercher une architecture optimale au point de vue nombre de couche et nombre de neurones par couche.

A partir d'une architecture de réseau de neurones donnée et des exemples disponibles (la base d'apprentissage), on détermine les poids synaptiques optimaux, par l'algorithme de la rétro-propagation des erreurs, pour que la sortie du modèle s'approche le plus possible de la sortie désirée.

### 3.5.2. L'apprentissage des perceptrons multicouches

L'apprentissage des perceptrons multicouches PMC est de type supervisé, il fait appel à des exemples.

Soit une base d'apprentissage constituée de  $N$  exemples, chacun étant constitué d'un vecteur  $x(n)$  appliqué aux entrées du réseau, et du vecteur ' $d(n)$ ' des valeurs désirées correspondantes pour les sorties, le vecteur ' $y(n)$ ' correspond à la sortie du réseau pour l'entrée ' $x(n)$ '.

On suppose aussi que le réseau de neurones possède un nombre ' $r$ ' de neurones de sortie.

L'apprentissage d'un réseau de neurones est défini comme un problème d'optimisation qui consiste à trouver les coefficients du réseau (poids synaptiques) minimisant une fonction d'erreur globale (fonction de coût). La définition de cette fonction de coût est primordiale, car celle-ci sert à mesurer l'écart entre les sorties désirées du modèle et les sorties du réseau observées.

La fonction la plus couramment utilisée est la fonction dite fonction d'erreur quadratique, dont la définition est :

Pour chaque exemple  $n$  ( $n \in N$ ) on calcule une fonction d'erreur quadratique :

$$e(n) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^r (d_j(n) - y_j(n))^2 \quad (3.2)$$

Pour tout l'ensemble d'apprentissage  $N$  on peut définir la fonction de coût (appelée aussi l'erreur quadratique moyenne EQM) :

$$E(n) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N e(n) \quad (3.3)$$

Le principe de l'algorithme d'apprentissage (la rétro-propagation) est de calculer la contribution des poids du réseau à cette erreur [Rum'86].

#### a. L'algorithme de la rétropropagation d'erreur

L'apprentissage du PMC est attaché à l'algorithme de la rétropropagation des erreurs, cet algorithme qui est utilisé par les réseaux multicouches consiste simplement en une descente de gradient, qui est une méthode mathématique d'optimisation universelle.

On cherche à minimiser une fonction de coût (qui représente l'erreur entre la sortie désirée et la sortie obtenue), en suivant les lignes de plus grande pente [Rum'86].

La mise en œuvre de cet algorithme nécessite un enchaînement des opérations mathématiques données comme suit [Par'04] :



Soit le couple  $(\vec{x}(n), \vec{d}(n))$  désignant le n-ième exemple d'apprentissage du réseau où :

$$\vec{x}(n) = \langle x_1(n), \dots, x_p(n) \rangle$$

$$\vec{d}(n) = \langle d_1(n), \dots, d_q(n) \rangle$$

Correspondent respectivement aux p entrées et aux q sorties désirées du système.

L'algorithme de la rétro-propagation consiste alors à mesurer l'erreur entre les sorties désirées, et les sorties observées  $\vec{y}(n)$  où  $\vec{y}(n) = \langle y_1(n), \dots, y_q(n) \rangle$  qui représente le résultat de la propagation vers l'avant des entrées  $\vec{x}(n)$  et à rétropropager cette erreur à travers les couches du réseau en allant des sorties vers les entrées [Rum'86].

L'algorithme de rétropropagation procède à l'adaptation des poids synaptiques neurone par neurone en commençant par la couche de sortie.

Soit l'erreur observée  $e_j(n)$  pour le neurone de sortie j et l'exemple d'entraînement (apprentissage) n :

$$e_j(n) = d_j(n) - y_j(n) \quad (3.4)$$

L'indice j représente le neurone pour lequel on veut adapter les poids.

L'objectif de l'algorithme est d'adapter les poids des connexions du réseau de manière à minimiser la somme des erreurs sur tous les neurones de sortie.

Soit  $E(n)$  la somme des erreurs quadratiques observées sur l'ensemble C des neurones de sorties :

$$E(n) = \frac{1}{2} \sum_{j \in C} e_j^2(n) \quad (3.5)$$

La sortie d'un neurone j de la couche de sortie est définie par :

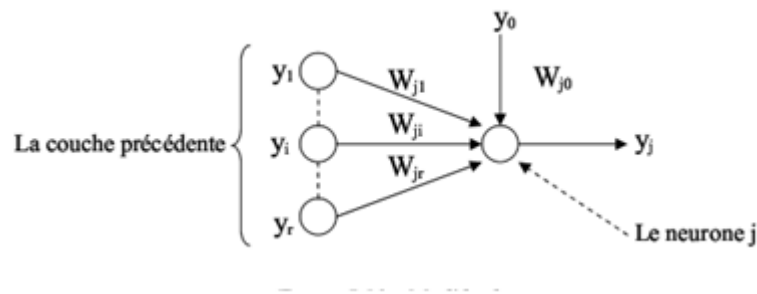
$$y_j(n) = \sigma \left[ \sum_{i=0}^r w_{ji}(n) \cdot y_i(n) \right] \quad (3.6)$$

Où :

$\sigma$  est la fonction d'activation du neurone  $j$ .

$w_{ji}$  est le poids de la connexion entre le neurone  $i$  de la couche précédente et le neurone  $j$  de la couche courante, et  $y_i$  est la sortie du neurone  $i$ .

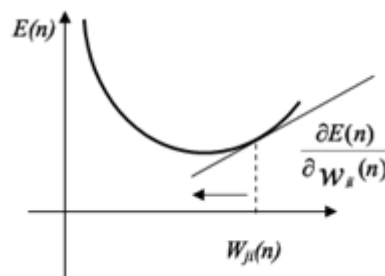
On suppose ici que la couche précédente contient  $r$  neurones numérotés de 1 à  $r$ , le poids  $w_{j0}$  correspond au biais (seuil) du neurone  $j$  et que l'entrée  $y_0(n) = 1$  (voir figure suivante 3.10)



**Figure 3.10 :** Modèle du neurone  $j$

Pour corriger l'erreur observée, il faut modifier le poids  $w_{ji}(n)$  dans le sens opposé au gradient

$\frac{\partial E(n)}{\partial w_{ji}(n)}$  de l'erreur [Rum'86]. (Voir figure 3.11)



**Figure 3.11:** Gradient de l'erreur total

Par la règle de chaînage des dérivées partielle on obtient :

$$\frac{\partial E(n)}{\partial w_{ji}(n)} = \frac{\partial E(n)}{\partial e_j(n)} \cdot \frac{\partial e_j(n)}{\partial y_j(n)} \cdot \frac{\partial y_j(n)}{\partial v_j(n)} \cdot \frac{\partial v_j(n)}{\partial w_{ji}(n)}$$

(3.7)

Avec :

$$v_j(n) = \sum_{i=0}^r w_{ji}(n) \cdot y_i(n) \quad (3.8)$$

Rappelons que  $y_j(n)$  est la sortie du neurone  $j$ ,  $v_i(n)$  est son entrée alors que  $y_i(n)$  est la sortie du neurone  $i$  de la couche précédente.

Et on exprime la variation de poids  $\Delta w_{ji}(n)$  sous la forme :

$$\Delta w_{ji}(n) = -\eta \cdot \frac{\partial E(n)}{\partial w_{ji}(n)} \quad (3.9)$$

Avec  $0 \leq \eta \leq 1$  représentant le taux d'apprentissage ou gain de l'algorithme [Rum'86].

L'évaluation de chaque terme du gradient donne :

$$\frac{\partial E(n)}{\partial e_j(n)} = \frac{1}{2} \cdot \frac{\partial e_j^2(n)}{\partial e_j(n)} = e_j(n) \quad (3.10)$$

$$\frac{\partial e_j(n)}{\partial y_j(n)} = \frac{\partial [d_j(n) - y_j(n)]}{\partial y_j(n)} = -1 \quad (3.11)$$

$$\frac{\partial y_j(n)}{\partial v_j(n)} = \frac{\partial [\sigma(v_j(n))]}{\partial v_j(n)} \quad (3.12)$$

Supposant que  $\sigma$  est une fonction sigmoïde. ce qui donne :

$$\sigma(v_j(n)) = \frac{1}{1 + \exp(-v_j(n))} \quad (3.13)$$

Alors :

$$\frac{\partial y_j(n)}{\partial v_j(n)} = \frac{\exp(-v_j(n))}{(1 + \exp(-v_j(n)))^2} \quad (3.14)$$

Or :

$$\frac{\partial y_j(n)}{\partial v_j(n)} = y_j(n) \cdot [1 - y_j(n)] \quad (3.15)$$

$$\frac{\partial v_j(n)}{\partial w_{ji}(n)} = \frac{\partial [\sum_{i=0}^r w_{ji}(n) \cdot y_i(n)]}{\partial w_{ji}(n)} = y_i(n) \quad (3.16)$$

Nous obtenons donc :

$$\frac{\partial E(n)}{\partial w_{ji}(n)} = -e_j(n) y_j(n) \cdot [1 - y_j(n)] \cdot y_i(n) \quad (3.17)$$

Et la règle du « delta » pour la couche de sortie s'exprime par :

$$\Delta w_{ji}(n) = -\eta \cdot \frac{\partial E(n)}{\partial w_{ji}(n)} = \eta \delta_j(n) \cdot y_i(n) \quad (3.18)$$

Avec :

$$\delta_j(n) = e_j(n) y_j(n) \cdot [1 - y_j(n)] \quad (3.19)$$

Considérons maintenant le cas des neurones sur la dernière couche caché (le cas des autres couches cachées est semblable).

- La variable  $n$  désignera toujours l'exemple d'entraînement
- Les indices  $i$  et  $j$  désignerons respectivement (comme précédemment) un neurone sur la couche précédente et un neurone sur la couche courante.
- L'indice  $k$  servira maintenant à désigner un neurone sur la couche suivante

Reprenons l'expression de la dérivée partielle de l'erreur totale  $E(n)$  par rapport à  $w_{ji}$  mais on ne dérivant pas par rapport à l'erreur  $e_j(n)$ , car celle-ci est inconnue dans le cas d'une couche cachée.

$$\frac{\partial E(n)}{\partial w_{\mu j}(n)} = \frac{\partial E(n)}{\partial y_j(n)} \cdot \frac{\partial y_j(n)}{\partial v_j(n)} \cdot \frac{\partial v_j(n)}{\partial w_{\mu j}(n)} \quad (3.20)$$

Par rapport aux résultats obtenus pour la couche de sortie, les deux derniers termes de cette équation restent inchangés, seul le premier terme sera évalué.

$$\frac{\partial E(n)}{\partial y_j(n)} = \frac{\partial [\frac{1}{2} \sum_{k \in c} e_k^2(n)]}{\partial y_j(n)} \quad (3.21)$$

$$\frac{\partial E(n)}{\partial y_j(n)} = \sum_{k \in c} [e_k(n) \cdot \frac{\partial e_k(n)}{\partial y_j(n)}] \quad (3.22)$$

$$\frac{\partial E(n)}{\partial y_j(n)} = \sum_{k \in c} [e_k(n) \cdot \frac{\partial e_k(n)}{\partial v_k(n)} \cdot \frac{\partial v_k(n)}{\partial y_j(n)}] \quad (3.23)$$

$$\frac{\partial E(n)}{\partial y_j(n)} = \sum_{k \in c} [e_k(n) \cdot \frac{\partial [d_k(n) - \sigma(v_k(n))]}{\partial v_k(n)} \cdot \frac{\partial v_k(n)}{\partial y_j(n)}] \quad (3.24)$$

$$\frac{\partial E(n)}{\partial y_j(n)} = \sum_{k \in c} [e_k(n) \cdot (-y_k(n) \cdot [1 - y_k(n)]) \cdot w_{kj}] \quad (3.25)$$

Ce qui donne :

$$\frac{\partial E(n)}{\partial y_j(n)} = - \sum_{k \in c} [\delta_k(n) \cdot w_{kj}(n)] \quad (3.26)$$

On remplaçant l'équation (3.26) dans l'équation (3.20), on obtient :

$$\frac{\partial E(n)}{\partial w_{\mu j}(n)} = - y_j(n) [1 - y_j(n)] \sum_{k \in c} [\delta_k(n) \cdot w_{kj}(n)] y_i(n) \quad (3.27)$$

Et :

$$\Delta w_{ji}(n) = -\eta \cdot \frac{\partial E(n)}{\partial w_{ji}(n)} = \eta \delta_j(n) \cdot y_i(n) \quad (3.28)$$

Avec :

$$\delta_j(n) = y_j(n) \cdot [1 - y_j(n)] \cdot \sum_{k \in c} [\delta_k(n) \cdot w_{kj}(n)] \quad (3.29)$$

On peut démontrer que les équations (3.28) et (3.29) sont valides pour toutes les couches cachées. Cependant, pour la première couche cachée du réseau, il faut remplacer la variable  $y_i(n)$  par l'entrée du réseau  $x_i(n)$ .

### b. Mise en œuvre de L'algorithme de la rétropropagation d'erreur

Nous allons maintenant utiliser ce qui précède pour résumer la mise en œuvre de l'algorithme de rétropropagation [Par'04].

#### Phase 1

Initialisation de tous les poids à de petites valeurs aléatoires

#### Phase 2

Pour chaque donnée d'entraînement  $n$  :

- Calculer des sorties observées en propageant les entrées vers l'avant ;
- Ajuster les poids en rétropropageant l'erreur observée :

$$w_{ji}(n) = w_{ji}(n-1) + \Delta w_{ji}(n) = w_{ji}(n-1) + \eta \delta_j(n) \cdot y_i(n) \quad (3.30)$$

Où le gradient local est défini par :

$$\delta_j(n) = e_j(n) \cdot y_j(n) \cdot (1 - y_j(n)) \quad \text{Pour la couche de sortie}$$

$$\delta_j(n) = y_j(n)(1 - y_j(n)) \sum_{k \in C} \delta_k(n) w_{kj}(n) \quad \text{Pour une couche cachée}$$

Avec  $0 \leq \eta \leq 1$  représentant le taux d'apprentissage.

Le choix de  $\eta$  est empirique :

- Si  $\eta$  est trop petit, le nombre d'itérations peut être très élevé,
- Si  $\eta$  est trop grand, les valeurs de la suite risquent d'osciller autour du minimum sans converger.

### Phase 3

Répéter les étapes 1 et 2 jusqu'à un nombre maximum d'itération ou jusqu'à ce que la valeur de l'erreur quadratique moyenne (EQM) soit inférieure à un certain seuil.

En effet, le but d'atteindre EQM inférieure à un seuil n'est pas sûre, alors pour éviter le problème de la boucle ouverte, on fixe un nombre d'itérations maximum, généralement l'ordre des centaines, dans ce cas là l'algorithme cherche à minimiser EQM en N itérations successive.

## Conclusion

GIRDAC

Après cette description des concepts théoriques fondamentaux des réseaux de neurones et plus particulièrement le perceptron multicouche (PMC) et son célèbre algorithme d'apprentissage « la rétropropagation de l'erreur », le chapitre suivant présente l'application des réseaux de neurones pour la classification des battements PCG.

# Chapitre 4

---

## Classification neuronale et résultats

GERDAC



## Introduction

Dans ce quatrième chapitre, nous nous intéressons au problème de classification des battements cardiaques et plus particulièrement, les battements cardiaques phonocardiographiques PCG.

La caractérisation des battements cardiaques par des paramètres pertinents constitue une étape primordiale afin d'avoir une bonne classification. En effet, l'algorithme de segmentation des bruits cardiaques que nous avons développé et présenté dans le chapitre II sera utilisé pour la partie caractérisation.

La classification automatique des battements cardiaque PCG est réalisée à travers l'implémentation d'un classifieur basé sur les réseaux de neurones artificiels que nous avons déjà présenté dans le chapitre III.

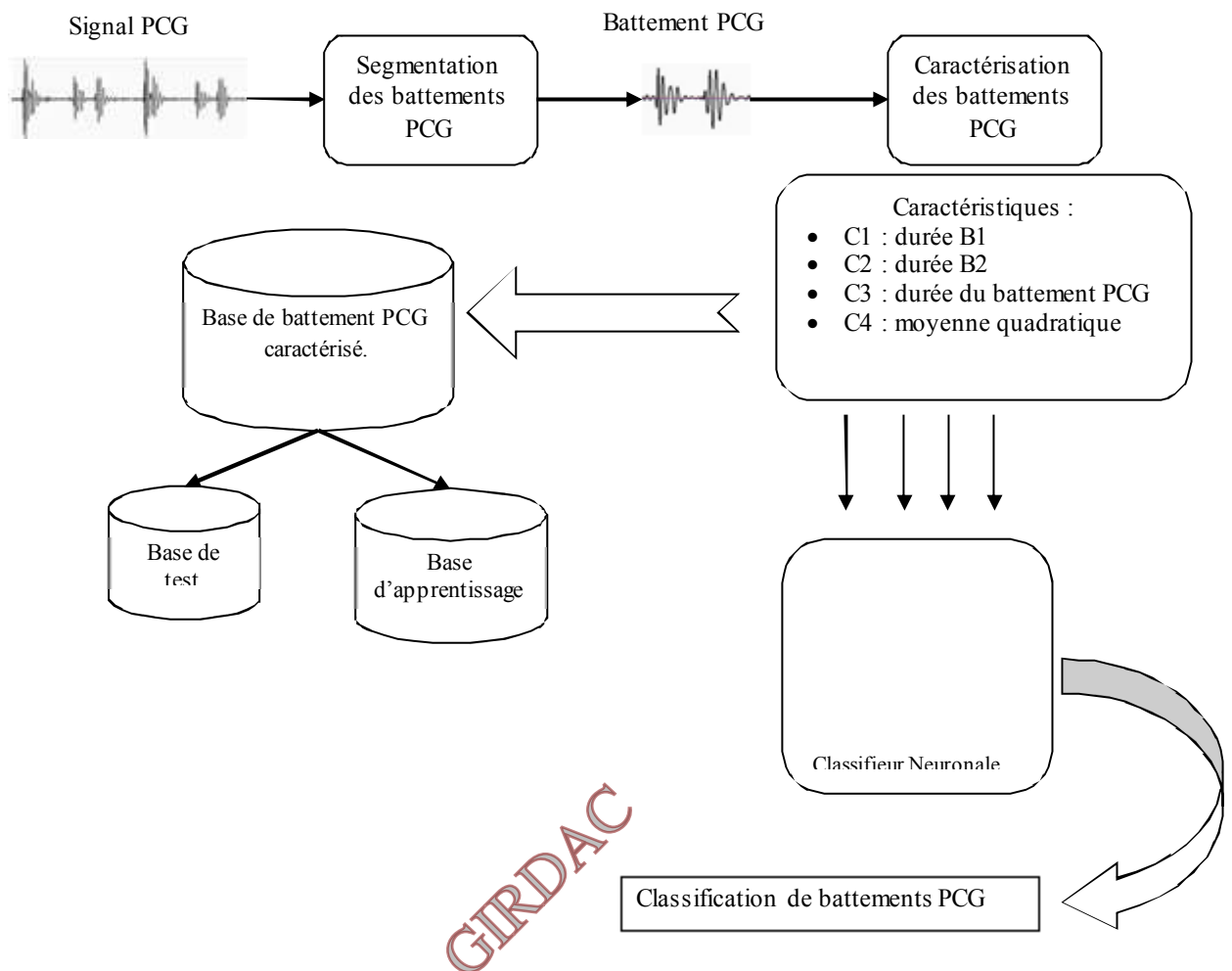
### 4.1. Méthodologie de travail

Le principal objectif de ce travail est le développement et l'implémentation d'un système automatique d'aide au diagnostique pour classifier et différencier entre les battements cardiaque PCG normaux et pathologiques.

La stratégie de notre travail est divisée en 4 étapes :

- Sélection de la base des signaux PCG.
- Segmentation des battements PCG.
- Sélection et extraction des descripteurs pour chaque battement PCG.
- Classification des battements PCG.
- Analyse des résultats.

Le schéma illustré dans la figure suivante 4.1 montre les différentes étapes nécessaires pour la construction de notre algorithme de classification des battements PCG.



**Figure 4.1 :** Schéma bloc général de la procédure de notre travail.

#### 4.1.1. Sélection de la base de signaux PCG

La source de nos signaux PCG est la base de données de Bentley [Ben'11]. Cette base se compose de 176 enregistrements audio du signal phonocardiogramme PCG.

Les fichiers audio sont de longueurs variables, entre 1 seconde et 30 secondes (certains ont été coupés pour réduire les parties qui contiennent trop de bruit). Ces enregistrements PCG sont échantillonnés à une fréquence de 44,1 kHz.

Chacun de ces enregistrements PCG est annoté par des cardiologues différents pour la localisation des bruits B1 et B2 et aussi de spécifier si le signal PCG est normal ou pathologique.

Les signaux PCG ont été recueillis à partir de deux sources:

- Dataset (A) : des enregistrements du grand public via l'application *IStethoscope Pro* sur un *iPhone*,

- Dataset (B) : des enregistrements en clinique dans les hôpitaux en utilisant le stéthoscope numérique DigiScope.

La figure 4.2 illustre l'application iStethoscope Pro et son inventeur Peter Bentley [Ben'11] entrain de faire l'enregistrement de ses bruits cardiaques. Il est a noter que cette application ne nécessite que l'utilisation d'un iPhone car elle exploite son microphone interne comme capteur et sa carte mémoire pour stocker les enregistrements.



(a)



(b)

**Figure 4.2 :** (a) Application *iStethoscope-Pro*, et (b) son inventeur Peter Bentley entrain d'enregistrer son signal PCG.

La figure 4.3 suivante illustre le stéthoscope professionnel « DigiScope » qui est utilisé dans le domaine cardiologique.

Il se base sur l'utilisation d'un microphone intégré à une tête de stéthoscope avec le circuit de mise en forme correspondant.



**Figure 4.3 :** Stéthoscope professionnel « Digi-Scope » permettant d'écouter et enregistrer les bruits cardiaques.

Les signaux collectés dans la base de Bentley sont regroupés en deux catégories :

- Catégorie Normal : signaux normaux
- Catégorie Pathologique : extrasystole, murmure, ...

Ces signaux peuvent contenir du bruit dans la dernière seconde et qui est dû au fait que à la fin de l'enregistrement l'appareil est retiré du corps.

Ils peuvent contenir une variété de bruits de fond (à cause du bruit de la circulation et des ondes radios).

Ils peuvent également contenir un bruit aléatoire occasionnel correspondant soit à la respiration, soit au frottement du microphone contre les vêtements ou la peau.

#### 4.1.2. Segmentation des battements PCG

Nous avons utilisé l'algorithme de séparation de bruits cardiaques B1 et B2 pour l'étape de segmentation des battements cardiaque PCG.

Cette étape est considérée comme primordiale car la suite du travail dépend énormément de cette étape. Une bonne segmentation des battements permet d'avoir une bonne classification par la suite.

La figure 4.4 suivante illustre deux types de battements segmentés

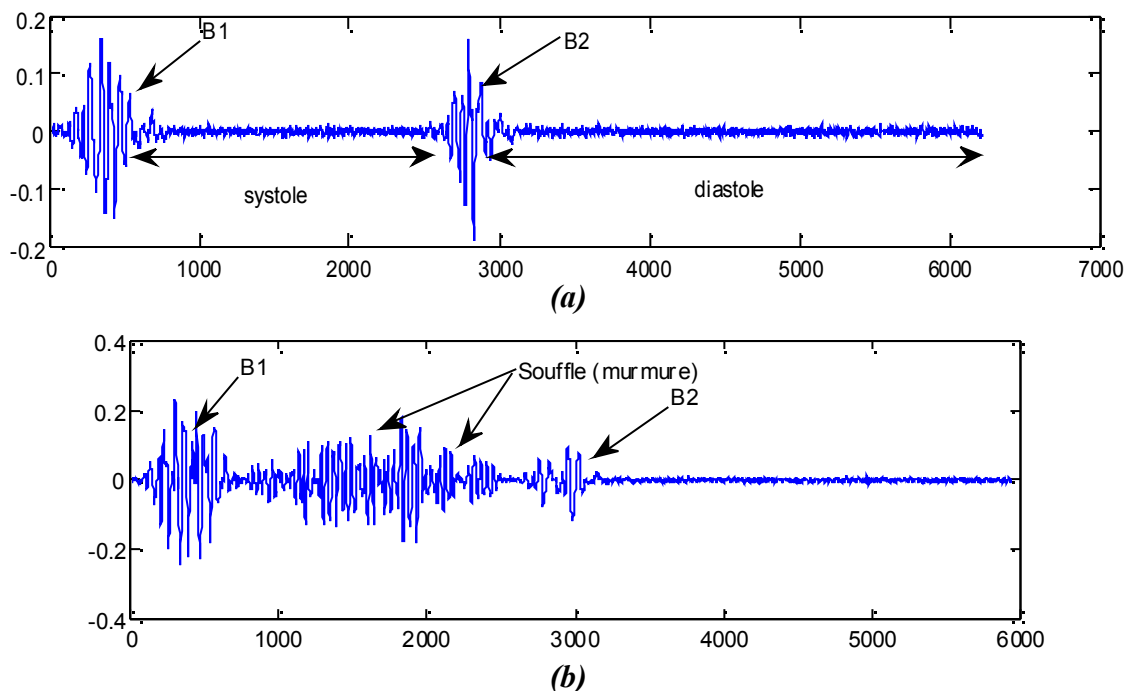


Figure 4.4 : Battement segmenté : (a) Normal et (b) Pathologique

### 4.1.3. Sélection et extraction des descripteurs pour chaque battement cardiaque PCG

La classification automatique des battements cardiaques PCG nécessite logiquement un détecteur automatique des descripteurs de chaque battement cardiaque.

La détection automatique des paramètres qui permettent une bonne caractérisation des battements cardiaques constitue en elle-même un axe de recherche où plusieurs chercheurs sont engagés.

Pour notre travail, nous avons utilisé l'algorithme que nous avons développé, implémenté et présenté dans le chapitre II. Cet algorithme se base sur le contenu énergétique des bruits cardiaques.

Par conséquent, nous avons opté pour la caractérisation de chaque battement PCG par un vecteur caractéristique contenant des paramètres représentatifs.

#### *Choix des paramètres :*

Le choix du vecteur d'entrée d'un classifieur est très important pour la bonne reconnaissance des pathologies cardiaques. En effet, la qualité de la classification dépend énormément de la pertinence des paramètres du vecteur d'entrée.

Notre choix de caractérisation des différents battements cardiaques est établi en se basant sur l'algorithme de séparation des bruits B1 et B2.

Les caractéristiques choisies pour chaque battement PCG sont :

➤ **C1 : durée du bruit B1**

Nous appelons la caractéristique C1 la distance entre le début et la fin de chaque bruit cardiaque B1.

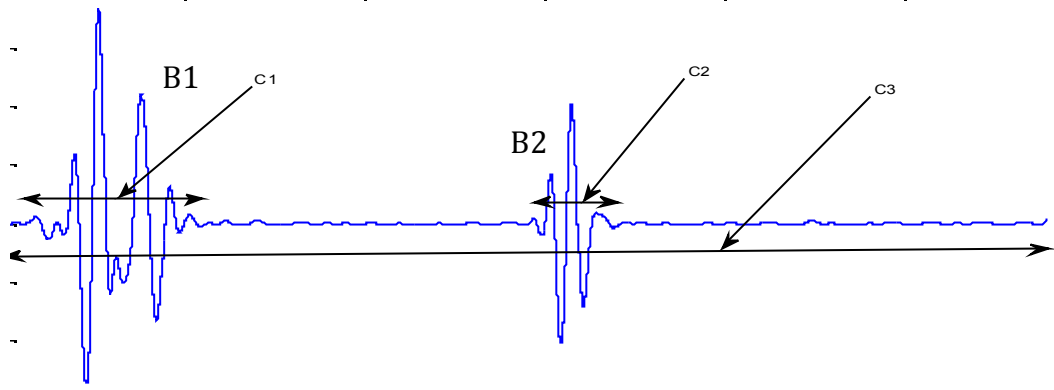
➤ **C2 : durée du bruit B2**

Nous appelons la caractéristique C2 la distance entre le début et la fin de chaque bruit cardiaque B2.

➤ **C3 : durée du cycle cardiaque**

Nous appelons la caractéristique C3 la distance entre le début et la fin de chaque battement cardiaque. Il contient les durées des B1, B2, la phase systolique et la phase diastolique.

La figure 4.5 suivante illustre les paramètres C1, C2 et C3 sur le battement PCG



**Figure 4.5 :** Les paramètres caractéristiques C1, C2 et C3 illustrés sur un battement PCG  
Sujet sain

➤ **C4 : valeur moyenne quadratique**

Nous appelons la caractéristique C4 la valeur moyenne quadratique du battement PCG. Elle est calculée par l'équation suivante :

$$C4 = \text{mean}_{\text{quad}} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=0}^N x(i)^2} \quad (4.1)$$

Avec :

$x(i)$  le battement PCG segmenté,

$N$  : nombre total d'échantillon du battement PCG segmenté,

Notons que le paramètre C4 « l'énergie moyenne quadratique » va avoir un rôle très important pour la discrimination entre les battements normaux et les battements pathologiques et plus particulièrement les battements qui présentent un souffle (murmure) cardiaque surajouté entre les bruits cardiaques ordinaires B1 et B2.

A la fin de l'étape de caractérisation, nous avons constitué une base d'exemples variés qui contient le même nombre de battements PCG normaux et pathologiques sachant que dans la base de données utilisée, le nombre des battements normaux est plus grand par rapport aux autres types de battements, ce qui permet d'éviter une spécialisation à reconnaître que des battements normaux par les classifieurs lors de l'apprentissage.

Nous avons un total de 600 battements PCG avec 300 battements normaux et 300 battements pathologiques.

En effet, pour chaque catégorie (Normal et Pathologique), deux tiers (2/3) de battements cardiaques ont été utilisés pour l'apprentissage et un tiers (1/3) qui reste a été utilisé pour la phase de test des performances de la classification (comme illustré dans le tableau 4.1).

	Base d'apprentissage	Base de test	Total
Normal	200	100	300
Pathologique	200	100	300
Total	400	200	600

**Table 4.1 :** Distribution des battements PCG (apprentissage et test)

#### 4.1.4. Classification des battements cardiaques

Résoudre un problème de classification, c'est trouver une application de l'ensemble des objets à classer, décrits par les variables descriptives choisies dans l'ensemble des classes. L'algorithme ou la procédure qui réalise cette application est appelé classifieur [Ben'08].

Dans cette partie nous abordons le problème de la classification des battements cardiaques PCG. Cette étape se divise en deux grandes parties :

- Une phase d'apprentissage
- Une phase de test

L'évaluation de la performance de la classification est faite par des mesures communes aux systèmes de diagnostic. En général, on définit les paramètres suivants :

- › Vrai positif : exemple prédit dans  $C$  et appartenant à  $C$ .
- › Vrai négatif : exemple prédit dans  $\bar{C}$  et appartenant à  $\bar{C}$ .
- › Faux positif : exemple prédit dans  $C$  et appartenant à  $\bar{C}$ .
- › Faux négatif : exemple prédit dans  $\bar{C}$  et appartenant à  $C$ .

✓ Sensibilité (Se %) :  $Se = \frac{VP}{VP + FN} \times 100$

✓ spécificité (Sp %) :  $Sp = \frac{VN}{VN + FP} \times 100$

✓ Taux de classification (TC %) :  $TC = \frac{VP + VN}{VP + FP + VN + FN} \times 100$

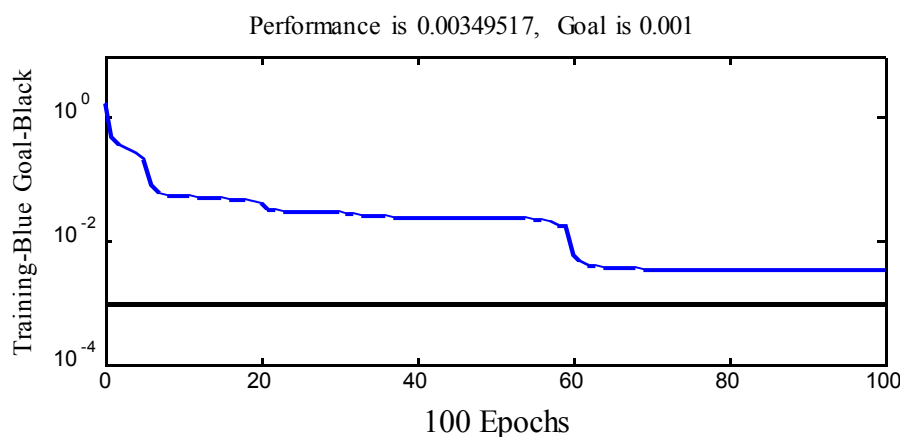
- Se (%): la sensibilité représente le taux de classification des battements pathologiques.
- La spécificité Sp (%) représente le taux de classification des battements normaux.

- Le taux de classification TC (%) représente le taux de classification total des deux types des battements PCG.

### *Choix du réseau de neurone et de son algorithme d'apprentissage*

Nous avons utilisé comme classifieur neuronal (CLN) un réseau de neurones multicouches PMC avec quatre neurones en entrée, cinq neurones dans la couche cachée et un seul neurone en sortie.

- L'algorithme d'apprentissage le mieux adapté au PMC est la rétropropagation de l'erreur décrit précédemment dans le chapitre 3.
  - Il est nécessaire d'initialiser les poids du réseau à de petites valeurs aléatoires et après lancer l'apprentissage par la rétropropagation de l'erreur.
  - Le nombre d'itérations fixé à 100 a permis de réaliser un bon apprentissage. En effet, si on choisit un nombre trop grand, il va y avoir un sur-apprentissage, par contre s'il est trop petit, l'apprentissage ne sera pas conduit à son terme. Le seuil de l'erreur globale est fixé à 0.001.
  - La valeur de l'erreur globale atteinte après les 100 itérations d'apprentissage est 0.003 et l'évolution de cette erreur pendant l'apprentissage est illustré par la figure 4.6.



**Figure 4.6** : l'évolution de l'erreur globale



➤ **Architecture du réseau de neurone**

- La détermination du nombre de neurones dans la couche cachée est une tâche très critique et très discutée dans la conception de topologie des classifieurs neuronales.
- En effet, contrairement au nombre de neurones dans la couche d'entrée qui est fixé selon la taille du vecteur caractéristique d'entrée (Quatre entrées dans notre travail) et le nombre de neurones dans la couche de sortie qui est représenté par un seul neurone pour indiquer la classe de sortie (deux classe), le nombre de neurones cachés est choisi empiriquement après plusieurs essais.
- Ainsi, Un réseau avec trop peu de neurones cachés seraient incapables de faire la différence entre les différentes classes. En revanche, si le réseau a trop de neurones cachés, il peut y avoir un sur-paramétrage du réseau en plus la durée d'apprentissage devient excessivement longue.

L'approche la plus populaire pour trouver le nombre optimal de neurones dans la couche cachée est l'approche empirique.

- En fait, cette méthode consiste à la mise en œuvre du réseau en modifiant le nombre de neurones dans la couche cachée.
- Pour chaque nombre de neurones cachés, les erreurs d'apprentissage et de test sont mesurées.
- Le nombre de neurones cachés considéré est celui que l'erreur d'apprentissage et de test sont minimales.
- Dans notre travail, une couche cachée ayant 5 neurones a été trouvée pour donner un bon résultat.
- Les résultats sont présentés dans le tableau 4.2

Nombre de neurones cachés	3	4	5	6
Erreur d'apprentissage	0,011	0,006	0,003	0,003
Erreur de test	0,013	0,007	0,004	0,004

**Tableau 4.2 :** Effet du nombre de neurones dans la couche cachée sur la performance du réseau

Le réseau de neurone artificiel ainsi que son algorithme d'apprentissage « la rétropropagation de l'erreur » sont implémentés sous l'environnement Matlab (version R2014) en faisant appel à la boîte à outil « *neural network Toolbox* ».

La figure 4.7 suivante illustre le réseau de neurone artificiel que nous avons développé et implémenté.

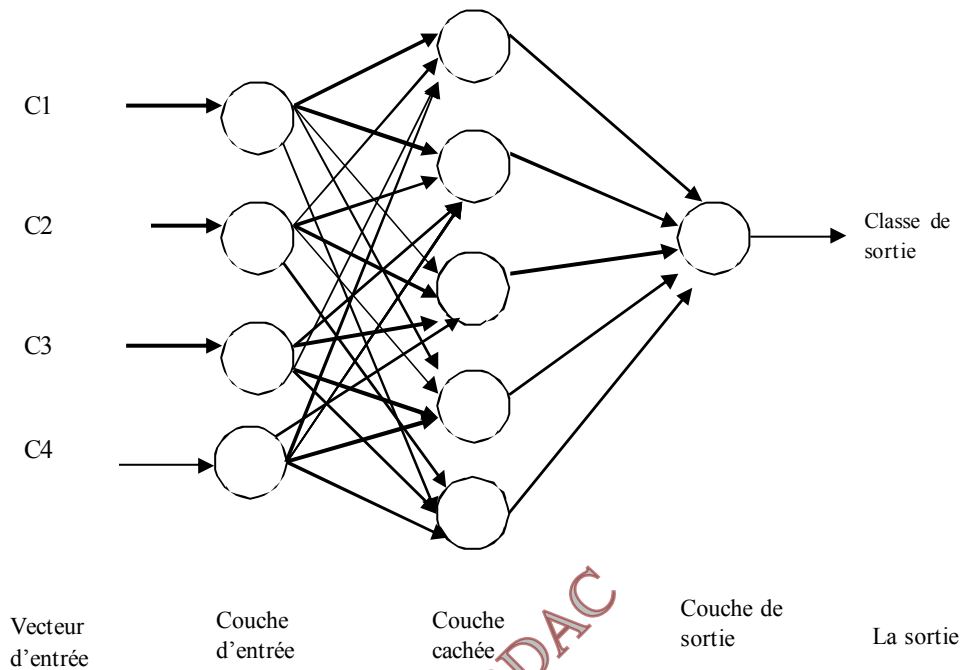


Figure 4.7 : le classifieur neuronal implémenté

## 4.2. Analyse des résultats

Les résultats obtenus sur la base de test sont présentés sous forme d'une matrice de confusion dans le tableau 4.3

Matrice de Confusion	Normal	Pathologique
Normal	95	5
Pathologique	11	89

Tableau 4.3 : Matrice de confusion

A partir des résultats résumés dans le tableau 4.3, nous remarquons que notre classifieur permet de reconnaître 95 battements normaux et 89 battements pathologiques avec succès. Par contre le classifieur a confondu 5 battements normaux comme étant pathologique et aussi 11 battements pathologiques comme étant normaux.

Pour l'évaluation de la performance et la qualité de la classification du réseau de neurone, nous avons calculé le taux de classification, la spécificité et la sensibilité pour chaque classe battements PCG. Ces résultats sont résumés dans tableau.4.4

Paramètre d'évaluation	Type de battements PCG	Nombre des battements reconnus / nombre total de battements	Valeur (%)
Spécificité (Sp)	Normal	95/100	<b>95 %</b>
Sensibilité (Se)	Pathologique	89/100	<b>89 %</b>
Taux global de classification (TC)	Total	184/200	<b>92 %</b>

Tableau 4.4 : Résultats de Classification du réseau de neurone

**Le taux de classification global atteint par notre classifieur est de 92 %, ce qui est considéré comme un bon résultat.**

**La capacité de reconnaissance des battements normaux de notre classifieur (95 %) est plus grande que celle pour les battements pathologiques (89 %).**

**Ceci est expliqué par le fait que certains types de battements pathologiques ressemblent aux battements normaux surtout pour les battements pathologiques qui présentent des murmures moins sévères surajoutés et noyés dans les bruits B1 ou les bruits B2.**

### **Comparaison**

Pour l'évaluation des résultats obtenus de la classification des battements cardiaques PCG par le réseau de neurone que nous avons implémenté, une étude comparative a été effectuée avec d'autres travaux utilisant des classifieurs basés sur les réseaux de neurones et qui sont cités dans la littérature,

Le Tableau 4.5 résume les résultats obtenus pour la classification des arythmies cardiaques par la méthode proposée et les autres méthodes.

Auteur	Méthode	TC (%)
<b>Notre classifieur</b>	<b>Réseaux de neurone (MLP)</b>	92 %
[Ger'12]	Réseaux de neurone (MLP)	91,7 %
[Aja'14]	Réseau neuro flou (ANFIS)	98,33 %
[Gur'09]	Réseau de neurone (RBF)	91,67 %
[Red'14]	Séparateur vaste marge (SVM)	91,26 %

Tableau 4.5 : Comparaison des résultats

Il convient de noter que, dans ces travaux, les signaux PCG utilisés dans chaque travail sont des sources différentes.

En effet, un nombre différent de classes ciblées, des enregistrements différents, une quantité différente de battements ainsi que de différentes méthodes de conditionnement de signaux et techniques d'extraction de caractéristiques représentatives sont utilisés dans chaque méthode.

Par conséquent, tous ces facteurs vont influencer la comparaison des résultats de classification des battements cardiaques PCG.

Il est évident à partir du tableau 4.5 que les résultats de notre classifieur neuronal que nous avons implémenté sont relativement satisfaisants vis-à-vis des résultats des autres réseaux de neurones en termes de taux de classification des battements PCG.

Seul le travail de [Aja'14] donne un meilleur résultat que le notre. Cependant les auteurs dans ce travail ont utilisé des signaux PCG téléchargé sur des sites web destinés à l'apprentissage d'auscultation du cœur pour les cardiologues, et ce sont en faite des signaux simulés et d'une qualité très supérieur aux signaux réels acquis dans des conditions beaucoup plus difficiles.

## Conclusion

GIRDAC

A travers ce chapitre nous avons exploré les capacités des réseaux de neurones artificiels pour résoudre un problème de classification des battements cardiaques PCG.

La bonne caractérisation du signal PCG par des paramètres pertinents s'avère une nécessité pour la discrimination entre les battements pathologiques et normaux.

Les résultats ont montré que la méthode proposée peut être considérée comme un outil efficace pour la classification des battements PCG avec une bonne précision (92 %) malgré que le vecteur représentatif des battements se compose uniquement de quatre paramètres, ce qui montre l'efficacité et la pertinence des paramètres choisis.

Les résultats que nous avons obtenus sont encourageants et nous incitent à appliquer cette méthode sur d'autres signaux biomédicaux.

# Conclusion générale

---

GIRDAC

## Conclusion générale

L'auscultation des bruits cardiaques par le médecin cardiologue est l'examen le plus répandu et le plus utilisé dans le diagnostic cardiaque.

Le signal phonocardiogramme PCG est un signal qui représente l'activité mécanique du cœur et possède une grande valeur clinique pour diagnostiquer un certain nombre de pathologies cardiaques et plus particulièrement les pathologies liées aux valvules cardiaques. Ces pathologies sont en général reflétées par des troubles de l'activité normale du cœur.

Dans ce travail, nous avons abordé le problème de la reconnaissance automatique des battements cardiaques à travers le développement et l'implémentation d'un classifieur neuronale. Notre travail comprend deux parties : Segmentation et caractérisation des signaux PCG, et Classification neuronale des battements PCG.

Dans la première partie, un algorithme a été développé pour la segmentation des signaux PCG en battements ainsi que la caractérisation de ces battements à travers la séparation des bruits cardiaques B1 et B2 et par conséquent nous permet de calculer leurs durées ainsi que les durées des cycles cardiaques. La caractérisation des battements cardiaques PCG par des paramètres pertinents constitue une étape primordiale afin d'avoir une meilleure classification. L'évaluation de l'algorithme de segmentation implémenté a permis d'apprécier la bonne aptitude de séparation des B1 et B2 des battements normaux ainsi que pour les plusieurs types de battements pathologiques malgré que dans la plupart des cas le signal PCG est fortement affecté par différents types de bruits.

Pour la deuxième partie, un réseau de neurone a été proposé, implémenté et évalué pour la reconnaissance automatique de battements PCG normaux et pathologiques. En effet, l'évaluation des résultats obtenus par le réseau de neurone implémenté sont satisfaisants vis-à-vis d'autres réseaux de neurones en termes de taux de classification des battements PCG.

En effet, Les résultats obtenus ont montré que la méthode proposée dans ce travail peut être considérée comme un outil efficace pour la classification et la reconnaissance des battements PCG avec une précision très acceptable de 92%.

Cependant, malgré la performance du classifieur neuronale, ses résultats ne sont pas explicites, or dans le domaine médical, l'interprétabilité des résultats est nécessaire pour que le médecin puisse comprendre la démarche du classifieur et la comparer à son propre raisonnement.

Ainsi, comme perspective a ce travail, nous proposons d'utiliser des approches interprétables comme les systèmes d'inférences neuro-flous qui permettent d'offrir une base de règle pour la justification de la classification.

GIRDAC

## Bibliographie

- [Aja'14] Ajay Kumar Roy, Abhishek Misal, G. R. Sinha "Classification of PCG Signals: A Survey" *International Journal of Computer Applications (0975 – 8887) Recent Advances in Information Technology*, 2014
- [Ben'05] R. Benali and K. Bouziani, « *analyse temporelle et spectrale du signal phonocardiogramme* », mémoire magister en électronique biomédicale, université de Tlemcen, Algérie, (2005).
- [Ben'08] Benali R "Modèle hybride Neuro-Flou pour la reconnaissance des arythmies cardiaques" Thèse de Magister, Université de Tlemcen, 2008.
- [Ben'11] Bentley, P. and Nordehn, G. and Coimbra, M. and Mannor, S. "The PASCAL Classifying Heart Sounds Challenge 2011 (CHSC2011) Results"
- [Bou'91] P. BOURRET, J. REGGIA, M. SAMUELIDES Réseaux neuronaux une approche connexionniste de l'intelligence artificielle, Ouvrage de l'édition TEKNEA, 1991
- [Bou'12] : Boudghene Stambouli Zineb, « *Classification des Signaux Phono-cardiogrammes sur la Base de L'étude du Rapport SNR* », Université Abou Bekr Belkaid, 2012
- [Chi'05] Chikh M.A, "Analyse du signal ECG par les réseaux de neurones et la logique floue : Application à la reconnaissance des battements ventriculaires prématurés", THÈSE Doctorat d'état, Science Mention Electronique, l'Université de Tlemcen. 2 juillet 2005.
- [Dam'03] : Damien Garcia, « *Application du concept de perte de charge au diagnostic échocardiographie des sténoses aortiques* », Thèse présentée à la Faculté des études supérieures en vue de l'obtention du grade de doctorat en génie biomédical, 2003.
- [Dje'99] Djebbari A. « Analyse temporelle et fréquentielle des signaux phonocardiogrammes PCG », Thèse de magistère. Université de Tlemcen 1999.
- [Dje'13] Djebbari A. « Synthesis of time frequency analysis of phonocardiogram signals », Doctorat Thesis , Tlemcen university 2013.
- [Dre'02] G. DREYFUS, & al. Réseaux de neurones méthodologie et application, Ouvrage de l'édition Eyrolles, 2002.
- [Ger'12] Guermoui Mouloud, "Analyse spectral du signal phonocardiogramme PCG" Thèse de Magister en Electronique. Université de Batna. 2012.
- [Gro'88] Grossberg, S. Nonlinear neural networks: principles, mechanisms, and Architectures. *Neural Networks*, 1:17-61. 1988.
- [Gro'91] Grossberg, S. and Somers, D.. Synchronized oscillations during cooperative feature linking in a cortical model of visual perception. *Neural Networks*, 4:453-466. 1991
- [Gur'09] Guraksin GE, Ergun U, Deperliog lu O. "Classification of the heart sounds via artificial neural network". *International symposium on innovations in intelligent systems and applications*, 507–511. . 2009



[Hop'87] Hopfield J. J. Learning algorithms and probability distributions in feedforward and feedback neural networks, Proceedings of the National Academy of Sciences, 84, p. 8429-433, 1987 [Hom95] Homaifar, A.

[Koh'90] Kohonen. T. The self-organizing map. In Proceedings IEEE, pages 1464-1480, vol 78, no 9. September 1990

[MCC'43] McCULLOCH W. S., PITTS W. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity, Bulletin of Mathematical Biophysics, 5, p. 115-133, 1943.

[Mek'12]: Mohamed Lamine MEKHALFI, «Analyse des signaux PCG Par l'usage de la CWT et de la DWT», Juillet 2012

[Min'69] MINSKY M., PAPERT S. Perceptrons. MIT Press, 1969

[Par'04] M. Parizeau Réseaux de neurones, Automne 2004 presse de l'université de LAVAL 2004

[Red'14] G Redlarski, D Gradolewski, A Palkowski – “A System for Heart Sounds Classification” PloS one, 2014

[Ros'59] Rosenblatt, F. Principles of Neurodynamics. New York, Spartan Books, 1959

[Rum'86] D. E. RUMELHART “Learning representations by back-propagation errors”, The MIT Press, vol. 1, Cambridge. 1986

### Site web :

[En ligne] : *bibliothèque virtuelle*, (page consultée le 15 Avril 2015), [En ligne], adresse URL: <http://bv.alloprof.qc.ca/s1274.aspx>

GIRDAC

# RESUME

---

Le signal phonocardiogramme (PCG) est un signal qui peut être utilisé dans la pratique clinique afin d'évaluer l'état cardiaque des patients. Il représente l'activité mécanique du cœur. La classification des battements du signal PCG est une tâche de reconnaissance très complexe. Dans ce travail, nous proposons une méthode pour la classification automatique des battements cardiaques PCG en utilisant un réseau de neurones.

Un algorithme dédié à la détection et la segmentation des bruits cardiaques B1 et B2 basé sur l'énergie de Shannon est d'abord implémenté, suivi du développement d'un classifieur à base de réseau de neurones.

Les résultats expérimentaux obtenus en testant l'approche proposée sur la base de données Bentley démontrent l'efficacité d'une telle approche par rapport à d'autres méthodes existantes dans la littérature.

## Mots Clés

PCG, caractérisation, détection, bruits cardiaques, B1, B2, Energie de Shannon, Classification, Réseaux de neurone.

## Abstract

---

The phonocardiogram (PCG) signal is widely employed as one of the most important tools in clinical practice in order to assess the cardiac status of patients. It represents the variations of the mechanical activity of the heart. The classification of the PCG beats into different categories is a complex pattern recognition task.

In this work, we propose a method for PCG heartbeat pattern recognition using neural network. An algorithm based on Shannon Energy for Heart Sound detection is first implemented, and then a neural network Classifier is developed. The experimental results obtained by testing the proposed approach on PCG data from the Bentley database demonstrate the efficiency of such an approach when compared with other methods existing in the literature.

## Keywords

PCG, Feature extraction, heart sound, S1, S2, Classification, Neural Network.