

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE MOHAMED BOUDIAF - M'SILA

FACULTE DES SCIENCES

DEPARTEMENT DE ELECTRONIQUE

N°:



DOMAINE : SCINCES ET TECHNOLOGIE

FILIERE : SYSTEME DE TELECOMMUNCATION

OPTION : STRUCTURE

**Mémoire présenté pour l'obtention**

**Du diplôme de Master**

**Par : NECHE SABRINE**

**LAGGOUNE CHAIMA**

**Thème :**

***Débruitage du signal ECG basé par méthodes ondelettes Analyse composant principal (ACP)***

Soutenu devant le jury composé de :

Dr. Lahouaoui Lalaoui	MCA	Univ.Md Boudiaf M'sila	Président
Dr. Ali Khalfa	MCA	Univ.Md Boudiaf M'sila	Rapporteur
Dr.Zohra Zerdoumi	MCB	Univ.Md Boudiaf M'sila	Examineur

Année universitaire : 2022 /2023

## Dédécase

«نش طابرين»

لى صاحب السيرة العطرة، والفكر المُستنير؛

فلقد كان له الفضل الأول في بلوغني التعليم العالي

(والذي العبيد)، أطل الله في عمه.

إلى من وضعتني على طريق الحياة، وجعلتني وابط الجاش،

وراحتني حتى صرت كُبيرًا

(أمي الغالية)، طيب الله ثراها.

إلى إخوتي؛ من كان لهم بالغ الأثر في كثير من العقبات والصعاب.

إلى جميع أساتذتي الكرام؛ ممن لم يتوانوا في مد يد العون لي

«اعفون هباء»

أهدي هذه الرسالة إلى: "والديّ الأعمام" الذين نالوا الفضل في بلوغهم التعليم العالي (إلى والدي ... دائمًا) ،

أطل الله حياته. لمن وضعتني على طريق الحياة (أمي العزيزة). إلى إخواني الذين يقتفرون بي إلى كل من آمن

بي إلى أصدقائي وأحبائي وعزيتي نش طابرين . وكل دفعة للاتصالات السلطية والاسلحبة 2023/ 2019

## Remerciement

Je tiens tout d'abord à remercier vivement mon Rapporteur, « **Mr. KHALFA Ali** », docteur à l'université Mohamed Boudiaf de M'sila, pour avoir dirigé et encadré cette mémoire, ainsi que pour le temps passé à me conseiller. Je le remercie aussi pour sa confiance, sa souplesse et son ouverture d'esprit qui m'ont permis de mener à bien ce travail de recherche.

Je tiens à exprimer ma profonde gratitude à « **Dr. Lahouaoui Lalaoui** » docteur à l'université Mohamed Boudiaf de M'sila, pour m'avoir fait l'honneur de présider le jury de notre master et pour l'intérêt et le soutien dont il m'a fait preuve.

Mes remerciements vont aussi à Mme , « **Zohra Zerdoumi** » docteur à l'université Mohamed Boudiaf de M'sila, pour avoir accepté d'évaluer et de juger mon travail en tant que membres de jury de notre mémoire master.

# Sommaire

Résumé .....	i
Liste des abréviations .....	ii
Liste des figures .....	iii
Liste des tableaux .....	vi
Introduction générale.....	1
Chqpitre I. Anatomie du cœur et l'électrocardiogramme Sources .....	2
I.1. Introduction .....	2
I.2. Cœur .....	2
I.3. Histoire de l'ECG .....	2
I.3.1. Anatomie et fonctionnement du cœur .....	3
I.3.2. Cycle cardiaque .....	4
I.3.3. Activité électrique du cœur .....	5
I.4. L'électrocardiogramme.....	7
I.4.1. Description du signal électro-cardiographique .....	7
I.4.2. Système de dérivations électro cardiographiques .....	8
I.4.2.1. Les dérivations périphériques .....	9
I.4.2.2. Les dérivations périphériques bipolaires .....	9
I.4.2.3. Les dérivations périphériques unipolaires .....	10
I.4.2.3.1. Techniques d'enregistrement d'ECG .....	11
I.5. Analyse de l'ECG .....	11
I.6. Types de bruit et artefacts visibles sur les ECG.....	12
I.7. Base de données MIT-BIH.....	15
I.8. Conclusion.....	16
Chqpitre II. Théorie des ondelettes et Analyse en composantes principales .....	17
II.1. Introduction .....	17
II.2. Théorie des ondelettes .....	17

II.2.1.	Méthodes de traitement classique .....	17
II.2.1.1.	Transformée de Fourier.....	17
II.2.1.2.	Transformée de Fourier à court terme (TFCT) .....	18
II.2.2.	Définition d'une ondelette.....	20
II.2.2.1.	Famille d'ondelettes.....	21
II.2.2.1.1.	Ondelettes de Daubechies .....	21
II.2.2.1.2.	Ondelettes de Symlets.....	22
II.2.2.1.3.	Ondelettes de Coiflet.....	23
II.2.2.2.	Le choix de la meilleure ondelette .....	23
II.2.2.3.	Propriétés des ondelettes .....	24
II.2.2.3.1.	Sélectivité en fréquence .....	24
II.2.2.3.2.	Similarité.....	24
II.2.2.3.3.	Symétrie .....	24
II.2.2.3.4.	Orthogonalité .....	24
II.2.2.3.5.	Régularité.....	24
II.2.2.3.6.	Nombre de moments nuls .....	24
II.2.2.3.7.	Relation entre fréquence et échelle .....	24
II.2.2.3.8.	Transformée continue en ondelettes (TOC).....	25
II.2.2.3.9.	Transformée en ondelette discrète (TOD) [10].....	26
II.2.2.4.	Principe du dé-bruitage par les ondelettes [3].....	26
II.3.	Analyse en composantes principales (ACP) .....	28
II.3.1.	Principes de l'ACP .....	28
II.3.2.	L'analyse en composantes principales (ACP) .....	28
II.3.2.1.	Données.....	29
II.3.2.1.1.	Poids.....	30
II.3.2.1.2.	Traitement des données.....	30
II.3.2.1.3.	Calcul des covariances et des corrélations [4] .....	31

II.3.2.2. Objectifs .....	31
II.3.2.3. Étape ACP.....	31
II.3.3. Avantages et inconvénients de l'ACP .....	32
II.3.3.1. Avantages.....	32
II.3.3.2. Inconvénients .....	33
II.3.4. Domaines d'application ACP .....	33
II.4. Conclusion.....	33
Chqpitre III. Résultats et simulation.....	34
III.1. Introduction .....	34
III.2. Description de la base de données MIT-BIH .....	34
III.3. Etapes d'extraction de la base de données .....	34
III.4. Résultats expérimentaux .....	35
III.4.1. Méthode Ondelette .....	36
III.4.2. Méthode debruitage multivarié par ondelette et analyse composant principal(ACP) .....	48
III.5. Conclusion.....	60
Conclusion générale .....	61
Référence bibliographie .....	64

## ملخص

في الغالبية العظمى من أنظمة تحليل وتفسير ECG المستخدمة اليوم ، تتم معالجة الإشارات. تعد زيادة مستويات دقة القياس وإمكانية التكاثر وكذلك استخراج المعلومات غير المتوفرة بسهولة من الإشارة عن طريق التقييم البصري من بين الأهداف المختلفة لمعالجة إشارات تخطيط القلب. يتم إجراء مخطط كهربية القلب بشكل متكرر أثناء تحرك المريض أو ممارسة التمارين لدرجة أن الإشارة مشوهة بأنواع مختلفة من الضوضاء ، أحياناً من العمليات الفسيولوجية الأخرى في الجسم. وبالتالي فإن الحد من الضوضاء هو هدف حاسم آخر لمعالجة إشارات تخطيط القلب. تركز الدراسة بشكل أساسي على استخدام كل من طرق تحليل الموجات والمكونات الرئيسية (PCA) لتطبيق الاتجاهات والعمليات الحالية في معالجة إشارات تخطيط القلب.

الهدف من هذه الأطروحة هو استخدام هاتين الخوارزميتين اللتين تجمعان بين تحليل الموجات والمكونات الرئيسية. تظهر نتائج المحاكاة أن الطريقة المدججة متفوقة من حيث تحسين نسبة الإشارة إلى الضوضاء (SNR) وتقليل الضوضاء ، وستقدم أطروحتنا وصفاً كاملاً للموجة و PCA .

كلمات مفتاحية : إشارات تخطيط القلب , إلغاء الضوضاء , الموجيات , تحليل المكون الرئيسي .

## **Abstract**

In the vast majority of ECG analysis and interpretation systems used today, signal processing is performed. Increasing the levels of measurement accuracy and reproducibility as well as extracting information not readily available from the signal by visual evaluation are among the various goals of ECG signal processing. The ECG is frequently performed while the patient is moving or exercising to the point that the signal is distorted by various types of noise, sometimes from other physiological processes in the body. Noise reduction is therefore another crucial goal of ECG signal processing. The study mainly focuses on using both wavelet and principal component analysis (PCA) methods to apply current trends and processes in ECG signal processing.

The objective of this thesis, to use these two algorithms, which combine wavelet and principal component analysis. The simulation results show that the combined method is superior in terms of improving the SNR and denoising, our thesis will provide a complete description of the wavelet and PCA.

Keywords: ECG Signals, denoise , wavelet , PCA.

## Résumé

Dans la grande majorité des systèmes d'analyse et d'interprétation ECG utilisés aujourd'hui, le traitement du signal est effectué. L'augmentation des niveaux de précision et de reproductibilité des mesures ainsi que l'extraction d'informations non facilement disponibles à partir du signal par évaluation visuelle font partie des différents objectifs du traitement du signal ECG. L'ECG est fréquemment réalisé alors que le patient se déplace ou s'exerce au point que le signal est déformé par divers types de bruit, provenant parfois d'autres processus physiologiques de l'organisme. La réduction du bruit est donc un autre objectif crucial du traitement du signal ECG. L'étude se concentre principalement sur l'utilisation deux méthodes ondelette et analyse composant principal(ACP) pour appliquer les tendances et les processus actuels dans le traitement des signaux ECG.

L'objectif de cette mémoire, d'utiliser ces deux algorithmes, qui combinent ondelette et analyse composant principal Les résultats de simulation montrent que la méthode combinée est supérieure en termes d'amélioration du SNR et du débruitage, notre mémoire fournira une description complète de l'ondelette et ACP.

Mots clés : Signaux ECG, Débruitage, Ondelette , ACP.

## Liste des abréviations

<b>ECG</b>	électrocardiogramme
<b>EMG</b>	électro-myographiques
<b>TF</b>	Transformée de fourrier
<b>TFCT</b>	Transformée de fourrier à court terme
<b>TO</b>	Transfomée en ondelette
<b>TOC</b>	Transfomée en ondelette continue
<b>TOD</b>	Transformée en ondelette discrète
<b>ACP</b>	Analyse en composantes principales
<b>MSE</b>	erreur quadratique moyenne
<b>SNR</b>	Signal to Noise Ratio
<b>Db10</b>	Les ondelettes de Daubechie

## Liste des figures

Figure I.1 : Anatomie du cœur .....	3
Figure I.2: cycle cardiaque .....	4
Figure I.3: Positionnement des électrodes permettant d'obtenir un ECG à 12 dérivation .....	6
Figure I.4 : Ondes standard d'un électrocardiogramme (ECG) normal.....	8
Figure I.5: Les dérivation bipolaires ; à gauche, emplacement des électrodes suivant le triangle d'Einthoven ; à droite, représentation vectorielle des dérivation et forme d'ondes observées en surface. ....	10
Figure I.6: Dérivation unipolaires de Wilson .....	10
Figure I.7: Système de Goldberger pour l'enregistrement des trois dérivation Unipolaires.....	11
Figure I.8: Représentation vectorielle des dérivation unipolaires de Wilson.....	11
Figure I.9: Représentation d'un ECG normal .....	12
Figure I.10: Artefacts visibles sur l'électrocardiogramme .....	15
Figure II.1 : Exemple de la Transformée de Fourier. ....	18
Figure II.2 : Influence de la fenêtre de GABOR .....	19
Figure II.3 : Ondelette avec différents facteurs d'échelles.....	20
Figure II.4 : Ondelette avec différents facteurs de position b .....	20
Figure II.5: Les ondelettes de Daubechies .....	22
Figure II.6 les ondelettes de symlet.....	22
Figure II.7 Les ondelettes de coiflet.....	23
Figure II.8 : Principe du débruitage par ondelette.....	27
Figure III.1: Organigramme L'ondelette.....	37
Figure III.2: Signal original et bruit et débruitage de l'ECG 124.mat par l'ondelette "db10" et SNR=-5.....	38
Figure III.3 : Signal original et bruit et débruitage de l'ECG 124.mat par l'ondelette "haar"et SNR=-5.....	38
Figure III.4 Signal original et bruit et débruitage de l'ECG 124.mat par l'ondelette "db10" et SNR=0.....	39

Figure III.5 : Signal original et bruit et debruitage de l'ECG 124.mat par l'ondelette "haar" et SNR=0.....	39
Figure III.6 : Signal original et bruit et debruitage de l'ECG 124.mat par l'ondelette "db10" et SNR=10.....	40
Figure III.7 : Signal original et bruit et debruitage de l'ECG 124.mat par l'ondelette "haar" et SNR=10.....	40
Figure III.8: Signal original et bruit et debruitage de l'ECG 124.mat par l'ondelette "db10" et SNR=20.....	41
Figure III.9 : Signal original et bruit et debruitage de l'ECG 124.mat par l'ondelette "haar" et SNR=20.....	41
Figure III IV.10: Signal original et bruit et debruitage de ECG 100.mat (Db10, SNR=-5).....	42
Figure III.11: Signal original et bruit et debruitage de ECG 100.mat (haar, SNR=-5).....	43
Figure III.12 : Signal original et bruit et debruitage de ECG 100.mat (Db10, SNR=0). ....	43
Figure III.13 :Signal original et bruit et debruitage de ECG 100.mat (haar ,SNR=0). ....	44
Figure III.14 : Signal original et bruit et debruitage de ECG 100.mat (Db10,SNR=10). ....	44
Figure III.15: Signal original et bruit et debruitage de ECG 100.mat (haar, SNR=10). ....	45
Figure III.16: Signal original et bruit et debruitage de ECG 100.mat (Db10, SNR=20). ....	45
Figure III.17: Signal original et bruit et debruitage de ECG 100.mat (haar, SNR=20). ....	46
Figure III.18 organigramme Méthode debruitage multivarié par ondelette et analyse composant principal(ACP). ....	48
Figure III.19: Signal original et bruit et debruitage de l'ECG 124.mat par l'ondelette "db10" et SNR=-5.....	49
Figure III.20: Signal original et bruit et debruitage de l'ECG 124.mat par l'ondelette "haar" et SNR=-5.....	50
Figure III.21: Signal original et bruit et debruitage de l'ECG 124.mat par l'ondelette "Db10" et SNR=0.....	50
Figure III.22 : Signal original et bruit et debruitage de l'ECG 124.mat par l'ondelette "haar" et SNR=0.....	51
Figure III.23 : Signal original et bruit et debruitage de l'ECG 124.mat par l'ondelette "Db10" et SNR=10.....	51

Figure III.24 : Signal original et bruit et debruitage de l'ECG 124.mat par l'ondelette "haar" et SNR=10.....	52
Figure III.25: Signal original et bruit et debruitage de l'ECG 124.mat par l'ondelette "Db10" et SNR=20.....	53
Figure III.26 : Signal original et bruit et debruitage de l'ECG 124.mat par l'ondelette "haar" et SNR=20.....	53
Figure III.27: Signal original et bruit et debruitage de l'ECG 100.mat par l'ondelette "Db10" et SNR=-5.....	55
Figure III.28 : Signal original et bruit et debruitage de l'ECG 100.mat par l'ondelette "haar" et SNR=-5.....	55
Figure III.29: Signal original et bruit et debruitage de l'ECG 100.mat par l'ondelette "Db10" et SNR=0.....	56
Figure III.30: Signal original et bruit et debruitage de l'ECG 100.mat par l'ondelette "haar" et SNR=0.....	57
Figure III.31: Signal original et bruit et debruitage de l'ECG 100.mat par l'ondelette "Db10" et SNR=10.....	57
Figure III.32: Signal original et bruit et debruitage de l'ECG 100.mat par l'ondelette "haar" et SNR=10.....	58
Figure III.33: Signal original et bruit et debruitage de l'ECG 100.mat par l'ondelette "Db10" et SNR=20.....	59
Figure III.34: Signal original et bruit et debruitage de l'ECG 100.mat par l'ondelette "haar" et SNR=20.....	59

## Liste des tableaux

Tableau II-1 : Famille d'ondelettes .....	21
Tableau III -1: SNR (dB) et MSE pour l'algorithme ondelette (124.mat).....	42
Tableau III-2: SNR (dB) et MSE pour l'algorithme ondelette (100.mat).....	46
Tableau III-3: SNR (dB) et MSE pour l'algorithme debruitage multivarié par ondelette et analyse composant principal(ACP) (124.mat) .....	54
Tableau III-4 : SNR (dB) et MSE pour l'algorithme debruitage multivarié par ondelette et analyse composant principal(ACP) (100.mat). .....	60

# **Introduction générale**

## **Introduction générale**

L'électrocardiogramme, ECG, est un enregistrement électrique obtenu en utilisant des électrodes en contact avec la peau pour détecter les performances du cœur. Cependant, les enregistrements ECG sont souvent instables, d'où le domaine du traitement du signal, comme la réduction du bruit.

Le but de ce travail est de réduire le bruit de l'électrocardiogramme en utilisant la méthode des ondelettes et l'algorithme d'analyse en composantes principales. Ce travail est divisé en trois chapitres comme suit :

Le premier chapitre présente l'anatomie du cœur et le fonctionnement du système cardiovasculaire système en particulier La nature des signaux électriques par ECG.

Le deuxième chapitre est consacré à la présentation de la théorie des ondelettes et de ses différentes familles avec le problème de sélection de la meilleure ondelette, ainsi que l'algorithme d'analyse en composantes principales afin de réduire les données non pertinentes dans l'électrocardiogramme.

Le dernier chapitre présentera l'application de l'algorithme d'analyse des ondes et des composantes principales à l'ECG et les résultats de l'analyse effectuée sur les signaux ECG de la base de données MIT-BIH. Nous terminerons par une conclusion générale.

**Chapitre I : Anatomie du  
cœur et  
l'électrocardiogramme  
Sources**

## **Chapitre I. Anatomie du cœur et l'électrocardiogramme Sources**

### **I.1. Introduction**

Le système cardiovasculaire est formé par l'union du cœur et du système vasculaire. sa fonction Le principe est d'assurer une transfusion sanguine continue dans tout l'organisme .Fournit efficacement de l'oxygène et des nutriments pour répondre à vos besoins. Enfin Régénère les tissus. Le cœur est donc l'élément principal du système cardiovasculaire. Un muscle qui agit comme une pompe. il pompe le sang Via deux types de vaisseaux sanguins : artères et veines. Les fonctions principales sont Le cœur est constitué d'une chaîne chronologique d'événements mécaniques et électriques .Un complexe à base de tissu dynamique. L'activité électrique de cet organe est associés aux changements du potentiel électrique des cellules spécialisées pour cela Contractions et cellules spécialisées pour l'automatisation et la transmission des impulsions . il est collecté par des électrodes à la surface de la peau. Traces d'activité électrique dans ce papier Défini comme un électrocardiogramme effectué par un électrocardiographe [1].

Ce Je termine le chapitre par décrire les différents types de bruits et artefacts visibles sur l'ECG.

### **I.2. Cœur**

organe de la taille d'un poing qui pompe le sang dans tout le corps. C'est l'organe principal du système circulatoire. Le cœur est composé de quatre parties principales (chambres) faites de muscles, qui se déplacent grâce à des impulsions électriques. Le cerveau et le système nerveux contrôlent le fonctionnement du cœur.

### **I.3. Histoire de l'ECG**

Les potentiels électriques générés par l'activité musculaire sont connus depuis l'époque de la recherche .La première expérience a été réalisée par Carlo Mateucci en 1878 .John Burden Sanderson et Frederick Page détectent avec un électromètre capillaire QRS et phase T. Simultanément, E. Murray et Augustus Waller interprètent le spectacle Cela signifie que l'activité électrique du cœur peut être suivie à travers la peau. Premier en 1887 L'électrocardiogramme humain (ECG) est publié par Augustus Waller. L'ECG est actuellement une technique relativement peu coûteuse .Cela permet un examen et une surveillance indolores et sûrs de l'appareil .Cardiovasculaire, en particulier la détection et la prévention des arythmiescrise cardiaque [2].

### I.3.1. Anatomie et fonctionnement du cœur

Le cœur est une pompe qui assure la circulation, le pompage et la distribution du sang oxygéné à travers tout le corps. Il pèse environ de 250 à 350 grammes chez un adulte (27). Il est composé de deux parties : cœur gauche et cœur droit (Fig I.1). Chacune de ces deux parties comporte deux cavités : l'oreillette et le ventricule reliés entre eux par une valve à sens unique. La circulation du sang s'effectue par des étapes suivantes.

1. Le tissu musculaire du cœur (le myocarde) se contracte et envoie le sang pauvre en oxygène par la veine cave supérieure et inférieure vers l'oreillette droite (flèches bleues continues).
2. Le myocarde chasse le sang vers le ventricule droit (contraction appelée systole auriculaire).
3. Le sang est propulsé du ventricule droit vers les poumons par la systole ventriculaire (contraction des ventricules). Dans les poumons le sang se charge en oxygène.
4. Le sang revient au cœur par les veines pulmonaires et s'accumule dans l'oreillette gauche.
5. La systole auriculaire envoie le sang vers le ventricule gauche.
6. La systole ventriculaire propulse le sang vers les organes (flèches rouges pointillées) par l'artère aorte.

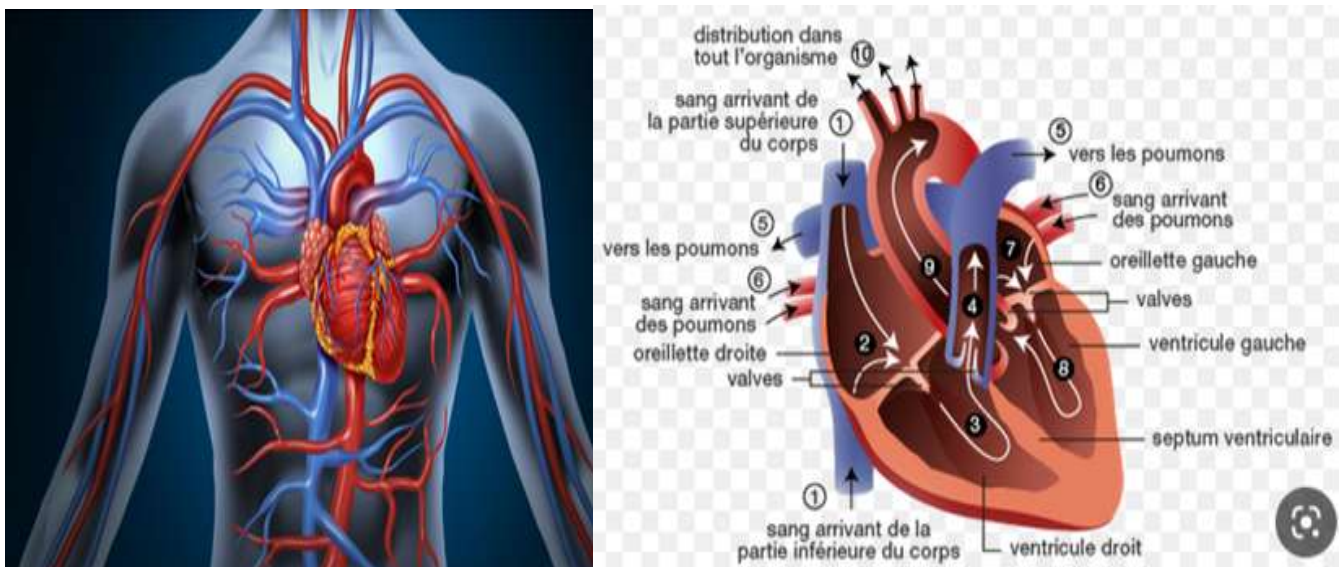


Figure I.1 : Anatomie du cœur

### I.3.2. Cycle cardiaque

L'oreillette droite recueille le sang pauvre en oxygène des veines caves supérieures et inférieures et l'envoie au ventricule droit après contraction. Cette systole est suivie d'une diastole, pendant laquelle le sang est pompé par l'artère pulmonaire vers les poumons. Le sang est alors envoyé dans les poumons via l'artère pulmonaire. Le dioxyde de carbone transporté par ce sang est expulsé du corps par les poumons, puis rechargé en oxygène. Le sang revient ensuite au cœur au niveau de l'oreillette gauche, traverse le ventricule gauche et est envoyé par l'aorte vers les organes du réseau artériel. L'ensemble de ces étapes forme le flux sanguin représenté sur la figure(Figure 1.2) [3].

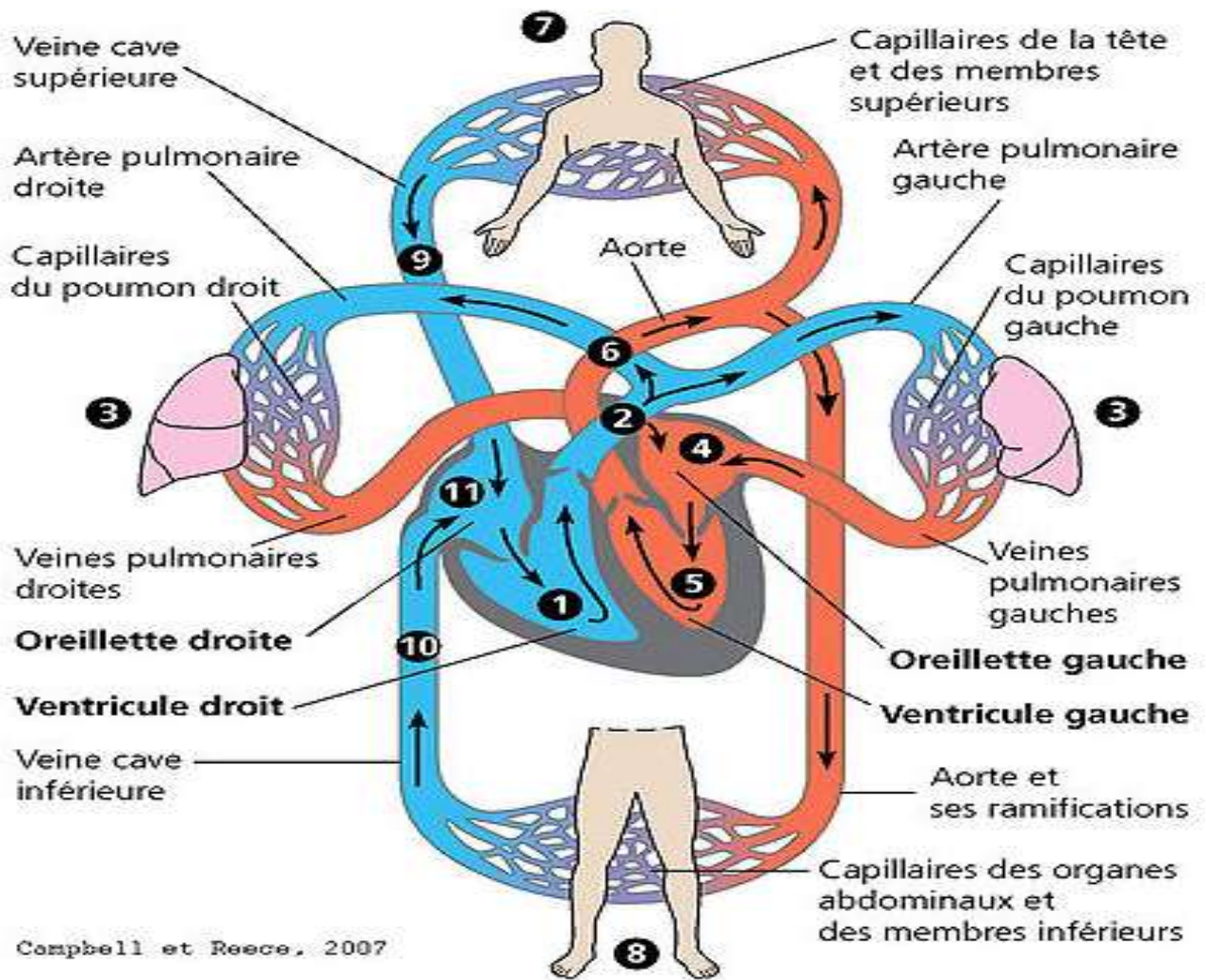


Figure I.2: cycle cardiaque

### **I.3.3. Activité électrique du cœur**

Comme tous les muscles du corps, la contraction du muscle cardiaque est causée par la propagation des impulsions électriques le long des fibres myocardiques. La dépolarisation des cellules musculaires.

En fait, le cœur a son propre réseau de cellules conductrices qui génèrent et transmettent des impulsions électriques. Ces cellules se contractent en réponse à ces stimuli.

Dans une activité cardiaque normale, la stimulation électrique du myocarde provient du nœud sinusal (ou Keith & Flack not), un stimulateur cardiaque naturel. Après avoir traversé l'oreillette, cette stimulation électrique passe par le nœud auriculo-ventriculaire (ou nœud Ascho-Tawara) puis est transmise par le réseau de distribution nodale, le nœud auriculo-ventriculaire. Les nœuds atteignant les ventricules sont le réseau de terminaux de Purkinje.

Les cellules se forment entre la phase active (associée à la systole) et la phase de repos (associée à la diastole). Au cœur, des phénomènes membranaires électriques complexes, à l'intérieur de la cellule qui est le point de départ de la contraction [4].

Les positions des électrodes sur les extrémités (bras, jambes) et le thorax sont standardisées et 12 tracés (ou dérivations) peuvent être enregistrés.

Douze tracés (ou dérivations) peuvent être enregistrés. Les six dérivations des membres, dites périphériques (D1, D2, D3, aVR, aVL et aVF), permettent une observation frontale de l'activité électrique du cœur, tandis que les six dérivations thoraciques, dites thoraciques, sont utilisées pour enregistrer l'activité électrique du cœur.

Les six dérivations thoraciques (V1, V2, V3, V4, V5 et V6), dites thoraciques ou antérieures, permettent d'observer l'activité électrique du cœur dans le plan horizontal (figure 1.3) [5].

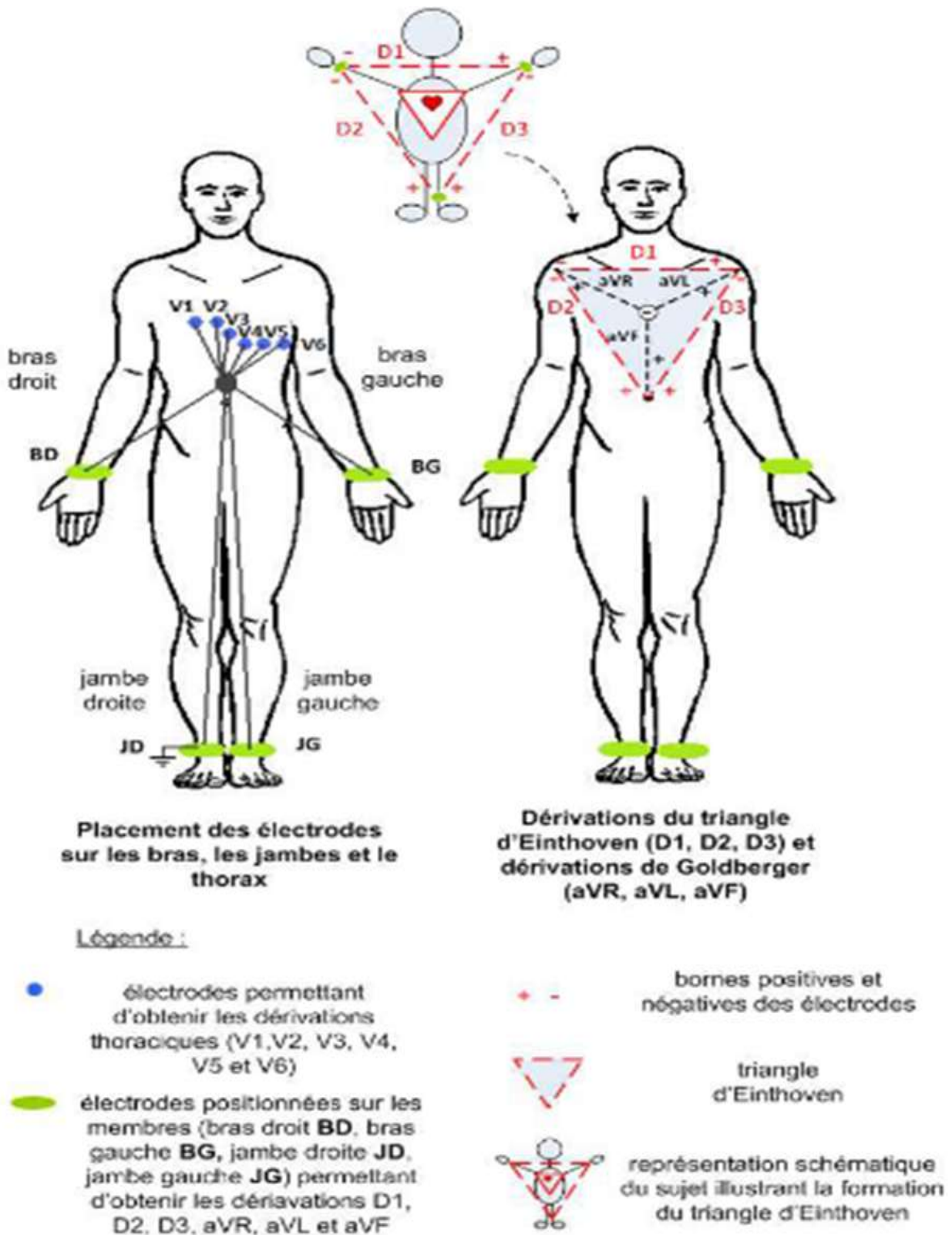


Figure I.3: Positionnement des électrodes permettant d'obtenir un ECG à 12 dérivations

## **I.4. L'électrocardiogramme**

Le terme électrocardiogramme (ECG) est communément compris comme désignant la technique de visualisation des différences de potentiel électrique résultant de la stimulation du cœur. Ces potentiels sont générés aux frontières entre les régions excitées et non excitées du myocarde et sont mesurés entre deux points sur la surface du corps. Les fibres cardiaques en cours de dépolarisation peuvent être comparées à des dipôles électriques. A un moment donné, le front d'onde d'activation formé par tous les dipôles élémentaires produit un champ électrique fonction du moment dipolaire. L'utilisation d'électrodes cutanées pour enregistrer le développement du champ électrique résultant au fil du temps est appelée électrocardiogramme de surface, ou ECG en abrégé [6].

### **I.4.1. Description du signal électro-cardiographique**

Un électrocardiogramme (ECG) est une représentation temporelle de l'évolution du champ L'électricité circule à travers le muscle cardiaque à la surface du corps humain. Une considération commune est Quelques chose comme une superposition d'ondes élémentaires. Donc c'est comme ça d'habitude Faites correspondre un signal quasi-périodique .

Un ECG permet de visualiser le passage des ondes radio sur du papier millimétré .Fournit aux médecins la possibilité d'évaluer l'état structurel des oreillettes et des ventricules.et la fonction du cœur du patient. Afficher 3 types de vagues Ce sont l'onde P, l'onde QRS et l'onde T. Ces ondes sont reliées par des segments ponctuels isoélectriques ou intervalles. Sont les suivants:

Segment PR, segment ST, segment QT [7].

Le rythme cardiaque normal est composé par des ondes liées en général à des actions

Mécaniques du cœur. Elles sont définies comme suit:

L'onde P : représente la dépolarisation auriculaire ou (la systole auriculaire), l'espace PR

Ou espace PQ habituellement entre 0,12 et 0,20 seconde.

Onde Q : Lorsqu'elle est présente, sa première déviation négative suit l'onde P.

Souvent, il n'y a pas d'onde Q et peut durer jusqu'à 0,2 seconde.

L'onde R : représente la première déflexion positive qui suit l'onde P ; il est de grande amplitude car la masse des ventricules est supérieure à celle des oreillettes.

L'onde S : représente la déflexion négative qui suit l'onde R.

Le complexe QRS : correspond à la dépolarisation ventriculaire ou (la systole

Ventriculaire), précédant l'effet mécanique de contraction (entre 0.06 et 0.1 seconde).

L'onde T : suit le complexe QRS elle représente la repolarisation des ventricules ; plus longue en durée que la dépolarisation (la vitesse de conduction de l'onde de repolarisation est plus faible que celle de l'onde de dépolarisation).

Le segment ST : fait suite au QRS et est normalement isoélectrique.

L'onde U : est une déflexion positive qui est parfois observée après l'onde T mais elle n'est pas

Utilisé pour le diagnostique. (Figure I.4) [2].

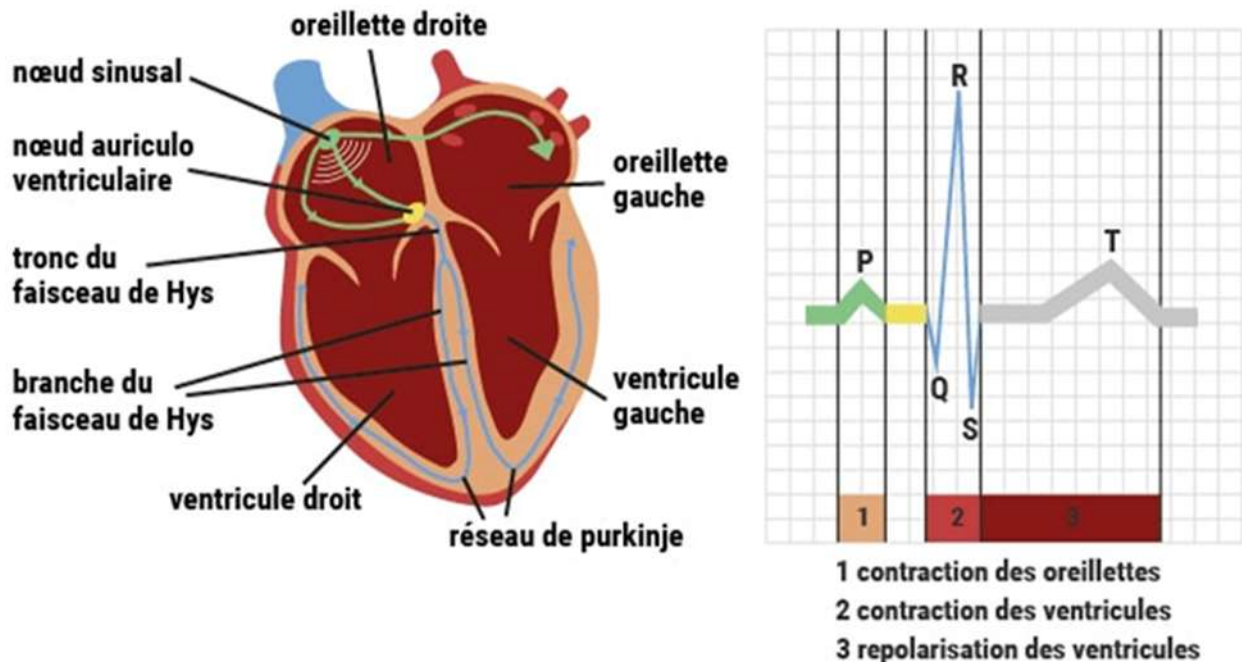


Figure I.4 : Ondes standard d'un électrocardiogramme (ECG) normal

#### I.4.2. Système de dérivations électro cardiographiques

La dérivation en électrocardiographie correspond à une droite qui lie les deux points d'observation de l'activité électrique du cœur à partir desquels on mesure une différence de potentiel électrique. Généralement les appareils électrocardiographiques peuvent enregistrer plusieurs différences de potentiels en même temps selon l'emplacement et le nombre d'électrodes réparties sur le corps. Chaque mesure de ces potentiels correspond alors à une dérivation de l'ECG.

Un système de dérivation consiste en un ensemble cohérent de dérivations, chacune étant définie par la disposition des électrodes sur le patient. L'emplacement des électrodes est choisi de

façon à explorer la quasi-totalité du champ électrique cardiaque. Plusieurs systèmes standardisés existent. En général en cardiologie clinique, on utilise 12 dérivations connues comme les dérivations standards.

L'ECG à 12 dérivations, six dérivations frontales et six précordiales, a été standardisé par une convention internationale. Les différents points d'observation proposés par les dérivations standards permettent d'avoir une idée tridimensionnelle de l'activité électrique du cœur. Les dérivations standards forment un système de 12 dérivations complémentaires :

- 3 dérivations bipolaires d'Einthoven sur les membres : DI, DII et DIII,
- 3 dérivations unipolaires augmentées de Goldberger, sur les membres : aVR, aVL et aVF.
- 6 dérivations unipolaires précordiales, de Kossman : V1, V2, V3, V4, V5 et V6. [8]

#### **I.4.2.1. Les dérivations périphériques**

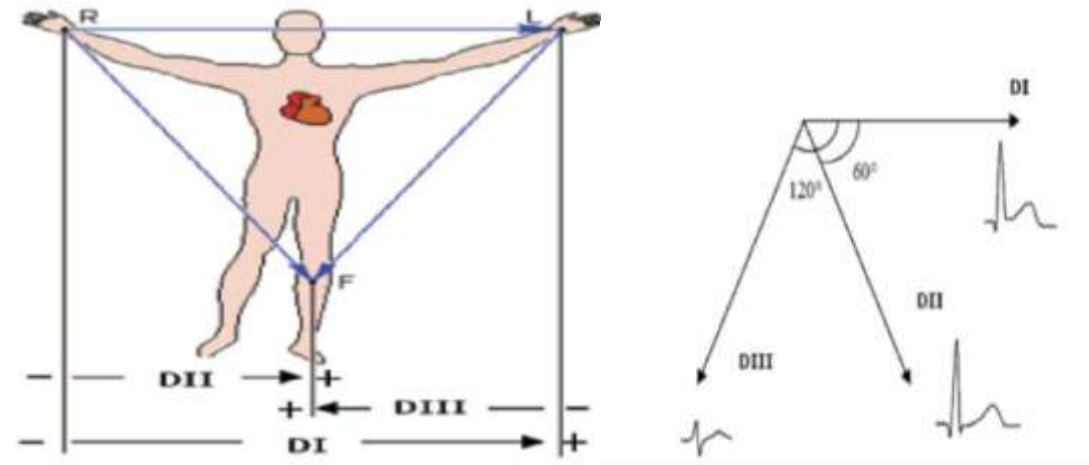
Les dérivations périphériques (ou dérivations des membres) permettent d'étudier l'activité électrique du cœur sur le plan frontal. Elles sont obtenues au moyen de 4 électrodes appliquées au bras droit, au bras gauche et à la jambe gauche, l'électrode de la jambe droite étant une électrode neutre destinée à éliminer les parasites électriques. Elles ont été déterminées par Einthoven en 1912 (Les dérivations périphériques bipolaires) et complétées par Goldberger en 1942 (Les dérivations périphériques unipolaires) [3].

#### **I.4.2.2. Les dérivations périphériques bipolaires**

Ce sont la dérivation périphérique standard d'Einthoven. Elles sont au nombre de trois. Ces dérivations sont bipolaires. Elles permettent la mesure des différences de potentiel entre des points très éloignés au niveau du corps. On distingue :

- Dérivée I (DI) : Mesure bipolaire entre le bras gauche et droit.
- Dérivée II (DII) : Mesure bipolaire entre la jambe gauche et le bras droit.
- Dérivé III (DIII) : Mesure bipolaire entre la jambe gauche et le bras gauche.

Chaque côté du triangle formé par les trois électrodes représente une ligne, avec différentes paires d'électrodes utilisées pour chaque ligne (Figure I.5) [7].



**Figure I.5:** Les dérivations bipolaires ; à gauche, emplacement des électrodes suivant le triangle d'Einthoven ; à droite, représentation vectorielle des dérivations et forme d'ondes observées en surface.

### I.4.2.3. Les dérivations périphériques unipolaires

Quelques années après Eindhoven, Wilson étudie la mécanique des potentiels électrocardiographiques. Il peut être défini comme unipolaire. Idéalement, ces probabilités sont mesurées par, Relatif à une référence lointaine. A cet effet, une résistance Wilson de  $5\text{ K}\Omega$  est placée entre chaque électrode et les extrémités du triangle d'Eindhoven. Un terminal commun appelé Central Wilson Terminal (BC), comme le montre la Figure I.6. Le système suppose que le point de référence doit rester à un potentiel constant proche de zéro. Les nouveaux titres ont été nommés VR, VL et VF. Peu de temps après, Goldberger a proposé une électrode unipolaire étendue. Cela a permis d'obtenir des signaux avec des amplitudes plus importantes que Wilson. Ces dérivations, appelées aVR, aVL et aVF, mesurent la différence de potentiel entre chacun des trois points et le potentiel moyen des deux autres (voir Figure I.7). Cela correspond à 1,5 fois la dérivation par rapport à la dérivation de Wilson (voir Figure I.8). [7]

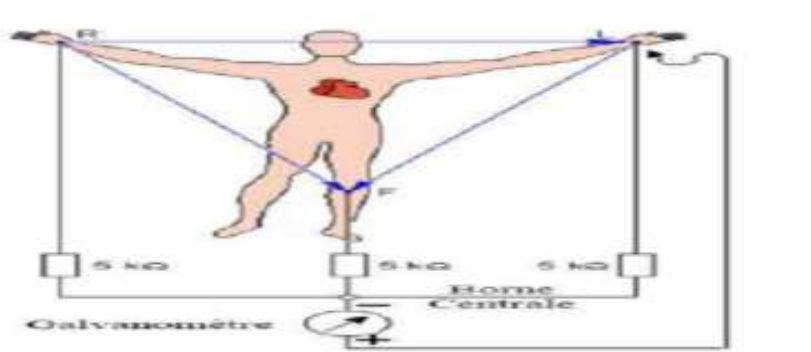


Figure I.6: Dérivations unipolaires de Wilson

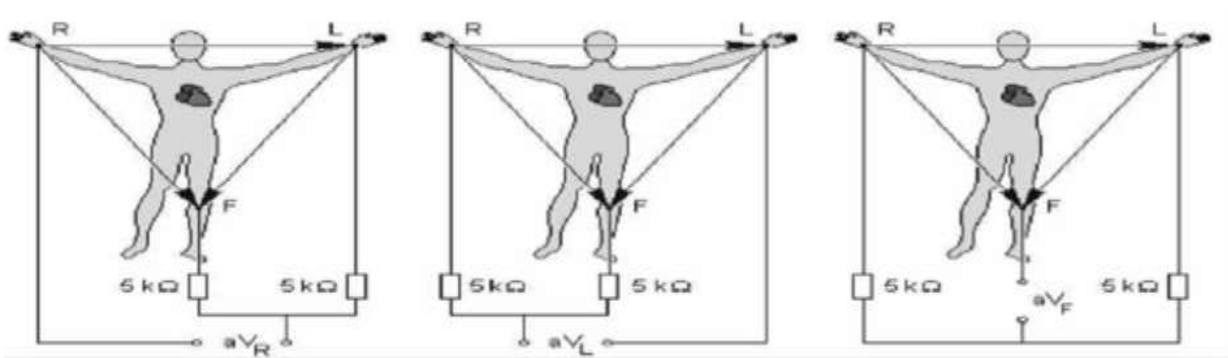


Figure I.7: Système de Goldberger pour l'enregistrement des trois dérivations Unipolaires Des membres augmentées

#### I.4.2.3.1. Techniques d'enregistrement d'ECG

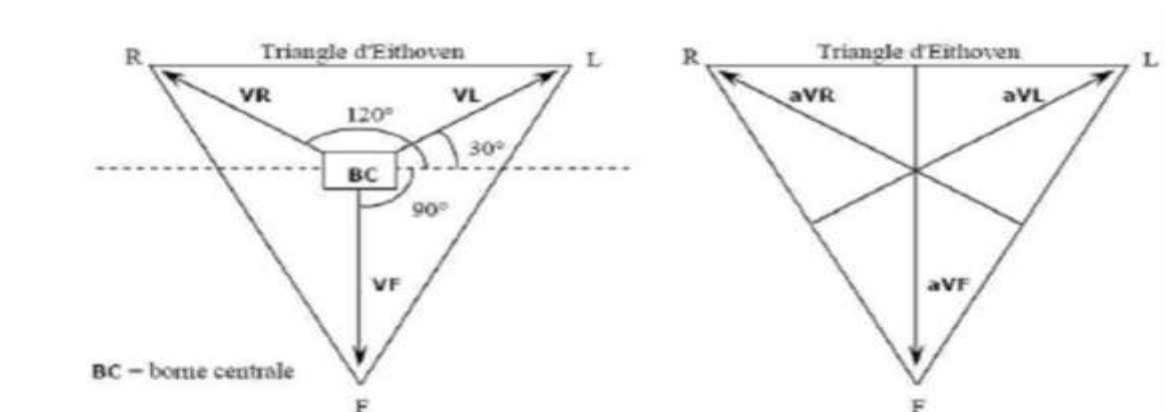


Figure I.8: Représentation vectorielle des dérivations unipolaires de Wilson (VR, VL et VF) et de Goldberger (aVR, aVL et aVF).

### I.5. Analyse de l'ECG

Toutes les interprétations de l'ECG sont basées sur les caractéristiques normales de la forme du signal ECG et de la largeur d'onde, détaillées sur la figure I.9 et sont détaillées ci-dessous.



Figure I.9: Représentation d'un ECG normal

- Onde P : reflète la dépolarisation et s'applique aux contractions de l'oreillette gauche et droite. Elle peut être bi phasique ou monophasique (selon l'origine de la méthode de mesure). Si son amplitude est inférieure à 2,5 mm, sa durée est estimée à 0,08-0,15 s et son axe est généralement de 60°.
- Intervalle PR : le temps nécessaire à la conduction auriculo-ventriculaire, qui diminue avec l'augmentation de la fréquence cardiaque. Cette durée est estimée entre 0,12 et 0,20 s. L'intervalle PR correspond au début de l'onde P jusqu'au début du QRS. Point isoélectrique.
- Onde QRS : elle correspond à la dépolarisation des ventricules gauche et droit et est définie par trois ondes : une onde Q négative, une onde R positive et une onde S négative. La forme et l'amplitude de cette onde complexe dépendent de la sonde mesurée et du degré d'anomalie du site organique concerné, mais sa durée est inférieure à 0,15 seconde et son axe varie de 0° à 90°.
- Point J : point d'intersection entre le complexe QRS et l'onde T.
- Segment ST : l'écoulement du temps entre la fin du complexe QRS et le début de l'onde T. [7]

## I.6. Types de bruit et artefacts visibles sur les ECG

Les signaux ECG obtenus lors de l'enregistrement sont généralement contaminés par diverses sources de bruit. Celles-ci peuvent perturber les caractéristiques de phase et d'amplitude des signaux utiles et parfois induire en erreur le diagnostic final. Ces bruits sont reconnaissables par l'œil expérimental et sont identifiés avant l'établissement d'un diagnostic. Ces perturbations indésirables ont plusieurs causes, notamment techniques, physiques et pathologiques [2]. Nous

présentons ici les bruits et artefacts présents dans les enregistrements d'ECG, notamment les enregistrements Holter. Les plus courants sont énumérés ci-dessous (figure I-10).

➤ **Bruit d'interférence de la ligne électrique (PLI) :** Le couplage des interférences de lignes électriques (PLI) dans les câbles de transmission de signaux est particulièrement gênant dans les équipements médicaux. Les câbles transportant les signaux de la salle d'examen à l'équipement de surveillance sont soumis aux fréquences d'interférence électromagnétique (EMI) omniprésentes (50 Hz ou 60 Hz) des lignes électriques. Parfois, les enregistrements (tels que l'EKG ou l'EEG) sont complètement dominés par ce type de bruit. La réduction (filtrage) de ces signaux PLI est un défi majeur car la fréquence des signaux de la ligne électrique se situe dans la gamme de fréquences des signaux ECG et EEG. Le PLI est une source importante de bruit lors des mesures de biopotentiel. Les EMI dégradent la qualité du signal et perturbent de minuscules caractéristiques essentielles à la surveillance et au diagnostic, et il a été observé qu'elles déforment gravement les biopotentiels.

Divers signaux biomédicaux contiennent différentes caractéristiques dans l'analyse du domaine temporel. On peut voir que le PLI peut contaminer les enregistrements ECG en raison des différences d'impédance des électrodes et des courants vagabonds à travers le patient, les câbles ou les instruments d'entrée flottants pour améliorer la sécurité du patient.

➤ **Base de référence Error (NB) :** Modifications de l'impédance et de l'activité de la peau des électrodes telles que les mouvements et la respiration du patient. Les perturbations de base dérivantes sont particulièrement importantes dans l'ECG d'effort, la surveillance ambulatoire et Holter. La plage de fréquences dans laquelle la dérive de la ligne de base domine est généralement inférieure à 1,0 Hz, mais pour les ECG d'effort, cette plage peut être plus large. Elle est causée par des changements dans la tension de polarisation électrode-peau, le mouvement de l'électrode, le mouvement respiratoire ou le mouvement du corps. Dans une ligne de base dérivante, les lignes équipotentielles changent de position. Une cause possible est le mouvement du câble. Les mouvements du patient, les fils/électrodes sales et diverses autres raisons peuvent également en être la cause. Illustre les signaux ECG avec une dérive significative de la ligne de base.

➤ **Bruit d'électromyographie (EMG) :** Les contractions de muscles autres que le cœur contribuent au bruit de l'EMG. La contraction d'autres muscles à proximité des électrodes entraîne la production d'ondes de dépolarisation et de repolarisation, qui sont captées par l'ECG. Le degré de diaphonie dépend de l'importance de la contraction musculaire (mouvement du sujet) et de la qualité des dérivations ; il est bien connu que l'amplitude du signal EMG à une nature stochastique (aléatoire) et est généralement modélisée par une fonction de distribution gaussienne. Cependant, sa variance dépend de variables environnementales et varie donc en

fonction des conditions. Le schéma statistique réel est inconnu, mais il convient de noter que l'activité électrique des muscles systoliques génère un potentiel de surface comparable à celui du cœur, qui peut complètement noyer le signal souhaité. Le bruit EMG peut être observé chez les sujets présentant des tremblements incontrôlables, les personnes handicapées, les enfants et les personnes qui ont peur des tests ECG. Il est souvent observé dans les cas suivants.

➤ **Bruit des instruments** : L'équipement électrique utilisé pour les mesures de l'ECG est également une source de bruit. Les sondes d'électrodes, les câbles, les processeurs/amplificateurs de signaux et les convertisseurs analogiques/numériques sont les principales sources de ce type de bruit. Malheureusement, le bruit des instruments ne peut pas être éliminé, mais il peut être réduit grâce à un équipement de meilleure qualité et à une conception soignée des circuits. Un type de bruit électrique est le bruit de résistance thermique (également connu sous le nom de bruit de Johnson). Les fluctuations aléatoires des électrons causées par l'agitation thermique génèrent ce bruit. Le spectre de puissance est donné par l'équation suivante.

$$\bar{V}_n^2 = 4KTR \dots\dots\dots (I-1)$$

Où **k** est la constante de Boltzmann, **T** la température et **R** la résistance.

Cette équation montre que le bruit thermique de la résistance est blanc à toutes les fréquences, mais que le spectre de puissance commence à changer à des fréquences supérieures à 100 Hz. Un autre type de bruit, appelé bruit de scintillement, est important dans les mesures ECG en raison de sa faible fréquence. Le mécanisme réel par lequel ce type de bruit se produit n'est pas encore compris, mais la théorie largement acceptée est qu'il est dû au piégeage de l'énergie qui se produit entre les interfaces de deux matériaux. On pense que les porteurs de charge sont piégés et libérés de manière aléatoire, ce qui provoque le bruit de scintillement. On pense que le bruit de scintillement est le plus prononcé au niveau de l'électrode, car l'amplitude du signal détecté est de l'ordre du millivolt.

➤ **Fenêtre contextuelle d'électrode ou Bruit de contact** : Le bruit de contact des électrodes est dû à la position du cœur par rapport aux électrodes (variation) et aux changements dans le milieu de propagation entre le cœur et les électrodes. Cela provoque des changements soudains dans l'amplitude du signal ECG et des décalages de la ligne de base à basse fréquence. Une faible conductivité entre l'électrode et la peau réduit également l'amplitude du signal ECG, augmentant ainsi la probabilité de bruit (en réduisant le RSB). Le mécanisme à l'origine de la perturbation de la ligne de base est un changement d'impédance entre l'électrode et la peau. Plus l'impédance cutanée de l'électrode est élevée, plus le changement d'impédance relative nécessaire pour modifier de manière significative la ligne de base du signal ECG est faible. Si l'impédance de la peau est très élevée, les caractéristiques du signal peuvent ne pas être détectées de manière

fiable en présence de mouvements du corps. Les changements rapides de l'impédance de la peau par rapport à l'électrode provoquent des transitoires de base brusques, qui diminuent exponentiellement jusqu'à la valeur de base. Cette transition peut se produire une seule fois ou plusieurs fois en succession rapide. L'amplitude de la première transition et la constante de temps de la décroissance sont les principales caractéristiques de ce type de bruit [9].

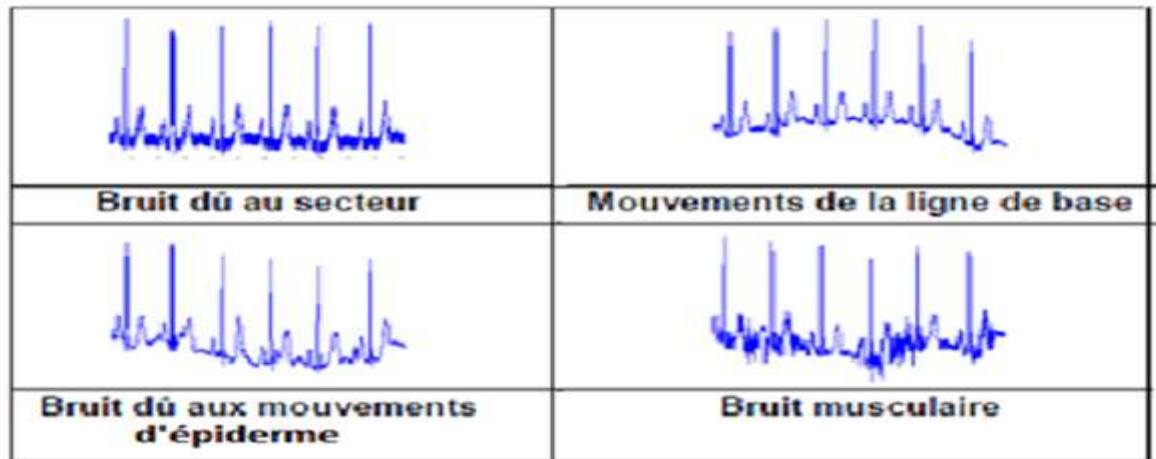


Figure I.10: Artefacts visibles sur l'électrocardiogramme

### **I.7. Base de données MIT-BIH**

La source des ECG inclus dans la base de données d'arythmie MIT/BIH est un ensemble de 48 enregistrements annotés.

Il s'agit de 48 enregistrements annotés. Ils ont été utilisés pour développer et évaluer les performances d'un classificateur dérivé de 48 sujets étudiés au laboratoire d'arythmie de l'hôpital Beth Israël, à Boston, entre 1975 et 1979. La base de données contient 23 enregistrements (numéros 100-124) choisis au hasard parmi plus de 4000 bandes Holter de 24 heures et 25 enregistrements (numéros 200-234) sélectionnés dans le même ensemble pour inclure des phénomènes rares mais médicalement importants. Chaque enregistrement dure un peu plus de 30 minutes. Les enregistrements d'annotation de référence comprennent des annotations (étiquettes) pour les battements, le rythme et la qualité du signal.

Environ 109 000 battements ont été annotés manuellement. Selon la période, cette opération a été effectuée par au moins deux cardiologues travaillant dans le domaine et leurs annotations ont été comparées.

Les enregistrements de la base de données reproduisent les enregistrements analogiques avec une fidélité suffisante pour permettre à l'utilisateur de les comparer.

La base de données reproduit les enregistrements analogiques avec une fidélité suffisante pour permettre l'utilisation de détecteurs d'artefacts de stimulateurs cardiaques conçus pour l'analyse des bandes La base de données d'arythmie du MIT-BIH est utilisée dans le monde entier, de sorte que les signaux ECG de cette base de données dans divers cas peuvent être traités [2].

### **I.8. Conclusion**

L'électrocardiographie est une technique largement utilisée qui remplit sa fonction de manière fiable et fournit un signal auquel des méthodes de traitement de signal appropriées peuvent être appliquées. Le but de ce chapitre est d'introduire les principes de base de l'électrocardiographie afin de comprendre les méthodes utilisées pour générer des signaux cardiaques et les détecter. Dans le chapitre suivant, nous présenterons une technique largement utilisée en traitement du signal, la transformée en ondelettes. Cette technique est souvent appliquée aux signaux électro-physiologiques en raison de leurs propriétés statistiques aléatoires.

**Chapitre II :**  
**Théorie des ondelettes et**  
**Analyse en composantes**  
**principales**

## **Chqpitre II. Théorie des ondelettes et Analyse en composantes principales**

### **II.1. Introduction**

Bien que la théorie de la transformée en ondelettes ait émergé au milieu du siècle dernier, ce n'est qu'en 1980 que le concept d'ondelettes a été pleinement introduit. Des méthodes efficaces de traitement du signal au lieu des méthodes traditionnelles ont conduit à l'émergence et au raffinement de nombreuses applications (ondelettes), dont beaucoup sont dédiées à l'analyse des signaux biomédicaux.

La principale caractéristique de l'ondelette et de sa porteuse intégrale est que les fonctions d'onde sont limitées dans le domaine temporel et fréquentiel, ce qui facilite la détermination des propriétés physiques de la source du signal. Plus l'analyse en composantes principales (PCA en abrégé) - l'une des premières analyses factorielles et l'une des plus largement utilisées aujourd'hui. La méthode remonte à Carl Pearson, qui l'a développée en 1901. C'est la base de notre compréhension de l'analyse factorielle aujourd'hui. Dans ce chapitre, nous décrivons la méthode par ondelettes et l'analyse en composantes principales (ACP) choisies dans notre approche.

### **II.2. Théorie des ondelettes**

#### **II.2.1. Méthodes de traitement classique**

Appliquez une série d'opérations à un signal spécifique pour extraire les informations dont vous avez besoin. Chaque opération a un rôle spécifique. Le facteur principal utilisé est la transformée de Fourier. Cependant, ce facteur est encore inefficace dans certaines applications et les transformées en ondelettes permettent de pallier cet inconvénient [10].

##### **II.2.1.1. Transformée de Fourier**

C'est un outil clé pour effectuer une analyse spectrale, qui met en évidence les caractéristiques de fréquence d'un signal. Cependant, ce type d'approche présente de nombreuses limitations lorsque les signaux à analyser sont non stationnaires (dont les propriétés spectrales évoluent dans le temps) [10].

La formulation de cette transformation est :

$$S(t) \longrightarrow S(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} S(t) \cdot e^{-j2\pi ft} dt \dots \text{(II -1)}$$

Malgré son immense succès, cette technologie présente de nombreux inconvénients, notamment :

- Il permet de connaître les différentes fréquences présentes dans le signal, mais il n'est pas possible de connaître les instants de son émission.
- Impossible d'analyser les signaux non stationnaires (fréquence variable).
- Ses informations sont globales et non locales.

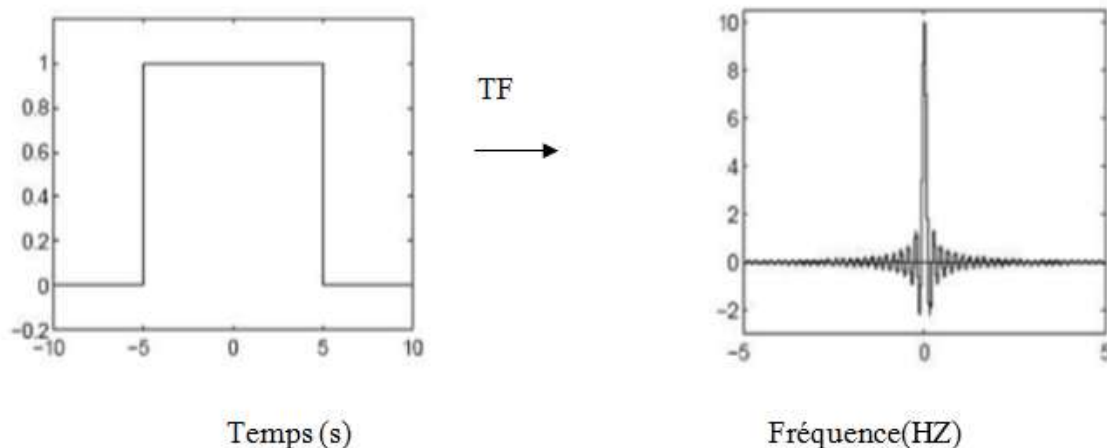


Figure II.1 : Exemple de la Transformée de Fourier.

Par exemple, si l'on regarde la figure (Figure II-1), on constate que l'information temporelle est perdue lors du passage d'une représentation temporelle à une représentation fréquentielle. En fait, il est impossible de savoir quand un pic s'est produit sur un tracé de fréquence.

L'analyse de Fourier ne peut pas examiner les signaux dont la fréquence change dans le temps. De tels signaux nécessitent l'utilisation d'une analyse temps-fréquence pour identifier la périodicité temporelle et segmentaire. Ce signal est supposé stationnaire dans chaque segment et T.F est appliqué à chaque segment. Cette représentation est appelée transformée de Fourier en temps court (T.F.C.T).

### **II.2.1.2. Transformée de Fourier à court terme (TFCT)**

Pour surmonter les limites de TF, GABOR a défini la première forme de représentation temps-fréquence (TFCT) dans les années 1940. La technique consiste à découper le signal en tranches successives de sorte que le signal soit pulsé pendant la durée de chaque tranche, chaque tranche de durée T est considérée comme stationnaire et est obtenue en multipliant le signal par

une fenêtre temporelle d'amplitude finie considérée comme stationnaire. Nous ne pouvons alors pas appliquer TF à l'ensemble du signal, mais à chaque section de ce signal ) [10].

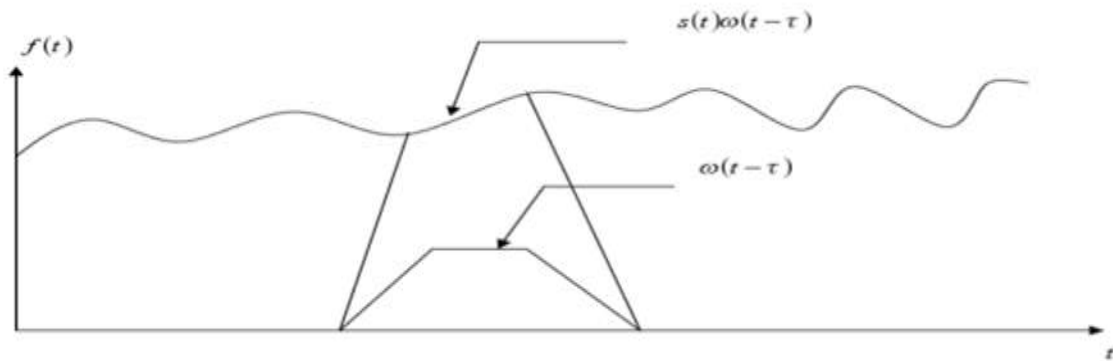


Figure II.2 : Influence de la fenêtre de GABOR

TFCT

$$S(t) \longrightarrow S(t, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} \omega(t - \tau) s(t) e^{-j2\pi f \tau} d\tau \quad \dots \text{ ( II -2)}$$

**S(t)** : Signal à traiter.

**τ**: Translation de la fenêtre.

**ω(t- τ)** : La fonction introduisant la notion de fenêtre de **GABOR**

Malheureusement, cette représentation (TFCT) présente les inconvénients suivants :

- ❖ Avec une longueur d'intervalle fixe, des phénomènes à différentes échelles de temps ne peuvent pas être analysés simultanément.
- ❖ La précision de l'analyse nécessite un compromis insurmontable entre résolution temporelle et résolution fréquentielle.
- ❖ Déterminer l'intervalle de temps pendant lequel un signal peut être considéré comme stationnaire est un inconvénient pratique.

Autour des limites de la T.F.CT, MORLET a choisi une méthode différente. Au lieu de garder la taille de la fenêtre constante et de changer le nombre d'oscillations dans cette fenêtre, il a fait le contraire : il a maintenu le nombre d'oscillations constant et a redimensionné la fenêtre en l'étirant ou en la comprimant comme un accordéon. MORLET a alors pu localiser les hautes fréquences avec des fenêtres plus larges.

**II.2.2. Définition d'une ondelette**

Une ondelette est une forme d'onde de durée finie avec une valeur moyenne nul. Objet mathématique utilisé dans le traitement du signal. En particulier, le signal peut être décomposé dans le domaine fréquentiel dont la précision dépend de la bande de fréquence considérée. défini comme suit [11]:

$$\Psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad a \in \mathbf{R}^+, b \in \mathbf{R} \quad \dots \text{(II -3)}$$

Ou :

**b** Facteur de translation.

**a** Facteur de dilatation « Echelle »

$\Psi(a, b)$  Ondelette mère.

$\Psi\left(\frac{t-b}{a}\right)$  Ondelettes enfants.

$\frac{1}{\sqrt{a}}$  Facteur de normalisation de l'énergie afin que le signal transformé ait la même énergie à toutes les échelles.[2]

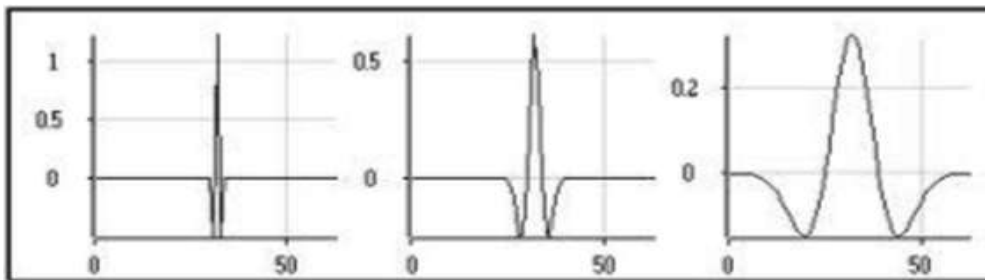


Figure II.3 : Ondelette avec différents facteurs d'échelles

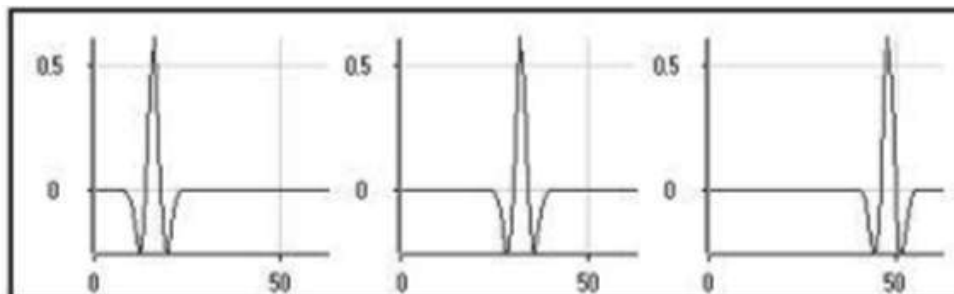


Figure II.4 : Ondelette avec différents facteurs de position b

### **II.2.2.1. Famille d'ondelettes**

Dans le tableau suivant (Tab 1) nous listons certaines de ces familles, avec leurs abréviations associées [7].

Tableau II-1 : Famille d'ondelettes

Nom des familles d'ondelettes	Abréviations
Ondelette de Haar	Haar
Ondelettes de Daubechies	Db
Ondelettes Symlets	Sym
Ondelettes Coiflets	Coif
Ondelettes biorthogonales	Bior
Ondelette de Meyer	Meyr
Ondelettes gaussiennes	Gaus
Ondelettes gaussiennes complexes	Ggau
Chapeau mexicain	Mexh
Ondelette de Morlet	Morl
Ondelette de Morlet complexe	Cmor
Ondelettes de Shannon complexes	Shan

#### **II.2.2.1.1. Ondelettes de Daubechies**

Cette famille d'ondelettes à un paramètre (dbN) est la première, grâce à I. Daubechies, à manipuler des ondelettes orthogonales à support compact de régularité arbitraire, on dit que N est l'ordre de l'ondelette dbN. Ces ondelettes pour les ordres 2 à 10 (db2, db3,..., db10) sont représentées sur la Figure II.5

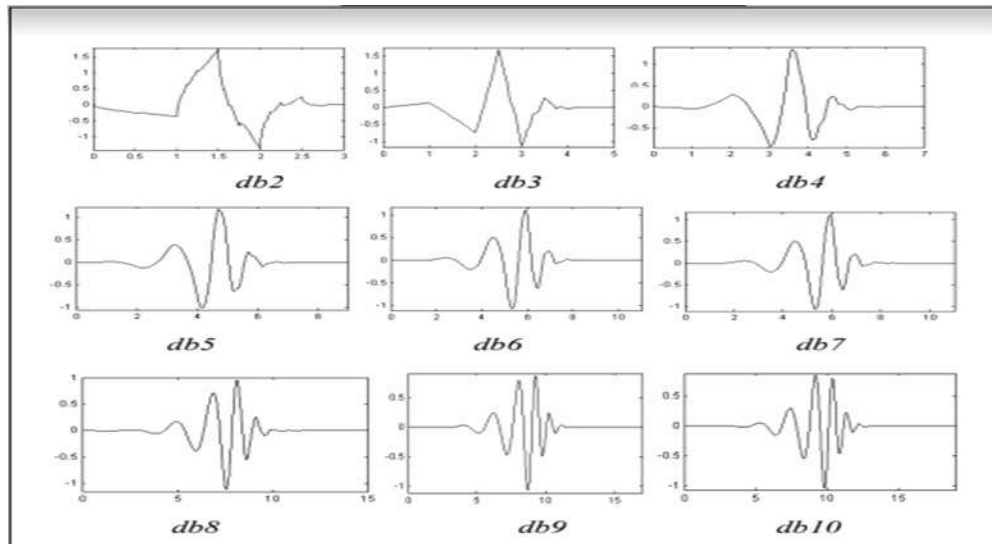


Figure II.5: Les ondelettes de Daubechies

### II.2.2.1.2. Ondelettes de Symlets

Les symlets (symN) sont une famille d'ondelettes quasi-symétriques proposée par I. Daubechies en modifiant la construction des dbNs. Hormis la symétrie, les autres propriétés des deux familles sont similaires. Les symlets d'ordre 2 à 8 (sym1 est simplement une ondelette de Haar) sont représentés sur la Figure II.6

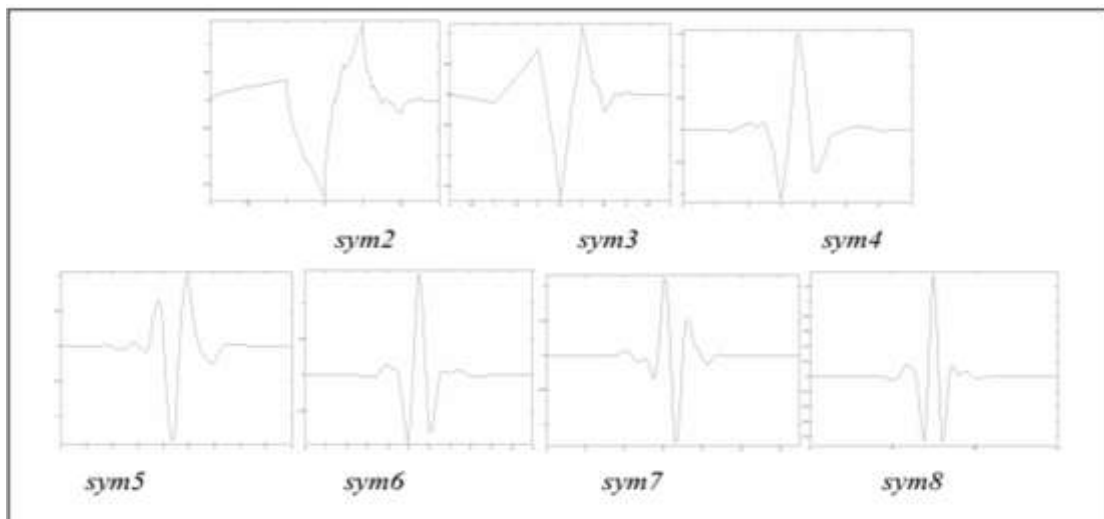


Figure II.6 les ondelettes de symlet

### II.2.2.1.3. Ondelettes de Coiflet

Les coiflets (coifN) sont une famille d'ondelettes avec une propriété inhabituelle. De plus, comme pour les deux familles précédentes, l'ondelette associée à coifN a  $\Psi$  2N moments nuls.

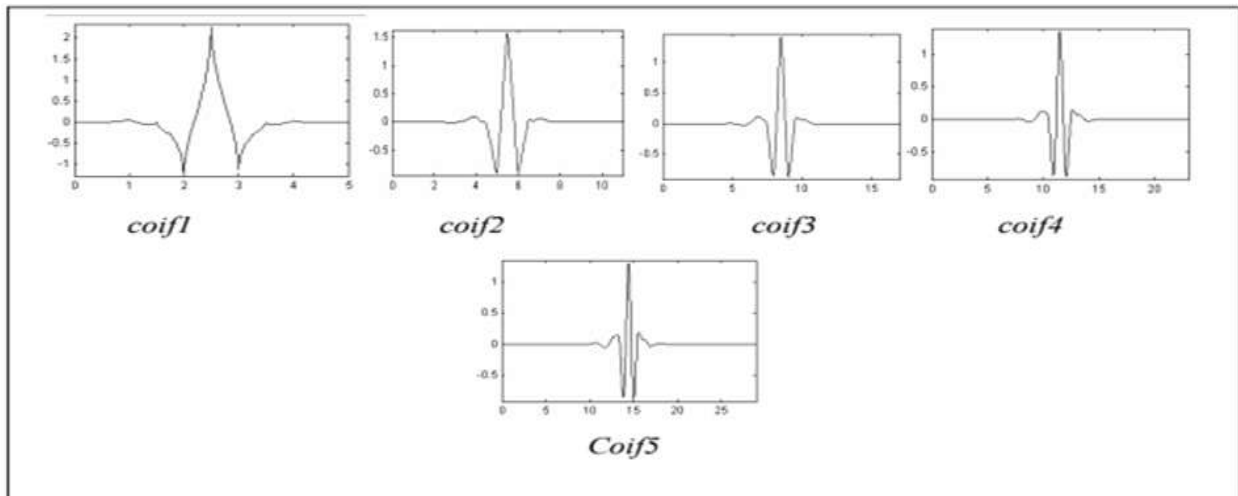


Figure II.7 Les ondelettes de coiflet

### II.2.2.2. Le choix de la meilleure ondelette

Il existe plusieurs types d'ondelettes dans la littérature. Le critère de choix de la meilleure ondelette reste un problème ouvert. Malheureusement, il n'y a pas d'ondelette meilleure qu'une autre, tout dépend de l'application. Dans certains cas, l'ondelette la plus simple (Haar) sera optimale. Pour d'autres applications, ce serait la pire option.

Les fonctions gaussiennes sont souvent utilisées comme ondelettes pour les transformées continues en raison de leur bonne résolution ; cependant, elles sont difficiles à mettre en œuvre. En pratique, la sélection de l'ondelette optimale est basée sur :

- Analyser la forme de l'ondelette : plus la fonction est proche de l'événement à traiter, plus l'analyse sera efficace.
- Propriétés mathématiques (instants nuls, régularité...).
- ad hoc : Une ondelette qui permet un traitement efficace du signal est acceptable, même si ce n'est pas la meilleure possible. Théoriquement, plus la fonction est proche de l'événement à traiter, plus l'analyse est efficace. Cependant, l'ondelette optimale pour les signaux mesurés dans une expérience dans un domaine ne serait pas nécessairement l'ondelette optimale dans une autre mesure pour un domaine différent.

**Note :** Bref, si la fonction analysée était analytique, elle aurait idéalement un très grand nombre de moments nuls [7].

### **II.2.2.3. Propriétés des ondelettes**

#### **II.2.2.3.1. Sélectivité en fréquence**

Dans la transformée de Fourier, la fonction utilisée pour analyser le signal étudié est une fonction sinusoïdale avec une fréquence exacte, et lorsqu'elle est multipliée par le signal, les coefficients résultants ne sont liés qu'à cette fréquence. Les ondelettes, quant à elles, sont constituées de plusieurs fréquences. Des coefficients d'ondelettes sont associés à cette bande de fréquence. Plus la plage de fréquence des ondelettes est étroite, plus l'ondelette est sélective en fréquence [12] .

#### **II.2.2.3.2. Similarité**

Toutes les ondelettes appartenant à la même famille doivent être similaires. Autrement dit, ils doivent être dérivés les uns des autres par une combinaison linéaire de transformation et d'extension [12] .

#### **II.2.2.3.3. Symétrie**

Pour éviter les déphasages dans les transformées en ondelettes, il est parfois souhaitable que les ondelettes aient des propriétés temporellement symétriques [12] .

#### **II.2.2.3.4. Orthogonalité**

Cette propriété est une source importante pour les ondelettes à bases d'ondelettes orthogonales et non redondantes. Il en résulte une décomposition particulière[12] .

#### **II.2.2.3.5. Régularité**

Les ondelettes étant le rôle principal des ondelettes dans le domaine du codage, elles doivent être suffisamment régulières. Cela affecte la qualité de la reconstruction du signal. Une ondelette est dite normale si elle est très lisse et peut être approchée localement par un polynôme. L'ordre de régularité d'une ondelette est égal à son nombre de moments nuls[12] .

#### **II.2.2.3.6. Nombre de moments nuls**

Dans certaines applications, les ondelettes doivent également avoir un certain nombre de moments nuls pour supprimer la partie polynomiale du signal et le rendre plus sensible aux variations moins régulières [12] .

#### **II.2.2.3.7. Relation entre fréquence et échelle**

Si  $f_0$  est la fréquence centrale de l'ondelette mère  $\psi(t)$ , alors les autres ondelettes  $\psi_{a,b}(t)$  oscillent à la fréquence  $f = f_0/a$ ,  $a = f_0/f$

### Transformée en ondelettes (TO)

La transformée en ondelettes est un opérateur qui remplace l'onde sinusoïdale d'une transformée de Fourier par une famille de translations et de développements de la même fonction, appelées ondelettes. L'analyse en ondelettes du signal est effectuée par une fonction d'analyse spéciale appelée ondelette parent. Le nom d'ondelette vient du fait qu'il s'agit d'une fonction oscillante (tout comme une onde). Les ondelettes sont placées dans le domaine temporel et sélectionnent la portion du signal à traiter. Ils sont également focalisés sur le domaine fréquentiel et peuvent être réduits ou étendus pour couvrir n'importe quelle plage définie du signal à traiter [10].

$$\text{Définie comme suit: } \mathbf{T}_o(\mathbf{a}, \mathbf{b}) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \mathbf{S}(t) dt \dots (\text{II -4})$$

- Les coefficients d'ondelettes  $T_o$  dépendent de deux paramètres  $a$  et  $b$ , où  $a$  est le facteur d'échelle et  $b$  le facteur de translation. Le pas de translation à l'échelle  $a$  est :  $b/a$ .
- Les fonctions  $\Psi$  a, b(t) sont obtenues à partir de la dilatation et de la translation de la fonction ondelette mère  $\Psi(t)$ .
- $\frac{1}{\sqrt{a}}$  est un coefficient utilisé pour avoir la même énergie dans chacune des ondelettes analysantes.

Une fonction  $\Psi$  est dite ondelette analysante si elle les conditions suivantes:

Continue :  $\int_{-\infty}^{+\infty} [\Psi(t)]^2 dt < \infty \dots (\text{II -5})$

Analytique: sa transformée de Fourier ne doit être nul pour:  $f < 0$

Admissible :  $\Psi(0) = 0 \text{ ou } \int_{-\infty}^{+\infty} \Psi(t) dt = 0 \dots (\text{II -6})$

Les transformations en ondelettes sont divisées en deux catégories :

La transformée en ondelette continue (TOC) et La transformée en ondelette discrète (TOD).

#### II.2.2.3.8. Transformée continue en ondelettes (TOC)

La transformée continue en ondelettes décompose le signal en un ensemble d'ondelettes de référence à l'aide d'opérations de dilatation et de translation. L'utilisateur peut choisir librement les ensembles d'extension et de translation. Transformée en ondelettes de tout signal  $S(t)$ . Elle consiste à affecter ce dernier à une famille d'ondelettes choisie, on peut donc présenter ce signal avec la fonction  $S(a,b)$  bas, qui associe aux paramètres  $a$  et  $b$  la valeur du coefficient TOC  $S(t)(a,b)$  :

$$S(a,b) = \text{TOC}(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} \Psi^*\left(\frac{t-b}{a}\right) \mathbf{S}(t) dt \dots (\text{II -7})$$

$\Psi^*$  représente le complexe conjugué de  $\Psi$  [10].

### II.2.2.3.9. Transformée en ondelette discrète (TOD) [10]

Le principe de base de TOD est de diviser le signal en deux parties, l'une représentant l'aspect général du signal et l'autre représentant les détails du signal. L'aspect général d'une fonction est représenté par ses basses fréquences, et les détails par ses hautes fréquences. On obtient donc des transformées en ondelettes discrètes en faisant varier les paramètres de dilatation et de translation dans une grille discrète afin qu'elles puissent transférer toutes les informations contenues dans le signal. Pour cela, il faut remplacer la famille redondante de fonctions de base  $\Psi_{a,b}$  par une famille dénombrable.

Ces paramètres sont donnés par les expressions suivantes :

$$a_j = a_0^j \quad \dots \text{ (II -8)}$$

$$b_k = Kb_0 a_0^j \quad \dots \text{ (II -9)}$$

Avec  $(j, k) \in \mathbb{Z}^2$

Si:  $1 > a$  : Pas de dilatation,

$b \neq 0$  Pas de translation

Ainsi la famille d'ondelette discrète est définie par :

$$\Psi_{j,k}(t) = a_0^{-\frac{j}{2}} \Psi(a_0^{-j} t - kb_0) \quad \dots \text{ (II -10)}$$

$$\text{Avec TOD} = \int_{-\infty}^{+\infty} \Psi_{j,k}(t) S(t) dt \quad \dots \text{ (II -11)}$$

### II.2.2.4. Principe du dé-bruitage par les ondelettes [3]

Ces dernières années, les techniques basées sur la transformée en ondelettes se sont popularisées et sont très appréciées dans le cadre du débruitage des signaux ECG. En fait, cette technique exploite l'effet que le bruit est représenté par tous les coefficients d'ondelettes de faible amplitude, tandis que la majeure partie de l'énergie utile du signal est concentrée dans quelques coefficients de forte amplitude. Par conséquent, la réduction du bruit peut être obtenue en mettant les coefficients bas à zéro après seuillage, suivi d'une reconstruction du signal en appliquant une transformée en ondelettes inverse. Le schéma fonctionnel du système de réduction de bruit basé sur la transformée en ondelettes est représenté sur la Fig. (II-8). Cela se fait généralement en trois étapes consécutives :

- (1) Application de la transformée en ondelettes à un signal bruité.
- (2) Filtrage des coefficients ainsi obtenus selon un certain critère (par seuil).
- (3) Calculer la transformée inverse à partir des coefficients résultant de l'étape précédente.

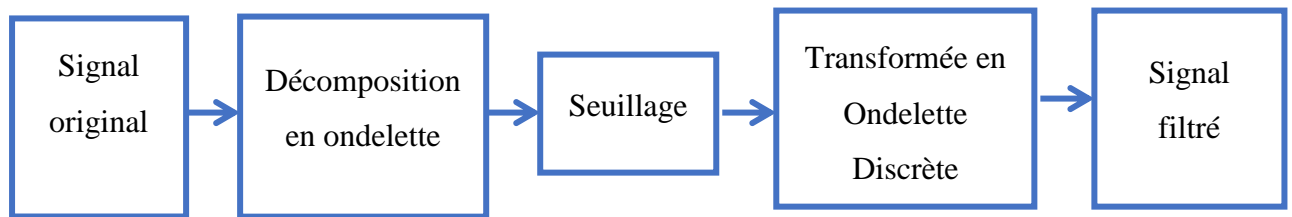


Figure II.8 : Principe du débruitage par ondelette

Le seuillage consiste à comparer les coefficients d'ondelettes à un seuil et de les mettre à zéro si leurs amplitudes sont inférieures à ce seuil. L'efficacité et la fiabilité de l'opération de filtrage sont fortement liées au choix du seuil.

En effet, plusieurs techniques de seuillage ont été développées, à utiliser deux types de fonctions de seuillage, le seuillage dur et le seuillage doux.

➤ le seuillage dur

$d_n^j$  sont les coefficients détaillés du signal  $S(t)$  à la résolution  $j$  et  $T_j$  les valeurs de seuil de sélection correspondantes. A la fin du seuil, on obtient un vecteur  $d_{ns}^j$  à partir des coefficients de seuil tel que :

$$d_{ns}^j = \begin{cases} d_n^j & \text{si } |d_n^j| > T_j \\ 0 & \text{si } |d_n^j| \leq T_j \end{cases}$$

➤ le seuillage doux :

Le seuillage doux est similaire au seuillage dur, sauf qu'il réduit la valeur du facteur  $d_n^j$  qui dépasse le seuil de  $T_j$ .

$$d_{ns}^j = \begin{cases} d_n^j - T & \text{si } d_n^j > T_j \\ d_n^j + T & \text{si } d_n^j < -T_j \\ 0 & \text{si } |d_n^j| < T_j \end{cases}$$

### **II.3. Analyse en composantes principales (ACP)**

#### **II.3.1. Principes de l'ACP**

L'ACP est largement utilisé dans le traitement du signal. Le principe est de trouver des variables non corrélées. L'objectif de l'analyse en composantes principales est de réduire la taille de la représentation des données ou de mapper les données aux niveaux de représentation qui contiennent le plus d'informations [13].

Nous discutons ici de l'analyse des données selon les cinq principes suivants :

- Premiers principes : Les statistiques ne sont pas des probabilités.
- Deuxième principe : Le modèle doit suivre les données, et non l'inverse.
- Troisième principe : Les informations sur autant de dimensions que possible doivent être traitées simultanément.
- Quatrième principe : Les ordinateurs sont essentiels pour analyser des problèmes complexes, en particulier des problèmes sociaux.
- Cinquième Principe : Utiliser des ordinateurs signifie abandonner toute technologie qui a été développée avant l'avènement des calculs automatiques.

Ces cinq principes indiquent une approche statistique, non probabiliste, d'une part, selon laquelle les modèles doivent être conformes aux données, et d'autre part, l'analyse des données doit traiter simultanément le maximum de données possible. L'utilisation d'ordinateurs et donc l'utilisation de technologies nouvellement adaptées. Malgré des volumes de données sans cesse croissants, l'analyse des données est toujours recherchée pour s'adapter à tous les types de données et aux considérations de traitement en temps réel. Les techniques développées (analyse de données) sont maintenant souvent intégrées à des techniques d'informatique et d'intelligence artificielle (apprentissage numérique et symbolique) dans l'exploration de données et l'extraction de connaissances à partir de données. La technique utilisée dans notre approche est l'analyse en composantes principales (ACP) [14].

#### **II.3.2. L'analyse en composantes principales (ACP)**

L'analyse en composantes principales est l'une des analyses de données multivariées les plus fréquemment utilisées. L'Analyse en Composantes Principales peut être considérée comme une méthode de projection qui projette les observations d'un espace à  $p$  dimensions avec  $p$  variables vers un espace à  $k$  dimensions (où  $k < p$ ) de manière à conserver le maximum d'information par rapport aux dimensions initiales. L'analyse en composantes principales (ACP)

implique une procédure mathématique qui transforme un certain nombre de variables (éventuellement) corrélées en un nombre (plus petit) de variables non corrélées appelées composantes principales. La première composante principale explique autant que possible la variabilité des données et chaque composante suivante explique autant que possible la variabilité restante [15].

**II.3.2.1. Données**

Les données ACP sont généralement représentées sous la forme d'une matrice  $M = (N \times K)$ . Ceci est illustré dans la figure (III.1) ci-dessous. Les données sont donc constituées de personnes et de variables. Pour l'ACP, ils doivent être quantitatifs et continus, uniformes ou non, et a priori corrélés entre eux. Rappelons que nous utilisons  $x_{nk}$  pour représenter la valeur de la variable  $k$  pour chaque  $n$ .  $N$  représente à la fois le nombre d'individus et l'ensemble des indices  $N = \{1, \dots, n, \dots, N\}$ . Et  $K$  désigne à la fois le nombre des variables et l'ensemble des indices

$K = \{1, \dots, k, \dots, K\}$ . Chaque variable aléatoire  $x_k = (x_{N,1} \dots x_{N,k})'$  a une moyenne  $\bar{x}_k$  et un écart type  $\sigma_k$ . Tel que :

la moyenne : 
$$\bar{x}_k = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x_{nk} \quad \dots \text{ (II.12)}$$

L'écart type : 
$$\sigma_k = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (x_{nk} - \bar{x}_k)^2} \quad \dots \text{ (II.13)}$$

Variables

$$M = \begin{bmatrix} x_{1,1} & \dots & x_{1,K} \\ \vdots & x_{n,k} & \vdots \\ x_{N,1} & \dots & x_{N,K} \end{bmatrix} \text{ Individus}$$

Figure II.9: Représentation des données pour l'ACP.

Chaque individu est un point de  $R^k$ , l'ensemble des individus est un "nuage" de point dans  $R^k$  [16].

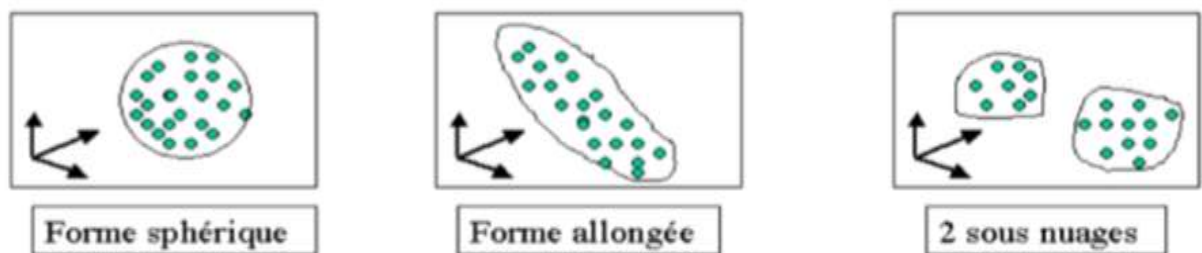


figure II.3 : Les formes de nuages de points

### II.3.2.1.1. Poids

Si les réalisations (éléments de la matrice  $M$ ) sont équiprobables, alors chaque réalisation (élément de la matrice  $X_{i,j}$ ) a la même importance  $1/N$ .

Lors du calcul des propriétés de l'échantillon. Vous pouvez également appliquer différents poids  $P_i$  à chaque réalisation commune de la variable (dans le cas d'échantillons ajustés, de données groupées, etc.). Ces poids sont des nombres positifs qui totalisent 1 et sont représentés par une matrice diagonale  $D$  de taille  $N$  [15].

$$D = \begin{bmatrix} P_1 & & \\ & \ddots & \\ & & P_N \end{bmatrix} \dots \text{(II.14)}$$

Avec :  $P_i \geq 0$  et  $\sum_{i=1}^N p_i = 1$  ... (II.15)

Dans le cas usuel des poids égaux, on a  $D = \frac{1}{k} I$  où  $I$  est la matrice identité

### II.3.2.1.2. Traitement des données

Notez que ' $\mathbf{g}$ ' est le vecteur  $(\bar{x}_1, \dots, \bar{x}_k)$  représentant le centroïde du nuage de points. Les données traitées sont généralement centrées (normalisées) sur le point focal :

La matrice  $M$  deviendra :

$$\bar{M} = \begin{bmatrix} x_{1,1} - \bar{x}_1 & \dots & x_{1,K} - \bar{x}_k \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{N,1} - \bar{x}_1 & \dots & x_{N,K} - \bar{x}_k \end{bmatrix} = M - \tilde{\mathbf{1}} \mathbf{g}^T \dots \text{(II.16)}$$

Tel que  $\mathbf{g} = M^T D \tilde{\mathbf{1}}$  où  $\tilde{\mathbf{1}}$  Un vecteur à l'intérieur de  $\mathbf{R}^N$ , qui ont tous des coordonnées égales à 1.

$\bar{M}$  Elle peut être aussi réduite :

$$\tilde{M} = \begin{bmatrix} \frac{x_{1,1} - \bar{x}_1}{\sigma(x_1)} & \dots & \frac{x_{1,K} - \bar{x}_k}{\sigma(x_k)} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{x_{N,1} - \bar{x}_1}{\sigma(x_1)} & \dots & \frac{x_{N,K} - \bar{x}_k}{\sigma(x_k)} \end{bmatrix} \dots \text{(II.17)}$$

La réduction ou non du nuage de points  $(\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_k)$  dépend du sort du modèle et des données.

- Si les données ne sont pas réduites, chaque variable avec une grande variance (comme le bruit) augmentera toutes les autres variables, biaisant ainsi les résultats de **I'ACP**.
- Lorsque les données sont réduites, les variances apparentes de toutes les variables sont égales et le bruit est comparable aux variables informatives. Dans ce cas, le choix de cette normalisation ou de cet éclaircissement dépend d'abord des données puis de l'application ultérieure des résultats de l'ACP [15].

### II.3.2.1.3. Calcul des covariances et des corrélations [4]

Matrice de variance/covariance. Cela n'a pas de sens, mais c'est le même type de matrice que la corrélation. Il est plus pratique de travailler avec la variance qu'avec l'écart type. C'est la raison de nombreuses méthodes statistiques telles que l'ACP.

La variance est utilisée pour décrire la dispersion des variables quantitatives.

$$\text{cov} = 1 / (N \cdot \overline{M^T \cdot M}) \quad \dots \text{ (II.18)}$$

matrice de corrélation. Il donne le coefficient de corrélation linéaire des variables appariées. Il s'agit d'un ensemble d'analyses bivariées, représentant la première étape vers l'analyse multivariée.

$$\text{Cor} = \frac{1}{N \cdot \overline{M^T \cdot M}} \quad \dots \text{ (II.19)}$$

### II.3.2.2. Objectifs

L'objectif principal de l'ACP [17]:

- ✓ Extraire les informations les plus importantes du tableau de données.
- ✓ Compresser la taille du jeu de données en ne conservant que ces informations importantes.
- ✓ Simplifier la description du jeu de données.
- ✓ Analyser la structure des observations et des variables.

### II.3.2.3. Étape ACP

L'analyse en composantes principales peut être divisée en les étapes suivantes [15] :

- étape 1 : Calcul de la matrice de corrélation entre les variables. Cette matrice fournit le premier élément descriptif des associations qui existent entre les variables. L'ACP permet la synthèse de ces liaisons.
- étape 2 : Calcul des valeurs propres associées à la matrice de corrélation Les valeurs propres (ou inerties associées aux coefficients) sont les variances des coordonnées des points individuels sur l'axe correspondant. Il s'agit donc de mesures de la diffusion individuelle des nuages dans la direction définie par l'axe. Il est souvent intéressant de regarder la décroissance des valeurs propres. En effet, lorsque les données sont moins structurées, le nuage a une forme « régulière », observée par une décroissance régulière des valeurs propres. Dans ces conditions, l'analyse factorielle ne donne pas de résultats intéressants.

- Étape 3 : Calcul des vecteurs propres associés Ces vecteurs propres représentent les axes factoriels du nouvel espace, qui sont des combinaisons linéaires des variables de sortie. Puis, pour chaque axe, on définit les composantes principales, en commençant par le vecteur propre associé à la plus grande valeur propre. L'examen d'un plan factoriel permet de visualiser les corrélations entre les variables et d'identifier les groupes de personnes qui ont pris les mêmes valeurs pour les mêmes variables.

### **II.3.3. Avantages et inconvénients de l'ACP**

#### **II.3.3.1. Avantages**

➤ Simplicité mathématique :

L'ACP réduit le nombre de caractères en sélectionnant simplement un certain nombre de caractères, mais en construisant de nouveaux caractères composites obtenus en combinant les caractères initiaux à l'aide de "facteurs". C'est une procédure factorielle. Cependant, ce ne sont que des combinaisons linéaires. Les seuls véritables outils mathématiques utilisés en PCA sont le calcul des valeurs propres/vecteurs propres de la matrice et les changements de base. Par conséquent, d'un point de vue mathématique, l'ACP est une méthode facile à mettre en œuvre [16] .

➤ Simplicité des résultats :

Grâce aux graphiques fournis, l'ACP permet de comprendre en un coup d'œil bon nombre de ses résultats [16] .

➤ Performances :

**L'ACP** est peut-être simple, mais elle est puissante. En quelques passages, il fournit des synthèses et des aperçus complets des relations entre les variables quantitatives dans une population d'étude, des résultats autrement impossibles à obtenir ou seulement au prix de manipulations lourdes [16] .

➤ La flexibilité:

**L'ACP** est une méthode très flexible car elle peut être appliquée à des ensembles de données de tout contenu et de toute taille tant qu'il s'agit de données quantitatives organisées en termes de personnes/variables. Cette souplesse d'utilisation se traduit principalement par la diversité des applications de **l'ACP** qui touchent tous les domaines, comme évoqué dans la section précédente [16] .

### **II.3.3.2. Inconvénients**

En tant que technique d'analyse de données, l'ACP n'a pas vraiment d'inconvénients en soi. Elle ne s'applique qu'à certains cas et produit certains types de résultats. Cela n'a donc aucun sens de dire que l'inconvénient de l'ACP est qu'elle n'est pas applicable en dehors de ce contexte. Comme il s'agit avant tout d'une technique de synthèse de données, la perte inévitable d'informations n'est pas un inconvénient, mais une condition pour obtenir des résultats. Même si elles sont représentatives dans certains cas particuliers, des caractéristiques peuvent être cachées [16] .

### **II.3.4. Domaines d'application ACP**

Il existe de nombreuses applications selon le type de données que l'ACP peut gérer [13].

- L'étude de populations spécifiques en tentant de déterminer les types d'individus et de variables. Par exemple, en économie, la recherche sur les dépenses agricoles par le biais de l'ACP peut réduire les coûts administratifs.
- Réduire la taille des données sans perte significative d'informations. Par exemple, dans le traitement du signal et le traitement des images, où l'ACP intervient souvent en prétraitement pour réduire le volume de données du traitement analogique.

## **II.4. Conclusion**

Dans ce chapitre, nous passons en revue les techniques et approches proposées pour réduire le bruit dans l'ECG. L'analyse des formes d'onde et des composantes principales sera développée dans le chapitre suivant.

# **Chapitre III : Résultats et simulation**

## **Chapitre III. Résultats et simulation**

### **III.1. Introduction**

Lors de l'enregistrement d'un signal ECG est généralement infecté par différentes sources de bruits (bruit de secteur 50Hz, le bruit musculaire...) qui peuvent troubler ces caractéristiques. Dans notre travail on a proposée deux techniques pour suppression de bruits. La première méthode c'est l'ondelette, la deuxième Méthode debruitage multivarié par ondelette et analyse composant principal (ACP)

### **III.2. Description de la base de données MIT-BIH**

La base de données sur les arythmies du MIT-BIH est une base de données universelle contenant 48 arythmies. Un total de 110 007 battements d'enregistrements ECG de 47 patients différents. Chacun contient un segment ECG de 30 minutes sélectionné parmi 24 heures de la journée Produits dérivés (DII et V5).

Sur les 48 dossiers, 23 ont été sélectionnés au hasard et initialement numérotés de 100 à 124 Un groupe contenant diverses formes d'onde. D'autre part, 25 personnes ont été sélectionnées Comprend 200 à 234.

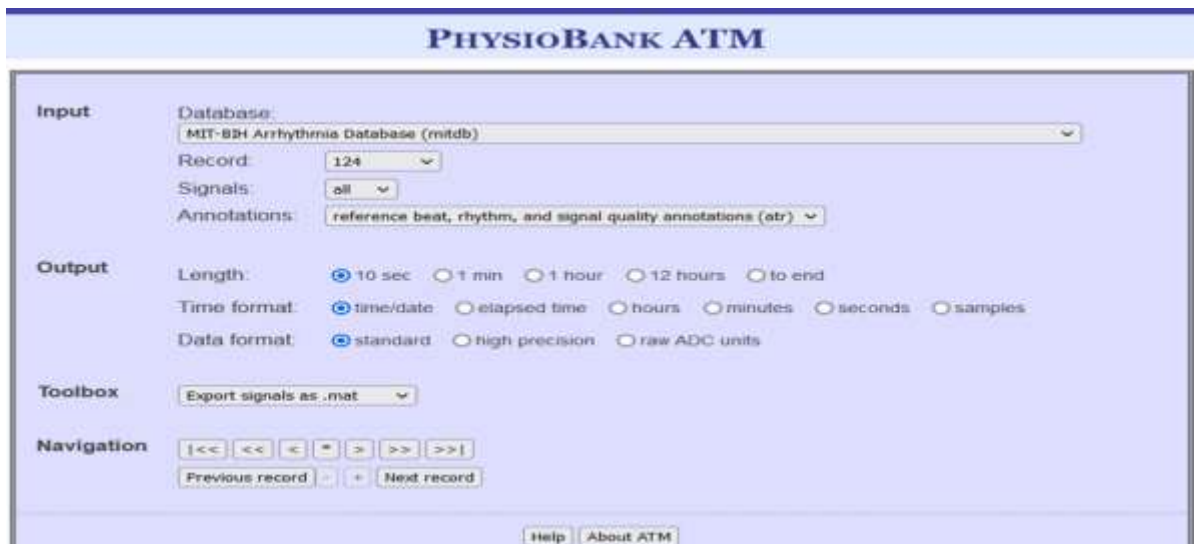
Cas pathologiques différents. Les données sont filtrées en bande passante de 0,1 à 100 Hz. Tout enregistrement ECG Échantillonné à une fréquence de 360 Hz. La résolution est de 200 échantillons/mV Résolution 11 bits sur une plage de 10 mV.

Chaque enregistrement a été annoté indépendamment par plusieurs cardiologues Cela permet une recherche plus fiable. L'annotation correspond à l'heure à laquelle le pic s'est produit Complexe QRS R et types de QRS (tableau). Le rythme des années 70 Identique à un accident vasculaire cérébral normal (100).

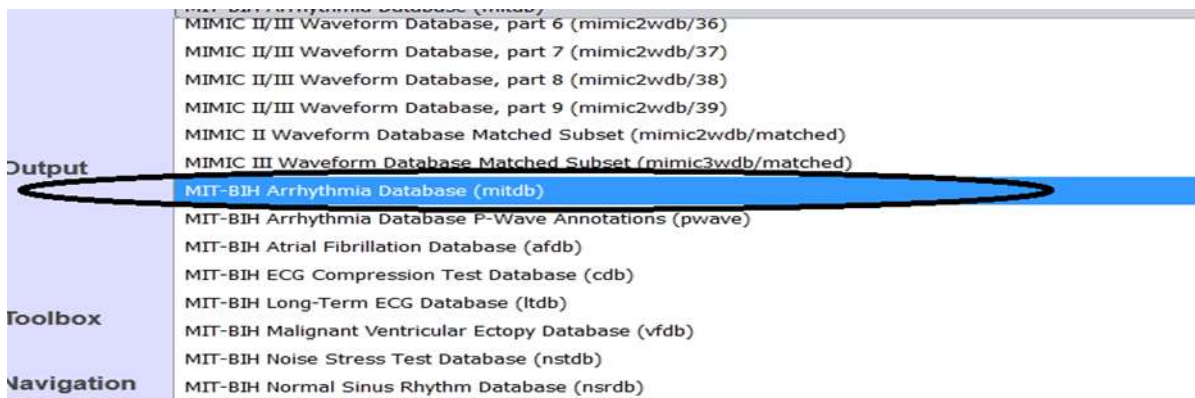
Un grand avantage de cette base de données est qu'elle contient un grand nombre de pathologies. signal cardiaque. Vous pouvez valider votre algorithme sur un grand nombre de cas de signal Electrocardiogramme [1].

### **III.3. Etapes d'extraction de la base de données**

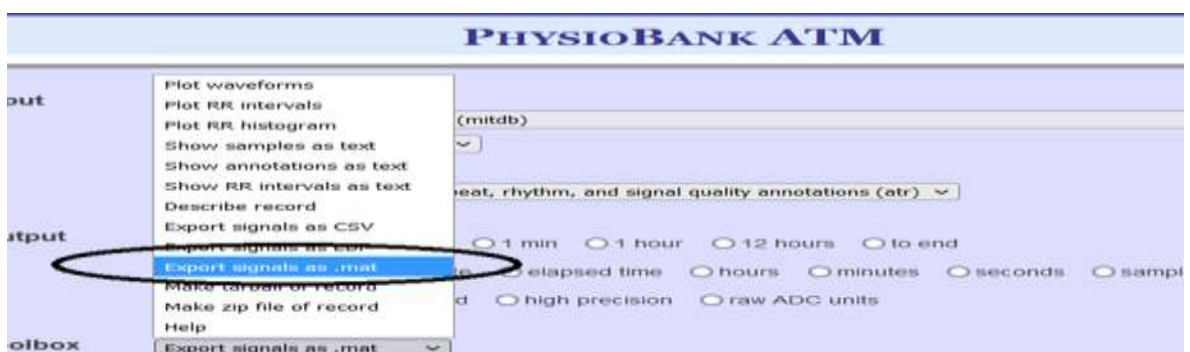
1. Nous recherchons Google pour physioBank ATM et cette fenêtre apparaît.



2. choisir MIT-BIH Arrhythmia database (mitdb).



3. choisir Export signals as .mat .



### III.4. Résultats expérimentaux

Pour montrer les performances pour les techniques proposées, des tests expérimentaux sont effectués sur le signal ECG.

La base de données utilisée pour les expériences est la base de données d'arythmie MIT-BIH disponible en ligne. Numéro de registre MIT 124. Afin d'examiner les performances de

techniques proposées, nous l'évaluons à l'aide deux indices de performance : Signal to Noise Ratio(SNR), erreur quadratique moyenne (MSE) [19]. Ils sont, respectivement définis comme suit :

$$SNR (y_i, s_i) = 10 \log \left[ \frac{\sum_{i=1}^M [y_i(\ell)]^2}{\sum_{i=1}^M [y_i(\ell) - s_i(\ell)]^2} \right] \dots (\text{IV} - 1)$$

Avec :

$y_i$  ; Signal débruité

$s_i$  : Signal original

$M$ : Nombre d'échantillons.

$$MSE = \frac{\sum_{i=0}^M (y_i - s_i)^2}{M} \dots (\text{IV} - 2)$$

#### **III.4.1. Méthode Ondelette**

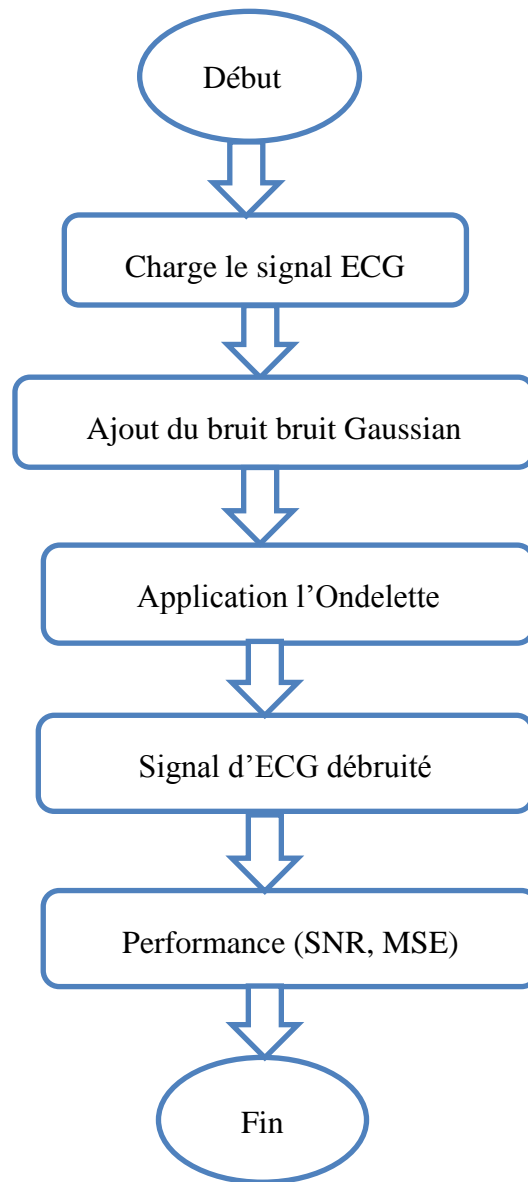


Figure III.1: Organigramme L'ondelette

**Expérience 1 :** Le signal **124.mat** et leur signal débruité avec différents familles d'ondelette, différents valeurs (SNR avant debruitage) sont montrés dans les figures (III.2, III.3, III.4, III.5, III.6, III.7, III.8, III.9).

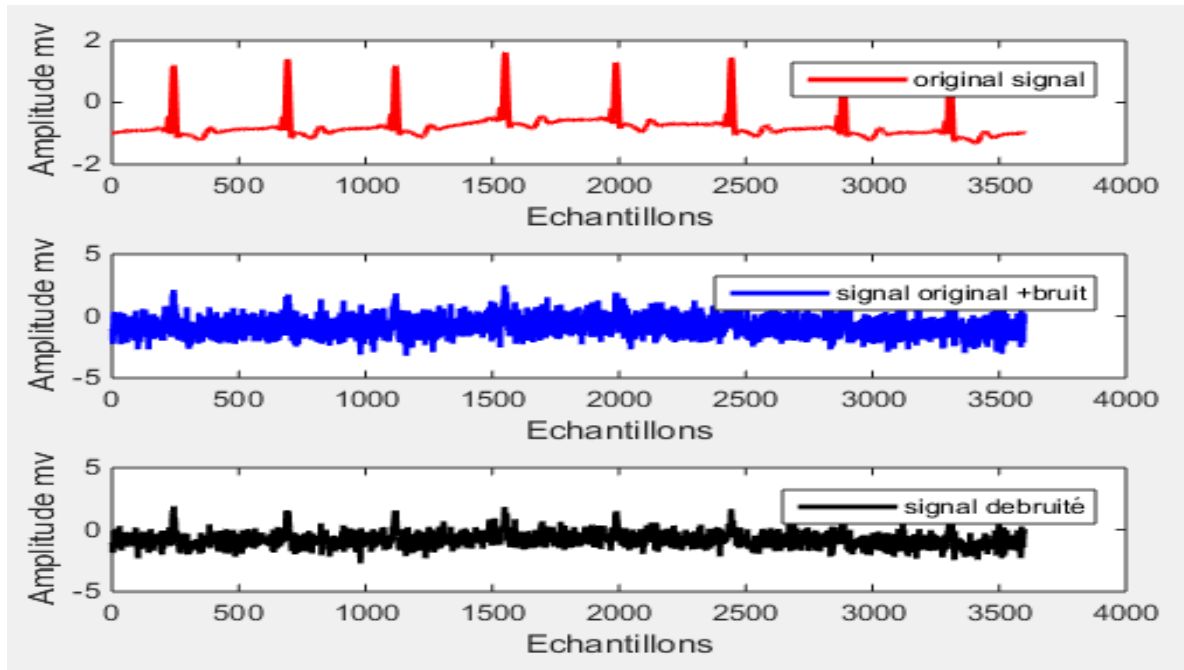


Figure III.2: Signal original et bruit et debruitage de l'ECG 124.mat par l'ondelette "db10" et SNR=-5.

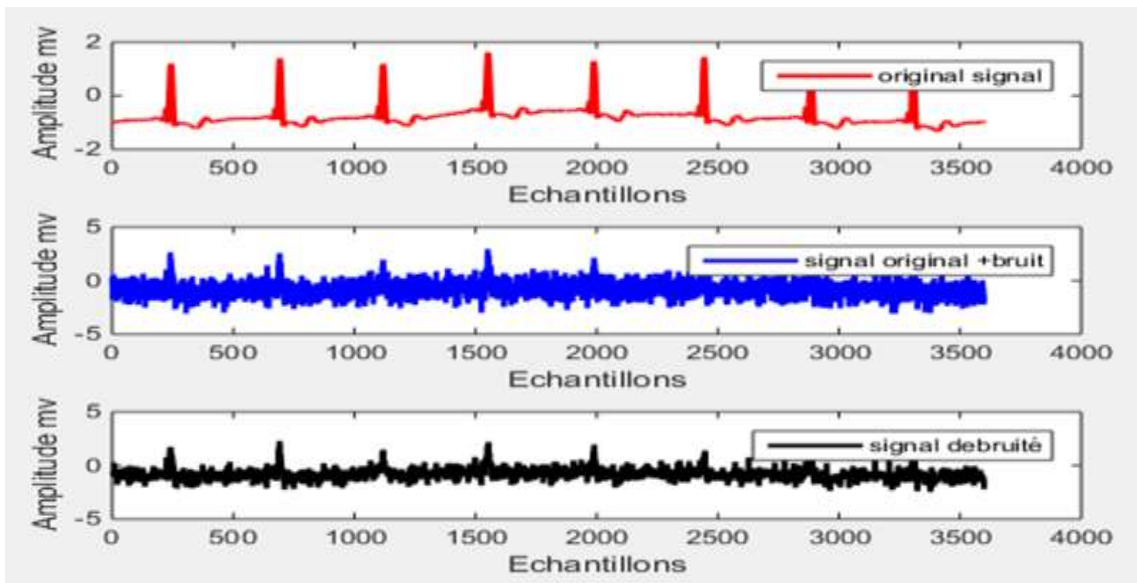


Figure III.3 : Signal original et bruit et debruitage de l'ECG 124.mat par l'ondelette "haar"et SNR=-5.

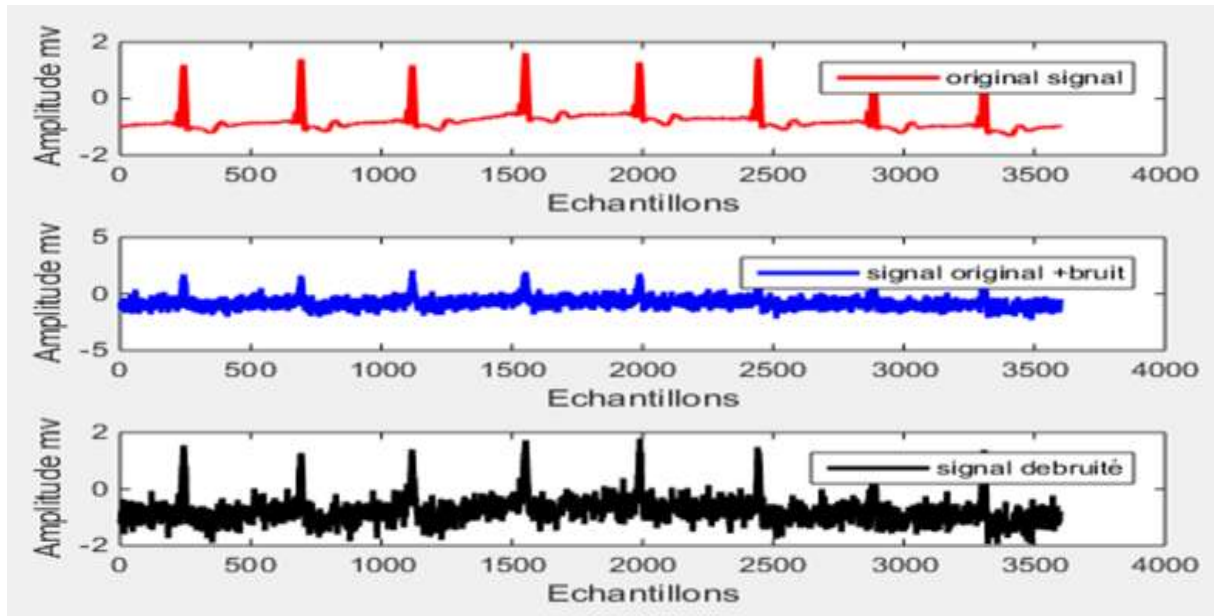


Figure III.4 Signal original et bruit et debruitage de l'ECG 124.mat par l'ondelette "db10" et SNR=0.

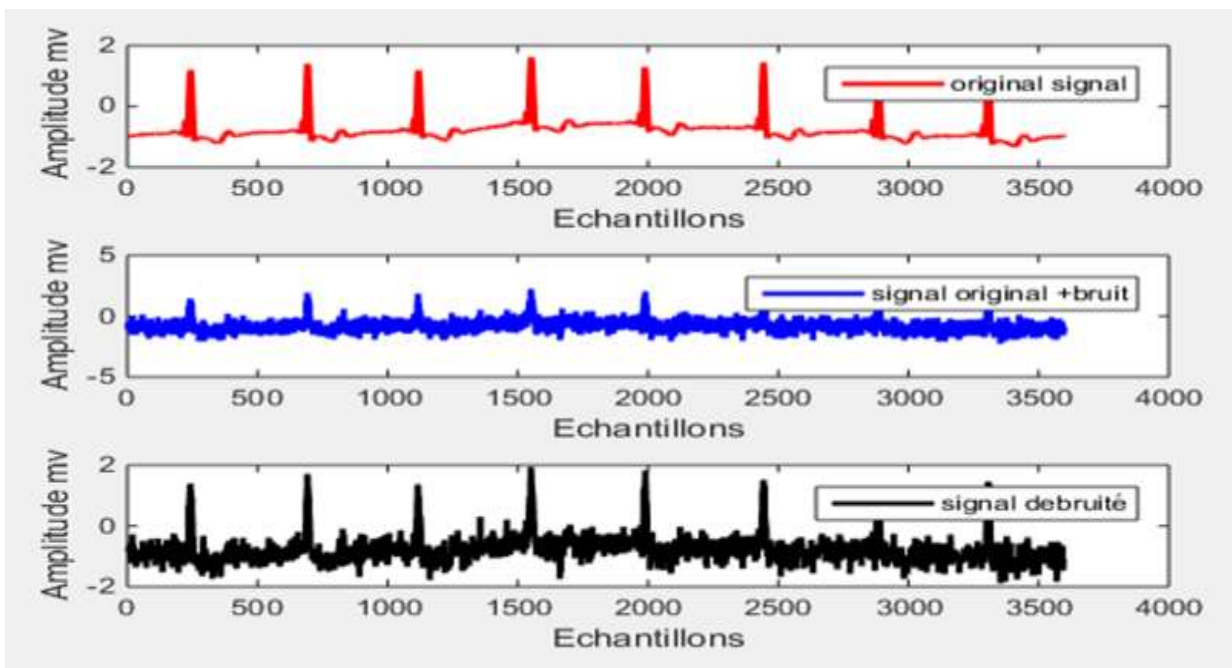


Figure III.5 : Signal original et bruit et debruitage de l'ECG 124.mat par l'ondelette "haar" et SNR=0.

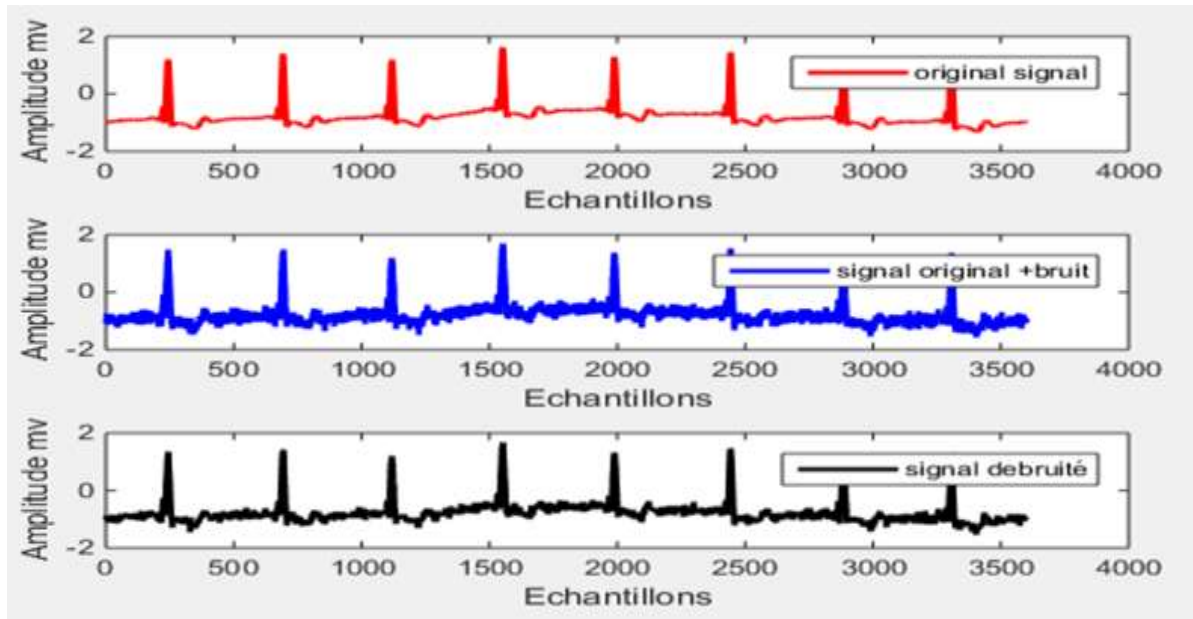


Figure III.6 : Signal original et bruit et debruitage de l'ECG 124.mat par l'ondelette "db10" et SNR=10.

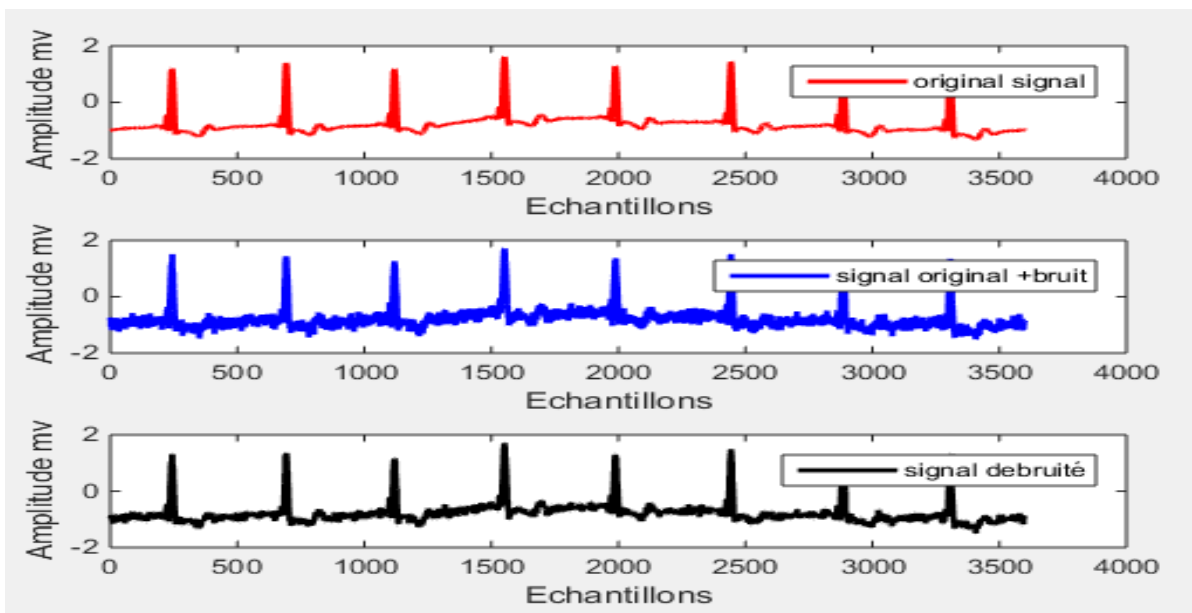


Figure III.7 : Signal original et bruit et debruitage de l'ECG 124.mat par l'ondelette "haar" et SNR=10.

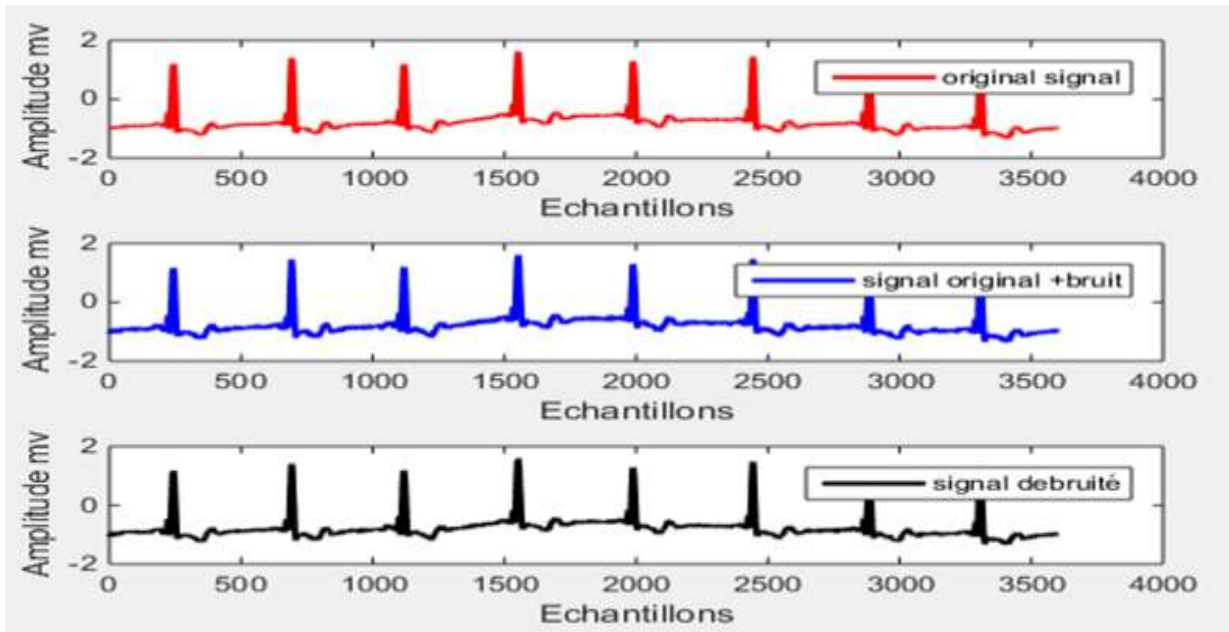


Figure III.8: Signal original et bruit et debruitage de l'ECG 124.mat par l'ondelette "db10" et SNR=20.

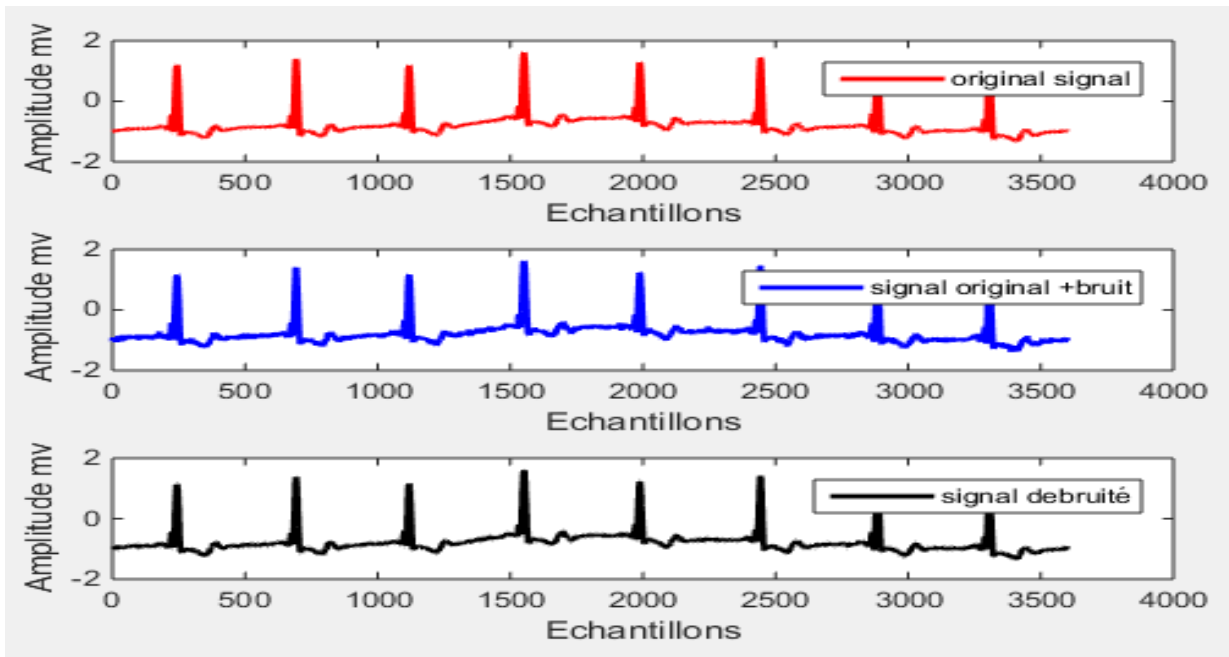


Figure III.9 : Signal original et bruit et debruitage de l'ECG 124.mat par l'ondelette "haar" et SNR=20.

Tableau III-1: SNR (dB) et MSE pour l'algorithme ondelette (124.mat).

SNR <sub>in</sub>	Ondulette	SNR <sub>out</sub>	MSE
SNR=-5	<b>Db10</b>	<b>5.4711</b>	<b>0.214</b>
	Haar	5.2769	0.2240
SNR=0	Db10	10.2153	0.0718
	<b>Haar</b>	<b>10.3014</b>	<b>0.0704</b>
SNR=10	<b>Db10</b>	<b>20.5193</b>	<b>0.0067</b>
	Haar	20.2135	0.0072
SNR=20	<b>Db10</b>	<b>30.3785</b>	<b>6.9193 × 10<sup>-4</sup></b>
	Haar	27.8332	0.0012

**Expérience 2 :** Le signal **100.mat** et leur signal débruité avec différents familles d'ondelette, différents valeurs (SNR avant debruitage) sont montrés dans les figures (III.10, III.11, III.12, III.13, III.14, III.15, III.16, III.17).

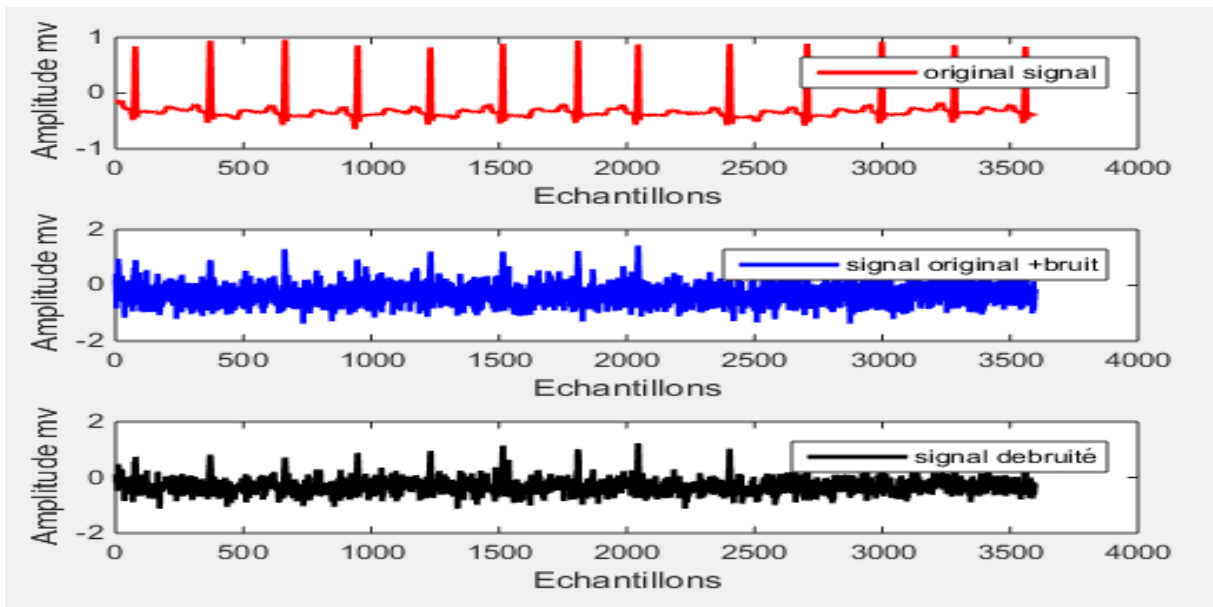


Figure III.10: Signal original et bruit et debruitage de ECG 100.mat (Db10, SNR=-5).

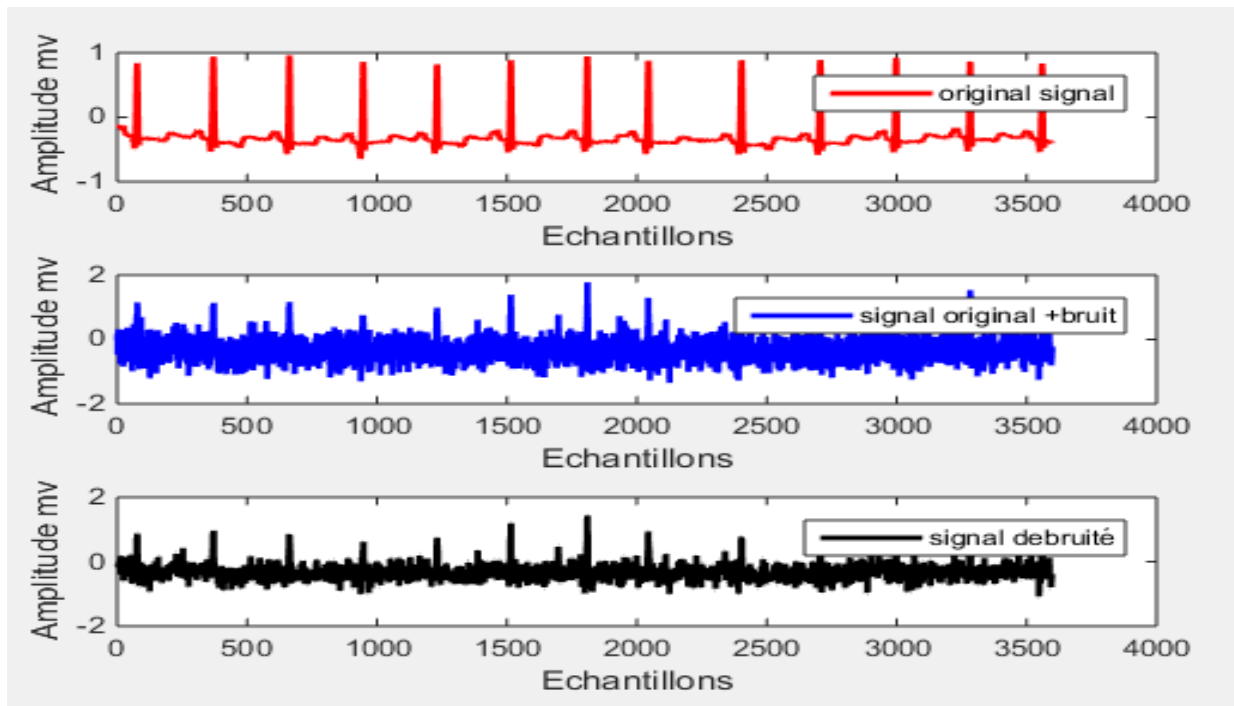


Figure III.11: Signal original et bruit et debruitage de ECG 100.mat (haar, SNR=-5).

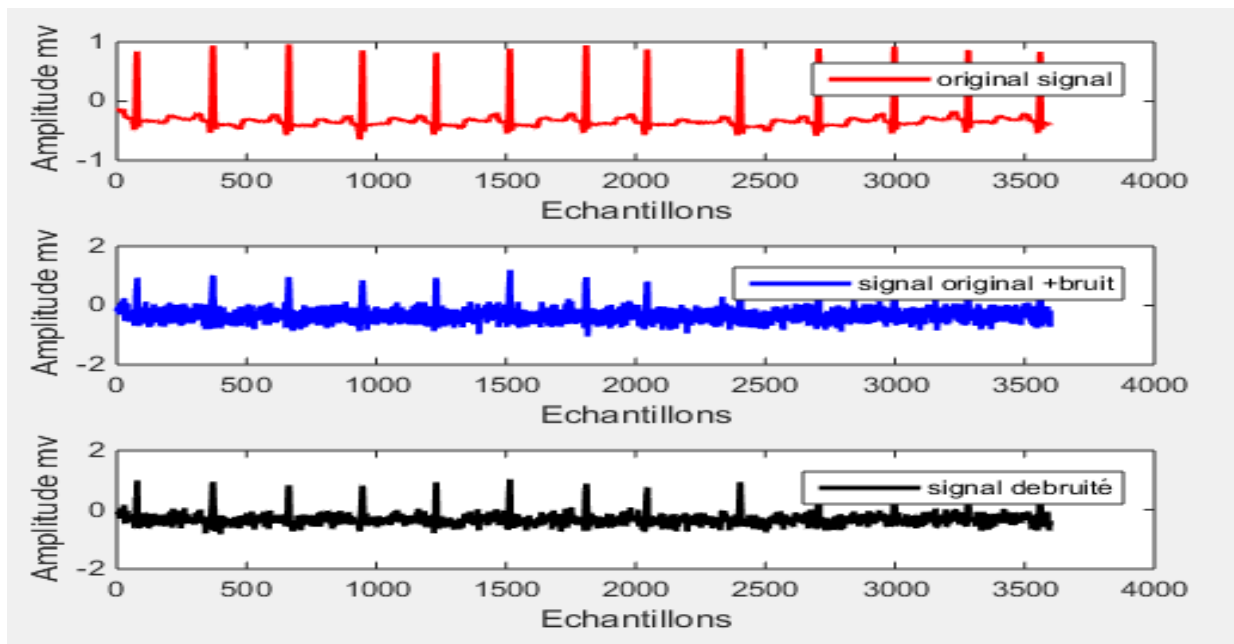


Figure III.12 : Signal original et bruit et debruitage de ECG 100.mat (Db10, SNR=0).

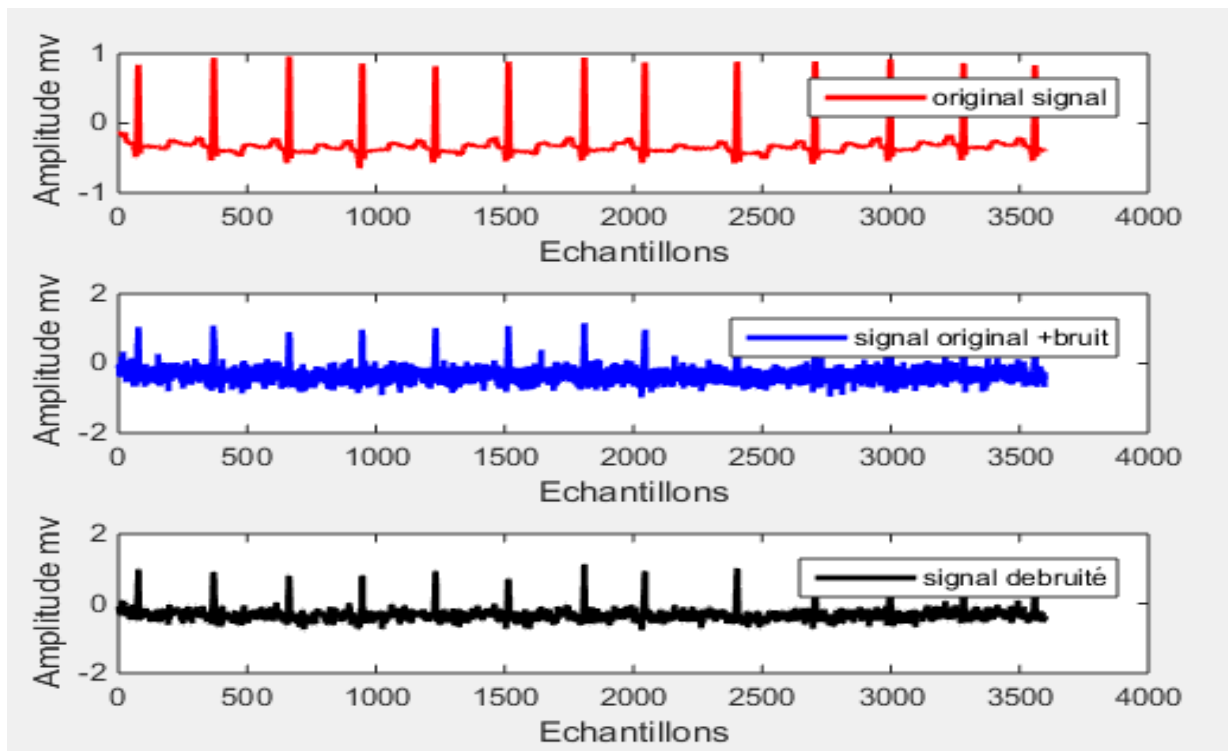


Figure III.13 :Signal original et bruit et debruitage de ECG 100.mat (haar ,SNR=0).

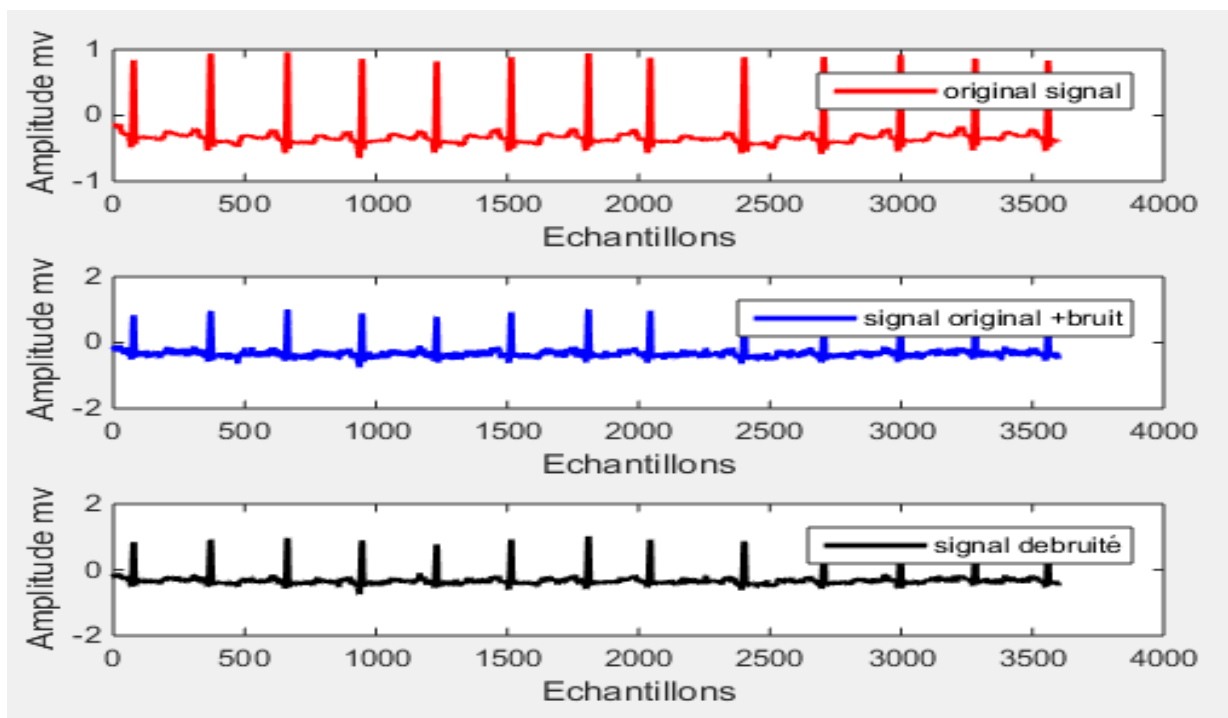


Figure III.14 : Signal original et bruit et debruitage de ECG 100.mat (Db10,SNR=10).

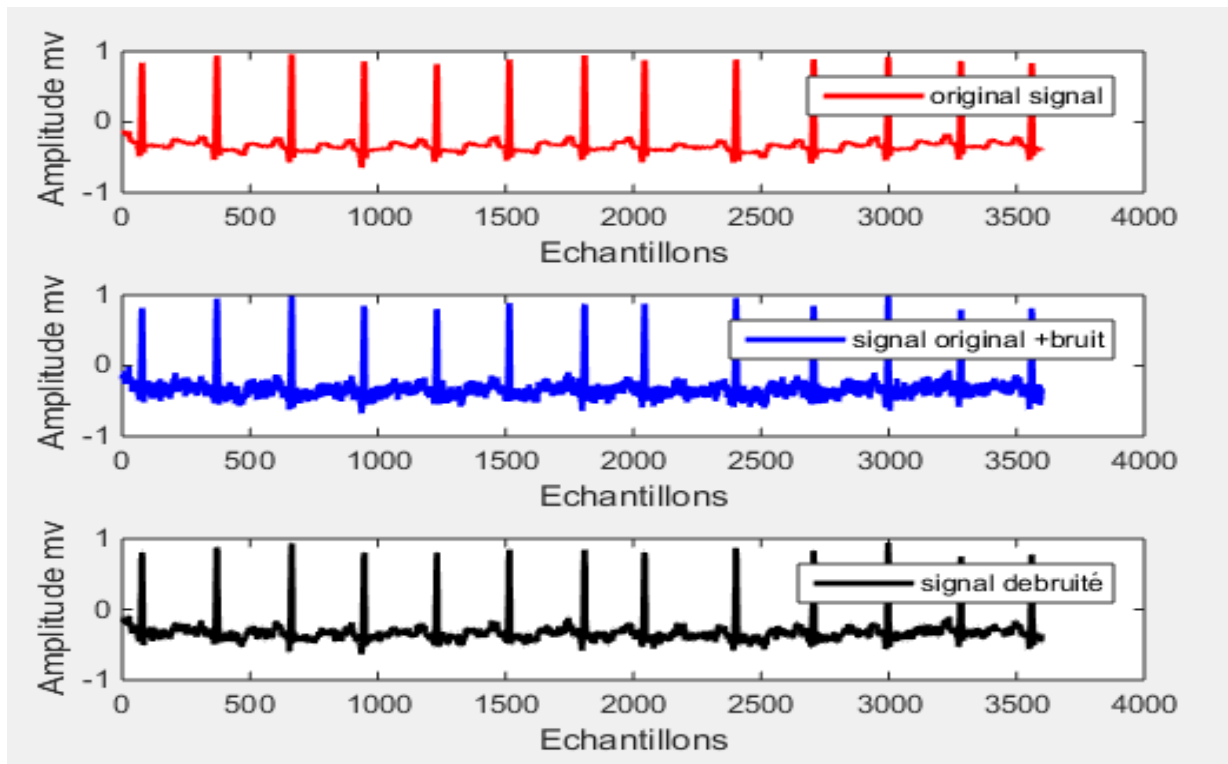


Figure III.15: Signal original et bruit et debruitage de ECG 100.mat (haar, SNR=10).

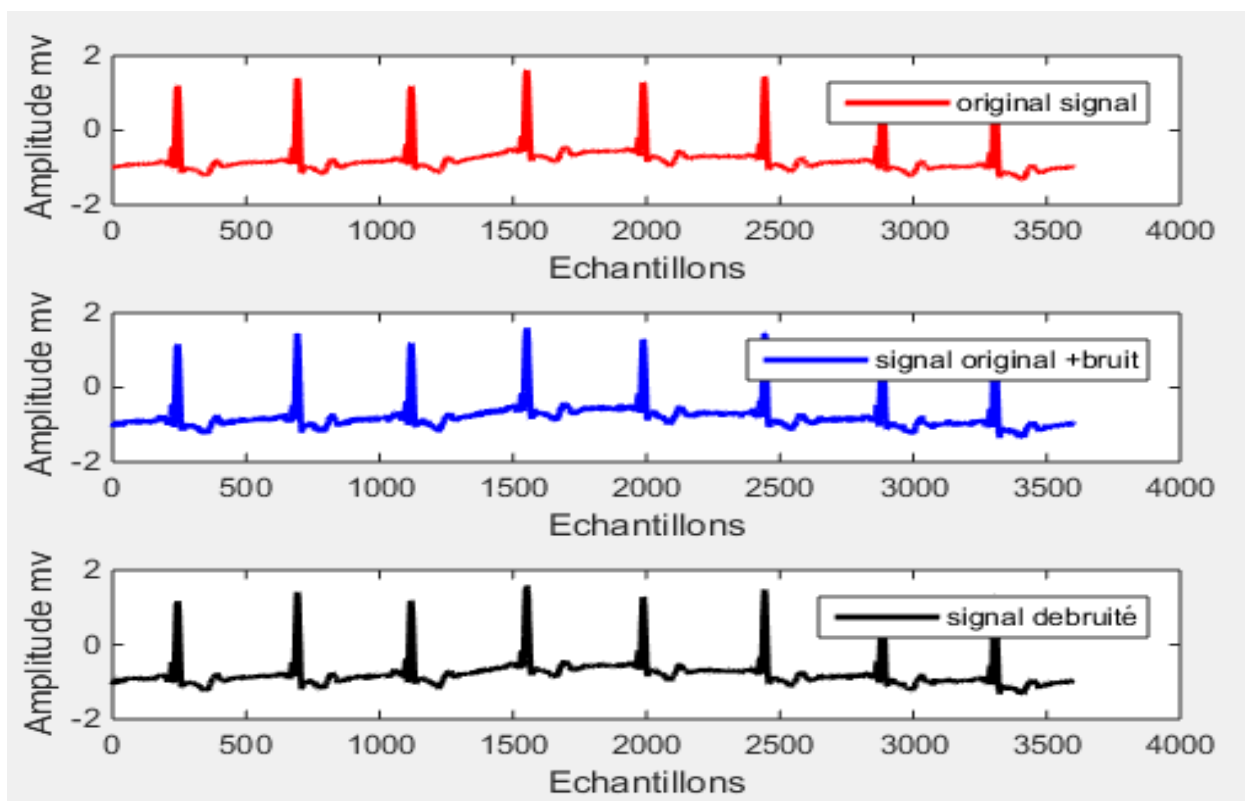


Figure III.16: Signal original et bruit et debruitage de ECG 100.mat (Db10, SNR=20).

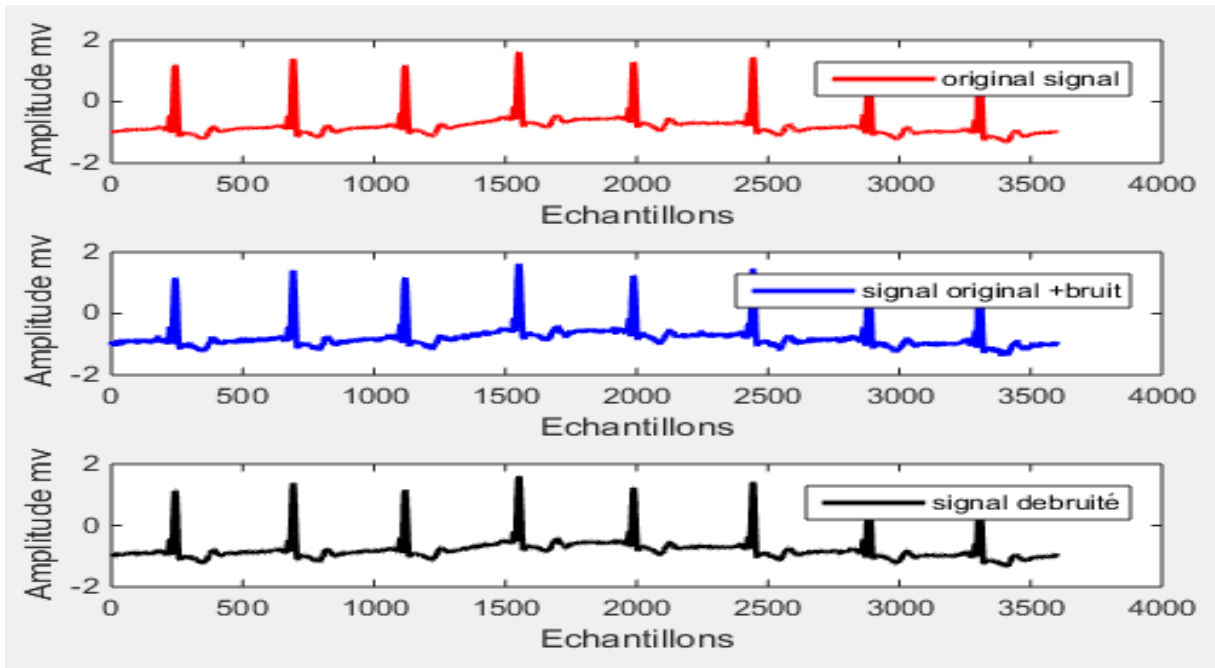


Figure III.17: Signal original et bruit et debruitage de ECG 100.mat (haar, SNR=20).

Tableau III-2: SNR (dB) et MSE pour l'algorithme ondelette (100.mat)

SNR <sub>in</sub>	Ondulette	SNR <sub>out</sub>	MSE
SNR=-5	Db10	4.5347	0.0462
	<b>Haar</b>	<b>4.6272</b>	<b>0.0453</b>
SNR=0	Db10	9.4753	0.0148
	<b>Haar</b>	<b>9.5185</b>	<b>0.0147</b>
SNR=10	<b>Db10</b>	<b>19.5166</b>	<b>0.0015</b>
	Haar	17.8471	0.0022
SNR=20	<b>Db10</b>	<b>29.2415</b>	<b>1.5643 × 10<sup>-4</sup></b>
	Haar	22.1549	7.9976 × 10 <sup>-4</sup>

✓  $SNR_{in} = -5$  db :

Le signal original ne ressemble pas au signal débruité, mauvaise qualité du signal débruité. On remarque que  $SNR_{out}$  Db10 et MSE mieux que l'ondelette Haar. Par contre dans l'expérience 2 :  $SNR_{out}$  de Haar légèrement supérieur que Db10 en terme SNR et MSE.

✓ Pour  $SNR_{in} = 0$  db :

Le signal debruitage est dégradé par rapport au signal original, alors que le  $SNR_{out}$  augmenté et que MSE décroît. L'ondelette Haar est mieux que Db10.

✓  $SNR_{in} = 10$  db :

On remarque que le signal original ressemble au signal débruité, qualité acceptable et  $SNR$  augmenté et MSE décroît. L'ondelette Db10 est mieux que Haar.

✓  $SNR_{in} = 20$  db :

On remarque le signal débruité une bonne qualité et que  $SNR_{out}$  croît considérablement et MSE faible. L'ondelette Db10 est mieux que Haar ou les deux expériences.

III.4.2.Méthode debruitage multivarié par ondelette et analyse composant principal(ACP) [20].

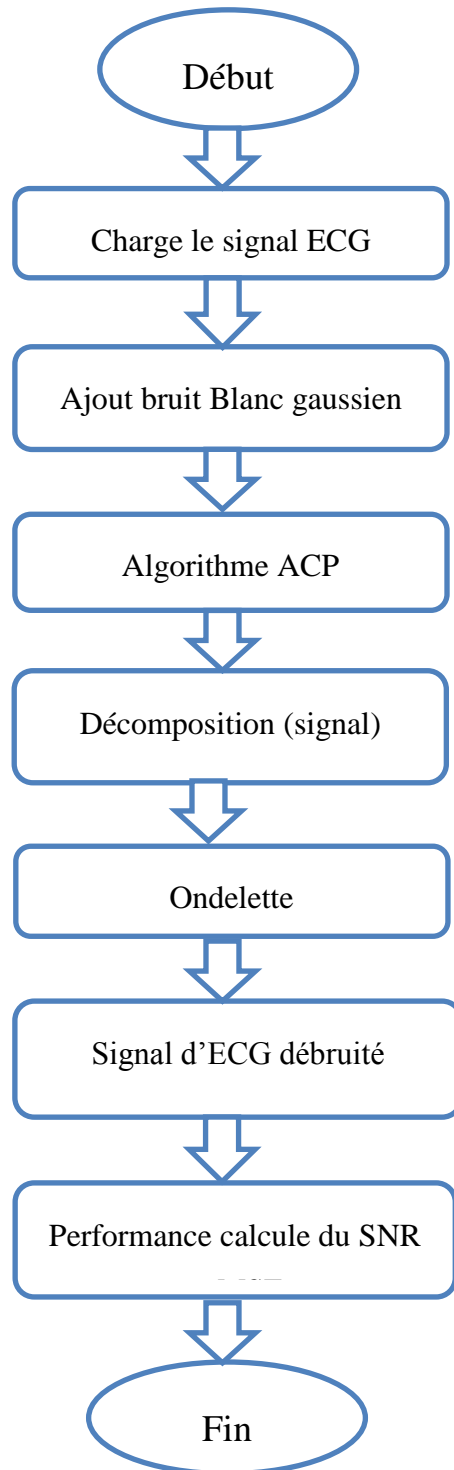


Figure III.18 organigramme Méthode debruitage multivarié par ondelette et analyse composant principal(ACP).

**Expérience 1 :** Le signal **124.mat** et leur signal débruité avec différents familles d'ondelette, différents valeurs (SNR avant debruitage) sont montrés dans les figures (III.19, III.20, III.21, III.22, III.23, III.24, III.25, III.26).

**Nombre de composants =4.**

**Pour SNR= -5 db :**

$$\text{Matrice de covariance} = \begin{bmatrix} 0.2853 & -0.0038 & -0.0214 & 0.0045 \\ -0.0038 & 0.3042 & -0.0001 & 0.0060 \\ -0.0214 & -0.0001 & 0.3071 & -0.0081 \\ 0.0045 & 0.0060 & -0.0081 & 0.2722 \end{bmatrix}$$

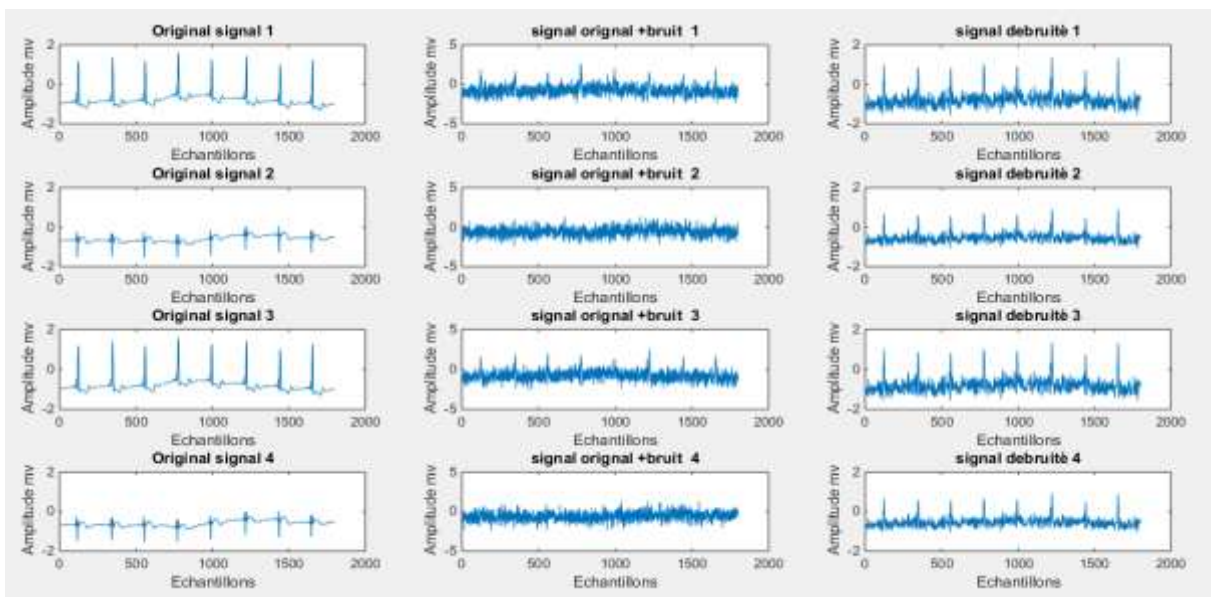


Figure III.19: Signal original et bruit et debruitage de l'ECG 124.mat par l'ondelette "db10" et SNR=-5.

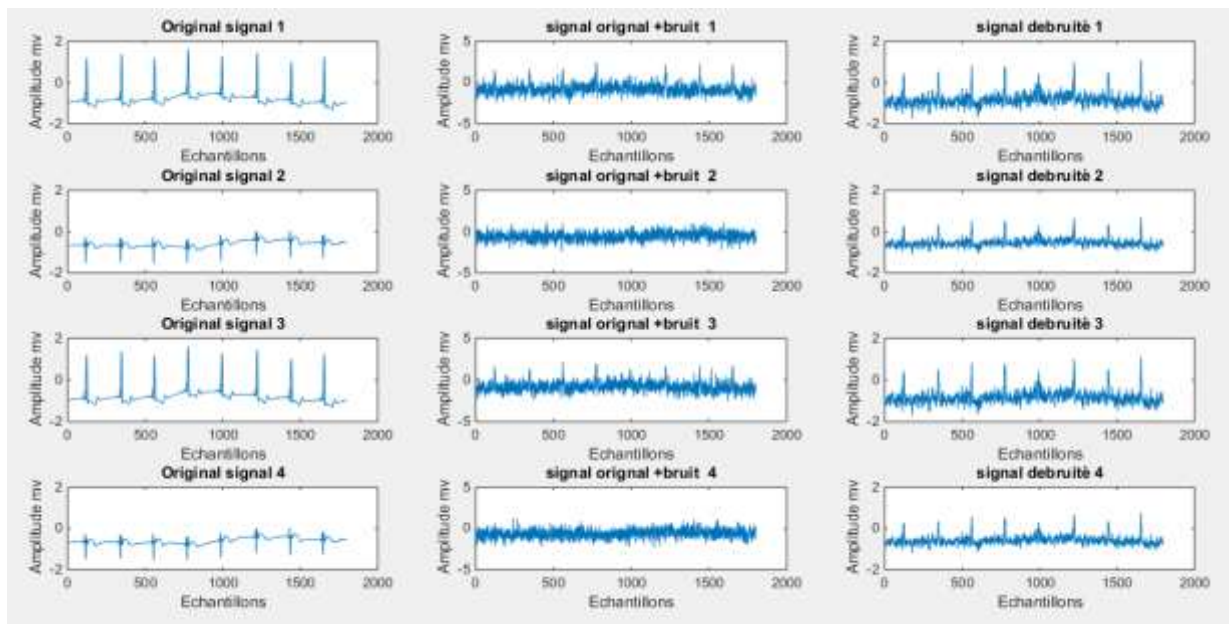


Figure III.20: Signal original et bruit et debruitage de l'ECG 124.mat par l'ondelette "haar" et SNR=-5.

Pour SNR= 0 db :

$$\text{Matrice de covariance} = \begin{bmatrix} 0.0780 & -0.0013 & -0.0002 & 0.0000 \\ -0.0013 & 0.0874 & -0.0018 & 0.0076 \\ -0.0002 & -0.0018 & 0.0956 & -0.0035 \\ 0.0000 & 0.0076 & -0.0035 & 0.0990 \end{bmatrix}$$

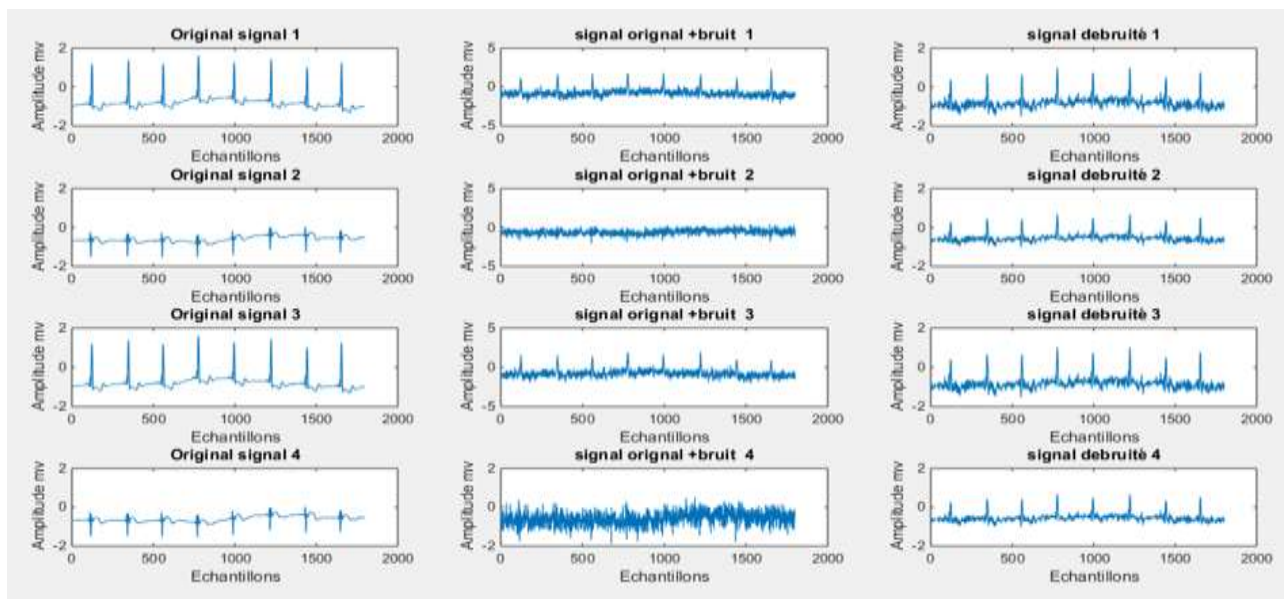


Figure III.21: Signal original et bruit et debruitage de l'ECG 124.mat par l'ondelette "Db10" et SNR=0.

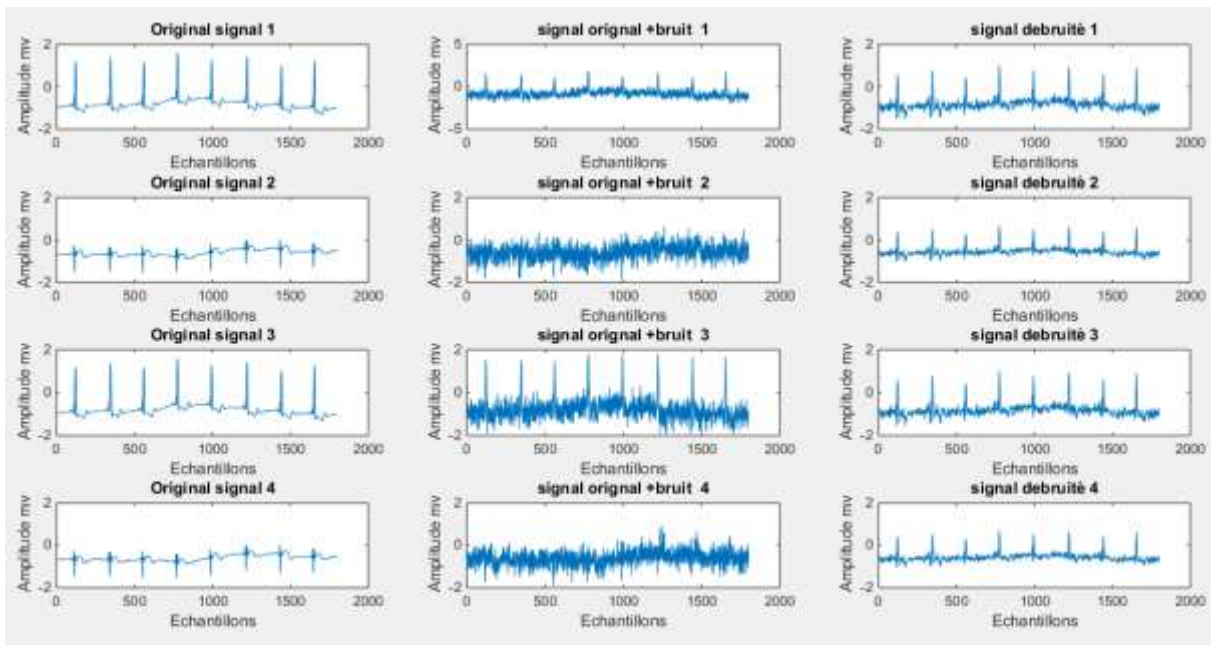


Figure III.22 : Signal original et bruit et debruitage de l'ECG 124.mat par l'ondelette "haar" et SNR=0.

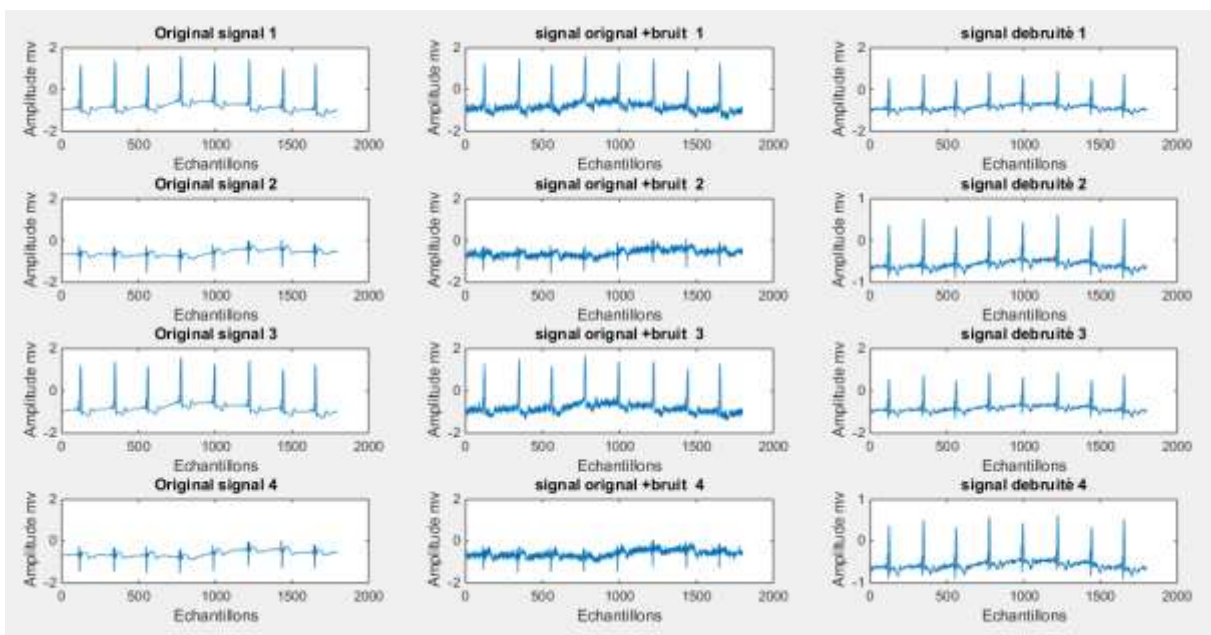


Figure III.23 : Signal original et bruit et debruitage de l'ECG 124.mat par l'ondelette "Db10" et SNR=10.

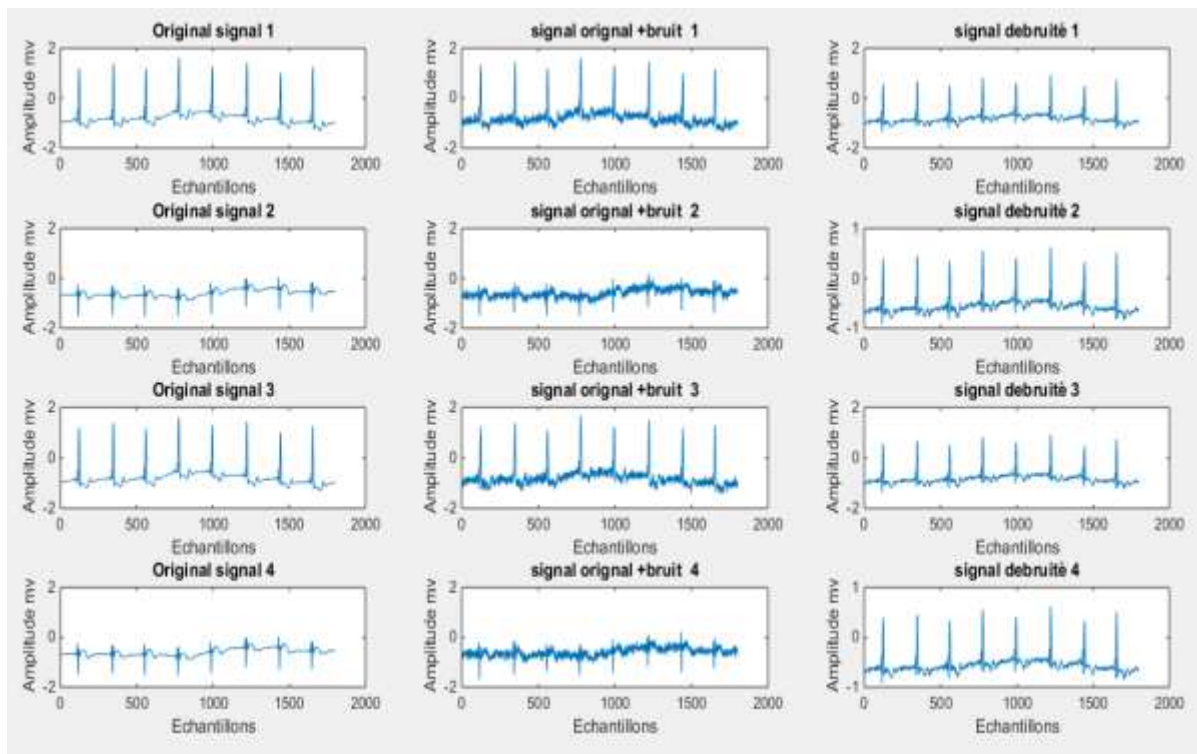


Figure III.24 : Signal original et bruit et debruitage de l'ECG 124.mat par l'ondelette "haar" et SNR=10.

Pour SNR= 20 db :

$$\text{Matrice de covariance} = \begin{bmatrix} 0.0030 & 0.0003 & 0.0001 & 0.0001 \\ 0.0003 & 0.0031 & -0.0001 & 0.0002 \\ 0.0001 & -0.0001 & 0.0030 & -0.0001 \\ 0.0001 & 0.0002 & -0.0001 & 0.0032 \end{bmatrix}$$

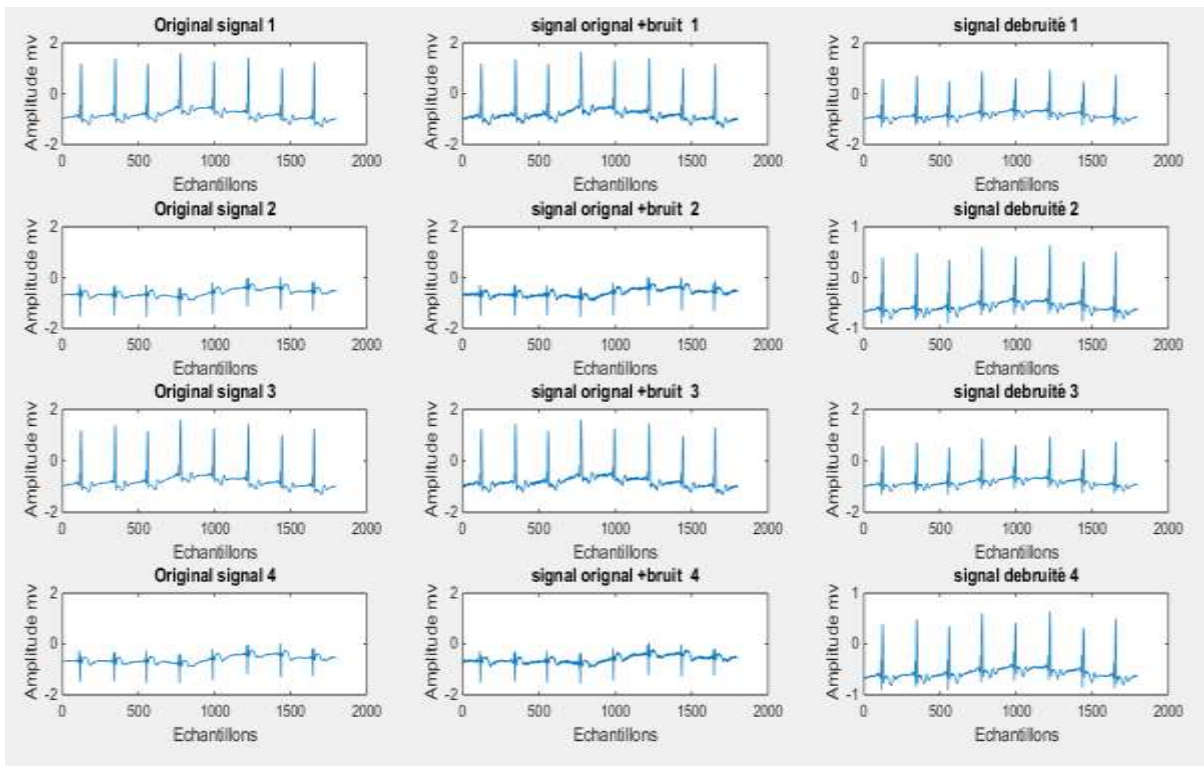


Figure III.25: Signal original et bruit et debruitage de l'ECG 124.mat par l'ondelette "Db10" et SNR=20.

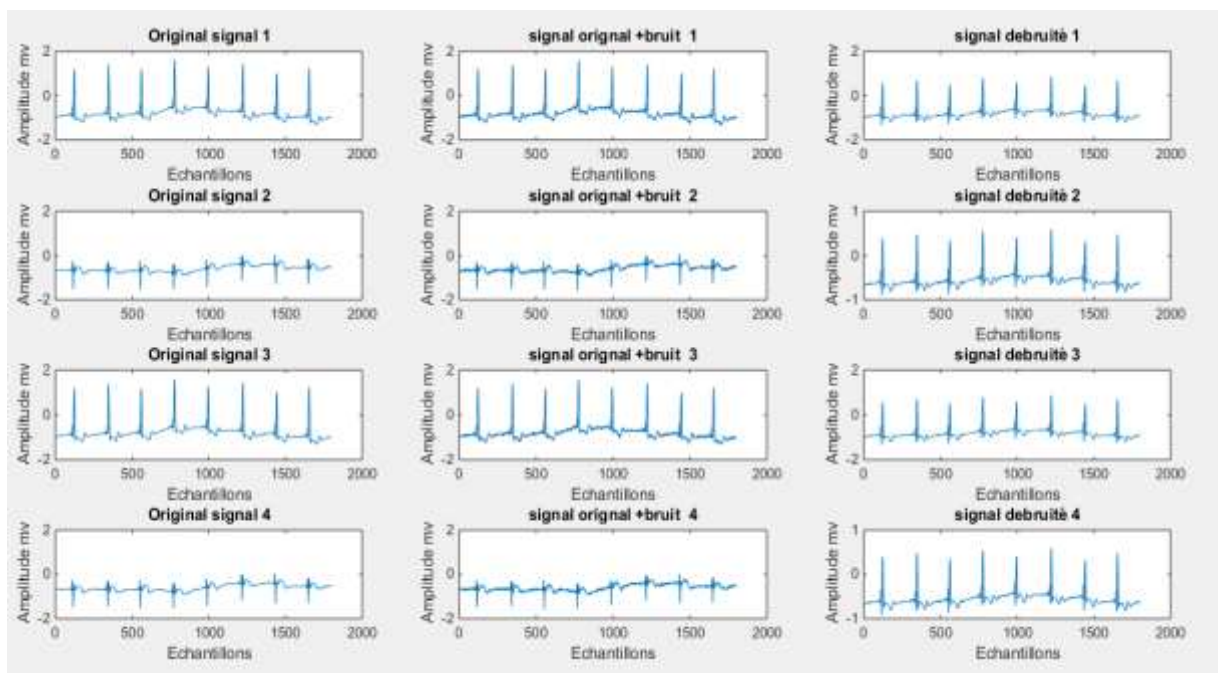


Figure III.26 : Signal original et bruit et debruitage de l'ECG 124.mat par l'ondelette "haar" et SNR=20.

Tableau III-3: SNR (dB) et MSE pour l'algorithme debruitage multivarié par ondelette et analyse composant principal(ACP) (124.mat)

SNR <sub>in</sub>	Ondulette	SNR <sub>out</sub>	MSE
SNR=-5	<b>Db10</b>	<b>10.4454</b>	<b>0.0682</b>
	Haar	10.3884	0.0691
SNR=0	<b>Db10</b>	<b>13.3260</b>	<b>0.0351</b>
	Haar	13.0271	0.0376
SNR=10	<b>Db10</b>	<b>15.3327</b>	<b>0.0221</b>
	Haar	14.9852	0.0240
SNR=20	<b>Db10</b>	<b>15.6824</b>	<b>0.0204</b>
	Haar	15.5674	0.0210

**Expérience 2 :** Le signal **100.mat** et leur signal débruité avec différents familles d'ondelette, différents valeurs (SNR avant debruitage) sont montrés dans les figures (III.27, III.28, III.29, III.30, III.31, III.32, III.33, III.34).

**Nombre de composants =4.**

**Pour SNR= -5 db :**

$$\text{Matrice de covariance} = \begin{bmatrix} 0.0716 & 0.0012 & -0.0037 & 0.0028 \\ 0.0012 & 0.0822 & -0.0006 & -0.0011 \\ -0.0037 & -0.0006 & 0.0818 & 0.0022 \\ 0.0028 & -0.0011 & 0.0022 & 0.0810 \end{bmatrix}$$

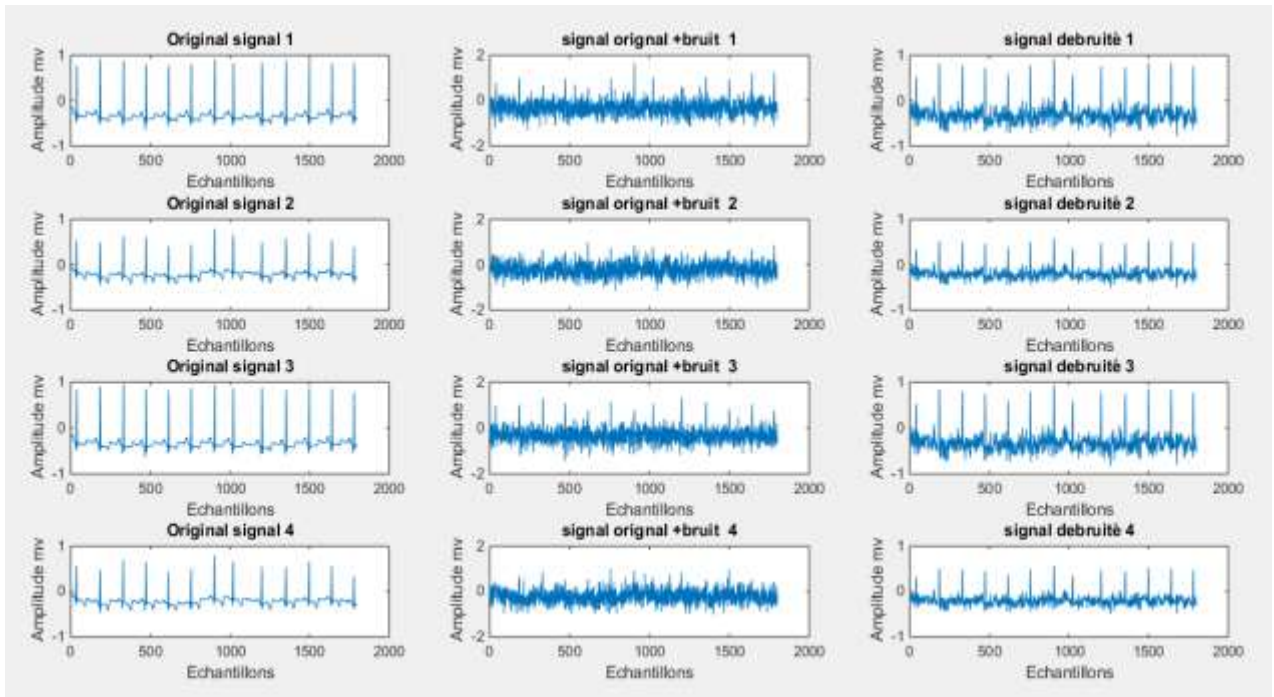


Figure III.27: Signal original et bruit et debruitage de l'ECG 100.mat par l'ondelette "Db10" et SNR=-5.

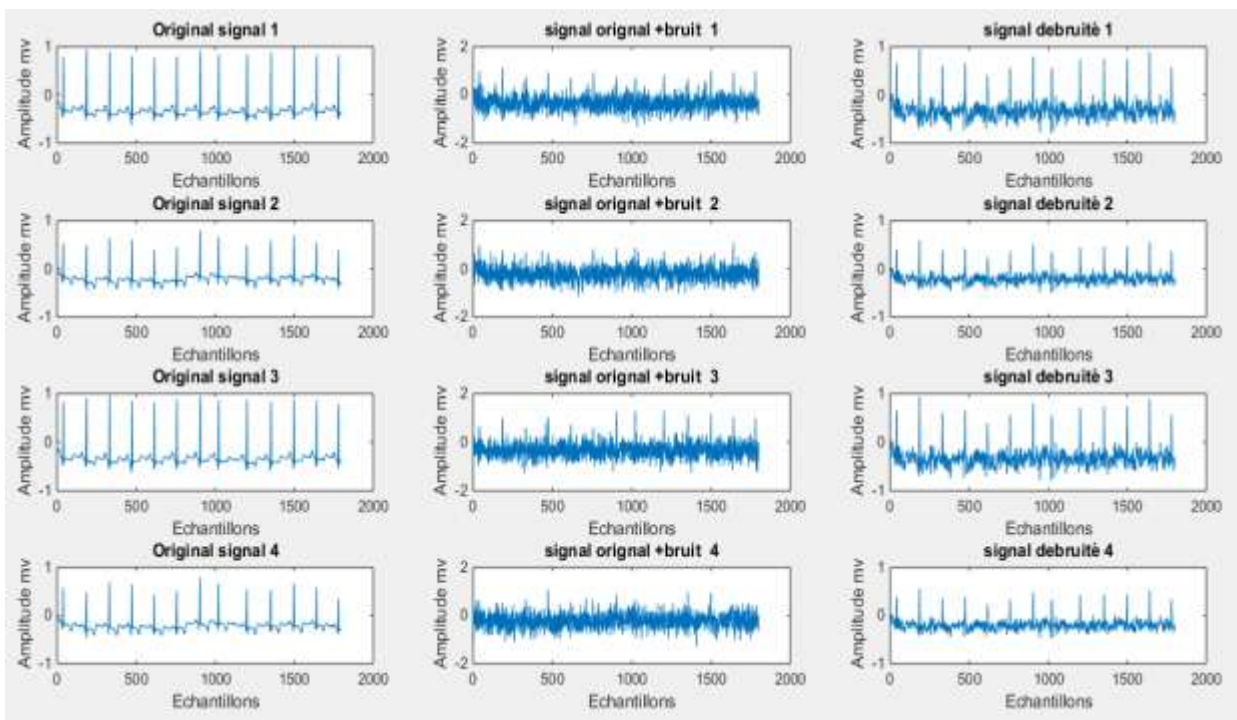


Figure III.28 : Signal original et bruit et debruitage de l'ECG 100.mat par l'ondelette "haar" et SNR=-5.

Pour SNR= 0 db :

$$\text{Matrice de covariance} = \begin{bmatrix} 0.0258 & -0.0006 & 0.0014 & -0.0004 \\ -0.0006 & 0.0223 & 0.0020 & 0.0001 \\ 0.0014 & 0.0020 & 0.0244 & 0.0014 \\ -0.0004 & 0.0001 & 0.0014 & 0.0232 \end{bmatrix}$$

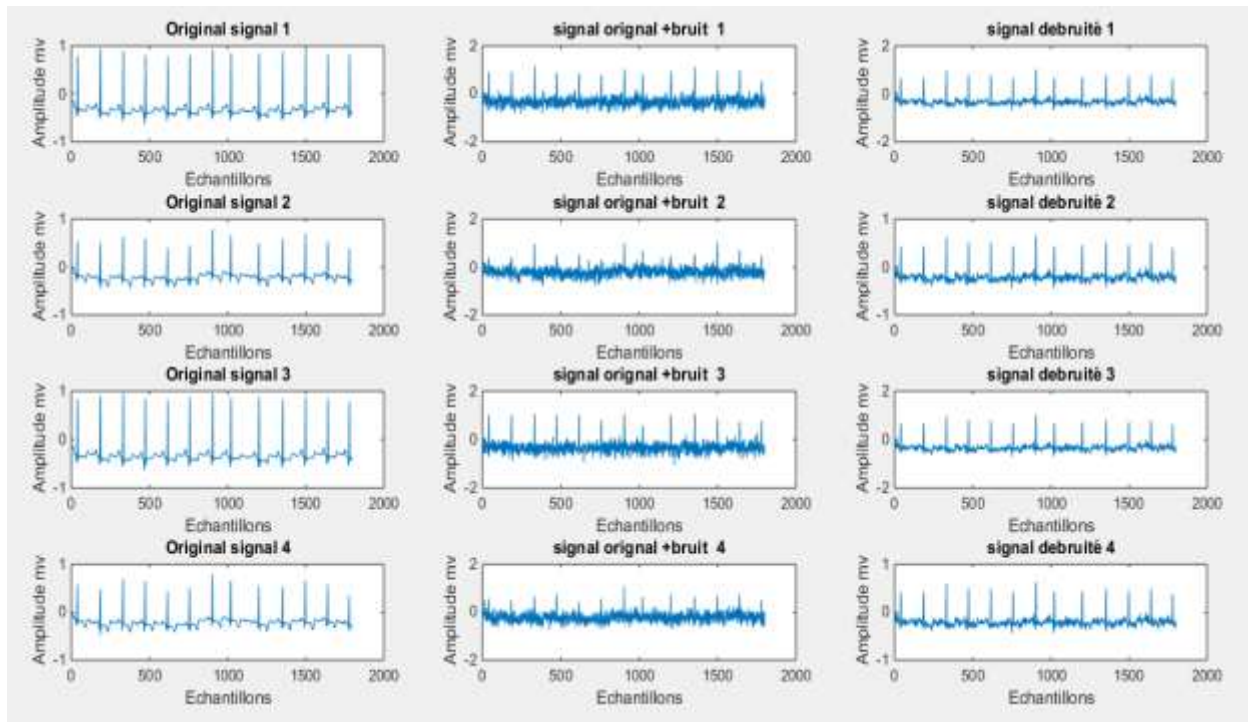


Figure III.29: Signal original et bruit et debruitage de l'ECG 100.mat par l'ondelette "Db10" et SNR=0.

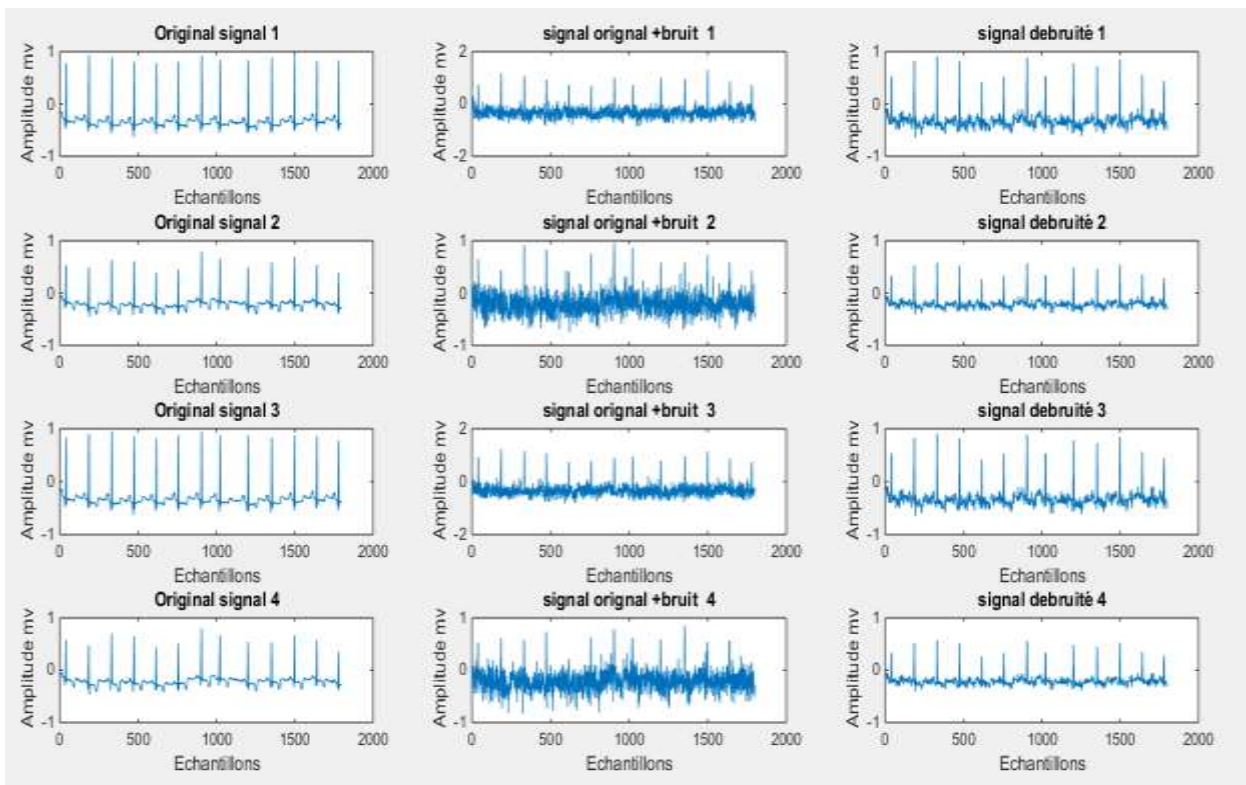


Figure III.30: Signal original et bruit et debruitage de l'ECG 100.mat par l'ondelette "haar" et SNR=0.

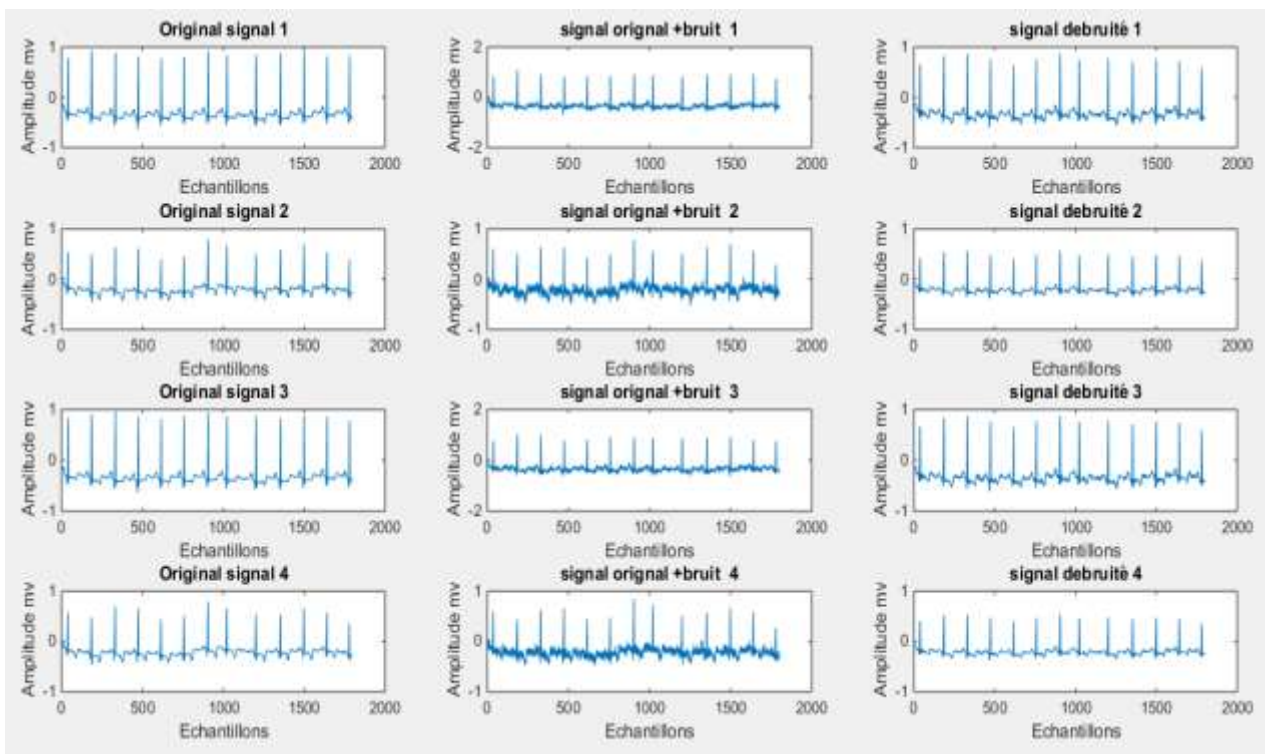


Figure III.31: Signal original et bruit et debruitage de l'ECG 100.mat par l'ondelette "Db10" et SNR=10.

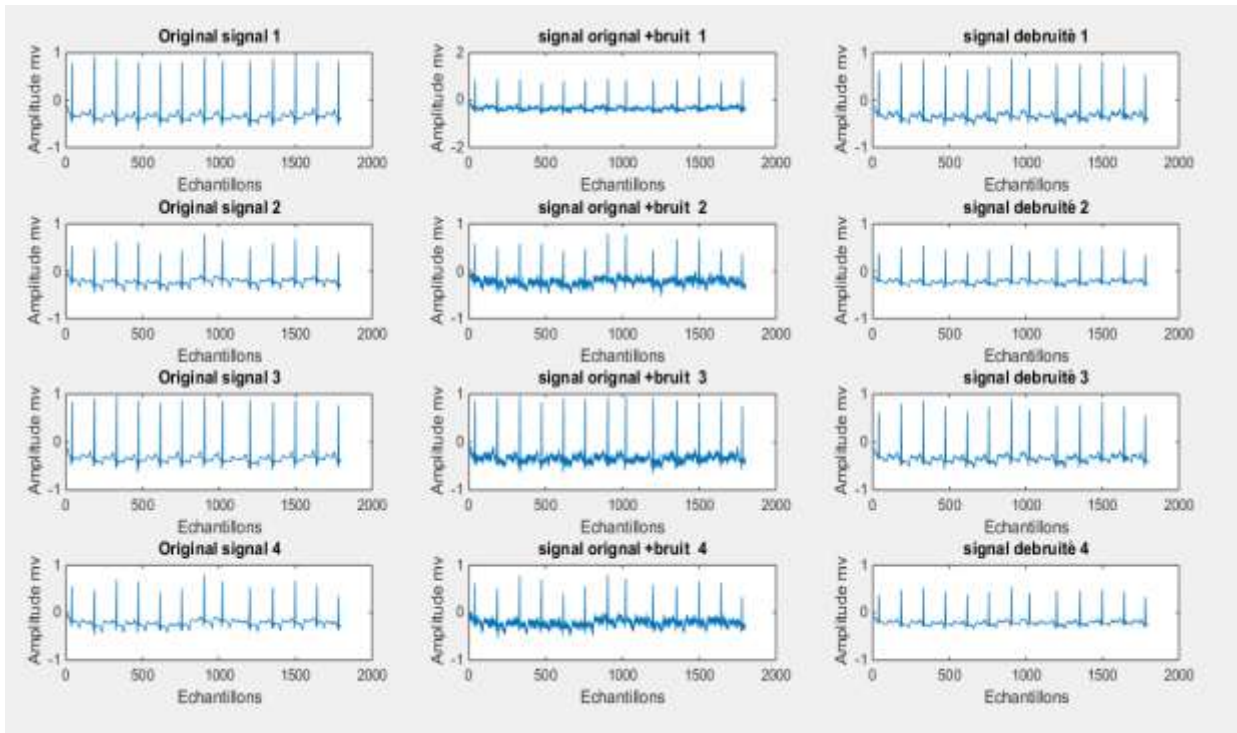


Figure III.32: Signal original et bruit et débruitage de l'ECG 100.mat par l'ondelette "haar" et SNR=10.

Pour SNR=20 db :

$$\text{Matrice de covariance} = \begin{bmatrix} 0.0010 & -0.0000 & 0.0001 & -0.0001 \\ -0.0000 & 0.0011 & 0.0001 & 0.0001 \\ 0.0001 & 0.0001 & 0.0010 & 0.0000 \\ -0.0001 & 0.0001 & 0.0000 & 0.0012 \end{bmatrix}$$

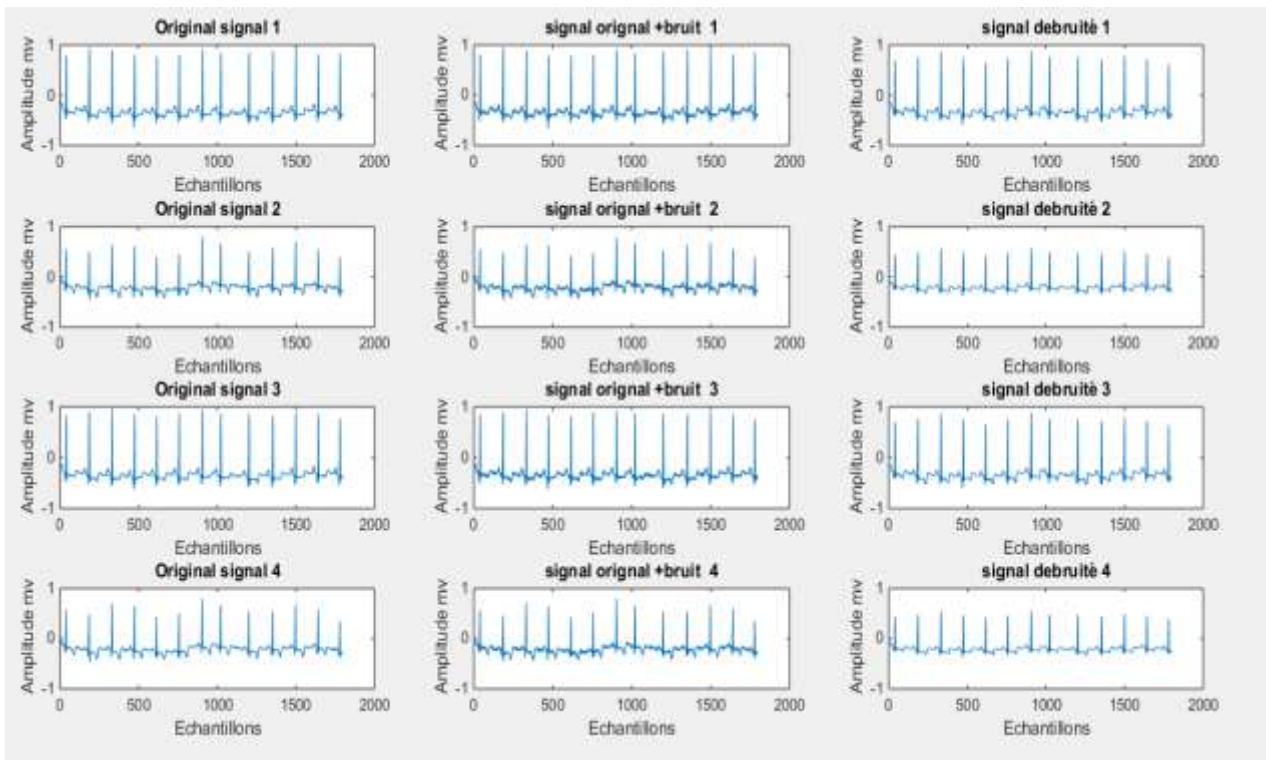


Figure III.33: Signal original et bruit et debruitage de l'ECG 100.mat par l'ondelette "Db10" et SNR=20.

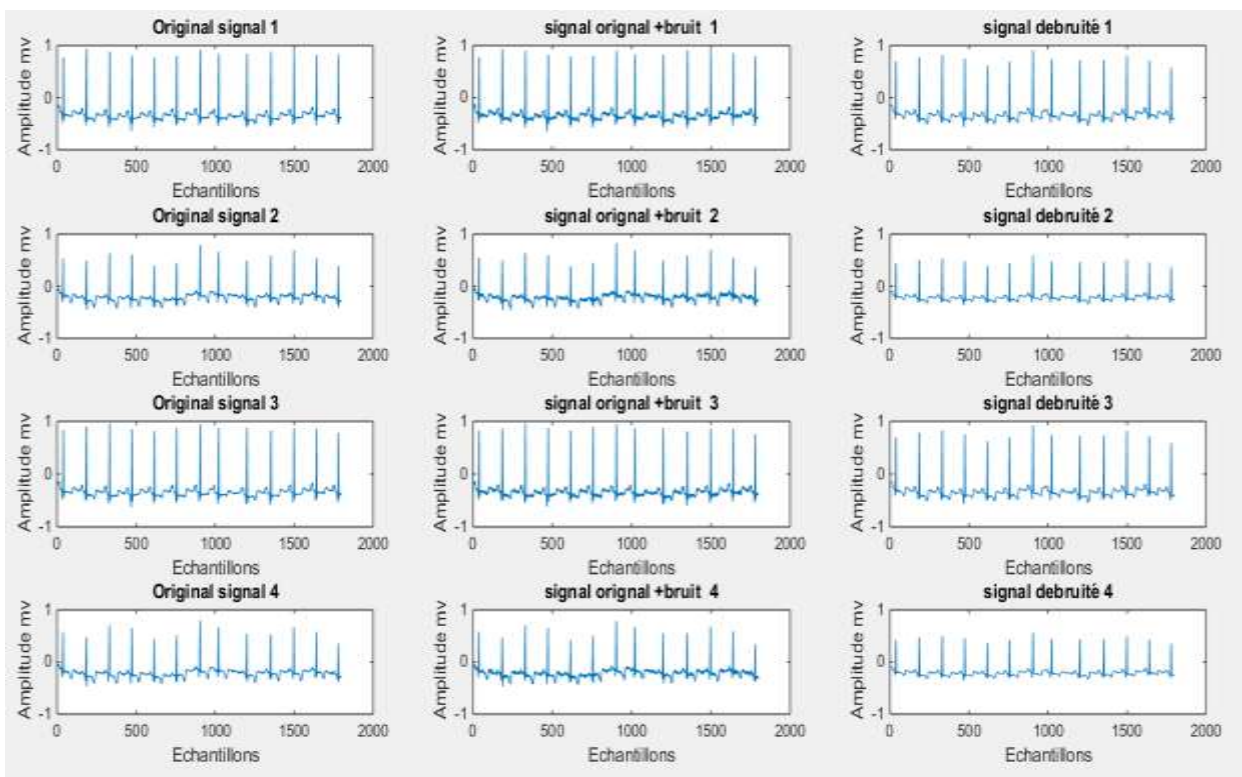


Figure III.34: Signal original et bruit et debruitage de l'ECG 100.mat par l'ondelette "haar" et SNR=20.

Tableau III-4 : SNR (dB) et MSE pour l'algorithme debruitage multivarié par ondelette et analyse composant principal(ACP) (100.mat).

SNR <sub>in</sub>	Ondulette	SNR <sub>out</sub>	ERR
SNR=-5	<b>Db10</b>	<b>9.3837</b>	<b>0.0151</b>
	Haar	8.7599	0.0174
SNR=0	<b>Db10</b>	<b>11.6947</b>	<b>0.0089</b>
	Haar	11.1011	0.0102
SNR=10	<b>Db10</b>	<b>19.2187</b>	<b>0.0016</b>
	Haar	17.4119	0.0024
SNR=20	<b>Db10</b>	<b>20.7318</b>	<b>0.0011</b>
	Haar	20.1967	0.0013

✓ Pour SNR<sub>in</sub>=-5 db :

Le signal debruite ne ressemble pas au signal original, elle présent mauvais qualité.

✓ SNR<sub>in</sub> =0 db :

On remarque qu'il ya une réduction du bruit et le signal débruité un peu amélioré et que l'erreur MSE décroît aussi.

✓ SNR<sub>in</sub> = 10 db et 20 db :

On remarque qu'il ya une réduction considérable de bruit et le signal débruité une bonne qualité ressemble au signal original.

### III.5. Conclusion

On a présenté deux méthodes de débruitage la première méthode (ondelette) elle très sensible au bruit pour faible ( SNR<sub>in</sub> =-5 et 0 db) récupéré pas le signal original par contre (SNR<sub>in</sub> = 10 et 20 db) présente une bonne qualité.

Pour la deuxième méthode (SNR<sub>in</sub> =-5 et 0 db) n'est pas sensible au bruit on remarque qu'il une réduction du bruit par rapport à la méthode d'ondelette (SNR<sub>in</sub> = 10 et 20 db) présent aussi une bonne qualité.

# **Conclusion générale**

## **Conclusion générale**

Dans les résultats de simulation expérimentale, nous pouvons clairement voir que dans une variété de signaux la technique ondelette basé sur ACP a donnée des résultats acceptable lorsque  $SNR_{in}$  compris entre -5Db et 0Db en terme  $SNR_{out}$  par rapport a la méthode d'ondelette. Lorsque  $SNR_{in}$  élevé méthode proposé ondelette basé sur ACP on a obtenu résultats performante en terme de débruitage presque comme méthode ondelette.

Le résultat de simulation montre que la technique proposée est réalisable. En fait, le travail peut être fait beaucoup plus dans les travaux futurs. Ainsi, pour satisfaire davantage Besoins et atteindre une gamme de traitement plus large nous pouvons également le replanter dans la pratique ingénierie.

Des améliorations pourront être apportées dans les prochaines recherches pour valider une augmentation de précision de la méthode proposée .

# **Référence bibliographie**

## Référence bibliographie

1. Sabah, G., *Analyse et Interprétation du Signal ECG*. 2018.
2. Boukhobza, S., *Debruitage Du Signal Electrocardiogramme (ECG) Par Les Operateurs Morphologies*. 2012.
3. Benali, R., *Analyse Du Signal ECG Par Réseau Adaptif D'ondelettes En Vue De La Reconnaissance De Pathologies Cardiaques*. 2013.
4. Ghanai, M., *Développement D'outils De Modélisation Et De Filtrage Pour Les Signaux Biomédicaux*. 2013, Université de Batna 2.
5. Guerreschi, E., *Contribution à L'Appréhension Du Système Cardiovasculaire Modélisation et Traitement de Signaux Issus De La Macrocirculation Et De La Microcirculation Sanguines*. 2013, Université d'Angers.
6. Nadia, K. And T. Samira, *Classification Des Signaux ECG Par Les Réseaux De Neurone Probabiliste*. 2015, Université Mouloud Mammeri.
7. Abid, T., *Analyse Du Singal ECG Par Les Ondelettes*. 2008, Annaba.
8. Cabasson, A., *Estimation Et Analyse Des Intervalles Cardiaques*. 2008, Université Nice Sophia Antipolis.
9. Limaye, H. And V. Deshmukh, *ECG Noise Sources And Various Noise Removal Techniques: A Survey*. International Journal Of Application Or Innovation In Engineering & Management, 2016. **5**(2): p. 86-92.
10. Bedouhene, M. and K. Tabani, *Les Méthodes De Debruitage Du Signal De Parole*. Mémoire D'ingénieur En électronique UMMTO, 2007. **2008**.
11. De Soutenance, J., *Diagnostic Vibratoire D'un Roulement Non Lubrifié Par La Transformée En Paquet D'ondelette Discrète*. 2021.
12. Zahia, A., *Extraction Du Rythme Cardiaque Foetal (RTF) à Partir De L'ECG Composite De La Mère*. 2014, Université Mouloud Mammeri.
13. Martin, A., *L'analyse De Données, Polycopié De Cours ENSIETA*. 2004, Référence.
14. Benredjem, I., *Utilisation De L'Analyse En Composantes Principales (ACP) pour La Caractérisation Physico-chimique Des Eaux De La Station D'épuration*. 2021.
15. Slim, A., *Contribution De L'analyse Multivariee A L'etude De La Regression Et La Classification Supervisee Des Donnees Environnementales*. 2012, Université Mohamed Boudiaf-M'Sila.
16. Nacer, C. And B. Zahiz, *Application D'ACP à La Fusion D'image Médicale*. 2017, Université Mouloud Mammeri.
17. Abdi, H. And L.J. Williams, *Principal Component Analysis*. Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics, 2010. **2**(4): p. 433-459.
18. Boukhalfa, N., *Application Des Méthodes De Séparation De Variables De Bruitage Signal ECG*. 2019, Université Ziane Achour de Djelfa.
19. Khalfa, A., et al., *Blind Audio Source Separation Based On High Exploration Particle Optimization*. 2019.
20. Aminghafari, M., N. Cheze, And J.-M. Poggi, *Multivariate Denoising Using Wavelets And Principal Component Analysis*. Computational Statistics & Data Analysis, 2006. **50**(9): p. 2381-2398.

