



REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE



Université Akli Mohand Oulhadj - Bouira –

Faculté des sciences et sciences appliquées

Département de génie électrique

Mémoire de fin d'études en vue de

L'obtention du diplôme :

MASTER ACADIMIQUE

Domaine : Science et Technologie

Filière : Génie biomédical

Spécialité : instrumentation biomédicale

Thème

Dépistage et diagnostic d'une apnée de sommeil à
l'aide des caractéristiques ECG et classification
SVM.

Présenté par :

BAHLOUL Lynda
IRNATENE Assia

Devant le jury composé de :

Président : S. MOUDACHE
Encadreur : AEK. BENGHENIA
Examineurs : S. BENSEGNI
M. REZKI

2017/2018

Remerciements

Après avoir rendu grâce à dieu le tout puissant et le miséricordieux nous tenons à remercier vivement tout ceux qui de près ou de loin ont participé à la rédaction de ce travail.

Un immense merci à notre promoteur :

Mr : AEK. BENGHENIA : pour son suivi et son soutien et compréhension toute au long de la période de travail.

L'ensemble des gens qui nous ont aidé à réaliser ce travail, par de petites ou de grandes contributions.

Nous adressons également nos plus sincères remerciements à tous les membres de jury, en l'occurrence :

Président : S. MOUDACHE.

Examineurs : S. BENSEGNI, M. REZKI.

Nous remercions ensuite très chaleureusement tous nos enseignants de Génie biomédical.

Nous tenons à remercier aussi toutes nos amies avec qui nous avons partagé de merveilleux moments.

Bien évidemment, nous ne pourrions pas terminer sans remercier nos parents, ainsi que tous les membres de nos familles pour leurs soutiens aussi moraux que financiers et pour leurs sacrifices.



Dédicaces

Avec un énorme plaisir, un cœur ouvert et une immense joie, que je dédie mon travail à mes chers, respectueux et magnifiques parents qui m'ont soutenue tout au long de ma vie ainsi mes sœur et mes frères.

À toute mes ami(e)s et aussi à tous les étudiants de la promotion instrumentation biomédicale (2017 -2018).

À toutes les personnes qui m'ont encouragée et m'ont aidé tout au long de mes études et tous ce que j'aime.

Lynda

Dédicaces

C'est à vous que je dédie ces mots :

Ma très chère mère

Qui a œuvré pour ma réussite, son soutien, tous les sacrifices consentis et ses précieux conseils, pour toute son assistance et sa présence dans ma vie, reçois à travers ce travail aussi modeste soit-il, l'expression de mes sentiments et de mon éternelle gratitude.

À la mémoire de mon Père

Aucune dédicace ne saurait exprimer l'amour, l'estime, le dévouement et le respect que j'ai toujours pour vous.

Rien au monde ne vaut les efforts fournis jour et nuit pour mon éducation et mon bien être.

Ce travail est le fruit de tes sacrifices que tu as consentis pour mon éducation et ma formation.

À Mes frères (Rafik et Sofiane) et ma sœur (Nadia)

Qui n'ont jamais cessé de m'encourager et de me soutenir.

À mes amis avec qui j'ai partagé des moments de joie qui resteront

à jamais gravés dans ma mémoire.

À tous les étudiants de la promotion instrumentation biomédicale (2017 -2018).

À toutes les personnes qui m'ont encouragée aidé tout au long de mes études et tous ce que j'aime.

Assia

Résumé

Il est assez difficile de diagnostiquer le syndrome d'apnée de sommeil, d'une part car, bien souvent la personne concerné ne s'en rend pas compte .Et d'autre part, car il s'agit d'une maladie peu connue du grand public, mais il existe toujours des signes significatifs ou bien (symptômes) comme : le ronflement sévère, la fatigue, somenelonce et d'autres qui l'ndique.

Plusieurs techniques sont faite pour le diagnostic, dans notre travail nous intéressons au signal ECG qui contient des informations très utiles se trouvent dans les intervalles de temps définis par les ondes caractéristiques notamment, l'onde P, le complexe QRS, l'onde T, l'intervalle PR, le segment ST et l'intervalle QT, les intervalles de temps définis entre deux ondes caractéristiques de l'ECG fournissent d'importants indicateurs pour le diagnostic de maladies cardiaques car ils sont le reflet de processus physiologiques.

Afin d'extraire ces informations et les exploiter une méthode de traitement a été suivi dans notre travail c'est la transformé en ondelettes (détermination de l'intervalle RR) terminant par une méthode d'évaluation non linéaire et aussi une classification SVM.

Les résultats expérimentaux montrent que la méthodologie proposée permet globalement un taux de reconnaissance de 83,33% pour les cas.

Mots clés : ECG, apnée de sommeil, les ondelettes, classification SVM.

Abstract

It is quite difficult to diagnose sleep apnea syndrome, on the one hand because often the person concerned does not realize it. And on the other hand, because it is a little known disease of the general public, but there are always significant signs or (symptoms) such as: severe snoring, fatigue, someneluncus and others, makes us suspect that we contracted the disease.

Several techniques are made for the diagnosis, in our work we are interested in the ECG signal which contains very useful information are in the time intervals defined by the characteristic waves in particular, the P wave, the QRS complex, the T wave, the PR interval, the ST segment and the QT interval, the time intervals defined between two ECG characteristic waves provide important indicators for the diagnosis of heart disease because they reflect physiological processes.

In order to extract this information and exploit it a processing method was followed in our work it is the wavelet transformed (RR interval determination) ending with a nonlinear evaluation method and also an SVM classification.

The experimental results show that the proposed methodology globally allows a recognition rate of 83.33% for cases.

Keywords: ECG, wavelets, SVM, sleep apnea.

ملخص

من الصعب تشخيص متلازمة توقف التنفس أثناء النوم ، من جهة ، لأن الشخص المعني في كثير من الأحيان لا يدرك ذلك ، ومن ناحية أخرى ، لأنه مرض غير معروف من عامة الناس ، ولكن هناك دائما علامات أو علامات مهمة مثل: الشخير الشديد ، والتعب ، النعاس وغيرها ، يجعلنا نشك في أننا تعاقدنا مع المرض. يتم إجراء عدة تقنيات للتشخيص ، وفي عملنا ، نحن مهتمون بإشارة تخطيط القلب التي تحتوي على معلومات مفيدة جدًا في الفواصل الزمنية المحددة بواسطة الموجات المميزة على وجه الخصوص ، الموجة P ، مجمع QRS ، الموجة T ، الفاصل الزمني للعلاقات العامة والجزء ST وفاصل QT ، توفر الفواصل الزمنية المحددة بين موجتين مميزتين لتخطيط القلب مؤشرات مهمة لتشخيص أمراض القلب لأنها تعكس العمليات الفيزيولوجية. من أجل استخلاص هذه المعلومات واستغلالها تم إتباع طريقة معالجة في عملنا، حيث تم تحويل الموجة (تحديد فترة RR) مع طريقة تقييم غير خطية وكذلك تصنيف SVM. تظهر النتائج التجريبية أن المنهجية المقترحة عالمياً تسمح بمعدل اعتراف بنسبة 83.33% للحالات. الكلمات المفتاحية: تخطيط القلب، متلازمة توقف التنفس، الموجات.

Table des matières

Table des matières.....	i
Liste des figures.....	v
Liste des tableaux.....	vii
Liste des abréviations	viii
Introduction générale.....	1

Chapitre 1: l'état de l'art

1.1 Introduction	3
1.2 Le système cardiovasculaire.....	3
1.3 L'anatomie de cœur.....	3
1.4 Activité mécanique cardiaque	4
1.5 Signal électrique de cœur	4
1.6 L'électrocardiogramme	5
1.6.1 Les dérivations d'ECG	5
1.6.2 Ondes et Intervalles de L'ECG	8
1.6.3 Artefacts visibles sur l'électrocardiogramme	9
1.7 Sommeil	10
1.7.1 La veille	10
1.7.2 Cycle veille –sommeil	11
1.7.3 Le sommeil et la ventilation	12
1.7.3.1 Les voies aériennes supérieures et le sommeil	12
1.7.3.2 La physiologie de la ventilation durant le sommeil	12
1.8 Les apnées du sommeil	14
1.9 Les principaux signes qui doivent vous faire penser au syndrome d'apnée du sommeil sont différents suivants le moment de la journée	15

1.10 Conclusion :.....	16
------------------------	----

Chapitre2 : les ondelettes

2.1 Introduction	17
2.2 La transformée de Fourier	17
2.3 La transformée en ondelettes.....	19
2.3.1 Quelques propriétés	20
2.3.2 La transformée en ondelette continue.....	21
2.3.3 Reconstruction.....	22
2.3.4 Transformée discrète en ondelettes	22
2.3.5 Les familles d'ondelettes	23
2.3.6 Les applications d'ondelettes.....	27
2.4 Approximation	28
2.4.1 Approximation linéaire.....	28
2.4.2 Approximation non-linéaire	29
2.5 L'entropie et ces différentes formes.....	29
2.5.1 L'entropie	30
2.5.2 Les différentes formes d'entropie.....	30
2.5.2.1 Entropie de Shannon.....	30
2.5.2.2 Sample entropie	31
2.5.2.3 Approximative entropie	31
2.5.2.4 L'entropie floue (Fuzzy entropie).....	31
2.5.2.5 Entropie de permutation.....	31
2.5.3 Applications biomédicales d'entropie	31
2.6 Conclusion.....	32

Chapitre3 : Traitements de signal ECG par les ondelettes

3.1 Introduction.....	33
-----------------------	----

3.2	Description de la Base de données.....	34
3.3	Les critères de choix d'onde mère d'ordre 6.....	35
3.4	Le prétraitement de signal ECG.....	36
3.5	Le procédure d'algorithme de détection.....	36
3.5.1	L'analyse multirésolution.....	36
3.5.2	Filtrage du signal ECG par ondelette.....	37
3.5.2.1	Le seuillage.....	39
3.5.2.2	La sélection de seuils et le choix de la méthode du seuillage.....	39
3.6	La détection de complexe QRS.....	39
3.6.1	Détection des pics R.....	41
3.7	Conclusion.....	43

Chapitre 4: classification SVM

4.1	Introduction.....	44
4.2	Historique.....	44
4.3	La classification SVM.....	45
4.3.1	SVM principe de fonctionnement général.....	45
4.3.2	Notions de base: Hyperplan, marge et support vecteur.....	45
4.4	Propriétés fondamentales.....	47
4.5	Avantages des SVMs.....	49
4.6	Inconvénients des SVM.....	49
4.7	Résultats et interprétation.....	50
4.7.1	Taux de reconnaissance.....	50
4.7.1.1	Méthode des SVM multi classes.....	50
4.7.1.2	Noyau de la méthode SVM multi classes.....	50
4.7.1.3	Les paramètres pertinents.....	50
4.7.2	Matrice de confusion des défèrent cas (Apnée, Hypopnée et normal).....	51

4.8 Conclusion.....	51
Conclusion générale.....	52

Liste des figures

Chapitre 1 : l'état de l'art

Figure 1.1 : Schéma anatomique du cœur humain.....	4
Figure 1.2 : Les dérivations d'ECG	6
Figure 1.3 : Montage d'Einthoven pour l'enregistrement des dérivations bipolaires des membres.....	6
Figure 1.4 : Montage de Golberger pour l'enregistrement des dérivations unipolaires des membres.....	7
Figure 1.5 : Les dérivations précordiales	7
Figure 1.6 : Etapes successive dépolariation / repolarisation du cœur qui se traduisent sur le plan électrocardiographique par les ondes P, QRS et T.....	8
Figure 1.7 : Tracé ECG	9
Figure 1.8 : Cycle veille- sommeil.....	12
Figure 1.9 : L'activité corporelle lors de sommeil.....	15
Figure 1.10: Le cycle d'apnée de sommeil.....	15
Figure 1.11: les syndromes d'apnée de sommeil.....	15

Chapitre 2 : Les ondelettes

Figure 2.1 : Pavage temps - fréquence pour la transformée de Fourier à fenêtre glissante...18
Figure 2.2: Décomposition de signal en détails et en approximations..... 23
Figure 2.3: Ondelettes de Morlet. 25
Figure 2.4: Ondelette chapeau mexicain..... 25
Figure 2.5: Ondelette de Haar..... 26
Figure 2.6: Ondelettes de Daubichies (db4, db6)..... 26
Figure 2.7: Différentes formes d'entropie, présentées dans l'ordre chronologique.....30

Chapitre 3: Traitement de signal ECG par les ondelettes

Figure 3.1 : La chaine de traitement de signal ECG.....	33
Figure 3.2 : Le schéma bloc du principe adopté dans l’algorithme de la détection des pics RR.....	34
Figure 3.3 : Enregistrement a01er de la base de données Apnea-ECG.....	35
Figure 3.4 : La décomposition par ondelette.....	37
Figure 3.6 : Le principe de débruitage par ondelette.....	38
Figure 3.5 : signal ECG filtré de patient ‘m01’	38
Figure 3.7 : Principe du seuillage.....	39
Figure 3.8 : Signal ECG de patient 'm01' avec sa reconstruction à chaque niveau de décomposition	40
Figure 3.9 : La reconnaissance de complexe QRS.....	41
Figure 3.10 : illustration d’un résultat de détection des pics R.....	41
Figure 3.11 : Variation de la fréquence cardiaque obtenue pour (Apnée, Hypopnée, Normale).....	42
Figure 3.12 : Résultats d'entropie.....	42

Chapitre 4: Classification SVM

Figure 4.1 : Hyperplan qui sépare de classes de points.....	46
Figure 4.2 : Exemple de vecteur de support.....	46
Figure 4.3 : Exemple de marge maximal (hyperplan valide).....	47
Figure 4.4 : Meilleur hyperplan séparateur.....	48
Figure 4.5 : Cas non linéairement séparable.. ..	48
Figure 4.6 : Cas linéairement séparable.. ..	48
Figure 4.7 : Matrice de confusion en utilisant les deux paramètres pertinents non linéaire qui sont : permutation entropie et Shannon entropie.....	51

Liste des tableaux

Chapitre 2 : les ondelettes

Tableau 2.1 : Les propriétés des familles d'ondelettes.....24

Tableau 2.2 : Liste de familles d'ondelettes24

Chapitre 4 : classification SVM

Tableau 4.1 : Taux de reconnaissance pour différentes combinaisons des paramètres pertinents50

Liste des abréviations

ECG : Électrocardiogramme

DI, DII, DIII : Dérivation standard (D'EINNTHOVEN) de l'ECG

AVL : Dérivation augmentée bras gauche

AVR : Dérivation augmentée du bras droit

AVF : Dérivation augmentée de la jambe

QRS (complexe) : Région du signal ECG constituées des ondes Q, R et S

VAS : Voies aériennes supérieures

CO₂ : Dioxyde de carbone

O₂ : Dioxygène

EEG : Électro-encéphalogramme

TFFG : La transformée de Fourier à fenêtre glissante

TF : La transformée de Fourier

TOC : Transformée en ondelettes continue

TOD : Transformation en ondelettes discrètes

EMG : Électromyogramme

EHG : Électrohystérogaphique

CAN : Autonomie cardiaque neuropathie

CHF : Insuffisance cardiaque congestive

SVM : Machine à Vecteur de Support (SVM)

m : minute

S : seconde

Introduction générale

Introduction générale

Les syndromes d'apnée de sommeil (SAS) se définissent comme un trouble respiratoire nocturne caractérisé par l'arrêt transitoire de la respiration durant le sommeil, entraînant des désaturations artérielles en oxygène et des troubles du sommeil (l'éveils et micro éveils).

Les apnées de sommeil peuvent être de deux types essentiels obstructives et centrales, constitué l'une des principales causes d'une pauvre qualité de sommeil, le lien causal entre l'apnée de sommeil et la maladie du cœur n'a pas été clairement démontré, mais on voit sur le plan cardiovasculaire, elles participent à l'apparition d'hypertension et parfois d'hypertension artérielle pulmonaire, les personnes atteints d'apnée de sommeil obstructive ont plus de chance de connaître des problèmes d'arythmie cardiaque (rythme cardiaque trop lent ou trop rapide) et jusqu'à 50% des patients atteints d'une insuffisance cardiaque sont également atteints d'apnée du sommeil (l'étude est faite par Dr Haissam Hadad).

Afin de diagnostiquer ce genre de maladie plusieurs examens sont faits, un examen clé qui est le seul qui peut affirmer et quantifier les apnées et leurs relations avec le sommeil (c'est l'enregistrement polygraphique), cet examen comprend au minimum un électroencéphalogramme, un électromyogramme et aussi électrocardiogramme.

Dans notre travail, on se base sur l'électrocardiogramme (ECG) qui reste encore l'un des outils prédominants et les plus largement utilisés pour le diagnostic et l'analyse des arythmies cardiaques regroupe plusieurs paramètres importants appelés ondes et un ensemble d'intervalles qui sont les suivants : L'intervalle RR ; L'intervalle QT ; L'intervalle PR ; L'intervalle ST ; Complexe QRS, toutes ces ondes contiennent les informations utiles de l'ECG, toute changement dans ces intervalles représente un signe d'anomalie cardiaques.

La modélisation, la compression et la classification des signaux médicaux, jouent un rôle très important dans l'aide au diagnostic de ces maladies. Dans ce travail, nous nous sommes intéressés à la représentation du signal par « *la transformée en ondelettes* » ou encore dites « *wavelets* » qui permet de donner une représentation « *temps – échelle* ».

Notre choix s'est porté sur l'utilisation des ondelettes discrètes à cause de la nature discrète de nos données ECG et plus précisément l'ondelette de Daubechies.

La dernière étape c'était l'utilisation des paramètres d'entropie et leurs applications en classification SVM qui représente un algorithme d'apprentissage récent pour qu'on puisse classifie notre signal et prendre la décision.

Notre travail s'articule autours quatre chapitres :

- Le premier chapitre présente brièvement le fonctionnement du système cardiovasculaire, et notamment le cœur, ainsi que l'ECG et ces caractéristiques, en passant par la suite à la définition de sommeil, la relation entre la ventilation et le sommeil, enfin l'apnée de sommeil.
- Le deuxième chapitre est dédiée à la présentation des principes mathématiques des transformées en ondelettes continue et discrète et leurs propriétés les plus connues en privilégiant les aspects liés au traitement du signal. Le calcul des coefficients de détail et d'approximations dans la décomposition en ondelettes ainsi qu'un état de l'art sur l'application des ondelettes pour l'analyse du signal électrocardiogramme sont brièvement présentés, aussi la méthode non linéaire notamment (l'entropie).
- Le troisième chapitre sera réservé à l'étape de traitement du signal ECG, présente l'algorithme de détection des complexes QRS que nous avons développé et implémenté pour la caractérisation des battements cardiaques. Suivi d'une interprétation et d'une discussion de résultats obtenus.
- Le dernier chapitre dédiée à la description de la méthode de classification SVM, parlons de ses applications, ses avantages et ses inconvénients, à la fin une interprétation des résultats.

Chapitre 01

1.1 Introduction

Le système cardiovasculaire est constitué de cœur et de système vasculaire, Principalement il assure la circulation du sang dans l'organisme afin de reprendre aux besoins énergétiques et aussi aux renouvellements cellulaires. L'électrocardiogramme est un outil qui a prouvé son efficacité dans le diagnostic des maladies pas seulement cardiovasculaires mais aussi d'autres.

A travers ce chapitre, une description générale du système cardiovasculaire est d'abord faite, suivie d'une description détaillée de l'activité physiologique cardiaque et l'ECG. Enfin une description de sommeil et l'apnée de sommeil.

1.2 Le système cardiovasculaire

Est un ensemble constitué par le cœur comprend une pompe (ensemble conduits), et les vaisseaux (artères, veines ...) qui véhiculent le sang a travers tous l'organisme.

L'appareil circulatoire assure la circulation de sang d'une manière continue dans l'organisme. Il permet d'alimenter les organes en nutriments (aliments de cellules) et l'oxygène et d'éliminer les déchets tels le gaz carbonique [1].

1.3 L'anatomie de cœur

Le cœur est un organe environ de 300 g creux et musculaire , situé entre les deux poumons, au dessus de diaphragme et protégé par le thorax [2][3] , il est irrigué par des vaisseaux spécifiques, les vaisseaux coronaires , il se compose de trois tissus superposés :

- Le péricarde : enveloppe fibreuse qui permet la fixation du cœur dans la cage thoracique.
- Le myocarde : muscle cardiaque [3].
- L'endocarde : couche de cellules qui tapissent les trois internes du cœur et les valves qui séparent les différents compartiments cardiaques.

Dans le corps _ humain le cœur est séparé en deux parties indépendantes [3] :

- Cœur droit : [oreillette droite, petit ventricule droit qui reçoit le sang non hématisé des veines cave inférieure et supérieure et l'envoi dans la circulation pulmonaire par les artères pulmonaires [4].
- Cœur gauche : [oreillette gauche, gros ventricule gauche qui reçoit le sang hématisé des veines pulmonaires et l'envoi dans la circulation générale par l'artère aorte [1] [4].

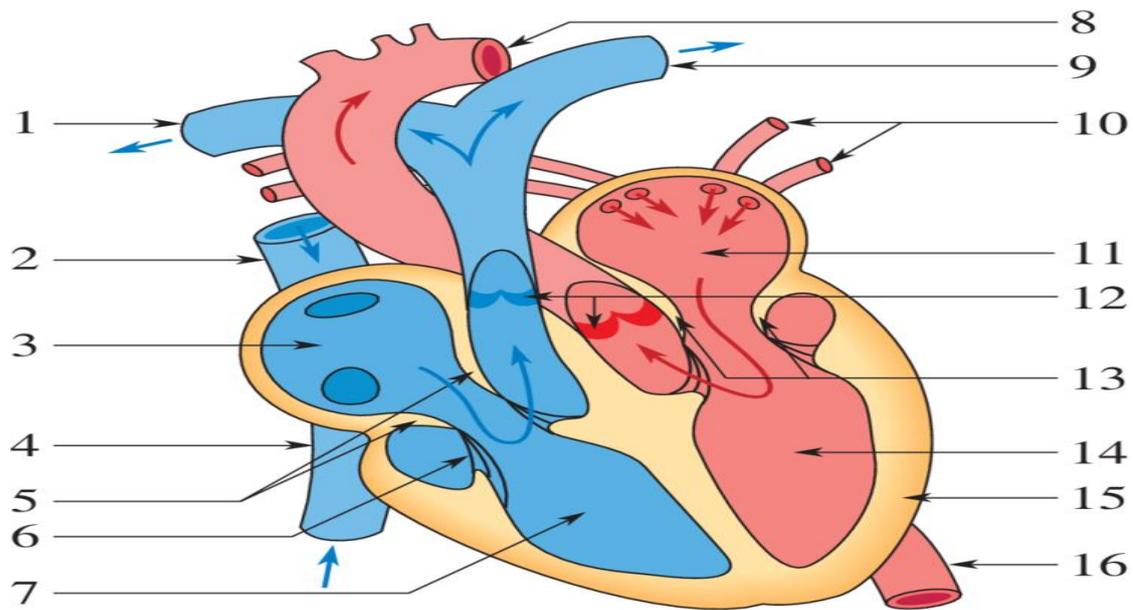


Figure 1.1 : Schéma anatomique du cœur humain.

1: artère pulmonaire; 2: cave supérieure; 3: oreillette droite; 4: cave inférieure; 5: la valve tricuspide, 6: des piliers tendineux, 7: ventricule droit; 8: artère aorte; 9: artère pulmonaire; 10: veines pulmonaires; 11: oreillette gauche; 12: les valve sigmoïde; 13: valve mitrale; 14: gros ventricule gauche; 15: myocarde; 16: artère aorte;

1.4 Activité mécanique cardiaque

La circulation sanguine est un cycle qui se répète constamment, il se divise en deux périodes : une phase de travail qui dure environ 0.3 s (1/3) de cycle, c'est la systole et une autre phase de repos qui dure 0.5 s (2/3) c'est la diastole [5] [2].

- ✚ La systole : c'est la contraction des ventricules et l'injection du sang dans les ventricules.
- ✚ La systole ventriculaire : les ventricules se contractent et injectent le sang vers les circulations pulmonaires et systémiques.
- ✚ La diastole générale : le cœur va se relâcher, pour permettre le remplissage sanguin.

1.5 Signal électrique de cœur

Les courants électriques d'action de myocarde, ont été étudiés par Matteucci en 1843, mais ces courants ont été recueillis d'une manière satisfaisante par Einthoven en 1903, avec

l'utilisation d'un montage électrique rappelant celui d'un pont de Weston, dont les renseignements sur l'activité électrique des cellules cardiaques sont étudiés par l'électrocardiographie.

Ce signal nommé l'électrocardiogramme (ECG), modifié en cas d'anomalies de la commande de l'influx électrique ou sa propagation, de la masse globale ou régionale des cellules [6] [7].

1.6 L'électrocardiogramme

L'électrocardiogramme est l'enregistrement de l'activité électrique de cœur sur le plan frontal (par les dérivations périphériques) et sur le plan horizontal par les dérivations précordiales), l'abréviation usuelles utilisé pour parler de l'électrocardiogramme est l'ECG, [8] qu'est un outil très essentiel que ce soit dans la surveillance des patients ou diagnostic des maladies cardiovasculaires, d'où il contient énormément d'informations sur le fonctionnement et les éventuelles pathologies de cœur.

Aujourd'hui cet examen est irremplaçable car il est aisé à le faire à l'aide d'un simple appareillage dont il est possible actuellement de faire un ECG avec un électrocardiographe portable ultraléger.

Généralement les appareils électro cardiographiques peuvent enregistrer plusieurs différences de potentiel en même temps selon l'emplacement et le nombre des électrodes, chaque potentiel correspond à une dérivation.

Il ya plus d'un demi siècle, une convention internationale à décidé de normaliser cette présentation sous forme immuable de l'ECG à douze dérivations [7] [9].

1.6.1 Les dérivations d'ECG

L'ECG standard est définit par les normes internationales qui suivent :

Ces normes ont permis de garantir la reproductibilité et la comptabilité des ECG d'un même individu d'une part, de standardiser la représentation, la lecture, l'interprétation de l'ECG d'autre part [8].

- 6 dérivations périphériques :
D1, D2, D3, aVR, aVF, aVL.
- 6 dérivations précordiales :
V1, V2, V3, V4, V5, V6.

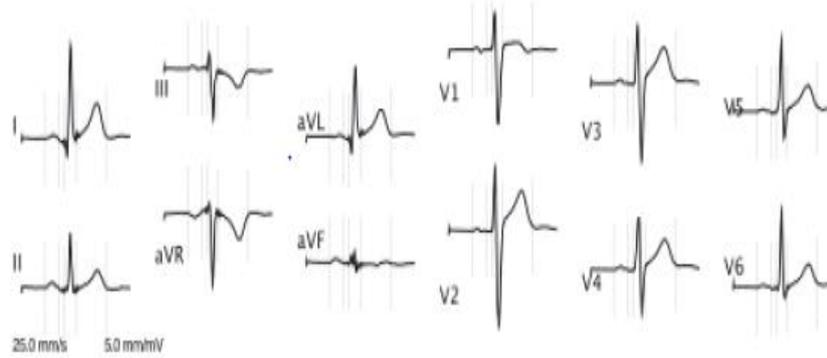


Figure 1.2: Les dérivations d'ECG [7].

▪ *Les dérivations périphériques*

Grace aux dérivations périphériques(ou dérivations des membres), on explore l'activité électrique du cœur dans le plan frontal.

Elles ont été déterminées par Einthoven en 1912 (Les dérivations périphériques bipolaires) et complétées par Goldberger en 1942 (Dérivations périphérique unipolaire).

1. Les dérivations périphériques bipolaires

Ces dérivations ont été déterminées par Einthoven en 1912 ; par l'application des électrodes sur les membres : bras droit, bras gauche et jambe gauche pour former un triangle (triangle d'Einthoven).Ce qui a donné :

D1 = va du bras droit pole négatif au bras gauche pole positif.

D2= va du bras droit pole négatif à la jambe gauche pole positif.

D3 = va du bras gauche pole négatif à la jambe pole positif.

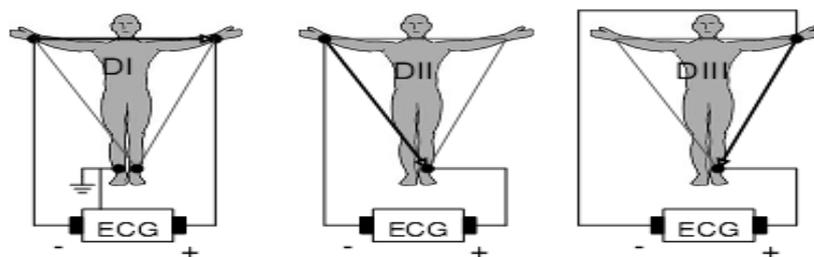


Figure 1.3 : Montage d'Einthoven pour l'enregistrement des dérivations bipolaires des membres[1].

2. les dérivations unipolaires périphériques

Les dérivations unipolaires ont été introduites par Wilson. Dans son système, une seule électrode exploratrice enregistre l'activité électrique du cœur. Ces lignes de dérivations unipolaires des membres joignent le centre électrique du cœur et l'électrode exploratrice.

Cela a donné 3 dérivations unipolaires VR VL et VF. Plus tard, Goldberg a modifié le système de dérivation de Wilson pour obtenir trois dérivations unipolaires augmentées, appelées aVL, aVR et aVF.

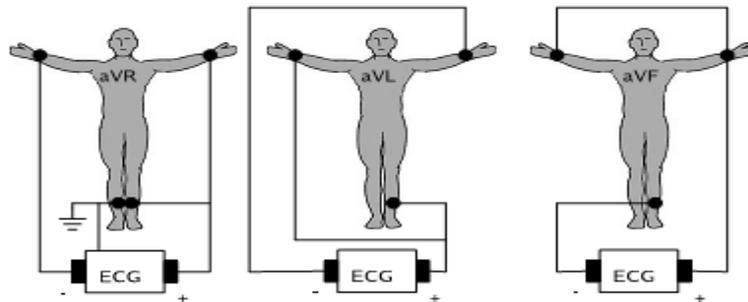


Figure 1.4 : Montage de Golberger pour l'enregistrement des dérivations unipolaires des membres [1].

▪ Les dérivations précordiales

Ce sont des dérivations de plan horizontal, elles sont localisées du côté gauche du thorax.

Il existe six dérivations : V1, V2, V3, V4, V5 et V6 [1] [6].

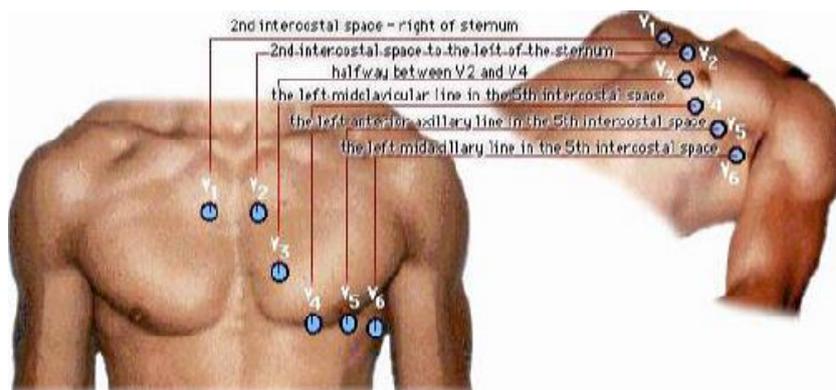


Figure 1.5: les dérivations précordiales [6].

1.6.2 Ondes et Intervalles de L'ECG

Chaque cycle de dépolarisation / repolarisation du cœur correspond au passage du courant électrique.

L'enregistrement se traduit toujours dans le même ordre de différentes ondes: P, QRS et T [4].

- **L'onde P**

C'est la dépolarisation auriculaire, elle peut être positive ou négative avec une durée de l'ordre 90 ms, dans les conditions bruitées, elle est difficile à observée.

- **Le complexe QRS**

Correspond au dé polarisation ventriculaire précédant l'effet mécanique et contraction et il possède la plus grande amplitude de l'ECG, il est constitué de trois ondes consécutives : l'onde Q et S qui sont négatives, l'onde R qui est positive dans un ECG normal.

- **L'onde T**

Correspond à la repolarisation des ventricules, elle peut être négative, positive ou bi phasique, qui a une amplitude faible à celle de complexe QRS, l'onde T est normalement de même signe que l'onde R, ce qui indique que la dépolarisation et la repolarisation ne sont pas symétriques.

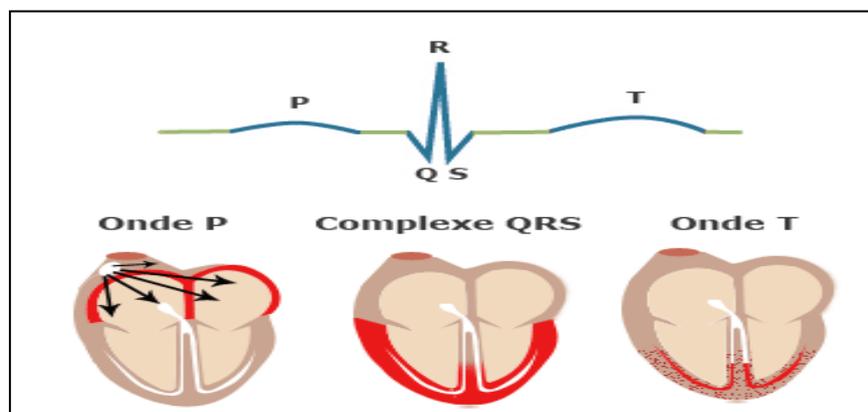


Figure 1.6: étapes successive dépolarisation / repolarisation du cœur qui se traduisent sur le plan électrocardiographique par les ondes P, QRS et T. (Image extraite du site : <http://www.e-semio.uvsq.fr>).

L'ECG se caractérise aussi avec d'autres intervalles tel que :

C'est l'intervalle utilisé pour la détection des arythmies ainsi que pour l'étude de la variabilité de la fréquence cardiaque.

- **Le segment ST**

Il est défini comme la durée entre la fin de l'onde S et le début de l'onde T.

- **L'intervalle PQ**

Représente le temps nécessaire à l'impulsion électrique pour se propager du nœud sinusal jusqu'aux ventricules et il est mesuré entre le début de l'onde P et le début de complexe QRS.

- **L'intervalle QT**

C'est la durée entre le début du complexe QRS et la fin de l'onde T, sa dynamique peut être associée à des risques d'arythmie ventriculaire et de mort cardiaque soudaine [4] [8].

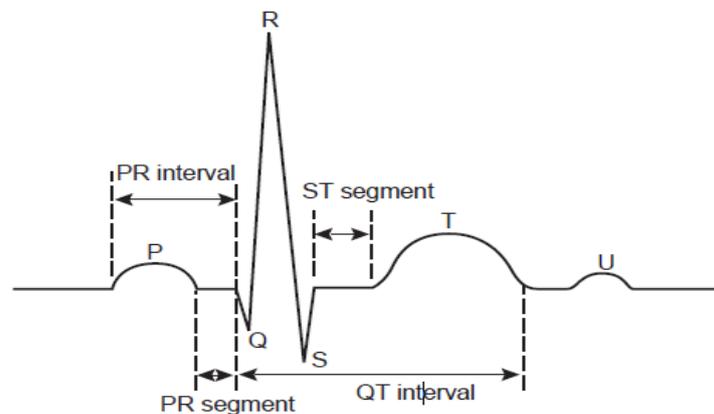


Figure 1.7 : Tracé ECG.

1.6.3 Artefacts visibles sur l'électrocardiogramme

Tout enregistrement électrocardiographique peut avoir des événements indésirables qui vont brouiller le tracé et parfois ça induit à un mal diagnostic.

Ces effets sont de plusieurs sources : techniques, physiques ou pathologiques.

- ❖ **Bruits techniques**

Le matériel utilisé peut être crié un bruit, donc il faut le manipuler prudemment, les bruits les plus courants :

1: Bruit du au secteur :

Ce type de bruit apparaît sur tout l'enregistrement et peut être assez fort mais il s'élimine facilement avec un filtre sélectif car c'est un bruit haute fréquence à bande étroite.

2 : Bruit dû au mouvement d'électrode

Lorsque les électrodes sont connectées incorrectement, des sauts brusques de la ligne de base apparaissent, son effet sur le tracé peut aller du simple déplacement d'amplitude jusqu'à l'apparition de pics lorsque les électrodes sont en contact.

❖ Artéfacts physiques

Se sont des activités électriques du corps humains telles que les contractions des muscles ou la respiration.

1: Mouvements de ligne de base :

Comme par exemple les mauvais contacts entre la peau et les électrodes, cette perturbation peut déplacer temporairement la ligne de base de l'ECG, elles sont généralement gênantes pour l'analyse ECG elles peuvent être filtrées car leurs énergies sont situées dans la bande de fréquence basse.

2 : Bruits myoélectrique ou tremblement somatique

Ce sont des perturbations assez gênantes dues aux mouvements de patient ou son frissonnement, elles peuvent noyer les ondes P et T ce qui conduit à un mauvais diagnostic [2].

1.7 Sommeil

Le sommeil occupe environ un tiers de notre vie, il peut être défini comme étant « état physiologique périodique de l'organisme » [10], Le sommeil fait partie des besoins primaires, comme le fait de boire ou de s'alimenter. Il constitue une activité naturelle que nous réalisons tous les jours. Néanmoins, parler du sommeil seul n'a pas vraiment de sens, car cette activité est indissociable de la veille, un peu comme chaque face d'une pièce est indissociable de l'autre. Il est alors plus pertinent de parler du rythme veille-sommeil.

La notion de rythme vient du fait que la veille et le sommeil sont deux états alternatifs qui se répètent sur une période de 24 heures [11].

1.7.1 La veille

La veille peut se définir comme un état caractérisé à la fois par la vigilance et la conscience d'être vigilant. Au cours de la veille, différentes capacités peuvent être mesurées pour témoigner de sa qualité, comme l'attention, la concentration, la capacité de

mémorisation, la capacité de raisonner, mais aussi la forme physique, tant au niveau de la force que des temps de réaction [11].

1.7.2 Cycle veille –sommeil

Le sommeil comprend 5 stades d'une durée globale de 90-100 minutes, qui s'organisent dans une succession de 4 à 6 cycles par nuit, selon la durée du sommeil [12]. Ces stades comportent la succession de sommeil lent léger, puis de sommeil lent profond, et en fin de sommeil paradoxal [13].

1. Le sommeil lent

Il s'étant de la somnolence au sommeil plus profond [14], il est divisé en quatre stades. Ces derniers sont de profondeur croissante et d'une durée totale d'environ 90 minutes. Le sommeil lent dure en moyenne 60 à 75 minutes.

➤ **Stade 1** : L'endormissement

Selon la classification internationale de Kleitman, l'endormissement est le stade d'entrée dans le sommeil, d'une période très courte qui occupe rarement plus de 3 à 5 % de la durée totale du sommeil [15].

➤ **Stade 2** : Le sommeil lent léger

Il succède à l'endormissement, ce temps de sommeil représente à lui seul environ 50% du total [15], durant cette phase de sommeil léger, le cerveau ralenti, la respiration devient régulière mais nous percevons encore vaguement les bruits extérieurs. [12]

➤ **Stades 3 et 4** : le sommeil lent profond

En réalité c'est une étape importante et très active du sommeil qui répare, régénère et construit. Métabolique et neurovégétatif, ce sommeil efface les fatigues, réhabilite les fonctions et redistribue l'énergie c'est à dire il permet la récupération physique [15] [16].

2. Le sommeil paradoxal

Correspond au 5ème stade, Il représente une durée totale entre 20 et 25% du cycle, selon l'âge et l'état du sujet [15]. Au cours de sommeil paradoxal on observe des mouvements oculaires rapides isolés ou en bouffées, tout à fait visibles pour l'observateur du sujet endormi, sous la forme d'ondulations des paupières closes [12].

Le sommeil paradoxal est associé au sommeil des rêves peuvent survenir aussi dans d'autres phases du sommeil [16].

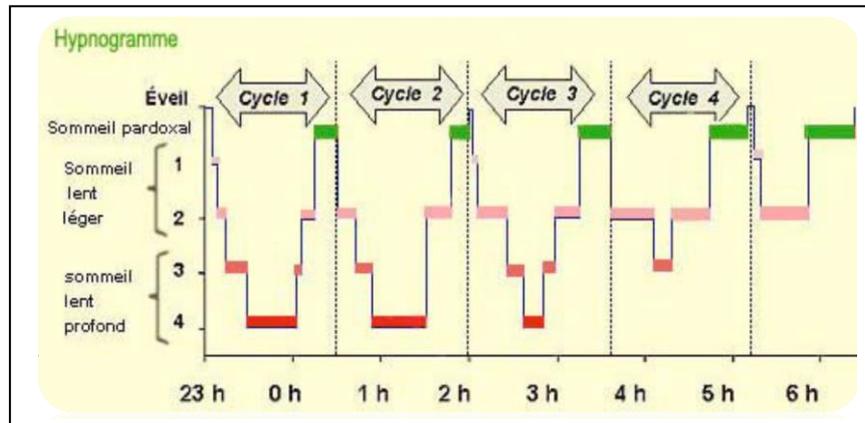


Figure 1.8 : Cycle veille- sommeil.

1.7.3 Le sommeil et la ventilation

1.7.3.1 Les voies aériennes supérieures et le sommeil

La position allongée sur le dos, tête un peu en arrière, tend à rétrécir l'espace des V.A.S. en entraînant une chute de la langue en arrière. Le relâchement musculaire peut être :

- partiel comme au cours du sommeil lent ;
- total comme au cours du sommeil paradoxal.

De plus, il y a une diminution du tonus des muscles dilatateurs du pharynx qui contribue à ce rétrécissement appelé collapsus et qui augmente les résistances à l'écoulement de l'air.

Enfin, la compliance pharyngée varie suivant le stade de sommeil : elle est maximale pendant le sommeil paradoxal, moins forte pendant le sommeil lent léger et minimale lors du sommeil lent profond [17].

1.7.3.2 La physiologie de la ventilation durant le sommeil

❖ La fonction ventilatoire

Le contrôle de la respiration est différent selon les états de veille et de sommeil. On distingue deux types de contrôle, «métabolique» et «comportemental» avec un certain degré d'interaction entre les deux selon les différents états :

- le contrôle «métabolique» est généré par les neurones bulbo protubérantiels (groupe respiratoire dorsal et ventral des centres bulbaires et centre pneumo taxique protubérantiel).

Ils sont sensibles aux influx de chémorécepteurs centraux et périphériques, lesquels dépendent eux-mêmes des concentrations d'O₂ pour les périphériques, du CO₂ et du PH pour les centraux. En retour, ces neurones délivrent des influx phasiques sur les motoneurones spinaux innervant les muscles respiratoires (diaphragme, muscles intercostaux, muscles des V.A.S) ;

- le contrôle « comportemental » est généré par tout un ensemble de neurones assez vaste et mal délimité situé au niveau du cortex et de l'hypothalamus. Des stimuli d'origine neuronale sont délivrés soit sur les neurones bulb protubérantiels qui stimulent ensuite les motoneurones spinaux soit directement sur les motoneurones spinaux. L'ensemble permet une adaptation automatique de la ventilation avec en outre une possibilité de commande volontaire de la respiration.

- ❖ La ventilation pendant la veille

Durant cet état, le contrôle est principalement sous la commande comportementale.

- ❖ La ventilation pendant l'endormissement

Sur l'EEG., le passage «veille-sommeil» est caractérisé par une disparition du rythme alpha. En parallèle, l'apparition du sommeil va inhiber le contrôle comportemental au profit du contrôle métabolique, ce qui engendre une inhibition des stimuli et entraîne une baisse de la ventilation. Le contrôle métabolique prend progressivement le relais pour la commande ventilatoire mais il n'est réellement efficace que lorsque le sommeil est stable.

Lors de l'endormissement, la ventilation est particulièrement instable, aussi peut on observer une respiration périodique caractérisée par une alternance d'augmentation et de diminution de l'amplitude respiratoire.

- ❖ La ventilation lors du sommeil lent stable

Par sommeil lent stable, on «entend» les stades 2, 3 et 4. Il est caractérisé par une grande régularité en amplitude et en fréquence. La ventilation ne dépend que du contrôle métabolique et on observe une diminution de cette dernière expliquée par au moins trois mécanismes différents :

- la baisse de la commande centrale (par perte des stimuli des neurones).
- la diminution de la réponse ventilatoire aux stimuli hypercapniques et hypoxiques.
- l'augmentation des résistances des V.A.S.

- ❖ La ventilation lors du sommeil paradoxal

Le sommeil paradoxal est caractérisé par une atonie des muscles posturaux en contraste avec une activation par saccades des systèmes nerveux moteur et autonome

(événements phasiques). On note l'apparition de brèves contractions appelées twiches. La littérature est discordante sur le sujet mais globalement, il est estimé que la ventilation diminue en sommeil paradoxal comparativement à la veille et est assez similaire à celle du sommeil lent stable. Toutefois, elle est particulièrement instable en termes de fréquence et d'amplitude avec possibilité d'apnées, même chez le sujet normal [18] [19].

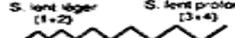
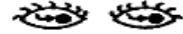
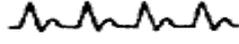
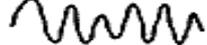
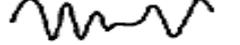
CARACTERISTIQUES	VEILL	S. LENT (adulte) S. CALME (nouveau-né)	S. PARADOXAL (adulte) S. AGITE (nouveau-né)
 Activité cérébrale (Electro-encéphalogramme)	 Activité rapide	 S. lent léger (1+2) S. lent profond (3+4) Activité de plus en plus lente et ample	 Activité rapide
Mouvements oculaires (Electro-oculogramme)	 Yeux ouverts, mouvements oculaires rapides	 Yeux fermés, pas de mouvement oculaire	 Yeux fermés, mouvements oculaires rapides
Tonus musculaire (Electromyogramme)	 Tonus musculaire important	 Tonus musculaire réduit	 Tonus musculaire absent. Paralyse
 Electrocardiogramme	 Rapide, régulier	 Lent, régulier	 Rapide, irrégulier
 Respirogramme	 Rapide, irrégulière	 Lente, régulière	 Assez rapide, irrégulière
Capacité d'éveil		S. Lent léger = Réveil facile S. lent profond = Réveil très difficile	Adulte = Réveil difficile Nouveau-né = Réveil facile

Figure 1.9: L'activité corporelle lors de sommeil.

1.8 Les apnées du sommeil

Une apnée est caractérisée par un arrêt du flux aérien, sans arrêt cardiaque. Elle peut être temporaire (quelques secondes) ou durer plus longtemps, mettant la vie du sujet en danger en provoquant des lésions irréversibles du cerveau. A coté de l'apnée on définit une forme incomplète, l'hyperpnée qui se traduit par une diminution du flux respiratoire d'au moins 50%.

On distingue trois types d'apnée :

- Les apnées obstructives : sont les plus fréquentes, elles se traduisent par un arrêt aérien.
- Les apnées centrales : sont rares, elles se caractérisent par un arrêt de la commande respiratoire.
- Les apnées mixtes associent les deux précédentes : l'apnée débute par un mécanisme central auquel succède un mécanisme obstructif [20].

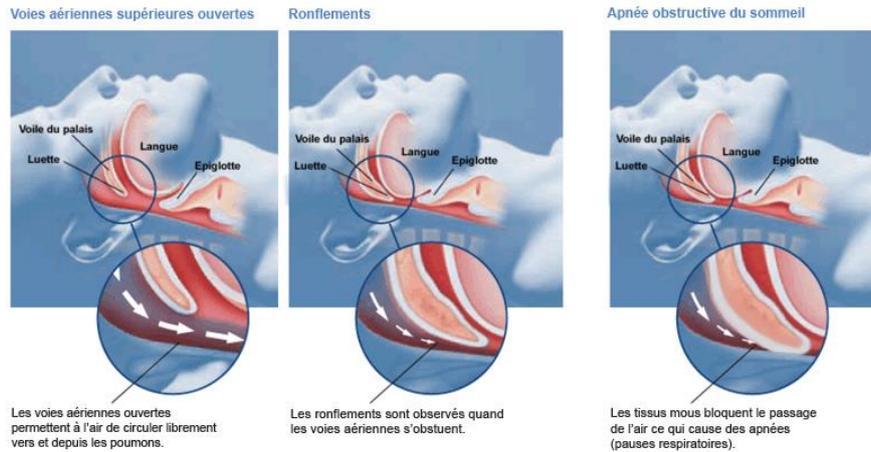


Figure 1.10: Le cycle d'apnée de sommeil.

1.9 Les principaux signes qui doivent vous faire penser au syndrome d'apnée du sommeil sont différents suivants le moment de la journée

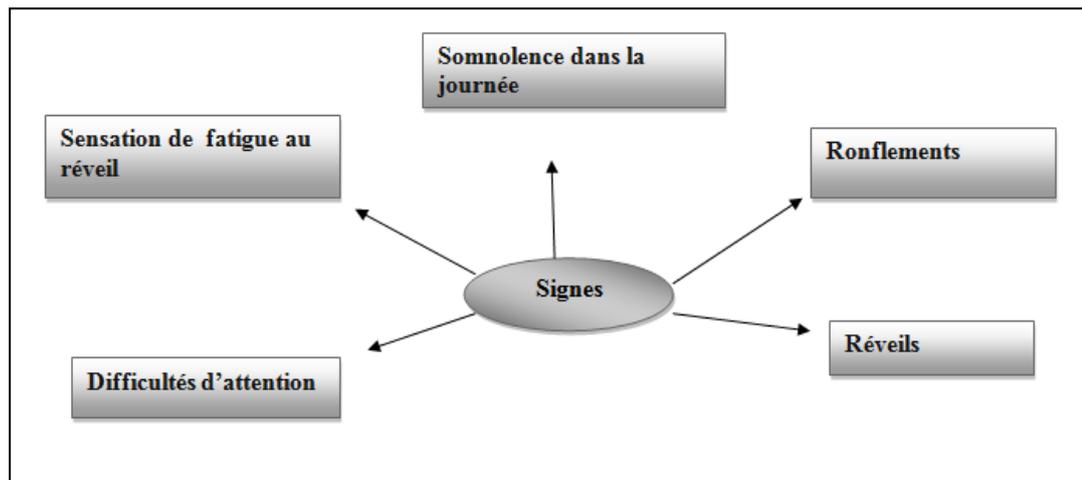


Figure 1.11 : les syndromes d'apnée de sommeil [21].

- au réveil : la sensation d’être aussi fatigué que la veille,
- dans la journée : vous avez des accès de somnolence, ainsi que des difficultés d’attention et de concentration,
- durant la nuit : vous avez des ronflements accompagnés de réveils brutaux avec suffocation ou vous faites des apnées (conscientes ou décrites par votre entourage).

Il faut aussi penser au syndrome d'apnées du sommeil devant certaines de ses complications : hypertension artérielle, accident vasculaire, dépression, etc. Une obésité, un surpoids important [21].

1.10 Conclusion

Dans ce chapitre, on a exposé la construction anatomique et le fonctionnement de cœur, élément central du système cardiovasculaire, l'électrocardiogramme et son utilité à diagnostiquer un grand nombre de pathologies et de les localiser comme exemple l'apnée de sommeil.

Chapitre 02

2.1 Introduction

L'intérêt principal lorsqu'on fait du traitement de signal est de dégager le plus d'informations possible sur la structure temporelle ou sur la structure fréquentielle de ces signaux, il convient donc de décomposer le signal sur des fonctions bien localisées à la fois en temps et en fréquence.

Il existe de nombreuses transformations comme celle de Fourier localisé en fréquence mais pas en temps, on la transformation de Haar qui est mieux localiser en temps qu'en fréquence [22].

Dans ce chapitre une autre transformation et ces propriétés sera décrite c'est la transformation en ondelettes ainsi que les méthodes non linéaires notamment l'entropie.

2.2 La transformée de Fourier

Les formules d'analyse et de synthèse de la transformée de Fourier pour un signal $x(t)$ sont données par [23] :

Analyse :

$$X(\omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \exp(-j\omega t) dt \quad (1)$$

Synthèse :

$$x(t) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} X(\omega) \exp(jt\omega) d\omega \quad (2)$$

Mais, l'analyse de Fourier propose une approche globale du signal, les intégrations sont faites de moins l'infini à plus l'infini, et les aspects temporels de $x(t)$ disparaissent dans $X(\omega)$.

Les parties transitoires des signaux sont quasiment impossibles à détecter à l'aide de $X(\omega)$.

La première solution qui vient naturellement à l'esprit est de limiter le domaine d'intégration temporel à l'aide d'une fonction "fenêtre" que l'on pourra glisser pour localiser l'information dans le signal ; on obtient ainsi la transformée de Fourier à fenêtre glissante (TFFG) [24] [25].

$$X(\tau, \omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) g(t - \tau) \exp(-j\omega t) dt \quad (3)$$

Où x est le signal à analyser et g une fonction "fenêtre" appropriée centrée sur τ . En fait, cette intégrale effectue le calcul de la transformée de Fourier de la portion du signal $x(t) g(t - \tau)$ à τ fixé, ses coefficients indiquent la valeur de la fréquence f du signal $x(t)$ à l'instant τ . Malgré cela, ces derniers ne peuvent décrire le contenu du signal strictement à l'instant τ et à la fréquence f , car la fenêtre d'analyse $g(t - \tau)$ est caractérisée par sa localisation en temps (mesurée par Δt) et sa localisation en fréquence (mesurée par Δf). Une localisation temps-fréquence idéale, infiniment précise ($\Delta t = 0$ et $\Delta f = 0$) est interdite par le principe d'incertitude, d'Heisenberg [26], qui stipule que la résolution conjointe temps-fréquence est bornée, inférieurement :

$$\Delta t \cdot \Delta f \geq \frac{1}{4\pi} \quad (4)$$

Gabor [25] a montré que seules les fenêtres dont l'enveloppe est gaussienne, qui porte le nom de gaborettes, vérifient l'égalité :

$$\Delta t \cdot \Delta f = \frac{1}{4\pi} \quad (5)$$

L'espace de représentation, appelé plan temps-fréquence, est donc parvésel de cellules élémentaires dont la forme ne varie ni avec le temps ni avec la fréquence (Figure 2.1).

La résolution fréquentielle de la TFFG reste, en particulier, constante quelle que soit la fréquence analysée. Or, Cette approche n'est pas pleinement satisfaisante à cause du choix de la fenêtre utilisée (Hanning, Hamming, Gauss, ...) et plus précisément du choix de sa largeur qui va compromettre la notion de résolution (temporelle et fréquentielle) et de stationnarité du signal.

Si nous employons une fenêtre de longueur infinie, nous obtenons la TF qui donne la résolution parfaite de fréquence, mais aucune information du temps. En outre, afin d'obtenir une stationnarité, nous devons avoir une fenêtre assez étroite, dans laquelle le signal est stationnaire.

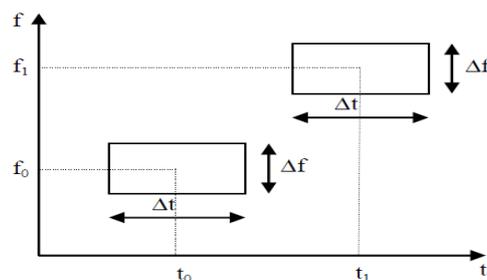


Figure 2.1 : Pavage temps - fréquence pour la transformée de Fourier à fenêtre glissante [22].

2.3 La transformée d'ondelettes

La transformée en ondelette est une transformée intégrale comme la transformée de Fourier ou de la Place, elle est souvent présentée comme une alternative à la transformée de Fourier [27].

Elle permet d'appliquer une analyse multirésolution sur le signal étudié. L'analyse multirésolution de la transformation en ondelettes équivaut à une décomposition atomique temps-échelle. Chacun des atomes peut s'interpréter comme étant une projection locale du signal analysé et est obtenu à partir d'une ondelette $\Psi(t)$ unique par une translation en temps et une dilatation [28].

Soit Ψ une fonction choisie ici suffisamment régulière et bien localisée, cette fonction sera appelée ondelette mère si elle vérifié la condition suivante [27] :

$$\int_{\mathbb{R}} \Psi(x) dx = 0 \quad (6)$$

Cette condition (minimale) est souvent renforcée en $\int_{\mathbb{R}} x^k \Psi(x) dx = 0$ pour $0 << k << m$

Pour fixer les idées, A.Grossman et J.Morlet disent qu'une ondelette oscille, pendant un certain temps comme une onde mais est ensuite localisée grâce à un amortissement, l'oscillation d'une ondelette se mesure par le nombre $(m+1)$ de moment nuls.

A partir de cette unique fonction Ψ , on construit par translation et dilatation une famille de fonctions qui sont les ondelettes de base :

$$\begin{aligned} \Psi_{a,b}(x) dx &= 0 \text{ pour } 0 \leq k \leq m \\ \Psi_{a,b}(x) &= |a|^{-1/2} \Psi((x-b)/a) \quad a \in \mathbb{R}^*, b \in \mathbb{R} \end{aligned} \quad (7)$$

Pour une fonction f de $L^2(\mathbb{R})$ on définit sa transformée en ondelettes continue par la fonction w_f définie par :

$$w_f(a, b) = (f, \Psi_{a,b}) \quad a \in \mathbb{R}^*, b \in \mathbb{R} \quad (8)$$

Ou (\dots) le produit scalaire dans $L^2(\mathbb{R})$.

Il convient d'observer que si f est une fonction constante, ses coefficients d'ondelettes sont nuls. Les coefficients d'ondelettes mesurent les fluctuations (à l'échelle $|a|$) de la fonction f . La tendance à l'échelle $|a|$ est essentiellement éliminée dans (8).

Calculer cette fonction revient à faire l'analyse de f par l'ondelette Ψ (parfois appelée ondelette analysante). Elle permet une analyse locale de f ainsi que la mise en évidence d'effets d'échelle. En effet, supposons que Ψ soit nuls en dehors de $[-M, +M]$, alors $\Psi_{a,b}$ est nulle de $[-M|a| + b, M|a| + b]$.

Par conséquent, la valeur $w_f(a, b)$ dépend des valeurs de f dans un voisinage de b de longueur proportionnelle à a (notons que la valeur de la transformée de Fourier de f en un point, dépend des valeurs de f sur \mathbb{R} entier).

2.3.1 Quelques propriétés

- Sélectivité en fréquence

Une ondelette est constituée d'un mélange de fréquences. Les coefficients d'ondelettes se réfèrent à ce mélange de fréquences. Plus la gamme de fréquence de l'ondelette est étroite, plus l'ondelette est sélective en fréquence.

- Symétrie

On souhaite parfois que l'ondelette présente des propriétés de symétrie temporelle afin d'éviter le déphasage dans la transformée en ondelettes.

- Similarité

Toutes les ondelettes qui appartiennent à la même famille doivent être similaires, c'est à dire se déduire les unes des autres par combinaison linéaire de translations et de dilatations.

- Orthogonalité

Cette propriété est à l'origine de la popularité des ondelettes qui offrent des bases d'ondelettes orthogonales et non redondantes. Cela conduit à une décomposition unique.

- Régularité

Une ondelette doit être suffisamment régulière car c'est la principale contribution des ondelettes dans le domaine du codage. Elle agit sur la qualité de la reconstruction du signal.

Une ondelette est dite régulière si elle est très lisse et on peut l'approximer localement par un polynôme. L'ordre de régularité d'une ondelette est égal au nombre de ses moments nuls.

- Nombre de moments nuls

Pour certaines applications, les ondelettes doivent également avoir un certain nombre de moments nuls, afin d'éliminer la partie polynomiale du signal et être ainsi plus sensible aux fluctuations les moins régulières.

- Facteur d'échelle minimal

Théoriquement le facteur d'échelle, a , qui est strictement positif, peut varier jusqu'à $+\infty$.

En pratique, Il convient de se fixer un nombre de points de discrétisation minimum, N_{\min} , de telle sorte que les valeurs discrètes de l'ondelette soient représentatives de sa forme continue. Soit a_{\min} le facteur d'échelle minimum, alors :

$a_{\min} = N_{\min} / N$. Avec N_{\min} : nombre d'échantillons minimal de $\Psi_a(t)$

N : nombre d'échantillons de l'ondelette mère $\Psi_a(t)$.

- Lien entre la fréquence et l'échelle

Si f_0 est la fréquence centrale de l'ondelette mère $\Psi(t)$, les autres ondelettes $\Psi_{a,b}(t)$ oscillent à la fréquence $f = f_0/a$. D'où l'identification : $a = f_0/f$ [23].

2.3.2 La transformée en ondelette continue

La transformée en ondelettes remplace la sinusoïde de la transformée de Fourier par une famille de translations et dilatations d'une même fonction, l'ondelette notée Ψ [1].

Pour un signal $x(t)$ d'énergie finie, on définit sa transformée en ondelettes continue par la fonction TOC (a, b) par l'équation (9) [24] :

$$\text{TOC}(a, b) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \Psi_{*a,b}(t) dt \quad (9)$$

Le signal $x(t)$ est alors représenté par ses coefficients d'ondelettes $\text{TOC}(a, b)$ qui permettent de mesurer les fluctuations, à l'échelle " a ", du signal $x(t)$.

L'ondelette est traduite et en même temps centrée sur le paramètre b , qui est le point autour duquel l'analyse se fait, a est le paramètre d'échelle qui caractérise de la finesse de l'analyse. Plus a est grand, plus $\Psi_a(t)$ est dilatée et donc plus l'analyse se fait sur une large partie de $x(t)$.

Ainsi, de par ses caractéristiques de dilatation et de translation, la transformée en ondelette est représentée dans le plan temps-échelle par une fenêtre variable dont la largeur diminue lorsqu'on se concentre sur les événements de petite échelle (fréquences hautes) ou s'élargit lorsqu'on s'intéresse au comportement à grande échelle (fréquences basses).

Cette capacité d'adaptation en fonction de l'échelle d'analyse permet de considérer la transformée en ondelette comme un microscope mathématique.

Pour une échelle "a" fixée, on peut voir la transformée en ondelettes continue comme un produit de convolution (équation 9):

$$TOC(a, b) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \Psi_{a,b}^*(t) dt = x^* \Psi_a^* \quad (10)$$

Ou l'on à :

$$\Psi_a^*(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \Psi^*\left(-\frac{t}{a}\right) \quad (11)$$

Comme $\Psi(0) = 0$ (car Ψ est de moyenne nulle), On peut interpréter $\Psi(\omega)$ comme la fonction de transfert d'un filtre passe-bande.

En utilisant les propriétés de translation et de changement d'échelle de la transformation de Fourier, la transformée de Fourier de $\Psi(t)$ peut s'écrire :

$$\Psi_a(\omega) = \sqrt{a} \Psi(a\omega) \quad (12)$$

Par conséquent, la convolution dans l'équation 9 permet de calculer la transformée en ondelettes d'un signal $x(t)$ avec des filtres passe-bande dilatés.

2.3.3 Reconstruction

Pour la reconstruction du signal, la conservation d'énergie entre la fonction et sa transformée permet d'assurer une reconstruction parfaite. Elle est analogue à l'égalité de parseval pour la transformée de Fourier (TF)

En effet, on dispose d'une formule inverse pour le calcul de la transformée en ondelettes continue.

La formule de reconstruction est donnée par :

$$x(t) = \frac{1}{c_\Psi} \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} TOC(a, b) \Psi_{a,b}(t) \frac{da db}{a^2} \quad (13)$$

2.3.4 Transformée discrète en ondelettes

Lorsque les paramètres d'échelle et de translation a et b prennent des valeurs discrètes avec : $a=2^j$ et $b=n \cdot 2^j$, Où j et n sont des nombres entiers.

On obtient alors la transformation en ondelettes discrètes (TOD) définie par la relation suivante :

$$w(i, m) = 2^{-\frac{i}{2}} \sum_{n \in \mathbb{Z}} x(n) \Psi\left(\frac{n}{2^i} - m\right) \quad (14)$$

L'inconvénient majeur de la transformée en ondelettes discrète (TOD) est qu'elle produit un nombre élevé de coefficients pour représenter un signal exigeant un temps de calcul élevé pour reconstituer le signal d'origine.

La transformée en ondelettes discrète décompose le signal en deux parties :

- Les approximations qui correspondent à la basse fréquence.
- Les détails qui correspondent à la haute fréquence [1].

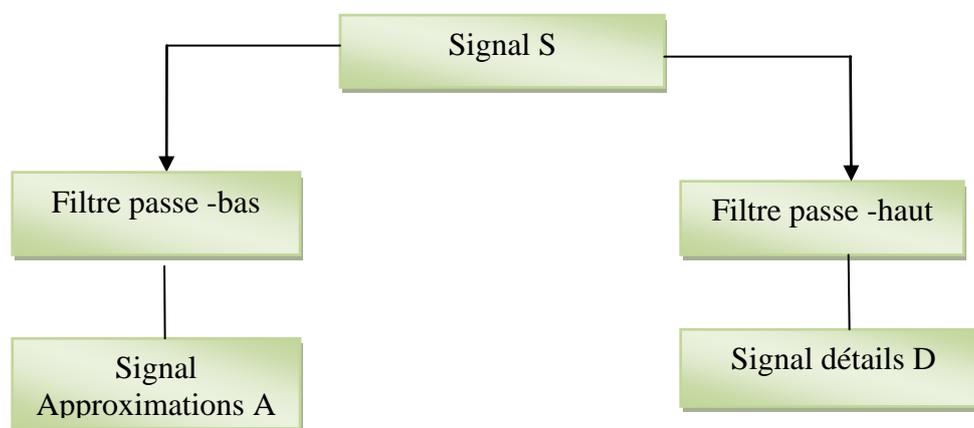


Figure 2. 2 : Principe de l'algorithme de Mallat [1].

2.3.5 Les familles d'ondelettes

Les familles d'ondelettes peuvent être caractérisées par quatre propriétés principales :

L'existence de filtres associés, orthogonalité ou biorthogonalité, support compact ou non, ondelettes réelles ou complexes.

Il ya plusieurs types de familles d'ondelettes, le choix de l'ondelette optimal dépend de l'application envisagé, le tableau qui suit (tableau 2.1) résume ces diverses propriétés et l'autre (2.2) présente une liste d'une famille d'ondelettes usuelles avec leurs noms courts [29].

Ondelettes à filtres			Ondelettes sans filtres	
A support compact		A support non compact	Réelles	Complexes
Orthogonales	Biorthogonales	Orthogonales		
<i>Db, haar</i>			<i>Gaus, mexh</i>	<i>Cgau, shan</i>
<i>Sym, coif</i>	<i>Bior</i>	<i>Meyr</i>	<i>morl</i>	<i>Cmor</i>

Tableau 2.1 : Les propriétés des familles d'ondelettes.

Noms de familles d'ondelettes	Abréviations
Ondelettes de Haar	<i>Haar</i>
Ondelettes de Daubechies	<i>Db</i>
Ondelettes de Symlets	<i>Sym</i>
Ondelettes de Coiflets	<i>Coif</i>
Ondelettes biorthogonales	<i>Bior</i>
Ondelettes Meyer	<i>meyr</i>
Ondelettes gaussiennes	<i>gaus</i>
Ondelettes gaussiennes complexes	<i>cgau</i>
Ondelettes mexicain	<i>mexh</i>
Ondelettes de Morlet	<i>morl</i>
Ondelettes de Morlet complexes	<i>Cmor</i>
Ondelettes de Shannon complexes	<i>Shan</i>

Tableau 2.2 : Liste de familles d'ondelettes.

Les ondelettes les plus utilisées dans le traitement de signal : ondelettes de Morlet, le chapeau mexicain, les ondelettes de Haar et de Daubechies.

- **Ondelettes de Morlet** : l'ondelette de Morlet est l'ondelette complexe la plus fréquemment utilisée, elle est définie par :

$$\Psi(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-x^2/2} e^{-i5\omega_0 x} \quad (15)$$

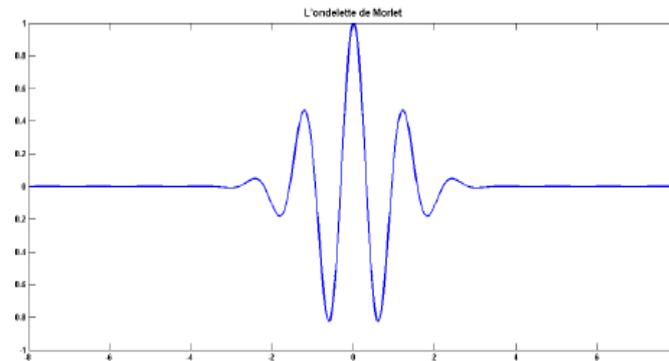


Figure 3. 2 : Ondelettes de Morlet.

- **Le chapeau mexicain** :

$$\Psi(x) = \frac{2}{\sqrt{3}} \pi^{-\frac{1}{4}} (1 - x^2) e^{-\frac{x^2}{2}} \quad (16)$$

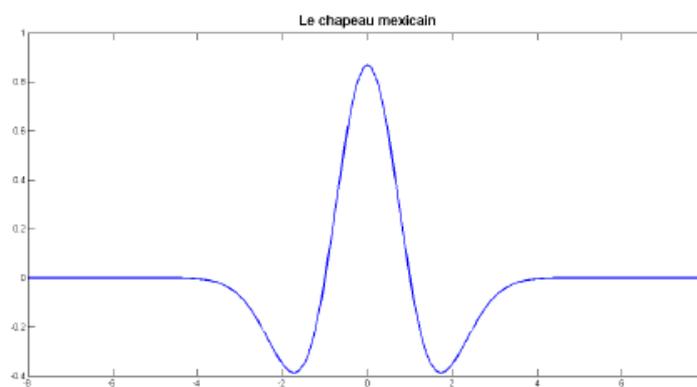


Figure 2.4 : Ondelette chapeau mexicain.

- **L'Ondelettes de Haar** : cette ondelette est très simple et facile à implémenter. Elle est définie par :

$$\begin{cases} \Psi(x) = 1 & \text{si } 0 < x < \frac{1}{2} \\ \Psi(x) = -1 & \text{si } \frac{1}{2} < x < 1 \\ \Psi(x) = 0 & \text{si non} \end{cases} \quad (17)$$

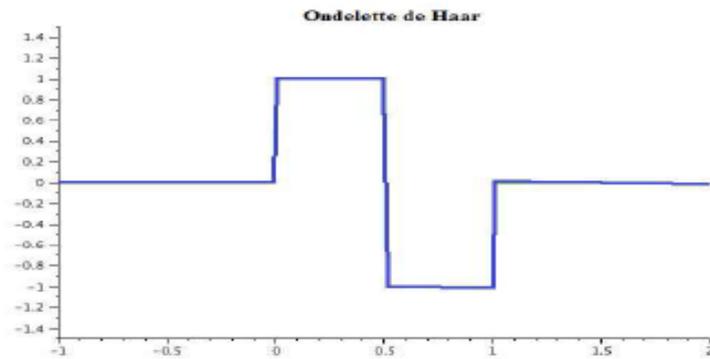


Figure 2.5 : Ondelette de Haar.

- **Ondelette de Daubechies** : est la famille la plus connue des ondelettes orthogonales. ses ondelettes sont généralement dénommés par les nombre de coefficients a_k non nuls, on parlera donc de db 4, db 6, etc.

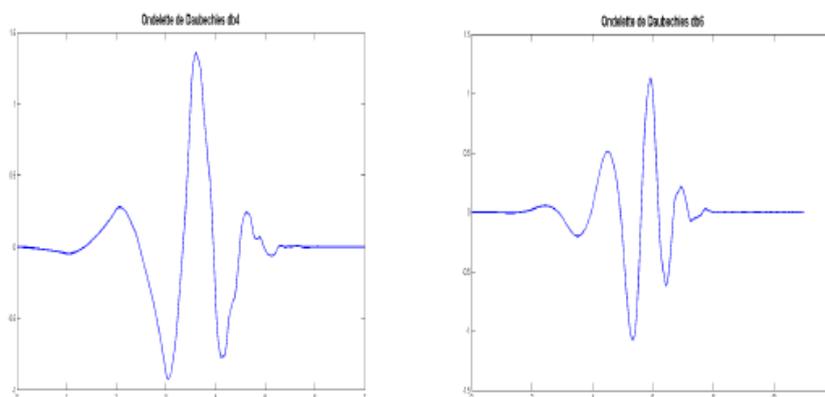


Figure 2.6 : Ondelettes de Daubechies (db4, db6).

Les ondelettes de Daubechies comme la montre la figure (2.6) semble au tracé de signal ECG, pour cela la compression de ce signal se faite par ce type de famille.

2.3.6 Les applications d'ondelettes

Les ondelettes sont employées dans un grand nombre de domaines, on peut citer la géophysique, l'astrophysique, les signaux sonores en médecine, l'imagerie dans tous ces aspects et l'imagerie médicale en particulier l'imagerie satellitaire, le codage de signaux vidéo, et la liste est encore longue.

- ***En biométrie***

On utilise les ondelettes dans un algorithme de reconnaissance du visage appelé Elastic Bunch Graph Matching, en convoluant certains points caractéristiques du visage (milieu des yeux, du nez, de la bouche, etc.) avec de nombreuses ondelettes paramétrées (Wiskott & al.) afin d'extraire différents coefficients qui pourront ensuite être utilisés pour vérifier la ressemblance entre deux visages.

- ***En sismologie***

On tente de détecter les séismes en identifiant de façon automatique, différentes composantes usuellement appelées P et S d'un signal de séisme, court et instationnaire, en se servant des ondelettes, comme outil de reconnaissance de forme.

- ***Domaine biomédical***

Les ondelettes entrent dans un processus visant à découvrir un dysfonctionnement, à comparer du normal à de l'anormal et à améliorer les informations recueillies pour assurer un travail plus clair, le secteur biomédical se caractérise par la présence d'une grande variabilité dans les signaux disponibles, les enregistrements sont souvent complexes : mélanges de signaux localisés comme des spikes (pics) en EEG (électro-encéphalogramme) et de signaux diffus comme le bruit de fond cardiaque ou l'écoulement sanguin .

Le signal cardiaque se décompose en séquences dont la plus importante est appelée le complexe QRS.

Passant au débruitage, les ondelettes fournissent des moyens simples et efficaces d'estimer de façon non linéaire des signaux, en présence de bruit.

La procédure est simple : on transforme le signal en ondelettes on élimine à toutes les résolutions, les coefficients supérieurs à une valeur seuil et on reconstruit le signal avec les coefficients qui restent grâce à une transformée inverse en ondelettes, la chose qui est surprenante est que cette méthode exige bien peu de connaissances sur le signal.

Traditionnellement, il faut connaître assez précisément le signal pour pouvoir l'extirper du bruit. En particulier, avec les méthodes traditionnelles, on était censé deviner le

type de régularité du signal, avec les ondelettes, ceci n'est plus nécessaire : cette performance vient du fait que la transformation en ondelettes orthogonales comprime l'énergie du signal en un nombre assez restreint de gros coefficients, comme si elle rangeait le signal dans quelques compartiments.

On trouve aussi la compression de signal, l'algorithme de base est très semblable à celui du débruitage. Partant du signal à comprimer, on le décompose d'abord sur une base orthogonale d'ondelettes au moyen de la transformée discrète. Ensuite, on sélectionne une partie des coefficients par seuillage dur, en conservant intact les coefficients d'approximation de niveau convenablement choisi. Enfin, à partir des coefficients souillés, on reconstruit le signal original en leur appliquant la transformée discrète inverse, le signal ainsi obtenu est le signal comprimé [30].

2.4 Approximation

Le développement des bases d'ondelettes orthonormées a créé une nouvelle passerelle entre la théorie de l'approximation et traitement du signal .cet échange n'est pas tout à fait nouveau puisque le théorème fondamental d'échantillonnage provient d'un résultat de la théorie de l'interpolation démontré par Whittaker 1935.

Cependant, l'état de l'art en théorie de l'approximation a évolué depuis 1935.en particulier, on comprend beaucoup mieux les propriétés des schémas d'approximation non linéaires, ce qui donne de solides fondations pour analyser les performances de nombreux algorithmes non-linéaires en traitement du signal [31].

2.4.1 Approximation linéaire

Commençant par résumer les grandes idées de l'approximation linéaire sur une base orthonormée $\beta = \{g_m\} m \in N$.une approximation linéaire sur un signal f sur M vecteurs choisis a priori dans la base β .disant ,les M premiers :

$$f_M = \sum_{m=0}^{M-1} \langle f, g_m \rangle g_m \quad (18)$$

La base étant orthonormée ,l'erreur d'approximation est égale à la somme des carrés des produits scalaires de f avec les vecteurs de base restants :

$$\varepsilon[M] = \|f - f_M\|^2 = \sum_{m=M}^{+\infty} |\langle f, g_m \rangle|^2. \quad (19)$$

Il est clair que la qualité de l'approximation dépend des propriétés de f par rapport à la base β .

2.4.2 Approximation non-linéaire

Les techniques d'approximation non-linéaire choisissent le sous-espace V_M de manière adaptative, en fonction du signal x . Ainsi les approximations non-linéaires dans une base ortho normale sélectionnent les M plus grands coefficients [32].

$$P_{V_M}(x) = \sum_{k=1}^M \langle x, g_{m_k} \rangle g_{m_k} \quad (20)$$

Où la base (g_{m_k}) est classé par ordre décroissant des coefficients

$$|\langle x, g_{m_1} \rangle| \geq |\langle x, g_{m_2} \rangle| \geq \dots \geq |\langle x, g_{m_k} \rangle|.$$

2.5 L'entropie et ces différentes formes

Au cours des dernières années, l'entropie est apparue comme une complexité appropriée mesure dans l'étude des séries chronologiques des systèmes biologiques, tels que le cerveau, le cœur, les muscles ou l'utérus. Les systèmes biologiques sont caractérisés par une dynamique complexe. Le signal physiologique contient des informations permettant aux scientifiques de voir l'activité, la redondance ou le bruit information.

Les méthodes de traitement biomédical du signal sont devenues plus sophistiquées et extraire des informations à partir de signaux qui ne sont pas apparents de observation visuelle du signal seul. Pour conclure que quelque chose est erroné ou que les patients impliqués ont une maladie, la poursuite du traitement est nécessaire. Les algorithmes utilisés dans le traitement du signal biomédical tentent de traiter avec la nature unique des signaux physiologiques tels que les non-stationnarités, les événements détection et perturbations. Le concept d'entropie est utilisé dans de nombreux domaines scientifiques, notamment: théorie de l'information, mécanique statistique, théorie du chaos, réseaux neuronaux, linguistique mathématique et taxonomie. Considérant différentes approches, l'entropie peut être utilisée comme mesure du désordre ou de l'incertitude dans un système.

Si le degré de désordre est faible, les systèmes s'organisent. Le système idéal est lorsque tout est en ordre complet et que la valeur d'entropie est zéro. Si le degré de désordre est élevé, alors le système manque de stabilité. Le changement de l'entropie est inversement lié au changement d'énergie libre [33].

2.5.1 L'entropie

L'entropie est une mesure statistique qui permet de quantifier le contenu informationnel ou la complexité de grandeurs aléatoires, appliqué sur des signaux temporels [34], elle est aussi un outil de traitement non linéaire issu de la théorie de l'information et caractérisé par son application rapide à la série temporelle, c'est la mesure de degré d'irrégularité et de désordre de temps analysé, il existe de divers paramètres d'entropie, elle peut être définie ou évaluée de différentes méthodes tel que: entropie approximative, entropie d'échantillons, entropie multi-échelle, entropie de Shannon, aussi floue entropie [33], dans notre travail on aura besoin de quatre paramètres, approximative, sample, Shannon et permutation entropie.

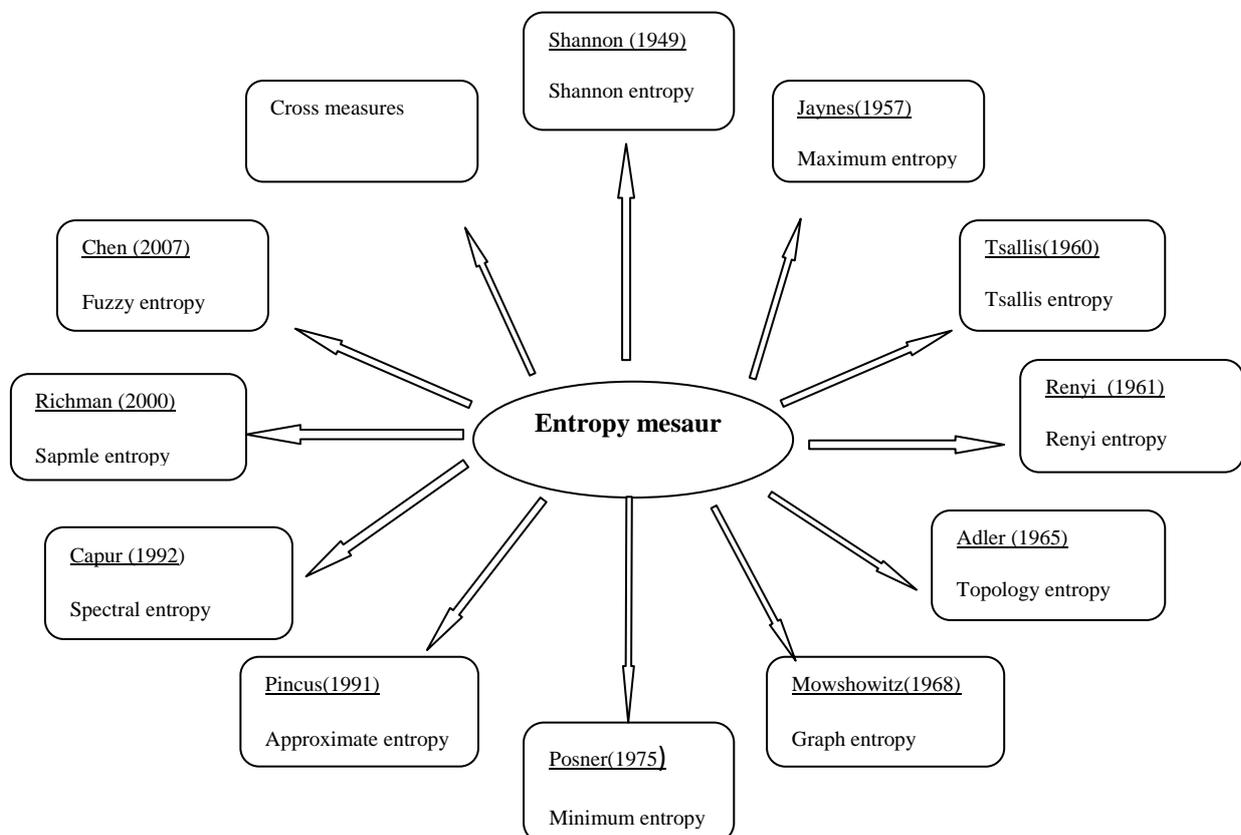


Figure 2.7 : Différentes formes d'entropie, présentées dans l'ordre chronologique.

2.5.2 Les différentes formes d'entropie

2.5.2.1 Entropie de Shannon

L'entropie de l'information a été proposée par Shannon et al (1949). Elle se caractérise par un degré élevée de l'entropie donne plus résultat incertain et plus difficile à

prévoir. Généralement, l'entropie de X est une mesure de l'incertitude attendue obtenue pendant la mesure de cette variable [33]. d'incertitudes associées avec l'occurrence du résultat. Une valeur plus.

2.5.2.2 Sample entropie

Exemple d'entropie pour surmonter les inconvénients d'Appen, l'échantillon d'entropie (Sample) a été proposé pour remplacer Appen en excluant les auto-matches (Richman et al, 2000), réduisant ainsi de moitié le temps de calcul en comparaison avec Appen.

L'avantage de Sampen est qu'il est largement indépendamment de la longueur de l'enregistrement et affiche une cohérence relative [33].

2.5.2.3 Approximative entropie

C'est la quantification de la régularité dans les données, un signal déterministe est généralement composé de quelques motifs dont l'occurrence est très élevé, son entropie donc est faible, aussi un signal aléatoire composé d'un grand nombre de motifs dont l'occurrence est faible, son entropie donc est très haut [34].

2.5.2.4 L'entropie floue (Fuzzy entropie)

Une mesure de la régularité des séries chronologiques a été proposée par Chen et al. (2007). Semblable aux deux existants mesures connexes Appen et Sampen, Fuzzy entropie est le logarithme naturel négatif de la probabilité conditionnelle que deux vecteurs similaires pour les points m reste similaire pour le prochain $m + 1$ points [33].

2.5.2.5 Entropie de permutation

La complexité des séries chronologiques peut également être quantifiée en utilisant la dynamique symbolique. La méthode de permutation a été proposée par Bandt et al. (2002) pour cartographier une série chronologique continue sur une séquence. Le résultat des statistiques des séquences symboliques s'appelle entropie par permutation [33].

2.5.3 Applications biomédicales d'entropie

Le concept d'entropie a été utilisé dans de nombreuses applications diverses dans le domaine biomédical.

Les mesures d'entropie susmentionnées ont été appliquées à des séries chronologiques physiologiques, par exemple avec signaux électroencéphalographiques (EEG), signaux électro cardiographiques (ECG), signaux électromyographiques signaux (EMG) et signaux électrohystérogaphiques (EHG).

Cornforth et al. (2013) ont utilisé l'entropie de Renyi pour détecter l'autonomie cardiaque neuropathie (CAN) chez les patients diabétiques. L'entropie multi-échelle a été appliquée à l'enregistrement ECG. Ils ont obtenu des différences significatives entre les contrôles et début CAN. Leurs résultats suggèrent qu'il est facile de distinguer les gens avec CAN précoce et les contrôles. Ceci est une découverte importante et donne espérer un test simple et relativement non invasif pour les personnes développant cette maladie.

Graff et al. (2012) ont étudié l'utilité des mesures d'entropie, à savoir, entropie approximative, entropie de l'échantillon, entropie floue et permutation entropie, calculée pour de courtes séries d'ECG en distinguant sujets de patients présentant une insuffisance cardiaque congestive (CHF). Ils ont trouvé avec une réduction de la longueur de l'ensemble de données jusqu'à 250 intervalles RR, les valeurs de l'entropie peuvent rester significativement différentes chez les patients avec CHF comparés aux individus en bonne santé.

Akareddy et al. (2013) a amélioré l'entropie approximative et l'a utilisée dans la classification des signaux EEG pour la détection des crises épileptiques. Leurs résultats ont montré que la précision de la méthode proposée était meilleure que la méthode existante méthode d'identification des crises d'épilepsie [33].

2.6 Conclusion

Dans ce chapitre on a introduit la transformation en ondelettes qui est un outil de traitement de signal, qui a pour but de traiter et d'analyser un signal, présentons leurs principes et leurs propriétés, par la suite une méthode non linéaire est décrite (entropie) pour extraire les paramètres pertinents.

La suite est un chapitre qui représente l'application de la transformé en ondelette et aussi l'interprétation de résultat.

Chapitre 03

3.1 Introduction

La caractérisation des signaux ECG est nécessaire pour la reconnaissance automatique des battements cardiaques. Elle va surtout permettre d'extraire les informations utiles dans le signal ECG et de le rendre facilement exploitable, à la fois par les cliniciens ou par des algorithmes de traitement automatique de données [1].

Dans ce travail, la caractérisation des signaux ECG réside dans la détection des pics R et de complexe QRS de chaque battement cardiaque, afin d'extraire les paramètres importantes sur l'état de cœur et les informations qui ne sont pas visibles par une analyse visuelle directe.

Et en générale, afin d'exploiter ces résultats au mieux, une succession d'étapes doivent être exécuté comme : (Prétraitement ou conditionnement des données, segmentation (Détection du complexe QRS et des pics R et l'extraction des paramètres) [35], illustrés dans le schéma suivant :

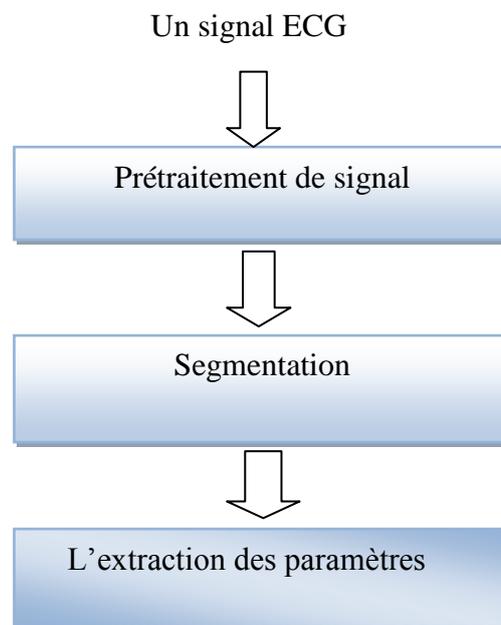


Figure 3.1 : La chaîne de traitement de signal ECG.

Dans ce qui suit une description de travail effectué par M : BENALI.R sous la forme d'un schéma bloc, et qu'on a suivi dans notre travail étape par étape dans le but de détecter le complexe QRS (particulièrement nous intéressons à la détection de R).

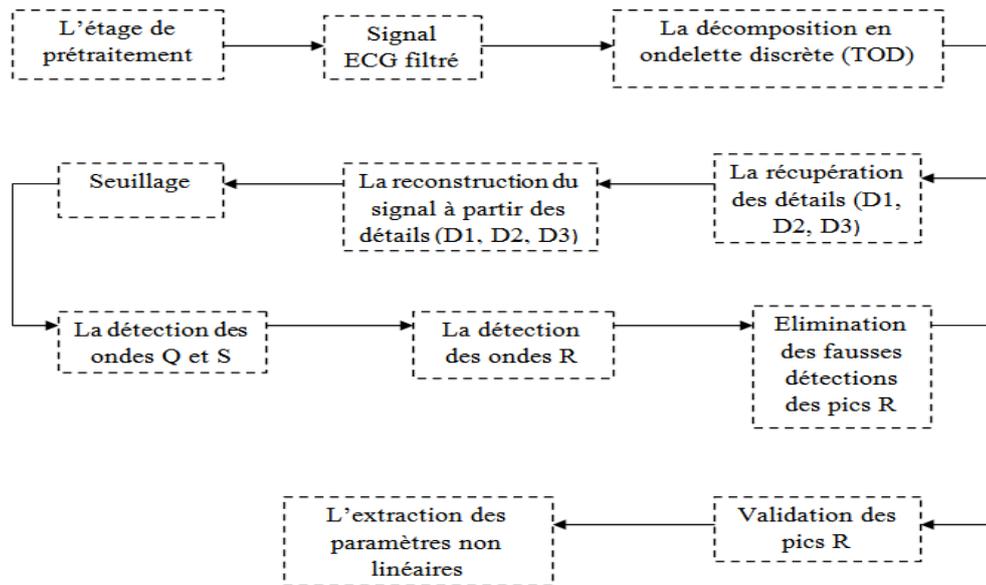


Figure 3.2 : Le schéma bloc du principe adopté dans l'algorithme de la détection des pics RR.

3.2 Description de la Base de données

La collection d'une base de données est l'une des tâches les plus importantes en traitement de signal. Dans notre travail la base de données Apnea -ECG en Physio Bank à été utilisée.

Physio Bank est un ensemble d'enregistrements de signaux physiologiques dédiés à l'utilisation dans le domaine de la recherche biomédicale.

La base de données Apnea-ECG se compose de 70 enregistrements de durée entre 7h à 10h. Chaque enregistrement comprend un signal ECG échantillonné à 100 Hz. Aussi chaque complexe QRS et chaque présence d'apnée sont annotés. En outre, huit enregistrement sont accompagnés de quatre signaux supplémentaires enregistrées simultanément sont :

- **Resp C and Resp A :** sont des signaux d'efforts respiratoires respectivement thoraciques et abdominaux obtenus en utilisant la méthode pléthysmographie.
- **Resp N :** est le flux d'air oronasal (oral/Nasal) mesuré en utilisant des thermistances nasales.
- **SpO2 :** saturation d'oxygène.

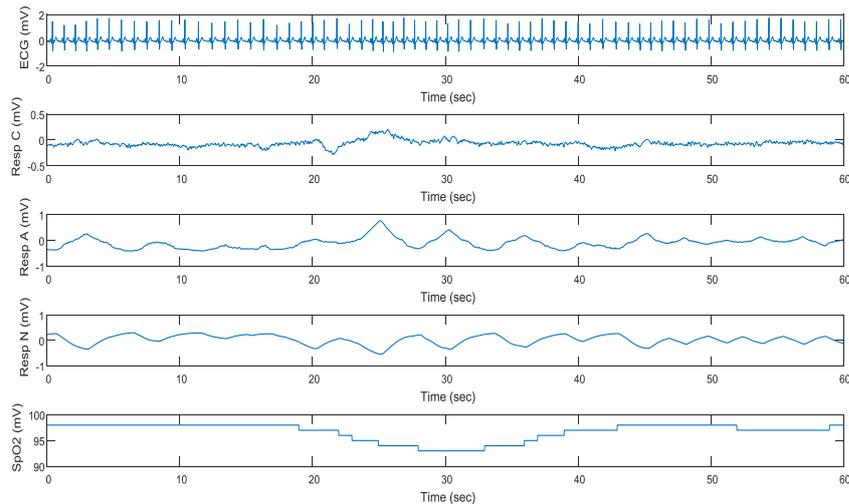


Figure 3.3 : Enregistrement a01em de la base de données Apnea-ECG.

Deux bases de données ont été créées à partir de cette base de données : une pour l'apprentissage, et l'autre pour le test des classificateurs développés.

3.3 Les critères de choix d'onde mère d'ordre 6

Le choix de la meilleure ondelette reste un problème à résoudre. Il doit être fait soigneusement, car l'analyse en ondelette est une analyse certes fréquentielle, mais aussi temporelle.

Il n'y a pas d'ondelette meilleure que les autres, tout dépend de l'application. Une ondelette peut être optimale pour certaines applications et mauvaise pour d'autres.

En général, plus la forme de l'ondelette mère est proche du signal à détecter, plus la détection est facile. En conséquence, les ondelettes sélectionnées pour notre algorithme sont les Daubechies [33].

Les ondelettes de Daubechies sont appropriées pour la détection des QRS ainsi que pour la compression de l'ECG. Il semble y avoir une forme de similitude entre elles et le complexe QRS.

L'analyse du choix de l'ondelette (ondelette mère) sera effectuée sur la base d'un test de plusieurs ondelettes analysantes de Daubechies (db2, db3, ..., db6). Chaque ondelette possède un niveau maximum de décomposition au-delà duquel la décomposition ne sera plus utile.

Le choix se basera sur la longueur du signal à analyser, tant que la longueur du signal détermine le nombre de niveaux en lesquels on peut le décomposer.

Pour notre étude nous arrêtons la décomposition au huitième niveau selon les différentes variantes de l'ondelette de Daubechies (db6), car au-delà notre signal perd sa forme initiale [36].

Chaque niveau de décomposition ayant la moitié du nombre d'échantillons du niveau précédent.

3.4 Le prétraitement de signal ECG

Le signal ECG est soumis à un ensemble de perturbations causées par les mouvements ou la respiration du patient, son activité électrique musculaire, le positionnement inapproprié des électrodes, l'interférence avec le réseau électrique, etc. Tous ces phénomènes indésirables conduisent à la dégradation de la qualité du signal ECG enregistré et rendent difficile son traitement automatique. Par conséquent, un traitement préliminaire du signal s'avère fortement nécessaire dans la plupart des cas [35].

Lors de l'étape de prétraitement, l'objectif principal est de filtrer les signaux utiles des bruits indésirables. En électrocardiographie, ces bruits sont bien identifiés mais certains d'entre eux ont la particularité de se chevaucher avec la bande spectrale de l'ECG, ce qui les rend parfois difficile à filtrer.

Le signal ECG étant un signal qui contient plusieurs composantes spectrales, il est aussi non-stationnaire et souvent affecté par un bruit corrélé au signal comme les artefacts musculaire. Pour cette raison, l'analyse multirésolution s'avère être un outil plus adapté pour le traitement. Ainsi, La plupart des travaux récents tendent à utiliser un filtrage basée sur la transformée en ondelettes [1].

3.5 Le procédure d'algorithme de détection

Notre algorithme de détection est basé sur ces étapes :

3.5.1 L'analyse multirésolution

En 1988, S. Mallat a proposé un algorithme rapide pour calculer les coefficients d'ondelettes. Cet algorithme a été fortement inspiré de l'algorithme pyramidal introduit dans les années 70.

La théorie de la multirésolution conçoit la transformée en ondelettes discrètes TOD comme une séquence d'application de filtres.

En effet, Chaque étage de la décomposition multi-échelle du signal du départ est effectué par un filtre passe-bas $h(x)$ pour obtenir l'approximation (A1) et d'un filtre passe-haut $g(x)$ pour obtenir le détail (D1). Le processus de cet algorithme de Mallat à son premier niveau est illustré dans la (figure 2.4).

Pour passer au niveau suivant de la décomposition, on applique la même opération à l'approximation A. le processus est par la suite itéré a chaque fois qu'on obtient une approximation jusqu'au au huitième niveau ; comme il est présenté dans ce diagramme.

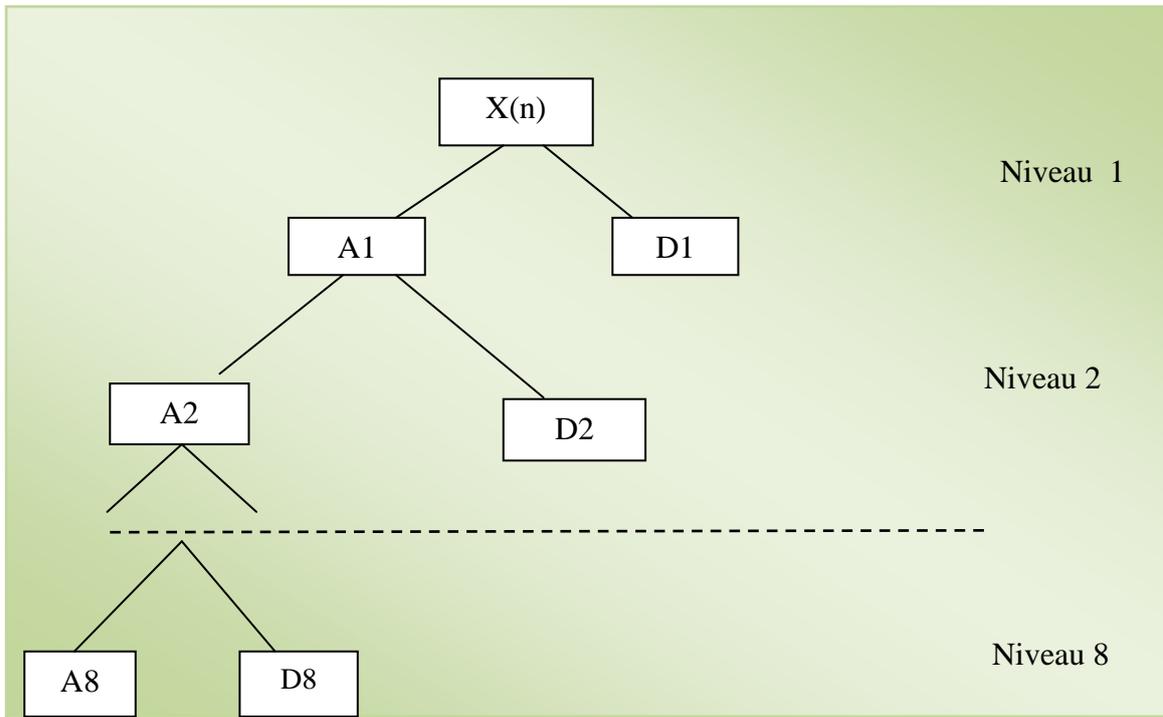


Figure 3.4 : La décomposition par ondelette.

Le calcul des coefficients se fait donc de manière itérative et hiérarchique. La différence entre une approximation A_n et l'approximation qui la suit A_{n+1} représente le détail D_{n+1} . Il est évident donc que l'approximation au nième niveau est plus riche en terme de contenu informationnel que des approximations des niveaux supérieurs ($> n$).

En effet, si nous supposons que le signal original $x(t)$ contient N échantillons alors nous obtiendrons $2N$ échantillon à la sortie de la cellule constituée par la paire du filtre en miroir quadratique. Ce problème peut être réglé en introduisant une opération de sous-échantillonnage de facteur 2 après chaque décomposition.

Au dernier niveau de décomposition, nous aurons alors 1 coefficient de détail et 1 coefficient d'approximation, ce qui nous donne un total de $N-1$ coefficients de détails et 1 coefficient d'approximation.

Et le signal résultant de la décomposition en ondelette (db6) est illustré dans la figure suivante :

3.5.2 Filtrage du signal ECG par ondelette

Dans les dernières années, les techniques basées sur la transformée en ondelettes sont devenues populaires et très appréciées dans le contexte du débruitage du signal ECG [1].

En effet, cette technique exploite l'effet que les bruits sont représentés par l'ensemble des coefficients d'ondelettes de faible amplitude tandis que la plupart de l'énergie du signal utile est concentrée dans les quelques coefficients de forte amplitude.

De ce fait, l'élimination du bruit peut s'accomplir en mettant à zéro les faibles coefficients suivant une opération de seuillage suivi d'une reconstruction du signal en appliquant la transformée en ondelette inverse [1].

Le schéma de principe, d'un système de débruitage initialement par Donoho basé sur la transformée en ondelettes discrètes (TOD) résulte rapidement. Il comporte trois étapes successives

1. La décomposition du signal ECG affecté par du bruit en utilisant la transformée en ondelettes discrètes.

(TOD).

2. Le filtrage des coefficients ainsi obtenus, conformément à un certain critère (Seuillage).

3. La reconstruction de l'ECG en utilisant le TOD inverse (TODI), à partir des coefficients issus de l'étape précédente [33].

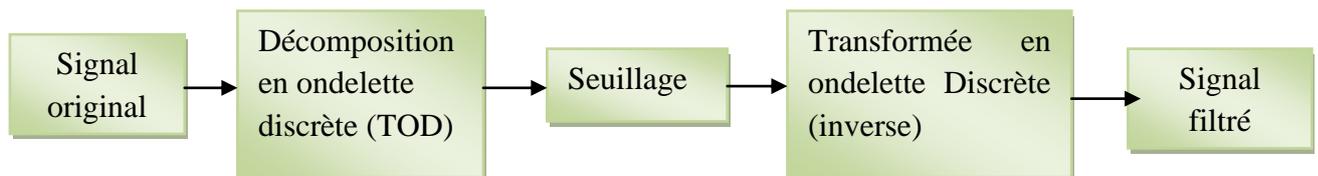


Figure 3.6 : Le principe de débruitage par ondelette.

Plusieurs problèmes sont rencontrés lors du filtrage par décomposition en ondelette, parmi lesquelles :

- Le choix du seuil (ou méthode de seuillage)
- Le choix de l'ondelette mère utilisée pour le traitement
- le niveau de décomposition [1].

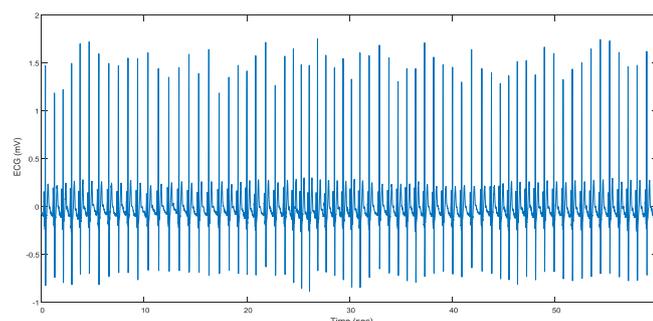


Figure 3.5 : Signal ECG filtré du patient ' m01'.

3.5.2.1 Le seuillage

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. Cette étape est basée sur une condition d'évaluation qui permette de tester tous les points de signal ; si ces points sont au dessus de seuil ou non .Pour éliminer les petits amplitudes (qui se trouvent au dessus de seuil) et stocker tous les points qui vont vérifiés la condition (les modules maximum) [37].

L'efficacité et la fiabilité de l'opération de filtrage sont fortement liées au choix du seuil.

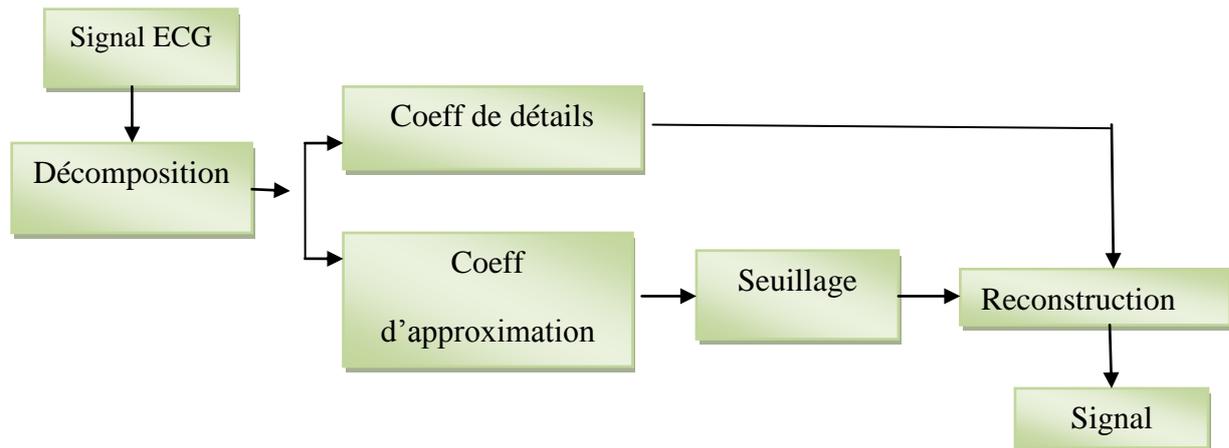


Figure 3.7 : Principe du seuillage.

3.5.2.2 La sélection de seuils et le choix de la méthode du seuillage

Le filtrage des coefficients suivant un seuillage a été introduit en 1994 par Donoho et Johnstone.

L'idée est de ne pas tenir compte des coefficients d'ondelettes de faible valeur, en considérant qu'ils transcrivent du bruit plus qu'une information sur le signal. C'est-à-dire, les coefficients d'ondelettes en relation avec le bruit peuvent être mis à zéro si leurs amplitudes sont inférieures à un seuil prédéterminé [33].

3.6 La détection de complexe QRS

La méthode que nous proposons pour la délimitation des complexes QRS se base sur une analyse multirésolution par la transformée en ondelette, comme la indiqué le schéma général (Figure 3.2), et tous les résultats obtenus sont illustrés dans les figures si dessus.

La première figure (3.8) représente les détails et les approximations apres avoir appliquer la transformé en ondelette .

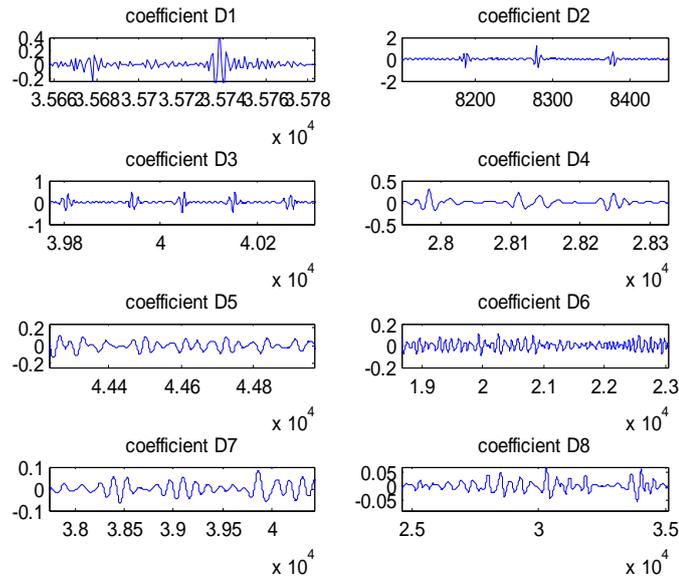


Figure 3.8 : Signal ECG du patient 'm01' avec sa reconstruction à chaque niveau de décomposition.

➤ L'interprétation des signaux résultants

Nous remarquons dans la (figure 3.8) que le bruit HF se concentre dans les détails (D1 – D2) qui sont les plus dominants dans le signal avec une faible amplitude tandis que la plupart de l'énergie du signal utile est concentré dans les autres détails (D3-D6) qui contiennent bien plus moins de coefficients mais ils sont de forte amplitude.

La deuxième figure (3.9) représente le complexe QRS.

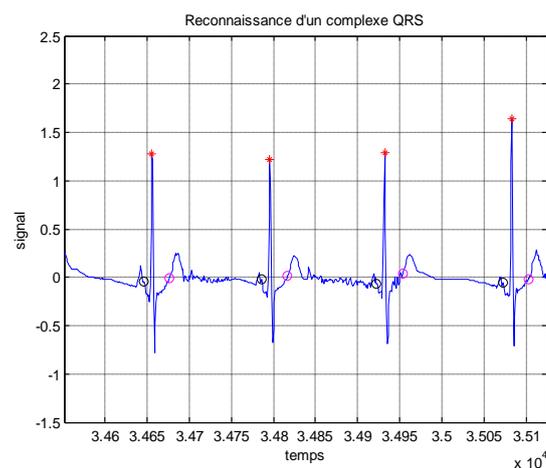


Figure 3.9 : La reconnaissance de complexe QRS.

3.6.1 Détection des pics R

- Choix du coefficient de détail

Dans notre cas le choix de ses coefficients de détail se base sur (D3, D4, D5) et la dernière approximation (A8) pour construire un signal ECG bien détaillé qui contient seulement des pics R distinguer et identifier parmi les autres pics d'ECG par le seuillage, comme il est présenté dans (la figure 3.10).

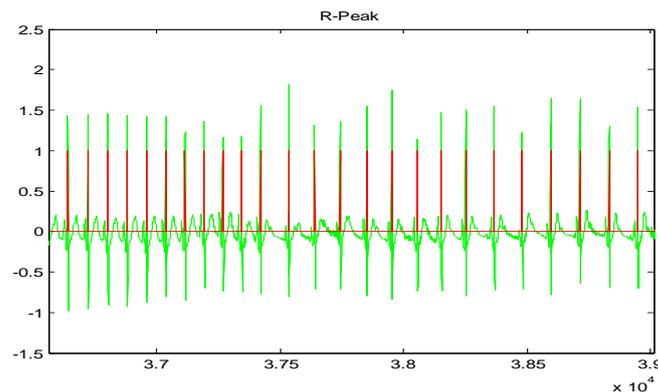
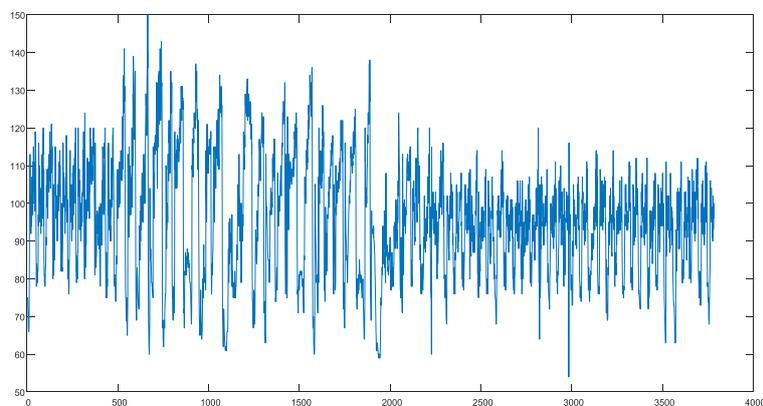


Figure 3.10 : illustration d'un résultat de détection des pics R.

- ✚ Après avoir arrivé à détecter les pics R, (on a pris les trois cas : un ECG contrôlé, ECG avec apnée et l'autre avec une hypopnée), on les a appliqués les paramètres d'entropies choisissons entropie de Shannon, approximative entropie, Sample entropie et aussi entropie de permutation.

Les résultats obtenus sont présentés comme suit :



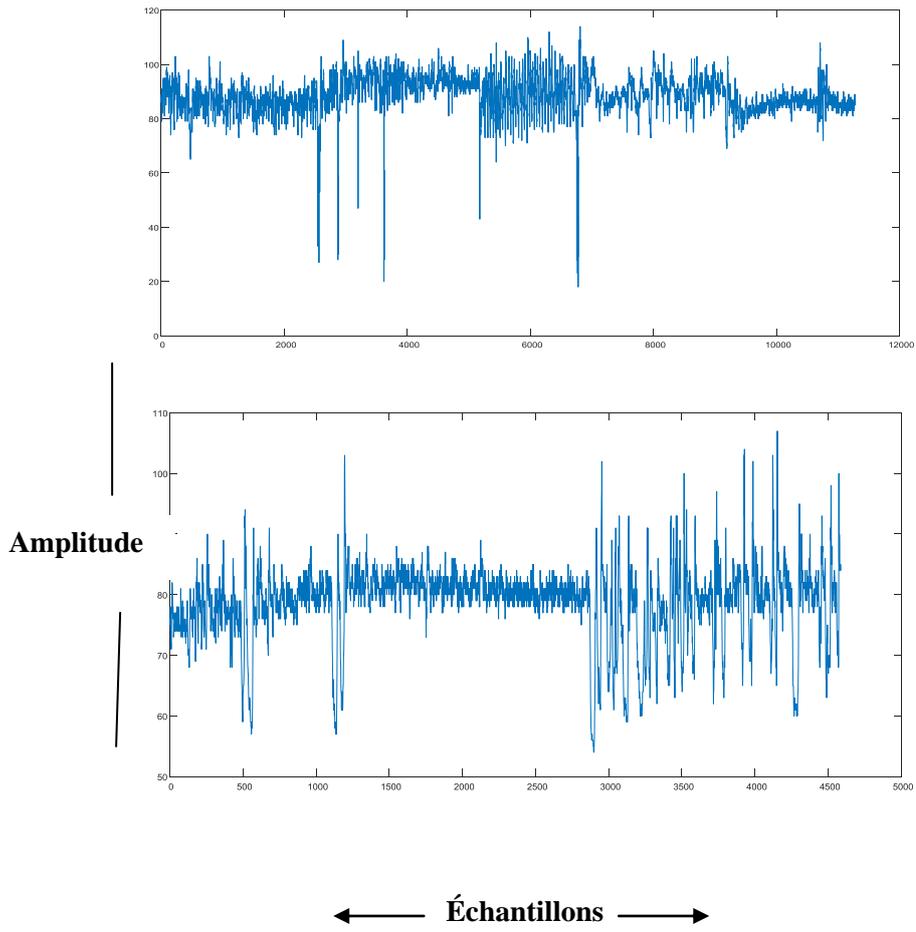


Figure 3.11: Variation de la fréquence cardiaque obtenue pour (Apnée ; Hypopnée ; Normal)

Cette figure représente la fréquence cardiaque pour les trois cas (Apnée ; Hypopnée ; Normal), ce résultat sera exploiter pour extraire les paramètres pertinents d'entropies qui seront représentés dans la figure suivante (3.12), dans laquelle on a pris environs 500 échantillons d'ou on a présenté leurs valeurs (minimales), (maximales) et (les moyennes).

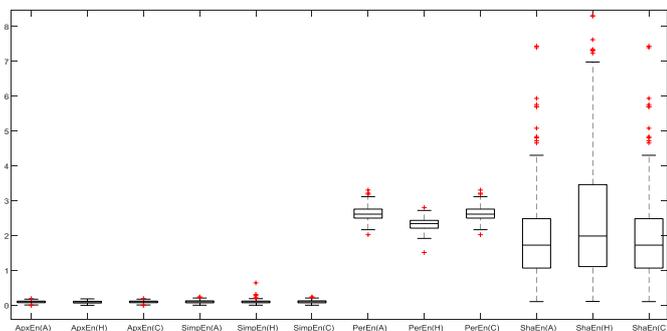


Figure 3.12 : Résultats d'entropie.

- **Interprétation des résultats**

L'analyse non linéaire de la fréquence cardiaque a montré que :

- Les valeurs **approximation entropie** et **sample entropie** de la fréquence cardiaque ne peuvent pas être exploitées pour différencier entre les trois cas étudiés (Apnée ; Hypopnée ; Normal).
- Pour le paramètre **permutation entropie** et **Shannon entropie** on a constaté qu'il peut être exploité pour différencier entre les trois cas pour la fréquence cardiaque.

Ces quatre paramètres pertinents sera exploité dans le quatrième chapitre pour la classification SVM.

3.7 Conclusion

Dans ce chapitre on a décrit l'algorithme de détection de complexe QRS et aussi représenter les résultats. L'étude qui a suivi s'est intéressé à l'extraction pour chaque signal de la fréquence cardiaque, des paramètres pertinents caractérisant chacune des trois cas : Apnée ; Hypopnée ; Normal. Ces paramètres concernent particulièrement le domaine non linéaire. Ensuite, une discussion des résultats obtenus était faite, afin de montrer la pertinence des paramètres extraits pour tous les cas.

Le quatrième chapitre sera consacré à la présentation des différents classifieurs statistiques dédiés à la reconnaissance de l'apnée/ hypopnée du sommeil.

Chapitre 04

4.1 Introduction

À cause de la grande quantité de documents échangés et stockés sur les supports électroniques, la classification automatique supervisée est devenue plus que nécessaire pour faciliter l'utilisation et l'analyse des données.

À la différence de la classification non supervisée, où l'ordinateur doit trouver automatiquement les classes, la classification supervisée se base principalement sur le fait qu'il existe déjà une classification de documents, c'est-à-dire qu'on dispose d'un ensemble de données déjà classées qu'on appelle « ensemble d'apprentissage » et qu'on utilise comme base, pour classer le reste des données [37] [38].

Parmi les méthodes à noyaux, inspirées de la théorie statistique de l'apprentissage de Vladimir Vapnik, les Machines à Vecteurs de Support (SVMs) constituent la forme la plus connue.

C'est une méthode de classification binaire par apprentissage supervisé, elle fut introduite par Vapnik en 1995. Cette méthode est donc une alternative récente pour la classification [39].

Les SVMs reposent sur une théorie mathématique solide à l'inverse des méthodes de réseaux de neurones. Elles ont été développées au sens inverse du développement des réseaux de neurones : ces derniers ont suivi un chemin heuristique de l'application et l'expérimentation vers la théorie ; alors que les SVMs sont venues de la théorie du son vers l'application.

Aujourd'hui, elles sont utilisées dans différents domaines de recherche et d'ingénierie tel que le diagnostic médical, le marketing, la biologie [40] [41] [42].

Dans ce dernier chapitre on va introduisant cette classification et aussi interpréter les résultats obtenus.

4.2 Historique

Les séparateurs à vastes marges reposent sur deux idées clés : la notion de marge maximale et la notion de fonction noyau. Ces deux notions existaient depuis plusieurs années avant qu'elles ne soient mises en commun pour construire les SVMs.

L'idée des hyperplans à marge maximale a été explorée dès 1963 par Vladimir Vapnik et All.

Lerner, et en 1973 par Richard Duda et Peter Hart dans leur livre *Pattern Classification*. Les fondations théoriques des SVM ont été explorées par Vapnik et ses collègues dans les années 70 avec le développement de la Théorie de Vapnik-Chervonenkis, et par Valiant.

L'idée des fonctions noyaux n'est pas non plus nouvelle: le théorème de Mercer date de 1909, et l'utilité des fonctions noyaux dans le contexte de l'apprentissage artificiel a été montrée dès 1964 par Aizermann, Bravermann et Rozenner.

Ce n'est toutefois qu'en 1992 que ces idées seront bien comprises et rassemblées par Boser, Guyon et Vapnik dans un article, qui est l'article fondateur des séparateurs à vaste marge. L'idée des variables ressorts, qui permet de résoudre certaines limitations pratiques importantes, ne sera introduite qu'en 1995. À partir de cette date, qui correspond à la publication du livre de Vapnik, les SVM gagnent en popularité et sont utilisés dans de nombreuses applications.

Un brevet américain sur les SVM est déposé en 1997 par les inventeurs originaux [43].

4.3 La classification SVM

Les machines à support de vecteurs sont parmi les techniques les plus connues, développées par Vapnik en 1995, elles sont considérées comme une alternative récente pour la classification. Elles se basent principalement sur l'utilisation des fonctions appelées kernel, qui facilitent la séparation des données [44].

En général, les SVM peuvent être utilisées pour résoudre plusieurs problèmes réels, tels que la classification textuelle et la régression. Pour cela, on doit construire une fonction f qui accepte un vecteur d'entrée x et qui retourne un vecteur de sortie y , avec:

$$y = f(x).$$

4.3.1 SVM principe de fonctionnement général

Un SVM, comme un perceptron, trouve un séparateur linéaire entre les points de données de deux classes différentes. En général, il peut y avoir plusieurs séparateurs possibles entre les classes (en supposant le problème linéairement séparable) et qu'un perceptron n'a pas de préférence parmi celles-ci. Dans les SVMs, cependant, nous faisons un choix particulier parmi tous les séparateurs possibles : nous voulons celui avec la "marge" maximale [43].

4.3.2 Notions de base: Hyperplan, marge et support vecteur

Pour deux classes d'exemples donnés, le but de SVM est de trouver un classificateur

qui va séparer les données et maximiser la distance entre ces deux classes. Avec SVM, ce classificateur est un classificateur linéaire appelé hyperplan. Dans le schéma qui suit, on détermine un hyperplan qui sépare les deux ensembles de points [44].

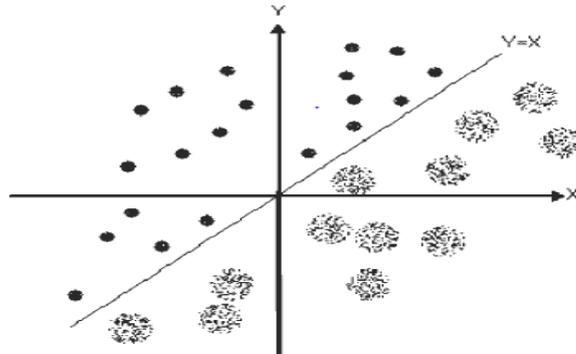


Figure 4.1: Hyperplan qui sépare de classes de points.

Les points les plus proches, qui seuls sont utilisés pour la détermination de l'hyperplan, sont appelés vecteurs de support.

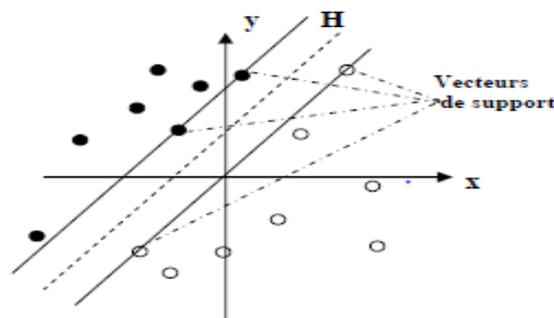


Figure 4.2 : Exemple de vecteur de support [44].

Il est évident qu'il existe une multitude d'hyperplan valide mais la propriété remarquable des SVM est que cet hyperplan doit être optimal. Nous allons donc en plus chercher parmi les hyperplans valides, celui qui passe « au milieu » des points des deux classes d'exemples. Intuitivement, cela revient à chercher l'hyperplan le « plus sûr » [45].

En effet, supposons qu'un exemple n'ait pas été décrit parfaitement, une petite variation ne modifiera pas sa classification si sa distance à l'hyperplan est grande.

Formellement, cela revient à chercher un hyperplan dont la distance minimale aux exemples d'apprentissage est maximale [45].

On appelle cette distance « marge » entre l'hyperplan et les exemples. L'hyperplan séparateur optimal est celui qui maximise la marge. Comme on cherche à maximiser cette marge, on parlera de séparateurs à vaste marge [45].

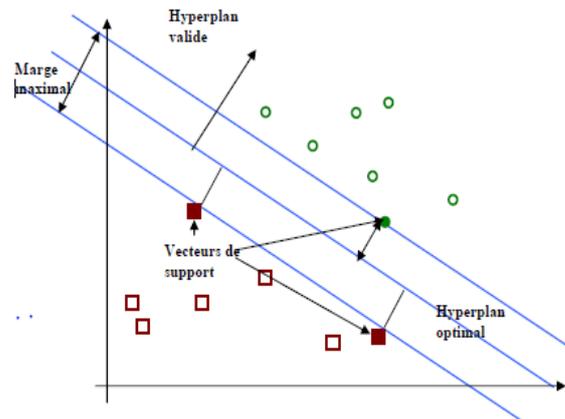


Figure 4.3 : Exemple de marge maximale (hyperplan valide) [39].

4.4 Propriétés fondamentales

❖ Pourquoi maximiser la marge

Intuitivement, le fait d'avoir une marge plus large procure plus de sécurité lorsqu'on classe un nouvel exemple. De plus, si l'on trouve le classificateur qui se comporte le mieux vis-à-vis des données d'apprentissage, il est clair qu'il sera aussi celui qui permettra au mieux de classer les nouveaux exemples. Dans le schéma (figure 4.3), la partie droite nous montre qu'avec un hyperplan optimal, un nouvel exemple reste bien classé alors qu'il tombe dans la marge. On constate sur la partie gauche qu'avec une plus petite marge, l'exemple se voit mal classé [44] [46].

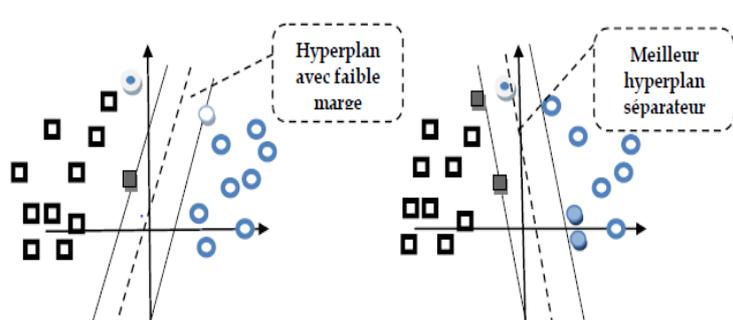


Figure 4.3 : Meilleur hyperplan séparateur.

❖ Linéarité et non-linéarité

Parmi les modèles des SVMs, on constate les cas linéairement séparables et les cas non linéairement séparables. Les premiers sont les plus simples des SVMs car ils permettent de trouver facilement le classificateur linéaire.

Dans la plupart des problèmes réels il n'y a pas de séparation linéaire possible entre les données, le classificateur de marge maximale ne peut pas être utilisé car il fonctionne seulement si les classes de données d'apprentissage sont linéairement séparables.

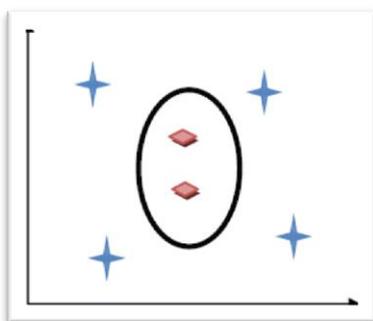


Figure 4.4 : cas non linéairement séparable.

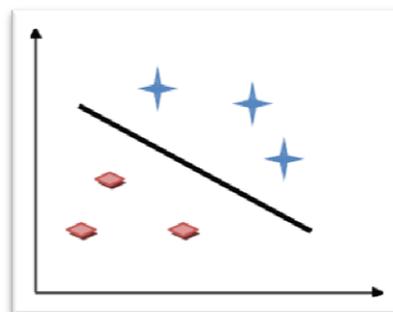
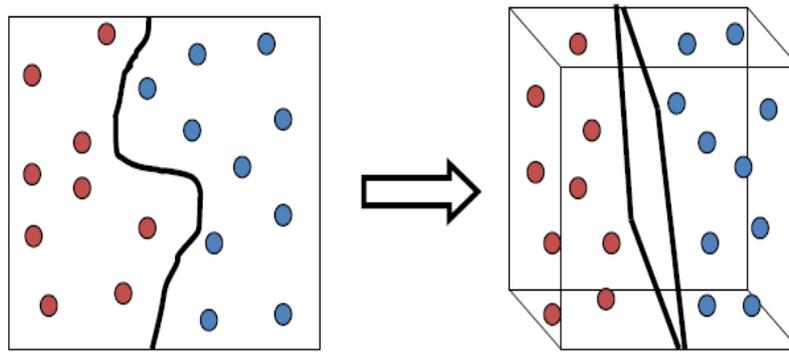


Figure 4.6 : Cas linéairement séparable.

❖ Cas non linéaire

Pour surmonter les inconvénients des cas non linéairement séparable, l'idée des SVMs est de changer l'espace des données. La transformation non linéaire des données peut permettre une séparation linéaire des exemples dans un nouvel espace. On va donc avoir un changement de dimension. Ce nouvel espace est appelé « espace de re-description ».

En effet, intuitivement, plus la dimension de l'espace de re-description n'est grande, plus la probabilité de pouvoir trouver un hyperplan séparateur entre les exemples est élevée. Ceci est illustré par le schéma suivant.



On a donc une transformation d'un problème de séparation non linéaire dans l'espace de représentation en un problème de séparation linéaire dans un espace de re-description de plus grande dimension. Cette transformation non linéaire est réalisée *via* une fonction noyau.

En pratique, quelques familles de fonctions noyau paramétrables sont connues et il revient à l'utilisateur de SVM d'effectuer des tests pour déterminer celle qui convient le mieux pour son application. On peut citer les exemples de noyaux suivants : polynomiale, gaussien, sigmoïde et laplacien [44] [46].

4.5 Avantages des SVMs

Les SVMs représentent plusieurs avantages parmi lesquels on peut citer par exemple [47]:

1. Leur capacité à manipuler de grandes quantités de données.
2. Le faible nombre d'hyper paramètres utilisés par ces méthodes.
3. Elles sont bien fondées théoriquement.
4. Les résultats pertinents qu'on obtient avec les SVM en pratique.

4.6 Inconvénients des SVM

Malgré leurs performances, les SVM représentent aussi des faiblesses, parmi lesquelles on peut citer:

1. Leur utilisation des fonctions mathématiques complexes pour la classification des corpus.
2. Pour trouver les meilleurs paramètres, ce type d'algorithmes demande un temps énorme pendant les phases de test [38].

4.7 Résultats et interprétation

4.7.1 Taux de reconnaissance

4.7.1.1 Méthode des SVM multi classes

D'après les résultats obtenus pour tous les sujets, si on compare les taux de reconnaissance obtenus en utilisant les 3 noyaux de la méthode un contre tous avec les résultats trouvés en appliquant les 3 noyaux de la méthode un contre un, on remarque que la méthode un contre tous donne des meilleurs résultats par rapport à la méthode un contre un.

4.7.1.2 Noyau de la méthode SVM multi classes

Cependant pour chaque méthode SVM, les noyaux linéaire et polynomial engendrent, des taux de reconnaissance améliorés par rapport au noyau gaussien et ceci dans le cas de tous les sujets.

De même, en utilisant le noyau linéaire, on obtient des taux de reconnaissance relativement améliorés par rapport au noyau polynomial, presque pour tous les sujets. Ce qui veut dire que les paramètres pertinents extraits à partir des données sont relativement séparables.

4.7.1.3 Paramètres pertinents

En appliquant le noyau linéaire de la méthode un contre tous, les tableaux de (4.1) montrent que si on combine les deux paramètres pertinent qui sont : permutation entropie et Shannon entropie, le taux de reconnaissance est amélioré par rapport aux résultats trouvés en utilisant les autre combinaisons.

Méthodes SVM Paramètres pertinents	Méthodes un contre un			Méthodes un contre tous		
	linéaire	poly	gaussien	linéaire	poly	gaussien
ApexEn	33.33%	50%	33.33%	33.33%	25%	33.33%
SimpEn	33.33%	50%	33.33%	58.33%	25%	25%
PerEn	50%	66.67%	25%	66.67%	66.67%	25%
ShanEn	58.33%	50%	33.33%	75%	66.67%	33.33%
PerEn ; ShanEn	66.67%	66.67%	25%	83.33%	75%	25%
PerEn ; ShanEn ; SimpEn	75%	66.67%	41.67%	75%	75%	33.33%
PerEn ; ShanEn ; SimpEn ; ApexEn	50% 25%	66.67%	25%	79.33%	66.67%	25%

Tableau 4.1 : Taux de reconnaissance pour différentes combinaisons des paramètres pertinents.

4.7.2 Matrice de confusion des différents cas (Apnée ; Hypopnée ; Normal)

Après l'extraction de matrice de confusion données dans (Figure 4.7), on peut savoir à partir de quel paramètre, ou de quelle combinaisons des paramètres non linéaire, on reconnaît à 80% les trois cas : apnée ; hypopnée ; normale.

Ceci explique le fait que chaque paramètre varie précisément en fonction de l'apnée du sommeil. Pour les deux paramètres **permutation entropie** et **Shannon entropie**, normal est reconnue à 100%, l'apnée est reconnue à 80% et hypopnée est reconnue à 60%.

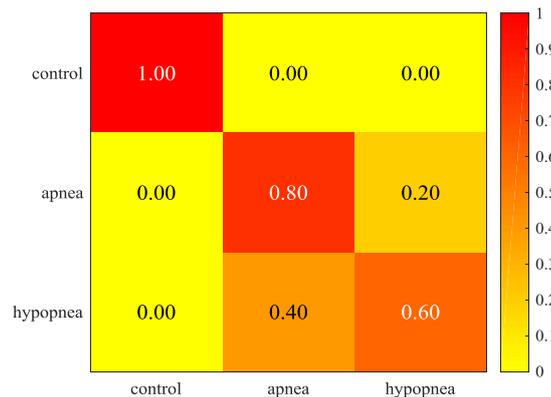


Figure 4.7: Matrice de confusion en utilisant les deux paramètres pertinents non linéaire qui sont : permutation entropie et Shannon entropie.

Une bonne analyse des matrices de confusion des différents cas correspondant aux différentes combinaisons des paramètres non linéaire, nous permet de faire les premières conclusions :

Quand le nombre des paramètres fusionnés augmente, le taux de reconnaissance de toutes les émotions augmente jusqu'à ce qu'il atteint 100%.

Ce résultat montre l'importance du fusionnement des paramètres non linéaires dans la reconnaissance de chaque cas à 100%, bien sur, ceci en choisissant la bonne méthode SVM.

4.8 Conclusion

Dans ce chapitre, une approche de reconnaissance de l'apnée/hypopnée a été proposée, étudiée et évaluée. Cette approche est fondée sur l'analyse et le traitement du signal ECG en vue de la reconnaissance des trois cas, qui sont: apnée, hypopnée, normale.

La technique SVM qui est appliquée dans notre approche a montré sa fiabilité et sa performance pour la classification de l'apnée /hypopnée.

Conclusion générale

Conclusion générale

L'apnée de sommeil est une maladie encore peu connue par le grand public, elle est définie comme un arrêt respiratoire tout ou lent de sommeil et ça influence sur le fonctionnement de cœur (rythme cardiaque), à ce stade on peut dire que cette maladie a une relation avec les maladies d'insuffisance cardiaque.

C'est pour cette raison on a choisi l'ECG comme un outil de diagnostic, car ce dernier est connu par la grande quantité d'informations qui nous offre, qui sont localisées dans ces différentes ondes et intervalles, dans le but d'exploiter ces informations et de les rendre utiles des méthodes de traitement du signal ont été élaborées spécifiquement.

Dans notre travail l'objectif est basé sur le développement d'un algorithme de détection des ondes R par l'approche d'ondelette (TOD) qui sert à décomposer le signal en signaux dans des intervalles de fréquence.

Cette étude comprend deux étapes :

- La première concerne l'extraction des paramètres (les intervalles RR) des signaux ECG dans les trois cas, qui sont représentées par la suite d'une manière pertinente utilisant la méthode d'entropie (entropie de Shannon, entropie approximative, Entropie d'échantillon et aussi entropie de permutation).

- Pour la deuxième étape c'est l'étape de classification par SVM, exploitant les résultats obtenus dans la première étape dans le but de classifier nos signaux, utilisons une matrice de confusion, calculons la précision totale des signaux.

Les résultats obtenus ont montré que la méthode proposée n'est pas efficace comme un outil de diagnostic pour une apnée de sommeil avec une précision de 0.8, mais comme résultats elle est vraiment satisfaisante.

Perspectives

Amélioration de résultat (précision) de classification SVM par :

- Utilisant d'autres paramètres d'entropies.
- Utilisation de plusieurs paramètres d'entropie.

- [1] : R.BENALI : « *Analyse de signal ECG par réseau adaptatif d'ondelettes en vue de la reconnaissance de pathologies cardiaques* ».Thèse de doctorat, université d'Abou Bekr Belkaid (Algérie) ,2013.
- [2] :M.TALBI : « *Analyse et traitement de signal électrocardiographique*».Thèse de doctorat, université Mentouri de Constantine (Algérie), 2011.
- [3]: J.HUFF: « *ECG workout, exercices in arrhythmia interpretation* ». (Edition 06), Spi global: Karen Comerford, Heather Ditch, Erika Kors, 2012. ISBN 978-1-4511-1553-6 .376P.
- [4] : A.CABASSON : « *Estimation et Analyse des Intervalles Cardiaques* ». Thèse de doctorat, l'université de Nice - Sophia Antipolis (France), 2008.
- [5] : C.GALLET :« *analyse automatisé du signal électrocardiographique dans les arythmies atriales chez le rat vigile* ». Thèse de doctorat, université Claude Bernard-Lyon(France), 2013.
- [6] : B. KHADDOUMI : « *Analyse et modélisation de l'activité électrique du cœur dans le cas de pathologies ventriculaires* ».Thèse de doctorat, Université Nice Sophia Antipolis (France) ,2005.
- [7] : N.HAMLIL : « *étude et réalisation d'une plateforme dédiée à la pratique télé médicale* ». Thèse de doctorat, université Abou Bekr Belkaid (Algérie), 2014.
- [8] : J. SENDE : « *guide pratique ECG* ».Edition stem ,7 rue Jacquemont 75017 paris, ISBN 2843712106 .2003.2007p .
- [9] : S.TAOULI : « *analyse de variabilité de l'intervalle QT et de sa corrélation avec rythme cardiaque du signal électrocardiogramme, ECG* ». Thèse de doctorat, université Abou Bekr Belkaid(Algérie) ,2012.
- [10] : P.DUPRAT : « *syndromes d'apnées de sommeil* ».Thèse de doctorat, université de Limoges ,1991.
- [11] : D.SYLVAIN : « *prendre en charge l'insomnie par les tcc* ».Duond.11 rue Paul Bert, 92247 Malakoff cedex, 2016. ISBN 978-2-10-075232-4.257p.
- [12] : La rousse médicale. La rousse-Bordas/HER, 2000 pour la présente édition, Larousse, 1995 pour l'édition original, ISBN 2-03-560209-2.
- [13] : G. RAUCH et F, BERTRAN et M, GAUBERT et B, DEGRANGES et F, EUSTACH : « *Liens entre sommeil et mémoire au fil de la vie* ». Revue noropsychol. 2011 ; 3(1) :33-40.doi :10 .1684 /nrp.2011.0164.

- [14] : M.BILLIARD : « *le guide de sommeil* ». Odile Jacobe octobre 2007, rue vsoufflot, 75005 Paris, ISBN 978-2-7381-5 ,227p.
- [15] :« *la lettre de l'enfance et de l'adolescence* ». lett .071.0025.2008 /1(N°71), doi : 10. 3917/, ISBN : 97829209042.p128.
- [16] : M. F.VECCHIERINI et P.LEVY : « *Comment respire-t-on la nuit, Du ronflement à l'apnée du sommeil*». John Libbey Eurotext. Edition Montrouge ; 2003. p. 3-14.
- [17] : F. LOFASO et A. HARF : « *Exploration des grandes fonctions pendant le sommeil ; respiration et sommeil. Exploration du sommeil et de la vigilance chez l'adulte*». Editions médicales internationales. Cachan ; 1997. Partie 2 ; chapitre 3 : 73-106.
- [18] : Y.DAUVILLIERS : « *Grandes fonctions physiologiques au cours du sommeil. Les troubles du sommeil* ».Edition Masson. Paris ; 2006. Chapitre 3 : 35-50.
- [19] : S. H. ONEN : « *Les syndromes d'apnée de sommeil du l'adulte* ». Journal de jeune praticien.
- [20] : Fédération Antadir : «*Apnées du sommeil* ». Bash éditions médicales, 2010 marque de la Sas Serpens 12-16 rue de Vincennes 93100 Montreuil, ISBN : 978-2-84504-081-6 ISSN 1628-6243 114p.
- [21] :P.LASAYGUES : « *Traitement du signal par transformation en ondelettes : application au contrôle non destructif par ultrason* ».publication LMA .N° 137 ISSN 0750-7356. Novembre 1991.67p.
- [22] : F.ABDELLICHE :« *contribution au diagnostic des signaux électrocardiographique en utilisant les concepts des fractales* ».thèse de doctorat, université Mentouri Constantine (Algérie) ,2011.
- [23] : S. Mallat. « *Une exploration des signaux en ondelettes* ». Editions de l'Ecole Polytechnique, Ellipses édition, Paris, 2000.
- [24] : M. MISITI et Y. MISITI et G. OPPENHEIM et J.M. POGGI. « *Les ondelettes et leurs applications* ».Edition Hermès Science, Paris, 2003.
- [25] : P. Flandrin. «*Traité des Nouvelles Technologies, série Traitement du Signal* ». Hermès, Paris, 1993, ISBN 286617005 ,978266017002.396p.
- [26] : M.MISITI et Y.MISITI et G.OPPENHEIM et J.M.POGGI «*Analyse des signaux classiques par décomposition en ondelettes* ».Revue de statique appliquée, tome 41, n°4(1993), p.5-32.

- [27] : S. M. DEBBAL et F. BEREKSI-REGUIG. « *Choix de l'ondelette analysante et classification des signaux phonocardiogrammes en fonction des souffles surajoutés* ». *Afrique science* 01(1) (2005), p.1-13, ISSN 1813-548X.
- [28] : O.M.BENALI. « *Modélisation et compression de signaux biomédicaux en vue d'une classification* ». Thèse de doctorat, université d'Abou Berk Belkaid (Algérie), 2016.
- [29] : N, MORIZET. « *Initiation aux ondelettes* ». Article de REE, n° 9, octobre 2006, p.96-98.
- [30] : R.GRIBONVAL. « *Approximation non-linéaires pour l'analyse des signaux sonores* ». Thèse de doctorat, université de Paris Dauphine, 2011 .
- [31]: M.BOROWSKA. « *Entropy-Based Algorithms in the Analysis of Biomedical Signals* ». ISBN 978-83-7431-464-0.
- [32] : A, ZAYLAA. « *Analyse et extraction de paramètres de complexité de signaux biomédicaux* ». Thèse de doctorat, université François-Rabelais, 2014.
- [33]:M.COSTA, A.L.GOLDBERGER et C.K.PENG. « *Multiscale entropy analysis of complexe physiologic time series* ». *physical Review letters* 89, 068102, 2002.
- [34] : M .MERAH. « *Conception d'un algorithme d'apprentissage tolérant aux fautes FTBP (application au monitoring de l'électrocardiogramme)* ». Thèse de doctorat, université Mohamed Boudiaf (Oran).
- [35]: P.KEERTHI et G.UMAMAHESWARA. « *Matlab based GUI for arrhythmia detection using wavlet transform* ». *International journal of advanced research in electrical*, Vol. 4, February 2015.
- [36] : L .MANIA et R.BOUZID. « *Analyse et classification des signaux ECG sous Matlab et implémentation d'une solution embarquée* ». Conférence internationale en automatique et traitement de signal, VOL.24, pp 13-17, 2017.
- [37] : M .CH. NAITH HAMOUD. « *Segmentation et Classification du Signal ECG Par les SVM* ». Thèse de doctorat, université de Tébessa (Algérie) ,2010.
- [38] : H.HILALI. « *Application de la classification textuelle pour l'extraction des règles d'association maximales* ». Thèse de doctorat, université de Québec (Canada).2009.
- [39] : M .F.ZAIZ :« *Les Supports Vecteurs Machines (SVM) pour la reconnaissance des caractères manuscrits arabes* ». Magister, université de Biskra(Algérie) ,2010.
- [40] : I.M. GUYUN et B. BOSER et V. VAPNIK. « *Automatic capacity tuning of very large vc-dimension classifiers* ». *In Advances in neural information processing systems*, 1993.p147-155.

- [41] : B.E. BOSER, I.M. GUYUN, et V.N. VAPNIC. « *A training algorithm for optimal margin classifiers* ». In Proceedings of the fifth annual workshop on Computational learning theory, ACM, 1992, p 144–152.
- [42] : A. DJEFFAL. «Utilisation des méthodes Support Vector Machine (SVM) dans l’analyse des bases de données ». Thèse de doctorat, université de Biskra(Algérie) ,2012.
- [43] : N. TURENNE : « *Apprentissage automatique (Machine Learning)* ».INRA ,2006.
- [44] : H.MOHAMEDALLY et B. FORMANI : « *SVM : Machines à vecteurs de support ou séparateurs à vastes marges* ». BD Web, ISTY3, Versailles St Quentin. (2006).
- [45] : A. CORNUEJOLS : « *Une nouvelle méthode d’apprentissage : Les SVM Séparateurs a vaste marge* ».Université de Paris-Sud, Orsay, France, Juin 2002.
- [46] : M.SENOUSSAOUI : « *Application des modèles de Markov cachés & les machines à vecteurs de support pour la reconnaissance des caractères isolés d’écriture en ligne* ».diplôme de magister, SIMPA, 2007.
- [47]: J. SHAWE -TAYLOR (2000), N. CRISSTIANINI. « *Support Vector Machines and other kemel-based learning methods* ». Cambridge Université Press (2000).
- .