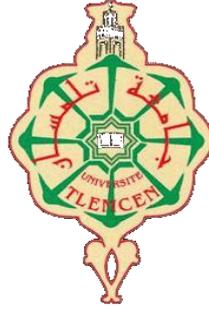


الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية  
REpubLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE  
وزارة التعليم العالي والبحث العلمي  
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique  
جامعة أبي بكر بلقايد - تلمسان  
Tlemcen - Université Aboubakr Belkaïd - Tlemcen -  
Faculté de TECHNOLOGIE



MEMOIRE

Présenté pour l'obtention du **diplôme** de **MASTER**

**En** : Génie biomédical

**Spécialité** : Instrumentation biomédicale

**Par** : Zenasni Ikram

Sujet

Détection et classification des troubles du  
sommeil

Soutenu publiquement, le 28 / 06 / 2022, devant le jury composé de :

M. Debbal S.M	Professeur	Université de Tlemcen	Président
Mme. HABIBES Naïma	MAA	Université de Tlemcen	Examinatrice
M. Kholkhal Mourad	MCB	Université de Tlemcen	Encadreur

Année universitaire : 2021 /202

## Table des matières

Table des matières.....	1
Liste des figures.....	4
Liste des tableaux.....	5
Dédicace.....	6
Remerciement .....	7
Résumé.....	8
Abstract.....	8
ملخص.....	8

## Chapter 01. Notions de base

Introduction générale. ....	9
1.1 Introduction.....	10
1.2 Les signaux électrophysiologiques.....	10
1.2.1 L'électroencéphalogramme. ....	10
1.2.1.1. Anatomie de l'encéphale. ....	10
1.2.1.2 Le potentiel d'action.....	11
1.2.1.3 L'emplacement des électrodes.....	12
1.2.1.4 Les caractéristiques temporelles et fréquentielles du signal EEG. ....	15
<i>Le rythme mu.</i> .....	16
<i>Le rythme bêta.</i> .....	17
<i>Le rythme thêta.</i> .....	18
<i>Le rythme sigma</i> .....	18
<i>Le rythme gamma.</i> .....	19
<i>Le rythme delta</i> .....	20
1.2.2 L'électrocardiogramme (ECG).....	20
1.2.2.1 L'origine du signal ECG. ....	20
1.2.2.2 Les caractéristiques temporelles et fréquentielles du signal ECG. ....	22
1.2.3. Électro-oculogramme (EOG) .....	23
1.2.4. Électromyogramme (EMG).....	23
1.2.5. La polysomnographie (PSG). ....	23
1.2.5.1. Définition.....	23
1.2.5.2 L'enregistrement PSG.....	24
1.3 Physiologie du sommeil.....	27

1. 3.1 La physiologie du sommeil .....	27
1.3.2. Les stades de sommeil. ....	28
1.3.2.1 Le sommeil lent (NREM). ....	28
1.3.2.2 Le sommeil paradoxal (REM) .....	29
1.3.1 Les pathologies du sommeil.....	29
1.3.3.1 L'insomnie.....	30
1.3.3.2 L'hypersomnie. ....	30
1.3.3.3 La parasomnie.....	30
1.3.3.4 Syndrome d'apnée du sommeil. ....	30
1.3.3.5 Troubles du rythme du sommeil. ....	31
1.4 Conclusion .....	31
1.5 Références.....	31

## Chapitre 02. Méthodes d'analyse

2.1 Introduction.....	34
2.2 La transformée de Fourier.....	34
2.2.1 La transformée de Fourier. ....	34
2.2.2 La transformée de Fourier discrète (TFD) .....	35
1.2.3. Inconvénients de la transformée de Fourier.....	40
2.3. Méthode non paramétriques pour l'estimation de la densité spectrale.....	41
2.3.1. Le périodogramme .....	41
2.3.2. Périodogramme de Welch. ....	42
2.4 Méthode paramétriques pour l'estimation de la densité spectrale.....	42
2.4.1 La méthode de Yule-Walker. ....	43
2.4.2 La méthode de Burg.....	45
2.4.3. La méthode de covariance.....	45
2.5 Transformée de Fourier à court terme (TFCT).....	46
2.6 Analyse par la transformée d'ondelettes. ....	48
2.6.1 analyse par transformée d'ondelettes continue (TOC).....	48
2.6.2 La transformée en ondelettes discrète.....	49
2.7 Analyse non linéaire.....	50
2.7.1. Les mesures entropiques.....	50
2.7.2. Detrended fluctuation (DFA). ....	51
2.7.3 Dimension de corrélation.....	52
2.8 Conclusion. ....	53

2.9. Références.....	54
----------------------	----

## **Chapitre 03. Classification des troubles de sommeil.**

3.1 Introduction.....	55
3.2. Méthodes de l'intelligence artificielle.....	55
3.2.1 Réseau de neurones.....	55
3.2.1.1. Réseaux de neurones non-bouclés.....	56
3.2.1.2. Réseaux de neurones bouclés.....	60
3.2.2 Apprentissage des réseaux de neurones.....	61
3.2.2.1 Apprentissage supervisé.....	61
3.2.2.2 Apprentissage non-supervisé.....	61
3.2.2.3 Apprentissage semi supervisé.....	61
3.2.3 Autres méthodes de classifications.....	61
3.2.3.1. Classifieur Bayes naïf.....	61
3.2.3.2. Arbres de décision.....	62
3.2.3.3. Support vector machine.....	62
3.3. La base de données.....	62
3.4. Les paramètres d'évaluation.....	64
3.5. Classification des stades du sommeil.....	64
3.5.1 Objectif de l'étude.....	64
3.5.2 Méthode d'analyse.....	65
3.5.3. Résultats et discussion.....	65
3.6. Classification des différents types d'apnée.....	74
3.6.1. Objectif de l'étude.....	74
3.6.2. Méthode d'analyse.....	74
3.6.3. Résultats et discussion.....	74
3.7. Classification des troubles de sommeil.....	79
2.8. Conclusion.....	83
2.9. Références.....	83
Conclusion générale.....	86

## Liste des figures

Figure 1.1. Coupe sagittale de la région médiale de l'encéphale. ....	11
Figure 1.2. le potentiel d'action [3] .....	12
Figure 1.3. Le système international 10-20 .....	13
Figure 1.4. L'emplacement des électrodes dans système international 10-20.....	14
Figure 1.5. Le rythme alpha.....	15
Figure 1.6. Le rythme mu .....	17
Figure 1.7. Le rythme bêta.....	17
Figure 1.8. Le rythme thêta.....	18
Figure 1.9. Les fuseaux sigma. ....	19
Figure 1.10. Le rythme gamma.....	19
Figure 1.11. Le rythme delta.....	20
Figure 1.12. Les voies de conduction électrique du cœur [9].....	21
Figure 1.13. Délai de la conduction cardiaque (en seconde) [10]. ....	21
Figure 1.14. Potentiels d'action et signal ECG [11]. ....	22
Figure 1.15 Sécrétion de mélatonine [20].....	28
Figure 2.1. Spectre du signal EEG pour les stades de sommeil lent et l'état d'éveil. .	37
Figure 2.2. Propriété cyclique des fonctions de base <b><i>WNnk</i></b> .....	37
Figure 2.3. La TFD du $x(t)$ . ....	38
Figure 2.4. Calcul de la FFT. ....	40
Figure 2.4. Inconvénients de la transformée de Fourier. ....	41
Figure 2.5. Principe de la TFCT[5].....	46
Figure 2.6. Résolution temporelle et fréquentielle dans le cas de la TFCT.....	47
Figure 2.7. Plan temps-fréquence pour TOC. ....	49
Figure.2.8. Décomposition par TOD. ....	50
Figure 3.1. La structure d'un neurone : (a) biologique (b) artificiel.....	56

Figure 3.2. Architecture d'un réseau de neurones non bouclé de type multicouche. ..	57
Figure 3.3. L'architecture typique d'un MLP .....	58
Figure 3.4. Les fonctions d'activation [7]. .....	60
Figure 3.5. Architecture du réseau à fonction radiale [11]. .....	60
Figure 3.6. Précision de classification des différents stades de sommeil des différents classifieurs.....	67
Figure 3.7. Matrices de confusion des différents classifieurs. 1, 2,3 représentent les stades N1, N2 et N3 respectivement et 4 représente le stade REM. ....	70
Figure 3.8. Précision de classification des différents types d'apnée.....	75
Figure 3.9. Matrices de confusion des différents classifieurs. 1, 2,3 représentent les stades l'hypopnée, apnée centrale et l'apnée obstructive, respectivement. ....	78
Figure 3.10. Précision de classification des différents troubles de sommeil. ....	79
Figure 3.11. Matrices de confusion des différents classifieurs. 1, 2,3 et 4 représentent l'hypopnée, apnée centrale, l'apnée obstructive et le RERA, respectivement. ....	82

## Liste des tableaux

Tableau 2.1. Fenêtres utilisées dans la méthode de Welch.....	42
Tableau 2.2. Paramètres non linéaires .....	53
Tableau 3.1. Les différentes classes de la base de données. ....	64
Tableau 3.2. Précision de classification des différents stades de sommeil des différents classifieurs.....	66
Tableau 3.3. Comparaison entre les différents travaux.....	73
Tableau 3.4. Précision de classification des différents types d'apnée des différents classifieurs.....	74
Tableau 3.5. Précision de classification des différents troubles de sommeil des différents classifieurs. ....	79

## Dédicace

À mes parents

À **mon mari** pour le soutien continu dont il a

toujours fait preuve

À mes chers enfants Arwa Hadil et Sohaib

À ma famille, ma belle-famille et tous mes amis

## Remerciement

Avant tout, on remercie Allah le tout puissant et miséricordieux, qui m'a donné la force et la patience pour accomplir ce projet.

Je tiens à remercier **Mr Kholkhal Mourad** d'avoir accepté de m'encadrer, pour la qualité de son encadrement, sa patience, ses précieux conseils et ses encouragements qui ont contribué efficacement à l'avancement de ce travail.

J'exprime mes sincères remerciements à **Mr Debbal Sidi Mohammed** pour l'honneur qu'il me fait en acceptant de présider le jury de soutenance.

Je remercie également **Madame HABIBES Naïma** pour l'intérêt qu'elle a porté à ce travail en acceptant de l'examiner et pour tous ses efforts pour soutenir les étudiants durant cette formation .

Je remercie également tous les professeurs et les enseignants qui nous ont apporté leurs connaissances et leurs soutiens durant toute notre formation.

## Résumé

Le sommeil est une fonction physiologique indispensable dans la vie humaine. Il joue un rôle incontournable dans la santé physique et morale.

Le but de ce projet de fin d'étude est de développer un tel système d'aide au diagnostic de ces pathologies. Le système est basé sur l'extraction des indices d'intérêt clinique des signaux physiologiques et électrophysiologiques et d'utiliser les techniques de l'intelligence artificielle pour classer les différents stades et pathologies. Les signaux EEG étaient décomposés à leurs composantes fréquentielles à l'aide de la TOD. Des paramètres statistiques ont été calculés pour chaque niveau de décomposition. Ces paramètres présentent le vecteur d'entrée pour les différents classificateurs tels que l'arbre de décision, le classificateur Bayésien, le réseau de neurones et le SVM. Les résultats obtenus ont montré que le réseau de neurones et le SVM de type gaussien ont le taux de classification le plus élevé parmi ces différents types de classificateurs.

**Mots clé :** sommeil, signaux électrophysiologiques, transformée en ondelettes, intelligence artificielle.

## Abstract

Sleep is an essential physiological function. It plays an essential role in physical and moral health. The goal of this master thesis is to develop an aid- diagnostic system for these pathologies. The system is based on extracting indices of clinical interest from physiological and electrophysiological signals and using artificial intelligence techniques to classify the different sleep's stages and pathologies. The EEG signals were decomposed into their frequency components using wavelet transform (DWT). Then, statistical parameters were calculated for each level of decomposition. These parameters present the input vector for the different classifiers such as the decision tree, the Bayesian classifier, the neural network and the SVM classifier. The obtained results show that the neural network and the SVM classifiers have the highest classification precision among these different types of classifiers.

**Keywords:** sleep, electrophysiological signals, wavelet transform, artificial intelligence.

## ملخص

النوم وظيفة فسيولوجية أساسية في حياة الإنسان. يلعب دوراً أساسياً في الصحة البدنية والمعنوية.

الهدف من مشروع نهاية الدراسة هذا هو تطوير نظام مساعدة تشخيصي لهذه الأمراض. يعتمد النظام على استخلاص مؤشرات الاهتمام الإكلينيكي من الإشارات الفسيولوجية والكهربية واستخدام تقنيات الذكاء الاصطناعي لتصنيف المراحل والأمراض المختلفة.

تم تحليل إشارات EEG إلى مكونات ترددها باستخدام TOD. تم حساب المعلمات الإحصائية لكل مستوى من مستويات تحليل. تقدم هذه المعلمات متجه الإدخال للمصنفات المختلفة مثل شجرة القرار ومصنف بايزي والشبكة العصبية و SVM. أظهرت النتائج التي تم الحصول عليها أن الشبكة العصبية والنوع SVM لهما أعلى معدل تصنيف بين هذه الأنواع المختلفة من المصنفات.

**الكلمات المفتاحية:** النوم ، الإشارات الفيزيولوجية الكهربائية ، التحويل المويجي ، الذكاء الاصطناعي.

## **Introduction générale.**

Le sommeil est une fonction physiologique indispensable dans la vie humaine. Il joue un rôle incontournable dans la santé physique et morale. Il a aussi un rôle dans la cognition et les émotions. C'est raison pour laquelle, les troubles de sommeil affectent la qualité de vie des patients. Les maladies du sommeil, telles que la narcolepsie et le syndrome d'apnée du sommeil et d'hypopnée, peuvent entraîner une somnolence diurne, une hypertension artérielle, une irritabilité cardiovasculaire et même la mort.

Par conséquent, la surveillance et l'analyse du sommeil sont deux tâches importantes. Elles sont accomplies par un médecin spécialiste.

En effet, Le sommeil est constitué de deux grandes phases : la phase du sommeil lent et la phase du sommeil paradoxal. Ces deux phases s'alternent de manière cyclique, avec 4 à 6 cycles par nuit. Chaque cycle est de 90 à 110 minutes. L'analyse de ces deux phases permet de distinguer le sommeil physiologique normal des cas pathologiques tel que l'insomnie et l'hypersomnie. Cette analyse repose sur l'utilisation du polysomnogrammes qui se compose d'un électroencéphalogramme (EEG), d'un électrooculogramme (EOG), d'un électromyogramme (EMG) et d'un électrocardiogramme (ECG).

L'analyse manuelle de ces signaux est une tâche ennuyante, couteuse et subjective. Ceci implique la nécessité de développer un système automatique capable de segmenter les différents stades du sommeil et de classifier les différents troubles de sommeil. Le but de ce projet de fin d'étude est de développer un tel système d'aide au diagnostic de ces pathologies. Le système est basé sur l'extraction des indices d'intérêt clinique des signaux physiologiques et électrophysiologiques et d'utiliser les technique de l'intelligence artificielle pour classifier les différents stades et pathologies.

Ce manuscrit est organisé comme suite :

Dans le premier chapitre, les notions de base seront données afin de comprendre la physiologie du sommeil. Le chapitre décrit aussi les différentes pathologies liées au sommeil ainsi que leurs influences sur le signal EEG.

Le deuxième chapitre est consacré pour étudier ces différentes techniques utilisées pour extraire les paramètres d'intérêt clinique qui peuvent être utilisés pour différencier les stades de sommeil ainsi que ses pathologies. Les méthodes fréquentielles, temps-fréquence et non linéaires seront discutées.

Dans le troisième chapitres, l'extraction des paramètres serai faite et la classification des différents stades et troubles de sommeil serait accomplie en utilisant les différentes techniques de l'intelligence artificielle.

Nous finirons notre mémoire du PFE par une conclusion générale et des perspectives.

## 1.1 Introduction

Le sommeil est une fonction biologique essentielle, mais sa fonction exacte n'est pas claire. Malgré les grands progrès de la recherche sur le sommeil, les réponses à des questions fondamentales telles que ce qu'est le sommeil et pourquoi il se produit restent insaisissables. La privation de sommeil est clairement préjudiciable ; il a été démontré expérimentalement que la privation de sommeil provoque une somnolence diurne et une altération des performances, de la vigilance, de l'attention, de l'humeur, de la concentration et de la mémoire, ainsi que des effets métaboliques, hormonaux et immunologiques.

En effet, le sommeil est constitué de plusieurs stades. Les durées de ces stades ainsi que les différents phénomènes associés à ces stades ont une influence critique sur la qualité du sommeil.

Un bon diagnostic des pathologies du sommeil nécessite une analyse perdante et précise de ces stades.

Ce chapitre est consacré pour comprendre la physiologie du sommeil ainsi que les différents signaux électrophysiologiques utilisés pour l'analyser.

## 1.2 Les signaux électrophysiologiques.

### 1.2.1 L'électroencéphalogramme.

#### 1.2.1.1. Anatomie de l'encéphale.

L'encéphale est l'organe responsable de la décision, les émotions, l'intelligence, le comportement, la mémoire et le contrôle des mouvements volontaires et involontaires [1]. Il est formé de quatre grandes régions : le tronc cérébral, le diencéphale, le cervelet et le cerveau (Fig. 1.1).

**Le tronc cérébral** est formé du bulbe rachidien, de la protubérance et du mésencéphale. Il constitue un prolongement de la moelle épinière. Il assure les fonctions régulatrices notamment sur le plan sensitif avec la perception de la douleur, végétatif avec la régulation du rythme cardiaque et de la fonction respiratoire. Il donne aussi naissance à de nombreux nerfs assurant des fonctions au niveau de la tête, notamment sensorielles. **Le diencéphale**, situé au-dessus du tronc cérébral, est formé, en grande partie, du thalamus et de l'hypothalamus. Il relie l'information sensorielle entre les régions du cerveau et contrôle de nombreuses fonctions autonomes du système nerveux périphérique. Il relie également les structures du système endocrinien au système nerveux et travaille en conjonction avec les structures du système limbique pour générer et gérer les émotions et les souvenirs. **Le cerveau** chapeaute le diencéphale. Il est constitué de deux moitiés, gauche et droite, appelées hémisphères cérébraux. Sous le cerveau et derrière le tronc cérébral se trouve **le cervelet** qui intervient dans le **contrôle des mouvements** et dans des **processus cognitifs** qui nécessitent une coordination. Il joue un rôle important dans les apprentissages pavloviens.

Les régions inférieures de l'encéphale tel que le tronc cérébral, les noyaux gris centraux et le cervelet, contrôlent la plupart des activités corporelles inconscientes telle que la régulation de la pression artérielle, de la fréquence respiratoire, du tonus musculaire. Il assure aussi la coordination des mouvements corporels inconscients tels la posture et l'équilibre. Les régions supérieures intègrent les activités conscientes, traitent et emmagasinent l'information (l'apprentissage et la mémoire), et fournit les circuits nécessaires aux processus de la pensée abstraite [2].

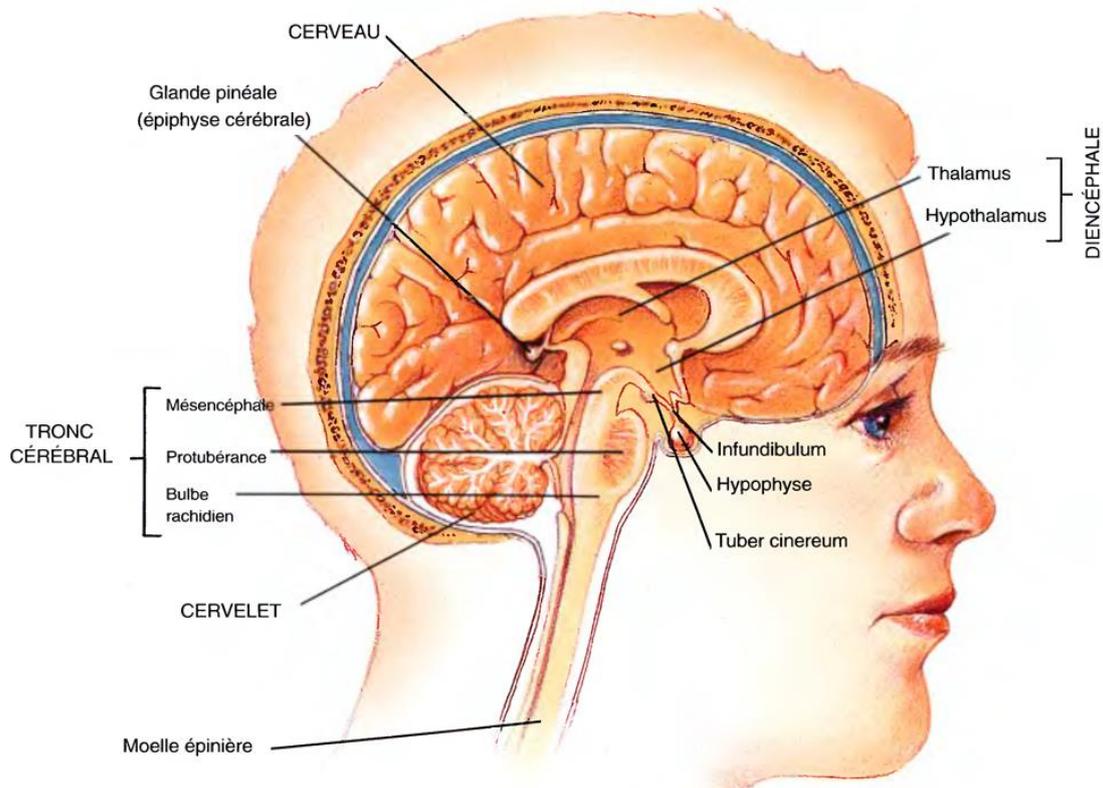


Figure 1.1. Coupe sagittale de la région médiale de l'encéphale.

### 1.2.1.2 Le potentiel d'action.

Une grandeur électrophysiologique est produite grâce au potentiel d'action. Le potentiel d'action est la différence de potentiel causée par la dépolarisation et la repolarisation de la cellule. Au repos, la cellule est polarisée (l'extérieur de la cellule est chargé positivement alors que son intérieur est chargé négativement). (Potentiel de repos). Si une stimulation directe ou indirecte provoque la cellule, la polarisation de la cellule change progressivement : l'intérieur de la cellule devient positivement chargé et son extérieur est négativement chargé. Une fois la dépolarisation complète est atteinte, la repolarisation se produit en permettant à la cellule de revenir à son état de repos. Une stimulation aura lieu si elle dépasse le seuil d'excitation et elle est produite

hors la période réfractaire. En effet, si l'intervalle qui sépare deux stimulations est très court, un nouveau potentiel d'action ne pourra être déclenché. Cette caractéristique joue un rôle essentiel dans la propagation du potentiel d'action. Le déplacement des ions produit un courant électrique et par conséquent une tension électrique qui peut être mesurée à l'aide des électrodes convenablement placées sur le corps humain.

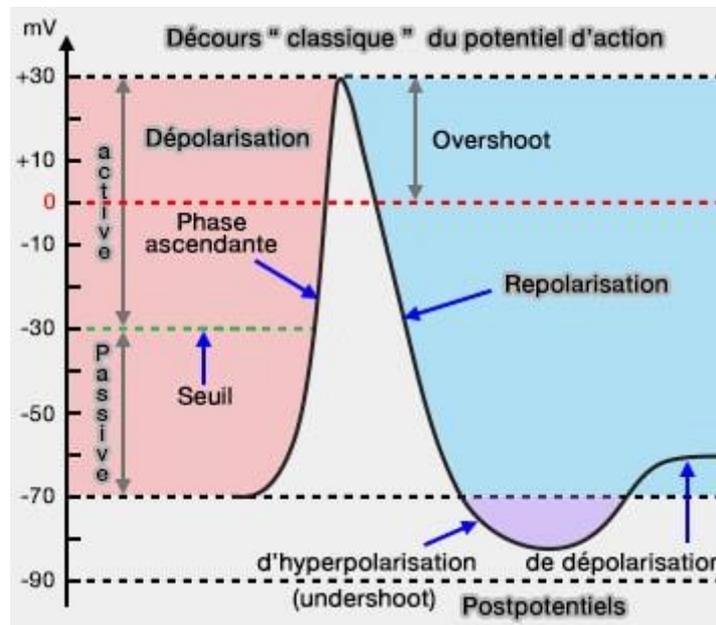


Figure 1.2. le potentiel d'action [3]

### 1.2.1.3 L'emplacement des électrodes.

L'enregistrement du signal électroencéphalogramme (EEG) de routine utilise 21 positions d'électrodes du cuir chevelu. Ceux-ci sont placés selon le système international 10-20 (Fig. 1.3 et Fig. 1.4). Ce système est largement utilisé pour garantir la reproductibilité des enregistrements EEG. Ce système est basé sur la relation entre l'emplacement d'une électrode et la zone sous-jacente du cortex cérébral. Les "10" et "20" font référence au fait que les distances réelles entre les électrodes adjacentes représentent 10% ou 20% de la distance totale entre le crâne et l'avant-arrière ou entre la droite et la gauche.

Comme illustré sur les figures 1.3 et 1.4, chaque électrode d'enregistrement est nommée avec une lettre indiquant la région de tête (les lobes) et un nombre indiquant le côté de la tête. Les lettres F, T, P et O signifient respectivement le lobe : frontal, temporal, central, pariétal et occipital. La lettre C indique la région centrale. Une électrode de référence notée "z" est placée sur la ligne médiane.

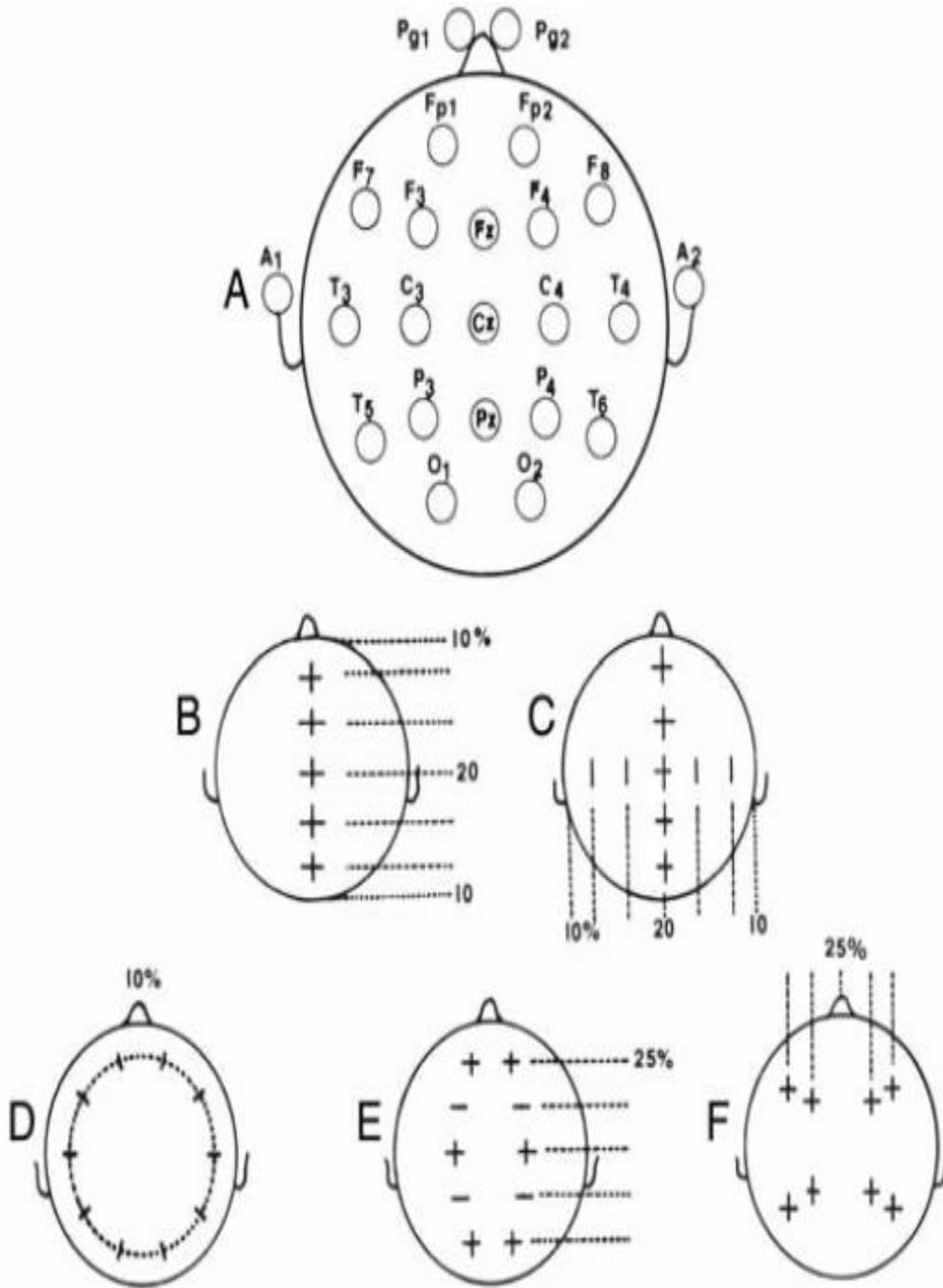


Figure 1.3. Le système international 10-20

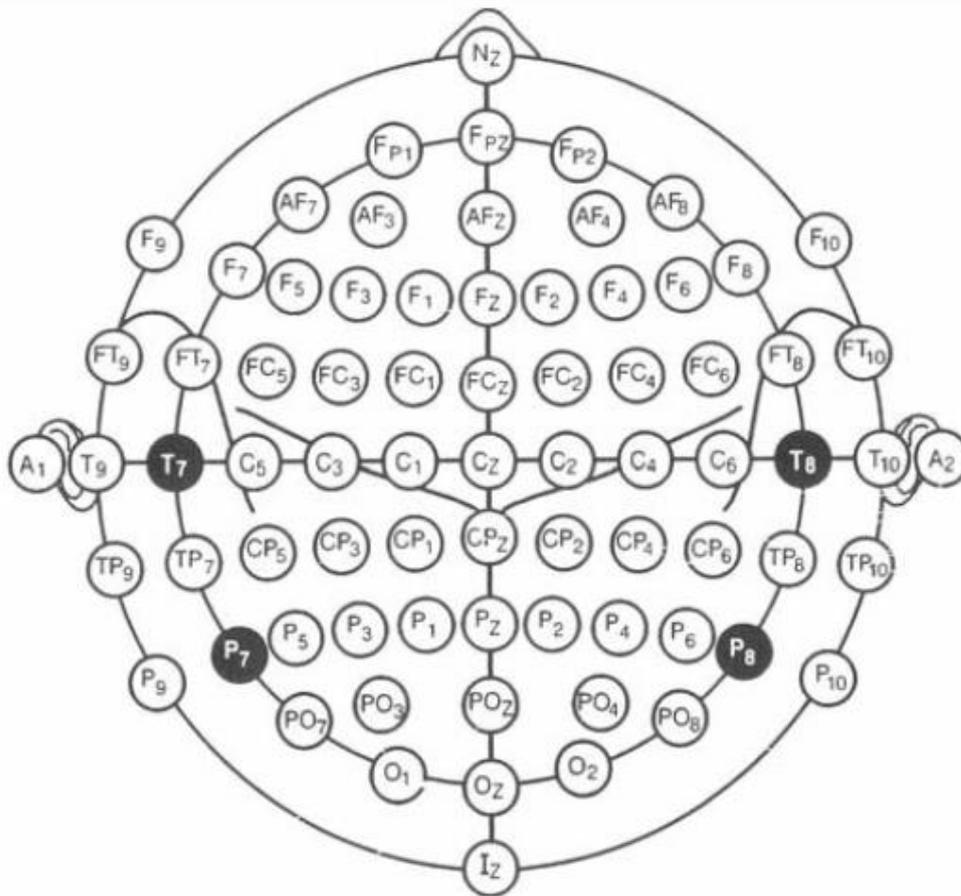


Figure 1.4. L'emplacement des électrodes dans système international 10-20

Les mesures sont effectuées séquentiellement comme suit :

La distance médiane entre l'inion et le nasion est mesurée. Commenant à 10 % de la distance totale au-dessus du inion (ou nasion), une première position est marquée avec un crayon de cire. Ensuite, trois autres marques sont placées à des intervalles de 20 % de la distance totale « nasion à inion » pour établir les positions pour Fz, Cz et Pz (Fig 1.3).

La distance coronale entre les points d'intersection des pré-auriculaires gauche et droit avec Cz est mesurée. Points à 20 % et 40% de la distance totale sont alors placés de Cz à gauche et à droite pour marquer les positions pour C3, C4, T7 et T8.

La distance autour de la tête qui passe par T7, T8, et les points 10 % au-dessus de l'inion et du nasion sont mesurés. Une fois cette mesure obtenue, Fp1 se place à 5% de la distance totale sur la ligne circonférentielle à gauche de la ligne médiane. Ensuite, les marques sont placées à des intervalles de 10 % de la distance totale autour de la tête avec la dernière marque au Position Fp2. Ces marques établissent les positions pour F7, T7, P7, O1, O2, P8, T8, F8 et Fp2.

La distance avant-arrière de Fp1 et Fp2 passant par C3 et C4 jusqu'à O1 et O2 respectivement, est mesurée de chaque côté. A mi-distance entre Fp1 et C3 à gauche, et Fp2 et C4 à droite, les positions F3 et F4 sont marquées, respectivement. De même, les points médians entre C3 et O1 à gauche, et C4 et O2 à droite donnent les positions P3 et P4.

Ensuite, les mesures sont prises de F7 à F8 en passant par Fz pour définir les coordonnées transversales de F3 au milieu entre F3 et Fz, et pour F4 à mi-chemin entre Fz et F8. De même, les mesures de T5 à T6 en passant par Pz localisent les coordonnées transversales de P3 à mi-chemin entre T5 et Pz et pour P4 à mi-chemin entre Pz et T6.

#### 1.2.1.4 Les caractéristiques temporelles et fréquentielles du signal EEG.

Le signal EEG correspond à l'enregistrement de l'activité cérébrale. Il est constitué de plusieurs activités oscillatoires électriques appelées rythmes. Chacun de ces rythmes est caractérisé par son amplitude, fréquence, localisation et réactivité.

##### *Le rythme alpha.*

Le rythme alpha est le point de départ pour interpréter le signal EEG. Il est clairement enregistré dans la moitié postérieure de la tête notamment dans les régions occipitales, pariétale et temporales postérieures. Ce rythme peut être occasionnellement enregistré par les dérivations frontales supérieures F3 et F4.

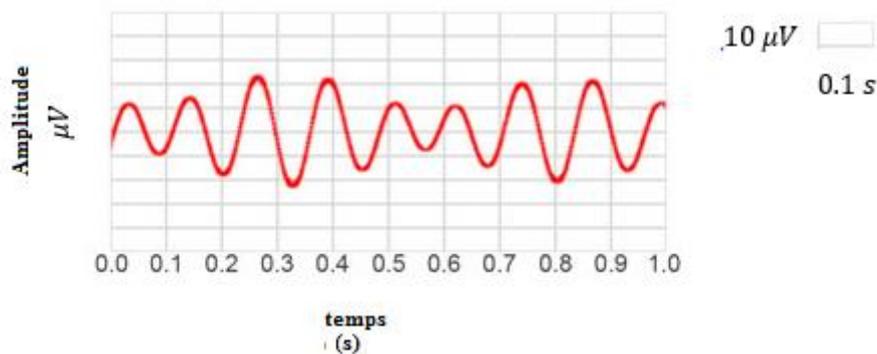


Figure 1.5. Le rythme alpha

Le rythme alpha est mieux localisé lorsque les yeux sont fermés et pendant les périodes de l'inactivité mentale et physique. L'atténuation de ce rythme est observée en réponse à l'ouverture des yeux. Cette atténuation est aussi observée avec d'autres formes de stimulation telle que la cognition.

Ce rythme a une bande fréquentielle qui varie de 4 à 13 Hz. En effet, la fréquence du rythme alpha dépend de plusieurs facteurs. Elle est couplée au flux sanguin. Elle diminue lorsque ce dernier est réduit. Par contre, elle augmente de 1 à 2 Hz en raison de l'augmentation du débit cardiaque et l'amélioration du flux sanguin cérébral [4].

L'âge est un autre facteur qui influe énormément sur la fréquence du rythme alpha. Pour un bébé de 4 mois, cette fréquence est de 4 Hz. Elle atteint 6 Hz à l'âge de 12 mois. Elle est de l'ordre de 8 Hz pour un enfant de 3 ans. Elle est de 10 Hz à l'âge de 10 ans. La fréquence atteint ses valeurs maximales vers l'âge de 20 ans et diminue lentement. Les variations avec l'âge sont relativement faibles : autour de 1 Hz, de sorte que toute diminution des rythmes alpha occipitaux en dessous de 7,5 Hz doit être considérée comme anormale [5].

La morphologie de l'onde alpha est typiquement arrondie ou sinusoïdale. Son amplitude est moyennement grande, de 30 à 50 microvolts. La tension émotionnelle atténue l'amplitude de l'onde alpha. L'amplitude des ondes alpha dépend aussi de la localisation des électrodes. Pour un enregistrement EEG pris par les électrodes placées sur l'hémisphère droit, l'amplitude de ces ondes est comprise entre 20 et 60  $\mu V$ . En utilisant la dérivation P4-O2, des amplitudes normales de 15 à 45  $\mu V$ . Les amplitudes les plus élevées sont remarquées lorsque le rythme alpha est lent.

Le rythme alpha a une réactivité avec les événements qui peuvent être spécifiques. La plus connue est la réactivité à l'ouverture des yeux du rythme alpha postérieur. Le degré de cette réactivité varie ; le rythme alpha peut être complètement bloqué, supprimé ou atténué. Cette réactivité peut avoir lieu même pour une lumière plutôt faible. L'effet bloquant ou atténuant a été noté chez des sujets effectuant un calcul mental. Cet effet augmente lorsque l'activité mentale accrue mais il reste moins prononcé que celui du à l'ouverture des yeux. De même, un degré supérieur de la vigilance atténue ou supprime le rythme alpha. Le rythme alpha disparaît avec la première approche de la somnolence. A ce stade, les ondes alpha deviennent moins nombreuses et moins continues.

### ***Le rythme mu.***

C'est un rythme similaire au rythme alpha en terme d'amplitude et de fréquence. C'est la raison pour laquelle ce rythme est souvent appelé rythme alpha-variant. Sa signification physiologique et sa topologie sont très différentes de celles du rythme alpha. Il est utilisé pour étudier l'activité motrice générale. Il se produit généralement sur des courtes durées. Il est mieux détectable en utilisant les dérivations C3 et C4.

Les fréquences de rythme mu sont légèrement supérieures à celles du rythme alpha. Sa bande fréquentielle est de 9 à 11 Hz. Un rythme mu de moins de 8 Hz est probablement une légère anomalie.

Le rythme mu est bloqué par les mouvements volontaires, involontaires et réflexifs. Ce blocage apparaît avant le début de la contraction musculaire.

Si les crises dus à une épilepsie bénigne de l'enfant à pointes rolandiques (centro-temporales) semblent être sous contrôle, un rythme mu se développe progressivement.

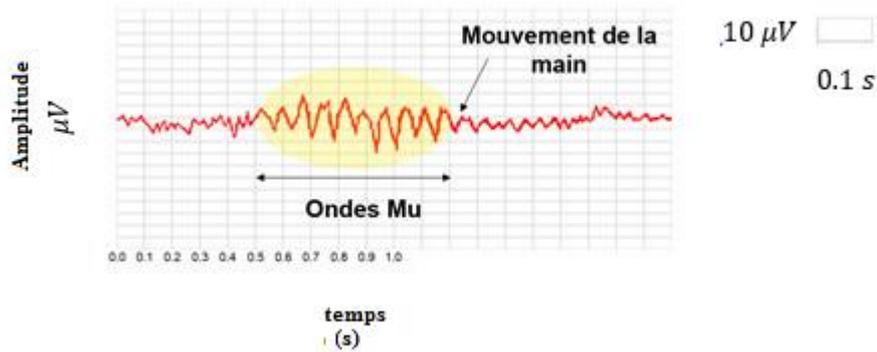


Figure 1.6. Le rythme mu

### Le rythme bêta.

Les ondes bêta sont enregistrées habituellement durant les périodes d'activité mentale et sensorielle. Elles sont mieux détectables dans les régions centrales et frontales. Elles sont enregistrées dans la plupart des signaux EEG chez un adulte normal. Leur fréquence varie de 14 à 30 Hz. Le rythme bêta frontal peut dépasser 30 Hz en particulier pendant le sommeil. Il peut atteindre 30 à 40 Hz lorsque le patient s'endort. Les amplitudes de ce rythme sont inférieures à 25. Les amplitudes supérieures à 25  $\mu V$  sont anormales et celles qui dépassent 30  $\mu V$  sont inhabituelles.

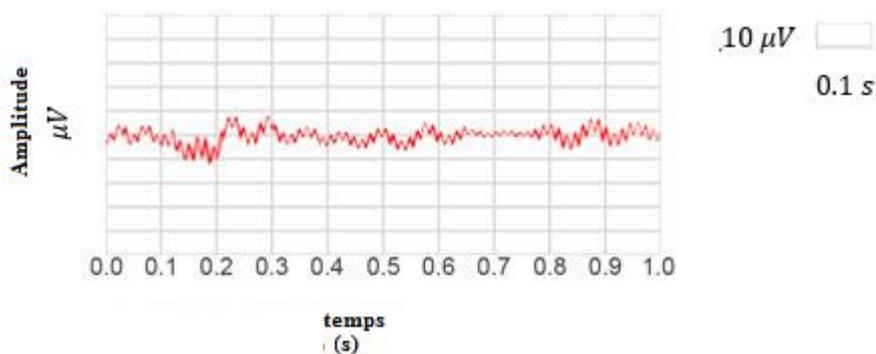


Figure 1.7. Le rythme bêta.

Le rythme bêta peut être bloqué par une activité motrice ou une stimulation tactile. Il peut être aussi bloqué par l'utilisation de certains médicaments tels que les benzodiazépines<sup>1</sup> et barbituriques<sup>2</sup>.

<sup>1</sup> Sont généralement prescrites pour soulager l'anxiété, le stress ou l'insomnie.

<sup>2</sup> Substances de synthèse agissant comme des déprimeurs de l'activité du système nerveux central

**Le rythme thêta.**

Selon la nomenclature internationale [6], la bande fréquentielle des ondes thêta est comprise entre 4 à 8 Hz. Elles proviennent de la région occipitale ou vertex pendant un état de vigilance maximale. Elles interviennent également dans les fonctions mémorielles car elles sont fortement liées aux émotions.

Les fréquences thêta et les rythmes thêta jouent cependant un rôle important dans la petite enfance et l'enfance, ainsi que dans les états de somnolence et sommeil. Avec l'âge, la proportion d'ondes thêta diminue.

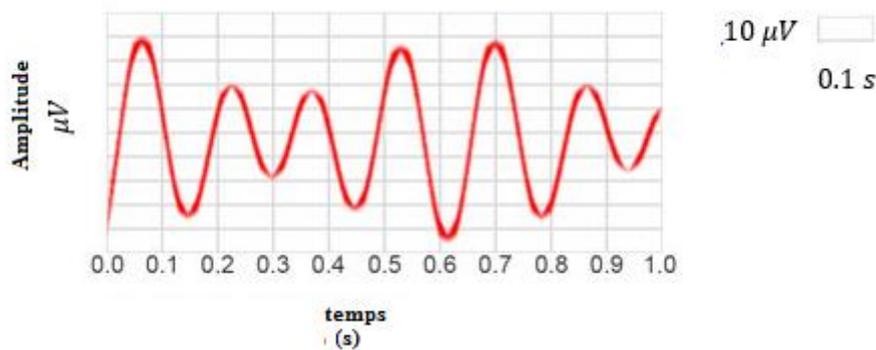


Figure 1.8. Le rythme thêta.

L'activité thêta normale ne doit pas être confondue avec les ondes thêta pathologiques, décrites comme un ralentissement de l'activité alpha, exprimée lors de la réduction du débit sanguin cérébral [7] ou des encéphalopathies métaboliques [8].

**Le rythme sigma**

L'activité sigma porte plusieurs noms dans la littérature française tant qu'anglaise : bandes sigma, fuseaux sigma, trains d'ondes sigma, sigma spikes, sleep spindles,...

Les fuseaux sigma sont des ondes EEG transitoires d'une fréquence d'environ 12 à 15 Hz. Il s'agit d'une brusque augmentation de l'activité électroencéphalographique sur une courte période d'ordre de 0.5 à 2 secondes. Ils se produisent pendant le sommeil.

Les ondes sigma se proviennent d'oscillations spécifiques du potentiel membranaire des neurones thalamiques et thalamo-corticaux. Elles contiennent deux rythmes distincts. Le premier rythme se présente sous forme des ondes croissantes puis décroissantes de 7 à 14 Hz produites dans des séquences de 1 à 2 secondes. Le deuxième rythme est lent, généralement de 0.2 à 0.5 Hz.

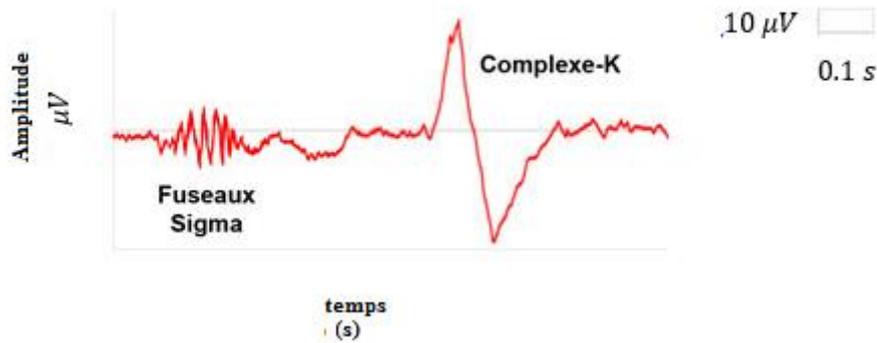


Figure 1.9. Les fuseaux sigma.

Les ondes sigma se produisent pendant le sommeil afin de permettre à l'hippocampe de se préparer à une nouvelle période d'apprentissage à l'éveil. Elles sont en corrélation avec le blocage des stimuli entrants sur le chemin vers le cortex. Leur fréquence se chevauche avec celle des ondes alpha alors que leur mécanisme comportemental est différent de celui du rythme alpha. Les ondes alpha se produisent à l'éveil détendu alors que les ondes sigma prennent naissance pendant l'inconscience.

#### **Le rythme gamma.**

Le rythme gamma correspond à l'activité consciente lorsque l'attention est portée sur un stimulus particulier. Il est donc lié à un état de traitement actif de l'information du cortex. Les ondes gamma ont une fréquence élevée, de l'ordre de 30 à 120 Hz. C'est la raison pour laquelle des mesures spéciales doivent être prises pour éviter leur filtrage avec le bruit de 50/60 Hz ainsi que les bruits dus à l'activité musculaire. Leur amplitude est légèrement supérieure à celle du rythme bêta.

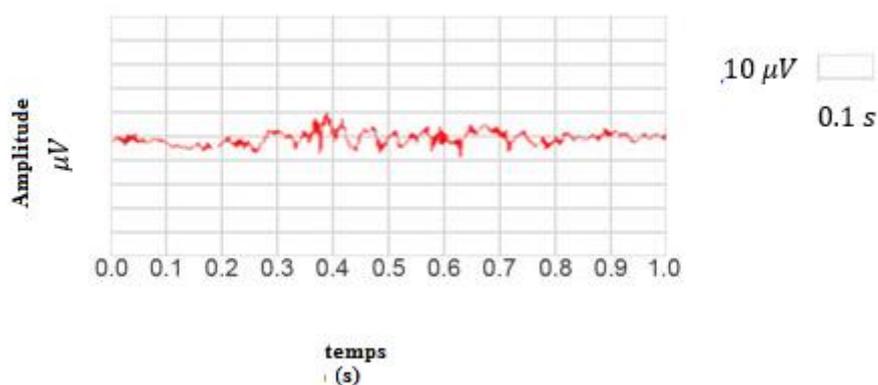


Figure 1.10. Le rythme gamma.

### Le rythme delta

Les ondes delta caractérisent les périodes du sommeil lent. Elles sont également associées à la consolidation mémorielle ou à la gestion hormonale. Elles proviennent du thalamus et du cortex. Elles sont bloquées lors de l'ouverture des yeux. Elles peuvent coexister avec les ondes alpha dans la région occipitale.

La fréquence des ondes delta est comprise entre 0.5 et 4 Hz. Leur durée est de 0.2 à 0.4 secondes. L'amplitude des ondes delta peut atteindre 200  $\mu V$ .

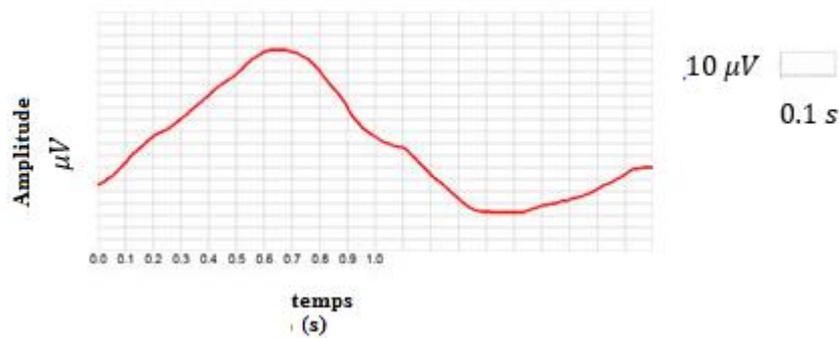


Figure 1.11. Le rythme delta

## 1.2.2 L'électrocardiogramme (ECG)

### 1.2.2.1 L'origine du signal ECG.

Le stimulateur cardiaque naturel est une petite masse de cellules musculaires cardiaques spécialisées appelée **nœud sino-auriculaire (SA)**. Le nœud SA génère des impulsions électriques qui traversent des voies de conduction spécialisées dans l'oreillette (Fig. 1.12). À la suite de cette activation électrique, le muscle auriculaire se contracte pour pomper le sang des oreillettes à travers les deux **valves auriculo-ventriculaires** dans les ventricules.

Tout en provoquant la contraction du muscle auriculaire, cette impulsion électrique continue de se déplacer et atteint finalement un autre groupe spécialisé de cellules appelé le nœud auriculo-ventriculaire (AV). Dans le nœud AV, l'impulsion électrique est retardée d'environ 100 ms avant d'arriver au **faisceau de HIS** et à ses deux divisions principales, les branches de faisceau droit et gauche. Ces branches pénètrent ensuite dans le **système de Purkinje**, qui conduit l'impulsion électrique vers la paroi interne des ventricules, provoquant la contraction des ventricules et le pompage du sang du ventricule droit vers le poumon et du ventricule gauche vers le reste du corps. Le délai de l'impulsion électrique dans le nœud AV permet au sang d'être vidé des oreillettes vers les ventricules avant la contraction ventriculaire. Cette contraction coordonnée des oreillettes et des ventricules maximise le débit de la contraction cardiaque. La figure

1.13 montre le délai de la stimulation électrique atteignant différents emplacements de la voie de conduction cardiaque.

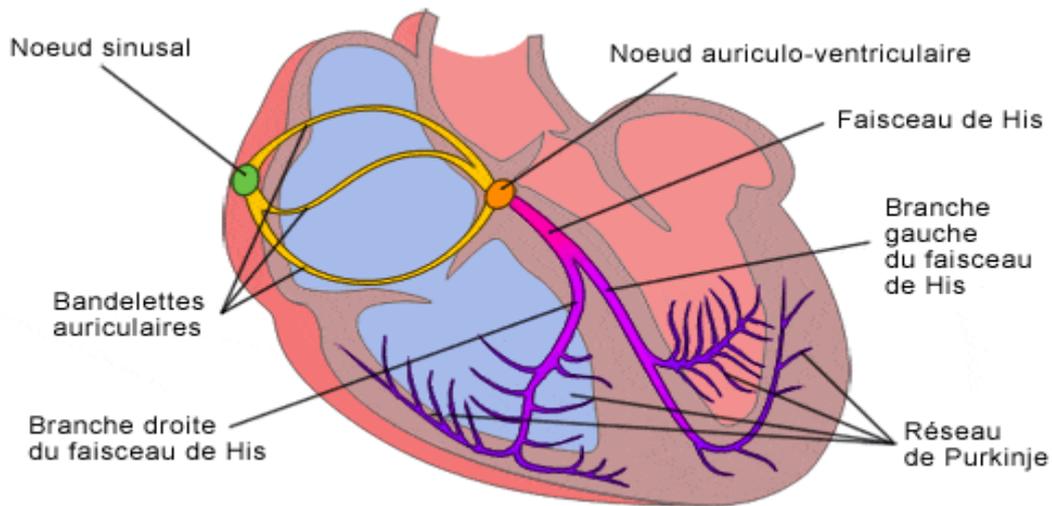


Figure 1.12. Les voies de conduction électrique du cœur [9].

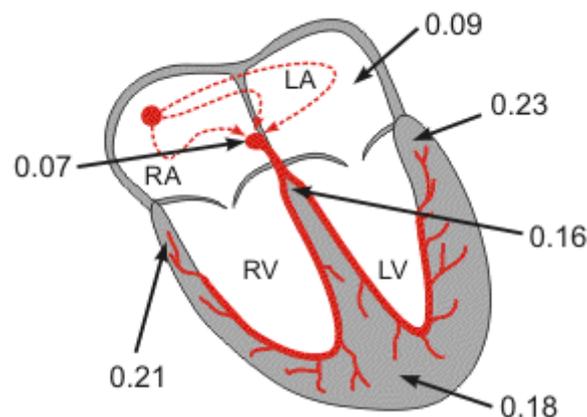


Figure 1.13. Délai de la conduction cardiaque (en seconde) [10].

La contraction et la relaxation du cœur dues à la polarisation et à la dépolarisation synchronisées des cellules des muscles cardiaques produisent un courant électrique qui se propage du cœur à toutes les parties du corps. La propagation de ce courant crée des différences de potentiel à divers endroits sur le corps. La figure 1.14 montre un potentiel d'action typique tracé en fonction du temps obtenu à partir d'une paire d'électrodes placées sur un faisceau de fibres musculaires ventriculaires sous une activité cardiaque normale. Il montre une dépolarisation rapide (contraction) puis une repolarisation lente (relaxation) de la fibre musculaire. Comme de nombreux faisceaux de fibres se contractent et se relâchent à des moments légèrement différents au cours d'un cycle cardiaque, le résultat de ces potentiels électriques forme un vecteur cardiaque d'amplitude variable se déplaçant en trois dimensions avec le temps. La différence de potentiel mesurée à l'aide d'une paire d'électrodes placées à la surface du corps est la projection du vecteur cardiaque sur la ligne joignant les deux électrodes. La forme

d'onde obtenue en traçant cette différence de potentiel entre une paire d'électrodes placées de part et d'autre du cœur en fonction du temps est appelée électrocardiogramme (ou ECG).

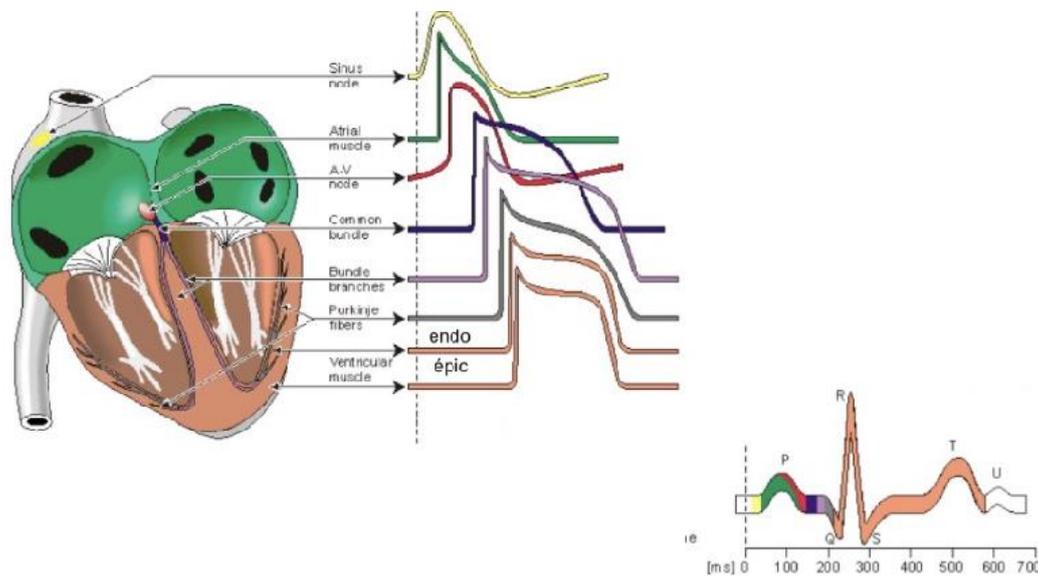


Figure 1.14. Potentiels d'action et signal ECG [11].

#### 1.2.2.2 Les caractéristiques temporelles et fréquentielles du signal ECG.

Le signal ECG est constitué d'une succession des ondes note P, QRS et T. Chacune de ces ondes correspond à une activité physiologique spécifique du cœur. L'onde P représente la dépolarisation auriculaire, le complexe QRS la dépolarisation ventriculaire et l'onde T la repolarisation ventriculaire.

Un changement de la forme, de la durée de ces ondes ou de la durée des différents intervalles entre ces ondes peuvent indiquer la présence d'une anomalie cardiaque.

Le signal ECG a une bande fréquentielle allant jusqu'à 150 Hz. Dans le cas d'une occlusion aigue de l'artère coronaire, cette bande varie de 150 à 250 Hz.

Le complexe QRS se situe principalement dans la plage de 8 (DC) à 20 Hz. La fréquence de ce complexe peut dépasser 70 Hz dans le cas d'une conduction ventriculaire anormale. Sa durée normale est comprise entre 0.04 et 0.12s. L'onde T a une fréquence allant de 0 à 10 Hz. L'onde P est caractérisée par des fréquences de 5 à 30 Hz. Sa durée normale est de l'ordre de 0.1s alors que son amplitude est inférieure ou égal à 0.3 mV.

L'extraction des paramètres temporels et fréquentiels nécessite la détection des pics R. Une fois ces pics sont détectés, le signal traduisant la variabilité du rythme cardiaque (VCR) peut être généré. Le signal VCR désigne les fluctuations entre les intervalles RR et de la fréquence cardiaque instantanée.

Les paramètres temporels et fréquentiels sont simples et faciles à calculer. Ils ont une importance majeure puisqu'ils donnent des indications non seulement sur l'activité cardiaque mais aussi sur le système respiratoire, la pression artérielle et le système nerveux autonome. Ils seront étudiés dans le deuxième chapitre.

### **1.2.3. Électro-oculogramme (EOG)**

Le signal EOG mesure les mouvements du globe oculaire. Il s'agit d'un signal électrophysiologique généré du fait que la cornée et la rétine forment un dipôle électrique, la cornée étant positive par rapport à la rétine. Cette différence de potentiels est mesurée à l'aide de deux électrodes : une placée au canthus externe et l'autre au canthus interne ou sur le front.

Lorsque l'œil ne bouge pas, le changement de position relative est nul et les dérivations oculaires n'enregistrent aucun signal. Lors de tout mouvement oculaire, la cornée se déplace vers une électrode, tandis que la rétine s'en éloigne. Lorsque l'œil se déplace vers la droite, la cornée positivement chargée se rapproche de l'une des électrodes rendant ainsi cette électrode plus positive que l'autre. L'inverse se produit lorsque l'œil se déplace vers la gauche.

Les mouvements oculaires à roulement lent (SREM) se produisent pendant la somnolence et le sommeil léger et sont enregistrés sous forme de longues ondes douces, tandis que les mouvements saccadés rapides sont représentés par des ondes rapides aux contours nets. Le clignement des yeux produit des mouvements verticaux rapides. Pendant le sommeil paradoxal, les mouvements oculaires redeviennent actifs et saccadés. L'intensité des bouffées d'activité est utilisée pour décrire la densité du sommeil paradoxal [12].

### **1.2.4. Électromyogramme (EMG).**

Le signal EMG mesure l'activité électrique générée par les fibres musculaires. Aucune activité électrique n'est générée pendant le repos musculaire. Si une contraction a lieu, une tension électrique est mesurée à l'aide des électrodes. Cette tension porte des informations sur l'habileté du muscle à répondre aux stimuli nerveux. Le signal EMG peut être mesuré à l'aide des électrodes à aiguilles ou des électrodes de surface.

L'amplitude du signal EMG est aléatoire par sa nature, mais généralement elle est comprise entre 0 et 10  $\mu V$  crêtes à crête. La fréquence d'un signal EMG est comprise entre 0 et 500 Hz. Cependant, l'énergie utilisable du signal EMG est dominante entre 50 et 150 Hz.

### **1.2.5. La polysomnographie (PSG).**

#### **1.2.5.1. Définition.**

La PSG est la technique définie comme l'enregistrement, l'analyse et l'interprétation d'un ensemble des paramètres physiologiques et électrophysiologiques pendant le sommeil. Elle est utilisée pour évaluer toute anomalie suspectée liée au sommeil et la physiologie

d'éveil. Elle permet une analyse minutieuse des paramètres physiologiques afin d'aboutir à un diagnostic précis et complet.

La PSG permet de sélectionner les canaux à surveiller. Elle permet au manipulateur de sélectionner les dérivations des électrodes, la sensibilité, les paramètres de filtre, l'étiquette, la couleur et les propriétés d'analyse pour chaque canal et de personnaliser les paramètres

#### 1.2.5.2 L'enregistrement PSG.

##### *Les signaux électrophysiologiques.*

Le PSG contient les signaux électrophysiologiques EEG, ECG, EOG et EMG décrits auparavant. Une attention particulière doit être portée et l'intégrité des électrodes et leurs spécifications. L'impédance peau-électrodes doit être inférieure à 5 K $\Omega$  afin d'avoir des résultats optimaux. Les sites des électrodes doivent être correctement préparés en utilisant un gel dans le but de garder l'impédance peau-électrodes à des valeurs minimales. Les électrodes doivent être soigneusement placées. Pour acquérir les signaux EEG, l'AASM recommande d'utiliser F4/M1 pour enregistrer l'activité EEG frontale (avec F3/M2 en secours), C4/M1 pour l'enregistrement de l'activité EEG centrale (avec C3/M2 en secours) et O2/M1 pour l'enregistrement de l'EEG occipital activité (avec O1/M2 en secours) [13].

La PSG utilise thorax inférieur gauche afin d'obtenir la dérivation II modifiée. Une électrode supplémentaire placée légèrement en dessous de la clavicule gauche permet d'enregistrer les dérivations I généralement une configuration modifiée de la dérivation II d'ECG pour enregistrer l'activité électrique du cœur. Une électrode est placée légèrement en dessous de la clavicule droite et l'autre sur le et dérivation III modifiées.

Pour les enregistrements EOG, l'AASM recommande de placer l'électrode EOG à un 1 cm directement au-dessus du canthus externe droit et la deuxième électrode EOG à un 1 cm directement sous l'électrode externe canthus gauche.

Deux types des enregistrements EMG sont utilisés : l'EMG mentonnier et l'EMG des muscles jambiers. Le premier type enregistre l'activité musculaire par des électrodes placées sur le menton. L'AASM recommande de placer une électrode sur la ligne médiane, à 1 cm au-dessus du bord inférieur de la mandibule, et deux électrodes à 2 cm en dessous du bord inférieur de la mandibule, décalées de 2 cm à droite et à gauche de la ligne médiane, respectivement. Le deuxième type d'enregistrement EMG est obtenu à l'aide des électrodes placées sur les jambes dans le but d'enregistrer les mouvements périodiques des membres inférieures. Une paire d'électrodes est placée sur le muscle tibial antérieur de chaque jambe. Les électrodes sont espacées d'environ 2 à 3 cm et référencés les uns par rapport aux autres dérivations bipolaires.

**Mesure de l'effort respiratoire.**

La mesure d'effort respiratoire est nécessaire pour la distinction des apnées centrales des apnées obstructives. Cette mesure peut être effectuée en utilisant plusieurs techniques telles que : la mesure de la pression œsophagienne, les jauges de contraintes, l'EMG diaphragmatique de surface, la pléthysmographie par inductance et l'impédance thoracique.

La pression œsophagienne est la méthode de référence pour la mesure de l'effort respiratoire. En effet, l'effort respiratoire s'accompagne des changements de la pression pleurale qui sont à leur tour corrélés avec la pression œsophagienne. Il s'agit d'une méthode invasive nécessitant la mise en place d'un cathéter dans l'œsophage. Traditionnellement, ceux sont les cathéters à ballonnets qui sont utilisés. Malheureusement, la fiabilité de la mesure dépend de plusieurs facteurs tels que la taille du ballonnet, son emplacement, son gonflage et la position du corps.

Cette technique est instructive et généralement peu utilisée dans la routine clinique. D'autres techniques sont utilisées.

Les jauges de contraintes sont aussi utilisées pour la mesure de l'effort respiratoire. Elles sont sensibles aux variations de la longueur dues aux mouvements pendant le sommeil. Elles sont positionnées sous l'aisselle et au niveau de l'ombilic pour mesurer respectivement les excursions de la cage thoracique et de l'abdomen. Les mesures quantitatives du changement de volume nécessitent un étalonnage de la cage thoracique et des jauges abdominales. Malheureusement, cette technique ne permet pas de distinguer l'apnée centrale de l'apnée du sommeil obstructive [14].

Dans un certain nombre de publications, l'électromyographie de surface (sEMG) ; parfois aussi appelée EMG transcutanée ; a été proposée comme une alternative totalement non invasive pour surveiller les efforts de tout ou partie des muscles inspiratoires et expiratoires au moyen d'électrodes placées à la surface de la peau. Le sEMG porte des informations sur les muscles respiratoires lors des épisodes obstructifs. L'emplacement des électrodes peut être fait comme suite :

- Pour le diaphragme : au niveau de la ligne axillaire moyenne à hauteur du 8e ou 9e espace intercostal droit.
- Pour les muscles intercostaux : en parasternal droit, au niveau du 2e ou 3e espace intercostal.
- Pour les muscles respiratoires accessoires génioglosses : utilisation des électrodes de l'EMG mentonnier.
- Pour les muscles abdominaux : au niveau des muscles grands droits de l'abdomen.

La pneumographie par impédance thoracique est une autre méthode pour la mesure de l'effort respiratoire. Lorsque l'air est aspiré, le volume de la cavité thoracique augmente et par conséquent l'impédance thoracique devient plus élevée. Par contre, pendant

l'expiration, le volume thoracique diminue et pousse l'air hors des poumons. L'impédance aux bornes de la poitrine devient donc plus faible. L'impédance thoracique est proportionnelle aux volumes respiratoires.

Afin de mesurer l'impédance thoracique, un courant constant  $I$  est appliqué sur la poitrine à travers une paire d'électrodes. La tension  $V$  mesurée aux bornes des électrodes est donc proportionnelle à l'impédance thoracique.

La pléthysmographie respiratoire par inductance permet une mesure non invasive du volume pulmonaire. Deux bobines en zigzag sont utilisées. La bobine thoracique peut être placée au niveau de la septième ou huitième côte ou du 11<sup>e</sup> espace intercostal alors que la bobine abdominale peut être placée au niveau de la 16<sup>e</sup>, 17<sup>e</sup> ou 18<sup>e</sup> côte. Les changements d'inductance peuvent être mesurés électroniquement grâce à des oscillateurs de fréquence qui sont transmis à un démodulateur qui convertit le signal en une forme analogique mise à l'échelle. Ce changement de fréquence est converti en une forme d'onde respiratoire où l'amplitude est directement corrélée au volume respiratoire. L'efficacité de cette technique dépend de l'étalonnage initial du capteur ainsi que la constance de l'étalonnage lors des mouvements du corps et des changements de volumes pulmonaires. Des inexactitudes dans les mesures peuvent survenir en raison des déplacements des bobines ou altérations de la posture pendant le sommeil.

### ***Mesure du débit respiratoire***

Dans la routine clinique, deux méthodes sont utilisées pour la mesure du débit respiratoire. La première technique utilise une canule nasale afin de mesurer le flux nasale. Elle est très utile pour la détection des hypopnées. La deuxième technique utilise des capteurs thermiques tels que la thermistance et le thermocouple. Malheureusement, cette technique ne permet pas d'identifier des apnées au cours desquelles se produisent de faibles débits expiratoires sans débit inspiratoire. La pléthysmographie respiratoire par inductance permet une extrapolation du débit respiratoire qui est considéré comme un système de secours en cas de désadaptation des capteurs thermiques.

### ***La saturation en oxygène (SpO<sub>2</sub>)***

La SpO<sub>2</sub> est mesurée à l'aide photopléthysmographie de pouls qui est une technique optoélectronique dédiée à la mesure de la variation d'un volume. La méthode consiste à disposer l'index à l'intérieur d'un capteur contenant : une LED qui émet de lumière alors qu'un photodétecteur qui reçoit de la lumière. Les oxymètres de pouls réagissent rapidement aux changements de SpO<sub>2</sub> et permettent une surveillance continue de SpO<sub>2</sub>. Elle permet d'évaluer les conséquences gazométriques des apnées.

### ***La pression partielle en dioxyde de carbone (PaCO<sub>2</sub>)***

Deux types de mesures sont utilisés. La première mesure est la du dioxyde de carbone (CO<sub>2</sub>) en fin d'expiration qui permet également d'identifier les apnées par évaluation indirecte du débit respiratoire, en complément de la canule nasale et de la thermistance.

La deuxième mesure est la mesure transcutanée de la pression CO<sub>2</sub>. Elle se fait grâce à des capteurs cutanés posés sur le thorax, qui doivent être changés de site toutes les 4 à 6 h en raison d'un risque de brûlure cutanée. Cette deuxième mesure est le plus couramment utilisée lors de la polysomnographie néonatale ou pédiatrique. Elle a moins d'utilité clinique chez les adultes car son temps de réponse lent le rend inadapté à la surveillance des tensions des gaz sanguins pendant le sommeil lorsque des changements rapides et de courte durée peuvent se produire.

### **1.3 Physiologie du sommeil.**

#### **1.3.1 La physiologie du sommeil**

Le sommeil est un état durant lequel la vigilance se trouve suspendue de manière immédiatement et réversible [15]. Il s'agit d'un processus actif associé à une suspension d'activité du système réticulé activateur ascendant. Ce processus correspond aussi à une autre activité qui prend naissance dans des structures anatomiques différentes [16]. Il engendre l'activation de certains neurones dans des zones cérébrales bien précises. Durant le sommeil, la personne perd naturellement et réversiblement les rapports sensitivomoteurs avec l'extérieur contrairement à l'état d'éveil où la personne interagit avec son environnement. Mais, le sommeil n'est pas simplement d'une suspension de processus sensoriel ni une absence d'éveil et de perception [16]. A titre d'exemple, certains stades de sommeil tel que le sommeil paradoxal, le cerveau est métaboliquement actif qu'à l'état de veille. De même, les anomalies, tel que le coma ou la dépression, provoquent une diminution de la conscience mais de manière considérablement différente de celle du sommeil. En effet, le sommeil montre une architecture bien organisée contrairement à ces anomalies.

La capacité à rester éveillé ou à s'endormir résulterait d'un équilibre entre les processus homéostatique et circadien [17].

Le processus homéostatique s'interprété comme une sorte de fatigue cellulaire ou métabolique. Il correspond à l'accumulation au cours de l'éveil des facteurs hypnogènes [18]. L'un de ces facteurs hypnogènes les plus étudiés est l'adénosine. L'accumulation de l'adénosine inhiberait progressivement le fonctionnement cérébral jusqu'au déclenchement du sommeil. Ce processus peut être affecté par des facteurs externes. Un travail cognitif élevé favorise le processus homéostatique en augmentant la somnolence et la fatigue subjective [19]. Par contre, la caféine se fixe sur les mêmes récepteurs de l'adénosine mais sans qu'elle réduit l'activité cérébrale. En effet, la caféine stimule les glandes surrénales pour produire adrénaline qui augmente le niveau d'attention et donne un pic d'énergie au corps humain.

Le processus circadien ; dit aussi rythme circadien ; est un rythme biologique d'une durée de 24 heures environ. Ce rythme s'oppose au processus homéostatique. Le processeur circadien déterminé par notre horloge biologique dont le rythme est

endogène mais entraîné par des facteurs externes tels que la lumière, le travail, l'alimentation et les activités sociales. L'horloge biologique produit donc un cycle d'environ 24 heures au cours duquel survient des temps optimaux pour s'endormir et se réveiller. Le rythme circadien contrôle la sécrétion de mélatonine. Ainsi quand la nuit tombe, la sécrétion de mélatonine augmente ce qui favorise l'endormissement (Fig.1.15).

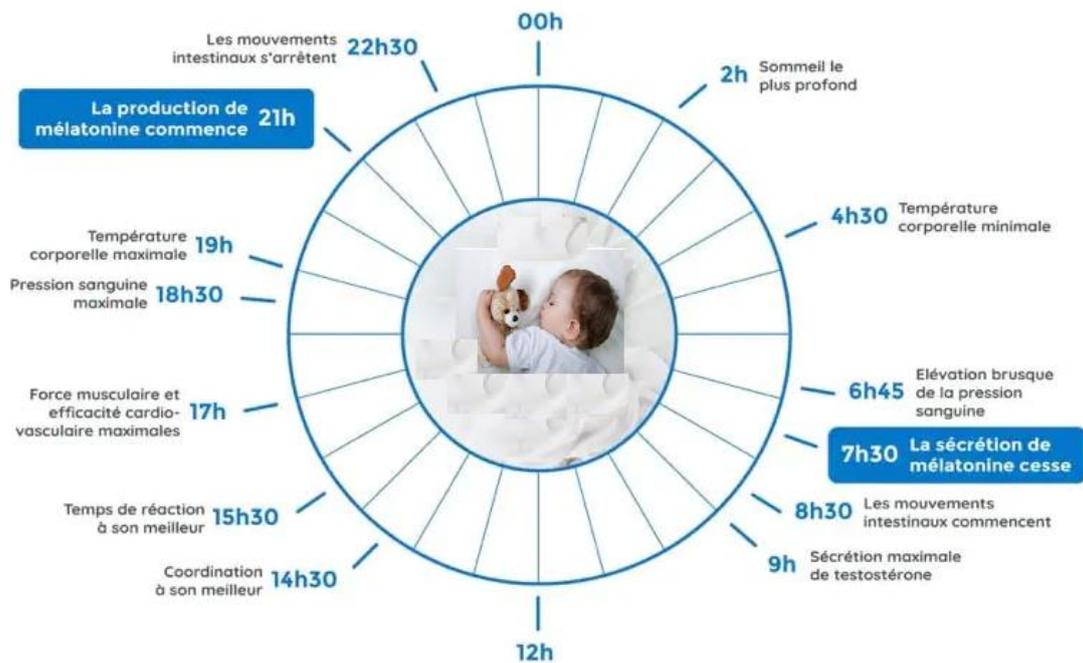


Figure 1.15 Sécrétion de mélatonine [20].

### 1.3.2. Les stades de sommeil.

Le sommeil est constitué de deux grandes phases : la phase du sommeil lent et la phase du sommeil paradoxal. Ces deux phases s'alternent de manière cyclique, avec 4 à 6 cycles par nuit. Chaque cycle est de 90 à 110 minutes [21]. L'analyse de ces deux phases permet de distinguer le sommeil physiologique normal des cas pathologiques tel que l'insomnie et l'hypersomnie.

#### 1.3.2.1 Le sommeil lent (NREM<sup>1</sup>).

Le sommeil lent succède progressivement à l'état de veille. Il représente 75 à 80 % du temps de sommeil chez un adulte. Cette phase se découpe en trois stades de sommeil notés : N1, N2 et N3 [22]. Les deux premiers stades de sommeil ; N1 et N2, constituent le sommeil lent léger. Le stade N3 représente le sommeil lent profond.

Le stade N1 correspond à l'endormissement. Il représente la transition entre l'état de veille et le sommeil. Il occupe de 3 à 8% du temps total du sommeil. Durant ce stade,

<sup>1</sup> Non rapid eye movement.

les ondes alpha du signal électroencéphalogramme (EEG) disparaissent et sont remplacées par les ondes thêta dont leurs fréquences varient entre 4 à 7 Hz.

Le stade N2 commence après environ 10 à 12 minutes du stade N1. Il représente de 45 à 55% du temps total du sommeil. Durant ce stade, le sommeil s'approfondit. La fréquence du signal EEG continue à décroître tandis que son amplitude augmente par rapport au stade N1. Ce stade se caractérise par un train d'ondes rythmiques dont leurs fréquences varient de 14 à 16 Hz. L'amplitude de ces ondes augmente puis diminue rapidement. En effet, leurs durées sont assez courtes et ne dépassent pas une seconde [17]. Ces ondes sont appelées les fuseaux de sommeil. Elles sont générées par le noyau réticulaire thalamique puis transmises dans la boucle thalamo-corticale durant le sommeil lent [23]. En plus des fuseaux, le stade N2 se caractérise aussi par l'apparition des complexes K. Ces complexes sont des ondes lentes isolées de grande amplitude. Elles apparaissent soit spontanément soit en réponse à un stimulus sensoriel. Vers la fin du stade N2, les ondes thêta apparaissent sur le signal EEG.

Le stade N3 présente le sommeil lent profond. Ce stade occupe le 15 à 23 % du temps total du sommeil. Durant ce stade, les ondes lentes, appelées les ondes delta ; occupent plus de 20% du tracé du signal EEG. Lorsque le stade N3 progresse, ces ondes deviennent de plus en plus dominantes. Elles ont une fréquence de 0.5 à 2 Hz et une amplitude qui dépasse le  $75 \mu V$  [19]. Le sommeil lent profond se caractérise par une respiration régulière. En plus, les mouvements oculaires sont rares et presque nuls lorsque la personne passe du sommeil léger à un sommeil profond.

### 1.3.2.2 Le sommeil paradoxal (REM<sup>1</sup>)

Le sommeil paradoxal est désigné par le stade R. Le terme « paradoxal » signifie une activation du système nerveux central. Le sommeil paradoxal se caractérise par des signes de sommeil (atonie musculaire complète, seuils d'éveil élevés) et des signes d'éveil (EEG rapide, mouvements oculaires rapides, respiration irrégulière) [24]. Le signal EEG enregistré pendant le sommeil paradoxal est similaire à celui du stade N1. Par contre, cette phase de sommeil se différencie de celle du sommeil léger par les mouvements rapides des yeux dans toutes les directions et par la suppression de l'activité musculaire tonique [16] [21].

C'est la raison pour laquelle le signal électrooculogramme (EOG) et électromyogramme (EMG) sont utilisés pour analyser cette phase de sommeil.

### 1.3.1 Les pathologies du sommeil.

Les pathologies du sommeil, représentées principalement par les insomnies, les troubles respiratoires au cours du sommeil, les hypersomnies, les parasomnies et les troubles du rythme veille/sommeil, sont de natures variées. Ces pathologies ont des conséquences parfois graves comme les endormissements au volant et les conséquences cardiovasculaires liées à un syndrome d'apnées du sommeil. Elles engendrent des

---

<sup>1</sup> REM : rapid eye movements

dépenses socioéconomiques liées au traitement, l'absentéisme et la perte de productivité au travail [16]. Chez un adulte, elles peuvent entraîner la déscolarisation avec un risque de désinsertion sociale.

#### **1.3.3.1 L'insomnie.**

L'insomnie se définit comme un retard de l'endormissement ou du maintien du sommeil [26]. C'est le trouble du sommeil le plus fréquent. On estime que plus de 30 % des adultes vivraient des difficultés de sommeil occasionnelles tandis que près de 10 % souffriraient d'insomnie chronique. En plus, l'insomnie affecte plus de 40 % des personnes ayant plus de 75 ans. Il s'agit d'un trouble qui concerne de 20 à 40% des enfants de moins de trois ans [26]. Elle est qualifiée comme chronique si elle se produise trois fois par semaine pendant une durée supérieure à un mois.

#### **1.3.3.2 L'hypersomnie.**

L'hypersomnie indique une longue durée de sommeil, de somnolence diurne excessive. Elle est caractérisée par un besoin excessif de sommeil. Généralement, on parle d'une hypersomnie lorsque la durée du sommeil dépasse 12 heures.

#### **1.3.3.3 La parasomnie.**

Le sommeil es parasomnies sont des phénomènes moteurs, verbaux ou sensoriels indésirables survenant pendant le sommeil, lors des transitions éveil/sommeil ou sommeil/éveil. Elles correspondent à des événements physiques ou des expériences indésirables qui se produisent à l'endormissement, pendant le sommeil ou lors d'éveils partiels. Elles sont associées à une activation inappropriée de processus cognitifs ou de systèmes physiologiques tels que le système nerveux moteur et/ou autonome. Ceux sont des évènements indésirables, mais pas toujours pathologiques. En effet, elles sont considérées comme des phénomènes quasi normaux, en particulier lorsqu'elles surviennent au cours de l'enfance, et qu'elles n'ont pas de répercussions graves sur la qualité et la quantité du sommeil, ou sur le fonctionnement diurne [17].

#### **1.3.3.4 Syndrome d'apnée du sommeil.**

Il s'agit d'une pathologie potentiellement grave. Elle touche plus de 25 % des personnes âgées au-delà de 65 ans. Elle est estimée entre 1 et 3 % chez les enfants de moins de six ans. Elle est caractérisée par une obstruction prolongée des voies aériennes supérieures, complète ou partielle, mais qui interrompt la ventilation au cours du sommeil et perturbe son déroulement normal et sa qualité. ). Les événements obstructifs peuvent durer de 10 secondes à 2 minutes, après quoi un bref réveil du système nerveux central restaure la perméabilité (ouverture ou déblocage) des voies respiratoires. Lorsque le nombre de fois de ces événements augmente où le niveau d'oxygène d'un patient tombe en dessous de la saturation normale minimale de 88 % à 90 % représentent les indicateurs de gravités de cette pathologies. L'apnée est associée à une augmentation du risque d'accidents de la route, et des pathologies cardiovasculaires chroniques, hypertension, insuffisance coronaire et troubles du rythme cardiaque.

### 1.3.3.5 Troubles du rythme du sommeil.

Il s'agit d'un syndrome ou l'alternance veille/sommeil n'est plus liée à la période de 24 heures. Le dérèglement de ce rythme biologique perturbe le sommeil. Ces troubles sont liés au rythme circadien décrit auparavant. Le cycle veille-sommeil, le rythme de la température corporelle et les rythmes hormonaux (par exemple, la mélatonine) fluctuant sur une période de 24 heures sont des exemples de rythmes circadiens humains. Toute perturbation du rythme circadien engendre une désynchronisation qui peut survenir entre les cycles internes de veille et de sommeil causant les troubles du rythme du sommeil.

## 1.4 Conclusion

Dans ce chapitre, les notions de base sur le sommeil ont été décrites. Ces notions permettent de comprendre la physiologie et la nature du sommeil. Elles permettent de comprendre les différents problèmes liés à la classification automatique des différents stades du sommeil. Basant sur ces notions, nous avons proposé un classifieur automatique.

## 1.5 Références.

- [1] Tortora, Gerard J. *Éléments d'anatomie et de physiologie*. 2019.
- [2] Tortora, Gerard J., and Bryan H. Derrickson. *Principes d'anatomie et de physiologie*. 2013.
- [3] <http://vetopsy.fr/>
- [4] Ebersole, John S., Aatif M. Husain, and Douglas R. Nordli. *Current Practice of Clinical Electroencephalography*. Philadelphia: Wolters Kluwer Health, 2015.
- [5] Kropotov, Juri D. "Chapter 2.2 - Alpha Rhythms." In *Functional Neuromarkers for Psychiatry*, edited by Juri D. Kropotov, 89-105. San Diego: Academic Press, 2016
- [6] Kropotov, Juri D. "Chapter 2.2 - Alpha Rhythms." In *Functional Neuromarkers for Psychiatry*, edited by Juri D. Kropotov, 89-105. San Diego: Academic Press, 2016.
- [7] Ingvar DH, Sjölund B, Ardo A. Correlation between dominant EEG frequency, cerebral oxygen uptake and blood flow. *Electroencephalogr Clin Neurophysiol*. 1976;41:268–276.
- [8] Saunders MG, Westmoreland BF. The EEG in evaluation of disorders affecting the brain diffusely. In: *Current Practice of Clinical Electroencephalography*, Klass DW, Daly DD, eds. New York: Raven Press; 1979;343–379.
- [9] <https://www.inhalotherapie.com/apprendre/electrocardiologie/systeme-de-conduction-electrique-du-coeur/>
- [10] <https://www.cvphysiology.com/Arrhythmias/A003>

- [11] <https://www.e-cardiogram.com/potentiel-d-action/>
- [12] Malhotra, Raman K., and Alon Y. Avidan. "Chapter 3 - Sleep Stages and Scoring Technique." In *Atlas of Sleep Medicine (Second Edition)*, edited by Sudhansu Chokroverty and Robert J. Thomas, 77-99. St. Louis: W.B. Saunders, 2014.
- [13] Berry RB, Brooks R, Gamaldo CE, Harding SM, Marcus CL, and Vaughn BV for the American Academy of Sleep Medicine. *The AASM Manual for the Scoring of Sleep and Associated Events: Rules, Terminology and Technical Specifications, Version 2.0*. Darien Illinois: American Academy of Sleep Medicine, 2012
- [14] Teofilo Lee-Chiong - *Sleep Medicine\_ Essentials and Review*-Oxford University Press, USA (2008)
- [15] Aquino, Jean-Pierre, Tristan Cudennec, and Lucette Barthelemy. *Guide pratique du vieillissement: 75 fiches pour la préservation de l'autonomie par les professionnels de santé*. 2016.
- [16] Cambier, Jean, Maurice Masson, Catherine Masson, and Henri Dehen. *Neurologie*. London: Elsevier Health Sciences France, 2012.
- [17] Dauvilliers, Yves. *Les troubles du sommeil*. 2019
- [18] Miladi, M. I., I. Feki, M. Damak, and C. Mhiri. "Le Sommeil." In *Abrégé De Physiologie À L'usage Des Acupuncteurs Et Des Réflexothérapeutes*, edited by Yves Rouxville, 143-155. Paris: Springer Paris, 2013.
- [19] [5] LEECHIONG, TEOFILO L., JR. *FUNDAMENTALS OF SLEEP TECHNOLOGY*. [Place of publication not identified]: WOLTERS KLUWER, 2018.
- [20] <https://www.euphytosegamme.fr/bien-dormir/rythme-circadien>
- [21] Chokroverty, Sudhansu. *Oxford Textbook of Sleep Disorders*. 2017.
- [22] *The AASM Manual for the Scoring of Sleep and Associated Events* <https://aasm.org/clinical-resources/scoring-manual/>
- [23] Tagluk, M Emin, Necmettin Sezgin, and Mehmet Akin. 2010. "Estimation of Sleep Stages by an Artificial Neural Network Employing EEG, EMG and EOG." *Journal of Medical Systems*. 34, no. 4: 717-25.
- [24] Challamel, M.-J., Patricia Franco, and Mélodie Hardy. *Le sommeil et l'enfant*. 2012.
- [25] Senninger, Franck. *Abord Clinique des Troubles du Sommeil*. Paris: Springer Paris, 2012.
- [26] Valleteau de Moulliac, Jérôme, Bertrand Chevallier, and Jean-Paul Gallet. *Guide pratique de la consultation en pédiatrie*. 2018.



## 2.1 Introduction

Les signaux physiologiques et électrophysiologiques peuvent être analysés dans de nombreux domaines différents parmi lesquels le domaine temporel est probablement le plus intuitif. En effet, le domaine temporel porte des informations sur l'allure du signal ainsi que des informations sur les instants où les événements se produisent. Malheureusement, la présence des bruits rend l'analyse temporelle une tâche difficile à accomplir.

De nombreux signaux biologiques présentent des propriétés intéressantes lorsqu'ils sont observés dans le domaine fréquentiel [1]. Ces propriétés fréquentielles peuvent énormément aider dans la prédiction, la détection et le diagnostic des maladies.

L'analyse spectrale consiste à déterminer contenu fréquentiel ; c.-à-d. les différentes fréquences ; d'un signal. Il s'agit d'un "prisme mathématique" qui décompose le signal en ses fréquences constitutives. Ceci permet d'avoir des informations sur l'activité cyclique et oscillante du signal. Elle permet également d'indiquer quelles sont les fréquences qui sont présentes dans le signal, leurs amplitudes, la fréquence maximale, la fréquence minimale et la bande passante formée par leur différence [2].

L'analyse fréquentielle peut être accomplie par l'analyse de Fourier qui dispose d'un ensemble des outils mathématiques adoptés à la nature du signal. A titre d'exemple, l'analyse en série de Fourier est utilisée lorsque le signal est périodique et déterministe. Cette méthode décompose le signal à une somme pondérée de sinus ou cosinus à différentes fréquences. Par contre, si le signal est fini et déterministe, le spectre est obtenu à l'aide de la transformée de Fourier (TF). Pour les signaux à temps discret, on utilise la transformée de Fourier discrète (TFD) pour avoir leurs spectres. Dans le cas des signaux aléatoires, ceux sont les méthodes paramétriques et non paramétriques qui sont exploitées pour estimer le contenu spectral.

L'analyse spectrale nécessite une compréhension des caractéristiques fréquentielles susceptibles d'être intéressantes et les méthodes qui fournissent la détermination la plus précise de ces caractéristiques [1].

Ce chapitre est consacré pour étudier ces différentes techniques ainsi que d'autres techniques telle que la transformée en ondelettes (TO) et les méthodes non linéaires.

## 2.2 La transformée de Fourier.

### 2.2.1 La transformée de Fourier.

La transformée de Fourier (TF) est un outil mathématique très utile. Il s'agit d'un cas particulier de la transformée de Laplace.

La TF du signal  $x(t)$  est donnée par l'équation 2.1.

$$X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)e^{-i2\pi ft} dt \quad \text{Eq. 2.1.}$$

Avec  $f$  représente la fréquence et  $i^2 = -1$ .

Noter que l'exponentielle complexe  $e^{-i2\pi ft}$  peut s'écrire sous la forme d'une combinaison des sinus et cosinus :

$$e^{-i2\pi ft} = \cos(2\pi ft) - i \sin(2\pi ft) \quad \text{Eq. 2.2.}$$

Ceci implique la transformée de Fourier consiste à décomposer le signal  $x(t)$  à un ensemble des fonctions sinus et cosinus de fréquences variables. Généralement ; mais pas toujours ; la TF est fonction à valeurs complexes même si le signal  $x(t)$  est à valeurs réelles. La TF donne le contenu fréquentiel du signal mais peut être également utilisée pour simplifier le calcul notamment dans le domaine du traitement du signal. Ceci implique que le problème est converti du domaine vers le domaine des fréquences ; résolu dans ce domaine puis les résultats obtenus sont converti vers le domaine temporel. Le passage du domaine temporel vers le domaine fréquentiel se fait à l'aide de la TF alors que le passage du domaine fréquentiel vers le domaine temporel est accompli à l'aide de la transformée de Fourier inverse  $TF^{-1}$ .

Si  $X(f)$  est la transformée de Fourier de  $x(t)$ , le signal  $x(t)$  peut être reconstruit à l'aide de la transformée de Fourier inverse donnée par l'équation 2.3.

$$x(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} X(f) e^{-i2\pi ft} df \quad \text{Eq.2.3.}$$

Pour que la TF existe, le signal  $x(t)$  doit répondre à certaines conditions. En effet, pour que la TF existe, il suffit que le signal soit absolument intégrable :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} |x(t)| dt < \infty \quad \text{Eq.2.4.}$$

La deuxième condition d'existence est le nombre fini de discontinuité de  $x(t)$  dans chaque intervalle du temps fini. De plus,  $x(t)$  doit avoir un nombre fini de minima et de maxima dans tout intervalle fini.

Ces conditions sont suffisantes mais pas nécessaires. La TF peut exister même si  $x(t)$  ne répond pas à ces conditions.

La figure 2.1 montre un exemple de calcul de la transformée de Fourier pour le signal EEG dans les différents stades de sommeil lent (N1, N2, N3) et l'état d'éveil.

### 2.2.2 La transformée de Fourier discrète (TFD)

La TFD est l'équivalent de la transformée de Fourier continue pour des signaux connus uniquement à des instants séparés par un temps dit temps d'échantillonnage. Elle s'agit d'une représentation dans le domaine des fréquences des signaux à temps discret de durée finie.

Soit une séquence numérique  $x(n)$  de  $N$  termes  $x(0), x(1), \dots, x(N-1)$ . La suite  $x(n)$  peut représenter les échantillons d'un signal analogique échantillonné. La TFD de  $x(n)$  est alors donnée par l'équation 2.1.

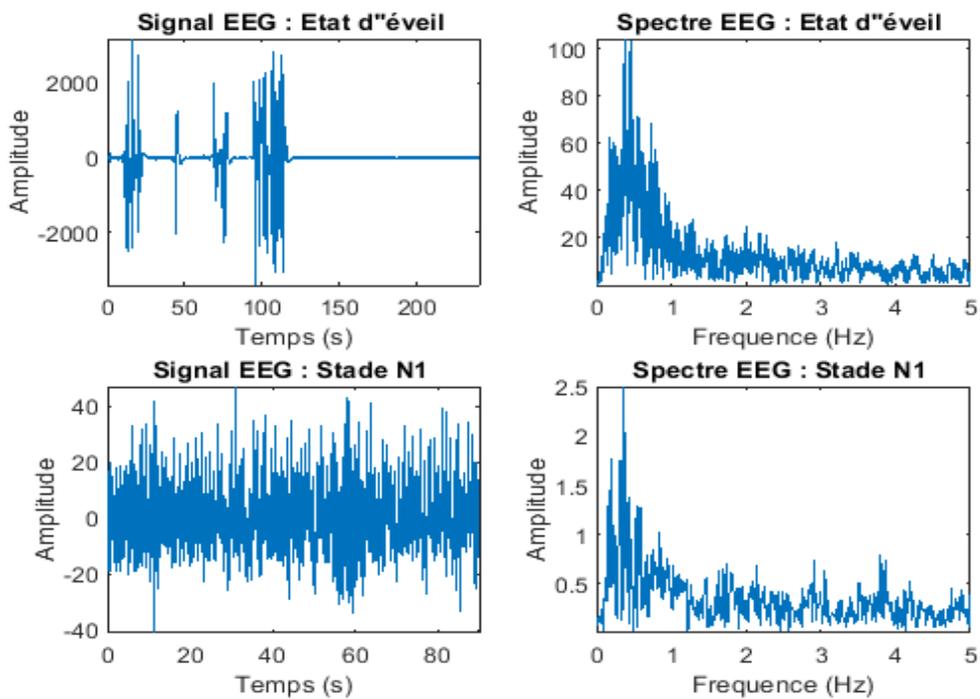
$$X(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n)e^{-i2\pi\frac{nk}{N}} \quad \text{Eq.2.1.}$$

D'après l'équation 2.1, il est clair que la TFD d'une séquence numérique de  $N$  points est en effet discrète et de la même longueur que la séquence numérique.

Si on pose  $W_N^{nk} = e^{-i2\pi\frac{nk}{N}}$  avec  $k$  allant de  $0$  à  $N - 1$ , l'équation 2.1 s'écrit :

$$X(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n)W_N^{nk} \quad \text{Eq.2.2.}$$

La figure 2.2 montre la propriété cyclique des fonctions de base  $W_N^{nk}$  pour une TFD d'une séquence numérique de huit échantillons. Ces fonctions de base sont uniformément réparties autour du cercle unitaire à des incréments de fréquence de  $\frac{F_e}{N}$ , avec  $F_e$  représente la fréquence d'échantillonnage de la suite numérique.



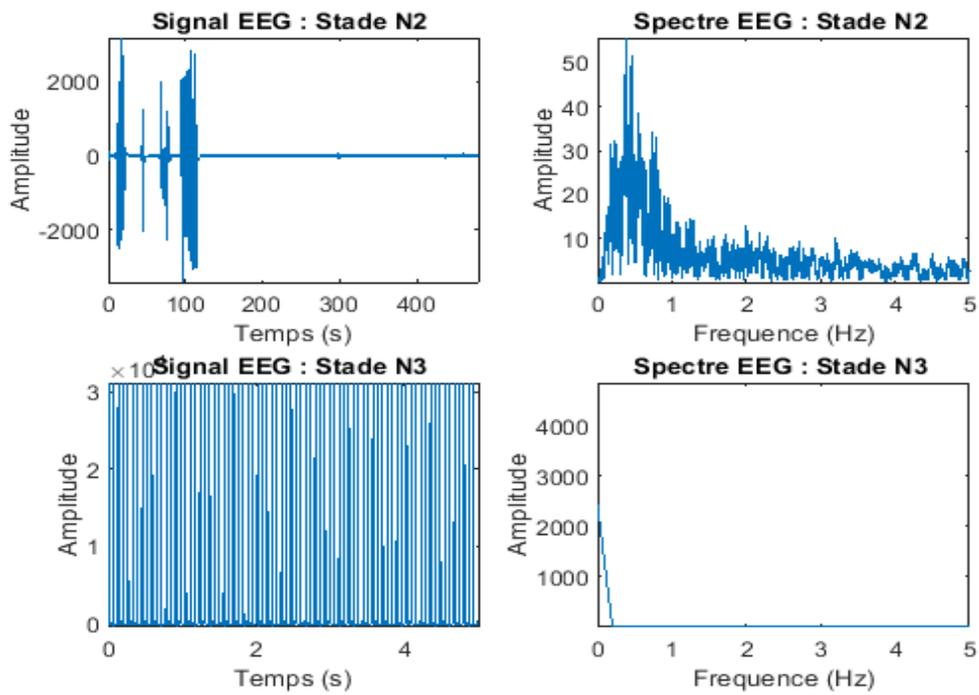


Figure 2.1. Spectre du signal EEG pour les stades de sommeil lent et l'état d'éveil.

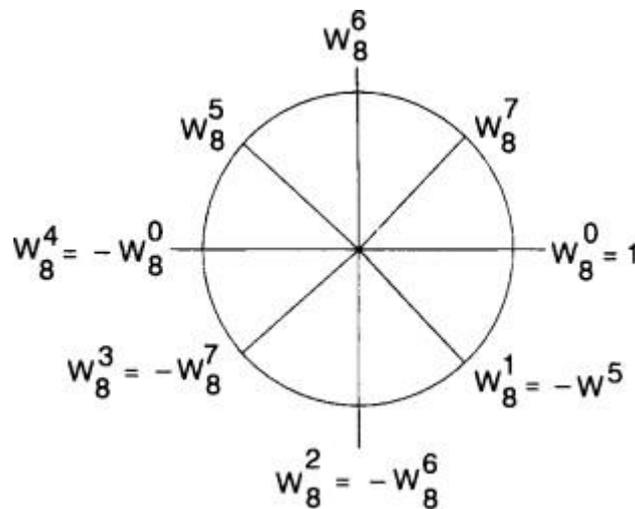


Figure 2.2. Propriété cyclique des fonctions de base  $W_N^{nk}$ .

L'amplitude  $|\mathbf{X}(\mathbf{k})|$  de la TFD peut être considérée comme une mesure de l'intensité avec laquelle la fréquence  $\mathbf{f}(\mathbf{k})$  participe au signal. La phase de  $\mathbf{X}(\mathbf{k})$  peut également jouer un rôle important dans diverses applications, cependant, la majorité des méthodes d'extraction des paramètres sont fortement basées sur l'amplitude  $|\mathbf{X}(\mathbf{k})|$ .

Soit le signal  $x(t)$  défini par l'équation 2.3. Ce signal sera échantillonné à une fréquence de **3 KHz**.

$$x(t) = 0.5 \cos(88\pi t) + 0.4 \sin(464\pi t) + 0.5 \cos(830\pi t) \quad \text{Eq.2.3.}$$

Nous avons ajouté un bruit blanc gaussien à au signal échantillonné puis nous avons calculé sa TFD en utilisant 256 échantillons.

La figure 2.3 monte la TFD obtenue. La figure 3.2 (a) montre l'évolution temporelle du signal alors que la figure 2.3 (b) et 2.3 (c) montre sa TFD. Notez qu'il y a deux différences entre les deux figures figure 2.3 (b) et 2.3 (c). Dans la figure 2.3 (b), l'abscisse est en fonction de  $k$ , et pas en fonction de la fréquence alors que pour la figure 2.3 (c) l'abscisse est en fonction de la fréquence  $f$ . En effet, Il faut transformer l'abscisse de sorte qu'elle soit en fonction de la fréquence d'échantillonnage, si on veut que le graphe fasse du sens du côté pratique. Il faut que cette transformation assure que  $f$  varie de 0 à  $\frac{F_e}{N}$  afin d'éviter la représentation du repliement. En réalité, le phénomène du repliement peut avoir si le signal continu contient des harmoniques de fréquence plus élevée que la fréquence d'échantillonnage  $F_e$ .

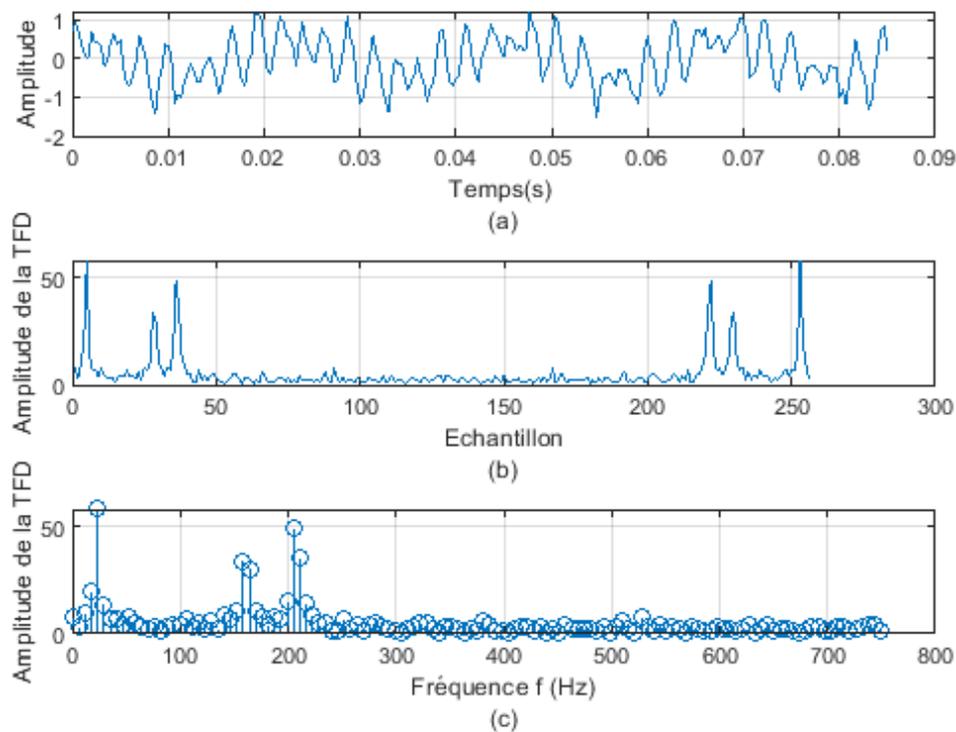


Figure 2.3. La TFD du  $x(t)$ .

Le signal  $x(n)$  peut être reconstruit en utilisant la TFD inverse définie par :

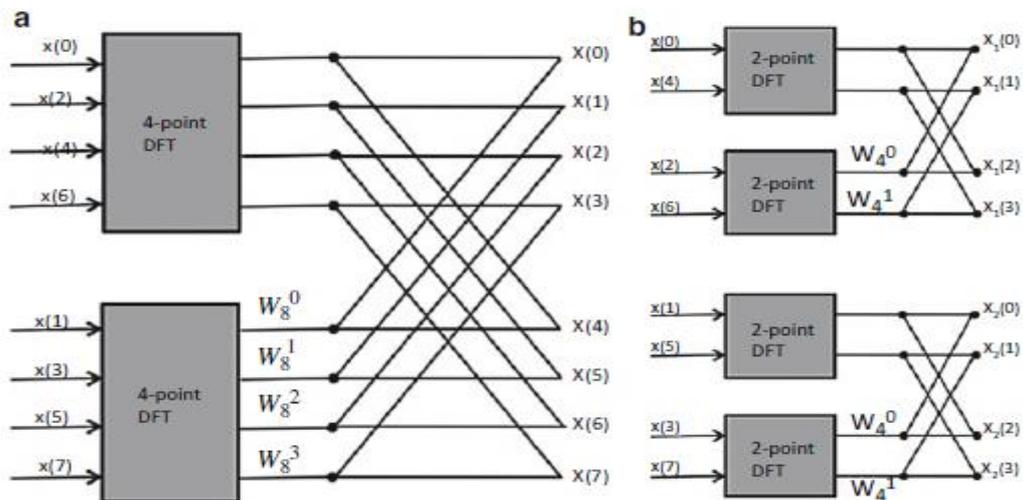
$$X(k) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x(n) W_N^{-nk} \tag{Eq.2.3.}$$

2.2.3 La transformée de Fourier rapide (FFT).

La FFT est un algorithme qui permet de calculer rapidement la TFD. En effet, pour que nous puissions calculer la TFD d'une séquence numérique de N échantillons, nous avons besoin de  $N^2$  multiplications complexes et  $N(N - 1)$  additions complexes. La FFT permet de réduire le nombre des opérations arithmétiques à  $N \log_2 N$  opérations seulement. La FFT est donc une implémentation rapide de la TFD. Elle permet d'organiser les calculs redondants de manière très efficace. Plus précisément, la FFT utilise la périodicité des fonctions sinus qui sont multipliées pour effectuer le calcul.

En utilisant cette algorithme, un grand ensemble de données est décomposé en ensembles plus petits, et chacun de ces ensembles peut ; à son tour ; être décomposé en ensembles de données encore plus petits. La FFT effectue ensuite la TFD sur ces petits ensembles de données. Les résultats de transformation de ces multiples étapes sont ensuite combinés pour obtenir le résultat final. En effet, les calculs réels de la FFT ont lieu dans la phase de combinaison.

La figure 2.4. montre le calcul de la TFD en utilisant la FFT pour une séquence de huit points (échantillons).



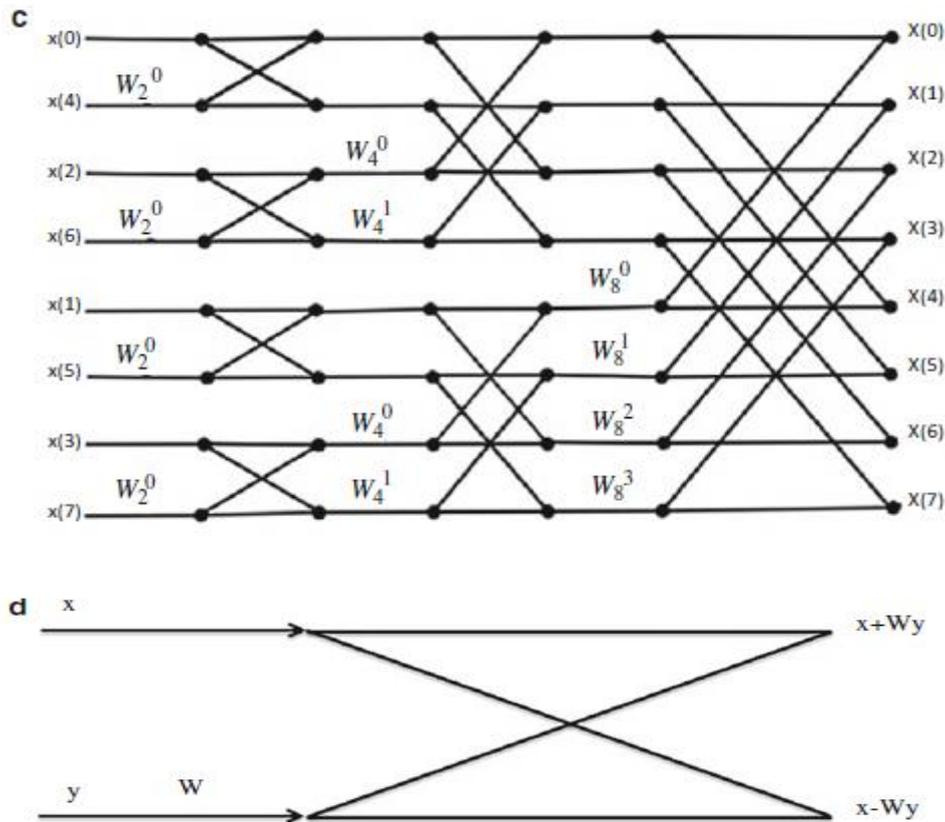


Figure 2.4. Calcul de la FFT.

### 1.2.3. Inconvénients de la transformée de Fourier.

La résolution fréquentielle de TF est égale à  $\frac{F_e}{N}$ . Il est clair que pour avoir une résolution fréquentielle meilleure, il faut que  $N$  soit élevé. Autrement dit, pour avoir une bonne résolution fréquentielle, il faut que le signal soit de longue durée. Mais cette condition reste valable tant que le signal reste stationnaire. Par exemple, une somme de deux sinusoïdes est un signal stationnaire qui peut être facilement étudié avec une résolution fréquentielle élevée. Par contre, une somme de trois sinusoïdes n'est plus stationnaire. Elle peut être considérée comme stationnaire seulement sur une base locale. Par conséquent, la TF ne permet pas donc d'étudier la régularité globale des signaux puisque ces derniers peuvent être localement réguliers sans être globalement réguliers [3].

En plus, la TF nous informe sur les différentes composantes fréquentielles contenues dans le signal sans indiquer les instants où ces composantes apparaissent. Si nous considérons un signal constitué de deux tranches et un autre signal constitué de ces deux mêmes tranches mais en ordre inversé alors les deux signaux ont le même spectre. C'est le cas des deux signaux illustrés sur la figure 2.5. Le premier signal est constitué d'une première tranche définie par :  $0.5 \cos(88\pi t)$  et une deuxième tranche exprimée par  $0.25 \sin(644\pi t)$ . Le deuxième signal est constitué de même tranches du premier signal mais en ordre inversé. La figure 2.5 montre que les deux signaux ont le même

spectre. Ceci revient à l'effet que la TF ne permet pas de savoir les instants où les deux pics contenant dans les deux signaux apparaissent.

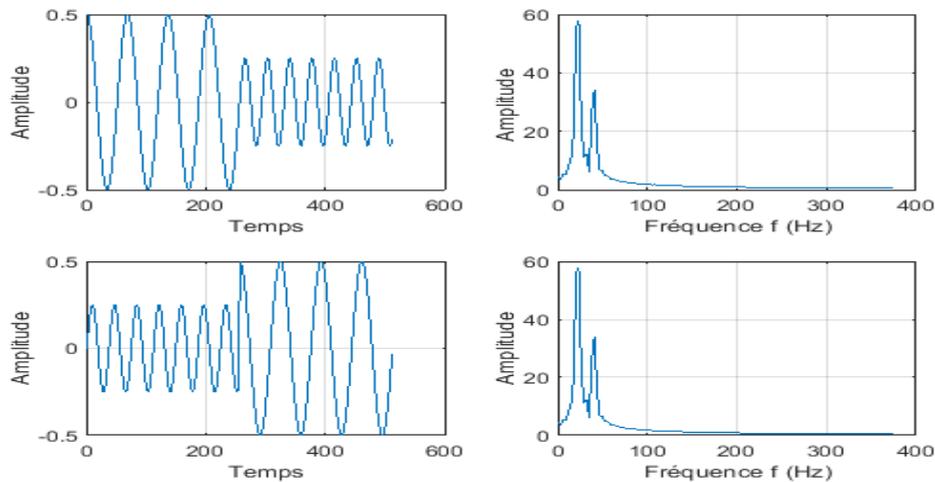


Figure 2.4. Inconvénients de la transformée de Fourier.

Afin de pallier ces deux inconvénients d'autres méthodes ont été proposées.

## 2.3. Méthode non paramétriques pour l'estimation de la densité spectrale.

### 2.3.1. Le périodogramme:

Un périodogramme est une estimation de la densité spectrale (DSP) d'un signal. Il est obtenu en calculant la TF de la fonction d'autocorrélation  $\Gamma_{xx}(\tau)$  :

$$DSP(f) = \int_0^T \Gamma_{xx}(\tau) e^{-i2\pi f\tau} d\tau \quad \text{Eq.2.4}$$

Une méthode directe pour estimer la DSP vient du théorème de Parseval qui stipule que l'énergie totale du signal  $x(t)$  est conservée lorsqu'on passe de sa représentation temporelle vers sa représentation fréquentielle :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} |x(t)|^2 dt = \int_{-\infty}^{+\infty} |X(f)|^2 df \quad \text{Eq.2.5}$$

Le périodogramme est un estimateur asymptotique puisqu'il converge vers la DSP lorsque le nombre d'échantillons augmente. Par contre, il n'est pas consistant car sa variance ne diminue pas lorsque le nombre d'échantillons augmente.

Une méthode simple pour pallier ce problème de consistance est de diviser le signal d'entrée en  $M$  segments séparés de longueur  $N/M$  et calculer le périodogramme de chacun et calculer la moyenne des périodogrammes obtenus. Au fur et à mesure que la variance s'améliore, la résolution de l'algorithme et sa capacité à détecter deux sinusoïdes étroitement espacées comme étant deux sinusoïdes distinctes, diminue également ; avec des tailles de segments plus petites, les deux pics deviennent un seul pic.

Blackman et Tukey ont développé une autre modification de l'estimateur de périodogramme. Leur technique modifie simplement le périodogramme en multipliant l'autocorrélation par une fonction de fenêtre appropriée avant de prendre la transformée de Fourier, donnant ainsi plus de poids à ces estimations d'autocorrélation au centre et moins de poids à celles situées aux extrémités (près de  $\pm N$ ). Malheureusement, cela se traduit par un compromis similaire à celui impliqué par le périodogramme segmenté ; la variance s'améliore, mais au prix d'un biais aggravé et d'une résolution plus faible. [4].

### 2.3.2. Périodogramme de Welch.

La méthode Blackman et Tukey utilise une fenêtre rectangulaire ce qui cause un problème de discontinuité aux extrémités de la fenêtre. Cette discontinuité conduit au phénomène de Gibb, un phénomène qui provoque des oscillations ou des oscillations près de la discontinuité lorsque le signal est reconstruit. Cette sonnerie se manifeste dans le domaine fréquentiel comme la fuite observée dans le deuxième pic spectral.

Afin de réduire les effets des discontinuités, Welch a proposé que les segments soient multipliés par une fenêtre autre que la fenêtre rectangulaire. Si la fenêtre passe à zéro progressivement, plutôt que brusquement, alors les discontinuités peuvent être éliminées. Le tableau 2.1 résume l'ensemble des fenêtres qui sont souvent utilisées pour estimer le périodogramme de Welch.

Nom	Fenêtre
Rectangulaire	$w_R(k)$
Hanning	$\left[0.5 - 0.5 \cos\left(\frac{2\pi k}{L}\right)\right] w_R(k)$
Hamming	$\left[0.54 - 0.46 \cos\left(\frac{2\pi k}{L}\right)\right] w_R(k)$
Blackman	$\left[0.42 - 0.5 \cos\left(\frac{2\pi k}{L}\right) + 0.08 \sin\left(\frac{4\pi k}{L}\right)\right] w_R(k)$

Tableau 2.1. Fenêtres utilisées dans la méthode de Welch.

## 2.4 Méthode paramétriques pour l'estimation de la densité spectrale.

Les méthodes non paramétriques ne nécessitent aucune connaissance préalable sur le signal à analyser. Elles ont généralement moins de complexité de calcul.

Par contre les méthodes paramétriques exigent certaine connaissance sur le signal. Ces connaissances sont utilisées pour construire le modèle mathématique du signal. Le signal peut être donc prédictible en fonction de ses valeurs antérieures.

Les méthodes paramétriques tentent d'estimer les paramètres du modèle assurant la meilleure adaptation entre la sortie et le signal généré par le modèle.

Dans la pratique, trois types de modèle sont souvent rencontrés :

- Le modèle autorégressifs (AR)
- Le modèle à moyenne ajustée (MA)
- Le modèle autorégressifs et à moyenne ajustée (ARMA).

Ces trois modèles sont décrits respectivement par les équations temporelles (2.6), (2.7) et (2.8).

$$y(n) = -\sum_{k=1}^p a(k).y(n-k) + u(n) \quad \text{Eq.2.6}$$

$$y(n) = -\sum_{k=1}^q b(k).u(n-k) \quad \text{Eq.2.7}$$

$$y(n) = -\sum_{k=1}^p a(k).y(n-k) + u(n) - \sum_{k=1}^q b(k).u(n-k) \quad \text{Eq.2.8}$$

La fonction de transfert du modèle AR contient une constante dans le numérateur et un polynôme au dénominateur. Le modèle est caractérisé par les emplacements des pôles et des zéros. Les pôles sont liés aux pics spectraux, tandis que les zéros sont liés aux vallées du spectre. Le modèle AR est donc principalement adapté à l'évaluation des spectres avec pics pointus et de vallées qui ne sont pas profondes. Par contre, le modèle MA convient pour estimer spectres avec des vallées et sans pics pointus.

Le calcul des paramètres du modèle AR nécessite normalement la résolution d'une équation matricielle linéaire, ce qui rend la procédure assez efficace. Par contre, les techniques des modèles ARMA et MA implique beaucoup plus de calculs.

Les techniques les plus populaires pour estimer les paramètres de modèle AR sont celle de Yule-Walker, Burg et la covariance.

#### 2.4.1 La méthode de Yule-Walker.

L'équation de Yule-walker est utilisée pour estimer les paramètres  $a(k)$ ,  $b(k)$  et l'ordre du modèle. Elle consiste à établir la relation entre les paramètres du modèle et la fonction d'Autocorrélation  $\varphi_{xx}(k)$  du signal supposée connue.

Nous avons :

$$\varphi_{xx}(k) = E[x(n+k).x^*(n)] \quad \text{Eq.2.9}$$

En utilisant l'équation (2.1), on obtient:

$$\varphi_{xx}(k) = E[(-\sum_{i=1}^p a(i).x(n-i+k) + u(n+k)).x^*(n)] \quad \text{Eq.2.10}$$

$$\varphi_{xx}(k) = E[(-\sum_{i=1}^p a(i).x(n-i+k)x^*(n))] + E[u(n+k)x^*(n)] \quad \text{Eq.2.11}$$

$$\varphi_{xx}(k) = [(-\sum_{i=1}^p a(k)E[x(n-i+k)x^*(n)])] + E[u(n+k)x^*(n)] \quad (2.12)$$

Nous avons:

$$E[x(n-i+k)x^*(n)] = \varphi_{xx}(k-i) \quad (2.13)$$

Ce qui donne :

$$\varphi_{xx}(k) = [(-\sum_{i=1}^p a(k)\varphi_{xx}(k-i))] + E[u(n+k)x^*(n)] \quad (2.14)$$

Nous avons aussi:

$$E[u(n+k)x^*(n)] = E[u(n+k)\sum_{l=0}^{\infty} h(l).u^*(n-l)] \quad (2.15)$$

avec  $h(l)$  est la réponse impulsionnelle d'un filtre présentant un bruit blanc à son entrée.

$$E[u(n+k)x^*(n)] = \sum_{l=0}^{\infty} h(l).E[u(n+k)u^*(n-l)] \quad (2.16)$$

Or

$$E[u(n+k)u^*(n-l)] = \varphi_{uu}(-l-k) \quad (2.17)$$

$$E[u(n+k)u^*(n-l)] = \varphi_{uu}(-(l+k)) \quad (2.18)$$

En utilisant les propriétés de la fonction d'autocorrélation, nous avons :

$$\varphi_{uu}(-(l+k)) = \varphi_{uu}((l+k)) \quad (2.19)$$

$$\varphi_{uu}((l+k)) = \sigma^2.\delta(l+k) \quad (1.20)$$

Ce qui implique que :

$$E[u(n+k)x^*(n)] = \sum_{l=0}^{\infty} h(l).\sigma^2.\delta(l+k) \quad (2.21)$$

$$E[u(n+k)x^*(n)] = \sigma^2.h(-k) \quad (2.17)$$

Nous obtenons donc :

$$E[u(n+k)x^*(n)] = \begin{cases} \sigma^2 & \text{si } k = 0 \\ 0 & \text{si } k > 0 \end{cases} \quad (2.22)$$

En utilisant l'équation (2.9) et (2.18), l'autocorrélation  $\varphi_{xx}(k)$  peut être exprimée par :

$$\varphi_{xx}(k) = \begin{cases} \sum_{i=1}^p a(i)\varphi_{xx}(i) + \sigma^2 & \text{si } k = 0 \\ -\sum_{i=1}^p a(i)\varphi_{xx}(k-i) & \text{si } k > 0 \end{cases} \quad (2.23)$$

Cette équation est appelée équation de Yule-Walker. Elle peut être écrite sous la forme matricielle suivante :

$$\begin{bmatrix} \varphi_{xx}(0) & \varphi_{xx}(-1) & \dots & \varphi_{xx}(-p) \\ \varphi_{xx}(1) & \varphi_{xx}(0) & \dots & \varphi_{xx}(-(p-1)) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ c(p) & \varphi_{xx}(p-1) & \dots & \varphi_{xx}(0) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ a(1) \\ \vdots \\ a(p) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sigma^2 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} \quad (2.24)$$

les paramètres  $a(k)$  du modèle peuvent être donnés par :

$$\begin{bmatrix} 1 \\ a(1) \\ \vdots \\ a(p) \end{bmatrix} = -\varphi_{xx}^{-1} * \begin{bmatrix} \sigma^2 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} \quad (2.25)$$

avec  $\varphi_{xx}^{-1}$  est la transposée de la matrice d'autocorrélation.

Une fois les coefficients  $a(k)$  sont calculés, la densité spectrale  $S_{xx}(\omega)$  peut être estimée en utilisant l'équation suivante :

$$S_{xx}(\omega) = \frac{\sigma^2}{|\sum_{k=0}^N a(k)e^{jk\omega}|^2} \quad (2.26)$$

### 2.4.2 La méthode de Burg.

cette méthode est proposée par Burg pour surmonter l'instabilité du filtre AR. Elle assure que tous les coefficients  $a(k)$  soient dans le cercle unitaire. Elle est basée sur la minimisation de l'erreur  $E_p$  défini par :

$$E_p = \sum_{n=p}^{N-1} |e_p^p|^2 + \sum_{n=p}^{N-1} |e_p^r|^2 \quad (2.27)$$

Avec :

$e_p^p$  est l'erreur progressive à l'ordre  $p$  et  $e_p^r$  désigne l'erreur rétrograde à l'ordre  $p$ .

Ces deux erreurs à l'instant  $n$  sont données par les équations suivantes :

$$e_p^p(n) = e_{p-1}^p(n) - a(p, n)e_{p-1}^r(n-1) \quad (2.28)$$

$$e_p^r(n) = x(n-p) - \sum_{k=1}^p a(p, k)x(n+k-1) \quad (2.29)$$

La méthode de Burg est supérieure à la méthode Yule-Walker pour les signaux de courte durée puisqu'elle elle supprime également le compromis entre l'utilisation d'estimations d'autocorrélation biaisées et non biaisées, car les facteurs de pondération se divisent.

### 2.4.3. La méthode de covariance.

La fonction de covariance d'un signal  $x(t)$  est définie par:

$$R(\tau, t) = E[x(t)x(t - \tau)] \tag{2.26}$$

ou  $\tau$  est appelé retard.

La densité spectrale est la transformée de Fourier de la fonction de covariance :

$$S(\omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} R(\tau, t)e^{-j\omega\tau} d\tau \tag{2.30}$$

### 2.5 Transformée de Fourier à court terme (TFCT).

L'analyse par la transformée de Fourier ne permet pas d'avoir les instants où les composantes fréquentielles apparaissent. Afin de pallier ce problème, en 1946, Gabor a proposé une nouvelle technique basée sur le concept de fenêtrage. Cette nouvelle technique porte le nom de transformée de Fourier à court termes (TFCT).

La TFCT consiste à découper le signal à analyser en plusieurs séquences à l'aide d'une fonction lentement variable et bien localisée dans le temps appelée « fenêtrage » (Fig2.5). La fenêtrage sera glissée tout au long du signal à analyser. Le signal sera alors exploré par tranche. La TF est appliquée à chacune de ces tranches indépendamment des autres tranches.

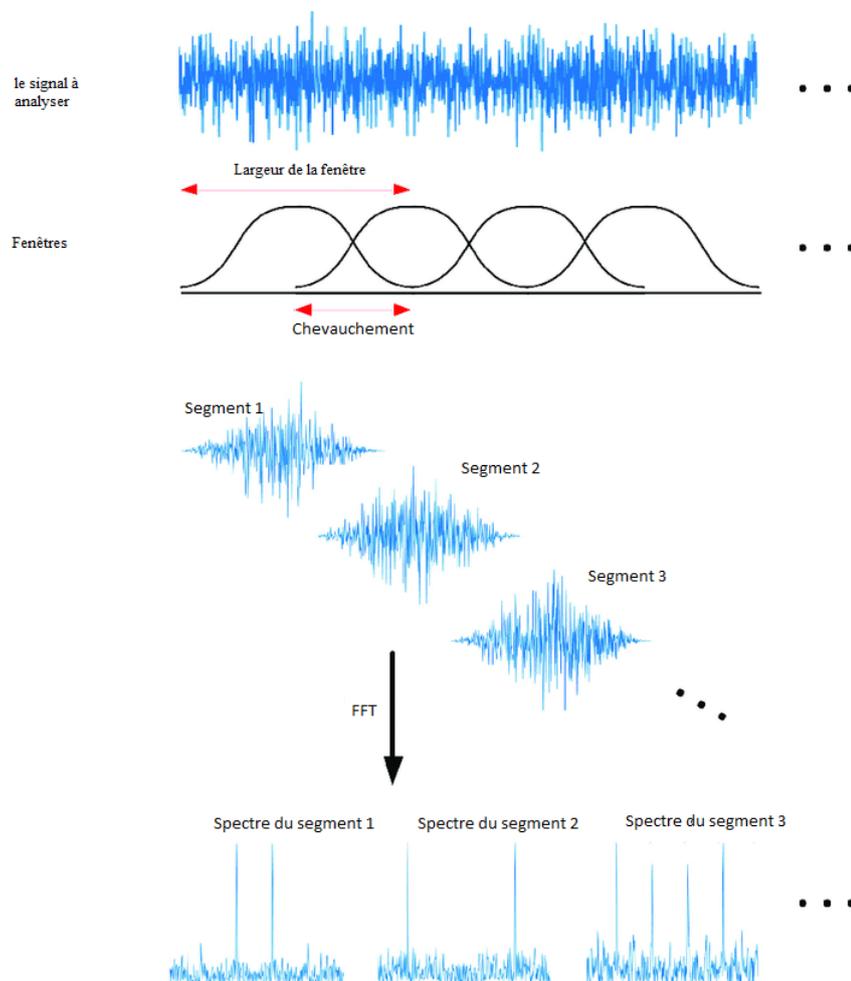


Figure 2.5. Principe de la TFCT[5]

La TFCT fournit les informations temps- fréquences sur le signal, tandis que la transformée de Fourier standard fournit des informations sur les fréquence moyennées sur tout l'intervalle de temps du signal.[6.]

Mathématiquement, la TFCT peut s'écrire sous la forme :

$$X(t, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(\tau)w(\tau - t)e^{-i2\pi f t} dt \quad \text{Eq.2.31.}$$

où  $\tau$  représente la variable qui fait glisser la fenêtre tout au long du signal  $x(t)$  et  $w(t)$  représente la fenêtre glissante.

L'inconvénient majeur de la TFCT est la taille fixe de la fenêtre. En effet, une fois la fenêtre est choisie, sa taille est fixe et par conséquent la résolution temporelle et fréquentielle sont à leur tour définitivement fixées (Fig.2.6)[7]. Selon le principe de Heisenberg aucun signal ne peut être simultanément localisé en

temps et en fréquence :

$$\Delta f \cdot \Delta t \geq \frac{1}{4\pi} \quad \text{Eq.2.32}$$

En plus, la TFCT impose aussi que les segments analysés soient stationnaires. Ces inconvénients ont mené à d'autres techniques d'analyse temps-fréquence.

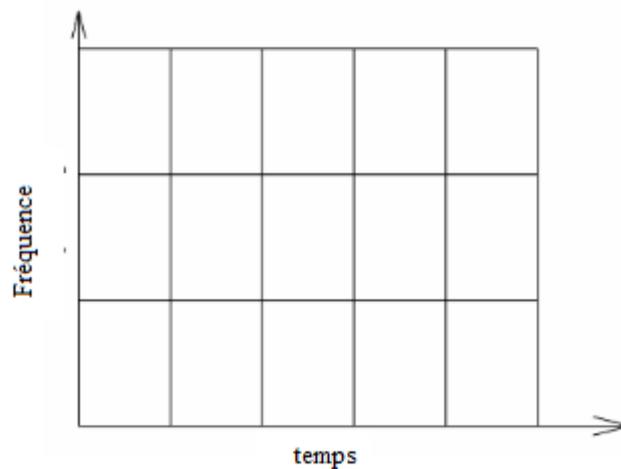


Figure 2.6. Résolution temporelle et fréquentielle dans le cas de la TFCT.

## 2.6 Analyse par la transformée d'ondelettes.

### 2.6.1 analyse par transformée d'ondelettes continue (TOC).

La transformée en ondelettes est une généralisation de la TFCT. Dans la TOC, la fonction fenêtre était remplacée par une autre fonction dite « ondelette mère ». Cette fonction subit une translation et une dilatation/contraction pour générer un ensemble des fonctions de forme similaire à celle de l'ondelette mère et différentes de celle-ci par leurs durées et leurs bandes fréquentielles. Les fonctions générées portent le nom des « ondelettes fils » et sont données par :

$$\Psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad \text{Eq.2.33.}$$

La variable  $b$  est utilisée pour assurer la translation de l'ondelette mère. La variable  $a$  est exploitée pour assurer une dilatation de l'ondelette mère si sa valeur est supérieure à 1 et une contraction si elle prend une valeur inférieure à 1. Pour des petites échelles, ce sont les hautes fréquences qui seront analysées. Par contre, si on veut explorer les lentes variations du signal, c'est-à-dire les composantes basses fréquences, on devrait choisir des grandes échelles.

L'analyse par TOC est faite en projetant les ondelettes fils sur le signal  $x(t)$  à analyser. Un ensemble des coefficients  $C(a, b)$  sont générés. Ces coefficients mesurent la similarité entre les ondelettes fils et le signal  $x(t)$ . Pour avoir le signal original, il suffit d'additionner les coefficients  $C(a, b)$ .

$$C(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) * \varphi^*\left(\frac{t-b}{a}\right) dt. \quad \text{Eq.2.34}$$

Malheureusement, la TOC souffre de la redondance des coefficients  $C(a, b)$  car les deux variables  $a$  et  $b$  prennent des valeurs continues. Pour surmonter ce problème, les deux variables seront discrétisées en donnant naissance à la transformée d'ondelettes discrète (TOD).

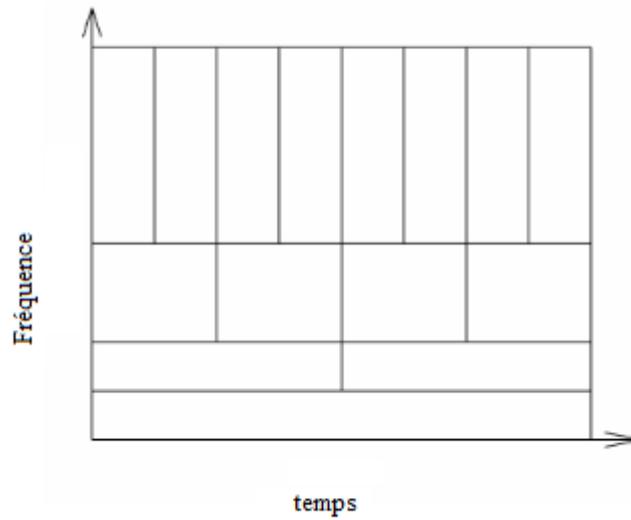


Figure 2.7. Plan temps-fréquence pour TOC.

### 2.6.2 La transformée en ondelettes discrète

La transformée discrète en ondelettes décompose le signal en différentes bandes de fréquences. Il permet la séparation des composantes hautes et basses fréquences aux différentes échelles. Pratiquement, la décomposition DWT est réalisée en utilisant un couple de filtres complémentaires. De tels filtres sont des filtres passe-bas et des filtres passe-haut qui permettent d'assurer une décomposition pyramidale du signal. Les composantes basses fréquences sont appelées approximations tandis que les composantes hautes fréquences sont appelées détails. Seules les approximations passent à travers la paire de filtres pour obtenir l'approximation et les détails du niveau suivant, comme illustré à la Figure 2.8. La différence entre une

approximation  $A_n$  et l'approximation qui la suit  $A_{n+1}$  représente le détail  $D_{n+1}$ . Les composantes hautes fréquences du signal ECG correspondent aux niveaux bas de la décomposition alors que les composantes basses fréquences sont situées dans les niveaux hauts de décomposition.

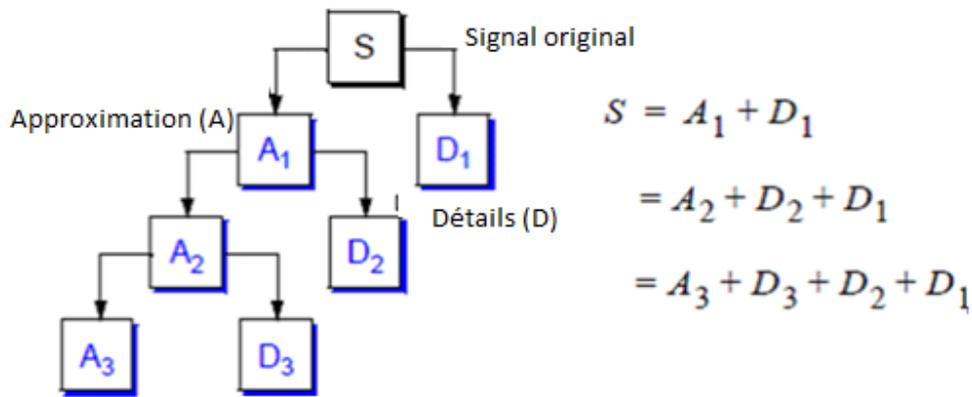


Figure.2.8. Décomposition par TOD.

## 2.7 Analyse non linéaire.

Les phénomènes physiologiques traduisent l'évolution des processus non linéaires. C'est la raison essentielle pour laquelle les méthodes non linéaires sont appliquées avec succès dans la classification des différents signaux électrophysiologiques. En utilisant ces techniques, certains paramètres dits non linéaires peuvent être extraits et utilisés pour caractériser les différentes maladies cardiaques et neurologiques. Le tableau 2.2 résume les paramètres non linéaires souvent rencontrés dans la littérature.

### 2.7.1. Les mesures entropiques.

L'entropie quantifie la perte de l'information contenue dans l'état initiale du système. Un système régulier contient moins d'information est par conséquent son entropie est faible. Par contre, un système irrégulier contient moins de redondances est par conséquent son entropie est élevée.

Malheureusement, une mesure précise de la valeur de l'entropie nécessite que le signal à analyser soit de longue durée. Afin de pallier ce problème, Pincus [30] a introduit un nouveau concept mathématique : l'entropie approximative.

Pour une série numérique  $x = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ , l'entropie approximative peut être calculée comme suite :

**Etape 1.** On construit les vecteurs  $(1), X(2), \dots, X(N - m - 1)$  de telle sorte que le vecteur :  $X(i) = \{x(i), x(i + 1), \dots, x(i + m - 1)\}$  Eq.2.35

avec  $i = 1, \dots, N - m - 1$ .

**Etape 2** On mesure la distance entre les deux séquences  $X(i)$  et  $X(j)$  exprime par :

$$d\{X(i), X(j)\} = \max_{k=0, m-1} |x(i + k) - x(j + k)| \quad \text{Eq.2.36}$$

**Étape 3.** Pour chaque séquence  $X(i)$ , on calcule  $N^m(i)$  le nombre de séquences ( avec  $j = 1, \dots, N - m - 1$ ) qui vérifient que :

$$d\{X(i), X(j)\} < r \quad \text{Eq.2.37}$$

Avec  $r$  est une tolérance fixe à partir de laquelle on dit que deux séquences sont similaires.

**Étape 4.** On calcule l'intégrale de corrélation  $C_r^m(i)$  défini par :

$$C_r^m(i) = \frac{N^m(i)}{N-m-1} \quad \text{Eq.2.38}$$

En effet, cette intégrale est définie comme étant le nombre des séquences  $X(j)$  similaires ; à une distance  $r$  ; à  $X(i)$  sur le nombre total des séquences.

**Étape 5.** On calcule  $C_r^m(i)$ , pour chaque séquence  $X(i)$ . Autrement dit, on répète l'étape(4), pour  $i = 1, \dots, N - m + 1$ .

$$\text{On définit : } Q_r^m(i) = \frac{N^m(i)}{N-m+1} \sum_{i=1}^{N-m+1} \ln C_r^m(i).$$

**Étape 6.** On incrémente la valeur de  $m$  et en répète les étapes (1) à (6). Autrement dit, on calcule  $C_r^{m+1}(i)$  et  $Q_r^{m+1}$

L'entropie approximative est définie par :

$$ApEn(m, n, N) = Q_r^m - Q_r^{m+1}$$

$$ApEn(m, n, N) = \frac{1}{N - m + 1} \sum_{i=1}^{N-m+1} \log C_r^m(r) - \frac{1}{N - m} \sum_{i=1}^{N-m} \log C_r^{m+1}(r).$$

L'inconvénient de l'entropie approximative est l'autosimilarité qui implique que la séquence  $X(i)$  sera comparée avec les restes des séquences incluant  $X(i)$  elle-même. Autrement dit que la distance  $d\{X(i), X(i)\}$  est toujours inférieure à la tolérance  $r$ .

L'entropie échantillonnée a été proposée par Richman et Moorman [8] afin de pallier l'inconvénient l'entropie approximative. L'entropie échantillonnée peut être mesurée en suivant la même procédure utilisée pour déterminer l'entropie approximative à l'exception que l'autosimilarité n'intervient pas dans les calculs.

### 2.7.2. Detrended fluctuation (DFA).

Cette technique mesure l'autosimilarité dans une série temporelle. La DFA peut être déterminée en utilisant les étapes suivantes :

**Étape 1.** Dans cette étape, on calcule le profile  $y(t)$  de la série temporelle  $x = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ , comme suite :

$$y(k) = \sum_{i=1}^k (x(i) - \overline{x(t)})$$

Avec  $\overline{x(t)}$  est la valeur moyenne de  $x$ .

Etape 2. Le profile  $y(t)$  est subdivisé en des segments (fenêtres) non chevauchés de longueur  $n$ .

**Etape 3.** Le profile local  $y_n(k)$  dans chacun des segments est calculé .

**Etape 4.** La fonction  $f(n)$  est par la suite calculée en utilisant l'équation :

$$f(n) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N [y(k) - y_n(k)]^2}$$

La fonction  $f(n)$  doit être calculée pour les différentes longueurs des segments  $n$ . Finalement, on trace  $\log (f(n))$  en fonction de  $\log (n)$ . A partir de ce tracé, deux exposants peuvent être

Calculés. Le premier exposant ; noté  $\alpha_1$  ; est déterminé à partir les valeurs de  $n$  inférieures à 16. Il traduit les corrélations à court terme dans la série temporelle. Par contre, le deuxième exposant  $\alpha_2$  , exprime les corrélations à long terme dans la série temporelle Ce deuxième exposant est calculé à partir des segments de longueurs supérieures à 16.[9]

### 2.7.3 Dimension de corrélation

La dimension de corrélation CD est un paramètre qui mesure la complexité d'un système.

L'estimation de la dimension de corrélation nécessite le calcul de l'intégrale de corrélation  $C(r, N)$  qui estime la probabilité que les deux points  $x(i)$  et  $x(j)$  soient des

Voisins l'un de l'autre avec une tolérance  $r$ .

Pour des petite valeur de  $r$ , l'intégrale de corrélation  $C(r, N)$  est proportionnelle à  $r^{CD}$  ce qui implique que :

$$CD = \frac{\log_{10} C(r, N)}{\log_{10}(r)}$$

Pour les systèmes linéaires périodiques, la dimension de corrélation est une valeur entière. Par contre, un système chaotique (sensible aux conditions initiales) possède une dimension de corrélation non-entière.

### 2.8 Conclusion.

Dans ce deuxième chapitre nous avons décrit certaines techniques qui sont souvent utilisées pour extraire les paramètres d'intérêt cliniques. Ces techniques regroupent l'analyse de Fourier, l'analyse temps-fréquence accomplie par la TOC et la TOD et les méthodes non linéaires. Ces techniques seront exploitées dans le chapitre suivant pour extraire des attributs qui vont nous servir pour classifier les différents stage de sommeil et de distinguer des cas pathologiques de ceux normaux.

Mesure	Paramètres	Description
Mesure entropique	Entropie approximative	quantifie la régularité et la complexité du système. Les systèmes réguliers ont une faible valeur d'entropie approximative alors qu'une valeur élevée de ce paramètre indique l'irrégularité du système.
	Entropie échantillonnée	indications similaires à l'entropie approximative mais celui exclut les auto-similarités
Detrended fluctuation (DFA)	$\alpha_1$	Ce paramètre est une mesure de la corrélation à long terme
	$\alpha_2$	Ce paramètre représente une mesure de la corrélation à court terme
Dimension de corrélation (CD)		Mesure la complexité du système. Plus le système est complexe, plus les valeurs de CD sont élevées

Tableau 2.2. Paramètres non linéaires

## **2.9. Références**

- [1] Semmlow, John L. *Biosignal and Biomedical Image Processing: MATLAB-Based Applications*. New York, USA: CRC Press, 2016.
- [2] Boashash, Boualem. *Time-Frequency Signal Analysis and Processing: A Comprehensive Reference*. 2016.
- [3] Giannakopoulos, Theodoros, and Aggelos Pikrakis. "Chapter 3 - Signal Transforms and Filtering Essentials." In *Introduction to Audio Analysis*, edited by Theodoros Giannakopoulos and Aggelos Pikrakis, 33-57. Oxford: Academic Press, 2014
- [4] Todd, Richard M., and J. R. Cruz. "Frequency Estimation and the Qd Method." In *Control and Dynamic Systems*, edited by Cornelius T. Leondes, 75, 1-78: Academic Press, 1996
- [5] Jeon, Hohyub, Yongchul Jung, Seongjoo Lee, and Yunho Jung. "Area-Efficient Short-Time Fourier Transform Processor for Time-Frequency Analysis of Non-Stationary Signals." *Applied Sciences* 10, no. 20 (2020).]
- [6] Kehtarnavaz, Nasser. "Chapter 7 - Frequency Domain Processing." In *Digital Signal Processing System Design (Second Edition)*, edited by Nasser Kehtarnavaz, 175-196. Burlington: Academic Press, 2008
- [7] Dib Nabil, *ANALYSE temporelle et fréquentielle des différentes ondes du signal ECG en vue d'une reconnaissance de signatures de pathologies cardiaques*, magister, université de Tlemcen, 2009.
- [8] Richman J.S., Moorman J.R., "Physiological time series analysis using approximate entropy and sample entropy", *American journal of physiological and heart circulation, Physiol.* , 278 (2000) H2039-H2049, 2000.
- [9] Dib Nabil, *ANALYSE non linéaire des différents intervalles du signal ECG en vue d'une reconnaissance de signatures de pathologies cardiaques*, thèse de doctorat, université de Tlemcen, 2015.

### 3.1 Introduction

Le sommeil est un processus actif et régulé. L'évaluation de sa qualité joue un rôle important pour la santé physique et mentale. Cette évaluation repose sur l'utilisation du polysomnogramme qui se compose d'un EEG, d'un EOG, d'un EMG et d'un ECG. Ces signaux sont utilisés pour analyser les différents stades de sommeil et détecter ses troubles. En effet, chaque stade de sommeil a ses caractéristiques différentes de celles des autres stades.

La détection manuelle de ces stades ainsi que l'existence des troubles liés au sommeil est un processus subjectif et fastidieux. Ainsi, la détection automatique de ces stades et troubles présente une tâche importante dans l'évaluation de la qualité de sommeil. Les méthodes de l'intelligence artificielle ont été utilisées pour développer un tel système automatique. Ces méthodes ont des bonnes performances de classification, cependant elles souffrent de faible taux de classification des deux stades N1 et REM.

Ce troisième chapitre est consacré pour développer un classifieur automatique capable de détecter correctement tous les stades de sommeil et reconnaître avec une précision élevée les différents troubles liés au sommeil.

### 3.2. Méthodes de l'intelligence artificielle.

#### 3.2.1 Réseau de neurones.

Les réseaux de neurones sont des systèmes informatiques inspirés de réseaux de neurones biologiques. Il s'agit d'une modélisation mathématique du cerveau humain, de ses composants et ses processus de base [1].

La figure 3.1 montre la structure d'un neurone biologique et celle de son homologue artificiel.

Le neurone biologique comprend le corps cellulaire, les dendrites (transmetteurs), les connexions synaptiques et les axones. Les neurones sont connectés les uns aux autres à l'aide des dendrites et les axones où les premiers représentent l'entrée du neurone alors que les derniers forment sa sortie.

La sortie du neurone dépend des signaux qui lui proviennent des autres neurones. Aucun signal n'est généré à la sortie du neurone si la somme des excitations extérieures venant des autres neurones ne dépasse pas certain seuil.

Les synapses jouent le rôle des lignes de transmission.

Par analogie, le neurone artificiel comprend un ensemble de nœuds ; répartis en couches ; des connexions, des poids, un biais, un sommateur et une fonction d'activation.

La sortie du neurone artificiel est la réponse à une somme pondérée de ses entrées. Si cette somme dépasse le seuil, la sortie vaut 1. Dans le cas contraire, la sortie est nulle (vaut 0).

Il existe deux types de réseaux de neurones : non bouclés et bouclés.

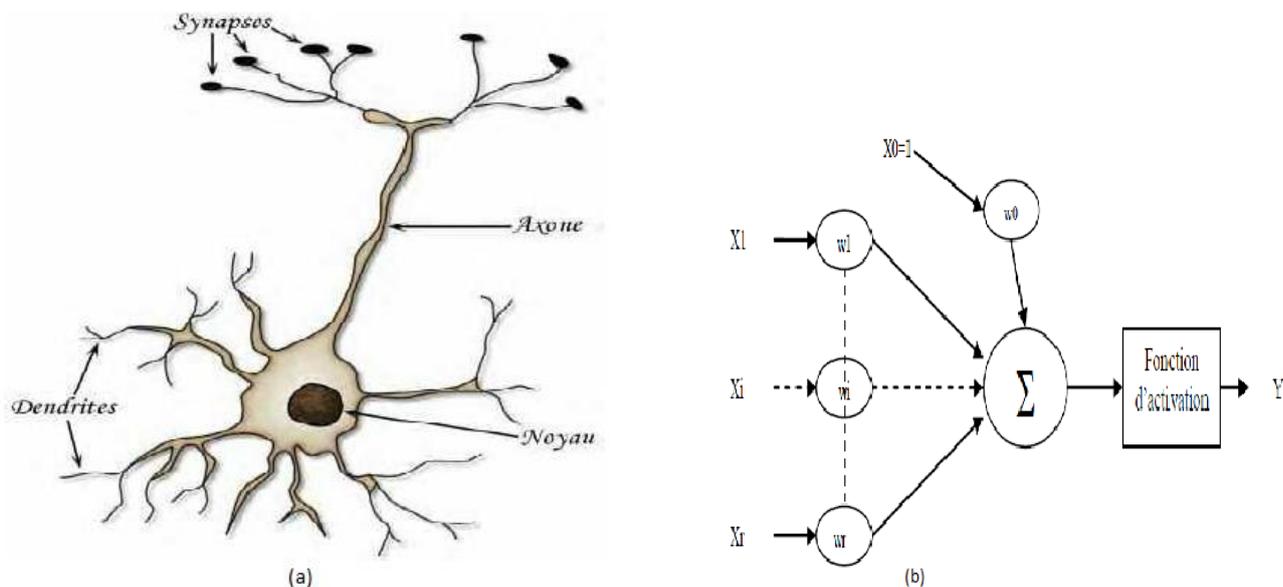


Figure 3.1. La structure d'un neurone : (a) biologique (b) artificiel.

### 3.2.1.1. Réseaux de neurones non-bouclés.

Les réseaux de neurones non bouclés sont des réseaux de neurones dans lesquels les informations se propagent de l'entrée vers la sortie sans aucune possibilité que ces derniers (informations) circulent de la sortie vers l'entrée. Ils traitent les signaux dans une direction unidirectionnelle et n'ont pas de dynamique temporelle inhérente. Ainsi, ils sont souvent décrits comme étant statiques.

Ils sont utilisés pour apprendre la relation entre les variables indépendantes, qui servent d'entrées au réseau, et les variables dépendantes qui sont désignées comme sorties du réseau [2].

Les réseaux de neurones non bouclés peuvent être monocouche ou bien multicouches. Un réseau de neurone monocouche est constitué d'un vecteur d'entrée connecté à une couche de neurones. Ce type de réseaux non bouclés a plusieurs inconvénients et son utilisation est limitée à des applications simples. Les réseaux non bouclés multicouche plusieurs couches de neurones. Les neurones sont disposés en couches successives, et les informations circulent de manière unidirectionnelle, de la couche d'entrée vers la couche de sortie, à travers la ou les couches intermédiaires dits couches cachées (Fig3.2). Les nœuds d'une couche sont connectés (à l'aide d'interconnexions ou de liens) à tous les nœuds de la ou des couches adjacentes, mais aucune connexion latérale entre les nœuds d'une même couche, ni aucune connexion de rétroaction n'est possible. Le nombre de neurones dans la couche d'entrée et celui de la couche de sortie dépendent respectivement du nombre des paramètres de classification et le nombre de classes [3].

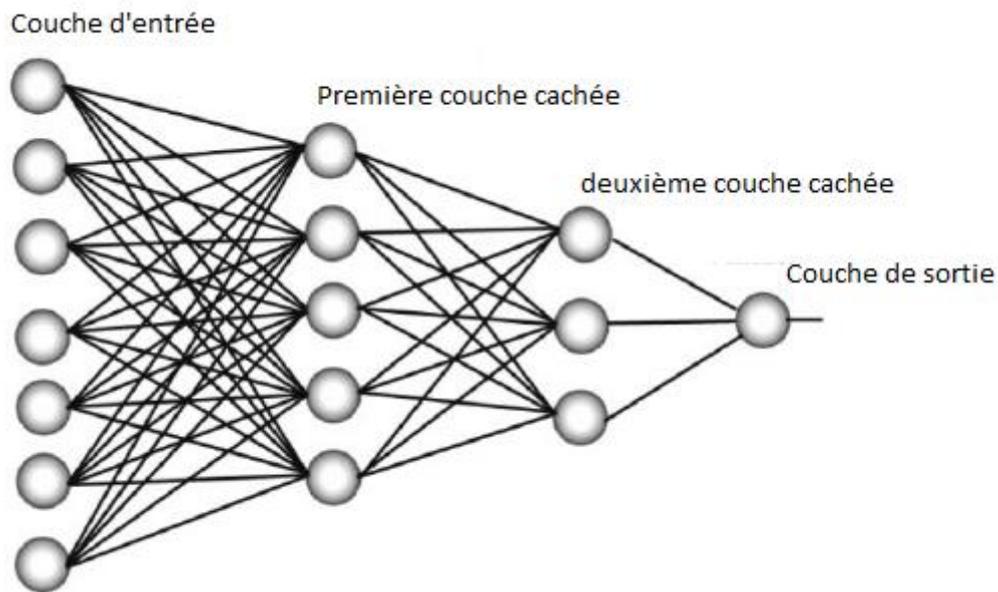


Figure 3.2. Architecture d'un réseau de neurones non bouclé de type multicouche.

Deux types de réseaux de neurones multicouches qui sont souvent utilisés dans la littérature : Le perceptron multicouches MLP (Multilayer Perceptron) et les réseaux à fonctions radiales RBF ("Radial Basis Functions").

Le perceptron multicouche (MLP) est un réseau neuronal artificiel adapté aux problèmes non linéaires. Un MLP contient plusieurs couches : une couche d'entrée, une ou plusieurs couches cachées et une couche de sortie. Il fournit une cartographie non linéaire entre un vecteur d'entrée et un vecteur de sortie correspondant.

La figure 3.3 montre l'architecture typique d'un MLP.

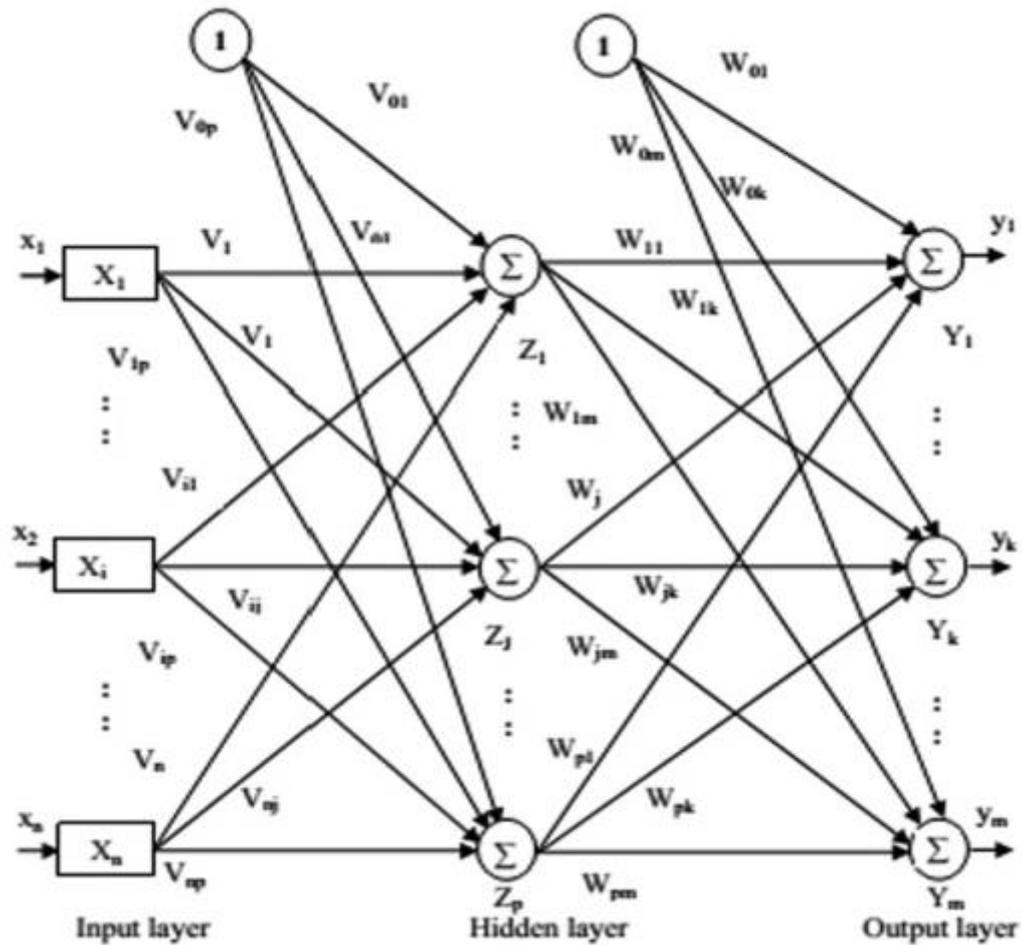


Figure 3.3. L'architecture typique d'un MLP

La sortie  $y$  peut être exprimée mathématiquement par :

$$y = W \cdot x + b \tag{Eq.3.1}$$

Avec  $W$  représente la matrice contenant les poids,  $x$  est un vecteur qui contient les paramètres de classification et  $b$  est appelé biais.

Les poids  $W$  sont aléatoirement choisis avant de commencer l'apprentissage. Ceci évite la saturation du MPL lors de l'apprentissage. Lors de l'apprentissage ces poids  $W$  changent leurs valeurs. Ces poids sont ajustés à l'aide d'un algorithme dit « algorithme de rétro-propagation ». il s'agit d'un algorithme de descente de gradient dans lequel les poids du réseau sont déplacés le long du négatif du gradient de la fonction de performance. La combinaison de poids qui minimise la fonction d'erreur est considérée comme une solution au problème d'apprentissage. L'algorithme de rétro-propagation se compose essentiellement de deux phases :

Dans la première phase, connue sous le nom de phase directe, les paramètres du réseau sont choisis et les données d'entrée sont propagées vers l'avant, couche par couche. La phase directe est complétée par le

calcul de l'erreur de sortie. En effet, ceux sont les erreurs quadratiques moyennes totales  $e_p$  qui sont calculées :

$$e_p = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^m y_k - \widehat{y}_k \quad \text{Eq.3.2}$$

Avec, où  $y_k$  est la valeur cible et  $\widehat{y}_k$  est la sortie calculée par le réseau correspondant à l'entrée  $x_i$ .

L'erreur totale sera  $E$  :

$$E = \sum_{p=1}^N e_p \quad \text{Eq.3.3.}$$

Dans la deuxième phase, appelée phase arrière, l'erreur calculée est propagée vers l'arrière à travers le réseau. Ensuite, les poids du réseau sont ajustés de manière à minimiser l'erreur quadratique moyenne [4]. Autrement dit, le processus d'apprentissage du réseau consiste à ajuster les pondérations afin de minimiser l'erreur  $E$ . En d'autres termes, le but est de faire en sorte que les sorties du système se rapprochent des sorties réelles. Lorsque l'erreur devient inférieure au niveau autorisé, l'apprentissage du réseau est terminé. Après ce processus, le réseau est à sa meilleure configuration pour représenter le système réel [5].

L'une des principales difficultés à prédire les propriétés des MLP et donc à les entraîner de manière fiable est le fait que les sorties des neurones oscillent soudainement d'un état à un autre alors que leurs entrées changent de manière infinitésimale. La solution de ce problème consiste à modifier les perceptrons du MLP en leur donnant une fonction d'activation moins « dure » que la fonction seuil (Fig3.4). Une fois ces fonctions d'activation plus douces sont utilisées, chaque couche du MLP traite les données plus précisément et ainsi les procédures d'apprentissage peuvent être mises en place de manière systématique. En particulier, le taux de changement des données au niveau de chaque neurone individuel pourrait être communiqué aux autres couches, qui pourraient ensuite être formées de manière appropriée [6].

Le deuxième type des réseaux de neurones non bouclés sont les réseaux à fonctions radiales (RBF)(Fig.3.5).

Un réseau RBF est un type de réseau de neurones composé de trois couches, à savoir la couche d'entrée, la couche cachée et la couche de sortie. En effet, la première couche correspond aux entrées du réseau, la seconde est une couche cachée constituée d'un certain nombre d'unités d'activation non linéaires, et la dernière correspond à la sortie finale du réseau. Les fonctions d'activation sont classiquement implémentées sous forme de fonctions gaussiennes [8].

Les réseaux de fonctions à base radiale se distinguent des autres réseaux de neurones en raison de leur approximation universelle et de leur vitesse d'apprentissage plus rapide [9]. Certains problèmes peuvent être résolus en utilisant une architecture à base radiale (RBF), ce qui ne peut pas être résolu en utilisant une architecture MPL. en effet, les RBF peuvent détecter de nouvelles situations, ce qui est impossible pour les réseaux MPL. Par exemple, toutes les sorties peuvent être proches de zéro pour certaines entrées, indiquant que cette entrée ne correspond pas à une entrée utilisée pour l'apprentissage. En plus, un petit nombre de fonctions de base sont impliquées dans le calcul de la sortie pour une entrée donnée. Par exemple, si une entrée se trouve dans une zone éloignée, l'activation des neurones cachés sera faible. Cette propriété est très intéressante pour certains problèmes de diagnostic où la connaissance est incomplète [10].

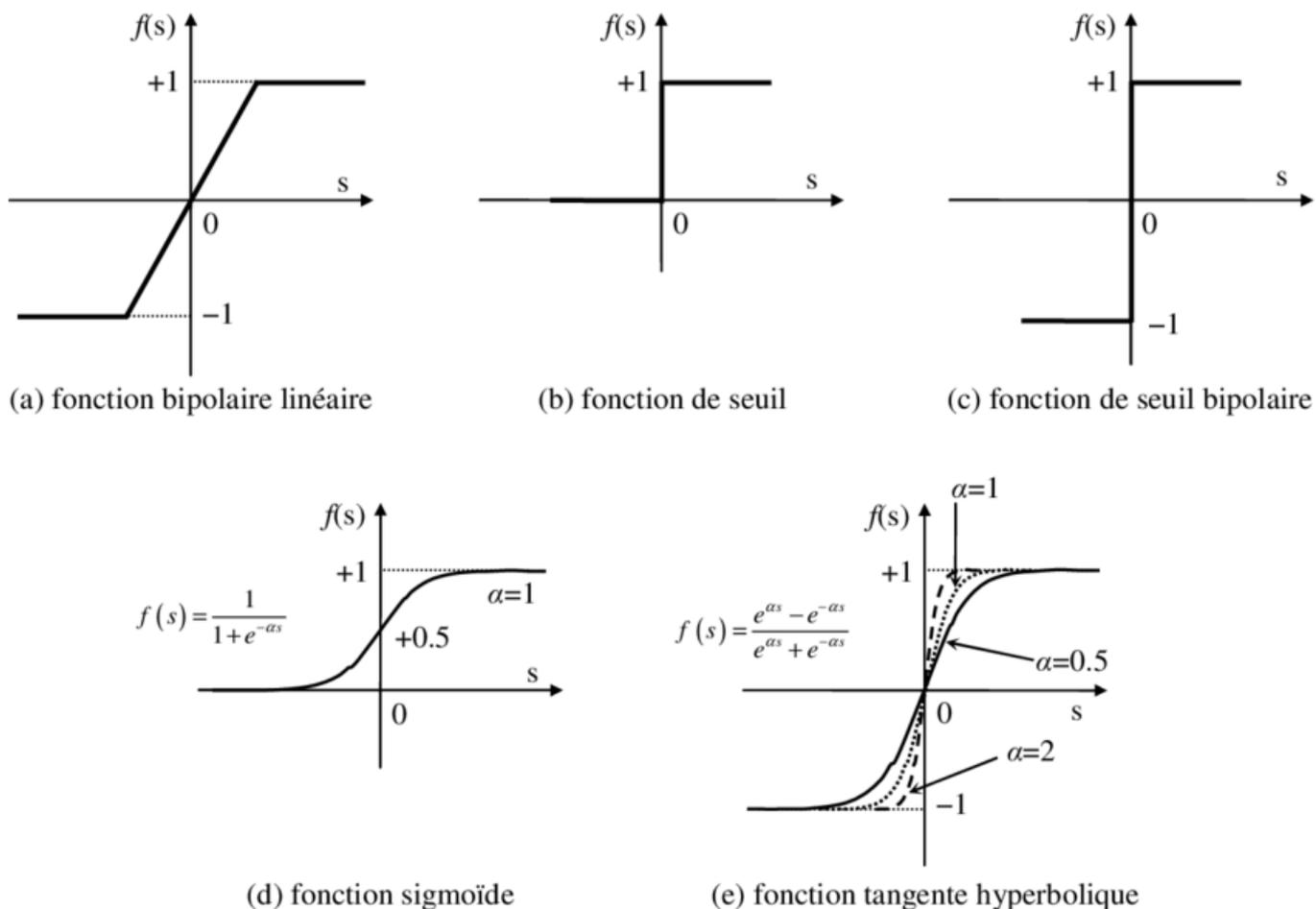


Figure 3.4. Les fonctions d'activation [7].

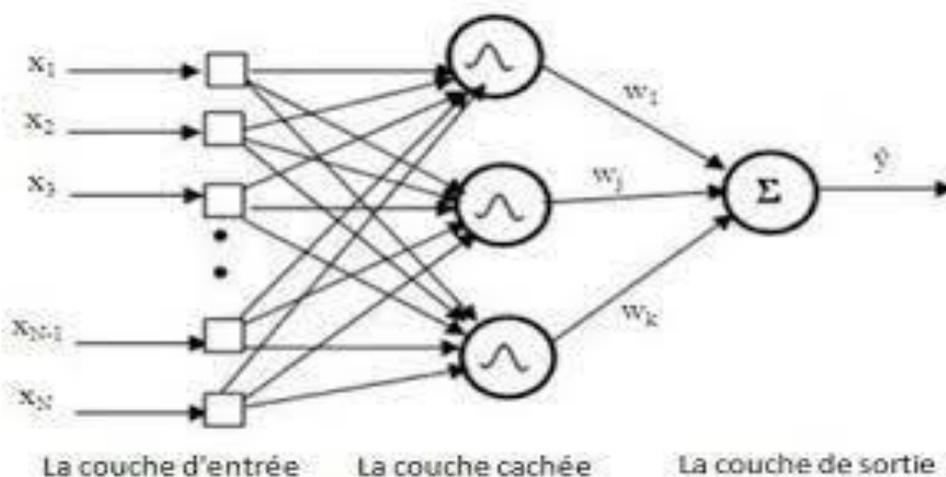


Figure 3.5. Architecture du réseau à fonction radiale [11].

### 3.2.1.2. Réseaux de neurones bouclés.

Les réseaux bouclés sont appelés aussi réseaux récurrents ou réseaux dynamiques, ce sont des réseaux dans lesquels il y a retour en arrière de l'information. L'état dans un tel réseau continue de changer jusqu'à ce

qu'il atteigne un point d'équilibre. Ils restent au point d'équilibre jusqu'à ce que l'entrée change et qu'un nouvel équilibre doive être trouvé. L'architecture de réseau neuronal de rétroaction est également appelée interactive ou récurrente, bien que ce dernier terme soit souvent utilisé pour désigner les connexions de rétroaction dans les organisations à une seule couche. Les boucles de rétroaction sont autorisées dans de tels réseaux [12].

### 3.2.2 Apprentissage des réseaux de neurones.

#### 3.2.2.1 Apprentissage supervisé

Les méthodes d'apprentissage supervisé supposent que les étiquettes sont disponibles pour tous les échantillons d'apprentissage. Les variables d'entrée sont les caractéristiques qui influenceront la précision de la variable prédite. Ils contiennent à la fois des variables quantitatives et qualitatives. La variable de sortie est la classe d'étiquettes que l'apprentissage supervisé étiquettera les nouvelles observations. Le réseau va se modifier (modification des poids synaptique  $W$ ) jusqu'à ce qu'il trouve la bonne sortie, c'est-à-dire celle attendue, correspondante à une entrée donnée.

#### 3.2.2.2 Apprentissage non-supervisé.

L'apprentissage non supervisé utilise des données non étiquetées, non classifiées et catégorisées. L'objectif principal de l'apprentissage non supervisé est de découvrir des modèles cachés et intéressants dans des données non étiquetées [13]. Il est utilisé pour regrouper les cas en fonction d'attributs (paramètres) similaires. Il est bénéfique dans l'analyse exploratoire des données en détectant automatiquement la structure et les relations dans les données et en fournissant des informations initiales utilisées pour tester les hypothèses individuelles [14].

#### 3.2.2.3 Apprentissage semi supervisé.

L'apprentissage semi-supervisé combine l'apprentissage supervisé et l'utilisation de données non étiquetées. Ainsi, on peut bien évidemment présumer que l'apprentissage semi-supervisé est une version hybride. Quels que soient les défis rencontrés dans chaque type, le semi-supervisé offre une situation gagnant-gagnant. L'apprentissage semi-supervisé utilise à la fois des données étiquetées et non étiquetées. Ainsi, avec l'utilisation de certaines données étiquetées et non étiquetées, la précision de la frontière de décision devient beaucoup plus élevée [15].

### 3.2.3 Autres méthodes de classifications.

#### 3.2.3.1. Classifieur Bayes naïf.

Ce type de classifieur appartient à la famille des classificateurs probabilistes. Il est basé sur le théorème de Bayes et est utilisé pour les problèmes de classification.

Ce classifieur fait des prédictions sur n'importe quelle instance d'une classe particulière en calculant la probabilité a priori de la classe, la probabilité d'une classe particulière, la probabilité a posteriori et la probabilité a priori du prédicteur, comme ci-dessous [16] :

$$P(D|X) = P(x|d)P(d)/P(x) \quad \text{Eq.3.4}$$

$P(D | X)$  est la probabilité a posteriori pour la classe  $D$ , prédicteur donné par  $(x, \text{attributs})$

$P(x | d)$  est la vraisemblance pour une classe d'étiquettes particulière

$P(d)$  est la probabilité a priori pour une classe d'étiquettes

$p(x)$  est la probabilité a priori du prédicteur.

Un classifieur Bayes naïf s'appuie sur l'hypothèse que la présence d'une caractéristique dans une classe est indépendante de l'autre caractéristique présente dans la même classe. En raison de cette hypothèse d'indépendance, les paramètres de chaque terme peuvent être appris séparément ; par conséquent, cela simplifie et accélère l'opération de calcul. L'avantage de ce classifieur est qu'un petit ensemble de l'attribut est suffisant pour estimer la classe de données.

### 3.2.3.2. Arbres de décision.

Les arbres de décision sont des modèles d'aide à la décision qui assurent la classification à l'aide d'une séquence de règles bien définies. Ce sont des graphes arborescents dans lesquels chaque nœud de branche représente une option entre un certain nombre d'alternatives, et chaque nœud feuille représente un résultat des choix cumulatifs.

Un avantage de ce type de classifieur par rapport aux autres techniques de classification réside dans l'interprétabilité du modèle de décision. En raison de cette interprétabilité, les informations relatives à l'identification des caractéristiques importantes et des relations interclasses peuvent être utilisées pour soutenir la conception d'expériences futures et l'analyse des données [16]. La technique d'échantillonnage « bootstrap » est utilisée pour former chaque arbre à partir de l'ensemble de données de formation. Cette méthode recherche uniquement un sous-ensemble aléatoire de variables afin d'obtenir une répartition à chaque nœud. Pour la classification, le vecteur d'entrée est envoyé à chaque arbre dans l'arbre de décision et chaque arbre vote pour une classe. Enfin, l'arbre de décision choisit la classe avec le plus grand nombre de votes [16].

### 3.2.3.3. Support vector machine.

Les SVM sont une classe relativement nouvelle d'outils d'analyse de données dans la famille de l'apprentissage automatique. Les SVM sont considérés comme une méthode d'apprentissage supervisé.

Le SVM recherche l'hyperplan optimal pour séparer deux groupes dans un espace multidimensionnel. Dans ce cas, l'hyperplan qui maximise la marge entre les points les plus proches des deux groupes ancestraux. En effet, les échantillons qui se trouvent sur les limites de différentes classes sont appelés vecteurs de support. Le principe sous-jacent de la classification basée sur SVM est de maximiser la marge entre les vecteurs de support à l'aide des fonctions du noyau. L'hyperplan optimal a  $N-1$  dimensions. Le SVM est souvent utilisé dans une grande variété d'applications, en particulier pour les problèmes dans les espaces d'entrée de grande dimension.

## 3.3. La base de données

Au total, 1 983 enregistrements du PSG ont été fournis par. Le comité d'examen institutionnel des partenaires analyse rétrospective approuvée de l'ensemble de données MGH sans nécessitant un consentement supplémentaire.

La base de données sur laquelle nous avons fait nos études a été fournie par le Laboratoire du sommeil du « Massachusetts General Hospital » (MGH) (le Division du sommeil). Elle a été enregistrée en collaboration le laboratoire du Neurophysiologie, et le centre des Données Cliniques d'animation [17].

La base de données contient 1983 polysomnogrammes dont chacun est constitué de 13 signaux physiologiques et électrophysiologiques. En effet, chaque polysomnogramme contient treize signaux dont six canaux d'électroencéphalographie (EEG) à F3-M2, F4-M1, C3-M2, C4-M1, O1-M2 et O2-M1 basés sur l'International

Système 10/20 ; électroculographie (EOG) du côté gauche (EEG et EOG référencés à l'oreille controlatérale lobe); l'électromyographie (EMG) a été mesurée au niveau du menton ; deux canaux de signal respiratoire de l'abdomen et poitrine; débit d'air et saturation en oxygène (SaO<sub>2</sub>); et un ECG canal enregistré sous la clavicule droite près du sternum et sur la paroi thoracique latérale gauche. Les signaux étaient enregistrés selon le standard de l'AASM. Ils ont une fréquence d'échantillonnage de 200 Hz à l'exception du signal de saturation en O<sub>2</sub> (SpO<sub>2</sub>) qui a été sur-échantillonné à l'aide d'un échantillonneur-bloqueur à 200 Hz pour le synchroniser avec les autres signaux. Tous les signaux ont été mesurés en microvolts.

Les signaux EEG ont été annotés en non-chevauchement chaque 30 secondes selon les normes AASM comme l'une des cinq étapes : éveil (W), mouvement rapide des yeux (REM), stade 1 non REM (N1), stade 2 non REM (N2), et stade 3 non REM (N3). Les signaux ont également été annotés pour la présence d'éveils qui interrompent leur dormir. Les éveils annotés ont été classés comme suit : éveils spontanés, éveils liés à l'effort respiratoire (RERA), bruxismes, hypoventilations, hypopnées, apnées (centrales, obstructives et mixtes), vocalisations, ronflements, mouvements des jambes, respiration Cheyne-Stokes ou partielle obstructions des voies respiratoires. La base était divisée en deux parties : une pour l'apprentissage des classifieurs et l'autre pour le test de ses performances.

Le tableau 3.1 résume la répartition des différentes classes.

Clinical Feature	Total	Training	Test
Time spent in sleep stage (%)			
Wake	29.3	28.0	31.0
NREM 1	19.5	19.6	19.0
NREM 2	51.3	51.0	51.7
NREM 3	13.8	14.0	13.8
REM	15.3	15.5	15.2
Number of target arousals			
Bruxism	–	30	–
Cheyne-Stokes breathing	–	3	–
Hypoventilation	–	4	–
Noise	–	1	–
Partial airway obstruction	–	11	–
PLM	–	36	–
RERA	–	43,822	–
Snoring	–	28	–
Spontaneous	–	70	–
Number of non-target arousals			
Hypopnea	–	56,936	–
Central apnea	–	22,763	–
Mixed apnea	–	2,641	–
Obstructive apnea	–	32,547	–

PLM: Periodic leg movement  
RERA: Respiratory effort-related arousals

Tableau 3.1. Les différentes classes de la base de données[17].

### 3.4. Les paramètres d'évaluation.

Afin d'évaluer les performances des différents classifieurs utilisés dans nos études, nous avons utilisé trois paramètres : le vrai positif (TPR), le faux négatif (FNR) et la précision.

Le nombre de vrai positif : le nombre des signaux qui appartiennent à la classe X et qui sont correctement classés à cette classe. Par exemple, si le signal EEG appartient au stade de sommeil N1 et le classifieur le classe comme étant stade N1 (correctement classé)

Le nombre de faux négatif : le nombre des signaux qui appartiennent à la classe X et qui sont incorrectement classés à une autre classe. Par exemple, si le signal EEG appartient stade de sommeil N1 et le classifieur le classe comme un autre stade de sommeil (incorrectement classé).

La précision : est le rapport entre le nombre des signaux correctement classés sur le nombre total des signaux.

### 3.5. Classification des stades du sommeil.

#### 3.5.1 Objectif de l'étude.

L'objectif de cette première étude est de reconnaître le stade de sommeil à l'aide de l'extraction de certains paramètres du signal EEG. Nous nous intéressons aux trois stades du sommeil lent N1, N2 et N3 et celui du sommeil REM.

### 3.5.2 Méthode d'analyse.

Nous avons segmenté les signaux EEG à des segments de 30 secondes. Chaque segment appartient à un stade de sommeil bien précis. Seuls les segments qui représentent un stade normal sont pris en considération. Ces segments ne contiennent aucune anomalie pathologique.

Nous avons appliqué la TOD pour chaque segment. Puisqu'il existe de nombreuses fonctions d'ondelettes mères, celle qui présente la plus grande similitude avec la nature de l'EEG (en termes de bandes de fréquences) doit être sélectionnée. En examinant les articles existants, nous pouvons observer que les ondelettes mères Symmlet et Daubechies sont les ondelettes les plus couramment utilisées pour le traitement EEG [18]. Dans nos études, nous avons choisi le Db4. Le niveau de décomposition choisi est 8. Ceci permet d'avoir les différentes ondes du signal EEG.

Pour chaque niveau de décomposition, nous avons extrait les paramètres suivants :

1. Valeur absolue de la moyenne des coefficients d'ondelettes de chaque niveau de décomposition.
2. L'écart type des coefficients d'ondelettes de chaque niveau de décomposition.
3. Dissymétrie des coefficients d'ondelettes de chaque niveau de décomposition.
4. Kurtosis des coefficients d'ondelettes de chaque niveau de décomposition.
5. Puissance moyenne des coefficients d'ondelettes de chaque niveau de décomposition.
6. Rapport des valeurs moyennes absolues des coefficients des niveaux adjacents.

$$\mu = \frac{1}{M}$$

Quatre classifieurs ont été utilisés pour accomplir la classification des différents stades du sommeil : l'arbre de décision, un classifieur de type Bayes naïf, un réseau de neurones et un SVM. Dans le cas de la classification par SVM nous avons choisi quatre noyaux différents afin de voir l'influence de ces derniers sur la classification. Il s'agit essentiellement de la fonction linéaire, quadratique, cubique et gaussienne fine.

### 3.5.3. Résultats et discussion.

Le tableau 3.2 montre la précision de classifications des différents stades de sommeil des quatre classifieur. Afin de faciliter la comparaison entre les performances de différents classifieurs, les résultats obtenus sont représentés sous forme d'histogramme sur la figure 3.6.

Classifieur	Noyaux	Précision
Arbre de décision		96.9%
Classifieur Bayes naïf		92.5%
Réseau de neurones		100%
SVM	Linéaire	91.9%
	Quadratique	95.00%
	Cubique	100%
	Gaussienne fine	100%

Tableau 3.2. Précision de classification des différents stades de sommeil des différents classifieurs.

D'après les résultats obtenus, nous constatons que la meilleure précision de classification des différents stades de sommeil et celle des réseaux de neurones et le SVM avec les deux noyaux cubique et gaussienne fine. Le classifieur le moins performant est le SVM avec un noyau linéaire. Ces résultats montrent que le choix de la méthode de classification joue un rôle important dans la distinction entre les différents stades de sommeil. Les résultats montrent aussi que le noyau est un autre facteur qui influe l'étage de la classification.

D'après la figure 3.7, nous constatons que l'arbre de décision classe correctement les deux premiers stades N1 et N2. Il classe incorrectement 5% des segments EEG représentant le stade de sommeil N3 comme étant le stade N2. Il classe aussi incorrectement 7.5 % des segments EEG représentant le stade de sommeil REM comme étant le stade N1.

Contrairement à l'arbre de décision, le classifieur Bayes Naïf classe correctement les deux stades N3 et REM. Par contre, Ce classifieur n'arrive pas à correctement classifier les deux stades N1 et N2. Le TPR est de 95% et 75% pour les deux stades N1 et N2, respectivement.

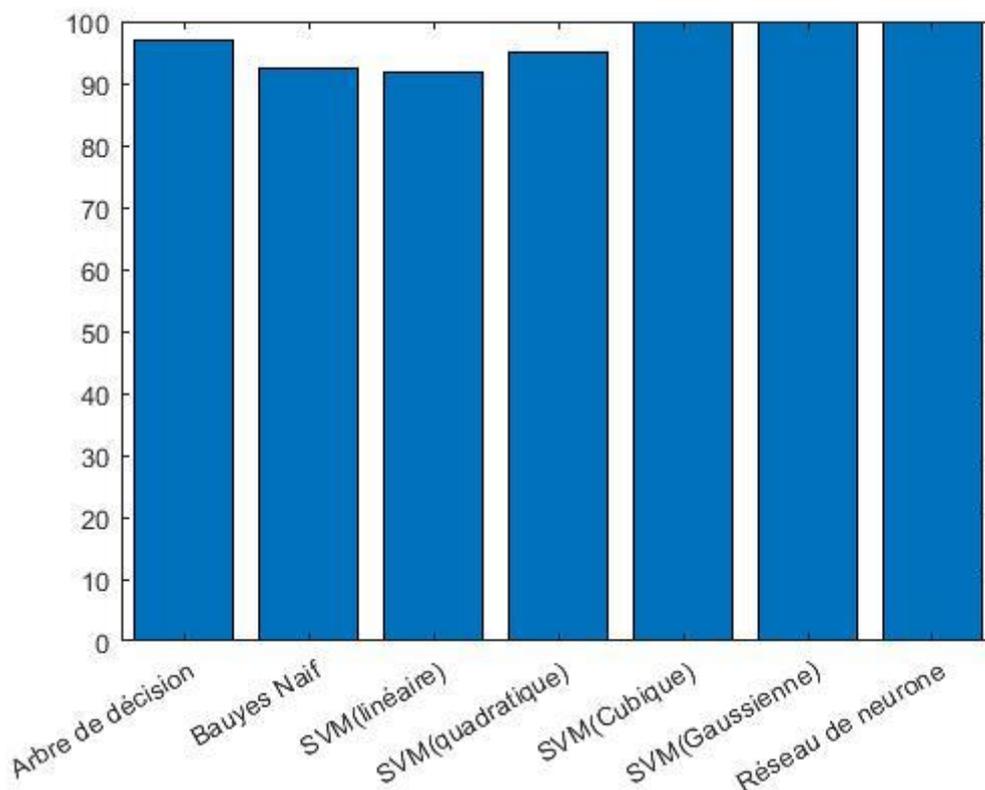


Figure 3.6. Précision de classification des différents stades de sommeil des différents classifieurs.

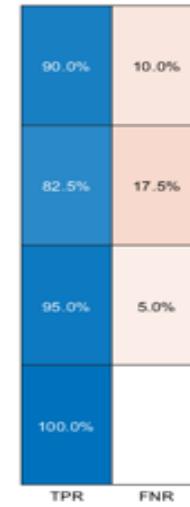
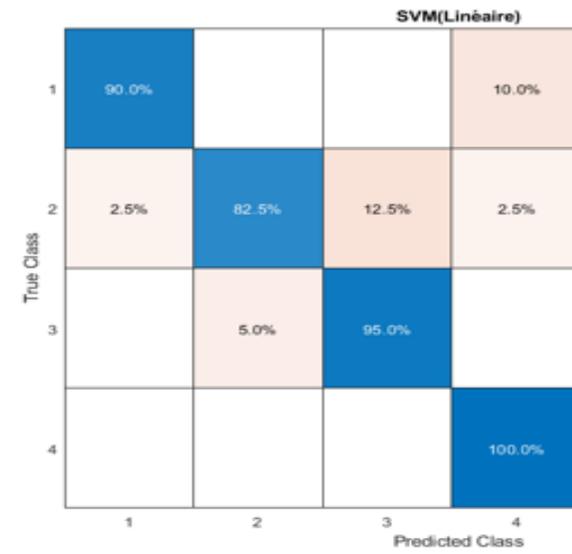
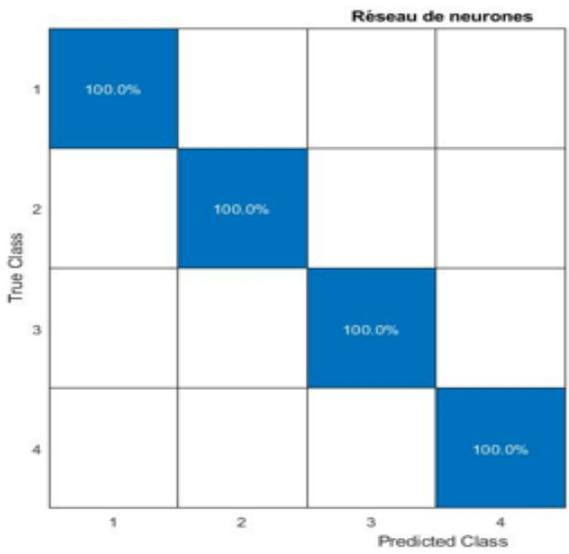
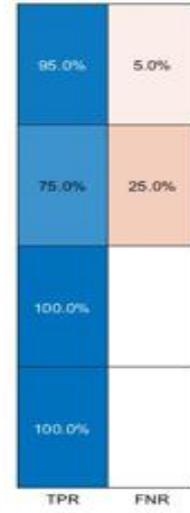
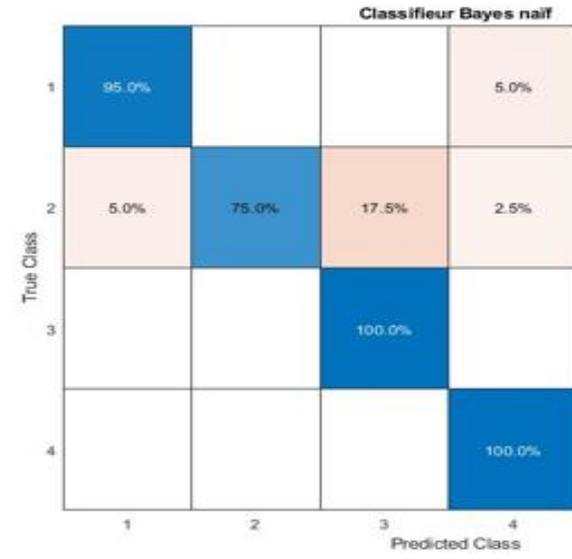
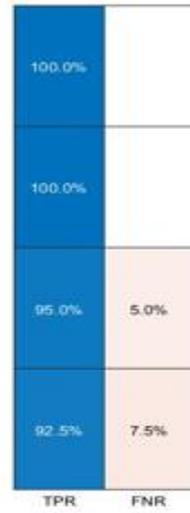
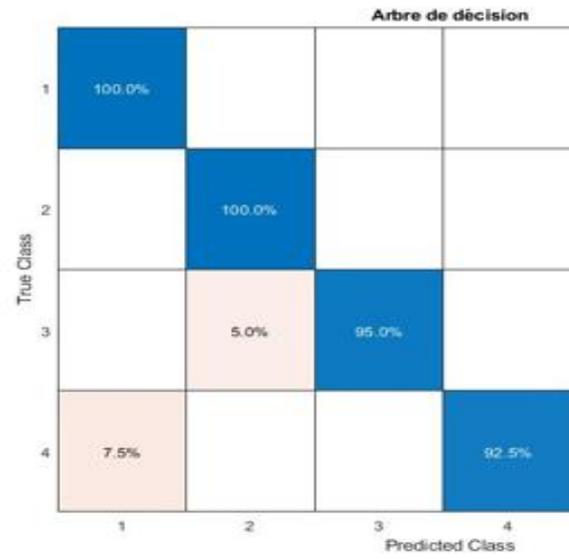
Le SVM linéaire qui présente un taux de classification moins faible que les autres classifieurs. Il classe correctement seulement le stade REM. Il souffre d'une mauvaise classification du stade N2 (TPR=82%).

D'une manière générale, nous pouvons constater que les classifieurs qui n'arrivent pas à classifier correctement les différents stades de sommeil, ont une confusion dans la classification du premier stade N1 et le stade REM. Néanmoins, la similitude entre les stades REM, N1 et N2 est significativement plus élevée que les autres [19].

Le stade N1 est le plus difficile à classer en particulier avec le SVM linéaire. Cela est dû au faible nombre d'occurrences de ce stade qui en fait un événement relativement rare. Plusieurs études ont rapporté le développement de méthodes de classification des stades du sommeil basées sur les enregistrements PSG, à savoir des enregistrements Electroencéphalographique (EEG), parfois en combinaison avec des enregistrements électrooculographiques (EOG) et électromyographiques (EMG) recueillis l'aide de électrodes de surface. Tableau 3.3 montre les travaux scientifiques les plus reconnus dans ce domaine.

La plupart des travaux utilisaient des paramètres du domaine fréquentiel ou temps-fréquence telles que la transformée en ondelettes discrète (DWT), la transformée de Hilbert Huang (HHT) et la transformée de Fourier rapide (FFT). Différentes méthodes paramétriques et non paramétriques ont été appliquées dans le processus de classification, telles que les classifieurs des forêts aléatoires, les réseaux de neurones artificiels (ANN), la logique floue, le voisin le plus proche, l'analyse discriminante linéaire (LDA), la machine à vecteurs de support (SVM) et la régression logistique du noyau (KLR).

La précision de ces méthodes varie considérablement .Des comparaisons rigoureuses entre ces classifieurs ne peuvent pas être faites car ils diffèrent dans les conditions d'enregistrement et les procédures de validation



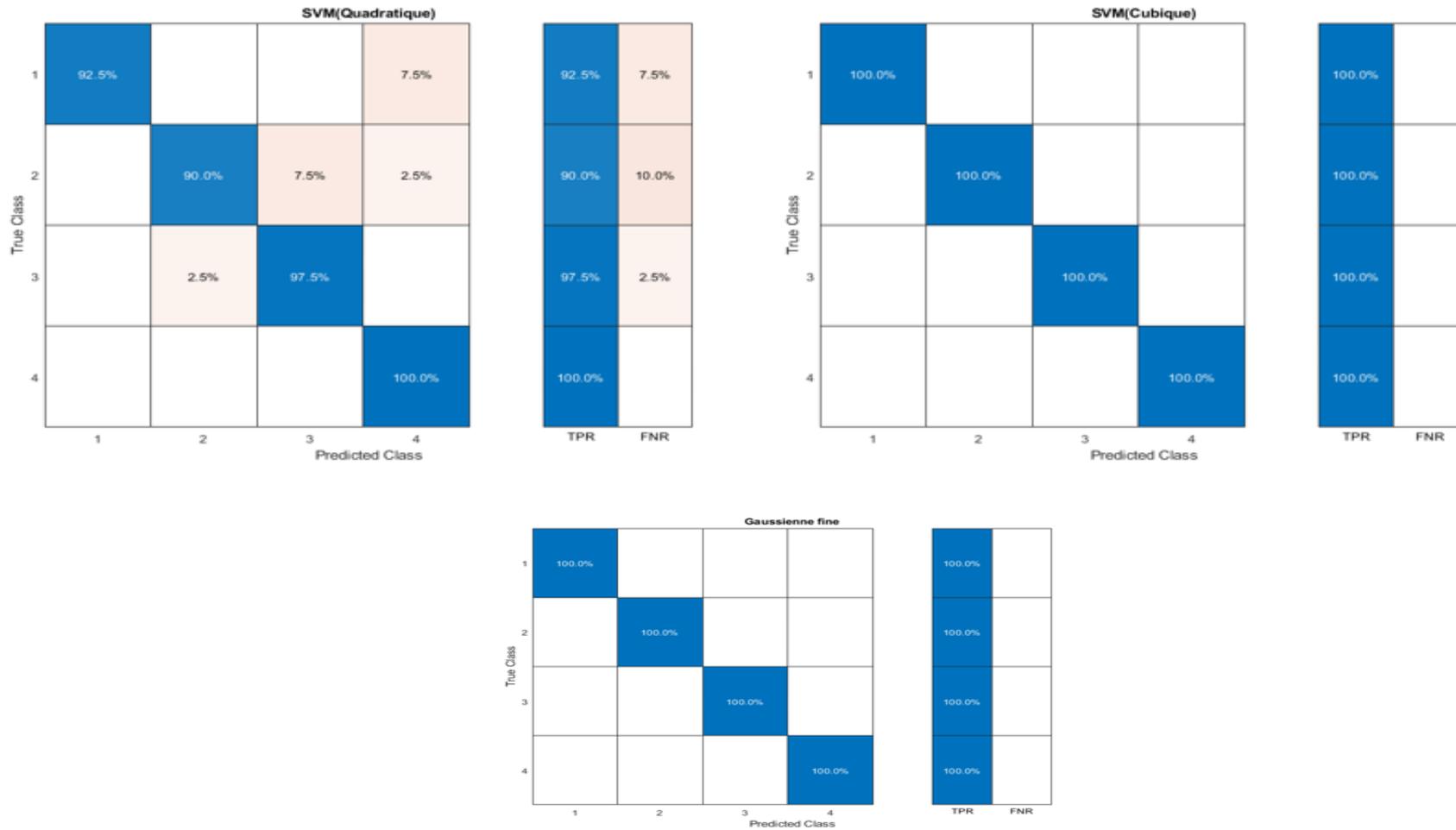


Figure 3.7. Matrices de confusion des différents classifieurs. 1, 2,3 représentent les stades N1, N2 et N3 respectivement et 4 représente le stade REM.

ASSC approches	Stade de sommeil	paramètres	Technique de classification	Enregistrements	précision
Zoubek et al. (2007) [20]	W, NREM-S1, NREM S2, SWS, REM	époque 30 s; 10 caractéristiques, EEG : RP delta, thêta, alpha, sigma, bêta (coefficients FT), 75e centile ; EMG : entropie ; EOG : entropie, nombre d'aplatissement et SD	PA du réseau neuronal MLP	47 enregistrements, EEG, EMG	71 % (EEG uniquement), 80 % (EEG, EOG et EMG) : F : 84,57 %, S1 : 64,56 %, S2 : 85,55 %, SWS : 92,90 %, REM : 72,81 %.
Jo et al. (2010) [21]	Wakefulness (WA), shallow sleep (SS), deep sleep (DS), REM	époque 30 s; Transformée de Fourier rapide (FFT) avec fenêtre de Hamming ; spectres de puissance ; Puissances relatives (RP)	Flou classificateur et une génétique algorithme (GA).	4 enregistrements, EEG unique (C3-A2)	84.60%
Tang et al. (2007) [22]	Awake, NREM-S1, NREM- S2, NREM-S3, NREM- S4, REM	époque 30 s; HHT, Transformée en ondelettes, Modèle autorégressif	SVM	6 enregistrements, EEG (C3-A2), EMG et EOG	Ondelettes : 77,9 %, HHT : 77,6 %
Fraiwan et al. (2011) [23]	W, sleep N1, sleep N2, sleep N3, REM	époque 30 s; Répartition Choi-Williams (CWD), Transformée continue en ondelettes	Aléatoire forêt classificateur	16 enregistrements, EEG unique (C3-A1)	Précision 83%, kappa coefficient de 0,76.

		(CWT), et HHT et l'entropie de Renyi les mesures			
Gunes et al. (2010) [24]	W, NREM-N1, NREM-N2, NREM-N3, REM	époque 30 s; 129 caractéristiques : spectre de Welch Analyse; fonctionnalité basée sur le clustering k-means pondération (KMCFW)	K-le plus proche voisine (KNN) et Décision C4.5 arbre	4 enregistrements, EEG	55,88 % par k-NN ; la phases de sommeil pondérées avec KMCFW a été reconnu avec 82,15% Succès
Fraïwan et al. (2010) [25]	W, NREM-S1, NREMS2, NREM-S3, NREMS4, REM	époque 30 s; Entropie sur CWT, utilisé trois différentes ondelettes mères	Linéaire discriminant Analyse (ADL)	32 enregistrements de MITBIH, Seul EEG	Précision 84%, kappa coefficient 0,78.
Alvarez-Estévez et al. (2013) [26]	Awake, NREM-S1, NREM-S2, NREM-S3, NREM-S4, REM	Amplitude EOG, EMG, FFT courte durée, Densité spectrale sur FFT	Continu flou raisonnement schème	33 enregistrements, EEG (C3-A2 et C4-A1), EMG et EOG	W: 34%, N1: 43%, N2: 51%, N3: 82%, REM: 82%,
Helland et al. (2010) [27]	W, NREM-N1, NREM-N2,	époque 30 s; puissance de la fréquence	LDA	10 enregistrements, EEG, ECG et respiratoire signaux	90 % uniquement EEG ; En incluant EMG et signaux respiratoires

	NREM-N3, REM	sous-bandes (P), bêta/delta, alpha/delta, thêta/delta, bêta/thêta, alpha/thêta, bêta/alpha, bêta/P, alpha/P, thêta/P et delta/P ; cœur paramètres de variabilité de débit (HRV)			93%, Accord avec le visuel 61%
Tagluk et al. (2010) [28]	REM, NREM-S1, NREMS2, NREM-S3, NREMS4	époque 5 s; 5 fonctionnalités	Neural Tiers réseau MLP, RHUM avec élan	21 enregistrements, EEG (C3-A2), EMG et EOG	W: 70.5%, NREM: 82.6% REM: 38.3%,
Chapotot and Becq (2010) [29]	W, NREM-N1, shallow NREM-N2, deep NREM-N3, REM, MT	époque de 20 s avec un petit sous-ensemble d'époques de 2 s ; 16 caractéristiques : entropie de Shannon, Hjorth activité, mobilité et complexité, Hurst exposant, fréquence limite spectrale 95%, RP	Neural Tiers réseau MLP, et souple règles de décision	48 enregistrements, EEG, EMG	W: 34%, N1: 43%, N2: 51%, N3: 82%, REM: 82%, MT: 13%

Tableau 3.3. Comparaison entre les différents travaux.

### 3.6. Classification des différents types d'apnée.

#### 3.6.1. Objectif de l'étude.

L'objectif de cette deuxième étude est de classer les différents types d'apnée. En effet, les signaux EEG présentant une apnée seront classifiés selon les trois types d'apnée : hypopnée, apnée centrale et apnée obstructive.

L'apnée centrale du sommeil survient lorsque le cerveau interrompt l'envoi de signaux aux muscles respiratoires pendant le sommeil. Les voies respiratoires restent ouvertes mais la respiration cesse. L'apnée obstructive du sommeil consiste en des épisodes de fermeture partielle et/ou complète des voies respiratoires supérieures pendant le sommeil. Elle est considérée une hypopnée lorsque sa durée dépasse 10 secondes. Elle se caractérise par une réduction de 10 à 50 % l'amplitude respiratoire qui provoque un manque d'oxygène dans le sang d'environ 3 à 4 %.

#### 3.6.2. Méthode d'analyse.

Dans cette deuxième étude, nous avons pris seulement les signaux EEG qui présente un type des trois types d'apnée. Les segments de 30 secondes sont analysés à l'aide de la TOD d'une manière identique à celle de la première étude. Les mêmes paramètres cités auparavant étaient extraits pour classer les différents types d'apnée.

#### 3.6.3. Résultats et discussion.

Les résultats obtenus sont illustrés sur le tableau 3.4.

Classifieur	noyaux	Précision
Arbre de décision		96.7
Classifieur Bayes naïf		84.4
Réseau de neurones		100
SVM	Linéaire	84.4
	Quadratique	90
	Cubique	95.6
	Gaussienne fine	100

Tableau 3.4. Précision de classification des différents types d'apnée des différents classifieurs.

Afin de rendre facile la comparaison entre les différents classifieurs, les résultats obtenus sont reconfigurés sous forme d'histogramme (Fig. 3.8).

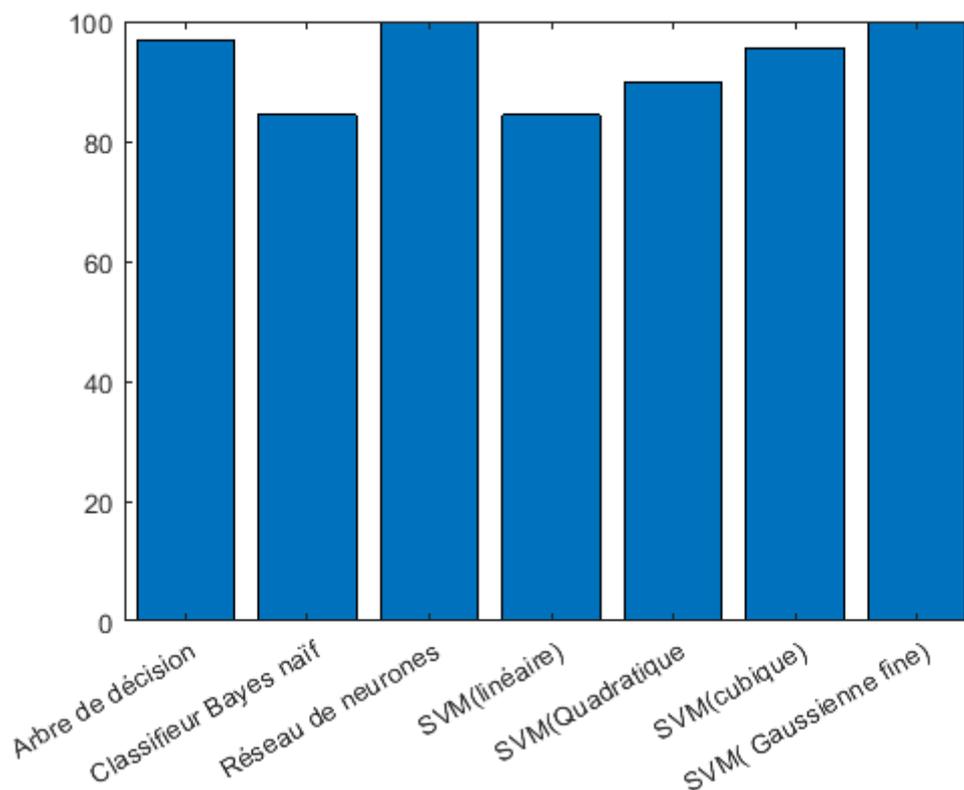


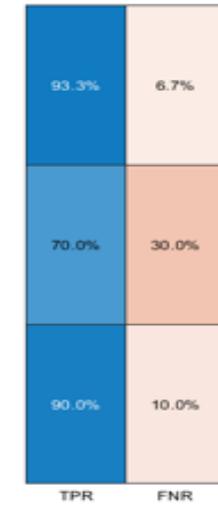
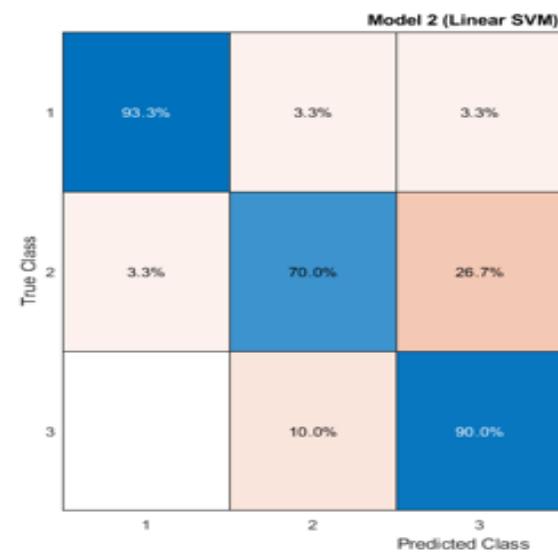
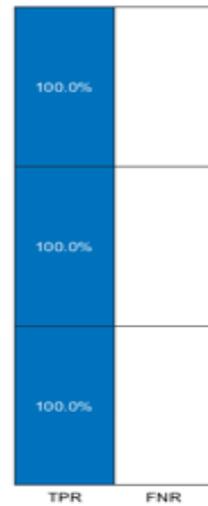
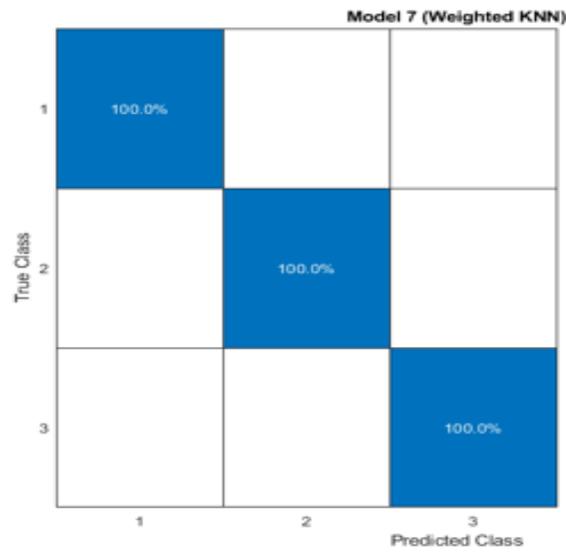
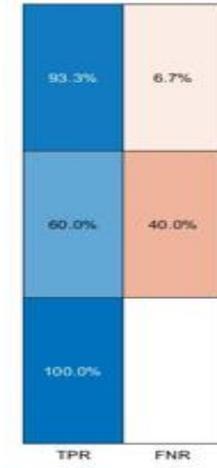
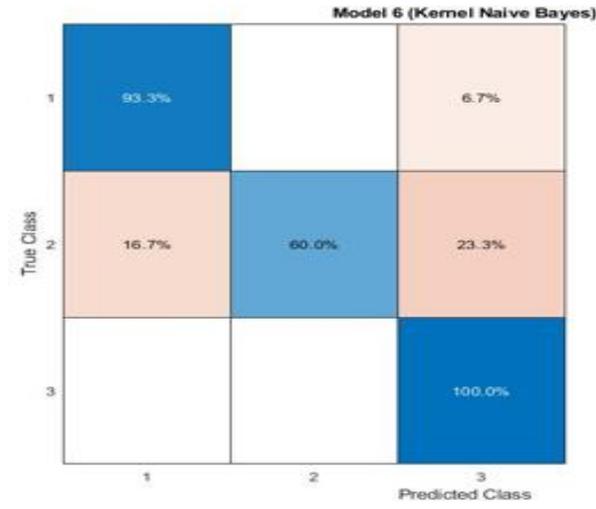
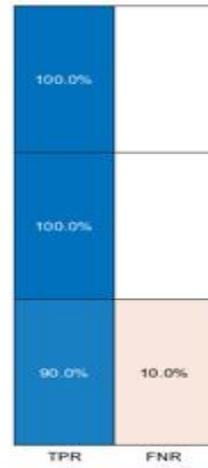
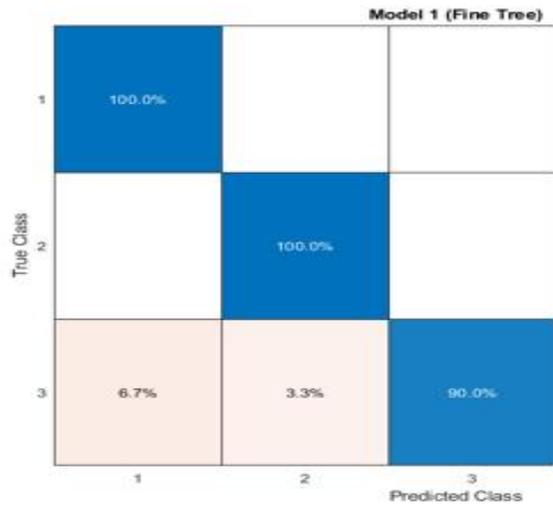
Figure 3.8. Précision de classification des différents types d'apnée.

Les résultats de cette deuxième étude montrent que les réseaux de neurones et le SVM dont sa fonction du noyau est de type gaussien fine ont les meilleures performances de classification. Ces deux classifieurs ont une précision de 100%. Le mauvais classifieur est le SVM linéaire avec une précision de 90%.

La figure 3.9 montre les matrices de confusion de différents classifieurs. D'après cette figure, nous constatons que l'arbre de décision classe correctement l'hypopnée et l'apnée centrale. Il n'arrive pas à classer 10% des signaux EEG traduisant une apnée obstructive. Par contre, le classifieur Bayes Naïf classe correctement ce type d'apnée mais il souffre d'une mauvaise détection de l'apnée centrale. Seuls 60% des cas ayant une apnée centrale ont été correctement classifiés. Les autres étaient confondus avec les deux autres types d'apnée. La même constatation peut être faite pour le SVM linéaire et le SVM quadratique dont seulement 70% et 73.3% des apnées centrales ont été correctement classifiées, respectivement.

Il existe également des études consacrées à la classification automatique des apnées obstructives et centrales. Monique et al. ont utilisé la transformée en ondelettes discrète et la transformée de Hilbert afin d'extraire les caractéristiques statistiques, y compris l'amplitude instantanée, la fréquence instantanée et la fréquence instantanée pondérée des signaux EEG. Afin de sélectionner les caractéristiques, ils ont utilisé une analyse de variance et une analyse de régression multiple. Ensuite, en utilisant un réseau neuronal artificiel, ils ont rapporté que la précision moyenne était de 77,27 %, tandis que la précision pour la respiration normale, obstructive et centrale était de 71,21 %, 86,36 % et 74,24 %, respectivement [30]. Ils ont également utilisé la même méthode d'extraction et de sélection des caractéristiques pour analyser les signaux EEG des canaux C3-A2 et C4-A1, et ont conclu que la combinaison des deux canaux EEG est plus

efficace pour la détection et la discrimination automatiques de l'apnée du sommeil [31]. Notre deux classifieurs ; réseaux de neurones et SVM gaussien ; ont des performances meilleures que celles obtenues par les auteurs cité auparavant mais cette comparaison reste relative car nous avons utilisé moins de signaux pour valider notre classifieurs.



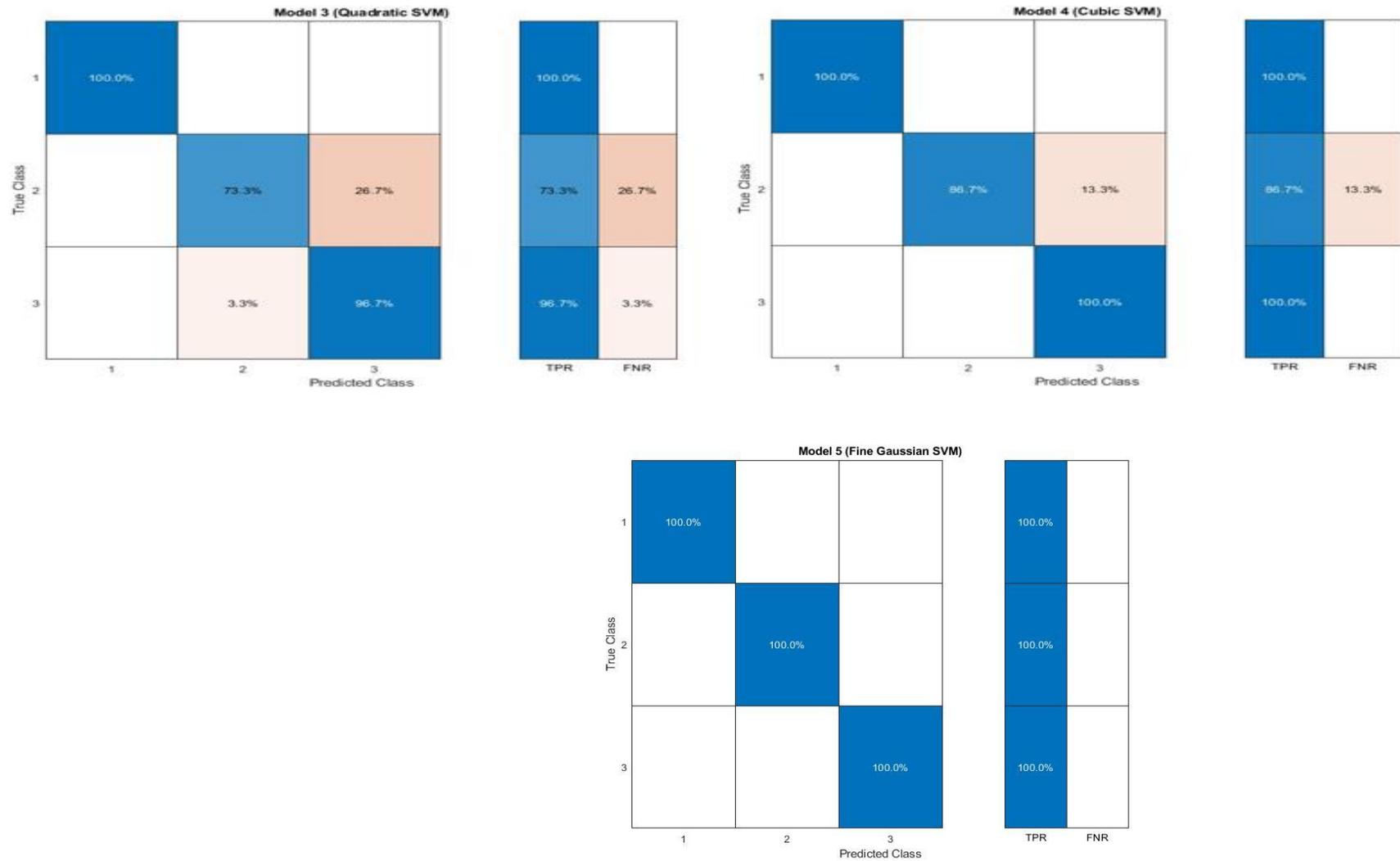


Figure 3.9. Matrices de confusion des différents classifieurs. 1, 2, 3 représentent les stades l'hypopnée, apnée centrale et l'apnée obstructive, respectivement.

### 3.7. Classification des troubles de sommeil.

Nous avons refait la même étude précédente en ajoutant aux trois types d'apnée un autre type de trouble de sommeil : un micro-éveil ou RERA (Respiratory Effort-Related Arousal). En effet, un micro-éveil se traduit l'augmentation de l'effort respiratoire et non par la diminution de la saturation en oxygène. Il est associé à une modification brutale des fréquences électro-encéphalographique (EEG) qui dure au moins 3 secondes et qui est précédée d'une phase d'au moins 10 secondes de sommeil stable, pouvant provoquer un réveil complet, mais à un simple passage brutal d'un stade profond à un stade plus superficiel sans pour autant aboutir à un réveil complet et conscient du patient.

Par conséquent, dans cette troisième étude nous avons quatre troubles de sommeil à classifier : l'hypopnée, l'apnée centrale, apnée obstructive et le RERA.

Les résultats de cette étude sont montrés sur le tableau 3.5. Ils sont aussi illustrés sur la figure 3.10.

Classifieur	Noyaux	Précision
Arbre de décision		96.7%
Classifieur Bayes naïf		88.3%
Réseau de neurones		100%
SVM	Linéaire	90%
	Quadratique	94.2%
	Cubique	96.7%
	Gaussienne fine	100%

Tableau 3.5. Précision de classification des différents troubles de sommeil des différents classifieurs.

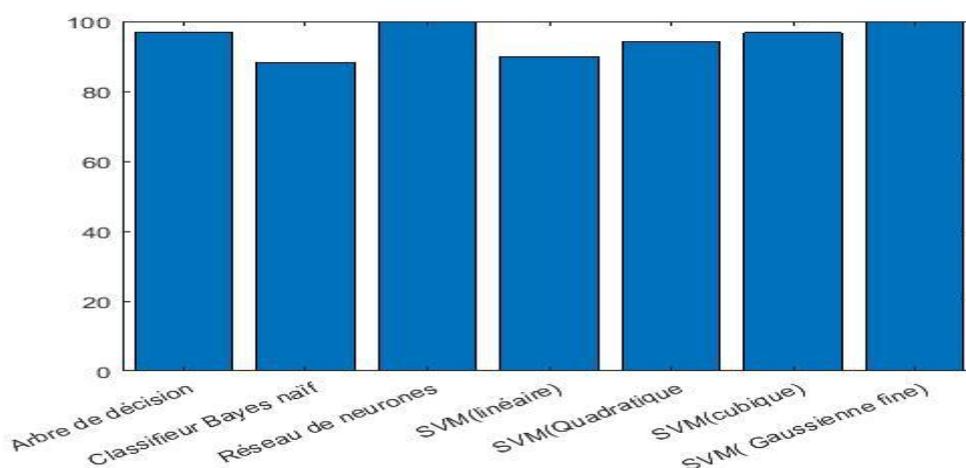
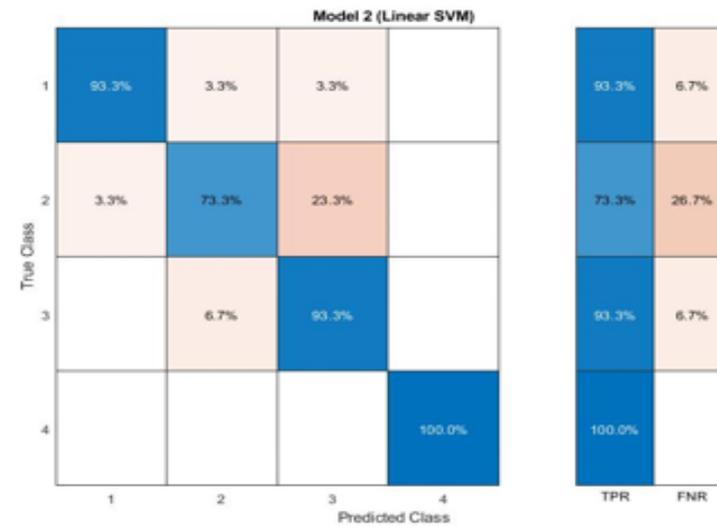
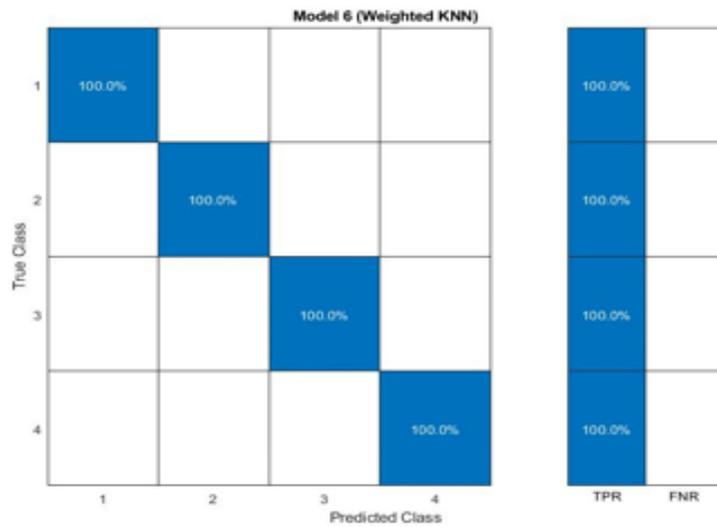
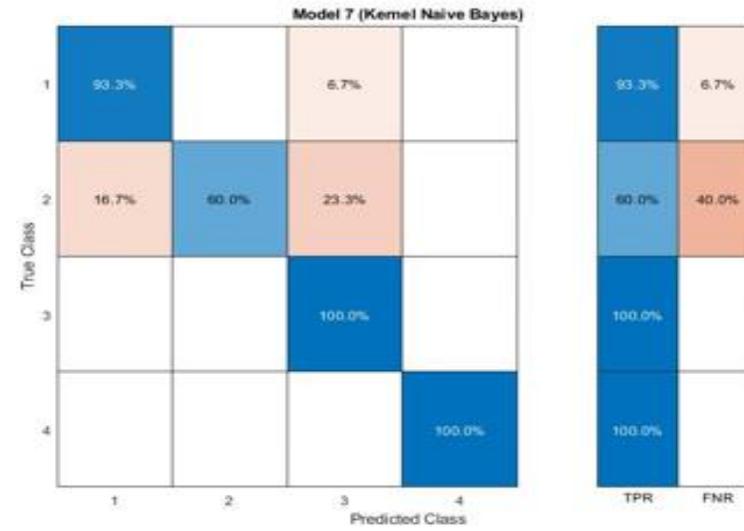
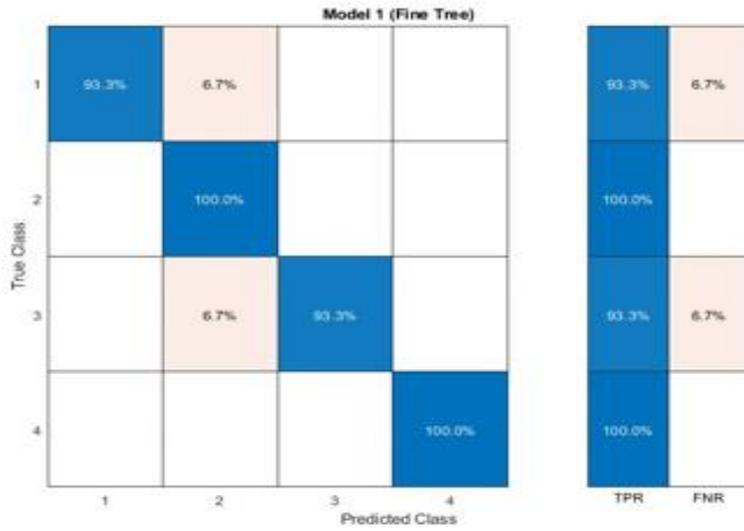


Figure 3.10. Précision de classification des différents troubles de sommeil.

Nous constatons que les résultats obtenus sont très similaires à ceux de la deuxième étude. Ceci eut être expliqué par l'effet que nous avons utilisé les mêmes signaux que nous avons utilisés dans la deuxième étude et que les signaux présentant le RERA que nous avons les ajoutés sont correctement classifiés. En effet, nous pouvons constater cette dernière remarque dans les matrices des confusions illustrées sur la figure 3.11. Nous remarquons que tous les classifieurs sans exception classifient correctement les signaux ayant un RERA.



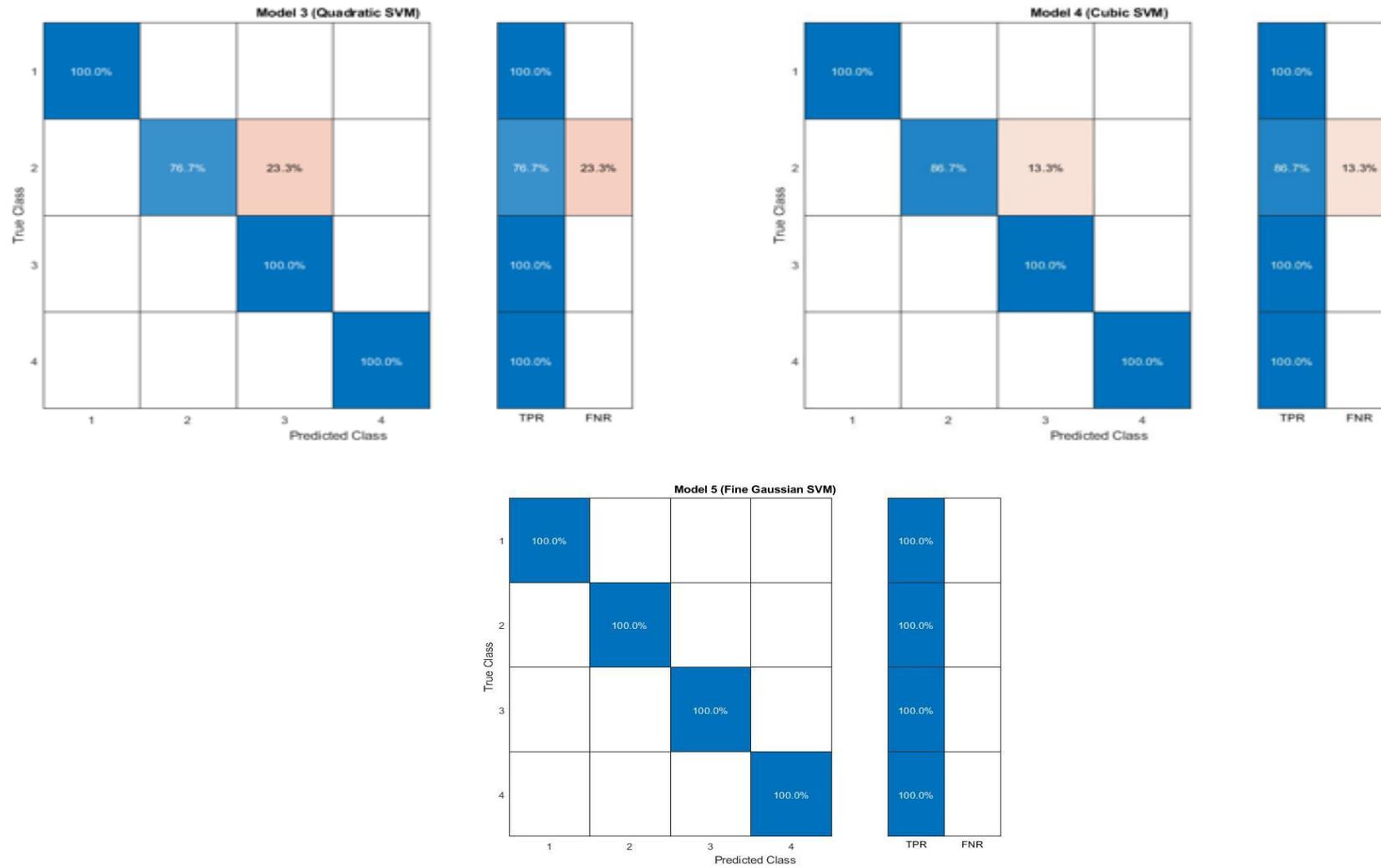


Figure 3.11. Matrices de confusion des différents classifieurs. 1, 2, 3 et 4 représentent l'hypnœe, apnœe centrale, l'apnœe obstructive et le RERA, respectivement.

## 2.8. Conclusion.

Ce chapitre était consacré pour développer un classifieur capable de détecter les différents stades et troubles de sommeil. Plusieurs classifieurs existants dans la littérature ont été testés et évalués. D'après les résultats obtenus, nous pouvons conclure que le réseau de neurones et le SVM de type gaussienne fine ont les meilleures performances de classification des différents stades de sommeil et de détection des différentes anomalies liée à ce dernier.

Les résultats obtenus montrent aussi que le choix du noyau du SVM a un rôle important dans la classification des stades de sommeil. Un hyperplan de type gaussien fin est le mieux adapté pour accomplir la classification de ces stades.

## 2.9. Références.

- [1] Sharif Ahmadian, Amir. "Chapter 7 - Numerical Modeling and Simulation." In Numerical Models for Submerged Breakwaters, edited by Amir Sharif Ahmadian, 109-126. Boston: Butterworth-Heinemann, 2016.
- [2] Lavine, B. K., and T. R. Blank. "3.25 - Feed-Forward Neural Networks." In Comprehensive Chemometrics (Second Edition), edited by Steven Brown, Romà Tauler and Beata Walczak, 543-554. Oxford: Elsevier, 2009.
- [3] Lek, S., and Y. S. Park. "Multilayer Perceptron." In Encyclopedia of Ecology, edited by Sven Erik Jørgensen and Brian D. Fath, 2455-2462. Oxford: Academic Press, 2008.
- [4] He, Jimin, and Zhi-Fang Fu. "12 - System Identification Using Neural Network." In Modal Analysis, edited by Jimin He and Zhi-Fang Fu, 241-256. Oxford: Butterworth-Heinemann, 2001.
- [5] Sharif Ahmadian, Amir. "Chapter 4 - Theories and Methodologies." In Numerical Models for Submerged Breakwaters, edited by Amir Sharif Ahmadian, 59-75. Boston: Butterworth-Heinemann, 2016.
- [6] Davies, E. R. "Chapter 25 - Biologically Inspired Recognition Schemes." In Machine Vision (Third Edition), edited by E. R. Davies, 725-755. Burlington: Morgan Kaufmann, 2005.
- [7][https://www.researchgate.net/publication/322194356\\_Utilisation\\_des\\_techniques\\_avancees\\_pour\\_l'observation\\_et\\_la\\_commande\\_d'une\\_machine\\_asynchrone\\_application\\_a\\_une\\_eolienne](https://www.researchgate.net/publication/322194356_Utilisation_des_techniques_avancees_pour_l'observation_et_la_commande_d'une_machine_asynchrone_application_a_une_eolienne).
- [8] Faris, Hossam, Ibrahim Aljarah, and Seyedali Mirjalili. "Chapter 28 - Evolving Radial Basis Function Networks Using Moth–Flame Optimizer." In Handbook of Neural Computation, edited by Pijush Samui, Sanjiban Sekhar and Valentina E. Balas, 537-550: Academic Press, 2017.
- [9] Sharif Ahmadian, Amir. "Chapter 7 - Numerical Modeling and Simulation." In Numerical Models for Submerged Breakwaters, edited by Amir Sharif Ahmadian, 109-126. Boston: Butterworth-Heinemann, 2016.
- [10] Dubuisson, B. "Neural Networks, General Principles." In Encyclopedia of Vibration, edited by S. Braun, 869-877. Oxford: Elsevier, 2001

- [11] Boudebouz, Bouchra, Imad Manssouri, Ahmed Mouchtachi, Tajeddine Manssouri, and Bachir El kihel. "Utilisation des reseaux de neurones artificiels de type rbf pour la modelisation du regime normal a point de fonctionnement variable d'une installation industrielle". *European Scientific Journal*, ESJ 11, no. 18 (June 29, 2015). Accessed June 16, 2022.
- [12] <https://msatechnosoft.in/blog/artificial-neural-network-types-feed-forward-feedback-structure-perceptron-machine-learning-applications/>
- [13] El Bouchefry, Khadija, and Rafael S. de Souza. "Chapter 12 - Learning in Big Data: Introduction to Machine Learning." In *Knowledge Discovery in Big Data from Astronomy and Earth Observation*, edited by Petr Škoda and Fathalrahman Adam, 225-249: Elsevier, 2020.
- [14] Schneider, Patrick, and Fatos Xhafa. "Chapter 8 - Machine Learning: MI for Ehealth Systems." In *Anomaly Detection and Complex Event Processing over Iot Data Streams*, edited by Patrick Schneider and Fatos Xhafa, 149-191: Academic Press, 2022.
- [15] Mohanasundaram, R., Ankit Sandeep Malhotra, R. Arun, and P. S. Periasamy. "Chapter 8 - Deep Learning and Semi-Supervised and Transfer Learning Algorithms for Medical Imaging." In *Deep Learning and Parallel Computing Environment for Bioengineering Systems*, edited by Arun Kumar Sangaiah, 139-151: Academic Press, 2019.
- [16] Mushtaq, Muhammad-Sajid, and Abdelhamid Mellouk. "2 - Methodologies for Subjective Video Streaming Qoe Assessment." In *Quality of Experience Paradigm in Multimedia Services*, edited by Muhammad-Sajid Mushtaq and Abdelhamid Mellouk, 27-57: Elsevier, 2017.
- [17] Ghassemi, M. M., B. E. Moody, L. W. H. Lehman, C. Song, Q. Li, H. Sun, R. G. Mark, M. B. Westover, and G. D. Clifford. "You Snooze, You Win: The Physionet/Computing in Cardiology Challenge 2018." In *2018 Computing in Cardiology Conference (CinC)*, 45, 1-4, 2018.
- [18] Fraiwan, L., K. Lweesy, N. Khasawneh, M. Fraiwan, H. Wenz, and H. Dickhaus. "Classification of Sleep Stages Using Multi-Wavelet Time Frequency Entropy and Lda." *Methods Inf Med* 49, no. 03 (2010): 230-237.
- [19] Boostani, Reza, Foroozan Karimzadeh, and Mohammad Nami. "A Comparative Review on Sleep Stage Classification Methods in Patients and Healthy Individuals." *Computer Methods and Programs in Biomedicine* 140, (2017): 77-91.
- [20] Zoubek, Lukáš, Sylvie Charbonnier, Suzanne Lesecq, Alain Buguet, and Florian Chapotot. 2007. "Feature Selection for Sleep/Wake Stages Classification Using Data Driven Methods". *Biomedical Signal Processing and Control*. 2, no. 3: 171-179.
- [21] Jo, Han G, Jin Y Park, Chung K Lee, Suk K An, and Sun K Yoo. 2010. "Genetic Fuzzy Classifier for Sleep Stage Identification". *Computers in Biology and Medicine*. 40, no. 7: 629-34.
- [22] Tang, Wei-Chih, Shih-Wei Lu, Chih-Mong Tsai, Cheng-Yan Kao, and Hsiu-Hui Lee. "Harmonic Parameters with Hht and Wavelet Transform for Automatic Sleep Stages Scoring." (2007).

- [23] Fraiwan, L., K. Lweesy, N. Khasawneh, M. Fraiwan, H. Wenz, and H. Dickhaus. 2010. "Classification of Sleep Stages Using Multi-Wavelet Time Frequency Entropy and LDA". *Methods of Information in Medicine*. 49, no. 03: 230-237.
- [24] Günes, Salih, Kemal Polat, and Sebnem Yosunkaya. 2010. "Efficient Sleep Stage Recognition System Based on EEG Signal Using K-Means Clustering Based Feature Weighting". *Expert Systems with Applications*. 37, no. 12: 7922.
- [25] Fraiwan, Luay, Khaldon Lweesy, Natheer Khasawneh, Heinrich Wenz, and Hartmut Dickhaus. 2012. "Automated Sleep Stage Identification System Based on Time-Frequency Analysis of a Single EEG Channel and Random Forest Classifier". *Computer Methods and Programs in Biomedicine*. 108, no. 1: 10-9.
- [26] Álvarez-Estévez, Diego, José M. Fernández-Pastoriza, Elena Hernández-Pereira, and Vicente Moret-Bonillo. 2013. "A Method for the Automatic Analysis of the Sleep Macrostructure in Continuum". *Expert Systems With Applications*. 40, no. 5: 1796-1803.
- [27] Helland, V. C. Figueroa, A. Gapelyuk, A. Suhrbier, M. Riedl, T. Penzel, J. Kurths, and N. Wessel. Investigation of an Automatic Sleep Stage Classification by Means of Multiscorer Hypnogram. *Methods of Information in Medicine*. 2018.
- [28] Tagluk, M Emin, Necmettin Sezgin, and Mehmet Akin. 2010. "Estimation of Sleep Stages by an Artificial Neural Network Employing EEG, EMG and EOG.". *Journal of Medical Systems*. 34, no. 4: 717-25.
- [29] Chapotot F., and Becq G. 2010. "Automated Sleep-Wake Staging Combining Robust Feature Extraction, Artificial Neural Network Classification, and Flexible Decision Rules". *International Journal of Adaptive Control and Signal Processing*. 24, no. 5: 409-423.
- [30] Prucnal, M. A., and A. G. Polak. "Analysis of Features Extracted from Eeg Epochs by Discrete Wavelet Decomposition and Hilbert Transform for Sleep Apnea Detection." In 2018 40th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 287-290, 2018.
- [31] Prucnal, M. A. & Polak, A. G. Comparison of information on sleep apnea contained in two symmetric EEG recordings. *Metrol. Meas. Syst.* 26, 229–239, 2019.

### **Conclusion générale.**

Le but de ce projet de fin d'étude est de développer un tel système d'aide au diagnostic de ces pathologies. Le système est basé sur l'extraction des indices d'intérêt clinique des signaux physiologiques et électrophysiologiques et d'utiliser les technique de l'intelligence artificielle pour classifier les différents stades et pathologies. En effet, c'est le signal EEG qui a été exploité pour extraire les attributs de classification. Les signaux EEG étaient décomposés à leurs composantes fréquentielles à l'aide de la TOD. Des paramètres statistiques ont été calculés pour chaque niveau de décomposition. Ces paramètres présentent le vecteur d'entrée pour les différents classifieurs tels que l'arbre de décision, le classifieur Bayésien, le réseau de neurones et le SVM.

Les résultats obtenus ont montré que le réseau de neurones et le SVM de type gaussien ont le taux de classification le plus élevé parmi ces différents types de classifieurs que ce soit pour la détection des stades de sommeil ou dans la classification les troubles de sommeil.

Malheureusement, dans ce PFE nous avons utilisé seulement le signal EEG pour accomplir la tâche de classification alors que la base de données avec laquelle nous avons travaillé contient des autres signaux qui peuvent contribuer à une classification meilleure.

Nous souhaitons exploiter tous ces signaux afin de développer un classifieur capable de détecter autres troubles de sommeil que ceux étudiés dans ce PFE. Nous souhaitons aussi extraire d'autres paramètres d'intérêt clinique et d'étudier la corrélation entre les indices fréquentiels, temps fréquentiels et non linéaires.

## **Résumé**

Le sommeil est une fonction physiologique indispensable dans la vie humaine. Il joue un rôle incontournable dans la santé physique et morale.

Le but de ce projet de fin d'étude est de développer un tel système d'aide au diagnostic de ces pathologies. Le système est basé sur l'extraction des indices d'intérêt clinique des signaux physiologiques et électrophysiologiques et d'utiliser les techniques de l'intelligence artificielle pour classifier les différents stades et pathologies. Les signaux EEG étaient décomposés à leurs composantes fréquentielles à l'aide de la TOD. Des paramètres statistiques ont été calculés pour chaque niveau de décomposition. Ces paramètres présentent le vecteur d'entrée pour les différents classifieurs tels que l'arbre de décision, le classifieur Bayésien, le réseau de neurones et le SVM. Les résultats obtenus ont montré que le réseau de neurones et le SVM de type gaussien ont le taux de classification le plus élevé parmi ces différents types de classifieurs.

**Mots clé :** sommeil, signaux électrophysiologiques, transformée en ondelettes, intelligence artificielle.

## **Abstract**

Sleep is an essential physiological function. It plays an essential role in physical and moral health. The goal of this master thesis is to develop an aid- diagnostic system for these pathologies. The system is based on extracting indices of clinical interest from physiological and electrophysiological signals and using artificial intelligence techniques to classify the different sleep's stages and pathologies. The EEG signals were decomposed into their frequency components using wavelet transform (DWT). Then, statistical parameters were calculated for each level of decomposition. These parameters present the input vector for the different classifiers such as the decision tree, the Bayesian classifier, the neural network and the SVM classifier. The obtained results show that the neural network and the SVM classifiers have the highest classification precision among these different types of classifiers.

**Keywords:** sleep, electrophysiological signals, wavelet transform, artificial intelligence.

## **ملخص**

النوم وظيفة فسيولوجية أساسية في حياة الإنسان. يلعب دورًا أساسيًا في الصحة البدنية والمعنوية.

الهدف من مشروع نهاية الدراسة هذا هو تطوير نظام مساعدة تشخيصي لهذه الأمراض. يعتمد النظام على استخلاص مؤشرات الاهتمام الإكلينيكي من الإشارات الفسيولوجية والكهربية واستخدام تقنيات الذكاء الاصطناعي لتصنيف المراحل والأمراض المختلفة.

تم تحليل إشارات EEG إلى مكونات ترددها باستخدام TOD. تم حساب المعلمات الإحصائية لكل مستوى من مستويات تحليل. تقدم هذه المعلمات متجه الإدخال للمصنفات المختلفة مثل شجرة القرار ومصنف بايزي والشبكة العصبية و SVM. أظهرت النتائج التي تم الحصول عليها أن الشبكة العصبية والنوع SVM لهما أعلى معدل تصنيف بين هذه الأنواع المختلفة من المصنفات.

**الكلمات المفتاحية:** النوم ، الإشارات الفيزيولوجية الكهربائية ، التحويل المويجي ، الذكاء الاصطناعي

