

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE  
MINISTRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE  
SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE M'HAMED BOUGARA-BOUMERDES



Faculté de Technologie

Département Ingénierie des Systèmes Electriques

**Mémoire de Master**

Présenté par

**-FAKED Djouher**

**-NOUI Rima**

**Filière : Electronique**

**Spécialité : Electronique des Systèmes Embarqués**

---

## **Conception et réalisation d'un système embarqué intelligent pour les applications biomédicales**

---

**Soutenu le 13 / 07 / 2022 devant le jury composé de :**

Dr.Balkecem	Samia	MCA	Université de Boumerdes	Président
Dr. Sedjelmaci	Ibticeme	MCB	Université de Boumerdes	Examinatrice
Dr.Kaouane	Mohamed	MCB	Université de Boumerdes	Examinateur
Dr.Messaoudi	Noureddine	MCA	Université de Boumerdes	Promoteur
Dr.Ammar	Mohammed	MCA	Université de Boumerdes	Co-Promoteur

**Année Universitaire : 2021/2022**

*À cœur vaillant rien d'impossible*  
*À conscience tranquille tout est accessible*  
*Quand il y a la soif d'apprendre*  
*Tout vient à point à qui sait attendre*  
*Quand il y a le souci de réaliser un dessein*  
*Tout devient facile pour arriver à nos fins*  
*Malgré les obstacles qui s'opposent*  
*En dépit des difficultés qui s'interposent*  
*Les études sont avant tout*  
*Notre unique et seul atout*  
*Ils représentent la lumière de notre existence*  
*L'étoile brillante de notre réjouissance*  
*Comme un vol de gerfauts hors de charnier natal*  
*Nous partons ivres d'un rêve héroïque et brutal*  
*Espérant des lendemains épiques*  
*Un avenir glorieux et magique*  
*Souhaitant que le fruit de nos efforts fournis*  
*Jour et nuit, nous mènera vers le bonheur fleur*

## *Remerciement*

في المقام الأول نشكر الله تعالى الذي أنارنا وفتح لنا آفاق المعرفة، ومنحنا الإرادة لتجاوز كل صعب في دربنا لإنجاز هذا العمل. فاللهم لك الحمد حمدا نبلغ به رضاك، نؤدي به شكرك ونستوجب به المزيد من فضلك.

Au terme de ce mémoire, Nous voulions tout d'abord exprimer toute notre gratitude et manifester notre très sincère reconnaissance à **Dr.MESSAOUDI NOUREDDINE** au tant qu'enseignant, chef département et promoteur de notre travail, il a été toujours présent pour nos soucis et sollicitations, nous le remercions pour son aide et conseils et pour ses grandes valeurs humaines.

Les plus grandes leçons ne sont pas tirées d'un livre mais d'un enseignant tel que **Dr.AMMAR MOHAMMED** notre Co-promoteur, nous le remercions d'avoir pris le temps de nous aider au cours de cette période et de nous avoir accompagné dans la maîtrise et l'enrichissement de nos connaissances. Vous êtes l'enseignant qui a réussi à nous inspirer, à nous donner confiance en nous mais aussi qui a réussi à nous donner l'envie d'apprendre. Vous avez toujours été disponible pour répondre à nos questions et résoudre toutes nos préoccupations. Nous sommes chanceuses d'avoir un enseignant qui montre tout le soin, la compréhension et la patience.

Nous remercions **Dr.BELKACEM SAMIA** de l'université M'hamed Bougara-Boumerdes à la Faculté de Technologie de nous honorer d'accepter de présider le jury de ce travail.

Nous tenons aussi à remercier **Dr.SEDJELMACI IBTICEME** et **Dr.KAOUANE MOHAMED** qui nous font l'honneur de participer à examiner ce modeste travail.

À la fin nous voudrions aussi exprimer notre vive reconnaissance envers tous les enseignants de notre département pour leur gentillesse et leur soutien, nous ne pouvions pas oublier de remercier tous ceux qui ont de près ou de loin contribués à la réalisation de ce travail.

## *Dédicaces*

Du profond de nos cœurs, nous dédions ce travail à tous ceux qui sont chers.

À nos chers pères que rien au monde ne vaudrait leurs efforts fournis, jour et nuit, pour notre éducation et bien-être.

À nos très chères mères aimées vous êtes l'exemple de dévouement qui n'a pas cessé de nous encourager et de prier pour nous. Que Dieu, le tout-puissant, vous préserve et vous accorde la santé, longue vie et bonheur.

J'espère qu'ils trouveront dans ce travail toute notre reconnaissance et tout notre amour.

À nos chères grands-mères et grands-pères, dont leurs conseils précieux nous ont guidé et leurs soutiens moraux. Que Dieu les protège.

À nos frères,

À nos très chères sœurs,

À nos tantes et nos oncles,

À tous nos amis proches qui n'ont pas cessé de nous encourager et de nous soutenir pendant la durée d'étude.

À toute la promo d'électronique des systèmes embarqués promo 2022.

À tous les membres du club ELECTRO.

À tous les enseignants qui ont contribué à notre formation.

À tous ceux de département génie électrique et faculté de technologie et l'université M'hamed Bougara Boumerdes.

## Résumé

Une surveillance des patients réactives est un impératif, il est essentiel de récupérer les informations du patient sous une forme cohérente et précise pour que les soins soient efficaces. Ce mémoire qui fusionne le système embarqué et le biomédical met l'emphase sur la conception et l'intégration de diverses technologies de pointe pour la réalisation d'une preuve de concept pour un système de monitoring des signaux vitaux ; notre réalisation consiste à développer un système de surveillance médical embarqué intelligent pour application médicale destinée aux personnes adultes et âgées ou des patients à domicile.

Ce moniteur intelligent peut surveiller l'électrocardiogramme (ECG) et analyser ce signal ; nous avons employé les réseaux de neurones vus que le nombre de recherches dans ce contexte s'orientent vers l'intégration des réseaux de neurones et des algorithmes génétiques. Parmi les modèles les plus utilisés dans ce domaine : les réseaux de neurones (RNs), plus particulièrement, le perceptron multicouches MLP, (support vecteur machine) SVM et le **forêt aléatoire**, afin d'extraire les pathologies nous avons choisi « l'apnée de sommeil » étant donné que les troubles respiratoires du sommeil ont une prévalence élevée dans la population générale, l'apnée obstructive du sommeil étant le plus important de ces troubles, la respiration (spo2) ; la température et l'humidité, détection automatique de la voix pathologique et les mouvements des patients en salle de réanimation.

## Abstract

Responsive patient monitoring is imperative. It is essential to extract patient information in a consistent and accurate format to ensure effective care. This note integrates embedded systems and biomedicine, this design gives emphasis on the integration of different advanced technologies and proves the concept of this vital signs monitoring system, our achievement is to develop an intelligent medical monitoring system for medical use, which is intended for adults, the elderly or sick at home.

This monitoring system can monitor ECG signal and analysis, we used neural networks system since many researches in this context is directed towards the integration of neural networks and genetic algorithms, among the models that most used in this field: neural networks (RNs), more specifically, is multi-layers perceptron (MLP), support vector machine (SVM), and random forest in order to obtain different pathologies, out of diseases we chose "sleep apnea" due to the prevalence of respiratory disorders during sleep among general public. obstructive sleep apnea is one of the most important between these disorders, respiratory rate, temperature, humidity and automatic sound detection and patient movement in recovery room.

## المخلص

مراقبة المريض سريع الاستجابة أمر حتمي، من الضروري استخراج معلومات المريض في شكل متسق ودقيق لضمان رعاية فعالة، هذه المذكرة تدمج الأنظمة المضمنة والطب الحيوي، يعطي هذا التصميم التأكيد حول تكامل التقنيات المتقدمة والمختلفة واثبات مفهوم نظام لمراقبة العلامات الحيوية ويتمثل انجازنا في تطوير نظام مراقبة طبي ذكي للاستخدام الطبي وهو مخصص للبالغين والكبار في السن أو المرضى في المنزل.

هذه الشاشة الذكية يمكنها القيام برصد إشارة تخطيط القلب وتحليله، استخدامنا لنظام الشبكات العصبية كان نظرا لان العديد من الأبحاث في هذا السياق موجهة نحو ادماج الشبكات العصبية والخوارزميات الجينية، من بين النماذج الأكثر استخداما في هذا المجال: الشبكات العصبية، وبشكل أكثر تحديدا، خوارزمية المدرك متعدد الطبقات، خوارزمية آلة ناقلات الدعم، وخوارزمية الغابة العشوائية من اجل استخراج ملف الامراض ومن بين هذه الامراض اخترنا " توقف التنفس اثناء النوم " بسبب انتشار الاضطرابات التنفسية اثناء النوم بشكل كبير بين عامة الناس و انقطاع النفس الانسدادي النومي من اهم هذه الاضطرابات؛ معدل التنفس، درجة الحرارة، الرطوبة و الكشف التلقائي عن الصوت المرضي و تحركات المريض في غرفة الإنعاش.

## *Table des matières*

INTRODUCTION GENERALE .....	1
CHAPITRE I : CONTEXTE MEDICAL.....	3
I.1. INTRODUCTION.....	3
I.2. LES SIGNES VITAUX.....	3
I.2.1 Le système cardiovasculaire .....	3
I.2.2. Forme et localisation du cœur.....	3
I.2.3. Anatomie du cœur.....	4
I.2.4. Activité mécanique cardiaque.....	5
I.2.5. Activité électrique du cœur.....	6
I.2.6. Séquence normale d'activation cardiaque .....	8
I.3. ELECTROCARDIOGRAPHIE.....	8
I.3.1. Electrocardiogramme .....	8
I.3.2. Les systèmes de dérivations.....	11
I.3.3. Dérivations unipolaires périphériques .....	12
I.4. LE RYTHME CARDIAQUE.....	14
I.4.1. La fréquence cardiaque .....	14
I.4.2. Les caractéristiques fréquentielles de l'ECG.....	15
I.5. RESPIRATION.....	16
I.5.1. Fonction respiratoire .....	18
I.5.2. Normes ventilatoires .....	18
I.6. ANOMALIES.....	18
I.6.1. Pathologies du sommeil .....	19

I.6.2. Troubles Respiratoires du Sommeil .....	19
I.7. APNEE DU SOMMEIL .....	20
I.7.1. Définition .....	20
I.7.2. Définition du SAHOS .....	20
I.7.3. Syndrome d'apnées du Sommeil .....	21
I.8. COMMENT CONNAITRE VOTRE ETAT DE SANTE GRACE AU SON DE VOTRE VOIX ? .....	21
I.9. SATURATION D'OXYGENE .....	23
I.10. CONCLUSION.....	24
CHAPITRE II : LES METHODES DE CLASSIFICATION .....	26
II.1. INTRODUCTION .....	26
II.2. DEFINITION DES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS (RNA).....	26
II.3. NOTIONS DE BASE SUR LES RESEAUX DE NEURONES .....	27
II.3.1. Neurone biologie .....	27
II.3.2. Un réseau de neurones artificiels et modèle mathématique.....	28
II.3.3. Architecture des réseaux de neurones.....	29
II.3.4. Les réseaux de neurones bouclés (récurrents) .....	30
II.3.5. Les réseaux de neurones non bouclés (en Anglais feedforward) .....	31
II.3.6. Les types d'apprentissage des réseaux de neurones.....	32
II.3.7. Avantages et limites d'utilisation des réseaux de neurones.....	33
II.4. DETERMINATION DE LA GRAVITE DE L'APNEE DU SOMMEIL A L'AIDE DU RESEAU NEURONAL MULTICOUCHE PERCEPTRON.....	34
II.4.1. Modèle d'apprentissage et de test.....	34
II.4.2. Algorithme d'apprentissage .....	34

II.4.3. Phase d'éducation au réseau neuronal .....	35
II.4.4. Tester la phase du réseau neuronal .....	35
II.5. SUPPORT VICTOR MACHINES (SVM).....	35
II.5.1. Apprentissage statistique et SVM.....	36
II.5.2. SVM principe de fonctionnement général .....	36
II.5.3. Pourquoi maximiser la marge ? .....	37
II.5.4. Linéarité et non-linéarité.....	38
II.5.5. Cas non linéaire .....	39
II.5.6. Les domaines d'applications.....	40
II.6. RANDOM FOREST (OU FORET ALEATOIRE).....	40
II.6.1. Définition.....	40
II.6.2. Le Forêt Aléatoire.....	40
II.6.3. Le fonctionnement d'un Forêt Aléatoire de régression .....	41
II.6.4. Le fonctionnement d'un Forêt Aléatoire de classification (ou forêt d'arbres décisionnels).....	41
II.6.5. Le grid search .....	41
II.6.6. Forêt Aléatoire vs gradient boosting.....	41
II.6.7. Avantages et inconvénients des Forêt Aléatoire.....	42
II.7. CONCLUSION.....	42
 CHAPITRE III : DETECTION DE L'APNEE DE SOMMEIL PAR LES MODELES INTELLIGENTS.....	
III.1 INTRODUCTION .....	44
III.2. DESCRIPTION DE LA BASE DE DONNEES.....	44
III.3. LA DETECTION DE PIC RR ET LES ALGORITHMES UTILISES .....	45



III.4. EXTRACTION DES PARAMETRES CARACTERISTIQUES.....	46
III.4.1. Caractéristiques des intervalles RR.....	46
III.4.2. Caractéristiques des amplitudes de pic R.....	46
III.4.3. Les caractéristiques de domaine temporel.....	46
III.4.3.1. MRR (moyenne des intervalles RR).....	46
III.4.3.2. MHR (moyenne des fréquences cardiaques).....	47
III.4.3.3. RMSSD (moyenne quadratique des différences entre les intervalles RR adjacents) .....	47
III.4.3.4. SDNN (standard écart d'intervalles RR).....	48
III.4.3.5. NN50 (nombre d'intervalles RR adjacents dépassant 50 millisecondes).....	48
III.4.3.6. pNN50 (NN50 divisé par le nombre d'intervalles RR).....	48
III.4.4. Les caractéristiques de fréquence des intervalles RR.....	48
III.4.4.1. Bande VLF.....	49
III.4.4.2. Bande LF.....	49
III.4.4.3. Bande HF.....	50
III.4.4.4. Rapport BF/HF.....	51
III.5. LES RESULTATS D'IMPLEMENTATION DES METHODES DE DETECTION DE SA.....	51
III.6. DISCUSSION.....	54
III.7. CONCLUSION.....	56
CHAPITRE IV : CONCEPTION ET REALISATION DU SYSTEME EMBARQUE INTELLIGENT DE SANTE.....	59
IV.1. INTRODUCTION.....	59
IV.2. LES CAPTEURS.....	59
IV.3. QU'EST-CE QUE LE CAPTEUR ECG AD8232 ?.....	59
IV.3.1. Utilisations médicales de l'ECG.....	60
IV.3.2. Capteur ECG AD8232.....	60
IV.3.3. Schéma de circuit/Connexion entre Arduino et le capteur ECG AD8232.....	61
IV.3.4. Placement du capteur ECG AD8232 sur le corps.....	62

IV.4. LE MODULE MPU6050 .....	63
IV.5. LE MODULE MAX30102 .....	64
IV.6. CAPTEUR DE TEMPERATURE/HUMIDITE (DHT11).....	66
IV.7. MODULE DETECTEUR DE SON/VOIX KY-037 .....	67
IV.8. ÉCRAN TFT .....	68
IV.8.1. Avantage des écrans TFT .....	68
IV.9. LE RASPBERRY PI 3 B+ .....	69
IV.10. LA CARTE ARDUINO UNO .....	71
IV.11. CAHIER DE CHARGE .....	72
IV.12. TESTS ET RESULTATS .....	73
IV.13. CONCEPTION ET REALISATION DU SYSTEME .....	82
IV.13.1. Interface graphique.....	82
IV.13.2. Réalisation de boîtier.....	83
IV.14. LIMITES .....	84
IV.15. CONCLUSION .....	84
CONCLUSION GENERALE .....	87

## *Table des illustrations*

Figure. I.1: Localisation du cœur dans la cage thoracique. _____	4
Figure. I.2 : Anatomie du cœur et des vaisseaux associés. _____	4
Figure. I.3 : L'effet des échanges ioniques transmembranaires sur le potentiel d'action. _____	6
Figure. I.4 : Les phases du potentiel d'action d'une cellule du muscle cardiaque. _____	7
Figure. I.5 : Les différentes déflexion et intervalles de l'ECG normal. _____	9
Figure. I.5 : Extraction de signal ECG. _____	9
Figure. I.6 : Triangle d'Einthoven. _____	11
Figure. I.7 : Système de Wilson. _____	12
Figure. I.8 : Dérivations unipolaires. _____	13
Figure. I.9 : Dérivations thoraciques. _____	13
Figure. I.10 : Densité spectrale de puissance du complexe QRS, des ondes P et T, du bruit d'origine musculaire ou dû aux mouvements respiratoires ou autres. _____	16
Figure. I.11 : L'inspiration. _____	16
Figure. I.12 : L'expiration. _____	17
Figure. I.13 : Organisation de la respiration : Centres respiratoires, système thorax, récepteurs _____	17
Tableau I.1 : La fréquence respiratoire par rapport à l'âge _____	18
Figure. I.14 : Les maladies respiratoires de sommeil _____	20
Figure. I.15 : Le système vocale. _____	22
Figure. I.16 : Les cordes vocales. _____	22
Figure II.1 : Réseau de neurone artificiel. _____	26
Figure II.2 : Neurone biologique. _____	27
Figure II.3 : Schéma fonctionnelle d'une synaps. _____	27
Figure II.4 : Neurone artificiel. _____	28
Tableau II.1 : Les fonctions d'activation. _____	29
Figure II.5 : Schéma général des différentes topologies des réseaux de neurones. _____	30
Figure II.6 : Représentation fonctionnelle d'un réseau de neurones bouclé : (a)-Réseau récurrent avec des autos connexions. (b)-Réseau récurrent partiellement connecté. ____	30
Figure II.7 : Réseau de Kohonen. _____	31
Figure II.8 : Réseau de HopField. _____	31
Figure II.9 : Réseau ART. _____	31
Figure II.10 : La structure du réseau MLP. _____	34
Figure II.11 : Exemple d'un hyperplan séparateur. _____	36
Figure II.12 : Exemple de vecteurs de support. _____	37
Figure II.13 : Exemple de marge maximal (hyperplan valide). _____	37
Figure II.14 : a) Hyperplan avec faible marge, b) Meilleur hyperplan séparateur. _____	38
Figure II.15 : Exemple de classification d'un nouvel élément. _____	38
Figure II.16 : a) Cas linéairement séparable, b) Cas non linéairement séparable. _____	39

Figure II.17 : Exemple de changement de l'espace de données.	39
Tableau. III.1 : Les taux des paramètres des réseaux neurones pour MLP avec le changement des couches cachées.	51
Tableau. III.2 : Les taux des paramètres des réseaux neurones pour MLP avec changement de fonctions d'activation.	52
Tableau. III.3 : Les taux des paramètres des réseaux neurones pour MLP avec le changement des fonctions d'activation.	52
Figure. III.1 : Histogramme de classifieur de perceptron multi couches avec les taux des paramètres des réseaux neurones.	52
Tableau. III.4 : Les taux des paramètres des réseaux neurones pour SVM avec le changement des fonctions.	53
Figure. III.2 : Histogramme de classifieur des machines à vecteur de support avec les taux des paramètres des réseaux neurones.	53
Tableau. III.5 : Les taux des paramètres des réseaux neurones pour forêt aléatoire avec le changement de nombres d'estimation.	53
Figure. III.3 : Histogramme de classifieur forêt aléatoire avec les taux des paramètres des réseaux neurones.	54
Tableau. III.6 : Les taux des paramètres des classifieurs et les méthodes utilisées pour la détection de SA.	56
Figure. III.4 : La matrice de confusion de classifieur perceptron de multi couches.	56
Figure IV.1 : Brochage de capteur ECG AD8232 avec Arduino Uno.	60
Figure IV.2 : Le capteur ECG AD8232.	61
Figure IV.3 : Le capteur ECG AD8232 branché avec Arduino Uno.	62
Tableau IV.1 : Tableau de brochage de capteur ECG AD8232 avec Arduino.	62
Figure IV.4 : Rouge : RA (bras droit) ; Jaune : LA (bras gauche) ; Vert : (jambe droite).	62
62	
Figure IV.5 : Le module MPU6050.	63
Figure IV.6 : Le module MAX30102.	64
Figure IV.7 : Le capteur DHT11.	66
Figure IV.8 : Le module KY-037.	67
Figure IV.9 : Ecrans TFT.	69
Figure IV.10 : Le Raspberry Pi 3 B+.	70
Figure IV.11 : Schéma entrées/sorties de carte Arduino Uno.	71
Tableau IV.2 : Tableau de cahier de charge des composants secondaires utilisés.	73
Tableau. IV.3 : Tableau de mesure de saturation en oxygène par l'oxymètre de pouls.	74
Tableau. IV.4 : Tableau de mesure de saturation en oxygène le module MAX30102.	74
Figure. IV.12 : Le tracé de Bland Altman pour la mesure de MAX30102 / Oxymètre de pouls.	75
Figure. IV.13 : Signal ECG de la personne 1.	76
Figure. IV.14 : Signal ECG de la personne 2.	76
Figure. IV.15 : Signal ECG de la personne 3.	77
Figure. IV.16 : Signal ECG de la personne 4.	77

Figure. IV.17 : L'enregistrement de voix avec le module capteur de son KY-037. _____	79
Figure. IV.18 : Enregistrement de voix d'une personne qui ronfle. _____	79
Figure. IV.19 : Enregistrement de voix d'une personne qui tousse. _____	80
Figure. IV.20 : Enregistrement de voix d'une personne qui respire. _____	80
Figure. IV.21 : Enregistrement de voix d'une personne qui parle. _____	81

## *Liste des abréviations*

**ECG** : Electrocardiogramme

**QRS** : Onde de d dépolariation des ventricules

**SPO2** : Saturation pulsée en oxygène

**FC** : Fréquence cardiaque

**BPM** : Battement par minute

**SA** : Apnée de sommeil (sleep apnea)

**PSG** : Polysomnographie

**SAOS** : Syndrome d'apnée obstructive du sommeil

**SACS** : Syndrome d'apnée centrale du sommeil

**AHI** : Nombre événements d'hyperpnée et d'apnée par heure

**RNA / ANN** : Réseaux de neurones artificiels (artificial neural network)

**MLP** : Perceptron multi couches

**SVM** : Support vecteur machine

**MRR** : Moyenne des intervalles RR

**MHR** : Moyenne des fréquences cardiaques

**RMSSD** : Moyenne quadratique des différences entre les intervalles RR adjacents

**SDNN** : Standard écart d'intervalles RR

**NN50** : Nombre d'intervalles RR adjacents dépassant 50 millisecondes

**PNN50** : NN50 divisé par le nombre d'intervalles RR

**VLF** : Très basse fréquence

**LF (BF)** : Basse fréquence

**HF** : Haute fréquence

# Introduction générale

De nos jours, les systèmes de santé intègrent les progrès récents dans la technologie des systèmes embarqués et les réseaux sans fil pour améliorer la communication entre les patients, les médecins et autre personnel paramédical. Comme les appareils embarqués sont devenus une partie intégrante de notre vie, ils peuvent intégrer les soins de santé de façon plus transparente à notre vie quotidienne. Ce mémoire présente un système intelligent embarqué pour les applications biomédicales actuellement le domaine médical exige de nouvelles techniques et technologies, afin d'évaluer l'information d'une manière objective. Particulièrement profitable aux personnes âgées ou souffrantes de maladies chroniques. Il intègre des périphériques intelligents embarqués, permettant la livraison de façon continue de l'information médicale, notre système collecte périodiquement les informations sur les signes vitaux de la personne surveillée. Les maladies cardiovasculaires constituent l'une des principales causes de mortalité dans le monde c'est pour cela que les chercheurs développent de nouvelles méthodes de prévention, de détection et de traitement de ces maladies.

De nos jours, différents dispositifs et systèmes de surveillance de patients ont été proposés et mis en place. Ils possèdent un certain nombre de capacités diverses et peut aider le personnel à l'hôpital pour travailler avec des personnes âgées ou handicapées. Toutefois normalement, ces paramètres de santé de base sont surveillés et mesurés par le personnel médical seulement à des intervalles discrets. Cette approche commune peut parfois conduire à la perte de données cruciales (par exemple pendant la nuit). Par conséquent, un intérêt particulier doit être porté sur les techniques de surveillance continue. Ce type de surveillance doit être capable de fournir une information fiable et de façon continue sur le patient, et permettre d'enregistrer les situations d'urgence et réagir de manière appropriée à tout changement important dans les conditions de santé de la personne en temps réel.

Basé sur les éléments précédents, nous pouvons formuler l'objectif principal de notre travail, qui consiste en la combinaison des derniers développements dans le marché des écrans tactiles et des dispositifs de détection et de capture de signaux physiologiques de patients. Le but est de créer un système de surveillance continue et efficace.

Notre approche est basée sur l'utilisation de l'écran TFT tactile, avec des dispositifs capteurs (température, oxymétrie, rythme cardiaque, etc.) comme périphériques supplémentaires. Ainsi, l'architecture principale de notre travail est décomposée en deux

parties : dans la première partie, nous établissons une connexion fiable entre l'Arduino et un capteur pour recueillir des données continues de patients. Dans la deuxième partie, nous procédons à recueillir des données d'Arduino vers Raspberry pour les afficher sur notre écran TFT. La mobilité du patient est aussi un aspect important à considérer, nous voulons suivre l'état de santé du patient même en situation de mobilité à domicile. En somme, nous pouvons cibler une liste de mesures souhaitées :

- Connexion fiable
- Maintenir la mobilité des patients à domicile
- La collecte des données
- L'analyse des données et la prise de décision.

Le mémoire est organisé en 4 chapitres comme suit :

Le premier chapitre consiste à une étude de contexte médical comme maladies cardiovasculaire et les maladies respiratoires.

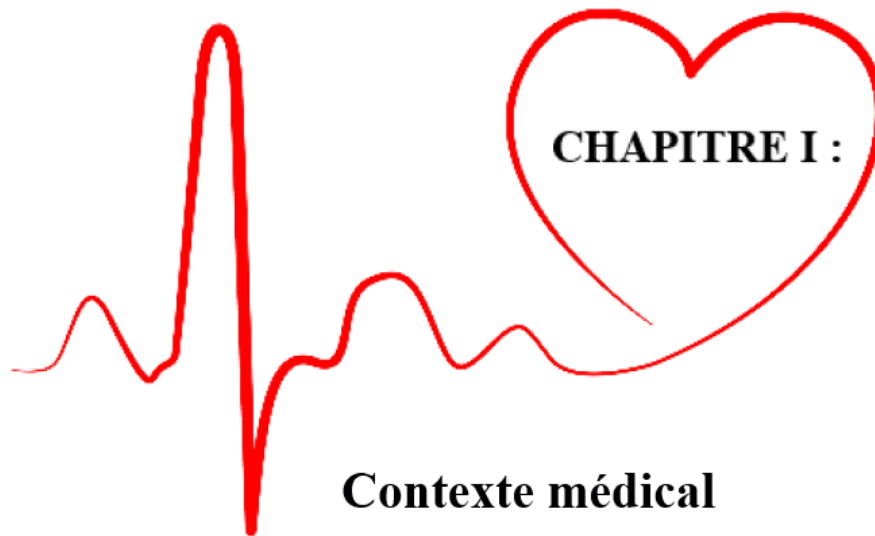
Dans le deuxième chapitre nous avons présentées quelques informations sur les réseaux de neurones artificiels et les techniques de classification.

Troisième chapitre de ce document, concerne la détection de l'apnée de sommeil par les modèles intelligents ainsi citez quelques travaux réaliser par avant et faire une comparaison entre leurs taux de classification et notre résultat.

Le dernier chapitre expose notre conception et réalisation du notre système embarqué intelligent et plusieurs tests effectués sur différentes personnes a pour but de faire une discussion des résultats obtenus.

Enfin, nous terminons le manuscrit par une conclusion synthétisant les résultats obtenus, suivie de la description de quelques perspectives de développement futur de ce travail.





**CHAPITRE I :**

**Contexte médical**

## Chapitre I : Contexte médical

### I.1. Introduction

Les maladies respiratoires et cardiovasculaires sont prioritaires du point de vue de la santé publique. Elles sont fréquentes dans la population, et leur impact sur la morbidité et la mortalité est important. Ces maladies ont un facteur de risque commun majeur. Ce chapitre présente le fonctionnement général du système cardiovasculaire puis, de manière plus détaillée, le principe de l'Electrocardiogramme (ECG). Cette présentation se limitera aux données nécessaires pour bien mener le reste du mémoire.

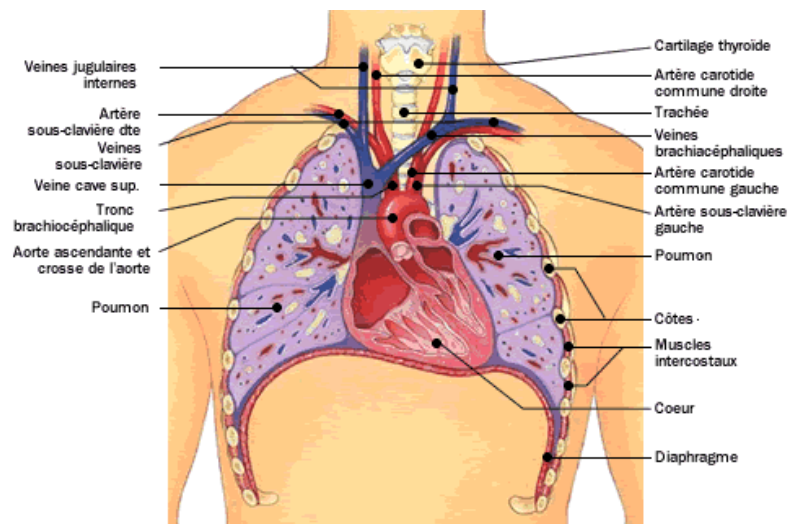
### I.2. Les signes vitaux

#### I.2.1 Le système cardiovasculaire

Le système cardiovasculaire assure l'échange des aliments, des déchets et des gaz dans les cellules du corps humain. Le cœur est l'élément central du système cardiovasculaire. Nous décrivons dans la suite du chapitre l'anatomie et le fonctionnement électrique d'un cœur sain [1].

#### I.2.2. Forme et localisation du cœur

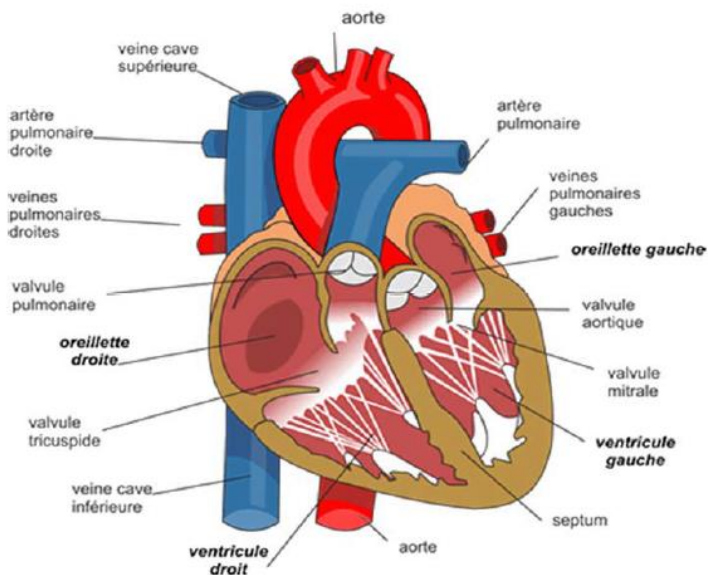
Le cœur est un petit organe de 10 cm de long, son poids est variable : 270g chez l'homme et 250g chez la femme. Il a grossièrement la forme d'un cône dont la base est orientée vers la clavicule droite et l'apex<sup>1</sup> vers la hanche gauche. Le cœur est localisé dans la région centrale de la cavité thoracique nommée le médiastin<sup>2</sup> ; il s'étend de la 2<sup>e</sup> côte au 5<sup>e</sup> espace intercostale (figure. I.1). En conséquence, il est situé sous le sternum, il est bordé latéralement par les deux poumons et il repose, dans sa partie inférieure, sur le diaphragme [1].



*Figure. I.1: Localisation du cœur dans la cage thoracique [1].*

### I.2.3. Anatomie du cœur

Le cœur est un organe creux et contractile dont le rôle principal est d'assurer la fonction de pompage. Il est connecté au reste de l'organisme par le biais de vaisseaux associés : les deux veines caves (inférieure et supérieure), les artères pulmonaires, et l'aorte comme l'illustre la figure.I.2 [2].



*Figure. I.2 : Anatomie du cœur et des vaisseaux associés [3].*

Le cœur comprend deux parties indépendantes, le cœur droit et le cœur gauche qui fonctionnent de façon synchrone. Le cœur droit envoie le sang chargé de déchets de l'organisme, principalement le CO<sub>2</sub>, vers les poumons (circulation pulmonaire). Le sang est ainsi oxygéné et décharge du CO<sub>2</sub>, il revient au cœur gauche qui l'envoie à tous les organes

du corps (circulation systémique). Chacune des parties comporte deux cavités : une oreillette et un ventricule, reliés entre eux par une valve qui assure un passage unidirectionnel du sang. Pour la cavité droite, cette valve d'admission est la valve tricuspide ; pour la cavité gauche c'est la valve mitrale. Il existe aussi des valves d'échappement qui assurent la communication entre le ventricule droit et l'artère pulmonaire (valve pulmonaire), ainsi qu'entre le ventricule gauche et l'artère aorte (valve aortique). Ces deux valves se trouvent à l'entrée de l'aorte et de l'artère pulmonaire respectivement [2].

A l'état normal, ces valves d'admission et d'échappement empêchent le sang de refluer et ne peuvent être ouvertes en même temps.

La paroi du cœur est formée d'un tissu musculaire appelée le myocarde qui est composé de cellules musculaires cardiaques spécialisées, les cardiomyocytes, qui ne ressemblent à aucun autre tissu musculaire du corps. Ces cellules sont intétanisables, ce qui signifie qu'elles sont incapables de contraction prolongée. De plus, elles sont spontanément excitables, leurs dépolarisation et repolarisation rythmique est indépendant du système nerveux [4]. Les tissus annexes du myocarde sont l'endocarde, qui le tapisse à l'intérieur, et le péricarde, qui l'entoure de l'extérieur [5].

### I.2.4. Activité mécanique cardiaque

Le cœur se contracte rythmiquement de façon automatique et indépendante de la volonté, Cette contraction est contrôlée par le système nerveux central : du bulbe rachidien partent des nerfs qui peuvent accélérer (effort, émotion) ou ralentir (repos) le rythme cardiaque. Mais même isolé un cœur continue à battre seul car il possède un tissu spécial qui au sein du muscle, assure la contraction autonome du cœur [2,9].

Le travail du cœur se divise en deux périodes : la systole et la diastole.

- La systole est la période correspondant à l'éjection du sang dans la grande et petite circulation. Elle se décompose en trois phases : la systole auriculaire, la contraction ventriculaire iso volumique et la systole ventriculaire [9]
  - La systole auriculaire est la contraction des oreillettes lorsque celles-ci sont remplies de sang ;
  - La contraction ventriculaire iso volumique commence lorsque les cellules musculaires du myocarde ventriculaire se contractent ;
  - La systole ventriculaire commence lorsque les pressions dans les ventricules dépassent les pressions dans l'artère pulmonaire et l'aorte.

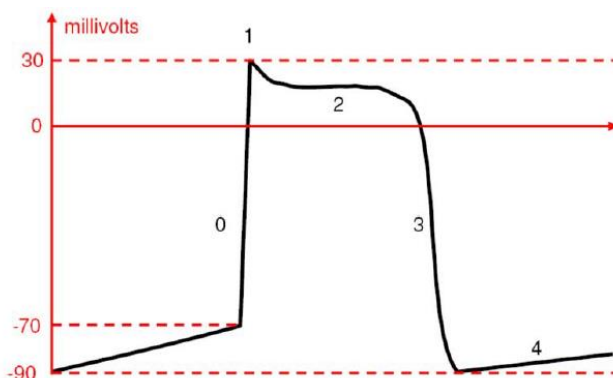
- La diastole est la phase de relaxation du cœur pendant laquelle il se remplit de sang. Cette période est composée de deux phases : la relaxation ventriculaire isométrique et la phase de repos.
  - La relaxation ventriculaire fait suite à la systole. Les ventricules se relâchent, la Pression chute jusqu'à être inférieure à celle exercée dans l'aorte et l'artère pulmonaire.

La phase de repos est celle pendant laquelle le sang des veines caves et pulmonaires s'écoule librement dans les ventricules via les oreillettes [6].

### I.2.5. Activité électrique du cœur

Le mécanisme cardiaque, qui comprend l'expulsion du sang et l'ouverture-fermeture des valves, fonctionne uniquement grâce aux contractions du myocarde. Ces contractions sont déclenchées par la propagation de proche en proche du potentiel d'action à travers les cellules myocardiques. Chaque cellule myocardique réagit à un stimulus électrique grâce à une membrane semi-perméable aux ions. Au repos, l'intérieur de la membrane cellulaire est chargé négativement par rapport à l'extérieur qui est pris comme référence. Dans cet état électrique stable on dit que la cellule est polarisée [2,10].

Lorsque la cellule est stimulée électriquement, les propriétés de la membrane se modifient et sa perméabilité aux ions augmente. Les échanges ioniques à travers la membrane des cellules myocardiques donnent naissance au potentiel d'action.



*Figure. I.3 : L'effet des échanges ioniques transmembranaires sur le potentiel d'action [2][10].*

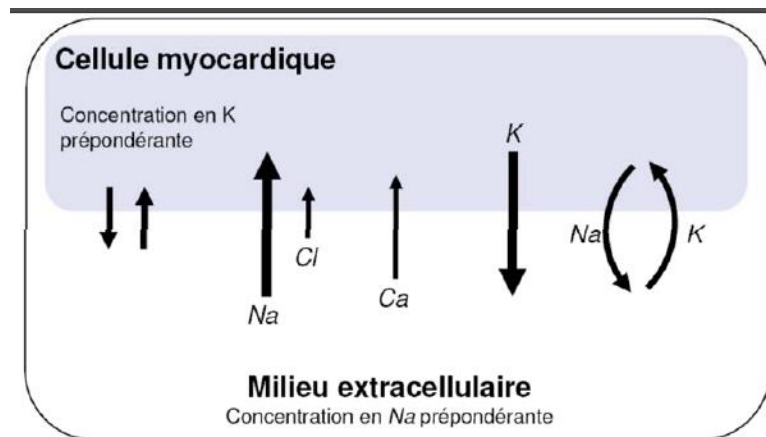


Figure. I.4 : Les phases du potentiel d'action d'une cellule du muscle cardiaque [2].

**La phase 0 :** c'est la phase de dépolarisation rapide, elle est caractérisée par l'irruption des ions de sodium  $\text{Na}^+$  à l'intérieur de la cellule et concourent à l'établissement d'un déséquilibre électrique entre l'intérieur et l'extérieur. [8]

**La phase 1 :** c'est la phase de repolarisation précoce. Elle correspond à la fermeture des canaux sodium et l'ouverture des canaux potassium  $\text{K}^+$ . Cette ouverture permet aux ions  $\text{K}^+$  de suivre le gradient électrostatique. [8]

**La phase 2 :** la fuite de potassium se poursuit mais l'entrée des ions de calcium  $\text{Ca}^{++}$  à l'intérieur de la membrane permet le maintien de la dépolarisation en plateau car il y'a un équilibre entre charges entrantes  $\text{Ca}^{++}$  et sortantes  $\text{K}^+$ . [8]

**La phase 3 :** l'accroissement de conductance au potassium est responsable des charges négatives intracellulaires, et donc de la repolarisation finale. [8]

**La phase 4 :** elle correspond à la phase de repos. On obtient l'équilibre avec une différence de potentiel négative. [8]

L'excitabilité de la cellule, qui est la capacité d'une cellule myocardique à conduire un potentiel d'action, c'est-à-dire à générer un potentiel d'action en réponse à une stimulation, peut être décomposée en trois phases spécifiques.

- La période réfractaire absolue (P.R.A.) : période pendant laquelle tout stimulus externe n'a aucun effet sur la cellule (aucune excitation possible).
- La période réfractaire effective (P.R.E.) : période incluant la P.R.A., on y ajoute une phase pendant laquelle la cellule peut être stimulée mais ne conduit pas.
- La période réfractaire relative (P.R.R.) : période pendant laquelle seul un stimulus puissant peut générer un potentiel d'action.

De plus, le stimulus originel doit être supérieur au seuil d'excitabilité pour pouvoir déclencher le processus et doit être bien plus puissant encore en période réfractaire relative. On voit donc que la commande de contraction des cellules myocardiques est temporisée par les périodes réfractaires. La période globale du cycle cardiaque est ainsi soumise aux périodes réfractaires de chaque cellule. L'activation de proche en proche des cellules ne se fait que dans un certain sens (des cellules nodales jusqu'aux cellules myocardiques les plus éloignées) établissant un front directionnel de la dépolarisation du myocarde. La période réfractaire, jouant le rôle tampon d'empêcher un retour de stimulation dans le sens inverse, contribue à stabiliser l'activité électrique myocardique [8].

### I.2.6. Séquence normale d'activation cardiaque

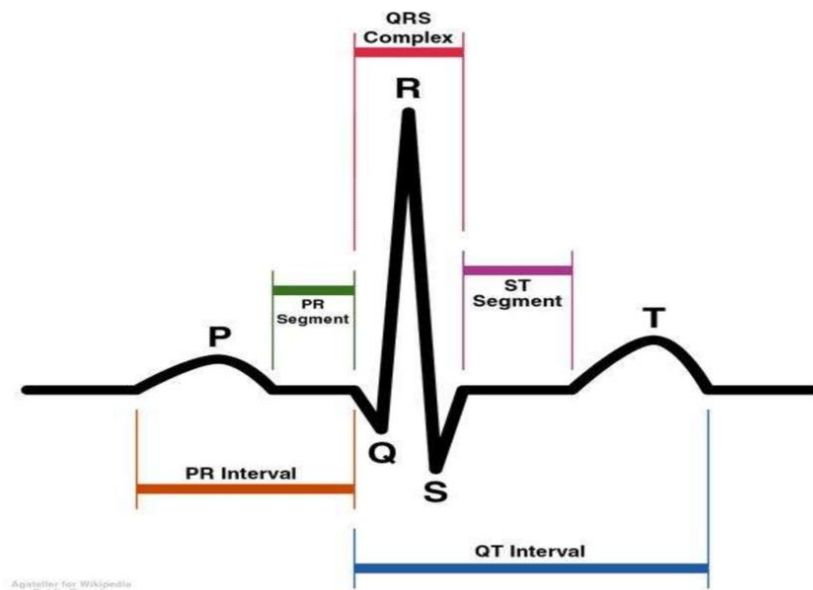
Dans une séquence normale d'activation cardiaque telle que décrite par Tawara, le stimulus de départ du cycle cardiaque est généré par les cellules nodales du nœud sinusal. En suivant le parcours de cette onde électrique, on peut faire le lien avec le cycle mécanique. [7] Tout d'abord les cellules des oreillettes sont dépolarisées, ce qui provoque leur contraction (systole auriculaire), l'onde traverse le nœud auriculo-ventriculaire et le septum inter-ventriculaire, puis les deux ventricules se dépolarisent (systole ventriculaire). Enfin, les cellules du myocarde entrent en repolarisation (relaxation ventriculaire) puis stabilisation (phase de repos) [7].

## I.3. Electrocardiographie

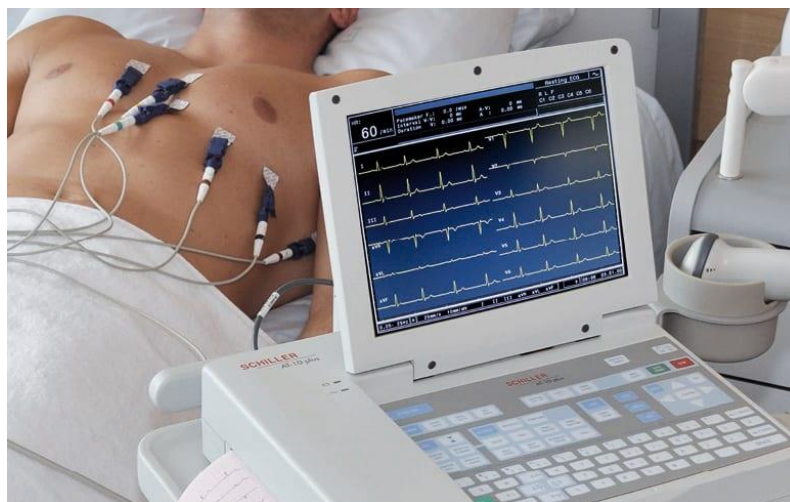
Le corps humain étant électriquement conducteur, les potentiels d'action générés de l'activité cardiaque du cœur se fait sur un plan frontal ou sur un plan horizontal selon l'emplacement des électrodes. La représentation graphique d'une telle activité est appelée : Electrocardiogramme (ECG) [11].

### I.3.1. Electrocardiogramme

L'ECG se présente comme une suite de déflexion (ondes électrique) séparées par des intervalles, correspondant, chacune, à une phase de fonctionnement du cœur comme montré sur la Figure I.6 [12].



*Figure. I.5 : Les différentes déflexion et intervalles de l'ECG normal [13].*



*Figure. I.5 : Extraction de signal ECG.*

- **Onde P** : normale, d'origine sinusale, a une forme arrondie. Sa durée est inférieure à 120ms, son amplitude est inférieure à 0.2 mV, le début de l'onde P correspond à la dépolarisation de l'oreillette droite, la fin de l'onde P correspond à la dépolarisation de l'oreillette gauche. Sa forme ne varie pas tout au long de l'enregistrement. Une onde P de forme variable peut révéler la présence d'un ou de plusieurs foyers ectopiques auriculaires [14]. Les ondes P anormalement larges ou amples traduisent une dilatation d'une des oreillettes, symptôme qui ne nécessite pas en soi un traitement particulier, mais qui est souvent révélateur d'un problème sous-jacent d'hypertension artérielle



pulmonaire, d'insuffisance cardiaque ou d'une valvuloplastie (mitrale, tricuspide ou aortique), par exemple [14].

- ▶ **Intervalle P-R** : (durée de conduction auriculo-ventriculaire), c'est le temps séparant le début de l'onde P (dépolarisation oreillettes) du début du **QRS** (début de la dépolarisation ventriculaire) sa durée reflète la conduction entre le nœud sinusal et le nœud auriculo-ventriculaire qui doit être comprise entre 0.12s et 0.2s [14].
- ▶ **Le complexe QRS** : de morphologie normale est formé de trois déflexions successives : l'onde Q, petite déflexion négative, suivi de l'onde R, grande déflexion positive et enfin l'onde S, petite déflexion négative. Ce complexe correspond à la dépolarisation de l'ensemble des ventricules ; son amplitude variable est comprise entre 5 et 20 mV et sa durée normale est comprise entre 85 et 95 ms [14].
- ▶ **Segment ST** : il correspond au début de la repolarisation ventriculaire. Il est généralement isoélectrique et suit horizontalement la ligne de base [8].
- ▶ **Intervalle QT** : cet intervalle va de début du complexe **QRS** à la fin de l'onde T, il représente la durée de l'activation ventriculaire. Sa durée est inversement proportionnelle à la rapidité du rythme cardiaque soit, plus le rythme est rapide, plus QT est court [8].
- ▶ **Intervalle ST ou RST** : il sépare la fin de dépolarisation (fin du complexe **QRS**) et le début de la repolarisation ventriculaire (début de l'onde T).sa durée est comprise entre 50 et 150ms [8,15].
- ▶ **Onde T** : elle correspond à la repolarisation des ventricules. L'onde T normale à une amplitude plus faible que le complexe **QRS** [14].
- ▶ **Onde U** : est une onde positive qui suit l'onde T. Elle traduirait la repolarisation ventriculaire lente. L'onde U est caractérisée par :
  - Une amplitude (hauteur) inférieure ou égale à 2 mV
  - De largeur de 200ms.
- ▶ **Intervalle R-R** : (fréquence des battements cardiaques). Cet intervalle représente l'espacement entre deux ondes R consécutive qui correspond au délai entre deux dépolarisations des ventricules et dont la durée détermine la fréquence cardiaque instantanée **FC** [8,15].
- ▶ **Intervalle PP** : l'intervalle PP correspond au délai entre deux dépolarisations des oreillettes [8,15].

### I.3.2. Les systèmes de dérivations

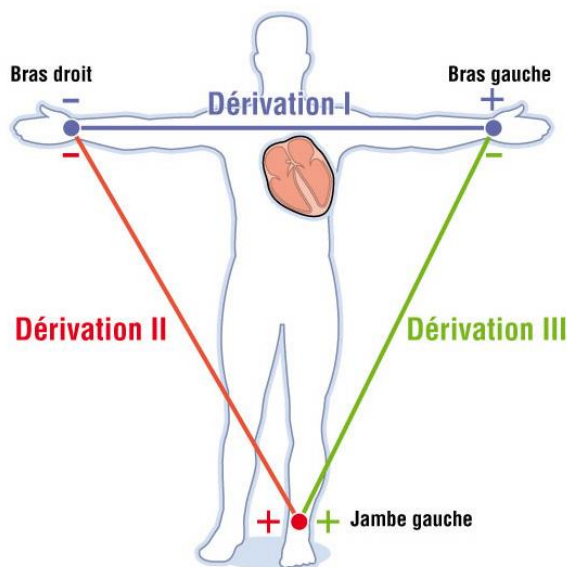
L'acquisition du signal électrocardiographie est assurée par des électrodes de surface, dont leur emplacement sur le thorax du patient définit un type de dérivation. Les emplacements des électrodes sur le thorax du patient sont choisis de manière à explorer la quasi-totalité du champ électrique cardiaque [6].

#### A. Loi d'Einthoven

Einthoven a imaginé les dérivations périphériques en disposant les électrodes loin du cœur c'est-à-dire aux extrémités du bras droit R, du bras gauche L et de la jambe gauche F formant ainsi un triangle équilatéral dont le cœur occupe le centre géométrique comme montré sur la Figure. I.7. Les côtés du triangle représentent les d.d.p entre ses sommets. [13]

- **DI** (première dérivation) = VL-VR : enregistre les différences de potentiel électrique entre le poignet droit et le poignet gauche.
- **DII** (deuxième dérivation) = VF-VR : enregistre les différences de potentiel électrique entre le poignet droit et la jambe gauche.
- **DIII** (troisième dérivation) = VF-VL : enregistre les différences de potentiel électrique entre le poignet gauche et la jambe gauche.

Théoriquement, on a la relation : **DI + DIII = DII** [16]



*Figure. I.6 : Triangle d'Einthoven [17].*

### B. Dérivation bipolaire

Les trois dérivations bipolaires périphériques DI, DII, DIII ont été déterminées par Einthoven en 1906. Elles sont constituées par deux électrodes identiques ; standardisées parfaitement car elles présentent une résistance propre, appliquées en deux endroits différents, symétriques par rapport au cœur, c'est à dire en pratique équidistantes du cœur. Elles explorent l'activité cardiaque dans le plan frontal [2,18].

### C. Dérivations unipolaires

La dérivation unipolaire est constituée par deux électrodes différentes dont :

- ▶ **L'électrode active** est seule exploratrice, car elle est placée plus ou moins près du cœur, à l'endroit où l'on veut enregistrer les variations de potentiel. Elle est alors seule responsable du graphique final [19].
- ▶ **L'électrode dispersive ou indifférente** est placée à un endroit éloigné du cœur, où les variations de potentiel peuvent être considérées comme nulles ou du moins négligeables. A cet effet, Wilson a imaginé un endroit : **la borne centrale V** est le point de réunion, par l'intermédiaire de résistances de  $5\text{ k}\Omega$ , des trois électrodes périphériques d'Einthoven comme montré sur la figure. I.8. [19][20] Il existe ainsi deux variétés de dérivations unipolaires :

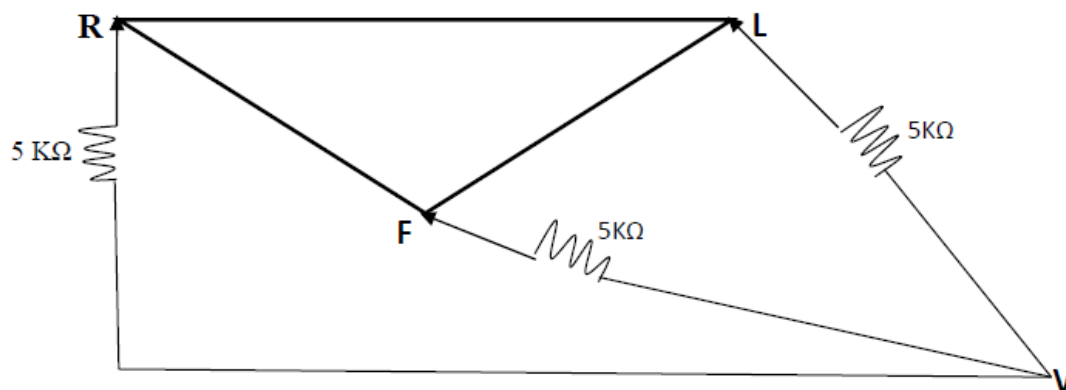


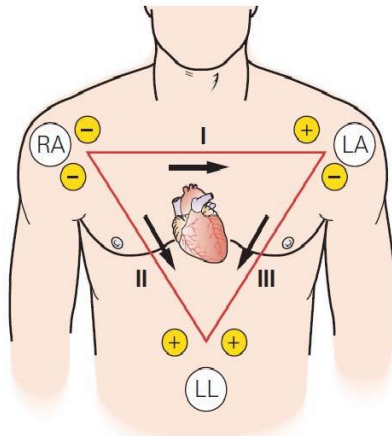
Figure. I.7 : Système de Wilson.

#### I.3.3. Dérivations unipolaires périphériques

En 1934, Wilson mesure la différence de potentiel entre la borne centrale et chacun des points R, L et F, pour introduire les dérivations périphériques unipolaires, Goldberg propose, en 1942, les dérivations unipolaires augmentées des membres désignés par **aVL**, **aVR** et **aVF** données dans la figure. I.9 et qui permettent d'obtenir des signaux de grande amplitude que

ceux fournis par le système de Wilson. Ces dérivations mesurent la différence de potentiel entre chacun des trois points et le potentiel moyen des deux autres [20,21]

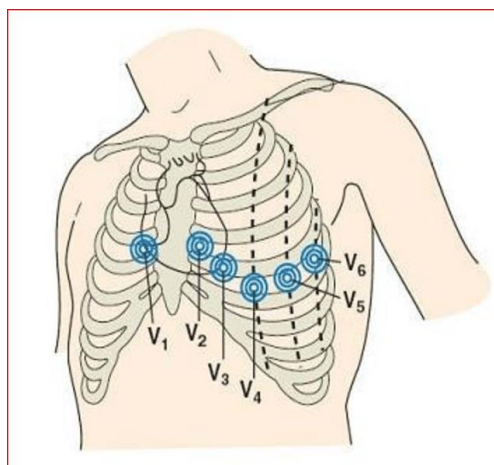
- aVR (augmented Voltage Right arm) entre le bras droit et la borne centrale ;
- aVL (augmented Voltage Left arm) entre le bras gauche et la borne centrale ;
- aVF (augmented Voltage Foot) entre la jambe gauche et la borne centrale [22].



*Figure. I.8 : Dérivations unipolaires [23].*

- Dérivations unipolaires précordiales (thoraciques) : Pour mesurer les potentiels proches du cœur, en 1944, Wilson a introduit les dérivations du plan horizontal V1, V2, V3, V4, V5, et V6. Ces six dérivations sont localisées du côté gauche du thorax comme illustré dans la figure. I.8.

Les potentiels sont enregistrés à partir d'une électrode exploratrice (pôle positif) placée sur le thorax et l'électrode de référence (pôle négatif) connectée à la borne centrale de Wilson. Ce sont des dérivations rapprochées car l'électrode exploratrice est placée à faible distance des parois du ventricule droit et gauche [24].



*Figure. I.9 : Dérivations thoraciques [25].*

### ► Position des électrodes précordiales

- V1 : 4ème espace intercostal, bord droit du sternum (ligne par asternale) ;
- V2 : 4ème espace intercostal, bord gauche du sternum (ligne par asternale) ;
- V3 : à mi-distance entre V2 et V4 ;
- V4 : 5ème espace intercostal, ligne médio-claviculaire gauche ;
- V5 : à mi-distance entre V4 et V6, sur la ligne axillaire antérieure ;
- V6 : même niveau horizontal que V4 et V5, ligne axillaire moyenne [5].

## I.4. Le rythme cardiaque

Lorsqu'on parle du rythme cardiaque, on parle à la fois du lieu de genèse de l'activité électrique du cœur et de la régularité ou non de sa propagation. Ainsi, on parle du rythme sinusal régulier lorsque l'activité électrique est générée par le nœud sinusal et que l'espace RR identique sur toute la trace, avec des complexes **QRS** similaires [8,26].

L'activité du rythme cardiaque sur l'électrocardiogramme se fait donc en deux étapes vérifiant d'une part la régularité du rythme et d'autre part l'origine du rythme cardiaque qui peut être :

- Sinusal (du nœud sinusal : une onde P précède chaque complexe **QRS**) Jonctionnel (du nœud Atrio-ventriculaire : complexe **QRS** fins et onde P rétrograde) ;
- Ventriculaire (myocytes ventriculaires : complexe **QRS** élargi et sans onde P) ;
- Ectopique (issu des cellules musculaires auriculaire : onde P anormale et complexe **QRS** normale) ;
- Artificiel (pacemaker).

Dans le cas du pacemaker, le rythme est imposé par un stimulateur cardiaque implanté à proximité du cœur et relie à celui-ci par des électrodes. Selon la pathologie, les électrodes vont stimuler les oreillettes, les ventricules ou les deux [27].

### I.4.1. La fréquence cardiaque

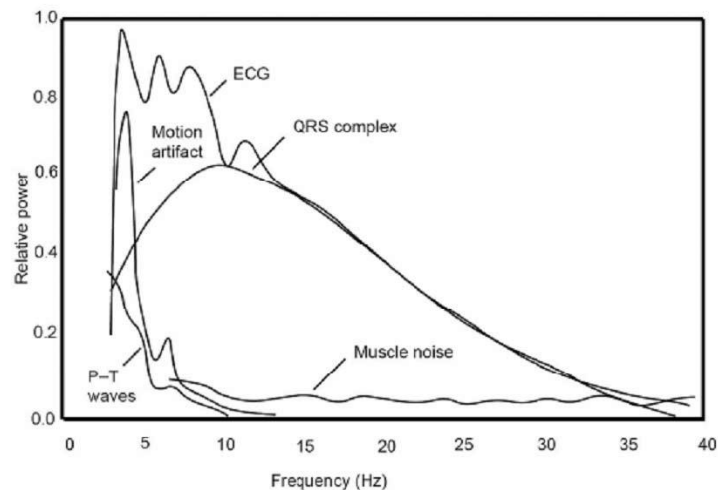
La fréquence cardiaque est le nombre de cycles cardiaques par unité de temps (par minute) ; sur l'**ECG** on la repère grâce au nombre de complexe **QRS**, donc de dépolarisation des ventricules par une impulsion électrique, à chaque minute. Elle est très rapide chez un nouveau-né, rapide chez un enfant et légèrement plus lente chez une personne âgée.

La fréquence cardiaque diminue pendant l'expiration et augmente durant l'inspiration ou lors d'une activité physique légère ou intense et en présence de stress. Un rythme cardiaque régulier est normal lorsqu'il est compris en journée entre 60 et 100 **BPM**, et entre 40 et 80 **BPM** pendant la nuit. Hors de ces limites, on parle de bradycardie lorsqu'il est trop lent et de tachycardie lorsqu'il est trop rapide [28].

### I.4.2. Les caractéristiques fréquentielles de l'ECG

L'étude de Thakor et al. Présente l'analyse spectrale de l'ECG, avec une analyse spectrale des complexes **QRS** isolés ainsi que différentes sources de bruit. Les spectres observés après moyen-âge sur 150 battements sont présentés sur la Figure (I.15). Il a été démontré que les composantes fréquentielles d'un **ECG** normal ont les caractéristiques suivantes :

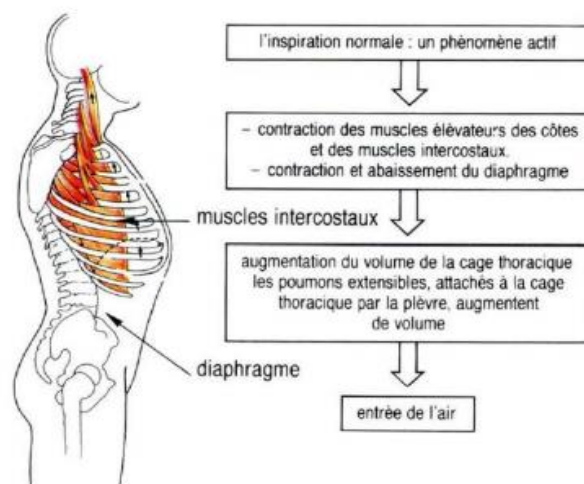
- Le spectre de l'ECG s'étend entre une fréquence de 0.5 Hz à 45 Hz ;
- L'onde P se caractérise par une bande spectrale de basse fréquence et de faible amplitude : ses composantes fréquentielles sont entre 0.5 Hz et 10 Hz ;
- L'onde T se caractérise sur une bande spectrale analogue à celle de l'onde P entre 0.5Hz et 10 Hz ;
- Le complexe **QRS** possède un contenu fréquentiel bien plus important que les autres ondes de l'ECG. Ses composantes fréquentielles sont concentrées entre 10 Hz et 30 Hz (l'étalement du spectre du complexe **QRS** est entre 0.5 Hz et 40 Hz ;
- Le contenu fréquentiel de la ligne de base et des éventuels artefacts de mouvement se situe entre 0.5 Hz et 7 Hz [29].



*Figure. 1.10 : Densité spectrale de puissance du complexe QRS, des ondes P et T, du bruit d'origine musculaire ou dû aux mouvements respiratoires ou autres [30].*

### I.5. Respiration

Toutes les cellules du corps ont besoin en permanence d'oxygène et doivent se débarrasser du gaz carbonique. A **l'inspiration**, l'air contenant l'oxygène est aspiré jusqu'aux alvéoles avant de rejoindre les cellules grâce la circulation. Diaphragme et muscles intercostaux dilatent la cage thoracique. Ainsi l'air est aspiré vers les poumons [31].



*Figure. 1.11 : L'inspiration [31].*

A **l'expiration**, les cellules rejettent le gaz carbonique en provenance du circuit veineux puis des artères pulmonaires. Grâce à l'élasticité des muscles qui se relâchent spontanément, l'air est expulsé vers l'extérieur [31].

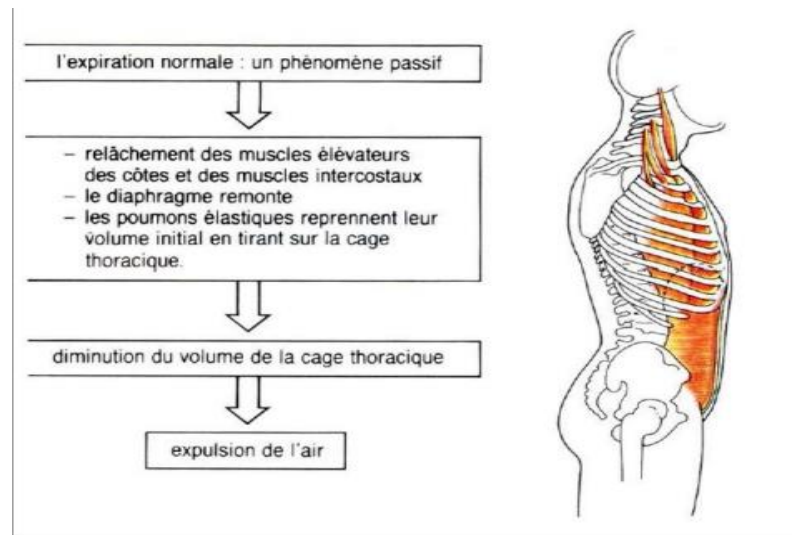


Figure. I.12 : L'expiration [31].

Le cerveau commande les muscles de la respiration par l'intermédiaire du tronc cérébral et de nerfs.

Dans l'alvéole, les échanges gazeux se font entre la respiration et la circulation.

A chaque inspiration un certain volume pulmonaire entre dans les poumons. Il est variable selon la force de la ventilation [31].

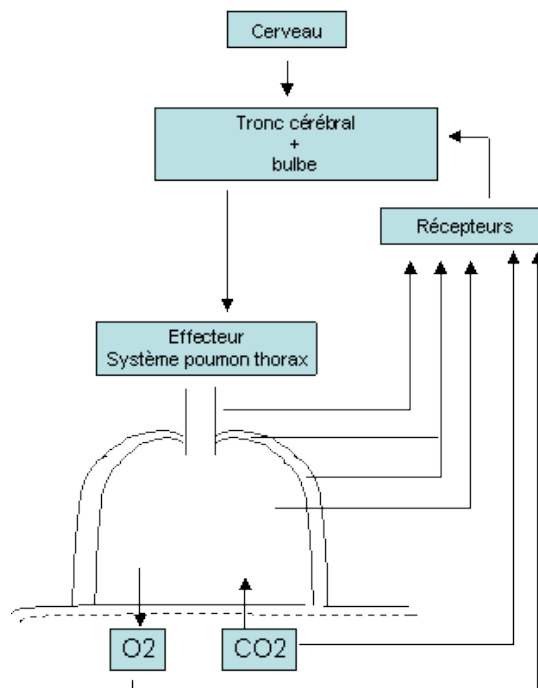


Figure. I.13 : Organisation de la respiration : Centres respiratoires, système thorax, récepteurs



### I.5.1. Fonction respiratoire

La mesure de la fréquence respiratoire fait partie des constantes vitales. Elle est souvent oubliée, à tort, lors d'un bilan. Elle est de 12 à 20 /mn. Avant de conclure à une anomalie, il faut analyser le contexte (effort, émotion, angoisse...)

Le taux d'oxygène dans le sang artériel ou SaO<sub>2</sub> est mesuré par un oxymètre de pouls ou saturomètre. Il est supérieur à 95 % pour approcher les 100 %. En dessous il signale un problème respiratoire qu'il faut évaluer et nécessite une oxygénothérapie [32].

### I.5.2. Normes ventilatoires

La fréquence est de 12 à 20 par minute.

Fréquences respiratoires (mv/mn)	
Adulte	12 à 20
Enfant (1 à 8 ans)	20 à 30
Nourrisson <1 an	30 à 60
Nouveau-né < 1 semaine	40 à 60

*Tableau I.1 : La fréquence respiratoire par rapport à l'âge*

Elle diminue pendant le sommeil et s'accélère pendant l'effort car les besoins en oxygène augmentent. Attention, on peut faire varier sa fréquence volontairement pendant une brève période. Donc il faut toujours raisonner en fonction de l'environnement (peur, émotion, repos, effort...) [32].

### I.6. Anomalies

- **Dyspnée** : C'est une respiration anormale sans précision de mesures [32] ;
- **Fréquence nulle** : Si le thorax ou l'abdomen ne se soulève pas, il y a arrêt respiratoire ou apnée. Il n'y a aucun souffle qui sort de la bouche. Il faut immédiatement vérifier le pouls carotidien. Si l'arrêt respiratoire est isolé le pouls est présent, si non le patient est en arrêt cardio-respiratoire [32] ;
- **Tachypnée** : C'est l'augmentation de la fréquence au-dessus de 20 mouvements par minute chez l'adulte [32] ;
- **Bradypnée** : C'est la baisse de la fréquence au-dessous de 12 mouvements par minute [32] ;

- **Amplitude respiratoire** : S'il est facile de mesurer avec une montre la fréquence respiratoire, il est impossible de mesurer le volume d'air inspiré. On ne peut qu'estimer approximativement l'amplitude des mouvements respiratoires [32] ;
- **Polypnée** : C'est une augmentation de l'amplitude. Elle est rare. (Angoisse, diabète, coma traumatique...) [32] ;
- **Oligopnée** : C'est une respiration superficielle, véritable "va et vient" peu efficace, donc amplitude faible [32] ;
- **Variations d'amplitude** : Certaines personnes inconscientes (**AVC** par ex) peuvent avoir une respiration en cycle, avec une amplitude qui diminue à chaque respiration jusqu'à la pause respiratoire puis reprise progressive jusqu'au cycle suivant [32] ;
- **Rythme respiratoire** : Nous notons s'il est régulier ou irrégulier et surtout s'il existe des pauses respiratoires notamment de plus de 6 secondes [32] ;
- **Association fréquence et amplitude** : Lors d'une détresse respiratoire, il y a le plus souvent augmentation de la fréquence avec une amplitude faible. C'est uniquement lors d'une paralysie de la respiration que fréquence et amplitude sont faibles. (Coma par ex : suicide par somnifères) Sujet inconscient + drogué probable + pupilles en myosis (un petit point) = FORT risque de pauses respiratoires ou d'arrêt respiratoire (apnée) isolé. Respiration rapide et ample avec énervement = hystérie. Soif, fatigue et respiration ample : problème possible de diabète... [32].

### I.6.1. Pathologies du sommeil

Les pathologies principales du sommeil sont :

- Les insomnies ;
- Les troubles respiratoires au cours du sommeil : Syndromes d'Apnées du Sommeil, syndrome d'hypoventilation ... ;
- Le Syndrome Mouvements Périodiques des Membres Inférieurs ;
- Les autres troubles du sommeil : les hypersomnies, narcolepsie, troubles du rythme circadien, parasomnies... Au total 15 à 20% de la population souffre somnolence et parmi eux 60% présentent des apnées du sommeil.

### I.6.2. Troubles Respiratoires du Sommeil

- Syndrome d'Apnées Obstructives du Sommeil (**SAOS**) ;
- Syndrome d'Apnées Centrales du Sommeil (**SACS**) ;

- Respiration de Cheyne Stokes ;
- Syndromes d'Hypoventilation/hypoxémie nocturne ;
- Overlap Syndrome : association d'un **SAOS** et d'une Broncho-pneumopathie Chronique Obstructive (**BPCO**).

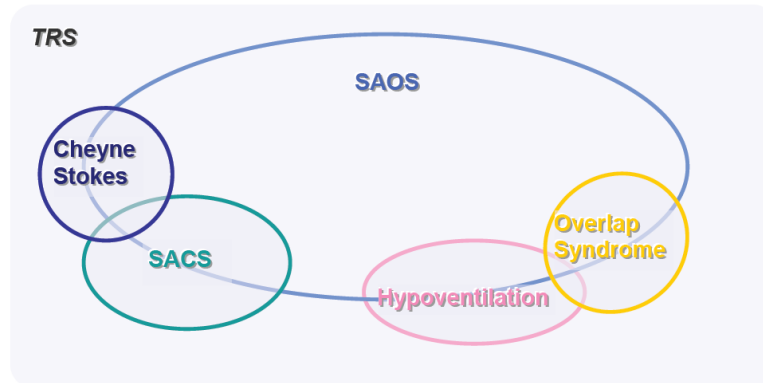


Figure. I.14 : Les maladies respiratoires de sommeil

Ils produisent des perturbations :

- du sommeil : non récupérateur, déstructuré avec des éveils et des micro-éveils ;
- du système Cardio-respiratoire : hémodynamique, gaz du sang (O<sub>2</sub> et CO<sub>2</sub>).

## I.7. Apnée du sommeil

### I.7.1. Définition

Le syndrome d'apnée obstructive du sommeil (**AOS**) est caractérisé par des arrêts respiratoires répétés. Ces événements respiratoires sont définis comme des apnées lors d'un arrêt total de la respiration, ou des hyperpnées lors d'un arrêt partiel de la respiration. Les voies aériennes supérieures de la respiration se trouvent donc refermées s'il s'agit d'apnée obstructive du sommeil (**AOS**), ou alors l'arrêt de la respiration provient d'une absence de la commande cérébrale s'il s'agit d'apnée centrale du sommeil (**ACS**) (Wellman A et White DP, 2011) [33].

### I.7.2. Définition du SAHOS

Le SAHOS est défini, à partir des critères de l'American Academy of Sleep Medicine, par la présence des critères A ou B et du critère C :

A : Somnolence diurne excessive non expliquée par d'autres facteurs

B : Deux au moins des critères suivants non expliqués par d'autres facteurs :

- Ronflements sévères et quotidiens ;

- Sensations d'étouffement ou de suffocation pendant le sommeil ;
- Sommeil non réparateur ;
- Fatigue diurne ;
- Difficultés de concentration ;
- Nycturie (plus d'une miction par nuit)

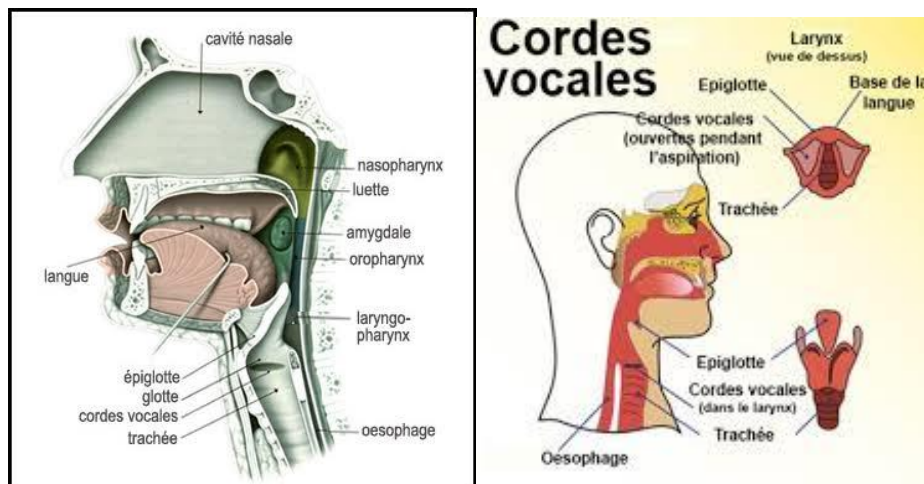
C : Critère polysomnographique ou polygraphique : Apnées + Hyperpnées  $\geq 5$  par heure de sommeil (index d'apnées hyperpnées [IAH]  $\geq 5$ ) [33].

### I.7.3. Syndrome d'apnées du Sommeil

- Apnée : Arrêt du flux pendant au moins 10 secs ;
- Hyperpnée : Réduction du flux pendant au moins 10 secs, soit de 50 %, soit de 30 associés à un dé saturation ou à une réaction d'éveil ;
- Apnée/ Hyperpnée Obstructive : Collapsus des voies aériennes supérieures avec persistance de mouvements respiratoires = Syndrome d'Apnée. Hyperpnée Obstructive du Sommeil (**SAOS**), qui représente 90 % des SAS ;
- Apnée/ Hyperpnée Centrale : Défaut de la commande centrale respiratoire avec baisse ou disparition des efforts respiratoires (maladies neurologiques, hypothyroïdie...) = Syndrome d'Apnée Centrale du Sommeil (**SACS**) (10 % des SAS) ;
- Index Apnées Hyperpnées (IAH) : nombre d'évènements respiratoires Apnées + Hyperpnées par heure de sommeil [33].

### I.8. Comment connaître votre état de santé grâce au son de votre voix ?

La parole est d'une grande importance car la race humaine exprime verbalement ses sentiments, ses opinions, ses points de vue et ses concepts. La production de la parole comprend la prononciation, la voix et la fluidité [34].



*Figure. 1.15 : Le système vocale.*

Il y a eu plusieurs tentatives réussies dans le développement de systèmes qui peuvent analyser, classer et reconnaître les signaux vocaux. Le matériel et les logiciels qui ont été développés pour de telles tâches ont été appliqués dans divers domaines tels que les soins de santé, les secteurs gouvernementaux et l'agriculture [34].

Les pathologies vocales sont dues à des infections, à des causes physiologiques et psychogènes et à une mauvaise utilisation de la voix qui prévaut dans des professions telles que les chanteurs, les enseignants et les représentants du service client, et la détection automatique et la classification de la voix pathologique est un domaine d'actualité et toujours exploré par la communauté des chercheurs. La détection automatique de la pathologie vocale permet une évaluation objective et une intervention précoce pour le diagnostic. Un système de détection d'une pathologie de la parole typique se compose de trois étapes principales :



*Figure. 1.16 : Les cordes vocales.*

La première étape est le traitement acoustique du signal vocal d'entrée, le signal vocal doit être traité pour éliminer le bruit avant que les caractéristiques vocales importantes puissent être extraites.

La deuxième étape est l'extraction de caractéristiques qui est la partie la plus pertinente de la reconnaissance du locuteur : Les méthodes d'extraction de caractéristiques produisent généralement un vecteur de propriété multidimensionnel pour chaque signal de parole. Une grande variété d'options sont disponibles pour représenter de manière paramétrique le signal vocal pour le processus de reconnaissance, telles que la prédiction linéaire perceptive (PLP), le codage à prédiction linéaire (LPC) et les coefficients de fréquence Mel Cepstre (MFCC). Le MFCC est le plus connu et le plus courant.

La troisième étape est le classificateur (i.e. décision normale versus pathologique) [34].

### I.9. Saturation d'oxygène

L'oxymétrie de pouls ou saturation en oxygène est une méthode de mesure non invasive (sans introduire d'instruments dans la peau) de la saturation en oxygène de l'hémoglobine dans les capillaires. On parle de saturation SPO2 (saturation pulsée en oxygène, proche de la SAO2 (saturation artérielle en oxygène) qui est la saturation artérielle en oxygène.

L'oxygène (O<sub>2</sub>) est présent dans le sang sous deux formes :

- Sous forme dissoute (PaO<sub>2</sub>) ;
- Sous forme combinée à l'hémoglobine (HbO<sub>2</sub>) sachant que O<sub>2</sub> dissout  $\ll$  O<sub>2</sub> combiné.

Le contenu artériel en oxygène (CaO<sub>2</sub>) est la somme des quantités d'O<sub>2</sub> dissout et d'O<sub>2</sub> combiné à l'hémoglobine soit :  $CaO_2 = (0.003 \cdot PaO_2) + (Hb \cdot 1.39 \cdot SaO_2)$ . Son principe consiste à mettre sur un côté du doigt du patient un capteur composé d'une LED Rouge et une d'une LED infrarouge et sur l'autre côté, un double capteur pour la lumière rouge et infrarouge. Quand le sang est chargé en oxygène il prend une couleur rouge

Vif, on l'appelle l'**oxyhémoglobine**. Lorsque le sang est chargé en CO<sub>2</sub> on l'appelle **d'oxyhémoglobine**

**1. L'oxyhémoglobine** : absorbe plus de lumière infrarouge et laisse passer plus de lumière rouge ;

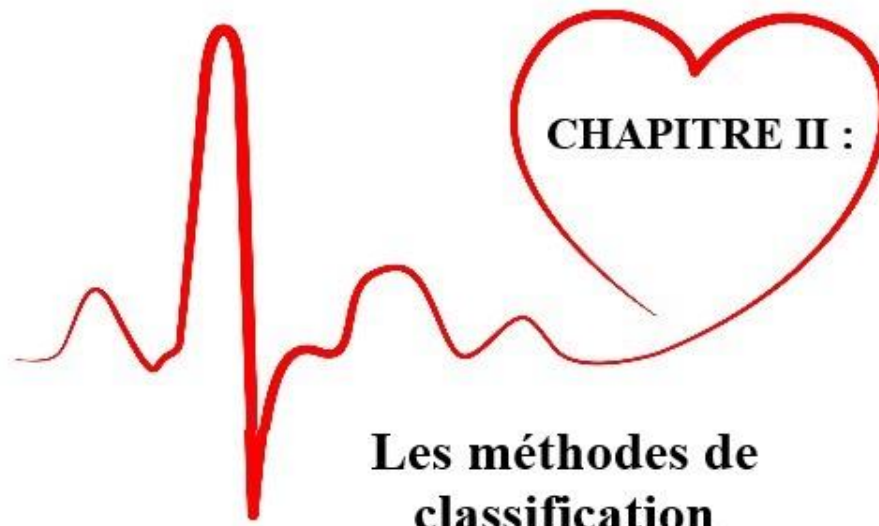
**2. L'oxyhémoglobine** : absorbe plus de lumière rouge et laisse passer plus de lumière infrarouge.

La partie non absorbée est recueillie par le capteur puis analysée. Cette analyse est réalisée suivant la valeur d'absorption du **dé-oxyhémoglobine** et de **l'oxyhémoglobine** [35].

### **I.10. Conclusion**

Dans la première partie de ce chapitre nous avons décrit brièvement le système cardiovasculaire et système respiratoire en commençant par une introduction sur l'anatomie du cœur humain puis ses deux activités électrique et mécanique a pour but de sensibiliser le lecteur à l'importance d'étudier les différentes caractéristiques du signal **ECG**, tels que les amplitudes des ondes, P, Q, R, S et T, leurs formes, leurs durées ainsi les intervalles qui les séparent afin de faire un bon diagnostic.

Dans la deuxième partie nous avons exposé la notion d'électrocardiographie qui est une technique largement utilisée, elle remplit bien sa fonction et fourni de façon fiable un signal auquel nous pouvons appliquer des méthodes appropriées du traitement de signal., comme nous avons parlé dans la troisième partie sur le système respiratoire et quelle que pathologie comme l'apnée de sommeil.



**CHAPITRE II :**

**Les méthodes de  
classification**



## Chapitre II : Les méthodes de classification

### II.1. Introduction

Les réseaux de neurones artificiels (**RNA**) occupent aujourd'hui une place prépondérante dans plusieurs domaines des sciences de l'ingénieur. Cependant les scientifiques sont toujours impressionnés par l'architecture du système neuronal humain ainsi nous avons décrit qu'elle que méthodes traitantes le problème de la classification, telles que la méthode **MLP** (Multi couches), **SVM** (Support vecteur machine) et forêt aléatoire [36].

### II.2. Définition des réseaux de neurones artificiels (RNA)

Les **RNA** (ou **ANN**) constituent une nouvelle approche de modélisation des systèmes complexes, particulièrement utile lorsque ces systèmes sont difficiles à modéliser à l'aide des méthodes statistiques classiques [37].

Les réseaux de neurones artificiels sont des réseaux fortement connectés de processeurs élémentaires fonctionnant en parallèle. Chaque processeur élémentaire calcule une sortie unique sur la base des informations qu'il reçoit. Toute structure hiérarchique de réseaux est évidemment un réseau [38].

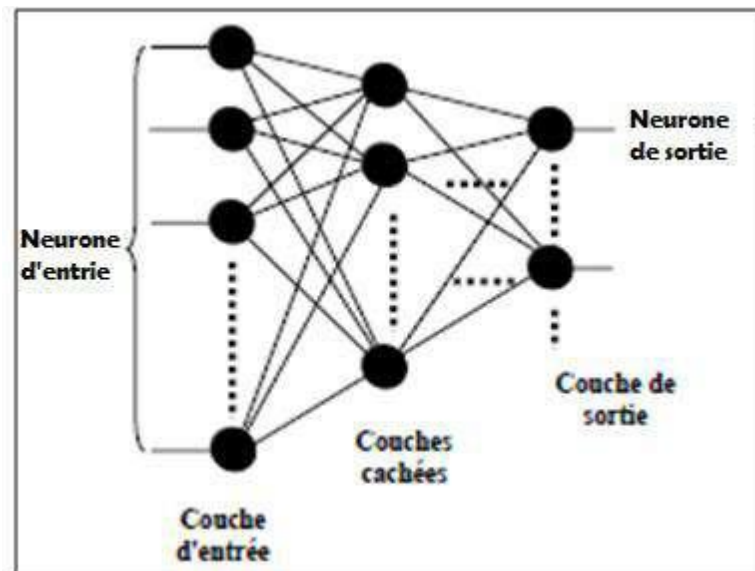


Figure II.1 : Réseau de neurone artificiel [39].

## II.3. Notions de base sur les réseaux de neurones

### II.3.1. Neurone biologie

Le cerveau humain est composé de cellules distinctes appelées neurones formant un ensemble dense d'environ 10 à 100 milliards d'unités interconnectées. Le neurone est une cellule composée d'un corps cellulaire et d'un noyau [36].

La fonction est de transmettre un signal électrique dans certaines conditions. Il agit comme un relai entre une couche de neurones et celle qui la suit [40]. Les neurones reçoivent des signaux (impulsions électriques) par les dendrites et envoient l'information par les axones. Les contacts entre deux neurones (entre axone et dendrite) se font par l'intermédiaire des synapses [38].

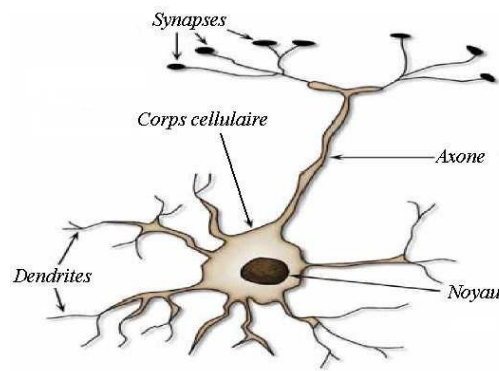


Figure II.2 : Neurone biologique [36].

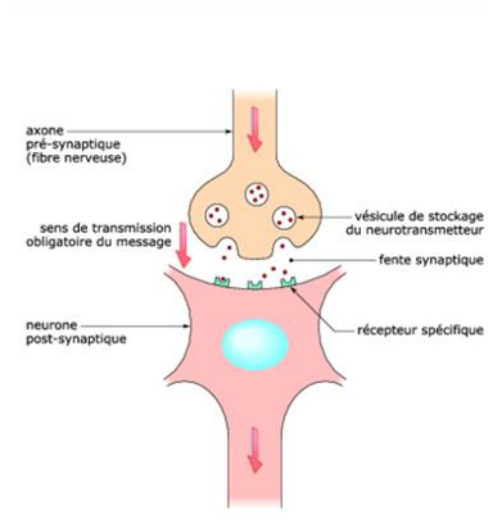


Figure II.3 : Schéma fonctionnelle d'une synaps [36].

### II.3.2. Un réseau de neurones artificiels et modèle mathématique

Est une structure composée d'entités capables de calcul et interagissent entre eux. Il permet de traiter, par le biais de l'outil informatique, des problèmes de différentes natures par rapport aux outils classiques qui ont du mal à résoudre. En effet, son fonctionnement s'inspire de celui des cellules neuronales animales, et est donc différent des méthodes de calcul analytiques que nous utilisons ordinairement. Il s'avère très puissant dans des problèmes de reconnaissance, de classification, d'approximation ou de prévision [41].

Par analogie avec le neurone biologique, chaque neurone artificiel est un processeur élémentaire. Il reçoit un nombre variable d'entrées en provenance de neurones en amont. A chacune de ces entrées est associé un poids  $w$ , abréviation du mot poids (weight en anglais), représentatif de la force de la connexion. Chaque processeur élémentaire est doté d'une sortie unique qui se ramifie ensuite pour alimenter un nombre variable de neurones en aval comme montré sur la (Figure II.4) A chaque connexion est associé un poids [36].

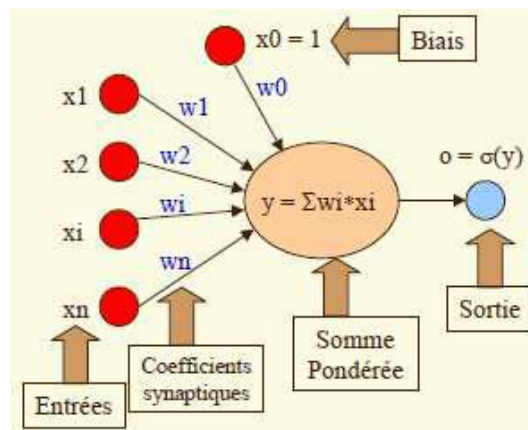


Figure II.4 : Neurone artificiel [42].

Pour un nombre compris entre  $j=1$  et un nombre quelconque  $n$ , le neurone formel va calculer la somme de ses entrées ( $x_1, x_2, \dots, x_n$ ), pondérées par les poids synaptiques ( $w_1, \dots, w_n$ ), et la comparer à son seuil  $\theta$ . Si le résultat est supérieur au seuil, alors la valeur renvoyée est 1, sinon la valeur renvoyée est 0 [39].

A chaque connexion est associé un poids. Le comportement du neurone artificiel se compose de deux phases :

- La première phase représente le prétraitement des données reçues en calculant la somme pondérée des entrées selon l'expression suivante :

$$Y = f(w_0 + \sum_{i=1}^r w_i x_i) = f(\sum_{i=1}^r w_i x_i) [43] ;$$

## Chapitre II : Les méthodes de classification

- Dans la deuxième phase, une fonction de transfert calcule la valeur de l'état interne du neurone. C'est cette valeur qui sera transmise aux neurones en aval. Plusieurs possibilités existent pour spécifier la nature de la fonction d'activation du modèle. Les fonctions mathématiques les plus souvent utilisées tel que les fonctions linéaires, sigmoïdes et gaussiennes sont schématisées sur le Tableau (2-1). A la différence des neurones biologiques dont l'état est binaire, la plupart des fonctions de transfert sont continues, offrant une infinité de valeurs possibles comprises dans l'intervalle  $[0, +1]$  ou  $[-1, +1]$ . Ainsi, le neurone peut être défini mathématiquement comme étant une fonction algébrique, a priori non linéaire (suivant la fonction d'activation  $f$ ) et bornée, avec des entrées  $x$  et paramétrée par les poids [43].

Type	Equation	Graphe
<b>Fonction binaire</b>	$s = -1$ si $p \leq \theta$ $s = 1$ si $p \geq \theta$	
<b>Fonction linéaire</b>	$S = AP$	
<b>Fonction sigmoïde</b>	$S = \text{th}(p)$	
<b>Fonction gaussienne</b>	$S = \exp(-p^2 / \sigma)$	

*Tableau II.1 : Les fonctions d'activation [41].*

### II.3.3. Architecture des réseaux de neurones

Nous distinguons deux grandes familles de réseaux de neurones : les réseaux bouclés et les réseaux non bouclés [43].

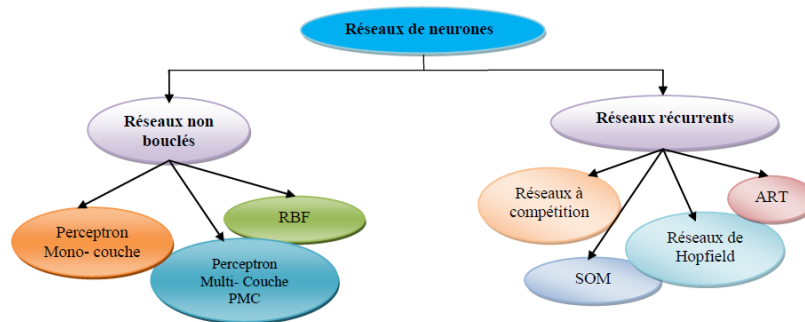


Figure II.5 : Schéma général des différentes topologies des réseaux de neurones [36].

### II.3.4. Les réseaux de neurones bouclés (récurrents)

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 [36].

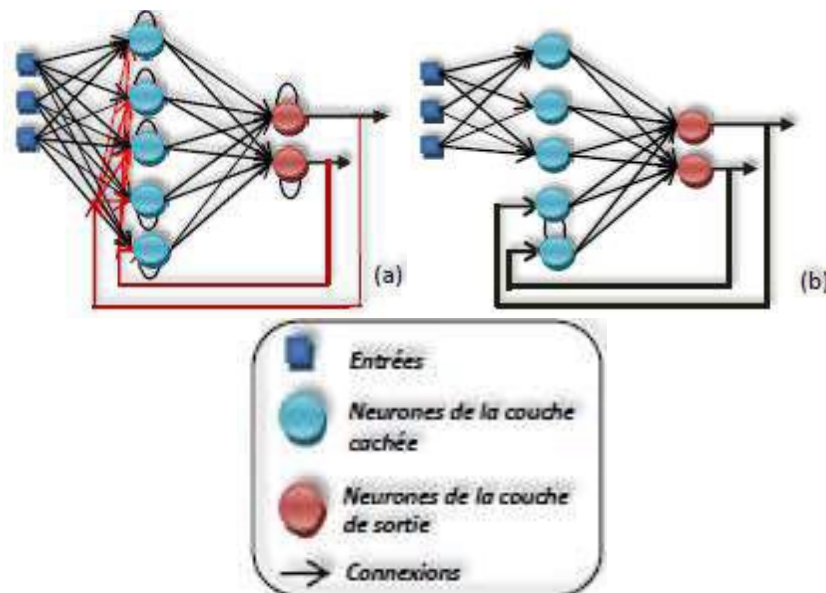


Figure II.6 : Représentation fonctionnelle d'un réseau de neurones bouclé : (a)-Réseau récurrent avec des auto-connexions. (b)-Réseau récurrent partiellement connecté [44].

➤ Les cartes auto organisatrices de Kohonen

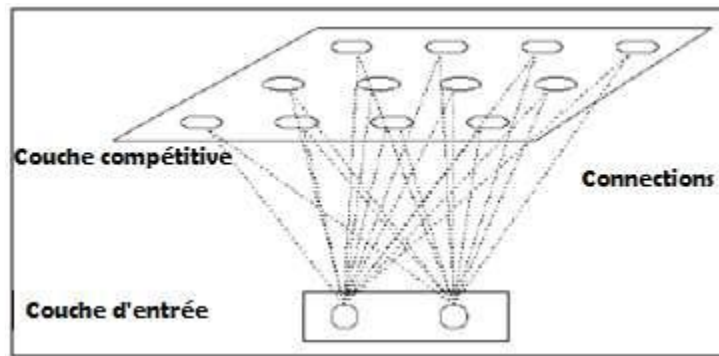


Figure II.7 : Réseau de Kohonen [45].

➤ Les réseaux de Hopfield

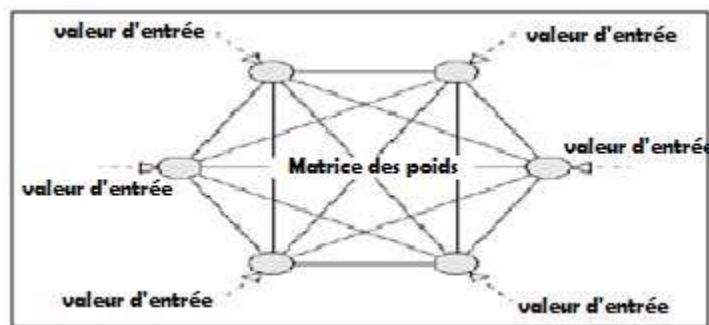


Figure II.8 : Réseau de HopField [45].

➤ Les ART (Adaptive Resonance theory)

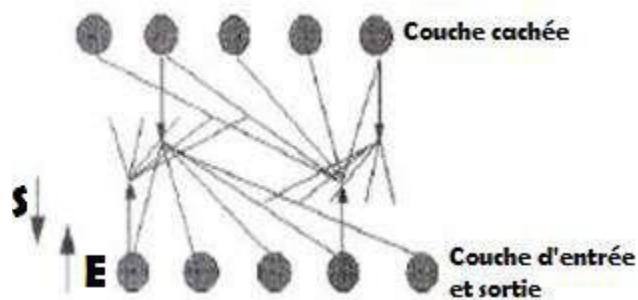


Figure II.9 : Réseau ART [45].

**II.3.5. Les réseaux de neurones non bouclés (en Anglais feedforward)**

Un réseau de neurones non bouclé (feedforward neural network) suit une logique de traitement de l'information au travers de couches de neurones successives, de l'entrée, vers la sortie, sans retour de l'information en amont les neurones qui effectuent les dernières opérations sont appelés neurones de sortie. Les autres neurones, placés entre les entrées et les

neurones de sortie, sont en nombre variable. Ils peuvent s'apparenter à la partie « processeur » effectuant des calculs intermédiaires en parallèle. En conséquence, leur nombre est relatif à la puissance de calcul, ou encore à la capacité à approximer, plus ou moins bien la fonction désirée. Ces neurones sont appelés neurones cachés. Ils sont très souvent organisés par couches. Les neurones de sortie appartiennent à la couche de sortie, et les neurones cachés s'organisent en plusieurs couches appelées couches cachées [44].

### II.3.6. Les types d'apprentissage des réseaux de neurones

L'apprentissage est une phase du développement d'un réseau de neurones durant laquelle le comportement du réseau est modifié jusqu'à l'obtention du comportement désiré.

Nous distinguons deux grandes classes d'algorithmes d'apprentissage :

- L'apprentissage supervisé ;
- L'apprentissage non supervisé [46].

- **L'apprentissage supervisé** : Le but de l'apprentissage supervisé est d'inculquer un comportement de référence au réseau. Nous supposons qu'à chaque patron d'entrée est associé un patron désiré qui spécifie les valeurs de sorties désirées. La figure (2-14) nous schématise le principe [44]. L'apprentissage supervisé nécessite des exemples d'apprentissage qui sont constitués de couples : (Vecteur d'entrée, valeur de sortie désirée) (Base d'apprentissage). Dans ce type d'apprentissage, le réseau s'adapte par comparaison entre le résultat qu'il a calculé (la sortie réelle), en fonction des entrées fournies, et la réponse attendue en sortie (la sortie désirée). Ainsi, le réseau va se modifier (modification des poids synaptique) jusqu'à ce qu'il trouve la bonne sortie, c'est-à-dire celle attendue, correspondante à une entrée donnée [45].
- **Le mode non-supervisé (ou auto-organisationnel)** : Dans ce cas, l'apprentissage est basé sur des probabilités. Le réseau va se modifier en fonction des régularités statistiques de l'entrée et établir des catégories, en attribuant et en optimisant une valeur de qualité, aux catégories reconnues [49].

### II.3.7. Avantages et limites d'utilisation des réseaux de neurones

Les réseaux connexionnistes, en particulier ceux employés pour la construction de systèmes intelligents, possèdent les avantages suivants :

- **L'apprentissage** : Il existe des algorithmes très puissants qui permettent de déterminer les poids des connexions à partir d'exemples. Cet apprentissage qui se fait d'une façon assez simple et permet d'obtenir de bons résultats par rapport aux autres techniques d'apprentissage automatique ;
- **Parallélisme massif** : Les réseaux sont composés d'un ensemble d'unités de traitement de l'information qui peuvent opérer en parallèle. Bien que la plupart des implémentations des réseaux connexionnistes soient réalisées sur des simulateurs séquentiels, il est possible de faire des implémentations (logicielles ou matérielles) exploitant la possibilité d'activer simultanément les unités. La plupart des implémentations des réseaux de neurones peuvent être facilement converties d'une version séquentielle vers une version parallèle. Bien que les réseaux connexionnistes soient capables d'effectuer un grand nombre de tâches utiles, cependant, ils présentent aussi un certain nombre d'inconvénients, tel que :
  - **Architecture et paramètres** : Il n'existe pas de méthode automatique pour choisir la meilleure architecture possible pour un problème donné. Il est assez difficile de trouver la bonne topologie du réseau ainsi que les bons paramètres de réglage de l'algorithme d'apprentissage. L'évolution du processus d'apprentissage est très influencée par ces deux éléments (l'architecture du réseau et les paramètres de réglage) et dépend beaucoup du type de problème traité. Le simple fait de changer la base d'apprentissage utilisée, peut nous obliger à reconfigurer le réseau en entier ;
  - **Initialisation et codage** : Les algorithmes d'apprentissage connexionniste sont en général très dépendants de l'état initial du réseau (initialisation aléatoire des poids) et de la configuration de la base d'apprentissage. Un mauvais choix des poids employés pour initialiser le réseau, de la méthode de codage des données, ou même de l'ordre des données, peut bloquer l'apprentissage ou poser des problèmes pour la convergence du réseau vers une bonne solution.



## II.4. Détermination de la gravité de l'apnée du sommeil à l'aide du réseau neuronal Multicouche Perceptron

### II.4.1. Modèle d'apprentissage et de test

Le réseau neuronal **MLP** artificiel, en raison de ses précieuses capacités parallèles et de son apprentissage, est principalement utilisé pour résoudre des problèmes complexes. Le modèle général des réseaux de perceptrons est un réseau progressif rétro propageur. Les réseaux progressifs sont des réseaux, dont les premières entrées de la couche de neurones sont connectées aux couches suivantes, et cela est vrai à chaque niveau jusqu'à ce qu'elle atteigne la couche de sortie. Processus de rétro propagation signifie qu'après la détermination de la sortie du réseau, d'abord, les poids des dernières couches sont corrigés, puis les poids des couches précédentes seront corrigés.

La figure ci-dessous montre la structure du réseau **MLP**. On suppose qu'il y a des couches  $M$ , et dans chaque couche il y a des nœuds  $J_m$ . Le poids de connexion de la couche «  $m-1$  » à la couche «  $m$  » est représenté par  $W^{(m-1)}$ . Les bios, les fonctions de sortie et de forçage, les neurones «  $I$  » de la couche «  $m$  » sont, respectivement, introduits par  $o_i^{(m)}$ ,  $\Phi_i^{(m)}$  et  $\theta_i^{(m)}$ . La sortie de toutes les unités de traitement, de chaque couche, est donnée à toutes les unités de traitement de la couche suivante. Couche sont tous linéaires, mais dans les couches cachées, couche de sortie spéciale, neurones non linéaires, avec toute autre fonction non linéaire continue et différentiable peut être utilisé. La fonction de forçage utilisée dans MLP dans cet examen est la fonction sigmoïde.

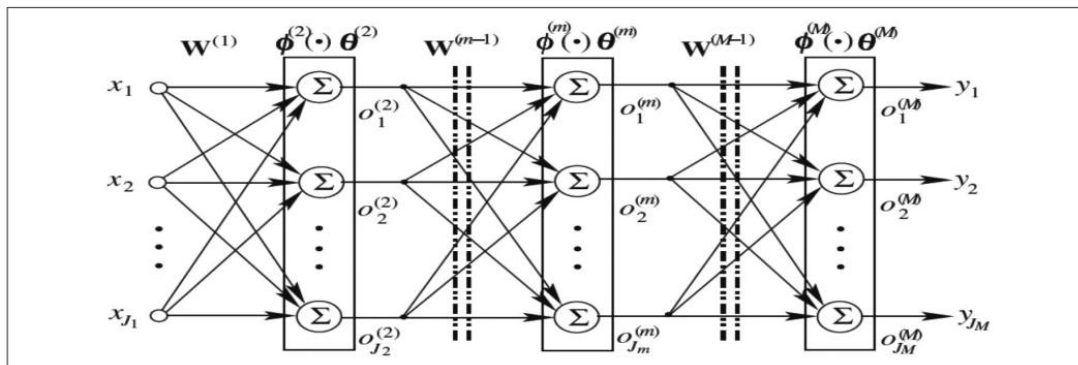


Figure II.10 : La structure du réseau MLP.

### II.4.2. Algorithme d'apprentissage

Les réseaux neuronaux sont capables d'apprendre du passé, de l'expérience et de l'environnement, et d'améliorer leur propre comportement. Afin d'éduquer le réseau neuronal **MLP**, l'apprentissage avec la méthode de l'observateur est utilisé. Neural networks are able

to learn from the past, from experience and the environment, and improve their own behavior. In order to educate the **MLP** neural network, learning with the observer method is used. La mise en place d'un réseau neuronal se compose de trois parties : préparation des échantillons d'essai, phase d'éducation et test du réseau neuronal.

### II.4.3. Phase d'éducation au réseau neuronal

En concevant le réseau neuronal susmentionné, deux matrices, la première avec 200 échantillons et 8 caractéristiques et la seconde avec 200 échantillons et quatre États (1, 2, 3 et 4), qui indiquent respectivement une apnée normale, légère, modérée et sévère, ont été utilisées comme matrices objectives. 70 % de ces données prétraitées ont été utilisées pour éduquer le réseau.

### II.4.4. Tester la phase du réseau neuronal

Dans cette partie, les 30% de données prétraitées (15% pour la validation et 15% pour les tests) qui n'ont pas été utilisées dans la phase de formation, sont implémentées dans l'**ANN** sous forme de matrice, et mises dans le logiciel. Afin d'examiner le succès et la performance du réseau, trois facteurs, la précision, la sensibilité et la caractéristique, de la matrice de confusion ont été utilisés, à travers les équations suivantes. À afin d'obtenir plus de précision dans l'évaluation des résultats finaux, l'essai a été répété 10 fois en moyenne dans chaque plan.

## II.5. Support Vector Machines (SVM)

L'algorithme des machines à vecteurs de support a été développé dans les années 90 par le russe Vladimir Vapnik. Initialement, les **SVM** ont été développé comme un algorithme de classification binaire supervisée. Il s'avère particulièrement efficace de par le fait qu'il peut traiter des problèmes mettant en jeu de grands nombres de descripteurs, qu'il assure une solution unique (pas de problèmes de minimum local comme pour les réseaux de neurones) et il a fourni de bons résultats sur des problèmes réels [47].

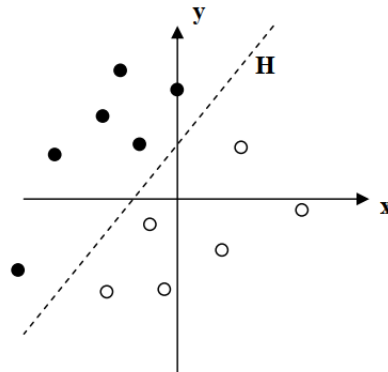
L'algorithme sous sa forme initiale revient à chercher une frontière de décision linéaire entre deux classes, mais ce modèle peut considérablement être enrichi en se projetant dans un autre espace permettant d'augmenter la séparabilité des données. Nous pouvons alors appliquer le même algorithme dans ce nouvel espace, ce qui se traduit par une frontière de décision non linéaire dans l'espace initial [47].

### II.5.1. Apprentissage statistique et SVM

La notion d'apprentissage étant importante, nous allons commencer par effectuer un rappel. L'apprentissage par induction permet d'arriver à des conclusions par l'examen d'exemples particuliers. Il se divise en apprentissage supervisé et non supervisé. Le cas qui concerne les **SVM** est l'apprentissage supervisé. Les exemples particuliers sont représentés par un ensemble de couples d'entrée/sortie. Le but est d'apprendre une fonction qui correspond aux exemples vus et qui prédit les sorties pour les entrées qui n'ont pas encore été vues. Les entrées peuvent être des descriptions d'objets et les sorties la classe des objets donnés en entrée [48].

### II.5.2. SVM principe de fonctionnement général

Notions de base : Hyperplan, marge et support vecteur Pour deux classes d'exemples donnés, le but de **SVM** est de trouver un classificateur qui va séparer les données et maximiser la distance entre ces deux classes. Avec **SVM**, ce classificateur est un classificateur linéaire appelé hyperplan. Dans le schéma qui suit, on détermine un hyperplan qui sépare les deux ensembles de points [48].



*Figure II.11 : Exemple d'un hyperplan séparateur [48].*

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

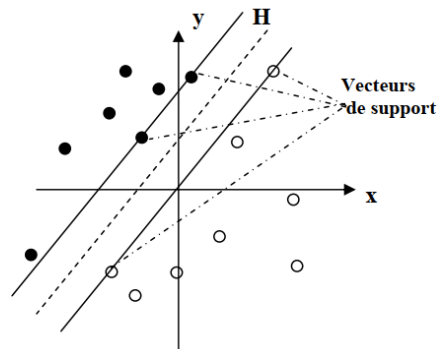


Figure II.12 : Exemple de vecteurs de support [48].

Il est évident qu'il existe une multitude d'hyperplan valide mais la propriété remarquable des SVM est que cet hyperplan doit être optimal. Nous allons donc en plus chercher parmi les hyperplans valides, celui qui passe « au milieu » des points des deux classes d'exemples. Intuitivement, cela revient à chercher l'hyperplan le « plus sûr » [49].

En effet, supposons qu'un exemple n'ait pas été décrit parfaitement, une petite variation ne modifiera pas sa classification si sa distance à l'hyperplan est grande. Formellement, cela revient à chercher un hyperplan dont la distance minimale aux exemples d'apprentissage est maximale [49].

Nous appelons cette distance « marge » entre l'hyperplan et les exemples. L'hyperplan séparateur optimal est celui qui maximise la marge. Comme on cherche à maximiser cette marge, on parlera de séparateurs à vaste marge [49].

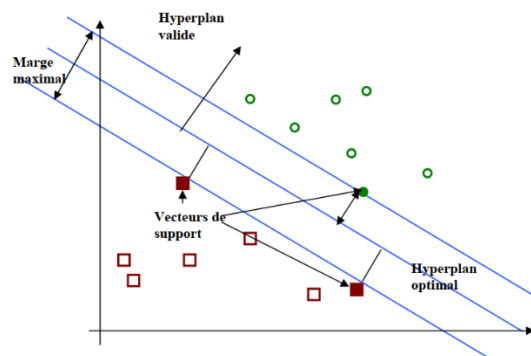


Figure II.13 : Exemple de marge maximale (hyperplan valide).

### II.5.3. Pourquoi maximiser la marge ?

Intuitivement, le fait d'avoir une marge plus large procure plus de sécurité lorsque nous classons un nouvel exemple. De plus, si nous trouvons le classificateur qui se comporte le mieux vis-à-vis des données d'apprentissage, il est clair qu'il sera aussi celui qui permettra au

mieux de classer les nouveaux exemples. Dans le schéma qui suit, la partie droite nous montre qu'avec un hyperplan optimal, un nouvel exemple reste bien classé alors qu'il tombe dans la marge. Nous constatons sur la partie gauche qu'avec une plus petite marge, l'exemple se voit mal classé [48].

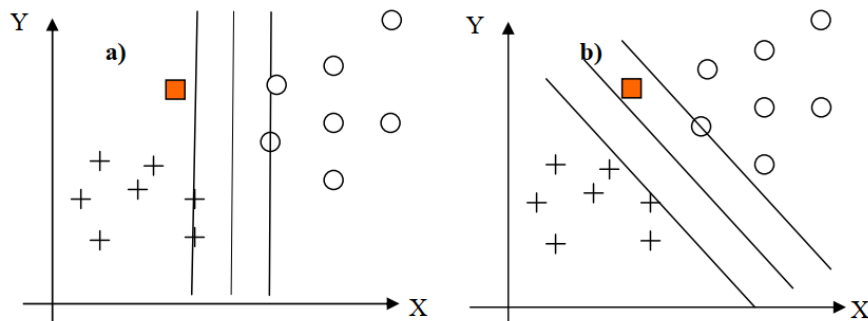


Figure II.14 : a) Hyperplan avec faible marge, b) Meilleur hyperplan séparateur [48].

En général, la classification d'un nouvel exemple inconnu est donnée par sa position par rapport à l'hyperplan optimal. Dans le schéma suivant, le nouvel élément sera classé dans la catégorie des « + ».

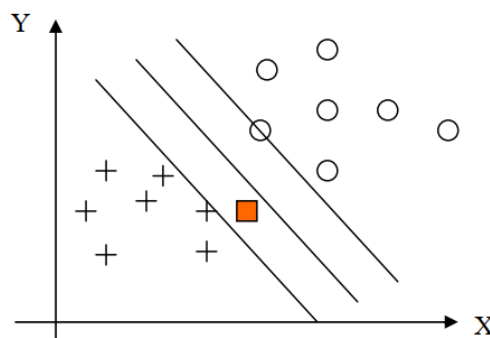
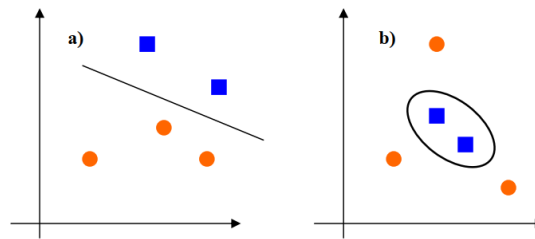


Figure II.15 : Exemple de classification d'un nouvel élément.

### II.5.4. Linéarité et non-linéarité

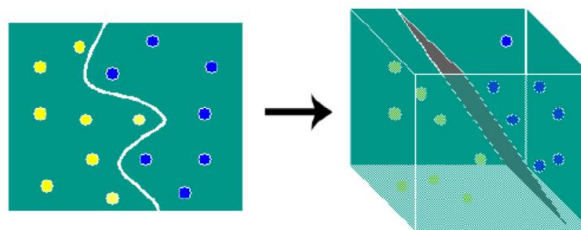
Parmi les modèles des **SVM**, nous constatons les cas linéairement séparables et les cas non linéairement séparables. Les premiers sont les plus simples de **SVM** car ils permettent de trouver facilement le classificateur linéaire. Dans la plupart des problèmes réels il n'y a pas de séparation linéaire possible entre les données, le classificateur de marge maximale ne peut pas être utilisé car il fonctionne seulement si les classes de données d'apprentissage sont linéairement séparables [48].



*Figure II.16 : a) Cas linéairement séparable, b) Cas non linéairement séparable [48].*

### II.5.5. Cas non linéaire

Pour surmonter les inconvénients des cas non linéairement séparable, l'idée des **SVM** est de changer l'espace des données. La transformation non linéaire des données peut permettre une séparation linéaire des exemples dans un nouvel espace. Nous allons donc avoir un changement de dimension. Cette nouvelle dimension est appelée « espace de description ». En effet, intuitivement, plus la dimension de l'espace de description est grande, plus la probabilité de pouvoir trouver un hyperplan séparateur entre les exemples est élevée. Ceci est illustré par le schéma suivant [48] :



*Figure II.17 : Exemple de changement de l'espace de données.*

Nous avons donc une transformation d'un problème de séparation non linéaire dans l'espace de représentation en un problème de séparation linéaire dans un espace de description de plus grande dimension. Cette transformation non linéaire est réalisée via une fonction noyau [48].

En pratique, quelques familles de fonctions noyau paramétrables sont connues et il revient à l'utilisateur de **SVM** d'effectuer des tests pour déterminer celle qui convient le mieux pour son application. Nous pouvons citer les exemples de noyaux suivants : polynomiale, gaussien, sigmoïde et laplacien [48].

### II.5.6. Les domaines d'applications

**SVM** est une méthode de classification qui montre de bonnes performances dans la résolution de problèmes variés. Cette méthode a montré son efficacité dans de nombreux domaines d'applications tels que le traitement d'image, la catégorisation de textes ou le diagnostics médicales et ce même sur des ensembles de données de très grandes dimensions.

La réalisation d'un programme d'apprentissage par **SVM** se ramène à résoudre un problème d'optimisation impliquant un système de résolution dans un espace de dimension conséquente. L'utilisation de ces programmes revient surtout à sélectionner une bonne famille de fonctions noyau et à régler les paramètres de ces fonctions. Ces choix sont le plus souvent faits par une technique de validation croisée, dans laquelle on estime la performance du système en la mesurant sur des exemples n'ayant pas été utilisés en cours d'apprentissage.

L'idée est de chercher les paramètres permettant d'obtenir la performance maximale. Si la mise en œuvre d'un algorithme de **SVM** est en général peu coûteuse en temps, il faut cependant compter que la recherche des meilleurs paramètres peut requérir des phases de test assez longues [48].

## II.6. Random Forest (ou forêt aléatoire)

### II.6.1. Définition

Le Forêt Aléatoire ou forêt aléatoire est un algorithme sophistiqué, dans le domaine de la machine Learning. Il permet d'obtenir une prédiction fiable, grâce à son système de forêt d'arbres décisionnels.

### II.6.2. Le Forêt Aléatoire

Le forêt aléatoire ou forêt d'arbres décisionnels est un algorithme créé en 1995 par HO, puis formellement proposé par les scientifiques Adele Cutler et Leo Breiman, en 2001. Il est particulièrement efficace en termes de prédictions dans le domaine de la machine learning, du deep learning et de l'intelligence artificielle (IA).

La forêt aléatoire est composée de plusieurs arbres de décision, travaillant de manière indépendante sur une vision d'un problème. Chacun produit une estimation, et c'est l'assemblage des arbres de décision et de leurs analyses, qui va donner une estimation globale. En somme, il s'agit de s'inspirer de différents avis, traitant un même problème, pour mieux l'appréhender. Chaque modèle est distribué de façon aléatoire aux sous-ensembles d'arbres décisionnels.

La forêt aléatoire est un modèle d'apprentissage, dont l'efficacité dépend fortement de la qualité de l'échantillon de données de départ.

### II.6.3. Le fonctionnement d'un Forêt Aléatoire de régression

Une forêt aléatoire fonctionne sur le principe du bagging. La première étape consiste à découper un dataset en sous-ensembles (arbres de décision), puis de proposer un modèle d'entraînement à chacun de ses groupes. Enfin, on combine les résultats de ces arbres afin d'obtenir la prévision la plus solide.

Il existe deux méthodes pour déterminer le résultat final. Une forêt aléatoire de régression consiste à calculer la moyenne des prévisions obtenues. On prend donc en compte l'ensemble des prédictions provenant des arbres décisionnels [49].

### II.6.4. Le fonctionnement d'un Forêt Aléatoire de classification (ou forêt d'arbres décisionnels)

Une forêt aléatoire de classification est également basée sur le système du bagging. Par contre, l'estimation finale se réalise à partir d'une méthode de classification. Nous choisissons la catégorie de réponse la plus fréquente. Plutôt qu'utiliser tous les résultats obtenus, nous procédons à une sélection en recherchant la prévision qui revient le plus souvent [49].

### II.6.5. Le grid search

Lors du paramétrage d'un forêt aléatoire, il est nécessaire de choisir le nombre d'arbres décisionnels et le nombre de variables à mettre en œuvre. Un grid search permet de tester une série de paramètres et d'identifier les plus utiles. Il s'agit donc d'un outil d'optimisation, très utile pour paramétrer au mieux la forêt d'arbres décisionnels [49].

### II.6.6. Forêt Aléatoire vs gradient boosting

Le gradient boosting fonctionne sur un modèle proche du bagging, mais contrairement à une forêt aléatoire classique, nous ajustons les données au cours de l'apprentissage automatique. Le poids des données est le même sur chaque arbre au départ, puis on diminue, à partir des prédictions du premier arbre, le poids des observations faciles à classer et nous augmentons le poids des informations plus complexes à traiter. La technique du boosting consiste ainsi à transformer un élément faible en apprenant plus efficace [49].



### II.6.7. Avantages et inconvénients des Forêt Aléatoire

#### 1. Avantages

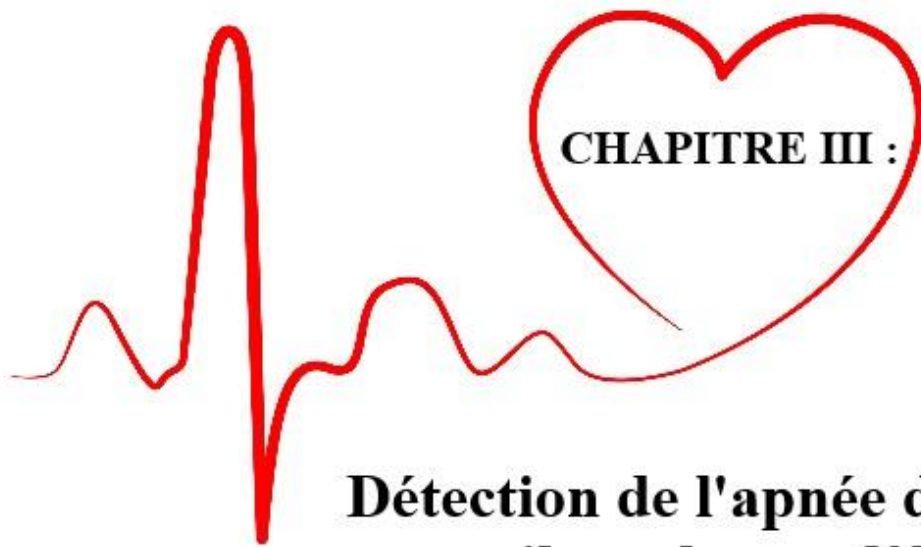
- Pas de sur-apprentissage ;
- En général : meilleure performance que les arbres de décision, calcul de l'erreur "Out-of-Bag" direct ;
- Effet 2 en 1 : validation croisée non nécessaire grâce aux échantillons oob ;
- Paramètres faciles à calibrer ;
- Parallélisations possible ;
- Souvent utilisées comme benchmark dans les compétitions de machine learning [49].

#### 2. Inconvénients

- Boite noire : difficilement interprétable, difficilement améliorable ;
- Entraînement plus lent [49].

### II.7. Conclusion

Nous avons abordé, dans ce chapitre, la partie essentielle de ce travail, à savoir, l'utilisation des réseaux de neurones artificiels dans la classification d'un signal électrocardiogramme **ECG**. Nous avons donné tout d'abord quelques notions de base sur les **RNA**, leurs différents types, ainsi leur architecture et nous avons fait une étude sur quelles méthodes de classifications.



**CHAPITRE III :**

**Détection de l'apnée de  
sommeil par les modèles  
intelligents**

### Chapitre III : Détection de l'apnée de sommeil par les modèles intelligents

#### III.1 Introduction

L'apnée du sommeil (**SA**) est une maladie respiratoire omniprésente liée au sommeil. Il peut se produire des centaines de fois la nuit, et son long terme ces événements peuvent entraîner certaines maladies cardiovasculaires et neurologiques graves. La polysomnographie (**PSG**) est une technique couramment utilisée appareil de diagnostic pour **SA**.

Mais il oblige les patients suspects à dormir dans le laboratoire pendant une à deux nuits et enregistre environ 16 signaux grâce à un suivi expert. Les processus complexes entravent la mise en œuvre généralisée des applications de santé publique **PSG**. Récemment, certains chercheurs ont proposé d'utiliser un signal **ECG** à dérivation unique pour la détection **SA**. Ces méthodes sont basées sur l'hypothèse que la **SA** ne repose que sur le segment de signal **ECG** actuel. Cependant, **SA** dépend du temps ; c'est-à-dire le **SA** de segment **ECG** au moment précédent a un impact sur le diagnostic **SA** actuel.

Dans cette étude, nous développons une fenêtre temporelle réseau de neurones artificiels qui peut tirer parti de la dépendance temporelle entre les segments de signal **ECG** et ne nécessite aucune hypothèse préalable sur la distribution des données de formation. En vérifiant sur un ensemble de données de signal **ECG** réel, les performances de notre méthode ont été considérablement améliorée par rapport aux méthodes traditionnelles d'apprentissage automatique sans fenêtre temporelle, ainsi que travaux antérieurs.

#### III.2. Description de la base de données

Les données se composent de 70 enregistrements, divisés en un ensemble d'apprentissage de 35 enregistrements (a01 à a20, b01 à b05 et c01 à c10) et un ensemble de test de 35 enregistrements (x01 à x35), qui peuvent tous être téléchargés à partir de cette page. Les enregistrements varient en durée d'un peu moins de 7 heures à près de 10 heures chacun. Chaque enregistrement comprend un signal **ECG** numérisé en continu, un ensemble d'annotations d'apnée (dérivées par des experts humains sur la base de la respiration enregistrée simultanément et des signaux associés) et un ensemble d'annotations **QRS** générées par machine (dans lesquelles tous les battements, quel que soit leur type, ont été marqué normal). De plus, huit enregistrements (a01 à a04, b01 et c01 à c03) sont accompagnés de quatre signaux supplémentaires (Resp C et Resp A, signaux d'effort

respiratoire thoracique et abdominal obtenus par pléthysmographie par inductance ; Resp N, débit d'air oronasal mesuré à l'aide de thermistances nasales ; et **SpO2**, saturation en oxygène).

Plusieurs fichiers sont associés à chaque enregistrement. Les fichiers avec des noms de la forme rnn.dat contiennent les **ECG** numérisés (16 bits par échantillon, octet le moins significatif en premier dans chaque paire, 100 échantillons par seconde, nominalement 200 unités A/D par millivolt). Les fichiers .hea sont des fichiers d'en-tête (texte) qui spécifient les noms et les formats des fichiers de signal associés ; ces fichiers d'en-tête sont nécessaires au logiciel disponible sur ce site. Les fichiers .apn sont des fichiers d'annotation (binaires), contenant une annotation pour chaque minute de chaque enregistrement indiquant la présence ou l'absence d'apnée à ce moment-là ; ceux-ci sont disponibles uniquement pour les 35 enregistrements de l'ensemble d'apprentissage. Les fichiers **QRS** sont des fichiers d'annotation (binaires) générés par la machine, créés à l'aide de sqrs125, et fourni pour la commodité de ceux qui ne souhaitent pas utiliser leurs propres détecteurs **QRS**.

Les huit enregistrements qui incluent des signaux respiratoires ont chacun plusieurs fichiers supplémentaires. Les quatre signaux liés à la respiration sont combinés dans un fichier nommé rnn r.dat, qui a son propre fichier d'en-tête (rnn r.hea), ainsi qu'un fichier d'en-tête nommé rnn er.hea, qui (lorsqu'il est utilisé avec un logiciel tel que WAVE ou WVIEW) vous permet d'examiner l'**ECG** et les signaux respiratoires côte à côte [50].

### **III.3. La détection de pic RR et les algorithmes utilisés**

Pour améliorer le diagnostic des pics R, de nombreuses méthodes ont été utilisées telles que la méthode dérivée, l'algorithme Hamilton-Tompkins, la méthode de transformation en ondelettes et la méthode de transformation de Hilbert (HT) sont utilisées pour détecter les pics R. Certaines méthodes ont été appliquées pour la détection **QRS** par certaines traductions, et des méthodes plus complexes n'ont pas utilisé directement la dimension temporelle ; certains d'entre eux ont été mentionnés comme suit :

Dans Rodriguez et al, les auteurs ont reçu une nouvelle approche pour la détection du complexe **QRS** dans différentes arythmies. **QRS** a été détecté en utilisant HT et le seuil adaptatif. Les caractéristiques ont été extraites à l'aide de l'analyse en composantes principales. Dans Biswas et al, les auteurs ont proposé la synchronisation des pics qui est une nouvelle méthode et qui mesure la simultanéité de l'occurrence des pics dans les signaux.

Dans Ricardo Ferro et al, les auteurs ont utilisé le traitement du signal original, qui comprenait l'estimateur d'enveloppe d'énergie de Shannon (SEE), HT et le filtre de moyenne mobile (MA). Les données consistaient en 10 enregistrements de 5 min de longueur et différents rapports signal sur bruit (15, 12 et 9 dB). La précision a été appliquée à 100 %.

Dans l'article, les auteurs ont utilisé une combinaison de certaines techniques de traitement du signal, qui étaient Hilbert, des transformées en ondelettes et une méthode de seuillage adaptatif. Cette combinaison s'appelait quoi ? [51]

### **III.4. Extraction des paramètres caractéristiques**

#### **III.4.1. Caractéristiques des intervalles RR**

Les caractéristiques consistent en 6 caractéristiques de domaine temporel et 6 caractéristiques de domaine fréquentiel fonctionnalités, les 6 caractéristiques du domaine temporel sont les suivantes : **MRR** (moyenne des intervalles RR), **MHR** (moyenne des fréquences cardiaques), **RMSSD** (moyenne quadratique des différences entre les intervalles RR adjacents), **SDNN** (standard écart d'intervalles RR), **NN50** (nombre d'intervalles RR adjacents dépassant 50 millisecondes), et **pNN50** (NN50 divisé par le nombre d'intervalles RR) [51].

#### **III.4.2. Caractéristiques des amplitudes de pic R**

Des études montrent que la densité spectrale de puissance du pic R les amplitudes et les intervalles RR ont des caractéristiques similaires qui peuvent être utilisées pour le diagnostic SA. Par conséquent, en plus des caractéristiques de fréquence des intervalles RR, nous extrayons également les 6 ci-dessus caractéristiques de fréquence (VLF, LF, HF, LF/ (LF + HF) et HF/ (LF + HF)) du pic R [51].

#### **III.4.3. Les caractéristiques de domaine temporel**

##### **III.4.3.1. MRR (moyenne des intervalles RR)**

Variation des intervalles de battement à battement, également appelés intervalles RR. HRV indique les fluctuations de la fréquence cardiaque autour d'une fréquence cardiaque moyenne. Une fréquence cardiaque moyenne de 60 battements par minute (**BPM**) ne signifie pas que l'intervalle entre les battements cardiaques successifs serait exactement de 1,0 sec, mais ils

peuvent fluctuer/varier de 0,5 sec à 2,0 sec. La HRV est affectée par la capacité aérobie. La VRC d'un cœur bien conditionné est généralement grande au repos [51].

### **III.4.3.2. MHR (moyenne des fréquences cardiaques)**

La fréquence cardiaque maximale, ou **MHR**, fait référence au nombre total de battements par minute, ou à la somme des contractions ventriculaires dans lesquelles le sang est oxygéné et pompé dans tout le corps pendant un exercice intense. Cette méthode sert de référence pour déterminer la santé relative de tout individu en utilisant une formule pour calculer la mesure dans laquelle le volume maximal d'oxygène est recyclé par le cœur. Le calcul de la fréquence cardiaque maximale a quelque peu changé ces dernières années, car la nécessité d'ajuster le calcul pour les personnes âgées a fait surface. Une formule courante pour calculer la fréquence cardiaque maximale est :

$$\mathbf{MHR = 208 - 0,7 (\text{âge}) [52].}$$

### **III.4.3.3. RMSSD (moyenne quadratique des différences entre les intervalles RR adjacents)**

La racine carrée moyenne des différences successives entre les battements cardiaques normaux (**RMSSD**) est obtenue en calculant d'abord chaque différence de temps successive entre les battements cardiaques en ms. Ensuite, chacune des valeurs est élevée au carré et le résultat est moyenné avant d'obtenir la racine carrée du total. Alors que l'enregistrement minimum conventionnel est de 5 min, les chercheurs ont proposé des périodes ultra-courtes de 10 s, 30 s et 60 s. Le **RMSSD** reflète la variance battement à battement de la **FC** et est la principale mesure temporelle utilisée pour estimer les changements à médiation vagale reflétés dans la VRC. Le **RMSSD** est identique à la métrique non linéaire SD1, qui reflète la HRV à court terme. Les mesures **RMSSD** sur vingt-quatre heures sont fortement corrélées avec pNN50 et la puissance HF. La HR minimale est plus fortement corrélée avec LnSDANN qu'avec LnRMSSD (Ln signifie le logarithme népérien). La **FC** maximale est faiblement et de manière incohérente corrélée avec ces mesures du domaine temporel. Alors que le **RMSSD** est corrélé à la puissance HF, l'influence de la fréquence respiratoire sur cet indice est incertaine. Le **RMSSD** est moins affecté par la respiration que le RSA dans plusieurs tâches. Le **RMSSD** est plus influencé par le PNS que le **SDNN**. Des valeurs **RMSSD** plus faibles sont corrélées avec des scores plus élevés sur un inventaire des risques de mort subite inexplicée dans l'épilepsie. **NN50**, **pNN50** et **RMSSD** sont calculés en utilisant les

différences entre les intervalles NN successifs. Étant donné que leur calcul dépend des différences d'intervalle NN, ils indexent principalement les oscillations HF HR, sont largement insensibles aux tendances d'une série temporelle étendue et sont fortement corrélés [53].

### **III.4.3.4. SDNN (standard écart d'intervalles RR)**

Le **SDNNI** est la moyenne des écarts-types de tous les intervalles NN pour chaque segment de 5 min d'un enregistrement HRV de 24 h. Par conséquent, cette mesure estime uniquement la variabilité due aux facteurs affectant la HRV dans une période de 5 minutes. Il est calculé en divisant d'abord l'enregistrement de 24 h en 288 segments de 5 min, puis en calculant l'écart type de tous les intervalles NN contenus dans chaque segment. Le **SDNNI** est la moyenne de ces 288 valeurs. Le **SDNNI** reflète principalement l'influence autonome sur la HRV. Le **SDNNI** est en corrélation avec la puissance VLF sur une période de 24 h [54].

### **III.4.3.5. NN50 (nombre d'intervalles RR adjacents dépassant 50 millisecondes)**

Le nombre d'intervalles NN adjacents qui diffèrent les uns des autres de plus de 50 ms (**NN50**) nécessite une époque de 2min [54].

### **III.4.3.6. pNN50 (NN50 divisé par le nombre d'intervalles RR)**

Le pourcentage d'intervalles NN adjacents qui diffèrent les uns des autres de plus de 50 ms (**pNN50**) nécessite également une époque de 2 minutes. Les chercheurs ont proposé des périodes ultra-courtes de 60 s. Le **pNN50** est étroitement corrélé à l'activité du SNP. Elle est corrélée avec la puissance **RMSSD** et HF. Cependant, le **RMSSD** fournit généralement une meilleure évaluation du RSA (en particulier chez les sujets âgés) et la plupart des chercheurs le préfèrent au **pNN50**. Cela peut être un indice plus fiable que les mesures **SDNN** à court terme pour les brefs échantillons utilisés dans le biofeedback [55].

## **III.4.4. Les caractéristiques de fréquence des intervalles RR**

L'intervalle RR se mesure à partir du début d'une onde R jusqu'au début de l'onde R suivante ; sa durée dépend de la fréquence cardiaque. ( $VLF$ ,  $LF$ ,  $HF$ ,  $LF / (LF + HF)$  et  $HF / (LF + HF)$ ) [55].

### **III.4.4.1. Bande VLF**

La bande **VLF** (0,0033–0,04 Hz) nécessite une période d'enregistrement d'au moins 5 min, mais peut être mieux surveillée sur 24 h. Dans un échantillon de 5 minutes, il y a environ 0 à 12 périodes complètes d'oscillation. Alors que toutes les valeurs faibles sur toutes les mesures cliniques de la VRC sur 24 h prédisent un risque accru d'effets indésirables, la puissance **VLF** est plus fortement associée à la mortalité toutes causes confondues que la puissance LF ou HF. Le rythme **VLF** peut être fondamental pour la santé. Il a été démontré qu'une faible puissance **VLF** est associée à la mort par arythmie et au SSPT. Une faible puissance dans cette bande a été associée à une forte inflammation dans plusieurs études. Enfin, une faible puissance **VLF** a été corrélée à de faibles niveaux de testostérone, alors que d'autres marqueurs biochimiques, tels que ceux médiés par l'axe hypothalamo-hypophysio-surrénalien (par exemple, le cortisol), ne l'ont pas été.

La puissance à très basse fréquence est fortement corrélée à la mesure du domaine temporel **SDNNI**, qui fait la moyenne des écarts-types de 5 min pour tous les intervalles NN sur une période de 24 h. Il existe une incertitude concernant les mécanismes physiologiques responsables de l'activité dans cette bande. Le système nerveux intrinsèque du cœur semble contribuer au rythme **VLF** et le SNS influence l'amplitude et la fréquence de ses oscillations.

La puissance à très basse fréquence peut également être générée par l'activité physique, la thermorégulation, la rénine-angiotensine et les influences endothéliales sur le cœur. L'activité du SNP peut contribuer à la puissance **VLF** puisque le blocage parasympathique l'abolit presque complètement. En revanche, le blocage sympathique n'affecte pas la puissance **VLF** et l'activité **VLF** est observée chez les tétraplégiques, dont l'innervation SNS du cœur et des poumons est perturbée.

D'après les travaux d'Armor et de Kember et al, le rythme **VLF** semble être généré par la stimulation des neurones sensoriels afférents dans le cœur. Ceci, à son tour, active différents niveaux des boucles de rétroaction et d'anticipation dans le système nerveux cardiaque intrinsèque du cœur, ainsi qu'entre le cœur, les ganglions cardiaques extrinsèques et la colonne vertébrale. Cette preuve expérimentale suggère que le cœur génère intrinsèquement le rythme **VLF** et l'activité SNS efférente due à l'activité physique et les réponses au stress modulent son amplitude et sa fréquence [56].

### **III.4.4.2. Bande LF**

La bande **LF** (0,04–0,15 Hz) est généralement enregistrée sur une période minimale de 2 min. Cette région était auparavant appelée la gamme des barorécepteurs car elle reflète



principalement l'activité des barorécepteurs pendant les conditions de repos. La puissance **LF** peut être produite à la fois par le SNP et le SNS, et la régulation de la pression artérielle via les barorécepteurs, principalement par le SNP, ou par l'activité Baro réflexe seule. Le SNS ne semble pas produire de rythmes bien au-dessus de 0,1 Hz, tandis que le système parasympathique peut être observé pour affecter les rythmes cardiaques jusqu'à 0,05 Hz (rythme de 20 s). Dans des conditions de repos, la bande LF reflète l'activité Baro réflexe et non l'innervation sympathique cardiaque.

Pendant les périodes de rythme respiratoire lent, l'activité vagale peut facilement générer des oscillations dans les rythmes cardiaques qui traversent la bande **LF**. Par conséquent, les influences efférentes à médiation vagale liées à la respiration sont particulièrement présentes dans la bande **LF** lorsque les fréquences respiratoires sont inférieures à 8,5 **BPM** ou pendant des périodes de 7 s ou lorsque l'on soupire ou respire profondément [57].

#### **III.4.4.3. Bande HF**

La bande **HF** ou respiratoire (0,15–0,40 Hz) est classiquement enregistrée sur une durée minimale de 1 min. Pour les nourrissons et les enfants, qui respirent plus vite que les adultes, la plage de repos peut être ajustée entre 0,24 et 1,04 Hz. La bande **HF** reflète l'activité parasympathique et est appelée bande respiratoire car elle correspond aux variations de **FC** liées au cycle respiratoire. Ces modifications phasiques de la fréquence cardiaque sont appelées RSA et peuvent ne pas être un indice pur du contrôle vagal cardiaque.

La fréquence cardiaque s'accélère pendant l'inspiration et ralentit pendant l'expiration. Pendant l'inspiration, le centre cardiovasculaire inhibe l'écoulement vagal, ce qui accélère la fréquence cardiaque. À l'inverse, lors de l'expiration, il restaure le flux vagal entraînant un ralentissement de la fréquence cardiaque via la libération d'acétylcholine. Le blocage vagal total élimine pratiquement les oscillations **HF** et réduit la puissance dans la gamme **LF**.

La puissance haute fréquence est fortement corrélée avec les mesures du domaine temporel **pNN50** et **RMSSD**. La puissance de la bande **HF** peut augmenter la nuit et diminuer pendant la journée. Une puissance **HF** plus faible est corrélée au stress, à la panique, à l'anxiété ou à l'inquiétude. La modulation du tonus vagal aide à maintenir la régulation autonome dynamique importante pour la santé cardiovasculaire. Une inhibition vagale déficiente est impliquée dans une morbidité accrue. Pendant les périodes de rythme respiratoire lent, l'activité vagale peut facilement générer des oscillations dans les rythmes cardiaques qui traversent la bande **LF**. Par conséquent, les influences efférentes à médiation vagale liées à la respiration sont particulièrement présentes dans la bande **LF** lorsque les fréquences

respiratoires sont inférieures à 8,5 **BPM** ou pendant des périodes de 7 s ou lorsque l'on soupire ou respire profondément [58].

### **III.4.4.4. Rapport BF/HF**

Le rapport de la puissance **LF** à **HF** (rapport **LF/HF**) était à l'origine basé sur des enregistrements de 24 h, au cours desquels l'activité PNS et SNS contribue à la puissance **LF**, et l'activité PNS contribue principalement à la puissance **HF**. L'intention était d'estimer le rapport entre l'activité SNS et PNS. Les hypothèses sous-jacentes au rapport **LF/HF** sont que la puissance LF peut être générée par le SNS tandis que la puissance **HF** est produite par le PNS. Dans ce modèle, un faible rapport **BF/HF** reflète la dominance parasympathique. Cela se voit lorsque nous conservons de l'énergie et nous engageons dans des comportements de tendresse et d'amitié. En revanche, un rapport **LF/HF** élevé indique une dominance sympathique, qui se produit lorsque nous nous engageons dans des comportements de combat ou de fuite ou un retrait parasympathique. Billman a contesté la croyance selon laquelle le rapport **LF/HF** mesure « l'équilibre sympatho-vagal ». Premièrement, la puissance **LF** n'est pas un indice pur du lecteur SNS. La moitié de la variabilité dans cette bande de fréquence est due au SNP et une plus petite proportion [59].

## **III.5. Les résultats d'implémentation des méthodes de détection de SA**

### **A. Perceptron multi couches**

- Variation de nombre des couches cachées en 5 valeurs

Nombre des couches cachées	Taux de classification	Sensibilité	Spécificité
20	85.19 %	78.85 %	89.16 %
40	84.19 %	79.12 %	87.36 %
60	83.84 %	75.72 %	88.93 %
80	84.23 %	78.35 %	87.92 %
100	86.85 %	88.53 %	84.02 %

*Tableau. III.1 : Les taux des paramètres des réseaux neurones pour MLP avec le changement des couches cachées.*

### Chapitre III : Détection de l'apnée de sommeil par les modèles intelligents

- Fixation de nombre des couches cachées sur **100 (couches)**

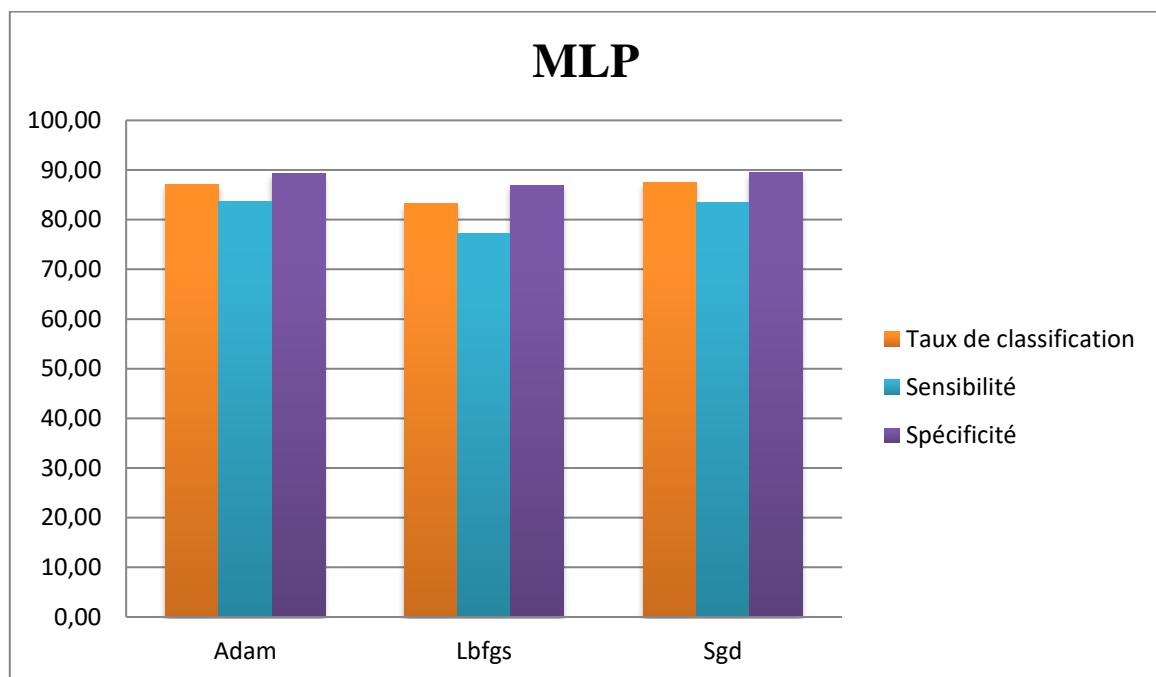
Fonctions d'activation	Taux de classification	Sensibilité	Spécificité
Relu	87.05 %	83.58 %	89.22 %
Tanh	85.87 %	79.88 %	89.61 %
Logistic	84.96 %	77.83 %	89.42 %

*Tableau. III.2 : Les taux des paramètres des réseaux neurones pour MLP avec changement de fonctions d'activation.*

- Fixation de la fonction d'activation en **Relu**

Algorithmes d'optimisation	Taux de classification	Sensibilité	Spécificité
Adam	87.05 %	83.58 %	89.22 %
Lbfgs	83.25 %	77.29 %	86.98 %
Sgd	87.14 %	83.45 %	89.45 %

*Tableau. III.3 : Les taux des paramètres des réseaux neurones pour MLP avec le changement des algorithmes d'optimisation.*



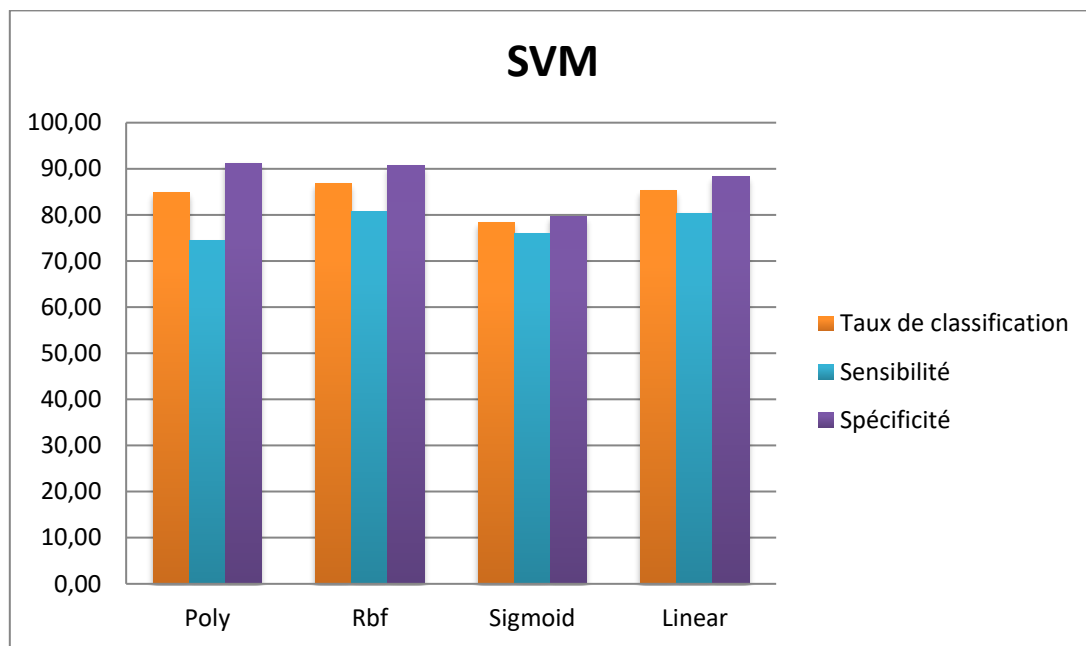
*Figure. III.1 : Histogramme de classifieur de perceptron multi couches avec les taux des paramètres des réseaux neurones.*

#### B. Les machines à vecteur de support

- Variation des différentes fonctions de SVM

Fonctions de Kernal	Taux de Classification	Sensibilité	Spécificité
Poly	84.79 %	74.51 %	91.22 %
Rbf	86.83 %	80.65 %	90.69 %
Sigmoid	78.25 %	75.98 %	79.67 %
Linear	85.30 %	80.39 %	88.37 %

**Tableau. III.4 :** Les taux des paramètres des réseaux neurones pour SVM avec le changement des fonctions de Kernal.



**Figure. III.2 :** Histogramme de classifier des machines à vecteur de support avec les taux des paramètres des réseaux neurones.

### C. Forêt aléatoire

- Variation de nombre d'estimation en 5 valeurs

Nombre d'estimations	Taux de classification	Sensibilité	Spécificité
20	85.22 %	74.98 %	91.63 %
40	85.97 %	76.58 %	91.84 %
60	86.22 %	77.61 %	91.61 %
80	86.24 %	76.98 %	92.00 %
100	86.26 %	77.10 %	92.04%

**Tableau. III.5 :** Les taux des paramètres des réseaux neurones pour foret aléatoire avec le changement de nombres d'estimation.

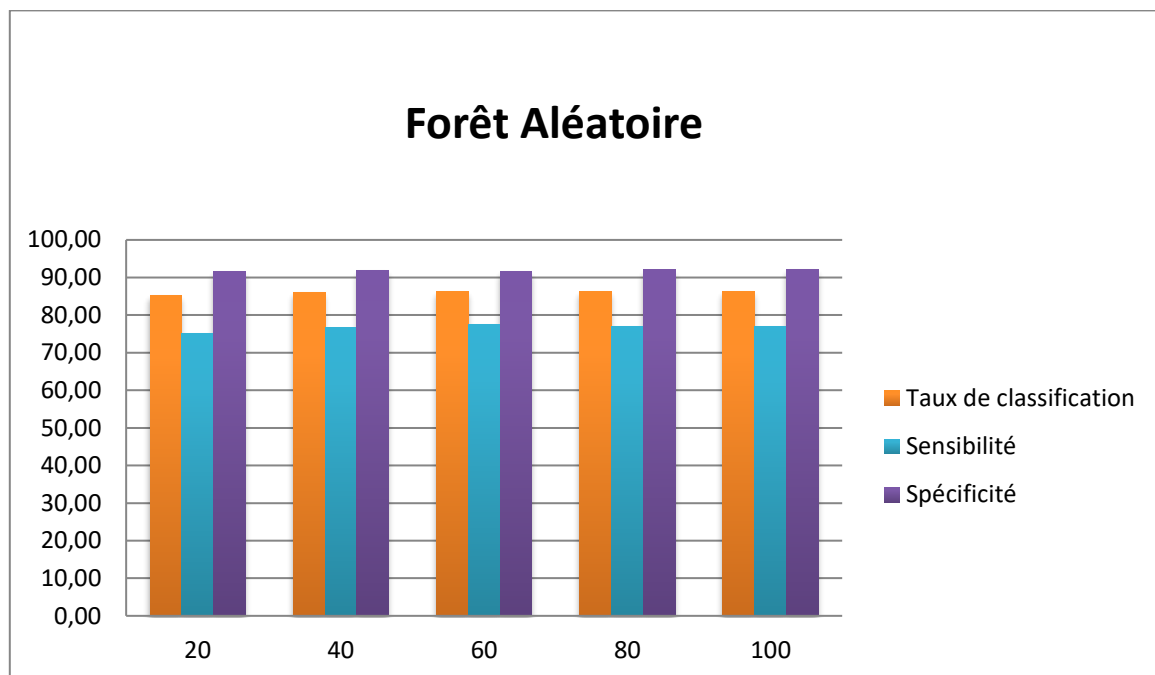


Figure. III.3 : Histogramme de classifieur forêt aléatoire avec les taux des paramètres des réseaux neurones.

### III.6. Discussion

Nous avons implémenté sur les différents classifieurs de la détection de SA que nous avons détaillé dans le chapitre précédent : le 'Perceptron de Multi Couches', le 'Les machines à vecteur de support' et le 'Forêt Aléatoire' pour avoir sélectionné la méthode qui va nous donner les meilleures performances pour cette étude, les deux facteurs essentiels sont la précision et la sensibilité, nous avons joués sur les paramètres de chacun des classifieurs et obtenus les résultats de taux de classification, sensibilité et spécificité dans chaque expérimentation.

- Shouldice et coll : Proposer une méthode de classification pour détection de SA dans patient pédiatrique en intégrant une minute signal ECG dans l'analyse désarmante quadratique (AQD) [60] ;
- Sharma et Sharma : développer une méthode de détection LS-SVM SA en utilisant Hermite caractéristique de fonction de base obtenue à partir de RR intervalle [61] ;

- SONG et al. : proposer un modèle de Markov caché (HMM) en utilisant la dépendance temporelle existant entre les segments [62] ;
- Varon et al. Utilisent deux nouvelles caractéristiques extraites des signaux ECG et des signaux respiratoires dérivés de l'ECG, et les caractéristiques du domaine temporel obtenues à partir des intervalles RR pour diagnostiquer l'SA [63] ;
- Li et al. Développent une méthode de détection SA basée sur le modèle de Markov caché et le réseau de neurones profonds (DNN) [64] ;
- Dans l'étude de Tao Wang, Changhua Lu, and Guohao Shen, ils ont proposé une fenêtre temporelle procédée de réseau neuronal artificiel pour SAA détection.

Par rapport à l'existant méthodes, notre méthode prend non seulement avantages de la dépendance temporelle entre segments de signal ECG mais pas non plus nécessitent des hypothèses préalables sur la diffusion des données d'entraînement.

En vérifiant sur un ensemble de données de signal ECG réel, les performances de notre méthode ont été significativement améliorées par rapport au non-temps traditionnel méthodes d'apprentissage automatique de fenêtre également comme les travaux précédents. A notre connaissance, notre étude est la première étude qui a utilisé une fenêtre temporelle pour la détection de l'apnée du sommeil.

Les enregistrements de signaux ECG sont divisé en trois classes (A, B et C) selon la valeur AHI (nombre événements d'hyperpnée et d'apnée par heure) lorsque la valeur AHI de l'enregistrement est inférieur supérieur à 5, il est défini comme classe C, c'est-à-dire Ordinaire. Lorsque la valeur AHI d'enregistrement est supérieur à 10, il est défini comme la classe A, qui c'est-à-dire l'apnée. Entre les deux enregistrements, avec un AHI de 5 ou plus pendant le sommeil est défini comme classe B (apnée borderline) [65].

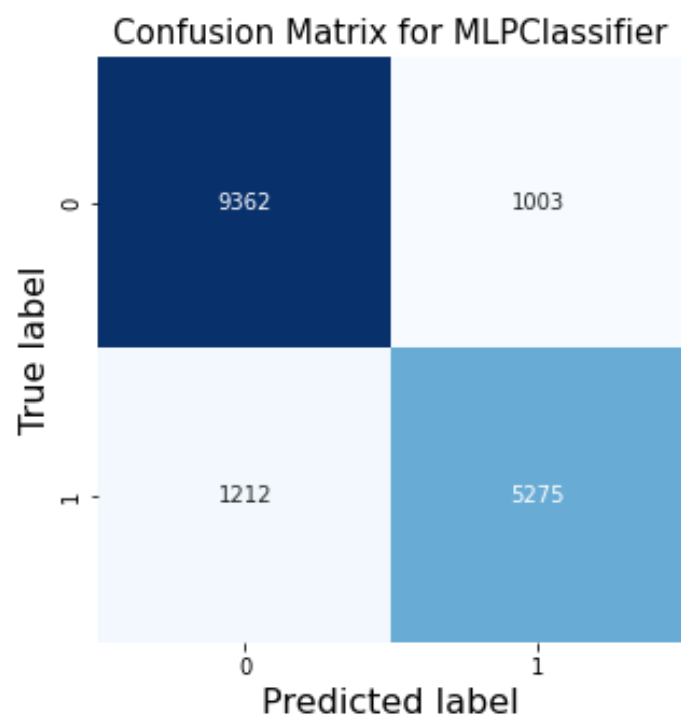
Travaux	Méthode de travail	Taux de Classification	Sensibilité	Spécificité
SONG et al[x]	HMM	84.7 %	88.9 %	-
Sharma et Sharma	LS-SVM	83.8 %	79.5 %	-
Shouldice et Coll	AQD	72.1 %	84 %	-
Varon et al.	-	84.7%	84.7%	-
Li et al.	DNN	84.7%	88.9%	-

Tao Wang, Changhua Lu, and Guohao Shen	MLP	87.14 %	83.45 %	-
Les méthodes utilisées dans notre travail	SVM	86.83 %	80.65 %	-
	Forêt aléatoire	86.26 %	77.61 %	-

*Tableau. III.6 : Les taux des paramètres des classifieurs et les méthodes utilisées pour la détection de SA.*

Après avoir comparé la méthode utilisée par « Tao Wang, Changhua Lu, and Guohao Shen » avec les différentes méthodes déjà utilisé nous constatons que la sensibilité et le taux de classification de « Tao Wang, Changhua Lu, and Guohao Shen » est plus élevées que les méthodes employées par « Sharma et Sharma » ainsi « Shouldice et coll » mais nous n'avons pas atteint les taux du travail fait par « Song et al ».

- ✓ La matrice de confusion de classifieur **MLP**



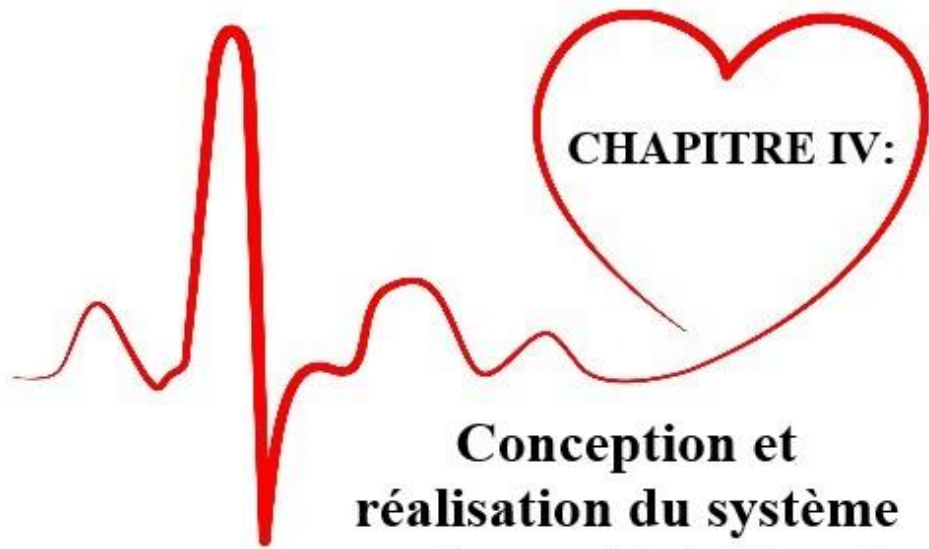
*Figure. III.4 : La matrice de confusion de classifieur perceptron de multi couches.*

### III.7. Conclusion

L'étude présentée dans ce chapitre vise à faire une analyse comparative entre les trois méthodes de classification d'apnée de sommeil : **MLP** (perceptron multi couches), **SVM** (Machines à Vecteurs de Support) et forêt aléatoire.

L'objectif de cette étude est d'évaluer ainsi comparer notre méthode de travail par apport d'autre méthodes déjà traités dans d'autres travaux.





**Conception et  
réalisation du système  
embarqué intelligent  
de santé**

## **Chapitre IV : Conception et réalisation du système embarqué intelligent de santé**

### **IV.1. Introduction**

Dans ce chapitre, nous allons voir le matériel et les logiciels utilisés pour la réalisation de notre travail. Nous commencerons par décrire le principe de fonctionnement de chaque matériel utilisé, ensuite nous allons montrer les logiciels utilisés. Dans le chapitre suivant nous allons réaliser un spiromètre à ultrason à partir du matériel décrit dans le chapitre précédent et nous allons essayer de visualiser et d'obtenir des résultats dans le but de parvenir à une conclusion qui permettra d'englober le travail dans sa totalité et de mesurer le débit respiratoire d'une manière optimale.

Au cours de ce de dernier chapitre, nous avons décrit les étapes de réalisation et de test de notre spiromètre. Dans la première partie, nous avons procédé, d'une part, à la description de notre réalisation, dans la deuxième partie, nous avons monté un ensemble de tests sur plusieurs sujets. Le spiromètre réalisé dans ce travail a plusieurs avantages et quelques inconvénients.

### **IV.2. Les capteurs**

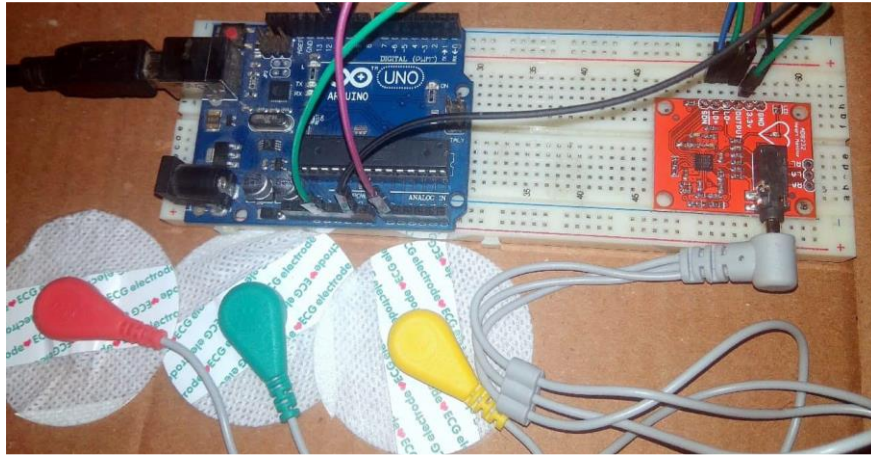
Un capteur est un transducteur capable de transformer une grandeur physique en une autre grandeur physique généralement électrique (courant, tension, charge ou impédance) utilisable par l'homme ou par le biais d'un instrument approprié.

### **IV.3. Qu'est-ce que le capteur ECG AD8232 ?**

Surveillance **ECG** avec capteur **ECG AD8232** et Arduino Les maladies cardiaques sont devenues un gros problème au cours des dernières décennies et de nombreuses personnes meurent à cause de certains problèmes de santé. Par conséquent, les maladies cardiaques ne peuvent pas être prises à la légère. En analysant ou en surveillant le signal **ECG** au stade initial, cette maladie peut être prévenue. Nous présentons donc ce projet, c'est-à-dire la surveillance **ECG** avec capteur **ECG AD8232** et Arduino avec graphique **ECG** [66].

L'**AD8232** est une jolie petite puce utilisée pour mesurer l'activité électrique du cœur. Cette activité électrique peut être représentée sous forme d'**ECG** ou d'électrocardiogramme. L'électrocardiographie est utilisée pour aider à diagnostiquer diverses maladies cardiaques.

Ainsi, dans ce projet, nous allons interfacer le capteur **ECG AD8232** avec Arduino et observer le signal **ECG** sur un traceur série ou un IDE de traitement [66].



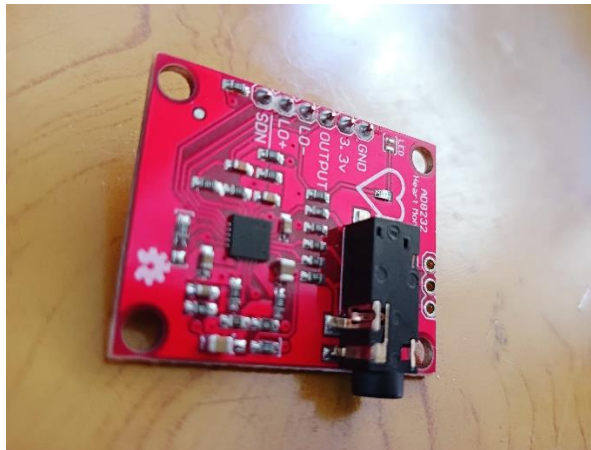
*Figure IV.1 : Brochage de capteur ECG AD8232 avec Arduino Uno.*

### **IV.3.1. Utilisations médicales de l'ECG**

Un électrocardiogramme peut être un moyen utile de savoir si votre hypertension artérielle a causé des dommages à votre cœur ou à vos vaisseaux sanguins. Pour cette raison, il se peut qu'on vous demande de passer un **ECG** lorsque vous recevez un premier diagnostic d'hypertension artérielle [66].

### **IV.3.2. Capteur ECG AD8232**

Ce capteur est une carte économique utilisée pour mesurer l'activité électrique du cœur. Cette activité électrique peut être tracée sous forme d'**ECG** ou d'électrocardiogramme et sortie sous forme de lecture analogique. Les **ECG** peuvent être extrêmement bruyants, le moniteur de fréquence cardiaque à une dérivation **AD8232** agit comme un amplificateur opérationnel pour aider à obtenir facilement un signal clair à partir des intervalles PR et QT [66].



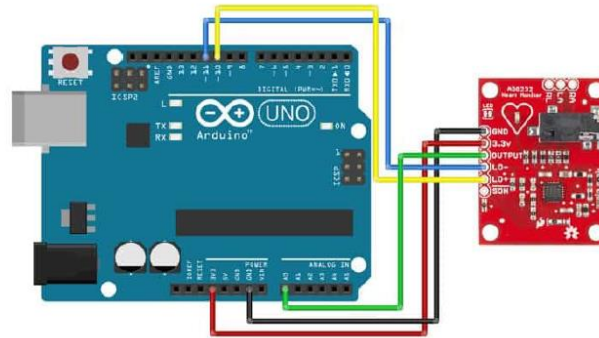
*Figure IV.2 : Le capteur ECG AD8232.*

L'**AD8232** est un bloc de conditionnement de signal intégré pour l'**ECG** et d'autres applications de mesure du bio potentiel. Il est conçu pour extraire, amplifier et filtrer les petits signaux bios potentiels en présence de conditions bruyantes, telles que celles créées par le mouvement ou le placement d'électrodes à distance [66].

Le module **AD8232** sépare neuf connexions du circuit intégré auxquelles vous pouvez souder des broches, des fils ou d'autres connecteurs. SDN, LO+, LO-, OUTPUT, 3.3V, GND fournissent des broches essentielles pour faire fonctionner ce moniteur avec un Arduino ou une autre carte de développement. Des broches RA (bras droit), LA (bras gauche) et RL (jambe droite) sont également fournies sur cette carte pour fixer et utiliser vos propres capteurs personnalisés. De plus, il y a un voyant LED qui vibre au rythme d'un battement de cœur [66].

### **IV.3.3. Schéma de circuit/Connexion entre Arduino et le capteur ECG AD8232**

Le moniteur de fréquence cardiaque **AD8232** sépare neuf connexions du circuit intégré. Nous appelons traditionnellement ces connexions « broches » car elles proviennent des broches du circuit intégré, mais ce sont en fait des trous sur lesquels vous pouvez souder des fils ou des broches d'en-tête [66].



*Figure IV.3 : Le capteur ECG AD8232 branché avec Arduino Uno [66].*

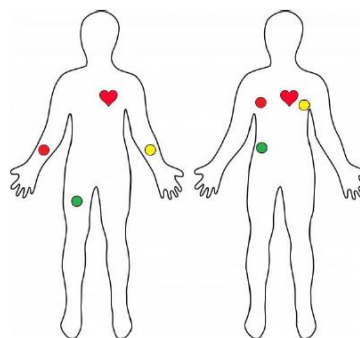
Nous allons connecter cinq des neuf broches de la carte à Arduino. Les cinq broches dont vous avez besoin sont étiquetées GND, 3.3v, OUTPUT, LO- et LO+.

Board label	Fonctions des pins	Connexion Arduino
<b>GND</b>	Ground	<b>GND</b>
<b>3.3V</b>	3.3v source de courant	<b>3.3V</b>
<b>OUTPUT</b>	Signal de sortie	<b>A0</b>
<b>LO-</b>	Détection de dérivation (-)	<b>11</b>
<b>LO+</b>	Détection de dérivation (+)	<b>10</b>
<b>SDN</b>	Fermer	<b>NON utilisé</b>

*Tableau IV.1 : Tableau de brochage de capteur ECG AD8232 avec Arduino [66].*

#### **IV.3.4. Placement du capteur ECG AD8232 sur le corps**

Il est recommandé d'encliqueter les coussinets du capteur sur les fils avant l'application sur le corps. Plus les coussinets sont proches du cœur, meilleure est la mesure. Les câbles sont codés par couleur pour aider à identifier le placement correct [66].



*Figure IV.4 : Rouge : RA (bras droit) ; Jaune : LA (bras gauche) ; Vert : (jambe droite) [66].*

### IV.4. Le module MPU6050

Le module **MPU6050** est une centrale inertielle qui permet de mesurer l'évolution d'un objet dans l'espace. Il permet de mesurer les accélérations linéaires et angulaires dans les trois axes de l'espace. Ce composant se retrouve dans plusieurs applications notamment les manettes de jeux vidéo ou les Smartphones. Il peut être utilisé pour faire du contrôle d'assiette sur un drone ou pour équilibrer un robot sur deux roues [67].



*Figure IV.5 : Le module MPU6050 [67].*

#### 1. Matériel :

- Ordinateur ;
- Arduino UNO ;
- Câble USB A Mâle/B Mâle;
- MPU6050 (Module GY-521) [67].

#### 2. Principe de fonctionnement :

Le module GY-521 est une carte de développement pour le système microélectromécanique **MPU6050** (MEM- Microelectromechanical systems). Le module **MPU6050** est constitué d'un capteur de température et de deux capteurs micromécaniques: un gyroscope qui permet de mesurer les rotations et un accéléromètre qui permet de mesurer les accélérations dans l'espace. Ces capteurs sont généralement constitués d'une partie mécanique et d'une partie piézoélectrique. Lorsque l'objet est en mouvement la pièce mécanique se déplace contre la partie piézoélectrique qui envoie un signal électrique [67].

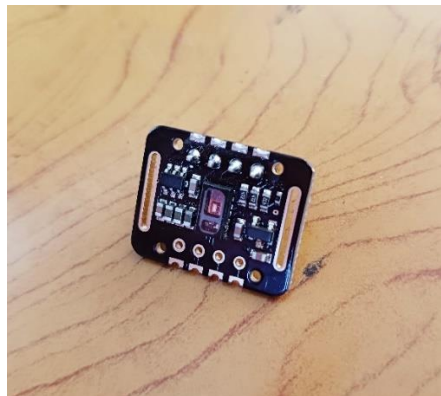
### 3. Schéma :

Le module peut être alimenté directement via la broche 5V de la carte **Arduino**. Le Module GY-521 utilise la communication I2C pour s'interfacer avec le microcontrôleur.

- SDA à la broche A4 ;
- SCL à la broche A5 ;
- VCC à la broche 5V ;
- GND à la broche GND [67].

### IV.5. Le module MAX30102

ARCELI Module de capteur de fréquence Cardiaque, Capteur d'oxygène dans Le Sang **MAX30102**, Compatible avec **Arduino STM32** [68].



*Figure IV.6 : Le module MAX30102.*

#### 1. La description :

Le **MAX30102** est un module intégré de biocapteur d'oxymétrie de pouls et de moniteur de fréquence cardiaque. Il comprend des LED internes, des photodétecteurs, des éléments optiques et des composants électroniques à faible bruit avec rejet de la lumière ambiante. Le **MAX30102** fournit une solution système complète pour faciliter le processus de conception des appareils mobiles et portables.

Le **MAX30102** fonctionne sur une seule alimentation 1,8 V et une alimentation séparée 5,0 V pour les LED internes. La communication s'effectue via une interface standard compatible I2C. Le module peut être arrêté via un logiciel avec un courant de veille nul, permettant aux rails d'alimentation de rester alimentés à tout moment [68].

### **2. Spécification rapide :**

- Moniteur de fréquence cardiaque et biocapteur d'oxymètre de pouls dans une solution réfléchissante à LED ;
- Module optique minuscule de 5,6 mm x 3,3 mm x 1,55 mm à 14 broches ;
- Verre de protection intégré pour des performances optimales et robustes ;
- Fonctionnement à très faible consommation d'énergie pour les appareils mobiles ;
- Taux d'échantillonnage programmable et courant LED pour des économies d'énergie ;
- Moniteur de fréquence cardiaque basse consommation (Courant d'arrêt ultra-faible (0,7  $\mu$ A, typ.) ;
- Capacité de sortie de données rapide ;
- Taux d'échantillonnage élevés ;
- Résilience robuste aux artefacts de mouvement ;
- SNR élevé ;
- -40°C à +85°C Plage de températures de fonctionnement [68].

### **3. Interface :**

- VIN : entrée d'alimentation principale, 1.8V-2.5V ;
- Pad 3 bits : niveau de montée du bus I2C, vous pouvez choisir 1,8 V ou 3,3 V en fonction de la tension ;
- Maître des broches ;
- SCL: horloge de bus I2C ;
- SDA : connecté aux données du bus I2C ;
- INT : broche d'interruption de puce MAX ;
- RD : Borne de mise à la terre du voyant RD de la puce MAX30102, généralement inutile de se connecter ;
- IRD : borne de mise à la terre de la DEL IR de la puce MAX30102, généralement pas besoin de se connecter ;
- GND : fil de terre [68].



## **IV.6. Capteur de température/humidité (DHT11)**

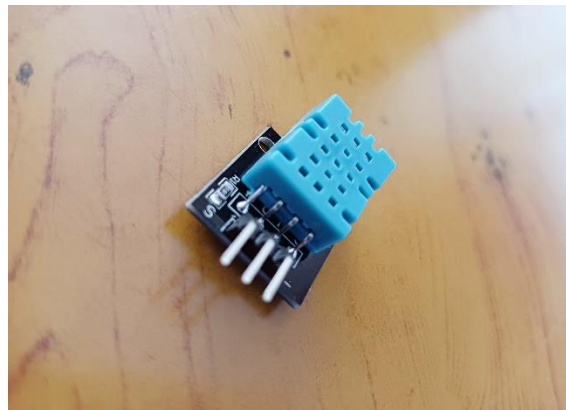
### **1. Description :**

Ce capteur d'humidité et de température **DHT11** est très répandu dans le contrôle de climatisation, il est constitué d'un capteur de température à base de NTC et d'un capteur d'humidité résistif, un microcontrôleur s'occupe de faire les mesures, les convertir et de les transmettre.

Ce capteur est calibré en usine et ses paramètres de calibration sont stockés dans la mémoire OTP (Rom) du microcontrôleur. Il s'interface grâce à un protocole semblable à 1Wire sur 1 seul fil de donné, une librairie pour Arduino est disponible, il est possible de déplacer le capteur jusqu'à 20 m.

Cette version est constituée uniquement du capteur, il possède 4 broches espacées de 2,45mm (0,1") ce qui permet de le brancher facilement sur une breadboard.

Seul 3 broches sont utiles : VCC, GND et Data [69].



*Figure IV.7 : Le capteur DHT11.*

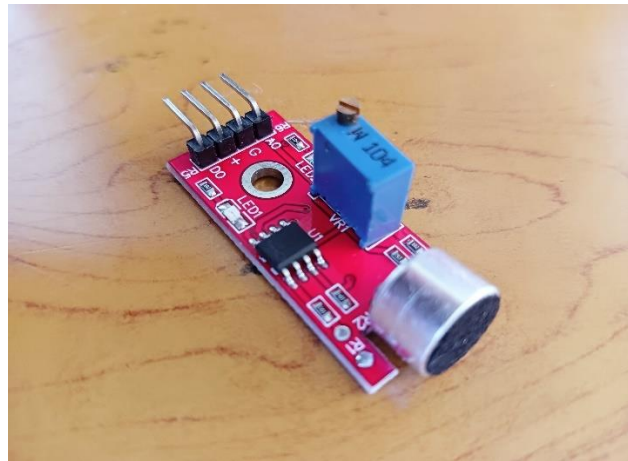
### **Caractéristiques techniques :**

- Alimentation +5V (3.5 - 5.5V) ;
- Température : de 0 à 50°C, précision : +/- 2°C ;
- Humidité : de 20 à 96% RH, précision +/- 5% RH [69].

## **IV.7. Module détecteur de son/voix KY-037**

### **1. Définition :**

Module **KY-037** détecteur de son ou voix à base de LM393, équipée d'un microphone pour capter les sons autour, lorsque le module détecte un son, il produit un signal digital (sortie DO) et un signal analogique (sortie AO), la sensibilité de détection est réglable à l'aide d'un potentiomètre précis (il affecte uniquement DO). Par exemple, il peut être utilisé pour déclencher la lumière par voix ou applaudissement... [70]



*Figure IV.8 : Le module KY-037.*

### **2. Description :**

- Marque : Hnourishy ;
- Colleur : rouge ;
- Tension : 4-6V ;
- Dimensions : 32 x 17 x 8 mm ;
- Poids : 3g [70].

### **3. Détails et caractéristiques :**

- Le module de détection du son a deux sorties : AO, DO ;
- Microphone haute sensibilité ;
- Avec voyant d'alimentation ;
- Il y a un trou de vis de montage 3mm ;
- Avec sortie analogique [70].

### **IV.8. Écran TFT**

L'Ecran **TFT** fait partie de la famille des écrans **LCD** dans lesquels chaque pixel est commandé par une minuscule semi-conductrice qui contrôle la quantité de lumière devant passer. Cela résulte en un meilleur contraste, une plus grande clarté et une plus grande vitesse. C'est pourquoi l'Ecran **TFT** se prête parfaitement à un grand nombre d'applications pour lesquelles la qualité, la flexibilité et la rapidité de l'écran sont très importantes.

À cause du processus complexe de laminage, la fabrication d'Ecrans **TFT** est plus complexe que celle des écrans **LCD** à matrice passive et ces écrans sont donc plus onéreux. Les avantages sont pourtant évidents. Les affichages **TFT** passent beaucoup plus vite d'une image à l'autre que les écrans **LCD** à matrice passive, ce qui les rend parfaits pour des visionnages vidéo. Le contraste et la saturation des couleurs sont beaucoup plus profonds et, grâce à la vaste palette de réglages, il est possible de commander un grand nombre de valeurs de gris par sous-pixel, ce qui permet d'obtenir 16,7 millions de couleurs !

Ces avantages et le marché en rapide développement font que les affichages **TFT** sont de plus en plus présents dans des applications qui, jusqu'à il y a peu, étaient encore monopolisés par les écrans **LCD**, comme par exemple les téléphones mobiles et les appareils de commande [71].

#### **IV.8.1. Avantage des écrans TFT**

Passe rapidement d'une image à l'autre Grande clarté et contraste élevé Saturation élevée des couleurs Affichage de 16,7 millions de couleurs Telerex entretient de bons rapports avec plusieurs fabricants d'écrans renommés en Asie.

Sur la base de cette longue collaboration et des profondes connaissances du marché européen, nous sommes en mesure d'offrir une très large gamme concurrentielle d'affichage adaptés à chaque application. Telerex fournit des panneaux OEM intégrés, des écrans avec commande et des moniteurs complets pour applications autonomes, mais nous pouvons également réaliser des solutions personnalisées [70].



Figure IV.9 : Ecran TFT [71].

### IV.9. Le Raspberry Pi 3 B+

Le **Raspberry Pi 3 B+** est un ordinateur mono carte pouvant se connecter à un moniteur, à un ensemble clavier/souris et disposant d'interfaces Wi-Fi et Bluetooth. Il démarre depuis une carte micro-SD et fonctionne sous un O.S. Linux ou Windows 10 IoT. Il est fourni sans boîtier, alimentation, clavier, écran et souris dans le but de diminuer le coût et de favoriser l'utilisation de matériel de récupération.

Le modèle Raspberry Pi3 B+ est basée sur un processeur ARM Cortex-A53 64 bits quatre cœurs à **1,4 GHz**, possède 1 GB de mémoire RAM, une interface Wi-Fi, une interface Bluetooth, 4 ports USB, un port Ethernet, un port HDMI, un port micro-SD et un connecteur GPIO avec 40 broches d'E/S. Les interfaces Wi-Fi et Bluetooth ont été améliorés par rapport à la version Pi 3 et supportent maintenant le Wi-Fi 2,4 et 5 GHz ainsi que le Bluetooth 4.2. L'Ethernet a aussi été amélioré permettant des débits jusqu'à 300 Mbps (2x fois plus rapide que le Pi3).

Cette carte est basée sur un processeur ARM et permet l'exécution du système d'exploitation GNU/Linux/Windows 10 IoT et des logiciels compatibles. Le Raspberry Pi peut effectuer des tâches d'un PC de bureau (feuilles de calcul, traitement de texte, jeux). Il peut également diffuser des vidéos en haute définition grâce à son circuit Broadcom Videocore IV (permet le décodage des flux Blu-ray full HD). Le **Raspberry Pi 3 B+** nécessite une carte SD munie d'un OS, une alimentation, un clavier USB, une souris USB, un boîtier et des câbles (non inclus). Pour préparer une carte SD boot able, il faut disposer d'un PC avec lecteur de carte [72].



*Figure IV.10 : Le Raspberry Pi 3 B+.*

○ **Remarque :**

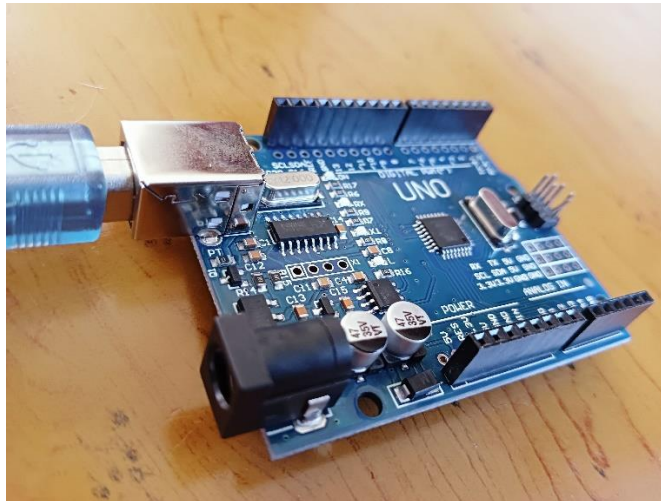
Une alimentation 5 Vcc/2,5 A est recommandée lors de l'utilisation avec plusieurs périphériques.

○ **Caractéristiques :**

- Alimentation à prévoir : 5 Vcc/maxi 2,5 A\* via prise micro-USB (\* intensité maxi si toutes les fonctions sont utilisées) ;
- CPU : ARM Cortex-A53 quatre cœurs 1,4 GHz ;
- Wi-Fi: Dual-band 2,4 et 5 GHz, 802.11b/g/n/ac (Broadcom BCM43438);
- Bluetooth 4.2 (Broadcom BCM43438) ;
- Mémoire : 1 GB LPDDR2 ;
- Ethernet 10/100/1000 : jusqu'à 300 Mbps ;
- 4 ports USB 2.0 ;
- Port Ethernet 10/100 base T : RJ45 ;
- Bus : SPI, I2C, série ;
- Support pour cartes micro-SD ;
- Sorties audios :
  - HDMI avec gestion du 5.1
  - Jack 3,5 mm en stéréo ;
- Sorties vidéo : HDMI ;
- Dimensions : 86 x 54 x 17 mm ;
- Poids : 50 g ;
- Version: Raspberry Pi 3 Model B+ [72].

### IV.10. La carte Arduino Uno

Une carte **Arduino** est une petite (5,33 x 6,85 cm) carte électronique équipée d'un microcontrôleur. Le microcontrôleur permet, à partir d'événements détectés par des capteurs, de programmer et commander des actionneurs ; la carte **Arduino** est donc une interface programmable.



*Figure IV.11 : Schéma entrées/sorties de carte Arduino Uno.*

Il est possible de programmer le comportement de la carte **Arduino** de deux manières différentes :

- Programmation en langage C
- Programmation par blocs

Une fois le programme créé, nous la **télé verse**, (=transférons) a la carte **Arduino** à l'aide d'un câble SB, comme celui d'une imprimante. Nous pouvons alors retirer le câble USB : notre carte Arduino est autonome, elle nécessite alors toutefois une alimentation électrique (pile 9V) [73].

L'architecture interne de ce circuit programmable se compose essentiellement sur :

- **Mémoire Flash ;**
- **RAM ;**
- **EEPROM [73].**

#### 1. Les sources de l'alimentation de la carte :

On peut distinguer deux genres de sources d'alimentation (Entrée Sortie) et cela commesuit :

- La tension d'entrée positive VIN ;
- La tension régulée 5V ;
- Une alimentation de 3.3V [73].

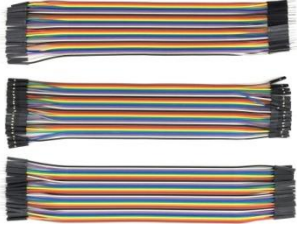
### 2. Les entrées et sorties :


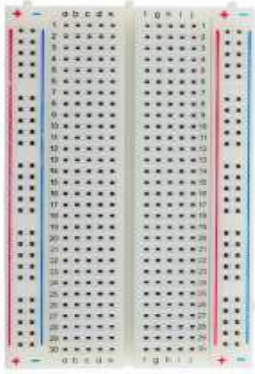

Cette carte possède 14 broches numériques (numérotée de 0 à 13) peut être utilisée soit comme une entrée numérique, soit comme une sortie numérique, en utilisant les instructions pin Mode (), digital Write () et digital Read () du langage Arduino, en plus, certaines broches ont des fonctions spécialisées [73].

### 3. Les ports de communications :

La carte **Arduino UNO** a de nombreuses possibilités de communications avec l'extérieur. L'Atmega328 possède une communication série UART TTL (5V), grâce aux broches numériques 0 (RX) et 1 (TX) [73].

## IV.11. Cahier de charge

Le composant	Figure	L'utilité
<b>1. Les fils électroniques</b>		Les fils électriques sont des composants servant à transmettre des signaux ou de l'énergie électrique. Mâle à femelle, mâle à mâle, femelle à femelle pour Arduino, Longueur de câble : 20 cm Compatible avec les têtes de broches de 2,54 mm
<b>2. câble USB</b>		Ces câbles USB Sont nécessaire pour connecter facilement en USB les cartes Arduino. Il existe plusieurs types de câble selon le matérielle que nous avons utilisé. Par exemple USB « 2.0 câbles

		<p>type A/B ». Utiliser pour connecter Genuino Uno, Genuino Mega 2560, Genuino 101 ou toute carte avec le port USB femelle A de votre ordinateur. La longueur du câble est d'environ 178cm.</p>
<p><b>3. La carte d'essai</b></p>		<p>Utiliser pour concevoir et tester un circuit. Il est plus facile de monter des composants et de les réutiliser. Étant donné que les composants ne sont pas soudés, vous pouvez modifier la conception de votre circuit à tout moment sans aucun problème.</p> <p>830 tie-points, 2 Power lanes, 200PTS, 16.5 x 5.4 x 0.85 cm Compatible avec Arduino.</p>
<p><b>4. Pile</b></p>		<p>La pile produit un courant électrique qui circule toujours de sa borne + vers sa borne -.</p> <p>Tension : 9V      Dimensions : 26,5mm x 17,5mm x 48,5mm Poids : 37 g.</p>

*Tableau IV.2 : Tableau de cahier de charge des composants secondaires utilisés.*

## IV.12. Tests et résultats

Les deux tableaux ci-joint représente la mesure **SPO2** avec un oxymètre de pouls puis avec le module **MAX30102** pour dix personnes.

### Test d'oxymètre de pouls



Mesure SPO2 (%) avec l'oxymètre de pouls						
Personne	Âge (ans)	Sexe	Mesure 1	Mesure 2	Mesure 3	Moyenne
1	25	Femme	99	98	99	98,66
2	55	Femme	95	97	97	96,33
3	18	Homme	98	98	97	97,66
4	23	Femme	99	99	99	99
5	36	Homme	97	98	99	98
6	69	Femme	99	99	98	98,66
7	72	Femme	90	89	91	90
8	58	Homme	99	97	98	98
9	29	Femme	96	95	98	96,33
10	16	Homme	99	99	99	99

*Tableau. IV.3 : Tableau de mesure de saturation en oxygène par l'oxymètre de pouls.*

 **Test de module MAX30102**

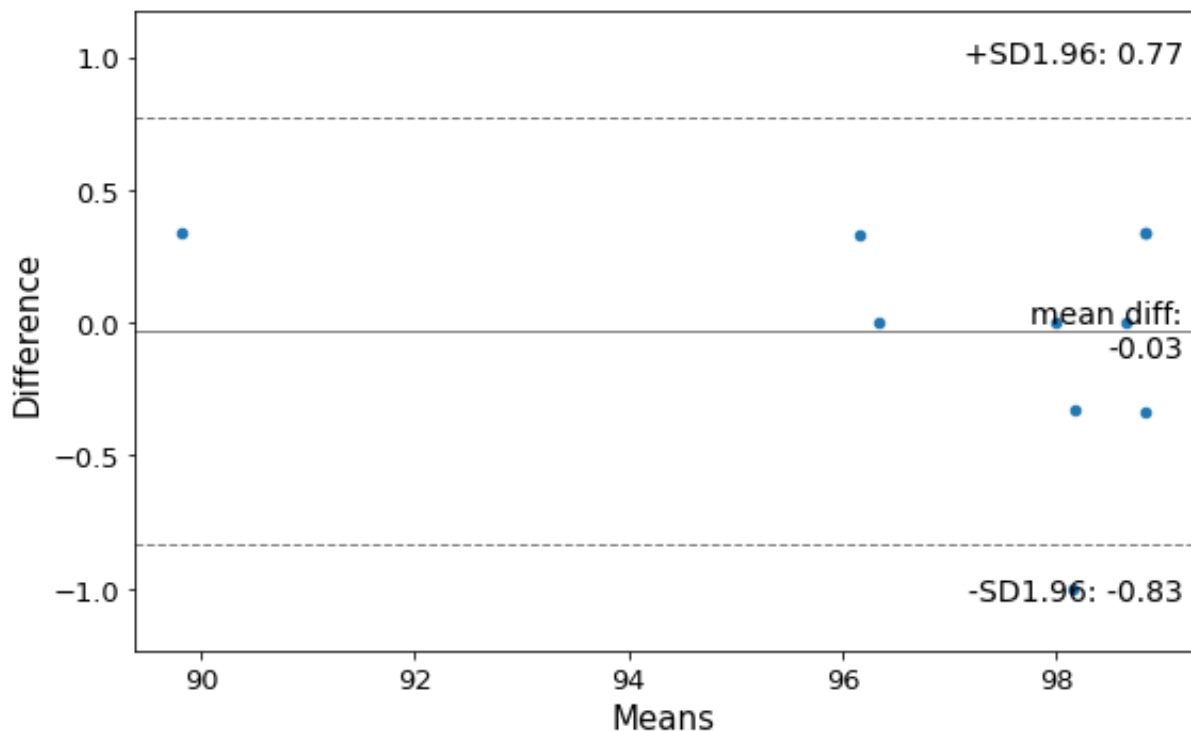
Mesure SPO2 (%) avec le MAX30102						
Personne	Âge (ans)	Sexe	Mesure 1	Mesure 2	Mesure 3	Moyenne
1	25	Femme	99	99	99	99
2	55	Femme	95	96	98	96,33
3	18	Homme	99	99	98	98,66
4	23	Femme	98	99	99	98,66
5	36	Homme	98	98	99	98,33
6	69	Femme	99	98	99	98,66
7	72	Femme	88	89	92	89,66
8	58	Homme	98	98	98	98
9	29	Femme	96	95	97	96
10	16	Homme	99	98	99	98,66

*Tableau. IV.4 : Tableau de mesure de saturation en oxygène le module MAX30102.*

Après avoir comparé les deux résultats entre la mesure avec oxymètre de pouls et le module **MAX30102** (nous n'utilisons pas pour un intérêt médical ou pour un diagnostic sans prendre l'avis d'un médecin) pour cinq personnes différents catégories d'âge et de sexe nous remarquons que les valeurs des résultats obtenus sont presque les mêmes donc par là nous constatons que notre module ainsi le montage donnent des résultats satisfaisants.

- ✚ Un tracé de **Bland Altman** est utilisé pour visualiser les différences de mesures entre deux instruments différents ou deux techniques de mesure différentes. Il est utile pour déterminer à quel point deux instruments ou technique sont similaires pour mesurer le même construit.

Nous avons effectué le tracé de Bland Altman pour : le **Max30102** et l'oxymètre de pouls afin de mesurer la saturation en oxygène de 10 personnes avec les deux techniques, en pourcentage (%).



*Figure. IV.12 : Le tracé de Bland Altman pour la mesure de MAX30102 / Oxymètre de pouls.*

L'axe x du tracé affiche la mesure moyenne des deux instruments et l'axe y affiche la différence de mesures entre les deux instruments.

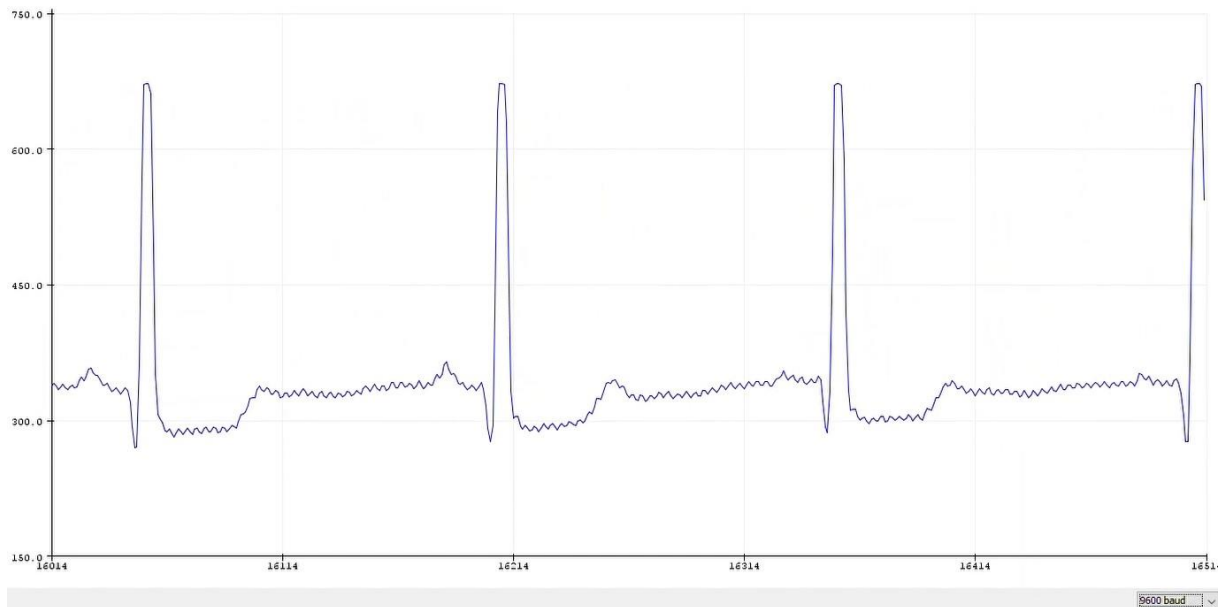
La ligne continue noire représente la différence moyenne de mesures entre les deux instruments tandis que les deux lignes pointillées représentent les limites de l'intervalle de confiance à 95% pour la différence moyenne.

La différence moyenne s'avère être de -0.03 et l'intervalle de confiance à 95% pour la différence moyenne est [-0.83,0.77].

- ✚ **Test de module AD8232**

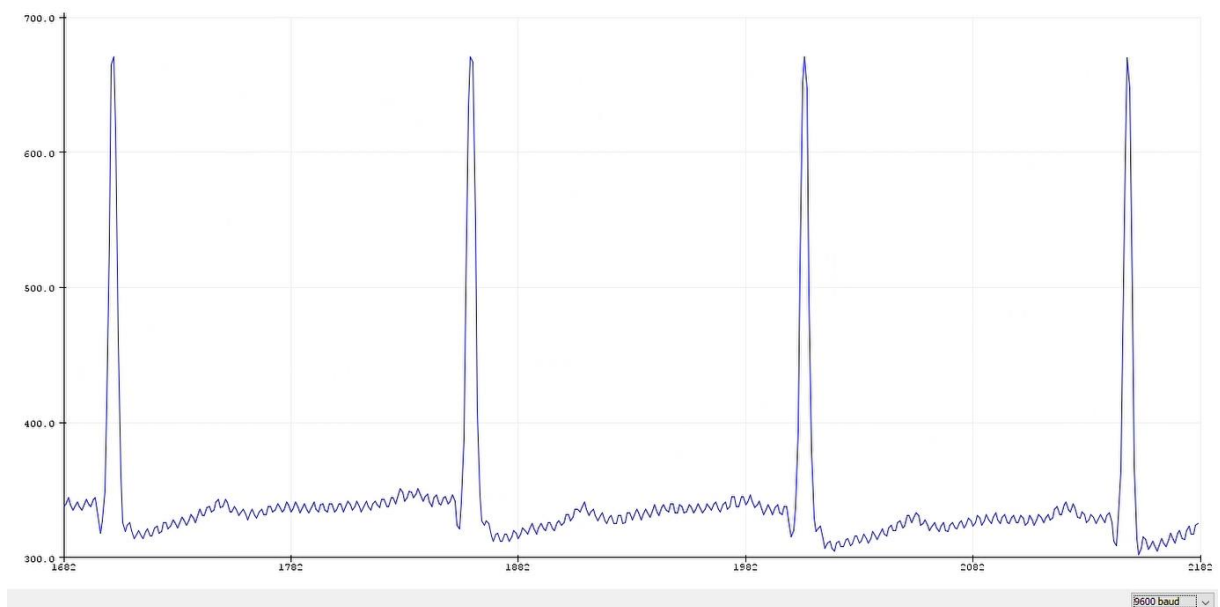
Nous allons faire un teste d'électrocardiogramme **ECG** avec le module **AD8232** pour quatre personnes nous allons placer les trois électrodes sur le thorax des quatre volontaire les résultats si joints :

### ✓ **Personne 1**



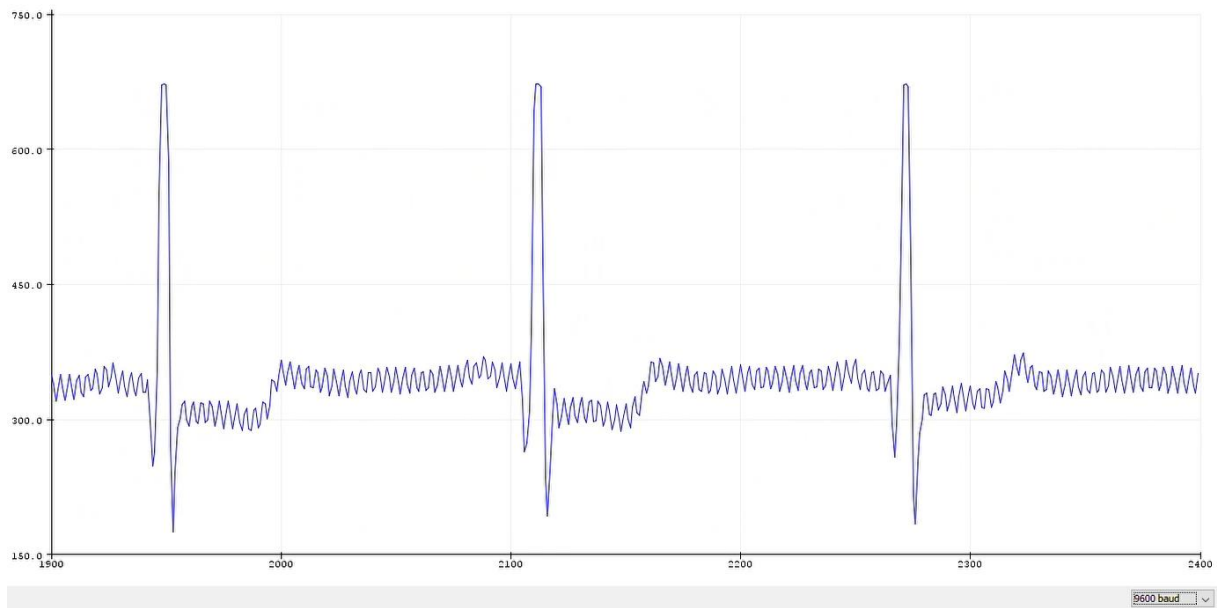
*Figure. IV.13 : Signal ECG de la personne 1.*

### ✓ **Personne 2**



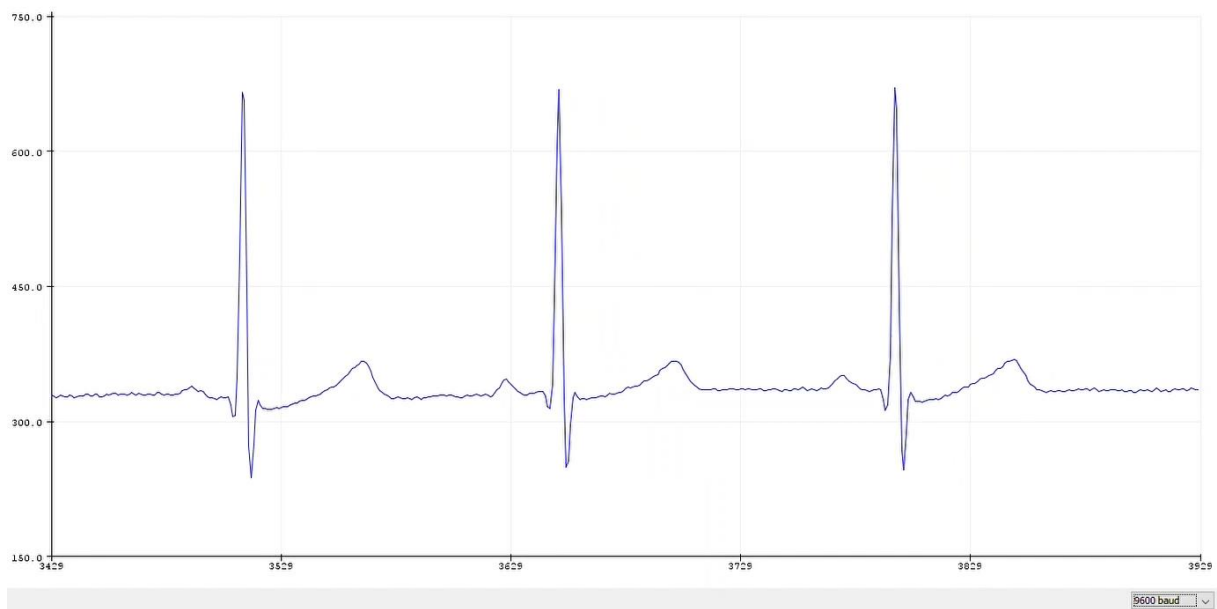
*Figure. IV.14 : Signal ECG de la personne 2.*

✓ **Personne 3**



*Figure. IV.15 : Signal ECG de la personne 3.*

✓ **Personne 4**



*Figure. IV.16 : Signal ECG de la personne 4.*

- Certification d'un médecin que notre ECG est valable

## Cabinet Médical de Cardiologie

عيادة طبية مختصة في أمراض القلب

D.r BENCHIKH HAMZA  
الدكتور بن شيخ حمزة

CRDIOLOGUE  
أخصائي أمراض القلب

N° d'ordre 34 /4108  
☎ : 05.42.20.67.14 / 035.21.34.72

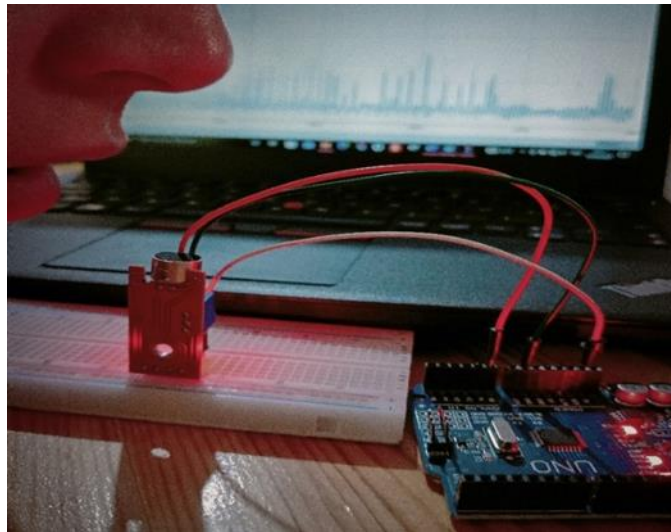
- Nami Rima
- Faked Djouher

PFE

- Electro cardiogramme valable pour  
Extraire certains pathologies de  
Rythme cardiaque et coronaropathie

Cité Abdelmoumene (Largraphe), Route A. N°: 12- B-B-Arréridj. (enface Secteur militaire)

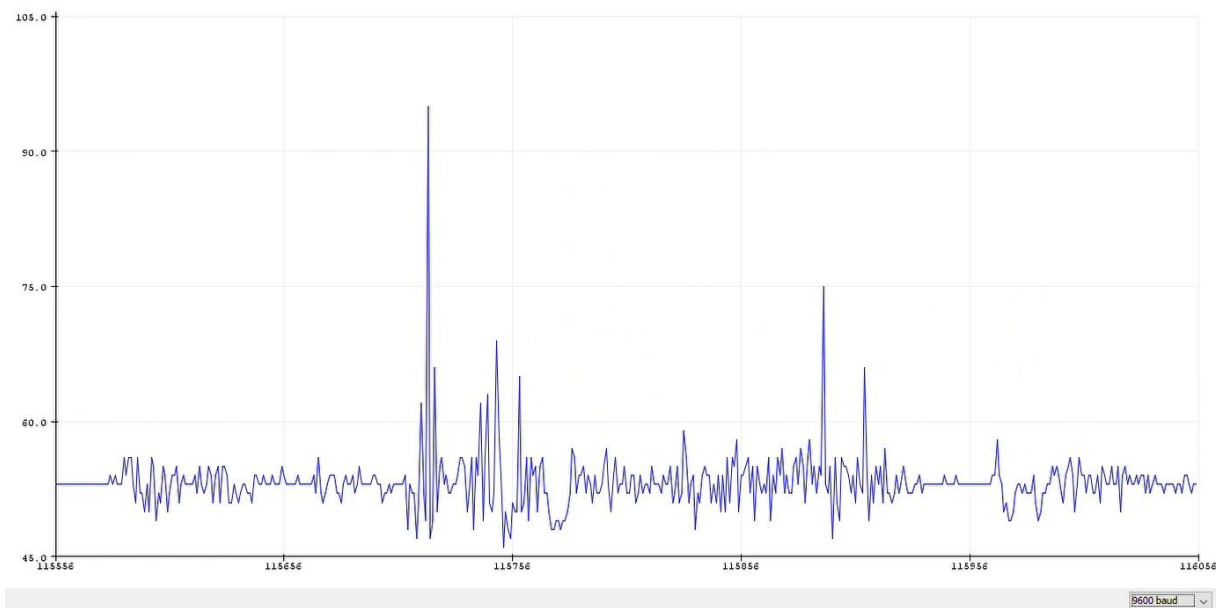
### ✚ Test de module détecteur de son/voix KY-037



*Figure. IV.17 : L'enregistrement de voix avec le module capteur de son KY-037.*

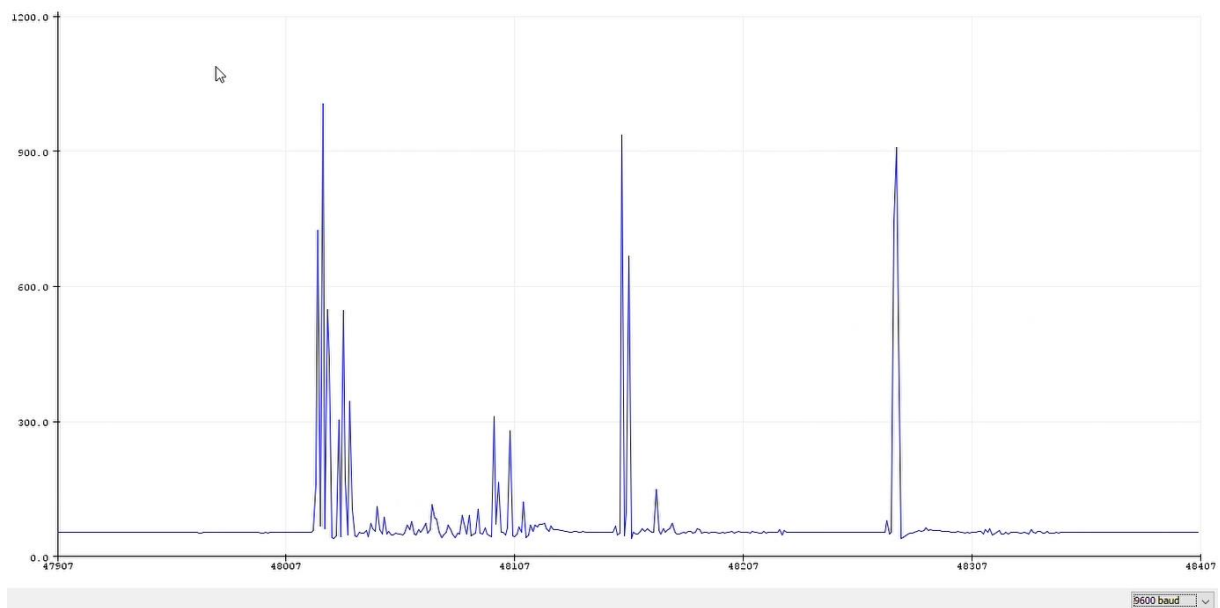
Nous allons faire un test de voix et son pour quatre personnes cas différents (ronflement, toux, respiration et parole) puis nous visualisons des tracés différents de chaque personne comme suit :

#### ✓ **Personne renflant**



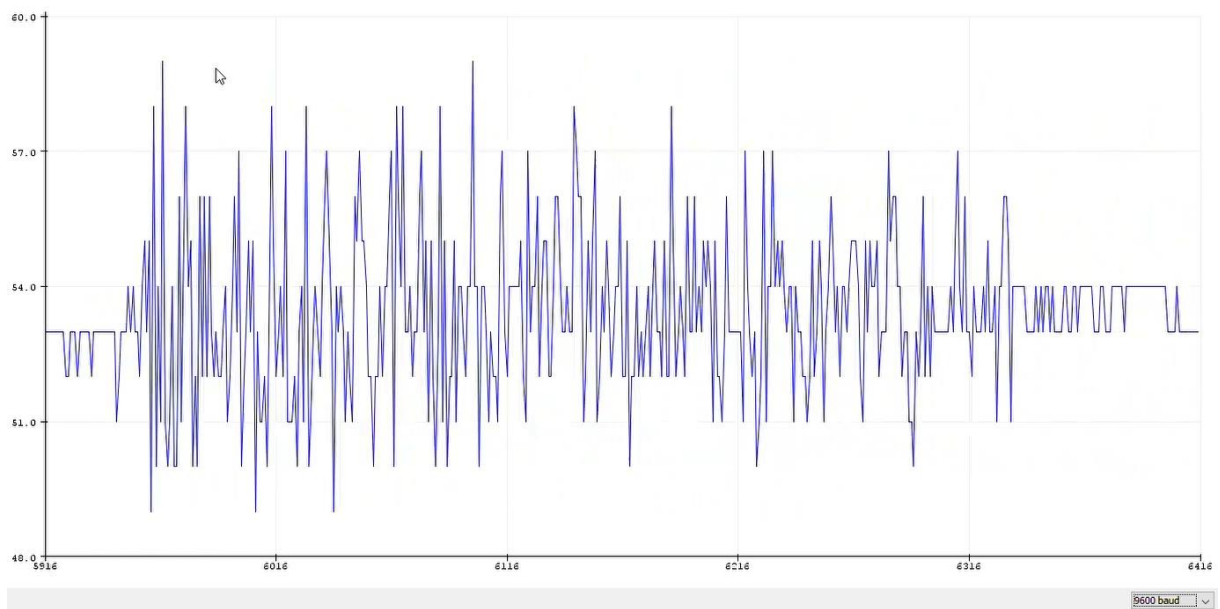
*Figure. IV.18 : Enregistrement de voix d'une personne qui ronfle.*

✓ **Personne toussant**



*Figure. IV.19 : Enregistrement de voix d'une personne qui tousse.*

✓ **Personne respirant**



*Figure. IV.20 : Enregistrement de voix d'une personne qui respire.*

### ✓ Personne parlant

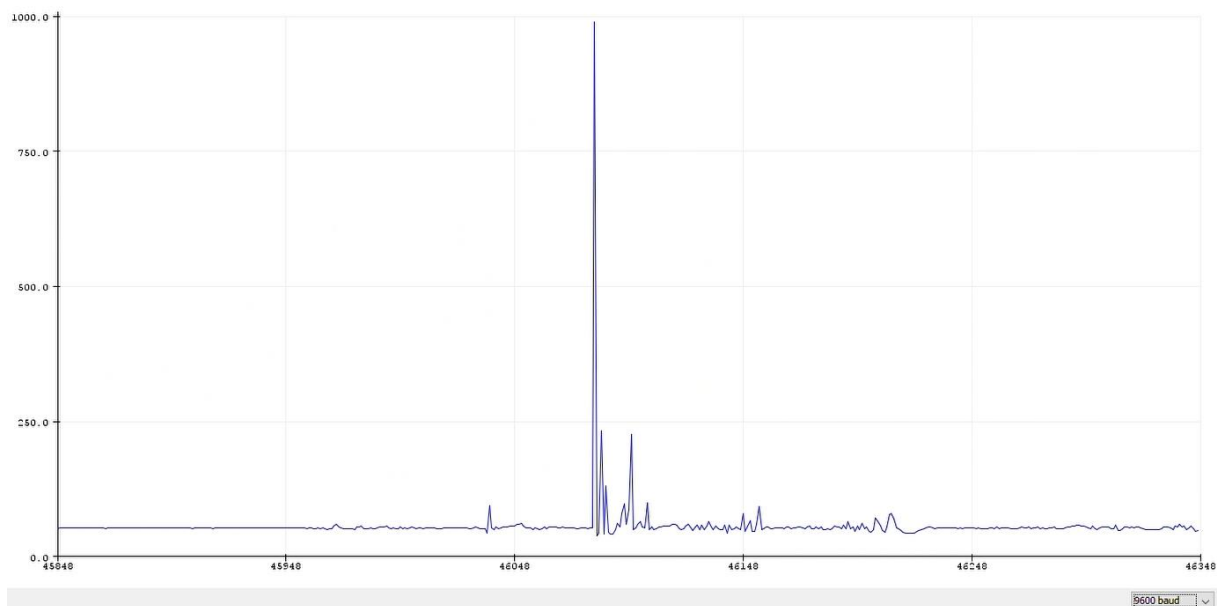


Figure. IV.21 : Enregistrement de voix d'une personne qui parle.

### ✚ Autres modules non testés

#### ▪ Module MPU6050

Ce module pourra être utilisé à l'avenir pour l'étude de mouvement du patient a la salle de la réanimation en cas de déséquilibre pour avertir l'infirmier à partir d'une application Android.

#### ▪ Module DHT11

Ce module pourra être utilisé à l'avenir pour l'étude des conditions de l'environnement du patient comme : (l'humidité ainsi que la température ambiante de la chambre où se trouve le patient)

- ❖ Dans les salles de réanimation
- ❖ Le patient qui effectue ses soins à domicile

Afin que le médecin pourrait faire son diagnostic qui lui permettrait de prendre en considération son environnement.



## IV.13. Conception et réalisation du système

### IV.13.1. Interface graphique

La partie de projection a été développée par Javafx, nous avons choisis Java/Javafx car c'est un langage de programmation portable permet de s'exécuter sur Windows, Linux et Mac ; ce langage facilite aussi la conception et la réalisation des interfaces.

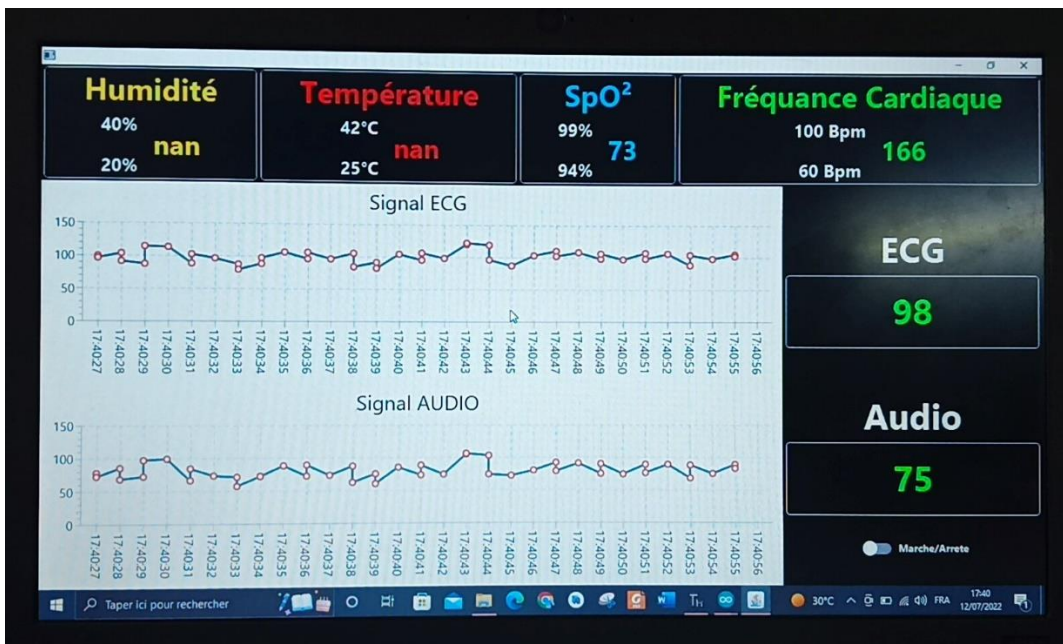
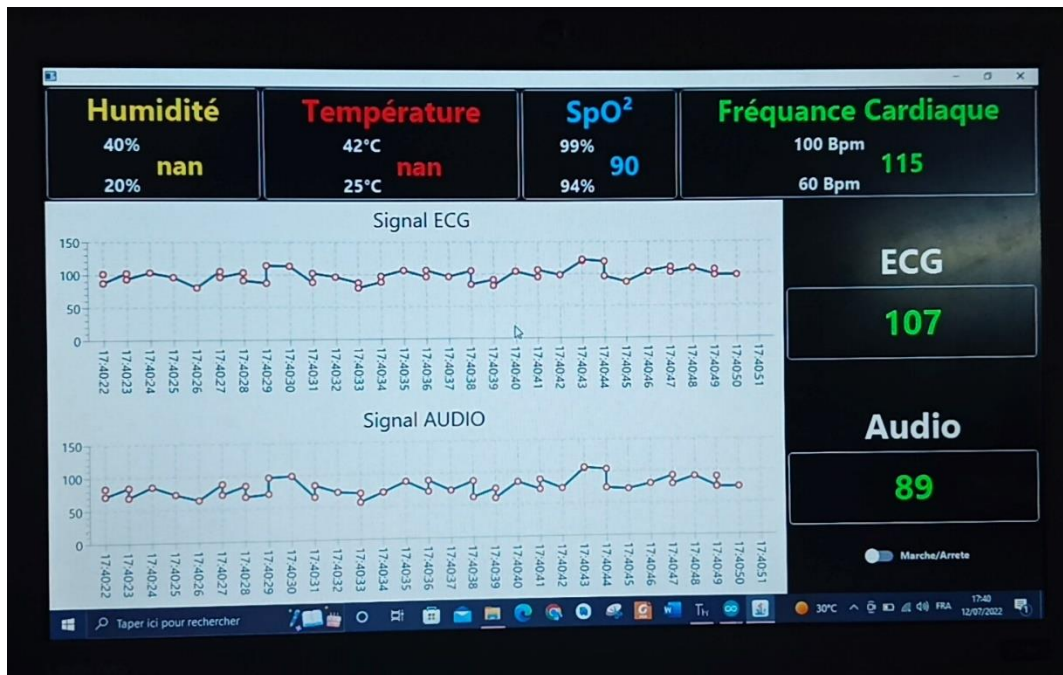


Figure. IV.22 : L'interface graphique du système

### IV.13.2. Réalisation de boîtier

La réalisation de boîtier a été effectuée avec une imprimante 3D, par partie après il a été assemblé en une seule pièce comme suivant :

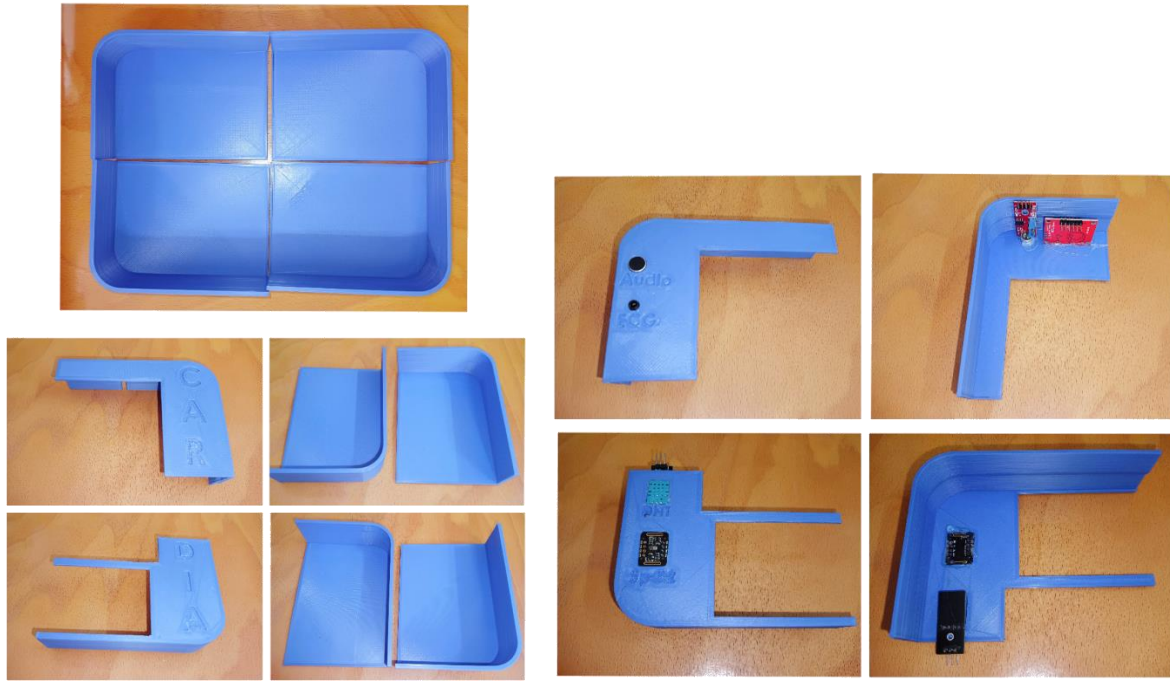


Figure. IV.23 : l'impression de boîtier par pièce

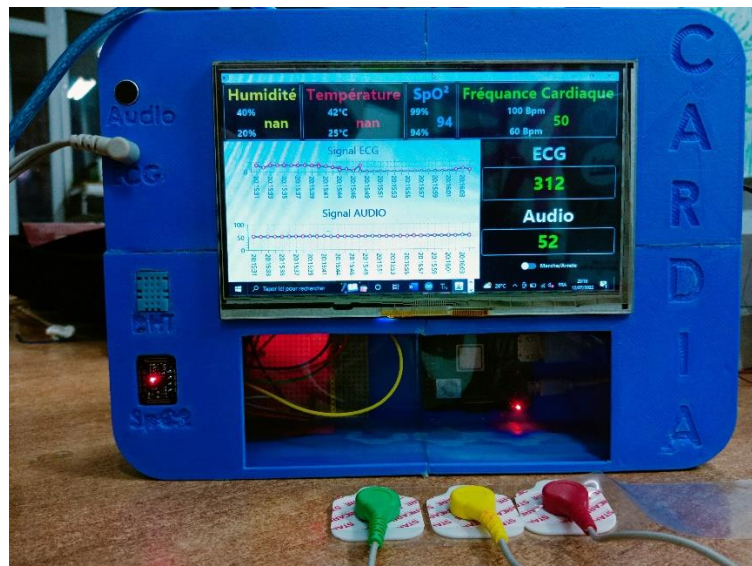


Figure. IV.24 : la finalisation de boîtier

### **IV.14. Limites**

A la fin de ce travail nous pouvons dire qu'une telle réalisation n'est pas diminuée de difficultés il est à noter nous nous sommes confrontés à plusieurs limitations sont à considérer dans cette étude. Premièrement, le facteur de temps une durée pas assez longue pour finir notre étude comme nous volions, deuxièmes limitations s'était les résultats des capteurs soit les signaux ou les valeurs des fois le résultat obtenus précise des fois non et les capteurs n'arrêtent pas de beugués surtout le moment de réassemblage sans oublier que la qualité de ces composants faible nos résultats doivent être réitérées dès que nous aurons obtenu des résultats adéquats. Ensuite le problème de reconnaissance de ports a entraîné un arrêt prématuré de notre collecte des données et empêché l'obtention de notre objectif classification et l'analyse du signal ECG ; Néanmoins, nous avons pris le parti de présenter certains résultats préliminaires informant de l'impact de l'utilisation d'une procédure simplifiée ; en fin sans oublié que le domaine médicale est vaste et critique nous avons pas trop d'expérience dans ce domaine donc s'était un thème de recherche et de réalisation en même temps pour nous nous avons intérêt et ce concentré parce que nous avons pas le droit à l'erreur car c'est un système pour application médicale et destiné aux patients, mais malgré tout nous avons pu tirer les conclusions définitives à cet essai même faire une comparaison entre nos tests et des tests réels.

### **IV.15. Conclusion**

Dans ce chapitre nous avons subdivisé notre travail en trois étapes ; La première étape est la présentation des capteurs et de matériel utilisées pour la réalisation de système, la deuxième étape effectuée c'est les divers tests pour vérifier la fiabilité et le fonctionnement de notre réalisation, puis, dans la dernière étape nous avons montré la création du système (interface graphique ,construction du boîtier et en fin le système complet pris en image ) même nous avons cité quelques limites rencontrés au cours de ce travail.

## Conclusion générale

Les progrès électroniques des cent dernières années ont apporté d'énormes contribution à la recherche médicale et au développement de nouveaux systèmes intelligents plus précisément l'électronique embarquée s'est imposée actuellement par ses applications qui deviennent de plus en plus nombreuses dans le domaine de la santé et qui exige des propriété qui exploitent l'avancement technologique en électronique ; l'intégration de nouvelles techniques du temps réel en utilisant des systèmes d'exploitation adéquats tolérants le multitâches, et leur implémentation sur des plateforme matérielles récentes présentent une motivation à encourager pour élaborer de nouveaux systèmes embarquées intelligent dans le domaine médicale car les systèmes électroniques et logiciel, mis au service de la santé, apportent un véritable progrès dans le soin des patients ils facilitent le diagnostic également dans le cadre de la prévention ou du suivi des maladies le travail proposé concerne toute la chaîne de conception d'un produit fini basé sur un système embarqué qui répond à de nouvelles exigence notre projet de recherche a comme objectif de développé un système embarqué intelligent pour application médicale qui sert a monitoré des signaux vitaux .

Au début nous avons fait une étude théorique sur le contexte médicale concernant les anomalies cardiaque comme (**le signal physiologique ECG, fréquence cardiaque, rythme cardiaque** et **la saturation en oxygène...etc.**) et les anomalie respiratoire par exemple (**pathologie de voix**) d'une part ça nous a permis à mieux connaitre le fonctionnement du système cardiaque ainsi le système respiratoire d'autre part puis nous avons fait appel aux technologies récentes de la méthode des RNA et quelque modelés intelligent afin de détecter l'apnée de sommeil tels que (**MLP,SVM** et **FORET ALEATOIRE** ) par la suite nous avons concentré sur : (les caractéristiques de **signal ECG** , implémentation des modèle intelligents dont nous avons déjà parler et une comparaison entre les méthodes proposées dans la littérature à la fin dans notre dernier étape nous avons commencé par une petite définition ainsi les caractéristique des composant utilisé dans notre réalisation même nous avons testé notre système sur des volontaires et comparer nos résultats et nos mesures avec des mesures prises par des outils médicale pour voir la fiabilité et la précision de notre système .

Les résultats obtenus sont très satisfaisants et d'une précieuse aide pour la poursuite de ce projet. Finalement, À partir de ces données, le fonctionnement des systèmes peut être analysé et certaines corrections peuvent être apportées, ce travail réalisé n'est qu'un début et nous souhaiterons qu'il trouve plus d'amélioration et de perfectionnement dans le futur, les résultats

présentés sont encourageants et une plateforme de départ pour les futurs étudiants en génie électronique des systèmes embarqués ainsi génie biomédicale pour la poursuite du projet, pour le développement de nouvelles idées et perspectives dans ce domaine de notre application restent toutefois indispensables. Nous envisageons ainsi d'ajouter de nouvelles fonctionnalités telles que :

- La classification des pathologies à partir de signal ECG ;
- Détection de pathologie de voix et les classifié ;
- Etude des mouvements des patients dans la salle de réanimation ;
- Application Android comme une liaison de communication entre le médecin et notre système pour suivre le patient en temps réel ;
- Système d'alarme une fois que le patient en train de faire une apnée pour le réveiller.

Nous n'oubliant pas que ce sont les premiers essais de fabrication d'un moniteurs multi paramètres intelligents avec **Raspberry** et **Arduino**.

Avec un tel système, le secteur de la santé n'en sera que gagnant et autant le personnel hospitalier que les patients seront ravis de profiter d'une telle technologie rendant le suivi des patients plus simple et plus efficace.

## *Références*

- [1] Christèle Manuelle, les 5 fonctions vitales du corps humain, éditions LAMARRE, 2008, France.
- [2] Aline CABASSON, thèse Estimation et Analyse des Intervalles Cardiaques, Université de Nice-Sophia Antipolis, le 4 Décembre 2008 Année universitaire 2007/2008.
- [3] Elaine N. Marieb, Anatomie et Physiologie Humaines, traduction de la 4e édition Américaine,1998.
- [4] [www.chups.jussieu.fr](http://www.chups.jussieu.fr).
- [5] B.E. Gould, Pathophysiology for the health professions, Third Edition.
- [6] BENALI Radhwane, Thèse Analyse du signal ECG par réseau adaptif d'ondelettes en vue de la reconnaissance de pathologies cardiaques, Université Abou BEKR BELKAID Tlemcen laboratoire de génie biomédical, Avril 2013 Année universitaire 2012/2013.
- [7] Tawara, 1906, Tawara, 2000.
- [8] Zahia Zidelmal épouse Amirou, thèse Doctorat Reconnaissance d'arythmies cardiaques par support Vector Machine (SVMs), université Mouloud Mammeri Tizi ouzo ,10 juin 2012 année universitaire 2011/2012.
- [9] [Arzeno 2008] N. Arzeno, Deng.Zhi et C. Poon. Analysis of First Derivative based QRS Detection Algorithms, IEEE Trans.Biomed.eng., Vol.55, no.2, pages 478-484-2008.
- [10] [Bartellett 2008] P.L.Bortlett et M.H.Wegkamp, classification with a reject option using a hinge loss. Department of statistics, Florida state university, no.M980 pages 709-721,2008.
- [11] Ershler I Willem Einthoven, The string galvanometer electrocardiograph, In: Arch. Intern. Med, 148, 453-455, 1988.
- [12] Waller A.D, A demonstration on man of electromotive changes accompanying the heartbeat, in: Physiol. 8, 229-234, 1887.

[13] Revue de santé.com.

[14] Mr belkacem Amar, thèse magistère classification des signaux ECG avec un système multi agent neuronale université Tlemcen, Année universitaire 2011-2012.

[15] [www.medecine.unige.ch/enseignement/apprentissage](http://www.medecine.unige.ch/enseignement/apprentissage).

[16] Goldberger E, A simple, indifferent, electrocardiographic electrode of zero potentials and a Am Heart J., technique of obtaining augmented, unipolar, extremity leads, Vol. 23, p.483-92, 1942.

[17] <http://www.e-cardiogram.com>.

[19] W. Einthoven, Waiters uber das elektrokardiogram, Arch Ges Physiol MenschenThiere, pages 517–548, 1908.

[20] E. Goldberger: The aVL, aVR and aVF leads; a simplification of standard lead Electrocardiography. Am. Heart J., 24:378–396, 1942.

[21] E. Goldberger, A simple electrocardiographic electrode of zero potential and a technic of obtaining augmented, unipolar extremity leads. Am. Heart J., 23:483–492, 1942.

[22] F.N. Wilson, F.D. Johnston, A.G. Macleod et P.S. Barker, ElectrocardioGrams that represent the potential variations of a single electrode, Am. Heart J, Pages 447–471, 1934.

[23] F.N. Wilson, A.G. Macleod et P.S. Barker: The potential variations produced by the heart beat at the apices of einthoven's triangle. Am. Heart J., pages 207–211, 1931.

[24] Shirley A. Jones, ECG notes, edition F.A. Davis Company, 2005.

[25] C.E. Kossman et F.D. Johnson: The precordial electrocardiogram I. the potential variations of the precordium and of the extremities in normal subjects. Am. Heart J., 10 :925–941, 1935.

- [26] Jean sende « guide pratique de l'ECG » edition estem 2003.
- [31] <http://pneumocourlancy.fr/popup/physiologie-respiratoire.pdf>.
- [32] Mesure paramètres cardio-circulatoires (formationambulancier.fr).
- [33] Pr KEBBATI Souad, Faculté de Médecine d'Oran, département de médecine Année universitaire 2019- 2020.
- [34] <https://hellofuture.orange.com/fr/articles>.
- [35] <https://www.passeportsante.net/fr/Maux/examens-medicaux-operations>.
- [36] M. TALBI, « analyse et traitement du signal électrocardiographique (ECG) », Doctorat en Sciences, Université Mentouri de Constantine, année universitaire 2010/2011.
- [37] M. DJEKOUN, R. DJEBAR, S. BENSOLTANE, L. GHRIEB, « contribution des réseaux de neurones artificiels (RNA) a la caractérisation d'un stress oxydatif chez saccharomyces cerevisiae induit par le cadmium. Mise en évidence d'un biomarqueur potentiel (cas du malondialdehyde) », Université Mentouri-Constantine, Algérie, Juin 2011, année universitaire 2010/2011.
- [38] <http://villemin.gerard.free.fr/Wwwgvmm/Logique/IAneuron.htm>.
- [39] I. HOUAMED, « Détection de l'Onde P dans un Signal ECG », Magister en électronique, Université de Batna, 17/04/2011 Année universitaire 2010/2011.
- [40] <https://www.ibm.com/fr-fr/cloud/learn/neural-networks>.
- [41] F. RABAH, « La séparation aveugle de sources par les techniques neuronales », Magister en Electronique, Université de Batna, 01/23/2014, année universitaire 2013/2014.
- [42] G. PETITJEAN, « introduction aux réseaux de neurones », 01 Jun 2017.
- [43] D. AMZIL, « Méthode hybride pour la restauration des signaux : ECG, EEG, EMG », MASTER, Université Mohamed Khider Biskra, Juin 2012 année universitaire 2011/2012



[44] M. MERAH, « Conception d'un Algorithme d'Apprentissage Tolérant aux Fautes FTBP (application au monitoring de L'électrocardiogramme) », Doctorat Es-Sciences, Université des Sciences et de la Technologie d'Oran « Mohamed Boudiaf » année universitaire 2013/2014.

[45] R. BENALI, « Analyse du signal ECG par réseau adaptif d'ondelettes en vue de la reconnaissance de pathologies cardiaques », Doctorat en Sciences, Université Abou Bekr Belkaid, Avril 2013 année universitaire 2012/2013.

[46] M. CLERGUE, « Réseaux de Neurones Artificiels »,2015.

[47] P. Mahé : " Noyaux pour graphes et Support Vector Machines pour le criblage virtuel de molécules " Rapport de stage, DEA MVA 2002/2003, Septembre 200.

[48] Mohamad Ally Hasan, Fomani Boris : " SVM machine à vecteurs de support ou séparateur à vaste marge ".BD Web, ISTY3, Versailles St Quentin, France, janvier 2006.

[49] A. Cornuéjols : " Une nouvelle méthode d'apprentissage : Les SVM. Séparateurs à vaste marge". Université de Paris-Sud, Orsay, France, Juin 2002.

[50] T Penzel, GB Moody, RG Mark, AL Goldberger, JH Peter. The Apnea-ECG Database. Computers in Cardiology 2000; 27:255-258.

[51] Workplace Testing - Employee Wellness and Workplace Testing.

[52] MRR - Definition by AcronymAttic.

[53] Kleiger RE, Stein PK, Bigger JT, Jr. Heart rate variability: measurement and clinical utility. Ann Noninvasive Electrocardiol (2005) 10:88–101. 10.1111/j.1542-474X.2005.10101.x.

[54] Shaffer F, McCraty R, Zerr CL. A healthy heart is not a metronome: an integrative review of the heart's anatomy and heart rate variability. Front Psychol (2014) 5:1040. 10.3389/fpsyg.2014.01040.

[55] Baek HJ, Cho CH, Cho J, Woo JM. Reliability of ultra-short-term analysis as a surrogate of standard 5 min analysis of heart rate variability. Telemed J E Health (2015) 21:404–14. 10.1089/tmj.2014.0104.

[56] Kuusela T. Methodological aspects of heart rate variability analysis. In: Kamath MV, Watanabe MA, Upton ARM, editors. *Heart Rate Variability (HRV) Signal Analysis*. Boca Raton, FL: CRC Press; (2013). p. 9–42.

[57] Akselrod S, Gordon D, Ubel FA, Shannon DC, Barger AC, Cohen RJ. Power spectrum analysis of heart rate fluctuation: a quantitative probe of beat-to-beat cardiovascular control. *Science* (1981) 213:220–2. 10.1126/science.6166045.

[59] Grossman P, Taylor EW. Toward understanding respiratory sinus arrhythmia: relations to cardiac vagal tone, evolution and biobehavioral functions. *Biol Psychol* (2007) 74:263–85. 10.1016/j.biopsycho.2005.11.014.

[60] R. B. Shouldice, L. M. O’Brien, C. O’Brien, P. de Chazal, D. Gozal, and C. Heneghan, “Detection of obstructive sleep apnea in pediatric subjects using surface lead electrocardiogram features,” *Sleep*, vol. 27, no. 4, pp. 784–792, 2004.

[61] H. Sharma and K. K. Sharma, “An algorithm for sleep apnea detection from single-lead ECG using Hermite basis functions,” *Computers in Biology and Medicine*, vol. 77, pp. 116–124, 2016.

[62] C. Song, K. Liu, X. Zhang, L. Chen, and X. Xian, “An obstructive sleep apnea detection approach using a discriminative hidden markov model from ECG signals,” *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 63, no. 7, pp. 1532–1542, 2016.

[63] C. Varon, A. Caicedo, D. Testelmans, B. Buyse, and S. Van Huffel, “A novel algorithm for the automatic detection of sleep apnea from single-lead ECG,” *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 62, no. 9, pp. 2269–2278, 2015.

[64] K. Li, W. Pan, Y. Li, Q. Jiang, and G. Liu, “A method to detect sleep apnea based on deep neural network and hidden markov model using single-lead ECG signal,” *Neurocomputing*, vol. 294, pp. 94–101, 2018.

[65] Tao Wang, Changhua Lu, and Guohao Shen, 1School of Computer and Information, Hefei University of Technology, Hefei, Anhui, China 2School of Software, Hefei University of Technology, Hefei, Anhui, China. Received 20 July 2019; Revised 21 October 2019; Accepted 18 November 2019; Published 23 December 2019.

[66] [fr.jf-parede.pt](http://fr.jf-parede.pt)

[67] [www.aranacorp.com](http://www.aranacorp.com)

[68] [www.dzduino.com](http://www.dzduino.com)

[69] <https://www.carnetdumaker.net>

[70] <https://www.phippselectronics.com>

[71] [www.telerech-europe.com](http://www.telerech-europe.com)

[72] [www.gotronic.fr](http://www.gotronic.fr)

[73] [www.techmania.fr](http://www.techmania.fr)