REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE YAHIA FARES DE MEDEA



Faculté de **T**echnologie

Mémoire de fin d'études de Master

Filière : Electronique
Spécialité : Instrumentation

Développement d'une technique de reconnaissance gestuelle améliorée basée sur des signaux EMG en utilisant les méthodes d'apprentissage en profondeur.

Présenté par :

M^{lle} Touati Hanane

M^{lle} Rahali Hamida

Proposé et Dirigé par :

Dr. TCHOKETCH KEBIR Sofiane

Mr. LACHNANI Sidahmed

Promotion 2021

Remerciements

Nous tenons tout d'abord à remercier
Dieu le tout puissant et miséricordieux, qui nous a donné la force nécessaire et la patience d'accomplir ce modeste travail.
En second lieu, nous tenons à remercier notre encadrant Monsieur **Dr.TCHOKETCH KEBIR Sofiane** , de ses précieux conseils et son aide durant toute la période du travail, pour l'orientation la confiance, la patience, qui ont constitué un rapport considérable sans lequel ce travail n'aurait pas pu être mené au bon port.
qu'il trouve dans ce travail un hommage vivant à sa haute personnalité, nous tenons à le remercier profondément.
En troisième lieu, nous tenons à remercier tous les enseignants durant le cycle de formation universitaire de l'université de Yahia farés « département de génie électrique ».
Nos vifs remerciements vont également aux membres du jury pour l'intérêt qu'ils ont porté à notre recherche en acceptant d'examiner notre travail et de l'enrichir par leurs propositions.
Enfin, nous tenons également à remercier toutes les personnes qui ont participé de près ou de loin à la réalisation de ce travail.

Dédicace

Je dédie ce travail à :

Mes chers parents pour tous les grands sacrifices fournis durant ma formation et leurs encouragements, qui veuillent partager avec moi le bonheur et la réussite.

Ma chère sœur et mes chers frères que Dieu les protèges tous.

Ma chère cousine **Hafidha**.

A mon binôme **Hamida**.

A mes chères amies qui m'ont vraiment aidé à réaliser ce travail, ainsi que mes meilleurs amies chacun par son nom.

Merci de m'avoir encouragé et aidé.

Hanane

Dédicace

Je dédie ce travail :

A ma chère maman, pour tous ses sacrifices, son amour, sa tendresse, son soutien et ses prières tout au long de mes études,

A mon cher père, merci pour tous ses conseils et sa présence à mes côtés,

A mes chères sœurs : **Fatma Zahra** et **Karima** pour leurs encouragements permanents, et leur soutien moral,

A mes chers frères : **Faycal**,**Sofiane**,**Noureddine**,**Abderrahmene** et **Radouane** pour leur appui et leur encouragement,

A mes chers nièces et neveux : **Meriem**,**Manar** et **Anes**, et leur mère **Sohila**,

A mes chères amies :**Selma.D**,**Ikram.M**,**Nesrine.N**,**Chorouk.Kh** et **Hadjer.Z** pour leur encouragements permanents, et leur soutien moral,

A ma binôme **Hanane Touati** qui a été compréhensive et coopérante ,

A toute personne qui m'est très chère, à toute ma famille et amis pour leur soutien tout au long de mon parcours.

Hamida

Résumé

Dans ce mémoire, nous intéressons au développement de technique automatique d'identification et classification des signaux physiologique EMG de mouvement des doigts de la main. La technique proposées dans ce contexte est une méthodologie supervisée basée sur la technique de l'apprentissage profond (Deep Learning).

Mots clés— machine learning,apprentissage profond, Signaux EMG.

Table des matières

Remerciements i

Dédicace ii

Dédicace iii

Résumé iv

Table des matières v

Liste des figures viii

Liste des tableaux x

Liste des acronymes xi

Introduction générale 1

1 Les signaux électromyogrammes 3

1.1 Introduction : 4

1.2 Anatomie du muscle squelettique strié : 4

1.2.1 Structure d'un muscle squelettique strié : 5

1.2.2 Caractéristiques des muscles : 6

1.2.3 Types de fibres musculaires : 7

1.2.4 La contraction musculaire : 7

1.3 Aspect électrique de la contraction musculaire : 8

1.4 L'électromyographie : 10

1.4.1 Définition de l'électromyographie : 10

1.4.2 Types d'électromyographie : 10
1.4.2.1 Électromyographie invasive : 10
1.4.2.2 Électromyographie non invasive : 10
1.4.3 Domaines d'utilisation de l'électromyographie : 11
1.4.4 Les intérêts typiques de l'électromyographie : 12
1.5 Classification des signaux : 12
1.5.1 Classification phénoménologique : 12
1.5.2 Classification énergétique : 13
1.5.3 Classification morphologique : 13
1.6 Signaux physiologiques et électro-physiologiques : 13
1.7 Traitement du signal électromyogramme : 13
1.7.1 Électromyogramme rectifié : 14
1.7.2 Électromyogramme lissée : 14
1.7.3 Électromyogramme normalisé en amplitude : 14
1.7.4 Électromyogramme moyen (ou intégré) dans le temps : 14
1.7.5 Moyenne quadratique de l'Électromyogramme sur un intervalle de temps (Root Mean Square) : 15
1.8 Les bruits agissant sur le signal électrique électromyogramme : 15
1.8.1 Le bruit inhérent à l'équipement électronique : 15
1.8.2 Le bruit ambiant : 15
1.8.3 Artefact de mouvement : 15
1.9 Conclusion : 16

2 Deep learning **17**
2.1 Introduction : 18
2.2 L'intelligence artificielle : 18
2.3 Machine Learning : 19
2.3.1 Qu'est-ce que machine learning : 19
2.3.2 Les Types du machine learning : 20
2.3.2.1 Apprentissage supervisé (Supervised learning) : 20
2.3.2.2 Apprentissage non-supervisé (Unsupervised learning) : . . . 21
2.3.2.3 Apprentissage semi-supervisé (Semi-supervised learning) : 22
2.3.2.4 Apprentissage par renforcement (Reinforcement learning) : 22

2.3.3 Les algorithmes du machine learning : 23
2.3.3.1 Machines à vecteurs de support : 23
2.3.3.2 Arbres de décision : 24
2.3.3.3 Régression linéaire : 25
2.3.3.4 Régression logistique : 26
2.3.4 Domaines d'applications du machine learning : 27
2.3.5 Avantages et inconvénients du machine learning : 27
2.3.5.1 Avantages du machine learning : 27
2.3.5.2 Inconvénients du machine learning : 28
2.4 Deep Learning : 28
2.4.1 Qu'est-ce que deep learning : 28
2.4.2 Pourquoi le deep learning? : 29
2.4.3 Les applications du Deep Learning : 30
2.4.4 Différentes types de modèles de Deep Learning : 31
2.4.4.1 Réseaux de neurones convolutifs (Convolutional Neural Network) : 31
2.4.4.2 Les réseaux de neurones récurrents (Recurrent Neural Networks) : 32
2.5 Généralité sur les réseaux de neurones : 33
2.5.1 Neurone formel : 33
2.5.2 Réseaux de neurones : 34
2.5.3 Les types de réseaux de neurones : 35
2.5.3.1 Les réseaux non récurrents : 35
2.5.3.2 Les réseaux récurrents : 35
2.5.4 Domaines d'application des réseaux de neurones : 38
2.5.5 Avantages et inconvénients des réseaux de neurones : 39
2.5.5.1 Les avantages des réseaux de neurones : 39
2.5.5.2 Les inconvénients des réseaux de neurones : 39
2.6 Auto-encodeur : 39
2.6.1 Auto-encodeur à une couche cachée : 40
2.6.2 Auto-encodeur profond : 41
2.7 conclusion : 42

3 Implémentation, Résultats et Discussion **43**

3.1 Introduction : 44

3.2 Présentation des outils utilisés : 44

3.2.1 Logiciel utilisé dans l'implémentation : 44

3.2.2 Outil utilisé : 45

3.3 Méthodologie proposée : 45

3.4 Critères de validation de la méthodologie proposée : 47

3.4.1 Accuracy, Sensibilité, Spécificité et Précision : 47

3.4.2 Kappa : 48

3.5 Résultats, analyses et discussions : 48

3.5.1 Première expérience : 48

3.5.1.1 Influence de la largeur de la base de données sur les résultats de Deep Learning : 49

3.5.1.2 Influence du nombre d'époque ('MaxEpochs',...)sur les résultats de Deep Learning : 52

3.5.1.3 Influence du hiddenSize (hiddenSize1 =...,)sur les résultats de Deep Learning : 53

3.5.2 Deuxième expérience : 55

3.5.3 Troisième expérience : 56

3.5.4 Expérience final : 57

3.5.4.1 Résultats obtenus lors de l'utilisation des propriété du signal EMG : 57

3.5.4.2 Résultats obtenus lors de l'utilisation d'un signal brut : . . . 58

3.6 Conclusion : 59

Conclusion Générale et perspectives **60**

Productions scientifiques **61**

Liste des figures

1.1 Différents types de muscles 5
1.2 Anatomie d'un muscle squelettique strié 6
1.3 Filament d'actine et de myosine lors d'une contraction et d'une relaxation . 8
1.4 L'aspect électrique de la contraction musculaire. (a) : État normal,(b) : Dépolarisation,(c) : Repolarisation 9
1.5 Potentiel d'action 9

2.1 La relation entre l'IA, ML et le Deep Learning 18
2.2 Schéma général du machine learning 19
2.3 Apprentissage supervisé (Supervised learning) 20
2.4 Classification et régression , (a)classification,(b)régression 21
2.5 Apprentissage semi-supervisé (semi-supervised learning) 22
2.6 Apprentissage par renforcement (Reinforcement learning) 23
2.7 Support vector machines 24
2.8 Arbres de décision algorithme 25
2.9 Représentation visuelle de la régression linéaire 26
2.10 Représentation visuelle de la Régression logistique 27
2.11 La différence de performance entre le Deep learning et la plupart des algorithmes de ML en fonction de la quantité des données 30
2.12 Le procédé du ML classique comparé à celui du Deep Learning 30
2.13 Structure d'un réseaux neurones récurrents 33
2.14 Structure d'un neurone formel 34
2.15 Structure d'un réseau de neurones à 2 couches cachées 35

2.16 réseau non récurrent VS réseaux récurrent , (a)Réseau non récurrent ,(b)Les réseaux récurrents 36
2.17 Schéma du perceptron simple 36
2.18 Schéma d'un perceptron multicouche 37
2.19 Réseau de neurones de Hopfield à 3 nœuds 38
2.20 Auto-encodeur 40
2.21 Auto-encodeur à une couche cachée 41
2.22 Auto-encodeur à plusieurs couches cachées 42

3.1 Environnement MatLab 44
3.2 Organigramme de la méthodologie proposé 45
3.3 La méthodologie proposé 46
3.4 Softmax Layer 46
3.5 Architecture générale du auto-encodeur 47
3.6 Le signal brut et filtré avec ses spectres. (a) : Signal brut,(b) : Spectre du Signal brut,(c) : Signal filtré,(d) : Spectre du Signal filtré 56

Liste des tableaux

2.1 Les étapes majeures du Deep Learning 29

3.1 Résultat d'apprentissage pour base de données de 24000 signaux 50
3.2 Résultat d'apprentissage pour base de données de 12000 signaux 50
3.3 Résultat d'apprentissage pour base de données de 3000 signaux 51
3.4 Résultat d'apprentissage pour base de données de 1200 signaux 51
3.5 Résultat d'apprentissage pour 50 époques 52
3.6 Résultat d'apprentissage pour 50 époques 53
3.7 Résultat d'apprentissage pour hiddenSize = 10 54
3.8 Résultat d'apprentissage pour hiddenSize = 20 54
3.9 Résultat d'apprentissage pour hiddenSize = 200 55
3.10 Résultat d'apprentissage lors de l'utilisation du signal brut 55
3.11 Résultat d'apprentissage lors de l'utilisation du signal filtré 57
3.12 Résultat d'apprentissage lors de l'utilisation des propriété du signal 58
3.13 Résultat d'apprentissage lors de l'utilisation d'un signal brut 58

Liste des Acronymes et Glossaire

EMG : Électromyogramme

ATP : Adénosine Tri-phosphate

IA : Intelligence Artificielle

ML : Machine Learning

SVM : Support Vector Machines

DL : Deep Learning

CNN : Convolutional Neural Network

RNN : Recurrent Neural Networks

RN : Réseaux de Neurones

ANN : Artificial Neural Network

PMC : Perceptron Multicouche

AE : Auto-Encodeur

DAE : Deep Auto-Encoders

Introduction générale

Dans la vie humaine, la plupart des activités sont effectuées par des éléments importants qui sont les muscles. Les mouvements et la locomotion sont initiés par l'excitation électrophysiologique d'un groupe d'unités motrices (UMs) tout en contractant volontairement ou involontairement un muscle. Le signal électrophysiologique généré lors de l'excitation/contraction peut être détecté et utilisé pour étudier la fonction musculaire. Ce dernier procédé est connu sous le nom d'électromyographie (EMG). Donc, d'une manière simple, l'électromyographie est l'étude de la fonction musculaire grâce à l'analyse des signaux électriques générés durant les contractions musculaires [1].

La mesure de signaux électromyogramme (EMG) est effectuée au moyen de capteurs soit de manière invasive ou non invasive. Dans la détection invasive effectuée avec des aiguilles, ces dernières doivent être insérées à l'intérieur du muscle pour obtenir des signaux, tandis que dans la détection non-invasive, des électrodes sont placées sur la surface du muscle.

L'objectif de ce travail est de réaliser un algorithme de classification a base d'apprentissage profond (Deep Learning) pour l'identification et la classification des signaux physiologique EMG de mouvement des doigts de la main.

Le Deep Learning est un nouveau domaine de recherche en Machine Learning, qui a été introduit dans le but de rapprocher le Machine Learning de l'un de ses objectifs originaux : l'intelligence artificielle. Le Deep Learning est un élément important de la science des données, qui comprend les statistiques et la modélisation prédictive. Il est extrêmement utile pour les scientifiques chargés de collecter, d'analyser et d'interpréter de grandes quantités de données ; Le Deep Learning rend ce processus plus rapide et plus facile.

Nous avons structuré notre mémoire en trois chapitres :

— Le premier chapitre présente les informations physiologiques et anatomiques de muscles humains, ce qui est très important pour comprendre la source du signal EMG.

— Le deuxième chapitre présente un tour d'horizon technique sur l'intelligence artificielle IA, machine learning ML et le deep learning DL.

— Le chapitre trois, nous allons présenter la méthodologie proposé pour la classification des signaux physiologique EMG. Et on va discuter les différents résultats obtenus.

Enfin, on termine notre travail par une conclusion générale.

Chapitre 1

Les signaux électromyogrammes

1.1 Introduction :

Traverser la rue, attraper son stylo, ou boire un verre d'eau, etc, nos gestes quotidiens sont d'une étonnante complexité et nécessitent une parfaite coordination entre les différents récepteurs sensoriels, articulations, muscles, etc.

La réalisation d'une prothèse humaine bionique contrôlé et commandé par des signaux physiologiques naturelles représente un sujet de défi important dans le domaine de la génie biomédicale, a titre d'exemple la complexité cinématique d'un bras humain pour éviter les contre-flexions, collisions et rotations articulaires d'amplitude excessive. Tous ces gestes et mouvements sont basées sur l'activité électrique liée au fonctionnement musculaire, cette activité électrique (Signal électromyographie **EMG**) peut être enregistrée de manière invasive en insérant des aiguilles sous la peau auprès du muscle d'intérêt. Néanmoins, la plupart des expériences en psychophysiologie utilisent des électrodes positionnées à la surface de la peau, car elles sont moins invasives mais également plus aptes à capter l'activité d'un muscle en entier.

Ce chapitre est focalisée sur les signaux EMG, ainsi que les conditions qu'on doit suivre pour obtenir un signal de haute qualité afin de l'exploiter par la suite de nos travaux.

1.2 Anatomie du muscle squelettique strié :

Dans le corps humain, environ de 40 à 50 muscles squelettiques striés garantissent la production de forces et de mouvements, tel que le phénomène de contraction et dilatation de ces muscles placés sous le contrôle du système nerveux somatique, permet non seulement à l'homme de se déplacer dans son environnement, mais aussi de participer à un rôle important dans la régulation thermique du corps humain [2].

Chez l'homme, il existe trois types de muscles (figure 1.1) :

— **Le muscle lisse :** généralement placé sous le contrôle du système nerveux autonome, assure le fonctionnement de la vie végétative.

— **Le muscle cardiaque :** lui aussi placé sous le contrôle du système nerveux autonome, assure la contraction du myocarde.

— **Le muscle squelettique :** placé sous le contrôle du système nerveux central permet, au corps humain d'interagir avec son environnement.

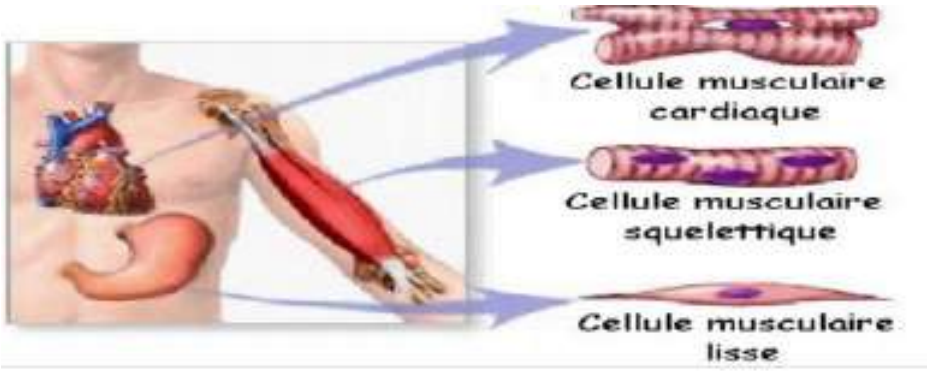


FIGURE 1.1. Différents types de muscles

1.2.1 Structure d'un muscle squelettique strié :

Un muscle squelettique strié est constitué de milliers de cellules musculaires cylindriques nommées fibres musculaires. Chaque fibre musculaire squelettique est un cylindre ayant un diamètre de 10 à 100 microns et une longueur qui peut atteindre 30 cm.Chaque fibre est enveloppée et séparée des autres par une mince couche de tissu conjonctif « l'endomysium ». Une autre couche de tissu conjonctif « le périmysium », enveloppe jusqu'à 150 fibres pour former un faisceau. Un fascia de tissu conjonctif fibreux « l'épimysium », qui est une gaine protectrice, enveloppe l'ensemble du muscle et se referme aux extrémités et s'unit aux autres enveloppes du tissu intramusculaire pour former le tissu conjonctif dense et fort des tendons. Les tendons réunissent chaque extrémité du muscle à la membrane externe des os « le périoste ». Le « sarcolemme » qui est une fine membrane élastique située sous l'endomysium, entoure chaque fibre musculaire et délimite le contenu cellulaire de la fibre [2] .

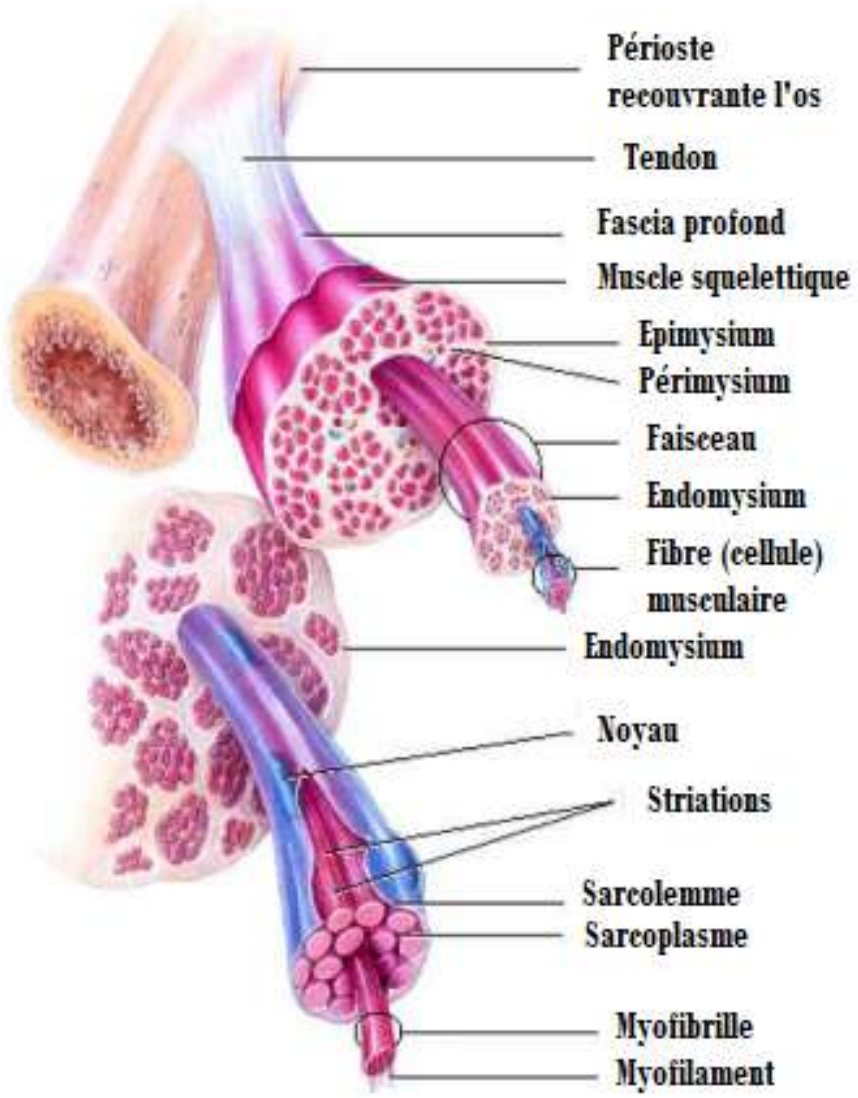


FIGURE 1.2. Anatomie d'un muscle squelettique strié

1.2.2 Caractéristiques des muscles :

Les muscles ont plusieurs caractéristiques, qui sont :

— **Excitabilité :** c'est la faculté de percevoir un stimulus et d'y répondre.

— **Contractilité :** c'est la capacité de se contracter avec force en présence de la stimulation appropriée. Cette propriété est spécifique du tissu musculaire.

— **Élasticité :** l'élasticité est une propriété physique du muscle. C'est la capacité des fibres musculaires de s'étirer et de répondre leur longueur de repos après l'étirement. L'élasticité joue un rôle d'amortisseur lors de variations brutales de la contraction.

— **Extensibilité :** c'est la faculté d'étirement. Lorsque les fibres musculaires se contractent, elles raccourcissent. Lorsqu'elles sont relâchées, on peut les étirer au-delà de la longueur de repos.

— **Plasticité :** le muscle a la propriété de modifier sa structure selon le travail qu'il effectue. Selon le type d'entraînement (ou d'utilisation), le muscle s'adapte au type d'effort. Ainsi, on peut rendre un muscle plus résistant ou plus endurant.

1.2.3 Types de fibres musculaires :

Il existe plusieurs types de fibres musculaires que l'on classe en fonction de deux caractéristiques principales : leur vitesse maximale de contraction ; c'est-à dire la vitesse pour laquelle les têtes de myosine se détachent de l'actine, et leur métabolisme préférentiel utilisé pour resynthétiser les molécules d'ATP (Adénosine Tri-phosphate) qui servent à stocker et transporter l'énergie [3].

En effet, le premier type de fibres est de **type I**, pauvre en ATP (fibres I lentes). Le second est de **type II**, riches en ATP (fibre II rapides) qui sont elles-mêmes subdivisées en deux grands sous groupes : les fibres de type **IIa** qui résistent à la fatiguent et les fibres de type **IIb** qui se fatigue rapidement [4]. De manière générale :

— **Les fibres type I** sont très lentes, très faibles au niveau de force (faible nombre de myofibrilles), mais aussi plus endurantes.

— **les fibres type IIb** sont extrêmement rapides et fortes (gros diamètre et réticulum sarcoplasmique très développé, grand nombre de myofibrilles) et très fatigables.

— **les fibres type IIa** sont des fibres intermédiaires entre les types I et les types IIb, donc moyennement fatigables, moyennement fortes et moyennement endurantes.

1.2.4 La contraction musculaire :

La contraction musculaire résulte de la contraction coordonnée de chacune des cellules du muscle. Suite à l'excitation ou à la stimulation de la fibre musculaire par l'arrivée d'un message nerveux, un cycle de modifications successives va se produire pour aboutir à la production de force par le muscle. Cette force prend naissance dans les protéines contractiles (actine et myosine) [1].

Il existe quatre phases au cours de la contraction d'une cellule musculaire :

— L'excitation ou la stimulation qui correspond à l'arrivée du message nerveux sur la fibre musculaire.

— Le couplage excitation-contraction qui regroupe l'ensemble des processus permettant de transformer le signal nerveux reçu par la cellule en un signal intracellulaire vers les fibres contractiles.

— La contraction proprement dite : le glissement des filaments d'actine entre les filaments de myosine (figure 1.3).

— La relaxation qui est le retour de la cellule musculaire à l'état de repos physiologique.

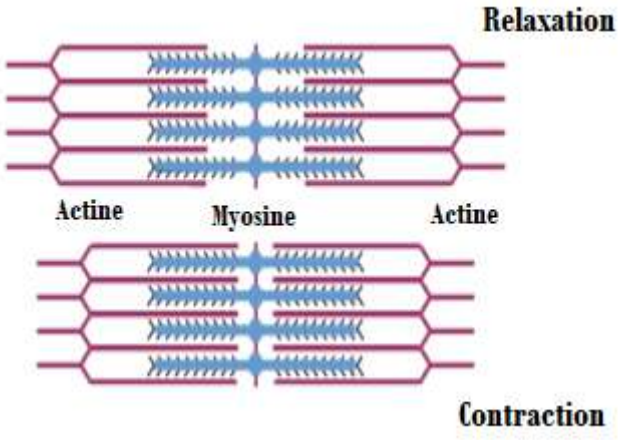


FIGURE 1.3. Filament d'actine et de myosine lors d'une contraction et d'une relaxation

1.3 Aspect électrique de la contraction musculaire :

L'excitabilité des fibres musculaires grâce à un contrôle neuronal représente un facteur important dans la physiologie du muscle. Ce phénomène peut être expliqué par un modèle d'une membrane semi-perméable qui décrit les propriétés électriques du sarcomère. L'équilibre ionique (K+ , Na+, Cl-) entre les milieux intérieur et extérieur d'une cellule musculaire, forme un potentiel de repos à la membrane de la fibre musculaire (environ -80 à -90 mV lorsqu'il n'est pas contracté). Cette différence de potentiel qui est maintenue par des processus physiologiques (pompe à ions) résulte de la charge intracellulaire négative par rapport à la surface externe [5].

Lors de la contraction, les caractéristiques de diffusion de la membrane de chaque fibre excité sont brièvement modifiées par un écoulement des ions Na+ vers l'intérieur de

la cellule musculaire, si un certain seuil est dépassé cela provoque une dépolarisation de la membrane (de -80 mV à 30 mV maximum). Donc, il s'agit d'une impulsion électrique qui sera restaurée immédiatement par une diffusion inverse (repolarisation) des ions Na+ vers l'extérieur de la cellule et la phase de repolarisation et suivie d'une période d'hyperpolarisation, voir la figure 1.4.

Le potentiel d'action est constitué d'une succession de dépolarisation-repolarisation que l'on pourrait assimiler à une vague au niveau des plaques motrices, qui s'étend le long de la fibre musculaire dans les deux sens, ainsi qu'à l'intérieur [6], voir la figure 1.5.

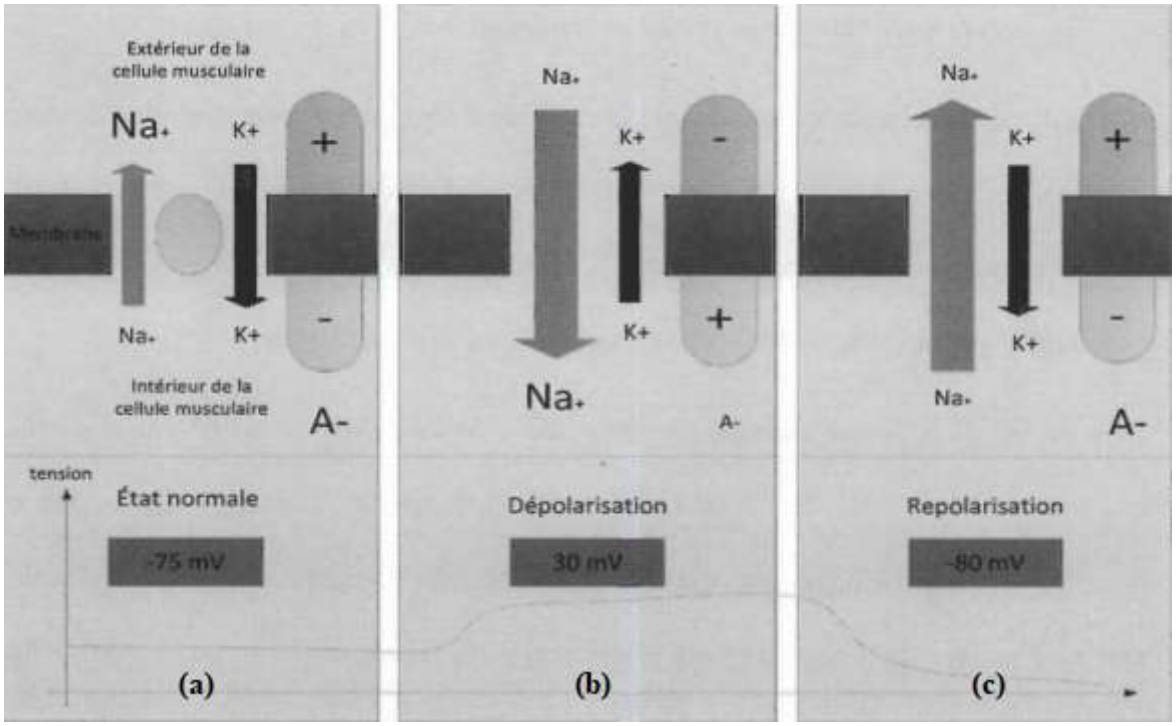


FIGURE 1.4. L'aspect électrique de la contraction musculaire. (a) : État normal,(b) : Dépolarisation,(c) : Repolarisation

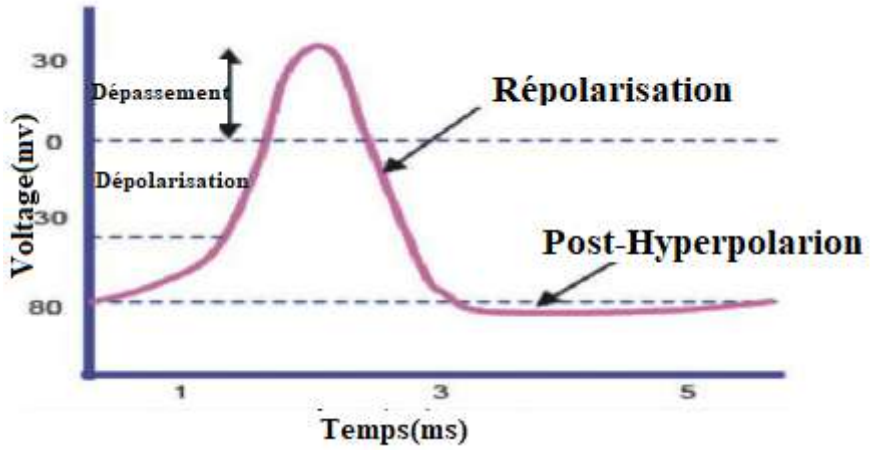


FIGURE 1.5. Potentiel d'action

1.4 L'électromyographie :

1.4.1 Définition de l'électromyographie :

L'électromyographie est une technique expérimentale qui concerne le développement, l'enregistrement et l'analyse des signaux électriques générés par les muscles (signaux myoélectriques). Ces signaux sont produits par les variations de l'état physiologique de la membrane des fibres musculaires [6].*Basmajian* et *De Luca* ont définit l'électromyographie comme étant « l'étude de la fonction du muscle par la quête et l'analyse des signaux électriques émanant de ces muscles [7]».

Le signal appelé électromyogramme ou (EMG) représente l'enregistrement d'une série d'événements bioélectriques (potentiels de membrane musculaire) associés à la contraction musculaire. Il peut être mesuré en appliquant des éléments conducteurs nommés « électrodes » sur la surface de la peau (EMG de surface), ou d'une manière invasive à l'aide des aiguilles à l'intérieur du muscle (EMG implantée). L'EMG de surface est la méthode de mesure la plus souvent utilisée. Elle est non invasive et peut être conduite par un personnel autre que les médecins sans risque de nuisance au sujet ou au patient [6] .

1.4.2 Types d'électromyographie :

1.4.2.1 Électromyographie invasive :

C'est une procédure qui implique l'insertion d'une électrode EMG comme une aiguille dans la masse musculaire. Pour explorer les muscles quand ils se contractent et se détendre le signal EMG acquis à partir de l'opération invasive donne des résultats plus précis que celui du EMG de surface, parce qu'il est moins contaminé par l'artefact EMG émis par d'autres muscles. mais il constitue un mauvais choix pour les études liées à la lombalgie et à l'analyse des mouvements [4].

1.4.2.2 Électromyographie non invasive :

Bien que la technique de détection non invasive fournie des signaux à bande passante, inférieure à 400 Hz [8], qui est une bande passante étroite comparée à la largeur de la bande passante en cas de l'EMG intramusculaire qui est supérieure à 1 kHz. l'EMG de surface (sEMG) est actuellement utilisé dans de nombreuses applications. Au cours des dernières années, le sEMG est devenu de plus en plus important. Cette importance

vient de nombreux avantages par rapport à l'EMG de l'aiguille. En fait, il ne provoque pas de douleur ou d'inconfort et il n'y a aucun risque d'infection qui est susceptible lors de l'insertion d'une aiguille. De plus ; il peut être effectué par un personnel autre que les médecins, avec un risque minime pour le sujet [1].

La mesure de l'EMG de surface dépend d'un certain nombre de facteurs. L'amplitude, le temps et les propriétés fréquentielles du signal EMG de surface dépendent de plusieurs facteurs [9], tels que :

— La durée et l'intensité de la contraction musculaire.

— La position de l'électrode par rapport à la zone musculaire active.

— Les propriétés du tissu sus-jacent (par exemple, de l'épaisseur de la peau et du tissu adipeux).

— Les propriétés des électrodes et des amplificateurs.

— La qualité du contact entre l'électrode et la peau.

1.4.3 Domaines d'utilisation de l'électromyographie :

L'électromyographie est utilisée dans les études de bases dans le domaine physiologique et biomécanique. Elle est fréquemment employée en kinésithérapie puisqu'elle est considérée comme un outil d'évaluation en recherches appliquées, en physiothérapie et réhabilitation, en entraînement sportif et dans les interactions du corps humain aux produits industriels et aux conditions de travail.

On peut citer ci-après quelques domaines d'applications [6] :

— Recherches médicales (orthopédie, chirurgie, neurologie fonctionnelle, analyse de la posture et de la démarche).

— Réhabilitation (postchirurgie et accidents réhabilitation neurologiques, thérapie physique, thérapies d'entraînements actifs).

— Ergonomie (analyse de la demande, prévention des risques, design ergonomique, certification des produits).

— Sciences sportives (biomécanique, analyse du mouvement, régimes d'entraînements des athlètes de haut niveau, réhabilitation sportive).

1.4.4 Les intérêts typiques de l'électromyographie :

Les bienfaits de l'EMG ont été exploités dans plusieurs domaines relatifs à la médecine et à l'ingénierie.

Les intérêts typiques de la technique EMG sont :

— Elle permet de voir directement dans le muscle.

— Elle permet de mesurer la performance musculaire.

— Elle aide dans la prise de décision avant et après les opérations chirurgicales.

— Elle aide à l'élaboration des documents de traitement et les régimes d'entraînements.

— Elle aide les patients à découvrir et entraîner leurs muscles.

— Elle permet d'analyser les méthodes d'amélioration des activités sportives.

— Elle permet de détecter la réponse des muscles la plus adéquate pour des études ergonomiques.

1.5 Classification des signaux :

Les techniques utilisées pour traiter des signaux ou analyser la réponse d'un système à un signal dépendent énormément des attributs et des caractéristiques de ces signaux. Ainsi, tout traitement du signal doit nécessairement commencer par une classification de ces signaux .

1.5.1 Classification phénoménologique :

On considère la nature de l'évolution du signal en fonction du temps. Il apparaît deux types de signaux [10] :

— **Les signaux déterministes (ou certains) :** Leur évolution en fonction du temps peut être parfaitement modélisée par une fonction mathématique. On retrouve dans cette classe les signaux périodiques, les signaux transitoires, les signaux pseudo-aléatoires, etc.

— **Les signaux aléatoires (ou probabilistes) :** Leur comportement temporel est imprévisible. Il faut faire appel à leurs propriétés statistiques pour les décrire. Si leurs propriétés statistiques sont invariantes dans le temps, on dit qu'ils sont stationnaires.

1.5.2 Classification énergétique :

On considère l'énergie des signaux. On distingue [10] :

— **Les signaux à énergie finie :** il possède une puissance moyenne nulle et une énergie finie.

— **Les signaux à puissance moyenne finie :** il possède une énergie infinie et sont donc physiquement irréalisable.

1.5.3 Classification morphologique :

On distingue les signaux à variable continue des signaux à variable discrète ainsi que ceux dont l'amplitude est discrète ou continue.

On obtient donc 4 classes de signaux :

— **Les signaux analogiques :** dont l'amplitude et le temps sont continus.

— **Les signaux quantifiés :** dont l'amplitude est discrète et le temps continu.

— **Les signaux échantillonnés :** dont l'amplitude est continue et le temps discret.

— **Les signaux numériques :** dont l'amplitude et le temps sont discrets.

1.6 Signaux physiologiques et électro-physiologiques :

Un signal physiologique est un signal qui correspond à une grandeur ou paramètre qui traduit une activité biologique non électrique comme la pression artérielle, le phonocardiographe, la vélocité, etc).

Un signal électro-physiologique est un signal qui correspond à une grandeur ou paramètre traduisant une activité biologique électrique, tel que l'électrocardiogramme, l'électromyogramme, électroencéphalogramme, etc).

1.7 Traitement du signal électromyogramme :

L'électromyogramme (EMG) est un signal physiologique de nature électrique qui peut être recueilli sur le corps humain (muscles) au moyen d'électrodes appropriées : capteurs de surface (simplement posés sur le muscle observé) ou de profondeur (aiguilles disposant de deux capteurs ou plus à son extrémité). Ce fameux signal présente une variabilité aléatoire en fonction de plusieurs paramètres :l'âge, le sexe, la taille du muscle et l'état

physiopathologie du sujet. Le traitement numérique dont bénéficie ce signal, permet de mettre à la disposition du médecin des informations qui aident ce dernier à établir un diagnostic rapide. Parmi les techniques de traitement des signaux électromyogrammes (EMGs) les plus anciennes et qui ont été largement utilisées pour faciliter son analyse et extraire les paramètres pertinentes, dans le domaine temporel on trouve :

1.7.1 Électromyogramme rectifié :

Les valeurs du signal EMG sont positives ou négatives, il est difficile de juger si le potentiel d'action approche ou s'éloigne de l'électrode. Pour quantification de toutes les phases positives et négatives, le signal EMG est rectifié en prenant sa valeur absolue [4].

1.7.2 Électromyogramme lissée :

Pour diminuer la variance et le bruit haute fréquence du signal EMG rectifié (bruit de digitalisation, d'échantillonnage, intrinsèque), ce signal est lissé par un filtre passe bas ou une moyenne glissante. Cet outil peut permettre d'obtenir par exemple une meilleure détection du début et de la fin d'une bouffée [4].

1.7.3 Électromyogramme normalisé en amplitude :

L'amplitude du signal EMG varie en fonction du placement de l'électrode et de la conductivité de la peau, variable d'un sujet à l'autre. Pour pouvoir comparer l'activité de l'EMG de différents sujets dans différentes conditions de recueil, on normalise généralement l'EMG, par exemple en le divisant par l'amplitude maximale obtenue lors de contraction maximale volontaire. On obtient ainsi un EMG normalisé en amplitude [4].

1.7.4 Électromyogramme moyen (ou intégré) dans le temps :

Pour quantifier le niveau moyen d'excitation sur un intervalle de temps fixé, on utilise souvent la moyenne (ou l'intégration) du signal EMG rectifié. Ces deux paramètres peuvent diminuer la variabilité due à l'excitation instantanée des fibres musculaires [4].

1.7.5 Moyenne quadratique de l'Électromyogramme sur un intervalle de temps (Root Mean Square) :

La plupart du temps, le signal EMG est quantifié dans le domaine temporel au moyen de sa moyenne quadratique (Root Mean Square), qui représente l'amplitude du signal EMG sur un intervalle de temps donné :

$$\mathrm{RMS} = \sqrt{1/\mathrm{T}\int_{(t-\mathrm{T})/2}^{(t+\mathrm{T})/2} x(t)\,dt} \tag{1.1}$$

x(t) : le signal EMG à analyser.

T : l'intervalle de temps.

1.8 Les bruits agissant sur le signal électrique électromyogramme :

Sur tout enregistrement électromyographie, il peut apparaître des événements indésirables pouvant brouiller le tracé. Il est important de comprendre les caractéristiques du bruit électrique qui peuvent être classés dans les catégories suivantes :

1.8.1 Le bruit inhérent à l'équipement électronique :

Tout matériel électronique peut produire du bruit. Ce bruit peut être éliminé par utilisation des composants électroniques de haute qualité.

1.8.2 Le bruit ambiant :

Le rayonnement électromagnétique est la source de ce type de bruit. Les surfaces de nos corps sont constamment inondées de rayonnement électromagnétique. Le bruit ambiant peut avoir une amplitude qui est à trois ordres de grandeur plus grande que le signal EMG.

1.8.3 Artefact de mouvement :

Artefact de mouvement provoque des irrégularités dans les données. Il existe deux sources principales de l'artefact de mouvement : interface électrode et câble d'électrode. Artefact de mouvement peut être réduite par une bonne conception des circuits d'électronique de filtrage.

1.9 Conclusion :

Les signaux physiologiques naturelles **EMG** sont des signaux électriques capturés, enregistrés et ensuite utilisés dans de nombreuses applications médicales. De plus, ils peuvent fournir des informations plus détaillées sur l'état de fonctionnement des muscles humains. L'exploitation et l'utilisation de ces signaux restent un axe de recherche très important, afin de produire des systèmes et des applications de nature médicale, ou fonctionnelle en utilisant des méthodes et techniques avancées de traitement du signal, tels que le deep learning qui sera l'objectif du prochain chapitre.

Chapitre 2

Deep learning

2.1 Introduction :

Depuis 2006, l'apprentissage automatique à été incorporée dans des centaines applications et des travaux de recherches de façon directe, cette intégration technologique a révolutionné plusieurs domaine d'application tels que la domotique, les ville intelligentes, La robotique, La médecine,...

La figure 2.1 montre la relation entre les trois concepts de l'apprentissage automatique de la machine, Intelligence Artificielle (IA), Machine Learning (ML) et Deep Learning (DL) [11] .

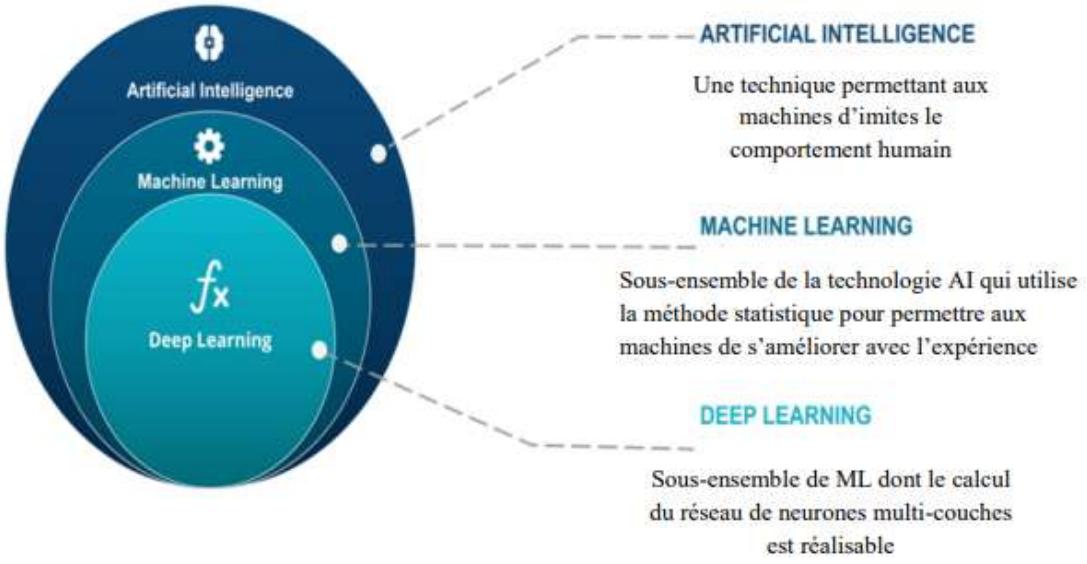


FIGURE 2.1. La relation entre l'IA, ML et le Deep Learning

Dans ce chapitre, on va présenté un tour d'horizon technique sur l'intelligence artificielle (**IA**), machine learning (**ML**) et le deep learning (**DL**).

2.2 L'intelligence artificielle :

Le terme de l'intelligence artificielle est créé par *John McCarthy*, souvent abrégé par le sigle **IA** et défini par l'un de ses créateurs comme « la construction de programmes informatiques qui s'adonnent à des tâches qui sont, pour l'instant, accomplies de façon plus satisfaisante par des êtres humains car elles demandent des processus mentaux de haut niveau tels que : l'apprentissage perceptuel, l'organisation de la mémoire et le raisonnement critique ». On y trouve donc le côté « artificiel » atteint par l'usage des ordinateurs

ou de processus électroniques élaborés et le côté « intelligence » associé à son but d'imiter le comportement. Cette imitation peut se faire dans le raisonnement, par exemple dans les jeux ou la pratique de mathématiques, dans la compréhension des langues naturelles, dans la perception : visuelle (interprétation des images et des scènes), auditive (compréhension du langage parlé) ou par d'autres capteurs, dans la commande d'un robot dans un milieu inconnu ou hostile [12].

2.3 Machine Learning :

2.3.1 Qu'est-ce que machine learning :

L'apprentissage automatique (machine learning en anglais) est une méthode utilisée en intelligence artificielle. Il s'agit des techniques qui analysent un ensemble de données afin de déduire des règles qui constituent de nouvelles connaissances permettant d'analyser de nouvelles situations. C'est une technique qui sort un "modèle" à partir des "données" pouvant être selon plusieurs formats (des images , des sons ,des vidéos, des valeurs numériques ou des signaux). Le concept de " l'apprentissage" apparait dans le fait que la technique analyse les donnés en entrée et trouve le modèle par soi-même au lieu d'avoir un humain pour le lui faire. On l'appelle apprentissage car la procédure ressemble à être entrainé avec les données (appelées données d'entrainement, jeu de données ou Training Data en anglais) pour résoudre le problème de trouver un modèle, qui à son tour sera utilisé pour traiter d'autres données jamais vu avant. La figure suivante schématise le processus du machine learning [13].



FIGURE 2.2. Schéma général du machine learning

Le modèle est donc le résultat attendu de l'apprentissage, par exemple si le problème était de faire un système de filtrage des e-mails spam le modèle résultat sera le filtre de spam, et donc l'ensemble de règles déduites en entrainement utilisées pour résoudre le

problème donné.

L'utilisation du machine learning résout les problèmes qui semblent difficile à être traduit en lois et équations, ou le raisonnement logique est peu fiable pour la modélisation; à savoir les problèmes où on invoque l'utilisation de l'intelligence, par exemple la reconnaissance des images et discours, traitement du langage naturel, etc.

On résume donc que le machine learning est créé pour résoudre les problèmes pour lesquels les modèles analytiques sont difficilement trouvés. Son idée principale est d'atteindre un modèle en utilisant les données d'entrainement quand les équations et les lois sont peu prometteuses.

2.3.2 Les Types du machine learning :

2.3.2.1 Apprentissage supervisé (Supervised learning) :

Cet apprentissage représente un ensemble des variable d'entrée(X : input), une variable de sortie (Y : output), et un algorithme (F : modèle) utilisé pour prédire le résultat Y en se basant sur des donnes X [14].

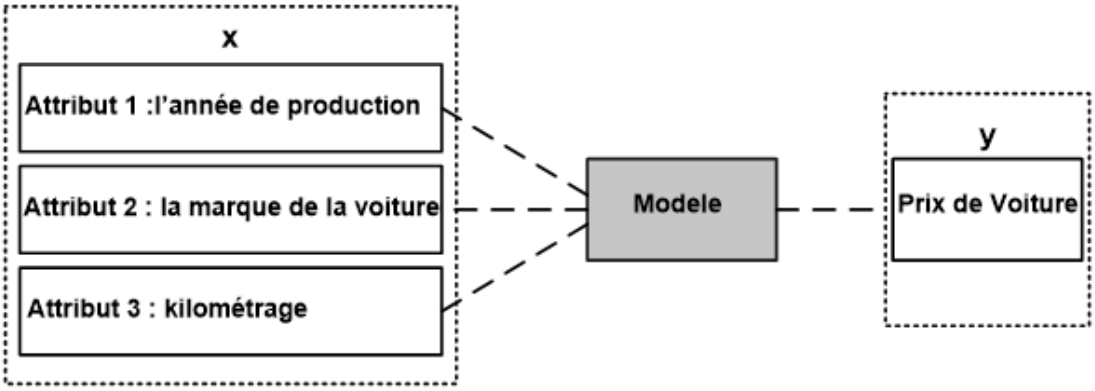


FIGURE 2.3. Apprentissage supervisé (Supervised learning)

D'une manière générale, une machine peut apprendre une relation f : x → y qui relie x à y en ayant analysé des millions d'exemples d'associations x → y. L'objectif de l'apprentissage supervisé est de développer un modèle (classifier) capable de classer de nouvelles instances (ne faisant pas partie de X) avec un minimum d'erreur [15].

Nous distinguons deux types d'application de l'apprentissage supervisé : la classification et la régression.

La classification : elle se base sur la recherche littérale des classes auxquelles appartiennent les données d'apprentissage qui se présentent sous la forme suivante : in-

put,classe.

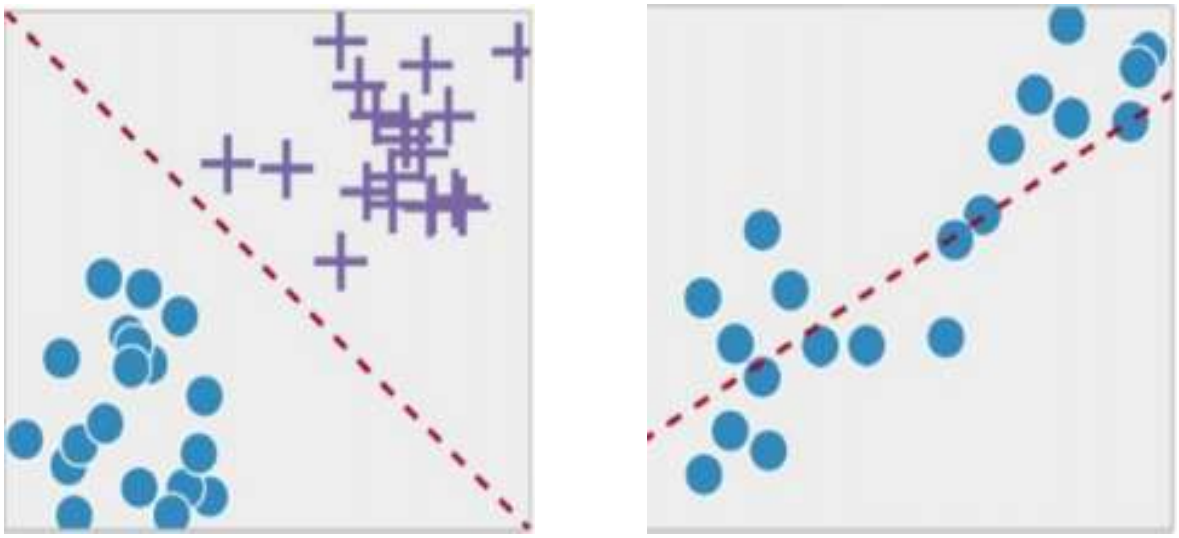
Parmi les applications basées sur la classification, nous citons :

— Service de filtrage des spams → classification des e-mails spams ou non spam (régulier) .

— Service de reconnaissance des nombres → classification des images de 0 à 9 .

— Service de reconnaissance faciale → classification des images faciales.

La régression : objectif principal de la régression linéaire est de prédire des valeurs à partir d'autres valeurs. Un exemple d'application est de prédire la taille des gens à partir de leurs données personnelles (compte bancaire, numéro de téléphone, adresse, etc). Ainsi, plus on a des données d'entrées, plus on a de chance d'obtenir un modèle plus proche de la réalité [16].



(a) (b)

FIGURE 2.4. Classification et régression , (a)classification,(b)régression

La différence entre la classification et la régression est que la classification détermine quel groupe les données d'entrées appartiennent. Ensuite, la sortie correcte de la classification est donnée en catégories. En revanche, la régression se base sur la prédiction et considérer les valeurs pour la sortie correcte dans les données d'apprentissage [16].

2.3.2.2 Apprentissage non-supervisé (Unsupervised learning) :

D'autre part,il y a l'apprentissage non supervisé dans lequel seules les données d'entrée X sont trouvées, où il prend en charge des algorithmes pour identifier les modèles

dans les données, dans une tentative d'identifier les similitudes qui divisent ces données en catégories. Contrairement à l'apprentissage supervisé, l'apprentissage non supervisé n'a pas de résultats réels, et il n'y a pas d'enseignant, où le rassemblement est une façon d'apprendre, comme la hiérarchie [17].

2.3.2.3 Apprentissage semi-supervisé (Semi-supervised learning) :

Comme son nom l'indique, c'est une combinaison d'apprentissage supervisé et non supervisé qui utilise ce type d'apprentissage lorsqu'un grand nombre de données d'entrée est disponible et que seules certaines données sont classifiées, y compris un petit nombre de données classifiées et un grand nombre de données quantité de formation sur les systèmes non étiquetés.

Cette technique est en partie formée par le modèle d'apprentissage automatisé par des données classifiées, puis ce modèle partiel est utilisé pour étiqueter les données non étiquetées appelées pseudo-étiquetage [17].

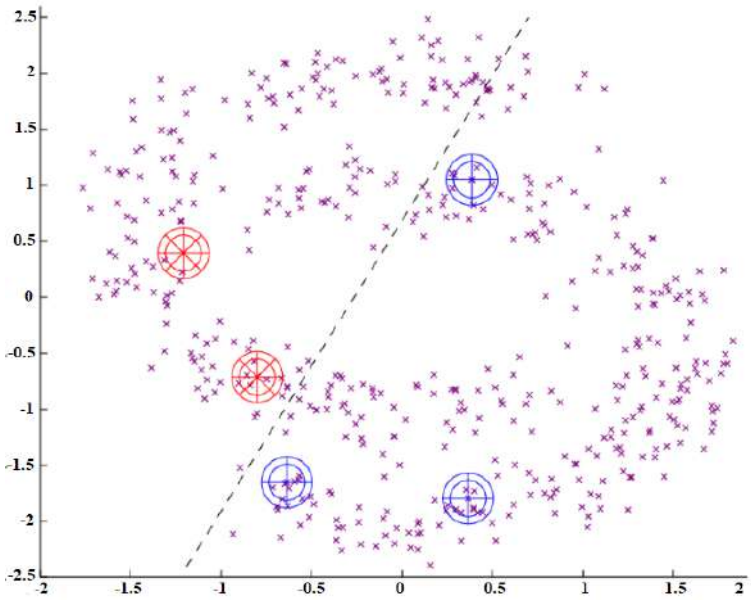


FIGURE 2.5. Apprentissage semi-supervisé (semi-supervised learning)

2.3.2.4 Apprentissage par renforcement (Reinforcement learning) :

C'est une méthode d'apprentissage pour le modèle du ML. Cette méthode consiste à mettre en place un système de "récompenses" et de "punitions" à travers lequel l'algorithme va apprendre de ses propres erreurs, par expériences successives pour prendre les bonnes décisions.

Pour simplifier les choses on peut dire que : La machine se retrouve directement confrontée à des choix. Si elle se trompe, elle est pénalisée. Au contraire, si elle prend la bonne décision, elle est récompensée. Afin d'obtenir toujours plus de récompenses, la machine va donc faire de son mieux pour optimiser sa prise de décisions [18].

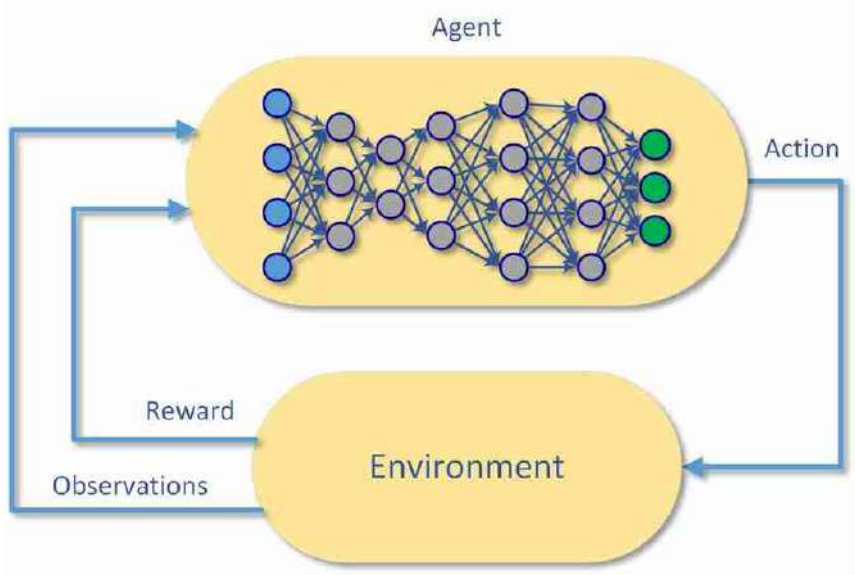


FIGURE 2.6. Apprentissage par renforcement (Reinforcement learning)

2.3.3 Les algorithmes du machine learning :

2.3.3.1 Machines à vecteurs de support :

Les machines à vecteurs de support ou séparateurs à vaste marge (en anglais SVM : Support Vector Machines) font partie des techniques d'apprentissage supervisé, destinées à résoudre des problèmes de classification. Si les données d'entrainement sont linéairement séparables, il existe généralement plusieurs hyperplans qui peuvent les séparer. Ce type de classifier tente de trouver une frontière de décision permettant de séparer linéairement les exemples de la première classe des exemples de la deuxième classe dans l'ensemble d'apprentissages.

L'objectif du SVM est de choisir hyperplan qui donnera le modèle de classification qui se généralisera le mieux à d'autres données que celles de L'ensemble d'entrainement. Afin d'arriver à cela, SVM utilise la notion de la marge. Une marge d'un hyperplan est la distance entre ce dernier et la donnée la plus proche [18].

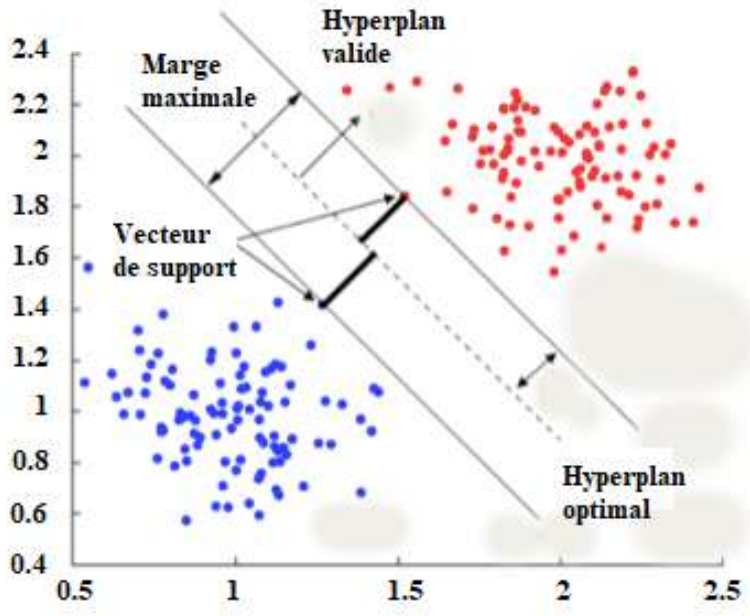


FIGURE 2.7. Support vector machines

2.3.3.2 Arbres de décision :

Les arbres de décision sont des modèles du ML supervisés, pouvant être utilisés pour la classification que pour la régression.

Un arbre de décision représente une fonction qui prend comme entrée un vecteur d'attributs et retourne une décision qui est une valeur unique. Les entrées et les sorties peuvent être discrètes ou continues.

Un arbre de décision prend ses décisions en exécutant une séquence de test, chaque nœud interne de l'arbre correspond à un test de la valeur d'un attribut et les branches qui sortent du nœud sont les valeurs possibles de l'attribut. La classe de la variable cible est alors déterminée par la feuille dans laquelle parvient l'observation à l'issue de la séquence de test [19].

Un arbre de décision est composé de :

— **Nœuds de décision :** contenant chacun un test sur un attribut.

— **Branches :** correspondant généralement à l'une des valeurs possibles de l'attribut sélectionné.

— **Feuilles :** comprenant les objets qui appartiennent à la même classe.

L'utilisation des arbres de décision dans les problèmes de classification se fait en deux étapes principales :

— La construction d'un arbre de décision à partir d'une base d'apprentissage.

— La classification ou l'inférence consistant à classer une nouvelle instance à partir de l'arbre de décision [20].

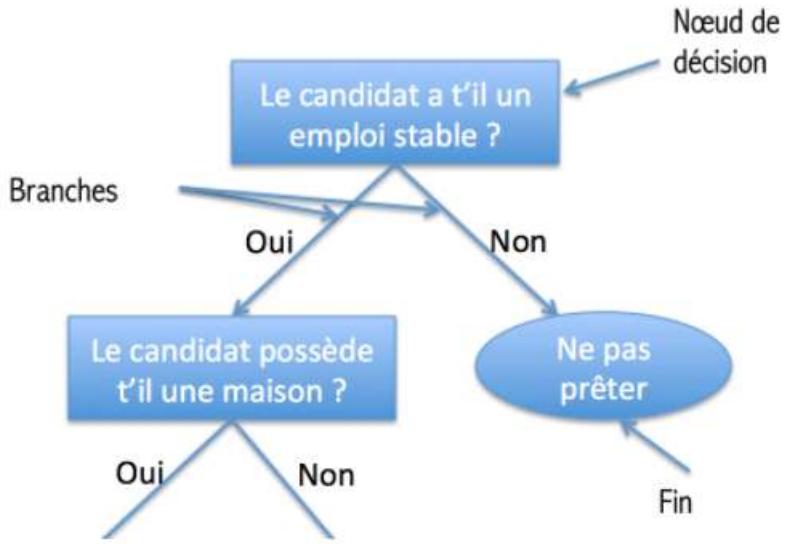


FIGURE 2.8. Arbres de décision algorithme

2.3.3.3 Régression linéaire :

Le but de la régression linéaire, dans le cadre de la famille des algorithmes de régression, est de trouver des relations et des dépendances entre les variables. Il représente une modélisation relation entre une variable dépendante de l'échelle continue y (également étiquette ou cible dans la terminologie de l'apprentissage automatique) et une ou plusieurs variables explicatives (vecteur D-dimensionnel) variable (également variables indépendantes, variable d'entrée, caractéristiques, données observées, observations, attributs, dimensions, points de données,etc) dénotés X à l'aide d'une fonction. Dans l'analyse de régression, le but est de prédire une variable cible continue, alors qu'un autre domaine appelé classification prévoit une étiquette à partir d'un ensemble fini [21].

Le modèle pour une régression multiple qui implique une combinaison linéaire de variables d'entrée prend la forme :

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + .. + e \tag{2.1}$$

La régression linéaire appartient également à la catégorie d'algorithmes d'apprentissage supervisé. Cela signifie que nous formons un modèle sur un ensemble de données étiquetées (donnés de formation) et puis l'utiliser pour prédire des étiquettes sur des données non étiquetées (donnés d'essai).

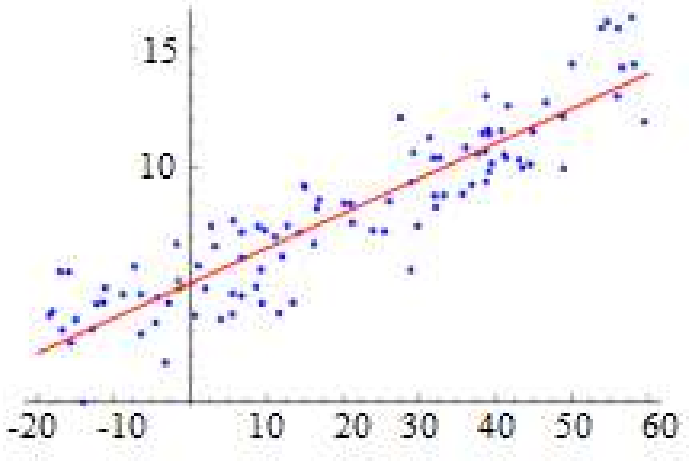


FIGURE 2.9. Représentation visuelle de la régression linéaire

Comme le montre la figure 2.9, le modèle (ligne rouge) est calculé à l'aide des données de formation (points bleu) où chaque point a une étiquette connue (axe y) pour s'adapter aux points aussi précisément que possible en minimisant la valeur d'une fonction de perte choisie. Nous pouvons ensuite utiliser le modèle pour prédire des étiquettes inconnues (nous ne connaissons que la valeur x et voulons prédire la valeur y).

2.3.3.4 Régression logistique :

La régression logistique fonctionne en extrayant un certain ensemble de caractéristiques pondérées de l'entrée, la prise de logs et de les combiner linéairement, qui signifie que chaque caractéristique est multipliée par un poids puis additionnée. La régression logistique est un type de régression qui prédit la probabilité de la survenance d'un événement en adaptant les données à une fonction logistique. Autant de formes de l'analyse de régression, la régression logistique utilise plusieurs variables prédictives qui peuvent être numériques ou catégoriques [21].

L'hypothèse de régression logistique est définie comme suit :

$$h_\theta(x) = g(\theta^T x) \tag{2.2}$$

Lorsque la fonction g est la fonction sigmoïde définie comme :

$$g(z) = \frac{1}{1 + e^{(-z)}} \tag{2.3}$$

La fonction sigmoïde a des propriétés spéciales qui produisent les valeurs dans la plage [0,1], comme visualisé sur la figure 2.10 .

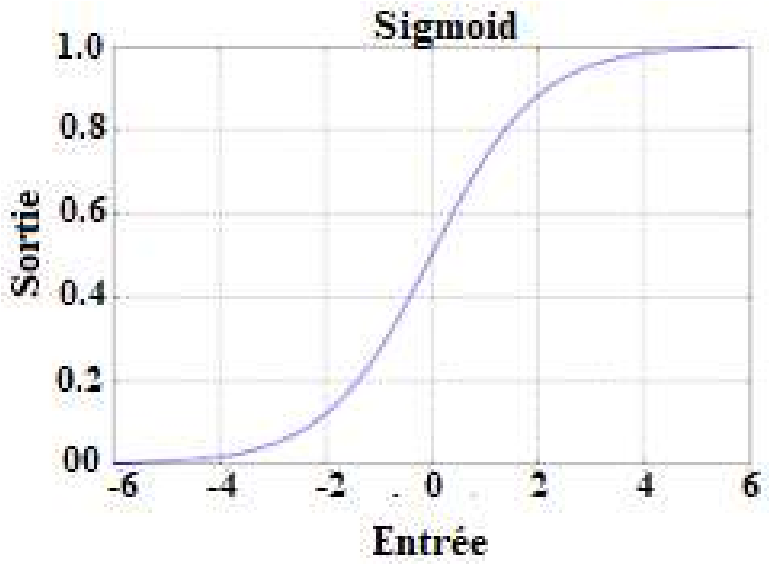


FIGURE 2.10. Représentation visuelle de la Régression logistique

2.3.4 Domaines d'applications du machine learning :

L'apprentissage automatique s'applique à un grand nombre d'activités humaines et convient en particulier au problème de la prise de décision automatisée.

Il s'agira, par exemple [22] :

— D'établir un diagnostic médical à partir de la description clinique d'un patient.

— De donner une réponse à la demande de prêt bancaire de la part d'un client sur la base de sa situation personnelle.

— De déclencher un processus d'alerte en fonction de signaux reçus par des capteurs.

— De la reconnaissance des formes.

— De la reconnaissance de la parole et du texte écrit.

— De contrôler un processus et de diagnostiquer des pannes.

2.3.5 Avantages et inconvénients du machine learning :

2.3.5.1 Avantages du machine learning :

— **Identifie facilement les tendances et les modèles :** L'apprentissage automatique peut examiner de gros volumes de données et découvrir des tendances et des schémas spécifiques qui ne seraient pas évidents pour l'homme.

— **Aucune intervention humaine nécessaire (automatisation) :** avec ML, on n'a pas besoin de garder notre projet à chaque étape. Puisque cela signifie donner aux ma-

chines la capacité d'apprendre, cela leur permet de faire des prédictions et d'améliorer également les algorithmes.

— **Traitement de données multidimensionnelles et variétales :** Les algorithmes d'apprentissage automatique permettent de traiter des données multidimensionnelles et variées, et ce dans des environnements dynamiques ou incertains.

2.3.5.2 Inconvénients du machine learning :

— **Temps et ressources :** ML a besoin de suffisamment de temps pour permettre aux algorithmes d'apprendre et de se développer suffisamment pour atteindre leur objectif avec une précision et une pertinence considérables.

— **Interprétation des résultats :** Un autre défi majeur est la capacité à interpréter avec précision les résultats générés par les algorithmes. Vous devez également choisir avec soin les algorithmes adaptés à vos besoins.

— **Sensibilité élevée aux erreurs :** Apprentissage machine est autonome mais très susceptible aux erreurs.

2.4 Deep Learning :

2.4.1 Qu'est-ce que deep learning :

L'apprentissage profond (deep Learning en anglais) est le sous-champ d'intelligence artificielle qui se concentre à créer de grands modèles de réseau neuronaux qui sont capables de prendre des décisions guidées par les données exactes. L'apprentissage profond convient particulièrement aux contextes où les données sont le complexe et où il y a grand data sets disponible. Plusieurs compagnies en ligne et technologies de consommateur. par exemple, Facebook utilisent l'apprentissage profond pour analyser le texte dans les conversations en ligne. Dans les téléphones modernes l'apprentissage profond est maintenant la technologie standard pour la reconnaissance de la parole et aussi pour la détection de visage. Pour le secteur de soins médicaux, est utilisé pour traiter des images médicales (les Radios, CT et les scanners de MRI) et diagnostiquer des conditions de santé [23].

Le tableau suivant représente les contributeur dans le domaine de deep learning :

TABLEAU 2.1. Les étapes majeures du Deep Learning

Anné	**Contributeur**	**Contribution**
2006	*Geoffrey Hinton*	Introduction des deep Belief network 2009
2009	*Salakhutdinov* and *Hinton*	Introduction des deep boltzmann machine
2012	*Alex Krizhevsky*	Introduction de AlexNet qui remporta le challenge ImageNet

2.4.2 Pourquoi le deep learning? :

Pour une grande variété de problème, les algorithmes décrits précédemment fonctionne bien. Cependant ils ont échoues à résoudre quelques problèmes majeurs de l'IA telle que la reconnaissance vocale et la reconnaissance d'objets.

Le développement du deep learning fut motivé en partie par l'échec des algorithmes traditionnels dans de telle tache de l'IA.

Mais ce n'est qu'après que de plus grandes quantités de données ne soit disponibles grâce notamment au Big Data et aux objets connectés et que les machines de calcul soient devenues plus puissantes qu'on a pu comprendre le potentiel réel du deep learning.

Une des grandes différences entre le deep learning et les algorithmes de ML traditionnelles c'est qu'il s'adapte bien, plus la quantité de données fournie est grande plus les performances d'un algorithme de deep learning sont meilleurs. Contrairement à plusieurs algorithmes de ML classiques qui possèdent une borne supérieure a la quantité de données qu'ils peuvent recevoir des fois appelée "plateau de performance", les modèles de deep learning n'ont pas de telles limitations (théoriquement) et ils sont même allés jusqu'à dépasser la performance humaine dans des domaines comme l'image processing [19].

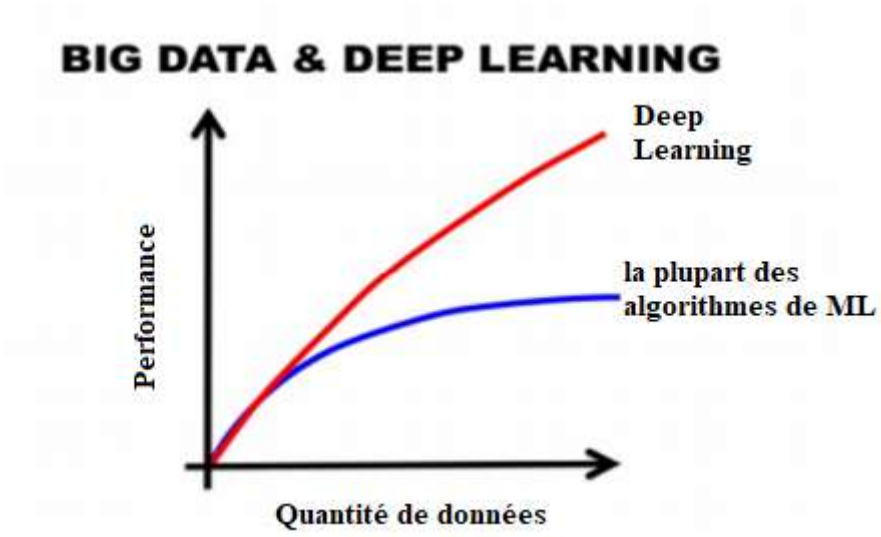


FIGURE 2.11. La différence de performance entre le Deep learning et la plupart des algorithmes de ML en fonction de la quantité des données

Autre différence entre ces deux dernier est l'étape de l'extraction de caractéristiques. Dans les algorithmes de ML traditionnelles l'extraction de caractéristique est faite manuellement, c'est une étape difficile et coûteuse en temps et requiert un spécialiste en la matière alors qu'en Deep Learning cette étape est exécutée automatiquement par l'algorithme.

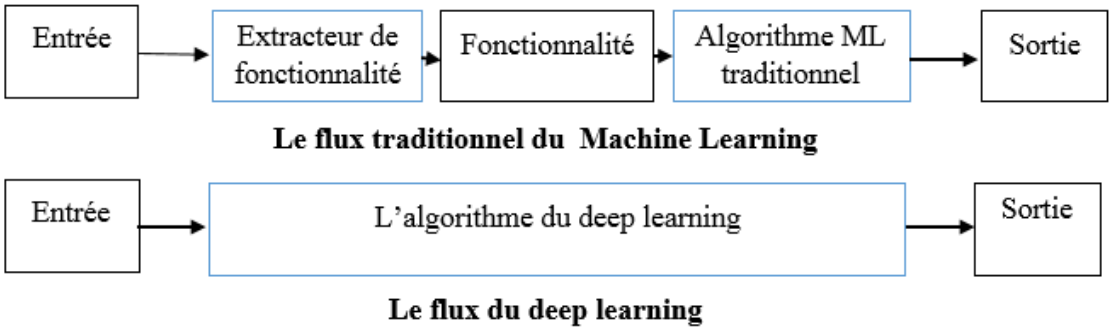


FIGURE 2.12. Le procédé du ML classique comparé à celui du Deep Learning

2.4.3 Les applications du Deep Learning :

— **La reconnaissance faciale :** Les yeux, le nez, la bouche, tout autant de caractéristiques qu'un algorithme de DL va apprendre à détecter sur une photo. Il va s'agir en premier lieu de donner un certain nombre d'images à l'algorithme, puis à force d'entraînement, l'algorithme va être en mesure de détecter un visage sur une image.

— **Le traitement automatique de langage naturel :** Le traitement automatique de langage naturel est une autre application du DL. Son but étant d'extraire le sens des

mots, voire des phrases pour faire de l'analyse de sentiments. L'algorithme va par exemple comprendre ce qui est dit dans un avis Google, ou va communiquer avec des personnes via des chat-bots.

— **Voitures autonomes :** Les entreprises qui construisent de tels types de services d'aide à la conduite, ainsi que des voitures autonomes, doivent apprendre à un ordinateur à maîtriser certaines parties essentielles de la conduite à l'aide de systèmes de capteurs numériques au lieu de l'esprit humain. Pour ce faire, les entreprises commencent généralement par entraîner des algorithmes utilisant une grande quantité de données. Vous pouvez imaginer comment un enfant apprend grâce à des expériences constantes et à la réplication. Ces nouveaux services pourraient fournir des modèles commerciaux inattendus aux entreprises.

— **traduction automatique :** Il s'agit d'une tâche dans laquelle des mots, expressions ou phrases donnés dans une langue sont automatiquement traduits dans une autre langue. La traduction automatique existe depuis longtemps, mais DL permet d'obtenir les meilleurs résultats dans deux domaines spécifiques :

  — Traduction automatique de texte.

  — Traduction automatique d'images.

  La traduction de texte peut être effectuée sans aucun traitement préalable de la séquence, ce qui permet à l'algorithme d'apprendre les dépendances entre les mots et leur correspondance avec une nouvelle langue.

2.4.4 Différentes types de modèles de Deep Learning :

Il existe un grand nombre de variantes d'architectures profondes, Mais il n'est pas toujours possible de comparer les performances de toutes les architectures, car elles ne sont pas toutes évaluées sur les mêmes ensembles de données. Le Deep Learning est un domaine à croissance rapide, et de nouvelles architectures, variantes ou algorithmes apparaissent toutes les semaines.

2.4.4.1 Réseaux de neurones convolutifs (Convolutional Neural Network) :

Convolutional Neural Network (CNN) sont un type de réseau de neurones spécialisés pour le traitement de données ayant une topologie semblable à une grille. Les exemples comprennent des données de type série temporelle, qui peuvent être considérées comme

une grille 1D en prenant des échantillons à des intervalles de temps réguliers et des données de type image, qui peuvent être considérées comme une grille 2D de pixels. Le nom « réseau de neurones convolutif » indique que le réseau emploie une opération mathématique appelée convolution qui est une opération linéaire spéciale. Les réseaux convolutifs sont simplement des réseaux de neurones qui utilisent la convolution à la place de la multiplication matricielle dans au moins une de leurs couches [19].

CNN est une séquence de couches, et chaque couche transforme un volume d'activations en un autre par une fonction différentiable.

Les trois principaux types de couches pour construire ce type de réseau sont : couche convolutive, couche de pooling et couche entièrement connectée.

— **La couche convolutive :** C'est la couche la plus importante et le cœur des éléments constitutifs du réseau convolutif, et c'est aussi elle qui effectue le plus de calculs lourd.

— **La couche de pooling :** Il est courant d'insérer périodiquement une couche Pooling dans ce type d'architecture. Sa fonction est de réduire progressivement la taille spatiale de la représentation pour réduire le nombre de paramètres et de calculs dans le réseau, et donc de contrôler également le overfitting.

— **La couche entièrement connectée :** Comme nous l'avons mentionné précédemment, les neurones d'une couche entièrement connectée ont des connexions complètes à toutes les activations de la couche précédente.

Ils ont de larges applications dans la reconnaissance de l'image et de la vidéo, les systèmes de recommandations [24] et le traitement du langage naturel [25].

2.4.4.2 Les réseaux de neurones récurrents (Recurrent Neural Networks) :

Recurrent Neural Networks (RNN) est un réseau de neurones bouclé qui est schématisé par un graphe cyclique. Il peut être considéré comme plusieurs copies du même réseau, chacune transmettant un message à un successeur.

Le réseau de neurones récurrent est un type de réseau de neurones dans lequel les sorties de l'entrée précédente sont alimentées par des entrées de l'étape en cours. Dans les réseaux de neurones traditionnels, toutes les entrées et toutes les sorties sont indépendantes les unes des autres, mais dans certains cas de prédiction (par exemple faisant intervenir du texte avec une suite de mots), il est nécessaire de se rappeler de l'état pré-

cédent du réseau (calculé pour le mot précédent dans un texte). C'est ainsi que sont nés les RNNs, apportant ainsi une solution à ce problème à l'aide d'une couche cachée bouclée.Sa caractéristique principale est l'état caché, qui garde en mémoire certaines informations sur ce qui a été calculé pour une entrée précédente.

Le RNN utilise les mêmes paramètres pour chaque entrée car il effectue la même tâche sur toutes les entrées ou les couches masquées pour produire la sortie. Cela réduit la complexité et le nombre de paramètres (de poids) à entrainer, contrairement à un réseau de neurones équivalent utilisant uniquement des couches entièrement connectées.

La Figure 2.13 illustre l'architecture d'un RNN.

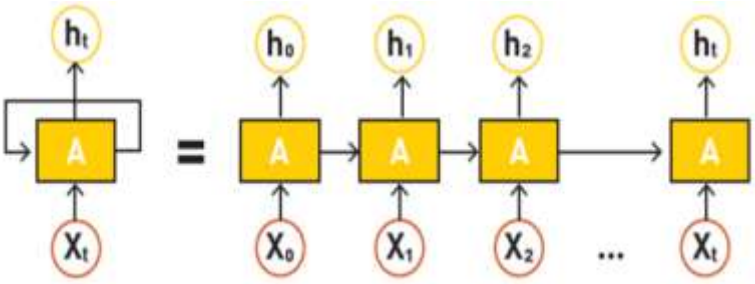


FIGURE 2.13. Structure d'un réseaux neurones récurrents

2.5 Généralité sur les réseaux de neurones :

2.5.1 Neurone formel :

Un neurone formel aussi appelé neurone de *McCulloch* et *Pitts* [26] est un opérateur mathématique très simple qui traduit la représentation mathématique d'un neurone biologique ayant plusieurs entrées (dendrites) et une sortie (axone). Il est utilisé en intelligence artificielle, en association avec ses semblables pour former un réseau de neurones.

Le neurone formel reçoit des signaux en provenance d'autres neurones. Ensuite, il calcule la somme pondérée de ces entrées reçues à laquelle il applique une fonction d'activation pour obtenir la sortie du neurone. Les composants élémentaires d'un neurone formel sont :

— **Entrée :** représente le vecteur d'entrée à analyser (x_1, x_2, x_3).

— **Poids :** représente le paramètre w_i qui est le facteur multiplicateur qui affecte l'influence de chaque entrée sur la sortie du neurone.

— **Biais :** représente une unité fictive associée à un poids qui permet de contrôler si un neurone est actif.

— **Fonction d'activation :** c'est une fonction mathématique qui représente le seuil à partir duquel un neurone va émettre un signal ($f(s)$).

— **Sortie du neurone :** représente l'application de la fonction d'activation à la somme pondérée des signaux d'entrée (y).

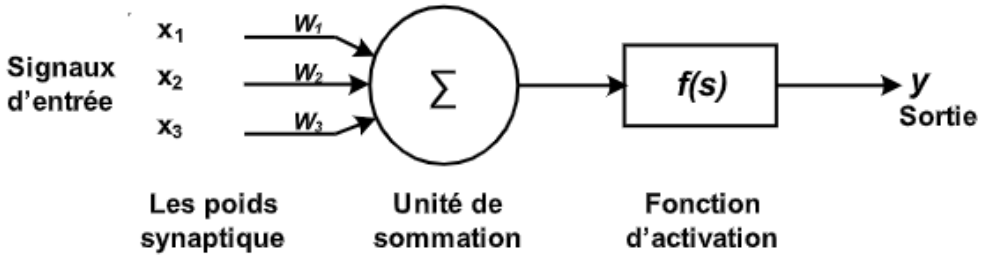


FIGURE 2.14. Structure d'un neurone formel

2.5.2 Réseaux de neurones :

Un réseau de neurones artificiel (ANN) est défini par *Hecht-Nielsen* comme « un système informatique composé d'un certain nombre d'éléments de traitement simples et fortement inter connectés, qui traitent les informations en fonction de leur réponse dynamique aux entrées externes [27] ».

Les réseaux de neurones sont généralement organisés en couches. Les couches sont constituées d'un certain nombre de nœuds (neurones) inter connectés contenant une fonction d'activation. Les données sont présentées au réseau via la couche d'entrée, qui communique avec une ou plusieurs couches cachées où le traitement est effectué via un système de connexions pondérées. Les couches masquées sont ensuite liées à une couche de sortie pour produire une réponse.

La figure 2.15 montre la structure d'un réseau de neurones :

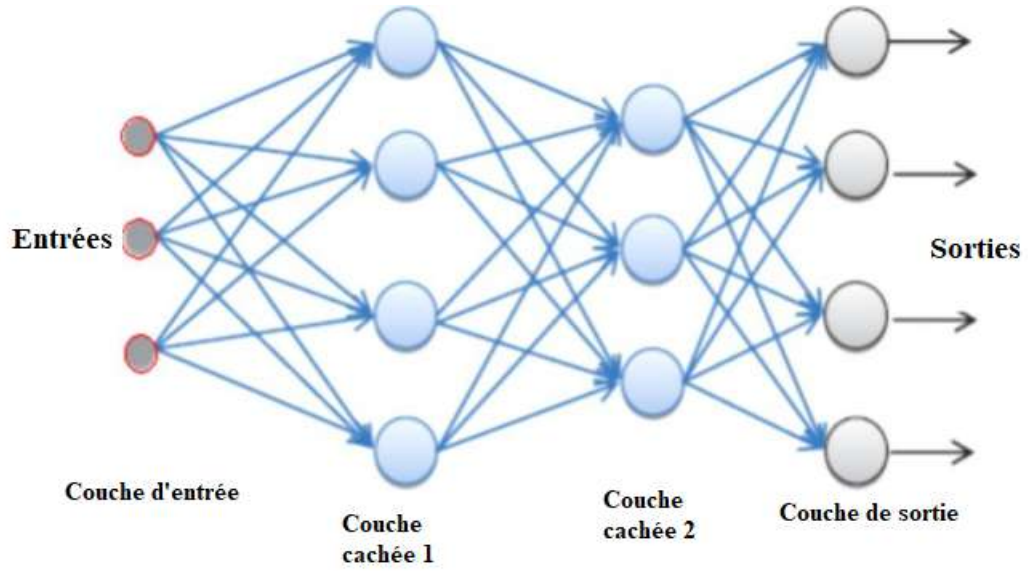


FIGURE 2.15. Structure d'un réseau de neurones à 2 couches cachées

2.5.3 Les types de réseaux de neurones :

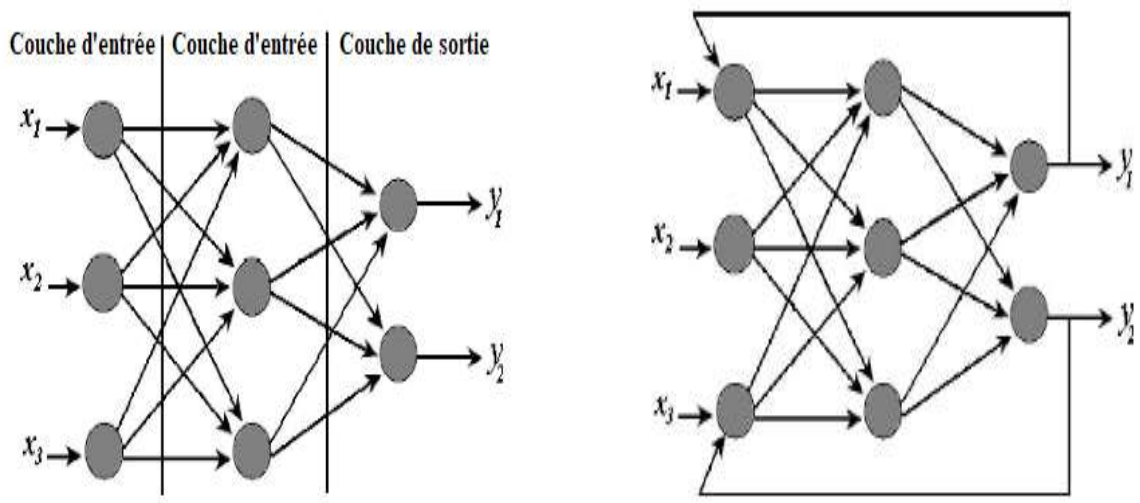
Il existe de nombreux types de réseaux neuronaux artificiels, on peut les diviser en deux grandes catégories selon la topologie (architecture) :

2.5.3.1 Les réseaux non récurrents :

Où les données circulent de l'entrée vers la sortie à travers les liens sans possibilité de retour en utilisant ces mêmes liens (transmission unidirectionnelle). Dans ce cas, le réseau est similaire à un graphe orienté, ex : perceptron simple, perceptron multicouche.

2.5.3.2 Les réseaux récurrents :

Avec existence des retours entre l'entrée et la sortie. Dans ce cas, le réseau est similaire à un graphe non orienté, ex : réseaux de Hopfield, machines de Boltzmann .



(a) (b)

FIGURE 2.16. réseau non récurrent VS réseaux récurrent , (a)Réseau non récurrent ,(b)Les réseaux récurrents

Dans ces deux grands types, on trouve plusieurs réseaux distincts, citons les plus connus :

Perceptron simple : Il s'agit d'un neurone binaire, c'est-à-dire dont la sortie vaut 0 ou 1. Pour calculer cette sortie, le neurone effectue une somme pondérée de ses entrées (chaque entrée possède un poids) :

$$Y = (W_1X_1 + W_2X_2) \tag{2.4}$$

Une fonction d'activation est appliquée par la suite, si la somme pondérée dépasse une certaine valeur, la sortie du neurone est 1, sinon elle vaut à 0. Il ne peut donc faire que de la classification, suivi par une opération de prédiction.

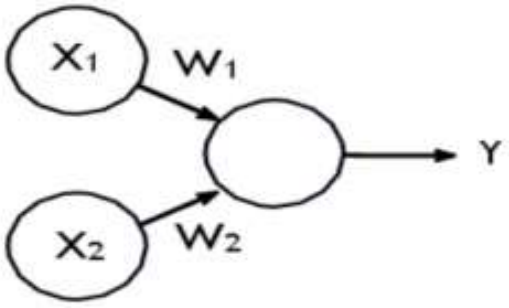


FIGURE 2.17. Schéma du perceptron simple

Perceptron multicouche : Le Perceptron multicouche (PMC) est un modèle de réseau à propagation par couche 2.1 . Les neurones y sont organisés en couches successives : une couche d'entrée, une couche de sortie et entre les deux une ou plusieurs couches intermédiaires, appelées aussi couches cachées. Il n'existe pas de connexion entre les neurones d'une même couche, en revanche tout neurone d'une couche est connecté à tous les neurones de la couche suivante. La « couche » d'entrée n'est pas une réelle couche de neurones car elle se contente de coder les variables d'observation, la couche de sortie code la variable de discrimination. Les valeurs d'activité des neurones sont propagées dans le réseau, de l'entrée vers la sortie, sans retour arrière. La présence d'une couche cachée permet de modéliser des relations non linéaires entre les entrées et la sortie. En théorie, une seule couche cachée suffit, mais le fait de disposer d'une seconde couche cachée permet de modéliser plus facilement une fonction de discrimination non continue. En pratique, la plupart des problèmes sont résolus avec un ou deux niveaux, trois au maximum [28] .

La figure 2.18 illustre l'estimation de l'âge au décès à partir de l'observation de critères osseux de la surface sacro-pelvienne iliaque. Les entrées correspondent à l'observation de critères morphologiques sur la surface sacro-pelvienne .

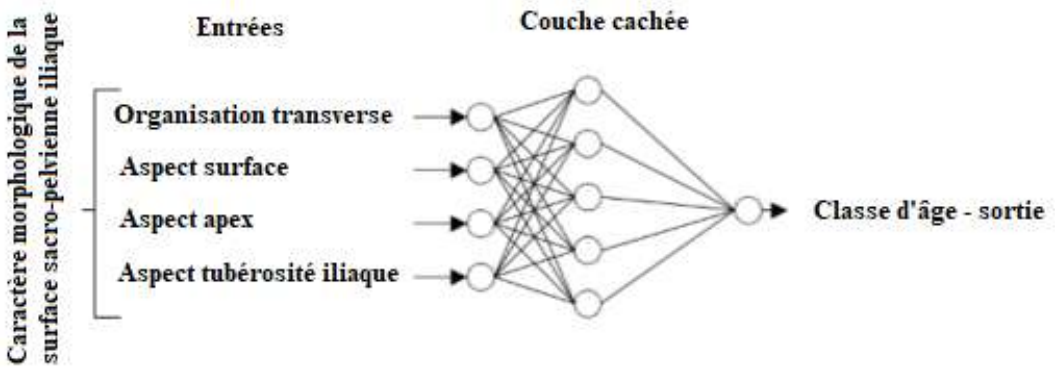


FIGURE 2.18. Schéma d'un perceptron multicouche

Hopfield : Représente un réseau sans structure de couches, ni de sens de propagation, composé de N cellules. Ce réseau se rapproche le plus du fonctionnement du cerveau humain. Un réseau de Hopfield réalise une mémoire adressable par son contenu. Il s'agit d'un réseau constitué de neurones de *McCulloch* et *Pitts* (à deux états,-1 et 1 ou 0 et 1), dont la loi d'apprentissage est la règle de *Hebb* (1949), qui veut qu'une synapse améliore son activité si et seulement si l'activité de ses deux neurones est couraillé (c'est à dire que le poids W_{ij} d'une connexion entre un neurone i et un neurone j augmente quand les

deux neurones sont activés au même temps). Pour chaque paire de neurones X(i) et X(j) , il y a un lien appelé la synapse et La conception du fillet Hopfield nécessite que : $W_{ij} = W_{ji}$ et $W_{ii} = 0$ [13].

La figure 2.19 à illustre un réseau à trois nœuds.

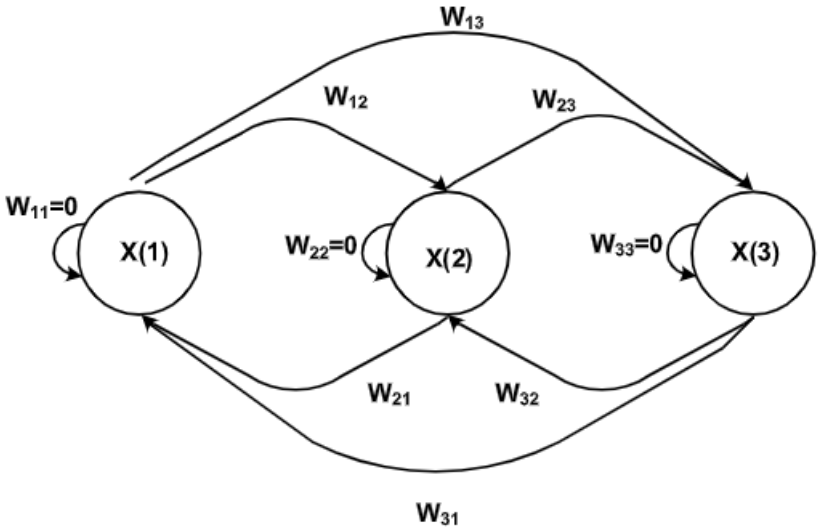


FIGURE 2.19. Réseau de neurones de Hopfield à 3 nœuds

2.5.4 Domaines d'application des réseaux de neurones :

Aujourd'hui, les réseaux de neurones ont de nombreuses applications dans des domaines très variés :

— **Traitement d'image :** compression d'images, reconnaissance de caractères et de signatures, reconnaissance de formes et de motifs, cryptage, classification, etc.

— **Traitement du signal :** traitement de la parole, identification de sources, filtrage, classification, etc.

— **Contrôle :** diagnostic de pannes, commande de processus, contrôle qualité, robotique, etc.

— **Optimisation :** allocation de ressources, planification, régulation de trafic, gestion, finance, etc.

— **Simulation :** simulation boite noire, prévisions météorologiques.

— Approximation d'une fonction inconnue ou modélisation d'une fonction connue mais complexe à calculer avec précision.

2.5.5 Avantages et inconvénients des réseaux de neurones :

Comme toute méthode, les réseaux de neurones ont des avantages et des inconvénients et c'est bien de les connaitre pour se positionner mieux et pour développer les algorithmes afin de minimiser les inconvénients.

2.5.5.1 Les avantages des réseaux de neurones :

— Capacité de représenter n'importe quelle fonction, linéaire ou pas, simple ou complexe.

— Faculté d'apprentissage à partir d'exemples représentatifs, par "rétro-propagation des Erreurs ".

— L'apprentissage (ou construction du modèle) est automatique.

— Résistance au bruit ou au manque de fiabilité des données.

— Simple à manier, beaucoup moins de travail personnel à fournir que dans l'analyse statistique classique.

— Comportement moins mauvais en cas de faible quantité de données.

2.5.5.2 Les inconvénients des réseaux de neurones :

Les inconvénients des réseaux de neurones présentent ses difficultés et ses limites. Ils sont les suivants :

— L'absence de méthode systématique permettant de définir la meilleure topologie du réseau et le nombre de neurones à placer dans la (ou les) couche(s) cachée(s).

— Le choix des valeurs initiales des poids du réseau et le réglage du pas d'apprentissage, qui jouent un rôle important dans la vitesse de convergence.

— La connaissance acquise par un réseau de neurones est codée par les valeurs des poids qui sont inintelligibles pour l'utilisateur.

2.6 Auto-encodeur :

Un auto-encodeur est un type de réseau de neurones non récurent, semblable au perceptron multicouche ayant une couche d'entrée, une couche de sortie ainsi qu'une ou plusieurs couches cachées. Il a pour but de reconstruire ses entrées, plutôt de les classer. Sa sortie désirée est l'entrée du réseau, non pas un numéro de classe. Par conséquent, son

apprentissage est de type non supervisé. Il est souvent utilisé comme un outil de réduction de la dimensionnalité [29].

Le réseau est constitué de deux parties : la première représente la partie de codage, et la deuxième représente la partie de décodage. Cette architecture est représentée sur la figure 2.20 :

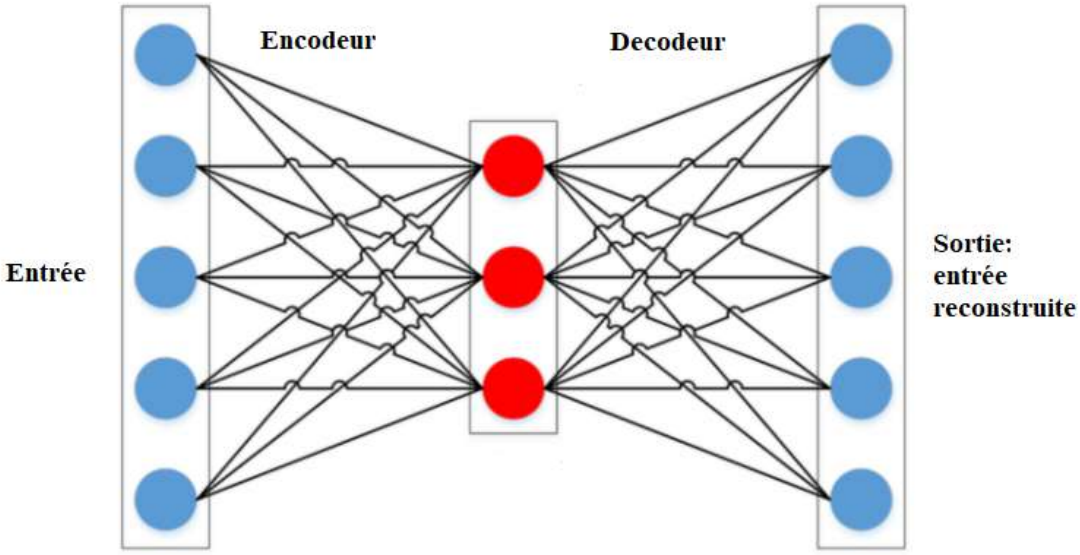


FIGURE 2.20. Auto-encodeur

2.6.1 Auto-encodeur à une couche cachée :

Dans le cas d'un auto-encodeur à une couche cachée, le vecteur d'entrée x de dimension D est transformé par une fonction d'encodage f en une couche cachée h (souvent appelée code) :

$$h = f(w^1 x + b^1) \tag{2.5}$$

Où w^1 est la matrice des paramètres de la fonction d'encodage, le vecteur de biais et f la fonction d'activation. Après avoir obtenu le code, une fonction de décodage est appliquée au code pour revenir à la dimension du vecteur d'entrée, ce qui résulte en un vecteur de reconstruction y (Voir l'équation 2.6).

$$y = g(w^2 h + b^2) \tag{2.6}$$

w^2 est la matrice des paramètres de la fonction de décodage. Cette matrice est souvent choisie de telle sortie : $w^2 = (w^1)^T$

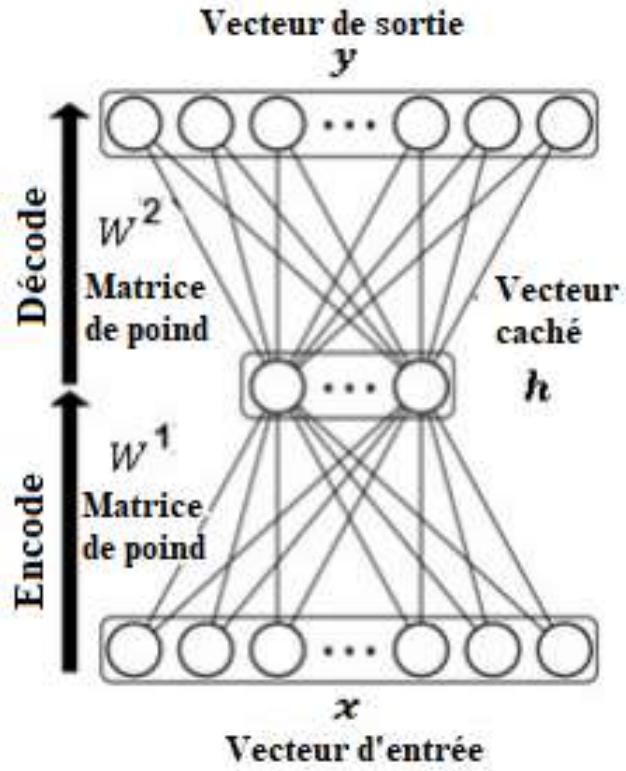


FIGURE 2.21. Auto-encodeur à une couche cachée

2.6.2 Auto-encodeur profond :

Un auto-encodeur composé de plusieurs couches cachées peut-être vu comme étant un réseau profond [30]. Les auto-encodeurs profonds (ou Deep Auto-Encoders DAE) sont généralement structurés en deux parties : encodeur-décodeur. Le décodeur contient autant de couches cachées que l'encodeur. Le nombre de neurones d'une couche cachée du décodeur est égal au nombre de neurones de la couche cachée (occupant la même position) de l'encodeur. La couche code sépare les couches cachées de l'encodeur de celles du décodeur (Figure 2.22). Les paramètres de DAE (poids synaptiques et biais) sont déterminés par le même algorithme d'apprentissage utilisé dans le cas de l'auto-encodeur à une couche cachée. Une fois que le réseau est entrainé, la couche cachée appelée code est utilisée comme vecteur de caractéristiques représentatif des données initiales. Les DAE ont été utilisés dans de nombreuses applications, telle que la reconnaissance de caractères [31].

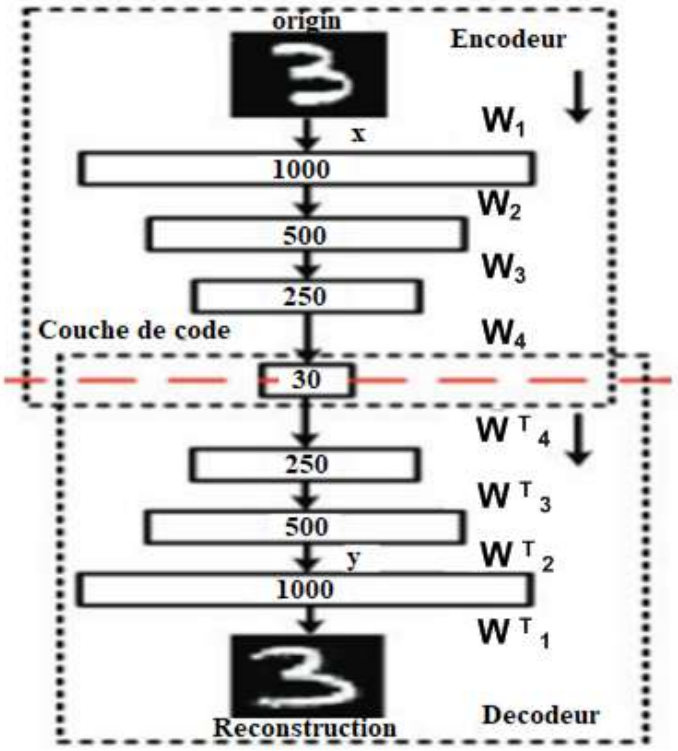


FIGURE 2.22. Auto-encodeur à plusieurs couches cachées

2.7 conclusion :

Dans ce chapitre une description technique sur les trois concepts de l'apprentissage automatique de la machine à été présentée, ainsi que ces avantages et ces inconvénients par l'utilisation des réseaux de neurones et leurs domaine d'application. Par la suite l'application de l'apprentissage automatique de la machine à caractère médicale pour la reconnaissance de signaux EMG sera l'objectif du chapitre suivant.

Chapitre 3

Implémentation, Résultats et Discussion

3.1 Introduction :

Dans ce chapitre, nous avons présenter la conception et la mise en œuvre de notre application. En commençant tout d'abord par une présentation des outils de développement; le langage de programmation (MatLab) et le matériel utilisé. Ensuite, nous avons expliquer la méthodologie proposée pour la classification des signaux EMG de mouvement des doigts de la main .Et finalement nous avons analyser les résultats obtenus.

3.2 Présentation des outils utilisés :

3.2.1 Logiciel utilisé dans l'implémentation :

Pour mettre en œuvre notre application nous avons utilisé le langage de programmation MatLab version 2020b.

MATLAB(Matrix LABoratory) est un logiciel interactif basé sur le calcul matriciel (permet de manipuler des matrices) . Il est utilisé dans les calculs scientifiques pour résoudre des problèmes d'ingénierie.

L'avantage majeur par rapport les autres langages, est de simplifier au maximum la transcription en langage informatique d'un problème mathématique, en utilisant une écriture la plus proche possible du langage naturel scientifique (figure 3.1).

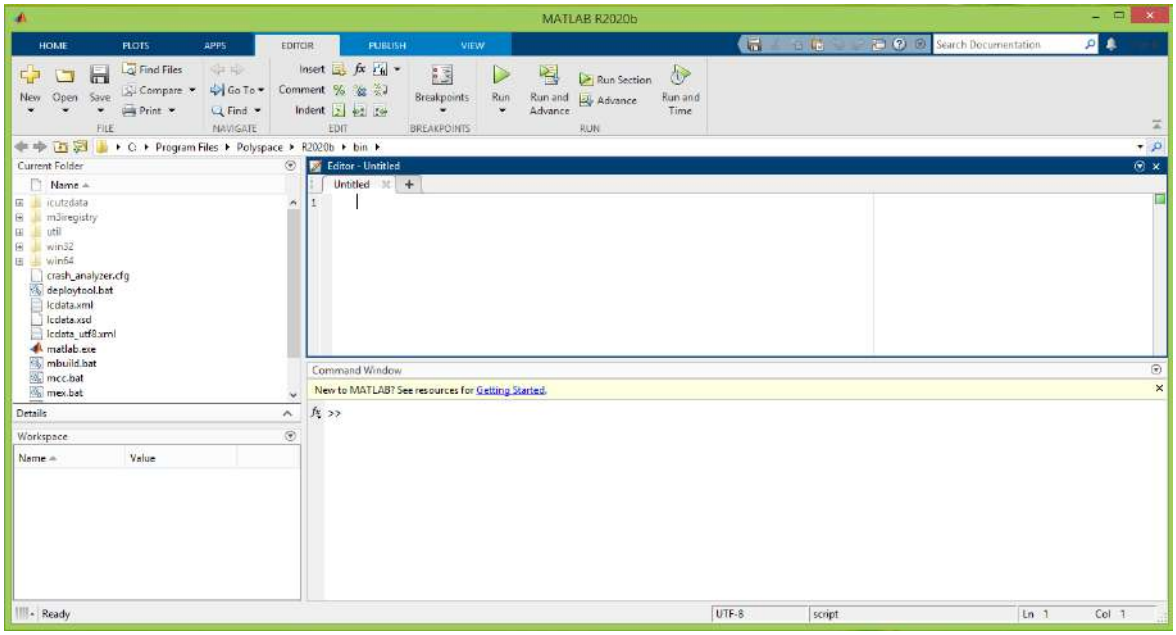


FIGURE 3.1. Environnement MatLab

3.2.2 Outil utilisé :

— Un desktop HP Core i7, 3.0 GHz $8^{ème}$ génération, GPU Geforce nvidia 2Gb.

— RAM de taille 8 GO.

— Système d'exploitation Windows 64 bits.

3.3 Méthodologie proposée :

Actuellement, la majorité des techniques et des méthodologie de l'identification et la classification sont basées sur les réseaux d'apprentissage profond " Deep learning ". Cette nouvelle technique a prouvé sa robustesse comme outil de classification par rapport aux autre techniques de classification.

La méthodologie proposé correspond a une technique supervisée qui nécessite une phase d'apprentissage pour classifier tout les signaux EMG. La méthodologie proposé est représenté par l'organigramme ci-dessous :

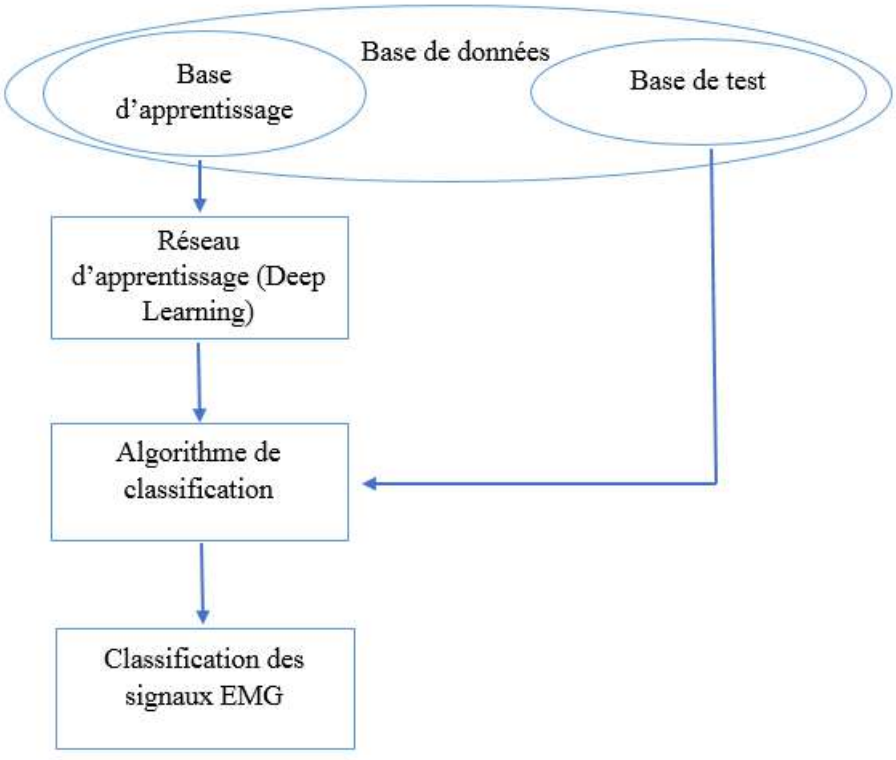


FIGURE 3.2. Organigramme de la méthodologie proposé

1. **Base de donnée :**

   La base de données utilisée dans ce travail comprend 24000 signaux EMG qui représente le mouvement des doigts de la main, partitionné en six classes, chacune

d'elle comprend 4000 signaux. Cinq classe correspondent à le mouvement de cinq doigts pris chacun tout seul. La sixième classe regroupe tous les mouvements des doigts ensemble. Les 4000 signaux pour le doigt sont détecté par huit électrode.

Deux tiers de ces données sont orientés vers l'apprentissage et le reste est utilisé pour le test.

2. **Réseau d'apprentissage :**

Le réseau d'apprentissage représente la méthodologie proposé selon la figure 3.3.

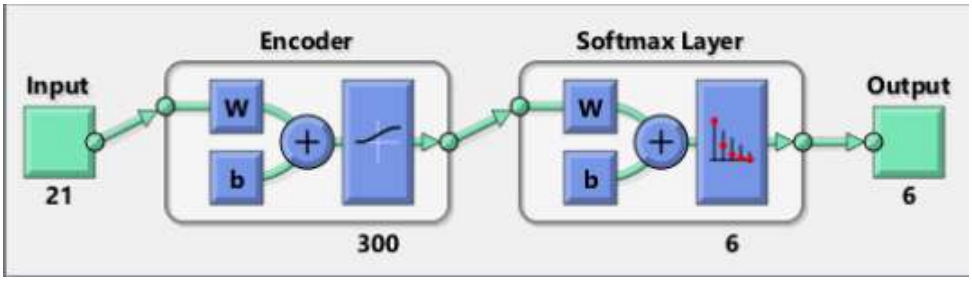


FIGURE 3.3. La méthodologie proposé

Le réseaux d'apprentissage est composé d'un input, encodeur, softmax layer et un output, Les signaux EMG de base de donné d'apprentissage sont recueillies par le réseaux d'apprentissage par leur input, elles passent d'abord à travers l'encodeur dans le but de réduire le size de ces signaux et laisse uniquement les informations pertinentes rejoindront le Softmax layer pour la classification des signaux (figure 3.4).

Par l'output du Réseaux d'apprentissage, on obtient finalement un algorithme de classification des signaux EMG.

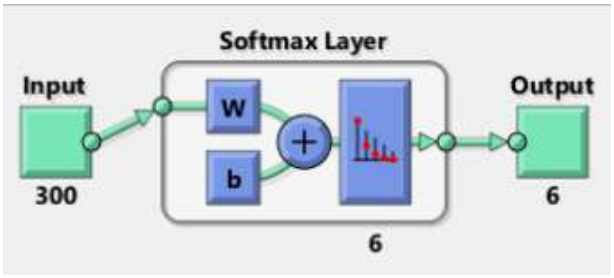


FIGURE 3.4. Softmax Layer

La figure 3.5 présente l'architecture générale du auto-encodeur.

L'auto-encodeur se compose toujours de deux parties, l'encodeur et le décodeur; l'encodeur réduit le size de notre base de donnée et laisse les information importante, et le décodeur revient le size initiale de notre base de donnée.

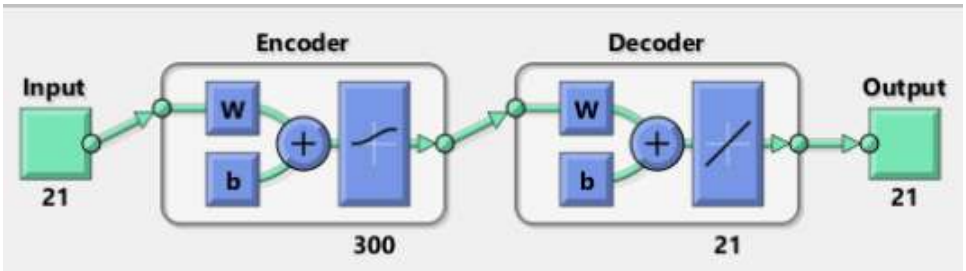


FIGURE 3.5. Architecture générale du auto-encodeur

3. **Test d'apprentissage :**

   La base de données de test (signal EMG) est utilisé par la suite pour évaluer les performances de notre algorithme de classification des signaux EMG.

3.4 Critères de validation de la méthodologie proposée :

Dans cette section nous présentons les différents critères d'évaluation permettant de valider les performances de la méthodologie proposée pour l'identification et la classification des signaux physiologique EMG. Parmi celles-ci, on trouve :

3.4.1 Accuracy, Sensibilité, Spécificité et Précision :

Ces critères sont des métriques utilisées pour évaluer les performances d'une méthodologie d'identification et de classification des signaux physiologiques EMG. Ces métriques sont définies successivement par les relations 3.1, 3.2,3.3 et 3.4 :

$$accuracy = \frac{\mathrm{TN}+\mathrm{TP}}{\mathrm{TP}+\mathrm{TN}+\mathrm{FP}+\mathrm{FN}} \tag{3.1}$$

$$Sensibilité = \frac{\mathrm{TP}}{\mathrm{TP}+\mathrm{TN}} \tag{3.2}$$

$$Spécificité = \frac{\mathrm{TN}}{\mathrm{TN}+\mathrm{FP}} \tag{3.3}$$

$$Précision = \frac{\mathrm{TP}}{\mathrm{TP}+\mathrm{FP}} \tag{3.4}$$

Ou :

— **TP (True Positive) :** les cas où la prédiction est positive, et où la valeur réelle est effectivement positive. Exemple : le médecin vous annonce que vous êtes malade,

et vous êtes bel et bien malade.

— **TN (True Négative) :** les cas où la prédiction est négative, et où la valeur réelle est effectivement négative. Exemple : le médecin vous annonce que vous n'êtes pas malade, et vous n'êtes effectivement pas malade.

— **FP (False Positive) :** les cas où la prédiction est positive, mais où la valeur réelle est négative. Exemple : le médecin vous annonce que vous êtes malade, mais vous n'êtes pas malade.

— **FN (False Négative) :** les cas où la prédiction est négative, mais où la valeur réelle est positive. Exemple : le médecin vous annonce que vous n'êtes pas malade, mais vous êtes malade.

3.4.2 Kappa :

La statistique (ou valeur) Kappa c'est une évaluation métrique qui compare une accuracy observée avec une accuracy attendue (hasard aléatoire). La statistique kappa est utilisée non seulement pour évaluer un seul classificateur, mais aussi pour évaluer les classificateurs entre eux. De plus, il prend en compte le hasard (accord avec un classificateur aléatoire).

$$\mathrm{K} = \frac{\mathrm{P}r(a) - \mathrm{P}r(e)}{1 - \mathrm{P}r(e)} \tag{3.5}$$

Pr(a) : accuracy observé.

Pr(e) : accuracy attendue.

3.5 Résultats, analyses et discussions :

Dans cette section nous présentons les différentes expériences effectuer avec une analyse et des discussions sur les résultats obtenus.

3.5.1 Première expérience :

Dans cette partie nous avons appliqué la méthodologie proposée en utilisant les propriétés du signal EMG, les propriétés sont les suivants :

— **La fréquence principale :** c'est la fréquence maximale dominante dans le spectre du signal.

— **L'énergie du signal :** elle est calculer par la formule suivante :

$$\mathrm{E}_s = \int_{-\infty}^{+\infty} |x(t)|^2 dt \tag{3.6}$$

— **La variance :** on définit la variance d'un signal par :

$$\mathrm{V}ar = \mathrm{E}[x^2] - \mathrm{E}(x)^2 \tag{3.7}$$

— **Valeur moyenne :** elle est calculer par la formule suivante :

$$< \mathrm{S} >= 1/\mathrm{T}_s \int_{t_0}^{t_0+\mathrm{T}_s} x(t) dt \tag{3.8}$$

— **L'écart type :** est la quantité moyenne de variabilité dans notre ensemble de données. Il nous indique, en moyenne, à quelle distance chaque valeur se situe par rapport à la moyenne.

$$\sigma = \frac{\sum_{i=1}^{n} (x_i - \bar{x})^2}{n-1} \tag{3.9}$$

— **Kurtosis du signal :** est un statistique d'ordre supérieur de système à travers le quatrième moment.

$$x_{kurt} = \frac{1/\mathrm{N} \sum_{i=1}^{\mathrm{N}} (x_i - \bar{x})^4}{[1/\mathrm{N} \sum_{i=1}^{\mathrm{N}} (x_i - x)^2]^2} \tag{3.10}$$

— **Skewness du signal :** (L'asymétrie) est une mesure de l'étalement asymétrique d'un signal par rapport à sa valeur moyenne. C'est le rapport de l'écart moyen au cube par rapport à la moyenne divisé par le cube de l'écart type. Par conséquent, il est sans dimension.

$$x_{skew} = \frac{1/\mathrm{N} \sum_{i=1}^{\mathrm{N}} (x_i - \bar{x})^3}{[1/\mathrm{N} \sum_{i=1}^{\mathrm{N}} (x_i - x)^2]^{3/2}} \tag{3.11}$$

3.5.1.1 Influence de la largeur de la base de données sur les résultats de Deep Learning :

Cette partie nous montre l'influence de la largeur de la base de données sur les résultats de DL ; On a fait quatre expériences de différentes largeurs ; (base de données de taille de 24000, 12000, 3000 et 1200 signaux) et on observe le changement dans tous nos cas.

(A) **Résultats obtenus en utilisant une base de données de taille de 24000 signaux :**

Les résultats obtenus sur une base de données de taille autour de 24000 échantillons EMG sont représentées par le tableau 3.1.

TABLEAU 3.1. Résultat d'apprentissage pour base de données de 24000 signaux

Accuracy	0.3396
Erreur	0.6604
Sensibilité	0.3396
Spécificité	0.8679
Précision	0.3275
Kappa	0.5794

le tableau 3.1 présente les résultats d'apprentissage d'une base de données de 24000 signaux. le taux d'erreur est relativement important autour de 66.04 %, tandis que le taux d'accuracy est très faible environ de 33.96 %. La méthodologie proposée assure une sensibilité, spécificité et une précision autour de 33.96 %, 86.79 % et 32.75 % respectivement, et le taux de kappa est environ de 57.94 %.

(B) **Résultats obtenus en utilisant une base de données de taille de 12000 signaux :**

Les résultats obtenus sur une base de données de taille autour de 12000 échantillons EMG sont représentées par le tableau 3.2.

TABLEAU 3.2. Résultat d'apprentissage pour base de données de 12000 signaux

Accuracy	0.3529
Erreur	0.6471
Sensibilité	0.3529
Spécificité	0.8706
Précision	0.3319
Kappa	0.5708

Dans ce tableau 3.2 on remarque que le taux d'accuracy est faible autour de 35.29 %, alors que le taux d'erreur est élevé environ de 64.71 %. La méthodologie proposée assure une sensibilité, spécificité et une précision environ de 35.29 %, 87.06 % et 33.19 %, le taux de kappa est autour de 57.08 %.

(C) **Résultats obtenus en utilisant une base de données de taille de 3000 signaux :**

Les résultats obtenus sur une base de données de taille environ de 3000 signaux EMG sont représentées par le tableau 3.3.

TABLEAU 3.3. Résultat d'apprentissage pour base de données de 3000 signaux

Accuracy	0.5060
Erreur	0.4940
Sensibilité	0.5063
Spécificité	0.9012
Précision	0.5074
Kappa	0.4377

Le tableau 3.3 présente les résultats d'apprentissage d'une base de données de 3000 signaux. A partir de ce tableau nous avons observé :

— Un faible taux d'accuracy, sensibilité et précision autour de 50.6 %, 50.63% et 50.74 % respectivement.

— Un bon pourcentage de la spécificité environ de 90.12 %.

— Un niveau d'erreur élevé environ de 49.40 %.

— un faible taux de kappa autour de 43.77 %.

(D) **Résultats obtenus en utilisant une base de données de taille de 1200 signaux :**

Les résultats obtenus sur une base de données de taille autour de 1200 signaux EMG sont représentées par le tableau 3.4.

TABLEAU 3.4. Résultat d'apprentissage pour base de données de 1200 signaux

Accuracy	0.5250
Erreur	0.4750
Sensibilité	0.5257
Spécificité	0.9050
Précision	0.5074
Kappa	0.4152

Lorsque on a utilisé une base de donnée de taille 1200 signaux, on a remarqué :

— Une augmentation du taux d'accuracy qui est environ de 52.5 %, d'autre part le taux d'erreur a diminué est autour de 47.5 %.

— Une croissance au niveau du sensibilité, spécificité et précision qui sont environ de 52.57 %, 90.50 % et 50.74 % respectivement.

— Une diminution du kappa est autour de 41.52 %.

Discussion :

D'après les résultats obtenus et décrits dans les tableaux 3.1, 3.2, 3.3 et 3.4, on remarque qu'à chaque fois quand on diminue la base de données on obtient de bons résultats d'accuracy, C'est ce qui est l'inconvénient majeur du deep learning , c'est pour cela , on a besoin d'une large base de données pour obtenir de bons résultats.

3.5.1.2 Influence du nombre d'époque ('MaxEpochs',....)sur les résultats de Deep Learning :

Cette partie nous montre l'influence de nombre d'époque sur les résultats de DL; On a fait deux expériences de différentes époques; et on observe le changement dans les deux cas.

(A) **Résultats obtenus de 50 époques :**

Les résultats obtenus sur 50 époques sont représentées par le tableau 3.5.

TABLEAU 3.5. Résultat d'apprentissage pour 50 époques

Accuracy	0.5300
Erreur	0.4700
Sensibilité	0.5307
Spécificité	0.9060
Précision	0.5235
Kappa	0.4090

Le tableau 3.5 représente les résultats d'apprentissage de 50 itération. Nous avons obtenu un bon taux d'accuracy, sensibilité, spécificité et précession qui sont environ de 53 %,53.07 %, 90.60 % et 52.35 % respectivement. Mais, le taux d'erreur est élevé autour de 47%. Le taux de kappa est environ de 40.9 %.

(B) **Résultats obtenus de 500 époques :**

Le tableau 3.6 représente les résultant de 500 itération.

TABLEAU 3.6. Résultat d'apprentissage pour 50 époques

Accuracy	0.5363
Erreur	0.4637
Sensibilité	0.5368
Spécificité	0.9073
Précision	0.5222
Kappa	0.4010

Selon les résultats présenté dans le tableau 3.6 nous avons remarqué :

— Une faible augmentation du taux d'accuracy, sensibilité et spécificité qui sont autour de 53.63 %, 53.68 %, 90.73 % respectivement.

— Une faible diminution du taux d'erreur, précision et kappa qui sont environ de 46.37%, 52.22 % et 40.1% respectivement.

Discussion :

D'après les résultats des deux tableaux précédents (tableau 3.5 et 3.6), nous avons constater que le nombre des époques affecte sur les résultats d'accuracy du modèle. Alors, nous devons prendre un nombre d'époque suffisant pour assuré l'opération de learning.

3.5.1.3 Influence du hiddenSize (hiddenSize1 =...,)sur les résultats de Deep Learning :

Dans cette partie nous avons montrer l'influence du hiddenSize sur les résultats de DL; On a fait trois expériences de différentes hiddenSize; et on observe le changement dans les trois cas.

(A) **Résultats obtenus de hiddenSize = 10 :**

Les résultats obtenus de hiddenSize = 10 sont représentées par le tableau 3.7 :

TABLEAU 3.7. Résultat d'apprentissage pour hiddenSize = 10

Accuracy	0.5088
Erreur	0.4913
Sensibilité	0.5095
Spécificité	0.9018
Précision	0.4868
Kappa	0.4345

le tableau 3.7 présente les résultats d'apprentissage d'un hiddenSize égal à 10. le taux d'accuracy est faible autour de 50.88 %, tandis que le niveau d'erreur est élevé environ de 49.13 %. La méthodologie proposée assure une sensibilité, spécificité et une précision qui sont environ de 50.95 %, 90.18 % et 48.68 % respectivement, et le taux de kappa est environ de 43.45 % .

(B) **Résultats obtenus de hiddenSize = 20 :**

Les résultats obtenus de hiddenSize = 20 sont représentées par le tableau 3.8 :

TABLEAU 3.8. Résultat d'apprentissage pour hiddenSize = 20

Accuracy	0.5212
Erreur	0.4788
Sensibilité	0.5220
Spécificité	0.9043
Précision	0.4993
Kappa	0.4198

Lorsque on a utilisé un hiddenSize égal à 20, nous avons remarqué :

— Une augmentation du taux d'accuracy qui est autour de 52.12 %, d'autre part le taux d'erreur et le kappa ont diminué qui sont environ de 47.88 % et 41.98 % respectivement.

— Une croissance au niveau du sensibilité, spécificité et précision qui sont environ de 52.2 %, 90.43 % et 49.93 % respectivement.

(C) **Résultats obtenus de hiddenSize = 200 :**

Les résultats obtenus de hiddenSize = 200 sont représentées par le tableau 3.9.

TABLEAU 3.9. Résultat d'apprentissage pour hiddenSize = 200

Accuracy	0.5200
Erreur	0.4800
Sensibilité	0.5206
Spécificité	0.9040
Précision	0.5061
Kappa	0.4213

le tableau 3.9 présente les résultats d'apprentissage d'un hiddenSize=200. A partir de ce tableau nous avons observer :

— Une faible diminution du taux d'accuracy autour de 52 %, d'autre part le taux d'erreur est augmenté environ de 48 %.

— Une croissance au niveau de précision et de kappa qui sont environ de 50.61 % et 42.13 % respectivement.

— Une diminution du sensibilité et spécificité qui sont autour de 52.06 % et 90.40 % respectivement.

Discussion :

D'après les résultats trouvés dans les tableaux 3.7, 3.8 et 3.9 on constate qu'a chaque fois la valeur de hiddenSize s'approche de size de notre signal, nous obtenons de meilleurs résultats.

3.5.2 Deuxième expérience :

Dans cette partie nous avons appliquer la méthodologie proposée en utilisant le signal brut. Les résultats sont représentés sur le tableau 3.10.

TABLEAU 3.10. Résultat d'apprentissage lors de l'utilisation du signal brut

Accuracy	0.4450
Erreur	0.5550
Sensibilité	0.4452
Spécificité	0.8890
Précision	0.4709
Kappa	0.4995

Selon les résultats présenté dans le tableau 3.10 on remarque :

— Un faible taux d'accuracy,sensibilité et précision qui sont environ de 44.50 %, 44.52% et 47.09 % respectivement .

— Un bon pourcentage de la spécificité autour de 88.90 %.

— Un niveau d'erreur élevé autour de 55.50 %.

— un faible taux de kappa environ de 49.95 % .

3.5.3 Troisième expérience :

Dans cette partie nous avons appliqué une étape de pré-traitement sur le signal brut .

Pour filtré le signal nous avons utilisé une filtre passe haut de troisième ordre à repense impulsional infini, et une fréquence de coupure égal à 35 Hz.

La fonction de transfère de ce filtre est représenté par l'équation suivante :

$$H(z) = \frac{z^{-2} - 1}{z^{-2} + 0.21z^{-1} - 0.0172} \tag{3.12}$$

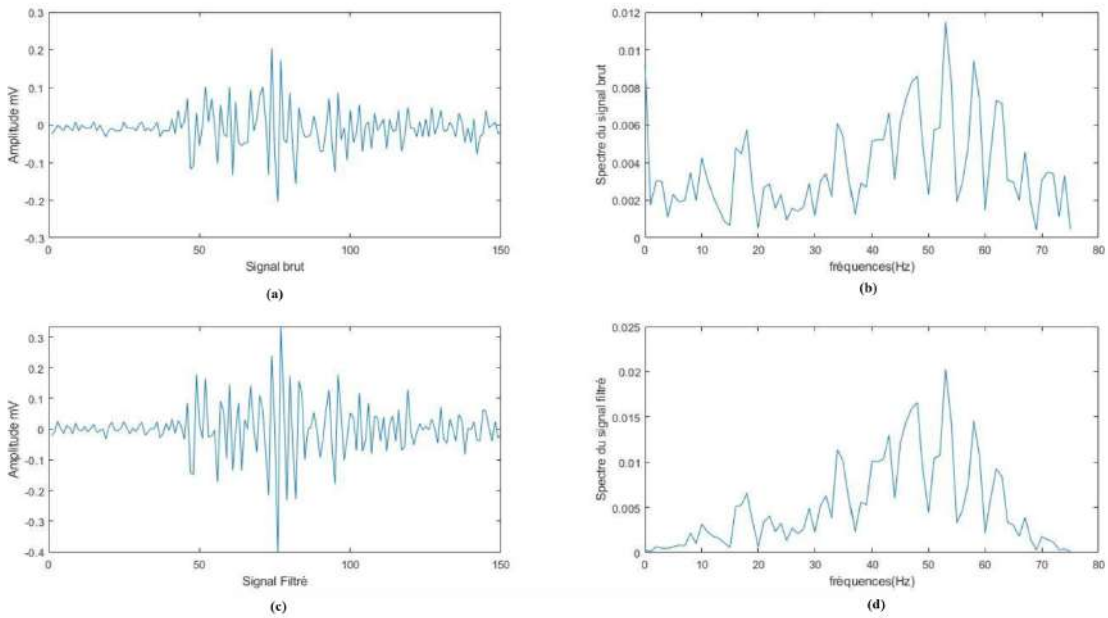


FIGURE 3.6. Le signal brut et filtré avec ses spectres. (a) : Signal brut,(b) : Spectre du Signal brut,(c) : Signal filtré,(d) : Spectre du Signal filtré

Le tableau 3.11 présente les résultats d'apprentissage obtenus en utilisant des signaux EMG filtrés.

TABLEAU 3.11. Résultat d'apprentissage lors de l'utilisation du signal filtré

Accuracy	0.2762
Erreur	0.7238
Sensibilité	0.2758
Spécificité	0.8552
Kappa	0.6162

A partir de ce tableau on constate que :

— Le taux d'erreur est relativement important auteur de 72.38 %, tandis que le taux d'accuracy et la sensibilité est très faible qui sont environ de 27.62 % et 27.48 % respectivement.

— La spécificité est très élevée environ de 85.52 %.

— Le taux de kappa est élevé autour de 61.62 % .

3.5.4 Expérience final :

Dans cette expérience nous avons utilisé la base de donnée complète, un nombre d'époque suffisent et un hiddenSize autour de size de notre signal sont choisis.

durant l'expérience, la première étape consiste à appliquer la méthodologie proposée sur les propriétés des signaux EMG, et la deuxième étape consiste à appliquer la méthodologie proposée sur les signaux EMG bruts, afin de déduire la nature des signaux utilisées pour réussir l'identification et la classification des signaux EMG, les résultats obtenus sont les suivants :

3.5.4.1 Résultats obtenus lors de l'utilisation des propriété du signal EMG :

Le tableau 3.12 présente les résultats obtenus on utilisant les propriétés de signal EMG.

TABLEAU 3.12. Résultat d'apprentissage lors de l'utilisation des propriété du signal

Accuracy	0.3051
Erreur	0.6949
Sensibilité	0.3051
Spécificité	0.8610
Précision	0.2916
Kappa	0.6003

A partir de ces résultats on observe :

— Un faible taux d'accuracy,sensibilité et précision qui sont autour de 30.51 %, 30.51% et 29.16 % respectivement.

— Un bon pourcentage de la spécificité autour de 86.1 %.

— Un niveau d'erreur et kappa sont élevé environ de 69.49 % et 60.03 respectivement.

3.5.4.2 Résultats obtenus lors de l'utilisation d'un signal brut :

Le tableau 3.13 présente les résultats obtenus on utilisant des signaux EMG bruts.

TABLEAU 3.13. Résultat d'apprentissage lors de l'utilisation d'un signal brut

Accuracy	0.1666
Erreur	0.8334
Sensibilité	0.1667
Spécificité	0.8333
Kappa	0.6667

A partir de ce tableau on observe :

— Le taux d'accuracy et la sensibilité est très faible qui sont autour de 16.66 % et 16.67 % respectivement ,tandis que le taux d'erreur est très élevé environ de 83.34 %.

— La spécificité est très élevée environ de 85.52 %.

— Le taux de kappa est élevé autour de 66.67 % .

Discussion :

D'après les résultats obtenus et décrits dans les tableaux 3.12 et 3.13, nous avons constaté que l'utilisation des propriétés du signal EMG nous donnait de bons résultats,

et d'autre part nous obtenions des faibles résultats lorsque nous utilisions le signal EMG brut.

3.6 Conclusion :

Dans ce chapitre nous avons présenté un algorithme d'identification et classification des signaux EMG en utilisant les technique d'apprentissage de Deep Learning. La méthodologie proposé assure un taux de réussite autour de 30 % sur les signaux EMG on utilisant les propriété statistique du signal. Par contre, l'application de la méthodologie sur le signal brut donne des résultats non satisfaite.

Conclusion générale

A travers le travail accompli et les efforts consentis tout au long de la réalisation de ce projet qui a finalement réussi à atteindre ses objectifs qui consiste à proposer une méthodologie d'identification et classification des signaux physiologique EMG de mouvement des doigts de la main. Cette méthodologie est une classification supervisée basée sur la technique du Deep Learning (l'apprentissage profond).

Au cours de ce travail et les expériences mises en jeu on peut conclure que le Deep Learning est la méthode la plus adéquate pour accomplir ce travail.

D'après les résultats obtenus des différentes expériences on est arrivé à dire que le Deep Learning nécessite une large base de données avec un nombre suffisant d'époque et un hiddenSize près du size du signal.

En plus, il est préférable lorsqu'on utilise un auto-encodeur de ne pas faire l'opération de prétraitement de signal parce que cette fonctionnalité est assuré par l'auto-encodeur lui même.

Bibliographie

[1] K. Mebarkia, "Paramétrisation des potentiels d'action d'une unité motrice détectés non-invasivement," Ph.D. dissertation, 2018. 1, 7, 11

[2] H. Monod, H. Vandewalle, and R. Flandrois, *Physiologie du sport : bases physiologiques des activités physiques et sportives.* (DEPRECIATED), 2007. 4, 5

[3] R. Hinzelin and A. Grossiord, *Guide pratique d'électromyographie dans les lésions des nerfs périphériques.* Maloine, 1979. 7

[4] H. Cao, "Modélisation et évaluation expérimentale de la relation entre le signal emg de surface et la force musculaire." Ph.D. dissertation, Université de Technologie de Compiègne, 2010. 7, 10, 14

[5] R. Merletti and P. J. Parker, *Electromyography : physiology, engineering, and non-invasive applications.* John Wiley & Sons, 2004, vol. 11. 8

[6] P. Konrad, "The abc of emg : A practical introduction to kinesiological electromyography," 2005. 9, 10, 11

[7] J. V. Basmajian, "Muscles alive. their functions revealed by electromyography," *Academic Medicine*, vol. 37, no. 8, p. 802, 1962. 10

[8] C. J. De Luca, "The use of surface electromyography in biomechanics," *Journal of applied biomechanics*, vol. 13, no. 2, pp. 135–163, 1997. 10

[9] B. Gerdle, S. Karlsson, S. Day, and M. Djupsjöbacka, "Acquisition, processing and analysis of the surface electromyogram," in *Modern techniques in neuroscience research.* Springer, 1999, pp. 705–755. 11

[10] F. Cottet, *Traitement du signal.* Dunod, 2005. 12, 13

[11] A. Tricot and F. Amadieu, *Apprendre avec le numérique.* Retz, 2020. 18

[12] S. Honneurs, "Intelligence artificielle," 2008. 19

[13] B. Nassima and B. Saida, "Prédiction de flux de trafic routier à l'aide de l'apprentissage profond." Ph.D. dissertation, Université Mouloud Mammeri, 2019. 19, 38

[14] I. Salipur, "Detecting cyber threats using machine learning," Ph.D. dissertation, Utica College, 2019. 20

[15] N. Bouafia, "Classification efficace des vêtements de mode basée sur les approches : apprentissage automatique ml et apprentissage profond dl," Ph.D. dissertation, FACULTE MATHEMATIQUES ET INFORMATIQUE-DEPARTEMENT INFORMATIQUE-OPTION . . . , 2020. 20

[16] C. BOUCETTA, H. MOUNGLA, and H. AFIFI, "L'apport de l'apprentissage automatique pour résoudre les contraintes liées à la mobilité dans le cadre des communications d2d," *Gestion du niveau de service dans les environnements émergents*, p. 211, 2020. 21

[17] M. Mohammed, M. B. Khan, and E. B. M. Bashier, *Machine learning : algorithms and applications*. Crc Press, 2016. 22

[18] M. A. Hearst, S. T. Dumais, E. Osuna, J. Platt, and B. Scholkopf, "Support vector machines," *IEEE Intelligent Systems and their applications*, vol. 13, no. 4, pp. 18–28, 1998. 23

[19] D. Y. Moualek, "Deep learning pour la classification des images." Ph.D. dissertation, 07-03-2017, 2017. 24, 29, 32

[20] N. B. Amor, S. Benferhat, and Z. Elouedi, "Réseaux bayésiens naïfs et arbres de décision dans les systèmes de détection d'intrusions," *Technique et Science Informatiques*, vol. 25, no. 2, pp. 167–196, 2006. 25

[21] V. Nasteski, "An overview of the supervised machine learning methods," *Horizons. b*, vol. 4, pp. 51–62, 2017. 25, 26

[22] N. Marref, "Apprentissage incrémental & machines à vecteurs supports," Ph.D. dissertation, Université de Batna 2, 2013. 27

[23] J. D. Kelleher, *Deep learning*. MIT press, 2019. 28

[24] A. Van Den Oord, S. Dieleman, and B. Schrauwen, "Deep content-based music recommendation," in *Neural Information Processing Systems Conference (NIPS 2013)*, vol. 26. Neural Information Processing Systems Foundation (NIPS), 2013. 32

[25] R. Collobert and J. Weston, "A unified architecture for natural language processing : Deep neural networks with multitask learning," in *Proceedings of the 25th international conference on Machine learning*, 2008, pp. 160–167. 32

[26] E. Davalo, P. Naïm, and F. Clément, *Des réseaux de neurones*. Eyrolles Paris, 1990. 33

[27] M. Caudill, *Neural networks primer*. Miller Freeman Incorporated, 1993. 34

[28] A. Schmitt, B. Le Blanc, M.-M. Corsini, C. Lafond, and J. Bruzek, "Les réseaux de neurones artificiels. un outil de traitement de données prometteur pour l'anthropologie," *Bulletins et mémoires de la Société d'Anthropologie de Paris*, no. 13 (1-2), 2001. 37

[29] G. E. Hinton and R. R. Salakhutdinov, "Reducing the dimensionality of data with neural networks," *science*, vol. 313, no. 5786, pp. 504–507, 2006. 40

[30] O. K. Oyedotun, E. O. Olaniyi, and A. Khashman, "Deep learning in character recognition considering pattern invariance constraints," *International Journal of Intelligent Systems and Applications*, vol. 7, no. 7, p. 1, 2015. 41

[31] Y. Saeed, J. Kim, L. Westfall, and N. Yang, "Handwritten digit recognition using stacked autoencoders," in *Proceedings of Student-Faculty Research Day, CSIS*. Pace University, 2017. 41