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

Contribution au traitement numérique et classification des signaux electromyographiques

---

Présenté par :

Benchabira Saad

Lakrid brahim

Proposé et Dirigé par :

Dr : Noureddine Henini

Promotion 2020-2021

Remerciements

Nous remercions tout d'abord, Allah qui nous a donné la force et le courage afin de parvenir à élaborer ce modeste travail.

Nous commençons par exprimer notre profonde reconnaissance et nos vifs remerciements au monsieur **henini noureddine** d'avoir nous encadrer, pour ses encouragements, ses conseils, sa disponibilité et surtout pour sa patience. Nous avons été satisfaites de votre qualité exceptionnelle de bon enseignant, merci de nous 'avoir guidées avec patience et d'avoir consacré autant d'heures pour nous ; nous ne pouvons, monsieur, que sincèrement vous exprimer notre respect et notre gratitude.

Nos remerciements vont également à tous les enseignants et les responsables de notre département qui ont contribués à notre formation.

Dédicaces

A l'aide de DIEU tout puissant, qui trace le chemin de
Ma vie, j'ai pu arriver à réaliser ce modeste travail que je
Dédie:

A ceux qui sont dans mon cœur, qui ont veillés pour
Notre confort et sacrifié beaucoup pour notre réussite, à mes
Chers Parents que dieu les gardent.

A mes frères et mes sœurs.

Pour tous mes oncles et tantes.

Mes dédicaces vont tendrement à mes chères amies :

Et tous mes collègues de la
Promotion de 2020 /2021.

Benchabira saad

Dédicaces

A l'aide de DIEU tout puissant, qui trace le chemin de
Ma vie, j'ai pu arriver à réaliser ce modeste travail que je
Dédie:

A ceux qui sont dans mon cœur, qui ont veillés pour
Notre confort et sacrifié beaucoup pour notre réussite, à mes
Chers Parents que dieu les gardent.

A mes frères et mes sœurs.

Pour tous mes oncles et tantes.

Mes dédicaces vont tendrement à mes chères amies :

Et tous mes collègues de la
Promotion de 2020 /2021.

Lakrid brahim

ملخص:

في هذا العمل ،قمنا بإجراء دراسة عامة لإشارات التخطيط الكهربية العضلية (EMG).
بعد ذلك، قمنا بمعالجة الإشارات التي تم الحصول عليها عن طريق تحويل الموجات باستخدام برنامج Matlab لتصنيف هذه الإشارات بواسطة خوارزمية تعلم الشبكة العصبية (nntool).

الكلمات المفتاحية: مخطط الكهربية العضلية (EMG) ، الشبكة العصبية (nntool) ، البرمجيات المحولة الموجة.

. **Abstract:**

In this work, we perform a general study of electromyography (EMG) signals.
Then, we processed the signals obtained by wavelet transformation using Matlab software in order to classify these signals by a neural network learning algorithm (nntool).

Keywords: electromyogram (EMG), neural network (nntool), wavelet transformed software.

Résumé :

Dans ce travail, nous effectuons une étude générale des signaux d'électromyographies (EMG).
Ensuite, nous avons traité les signaux obtenus par transformation en ondelettes à l'aide du logiciel Matlab afin on a classifié ces signaux par un algorithme d'apprentissage de réseau de neurones (nntool).

Mot clés : électromyogramme (EMG), réseau de neurones (nntool), logiciel transformé ondelette.

Tableau des matières :

Introduction générale : ……1

I.1. Introduction :…….. 3

I.2.L'électromyogramme (EMG) :……..3

I.2.1Définition :……...3

I.2.2 Caractéristiques du signal l'électromyogramme :……...3

I.2.3 Source du signal EMG :…….4

I.2.4 Potentiel d´action de l´unité motrice (PAUM) :…….. ...4

I.3 Types d'électrode pour l'électromyogramme :..... 5

I.3.1 Electrodes de surface :……... 5

I.3.2 Electrodes aiguilles :……...7

I.4 Caractéristique des électrodes de détection :……... 8

I.5 Préparation de la peau :……... 9

I.6 Placement des électrodes :……9

I.7 Détection et enregistrement du signal EMG :…….…….9

I.8 Conclusion :……...10

II.1 Introduction :…… 12

II.2. Les méthodes possibles pour le traitement du signal EMG ……..… 12

II. 2.1 Transformée de Fourier à Court Terme (TFCT) :.....…. 12

II.2.2 La Transformée d'Ondelette :……..13

II. 2.3 Avantage l'analyse en Ondelettes :…… 16

II. 2.4 La transformée en ondelettes continue (CWT) :…… 17

II. 3.1 Choix de l'Ondelette pour notre application :……... 17

II.3.2 Enregistrement du signal EMG :……..17

II.3.3 Traité signal EMG par transformer ondelette :……18

II.3 Conclusion :…….....20

III.1 introduction :…… 22

III.2 Réseau de neurones :…….22

III.2.1 Les différents types de modèle :……25

III.2.1.1 Les réseaux de neurones convolutifs (CNN) :…… 25
III.2.1.2 Réseau de neurones récurrents (RNN) :……30
III 3. Classifier les signaux EMG par Réseau de Neurones:……....31
III 3.1 les données de base:…….…..31
III.3.1.1 Réseau de Neurones Toolbox :…….31
III.3.1.2 Taux de Reconnaissance Obtenues :……34
III.3.1.3 Graphe de l'erreur :…….....35
III.4.conclusion :……...36
Conclusion générale :…….....38

Liste des figures

Figure I.1: Génération du potentiel d´action de l´unité motrice (PAUM) (Basmajian&Deluca, 1985)……5
Figure I.2: électrodes de surface ……...6
Figure I.3 : Capteurs sEMG placés sur la peau……..7
Figure I. 4: Électrode aiguille……7
Figure I.5: Caractéristique des électrodes (Merletti& Parker, 2004)…….8
Figure I.6 : l'emplacement des électrodes de surface……9
Figure. I.7 : Différences de signal EMG entre les électrodes à aiguille et les électrodes de Surface. D'après Hogrel (2005)……10
Figure II.1 : La Transformée de Fourier fenêtrée……12
Figure II.2: La Transformée en ondelettes……...14
Figure II.3: Ondelette Chapeau Mexicain et module de sa transformer de Fourier……..15
Figure II.4: Ondelettes de Daubechies avec N moments nuls (N = 2, 4, 6, 8)……..16
Figure II.5: graph de chaque mouvement choisi……...20
Figure III.1: Le modèle RNA……23
Figure III.2: schéma de fonctionnement d'un neurone artificiel ……..25
Figure III.3:la méthode de réseaux de neurones convolutifs (CNN)……26
Figure III.4: Exemple d'une convolution 2D……27
Figure III.6: (à gauche) Un RNN. (à droite) Sa version déroulé Source : Nature……30
Figure III.7 : Interface de nntool……32
Figure III.8: Interface d'apprentissage de réseau de neurones……..32
Figure III.9 : Architecture du réseau.....…...33
Figure III.10 : Les taux de reconnaissances.....34
Figure III.11 : Graphes de l'erreur quadratique moyenne ……35

Liste des tableaux :

Tableau I.1 : Caractéristiques électriques……..4

Liste des abréviations :

PAUM : Potentiel d'Action des Unités Motrice.

EMG : L'électromyographie.

CNN : Les réseaux de neurones convolutifs.

RNN : Réseau de neurones récurrents.

ReLu : RectifiedLinear.

NNtool : Outil de réseau de neurones.

Introduction générale

Introduction générale:

Avec l'avancée des technologies de l'information, le domaine du génie des technologies de la santé est aujourd'hui en mesure de venir en aide aux personnes présentant un handicap naturel, ou résultant d'une pathologie ou d'un accident, en procurant à celles-ci des dispositifs permettant l'amélioration de leurs conditions et leur qualité de vie.ces dispositifs sont appelés des aides techniques.

L'Objectif Dans ce mémoire nous allons présenter un nouveau système d´interaction physique entre humains et robots en utilisant les signaux électromyographie (EMG) d'une base de données d'un handicapé suite à une amputation humérale afin étudier et classifier ces signaux par la méthode d'un apprentissage par réseau de neurone pour commander les mouvements d une main artificielle. [1]

Le traitement et la reconnaissance du signal EMG à classer peuvent être très différents à cause à cause des variations entre les individus et la modification de ces signaux au cours du temps. Ceci indique que pour évaluer la performance d´un classeur, il va être nécessaire de quantifier la difficulté de classification du signal. En d´autres termes, quand une méthode de classification fournit des performances insuffisantes, il est impossible de déterminer la cause sans cette quantification. Ce problème ne se pose pas dans le cas d´un problème habituel de reconnaissance des formes. [1]

Dans ce contexte ce mémoire est organisé en trois chapitres :

Le Chapitre I : Généralités sur l'électromyographie

Le chapitre II : traite la numérisation de notre signal analogique en utilisant

Logiciel Matlab pour visualiser et traité en temps réel.

En Chapitre III : présente la méthode de classification et évaluation les résultats obtenus.

Chapitre I : Les signaux EMG

I.1. Introduction :

Le corps humain est constitué de muscles qui assurent les mouvements des différents membres du corps humain. Pour vérifier leur bon fonctionnement en cas de douleurs musculaires, on peut procéder à un EMG.

Ce premier chapitre est une présentation globale de signal EMG.

I.2. L'électromyogramme (EMG) :

I.2.1 Définition :

Le terme électromyogramme fait-il référence aux techniques neurophysiologiques appliquées à l'étude de l'activité électrique des muscles et des nerfs, soit l'électromyographie à l'aiguille et les études de conduction nerveuse

L'électromyographie est employée dans les domaines de l'étude du mouvement humain et du diagnostic neuromusculaire. Elle est le plus fréquemment employée dans le domaine de la neurophysiologie clinique ou de la médecine électro-diagnostique

L'électromyographie (EMG) consisté à capter les potentiels électriques émis par l'activité musculaire, à les amplifier, à les rendre audibles et à les visualiser sur un moniteur. On distingue :

1- L'EMG analytique qui enregistre les potentiels musculaires en vue de les analyser individuellement. Elle s'effectue à l'aide d'une aiguille-électrode insérée dans le muscle.

2- L'EMG globale qui enregistre l'ensemble de l'activité électrique du muscle au moyen d'électrodes externes fixées sur la peau.

I.2.2 Caractéristiques du signal l'électromyogramme :

Pour présenter les caractéristiques du signal obtenu avec un électromyogramme (EMG), on peut démontrer les différences qu'il existe entre d'autres types d'appareil du même genre. Ces appareils sont l'électrocardiogramme (ECG) qui mesure le fonctionnement du cœur et l'électroencéphalogramme (EEG) qui mesure les signaux provenant de la surface du crâne. Le tableau suivant présente les caractéristiques principales du signal de chacun des appareils si dessus.

Type	Tension	Fréquence basse (Hz)	Fréquence haute
ECG	200µV à 5mV	0.5	3
EEG	10µV à 200µV	4	40
EMG	10µV à 3mV	20	3000

Tableau I.1 : Caractéristiques électriques

Du tableau I.1, on voit que chacun des signaux possède ces propres caractéristiques ce qui permet de déterminer qu'elles sont les critères que l'on doit avoir pour bien filtrer notre signal. Si l'on observe le signal EMG, son amplitude varie d'une valeur allant de 10 µV à 3 mV. Une aussi grande plage de valeur s'explique par le fait que plusieurs paramètres sont à prendre en considération soit : le positionnement de l'électrode, la préparation préalable de la peau et aussi la grosseur du muscle étudié. Du côté de la fréquence, on peut voir que la bande de fréquence qui est présente dans le signal obtenu par les muscles et les nerfs est très large (environ 3KHz). Il est très difficile d'obtenir une valeur exacte concernant la fréquence haute du signal.[2]

I.2.3 Source du signal EMG :

Excitabilité de la membrane musculaire et Potentiel d´Action l´excitation des fibres musculaires par le contrôle nerveux représente un facteur important en physiologie musculaire.

Ce phénomène peut être expliqué par le concept d´une membrane semi- perméable décrivant les propriétés électriques du sarcoplasme.

L´équilibre ionique entre l´intérieur et l´extérieur d'une cellule musculaire produit un Potentiel, dit potentiel de repos.

Cette différence de potentiel qui est maintenue par des processus physiologiques (pompe ionique) conduit à une charge intracellulaire négative comparée au milieu externe.

I.2.4 Potentiel d´action de l´unité motrice (PAUM) :

Un nerf moteur c´est comme un arbre possédant plusieurs branches qui lui permet d´exciter plusieurs fibres musculaires. Les différentes longueurs et diamètres des branches cause des temps de propagation différents. En conséquence, les activations des fibres musculaires dans une unité motrice donnée sont asynchrones.

De là on peut conclure que le Potentiel d´Action de l´Unité Motrice (PAUM) correspond à la sommation spatio-temporelle des PA de chaque fibre musculaire qui la composent

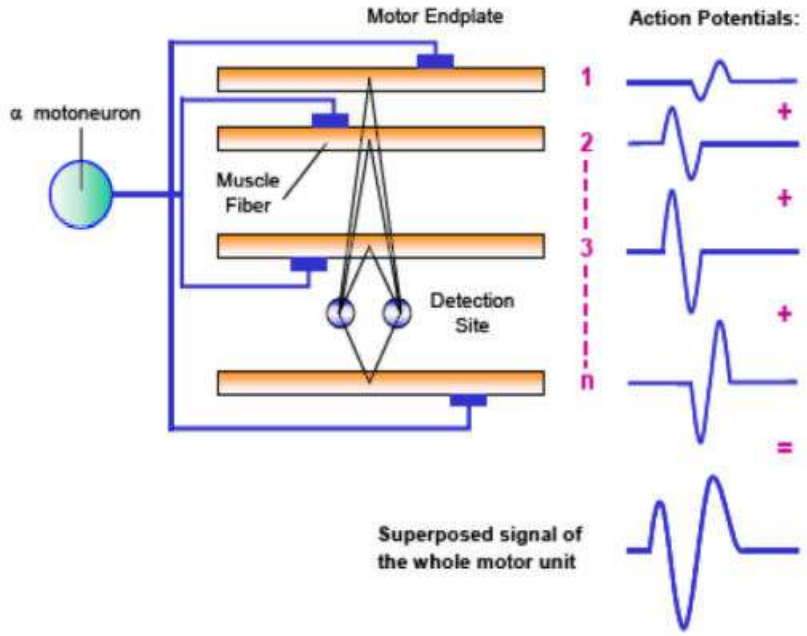


Figure I.1: Génération du potentiel d´action de l´unité motrice (PAUM) (Basmajian&Deluca, 1985)

I.3 Types d'électrode pour l'électromyogramme :

Il existe deux grandes catégories d'électrode pour l'électromyogramme :

I.3.1 Electrodes de surface :

Se sont des électrodes techniquement non invasives lors de la mesure et la détection du signal EMG.

L'EMG de surface est la méthode la plus utilisée dans le milieu médical sportif, puisqu'elle est non envahissante et peut être conduite par le personnel autre que les médecins, avec un risque minimal pour le sujet. La mesure de l'EMG de surface dépend d'un certain nombre de facteurs. Les propriétés du domaine d'amplitude, du temps et de fréquence du signal EMG dépendent des facteurs tels que :

- La synchronisation et l'intensité de la contraction musculaire;
- La distance de l'électrode du secteur actif de muscle;
- Les propriétés du tissu (par exemple épaisseur de la peau);
- Les propriétés des électrodes et amplificateurs;
- La qualité de la surface de contact entre l'électrode et la peau.

En outre, la mesure du signal EMG dépend des propriétés des électrodes et de leur interaction avec la peau. [3]

Il existe plusieurs configurations des électrodes dans la détection du signal EMG de surface : mono polaire, bipolaire, double différentielle.



Figure I.2: électrodes de surface

Capteur sEMG (électrodes de surface) :

Le «S» fait référence à la surface, où ce type de capteur EMG prend des mesures en plaçant des électrodes EMG de surface sur votre peau.

Utilise une technologie non invasive, ce qui rend ce type de capteur EMG non douloureux généralement applicable dans les cliniques et la santé sportive Limitations: bien qu'il s'agisse d'un moyen simple et facile de mesurer l'EMG, il est limité aux muscles superficiels et dépend d'autres variables telles que le poids des patients, etc.

Le processus commence par le placement du capteur EMG; où il est placé dans la zone d'innervation des deux tendons pour une meilleure qualité de détection.

Les électrodes commencent à détecter l'activité électrique générée par les mouvements contractions musculaires.

L'activité électrique détectée est ensuite affichée sous forme d'ondes sur un moniteur (également appelé oscilloscope).



Figure I.3 : Capteurs sEMG placés sur la peau

I.3.2 Electrodes aiguilles:

Les électrodes aiguilles sont largement utilisées dans des procédures cliniques dans les évaluations neuromusculaires. La pointe de l'aiguille électrode est nue et utilisé en tant que surface de détection. Elle contient un fil isolé dans la canule. La qualité des électrodes à aiguille utilisées en électromyographie est relativement améliorée par les autres types disponibles.

Électrodes aiguilles ont deux avantages principaux. La première est que sa superficie relativement restreinte de ramassage permet à l'électrode de détecter le PAUM individuels pendant les contractions de force relativement faibles. L'autre est que les électrodes peuvent être facilement repositionnées dans le muscle (après insertion) de sorte que de nouveaux territoires tissulaires peuvent être explorés (figure I.4). [5]

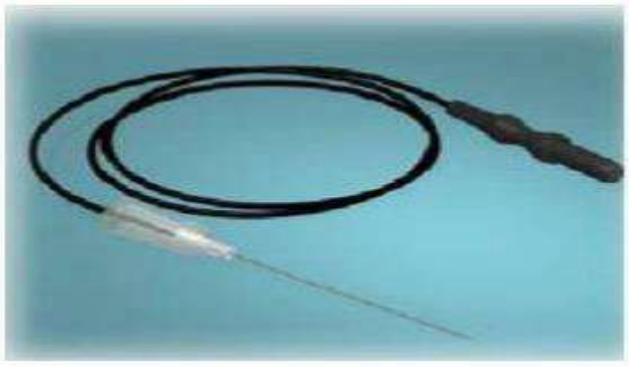


Figure I. 4: Électrode aiguille

I.4 Caractéristique des électrodes de détection :

Il y plusieurs modèles des électrodes : bipolaire, unipolaire, laplacienne et double différentielle. Leur géométrie et leur placement influx dans le recueil du signal. (Hogrel, Duchene, & Marini, 1998).

Le principe physique général est que l´électrode enregistre un flux moyen sous une région limité et on distingue :

- Les électrodes humides à base de gel Ag/AgCl. Elles permettent de Maintenir l'impédance électrique désirée mais sont à usage unique et possèdent une durée de vie limitée.

- Les électrodes sèches constituées essentiellement d'acier inoxydable. Elles sont réutilisables mais elles possèdent une impédance électrique haute et instable. La sueur fait aussi décroitre facilement l'impédance de l'électrode et déforme légèrement le signal myoélectrique. Les électrodes sèches compliquent donc la classification mais elles sont nécessaires, du fait de leur plus grande durée de vie, au développement de produits commerciaux.

La Figure I.5 donne un exemple de recueil du signal EMG de surface en configuration bipolaire. Deux électrodes sont placées entre la jonction neuromusculaire (la zone d´innervation) et le tendon (la zone terminale).[6]

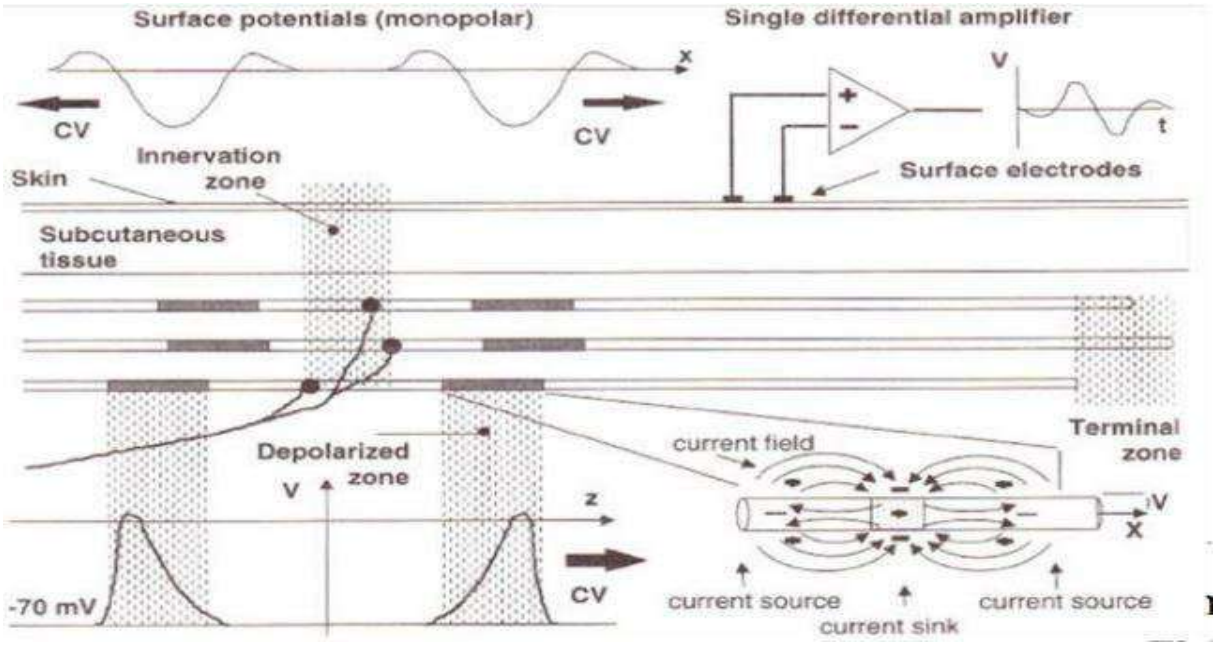


Figure I.5: Caractéristique des électrodes (Merletti& Parker, 2004)

I.5 Préparation de la peau :

L'application des électrodes EMG de surface nécessite une bonne préparation de la peau au préalable. Afin d'obtenir une bonne qualité du signal EMG, l'impédance de la peau doit être considérablement réduite.

A cet effet, les cellules mortes de la peau par exemple cheveux doit être complètement enlevé de l'endroit où les électrodes EMG doivent être placées. Il est conseillé d'utiliser un gel abrasif pour réduire la couche sèche de la peau. Il ne faut pas humidifier la peau. La peau doit être nettoyée avec de l'alcool pour éliminer toute l'humidité ou de sueur sur la peau. [5]

I.6 Placement des électrodes :

Quelque soit l'analyse réalisée, les paramètres physiologiques dérives du signal EMG sont fondamentalement dépendants de la position de l'électrode .cette dernière apparat donc comme une variable significative de l'EMG ,qui dépend des caractéristiques morphologiques et anatomiques de chaque sujet .en effet ,le signal EMG est influence par la position relative de l'électrode par rapport aux zone d'innervation (ZI) et aux tendons ,induisant ainsi une variation des caractéristiques des signaux enregistrés selon la position des électrodes par rapport aux FM.de plus, il a été montré que le placement des électrodes détermine la forme des PA et la contribution des PAUM.

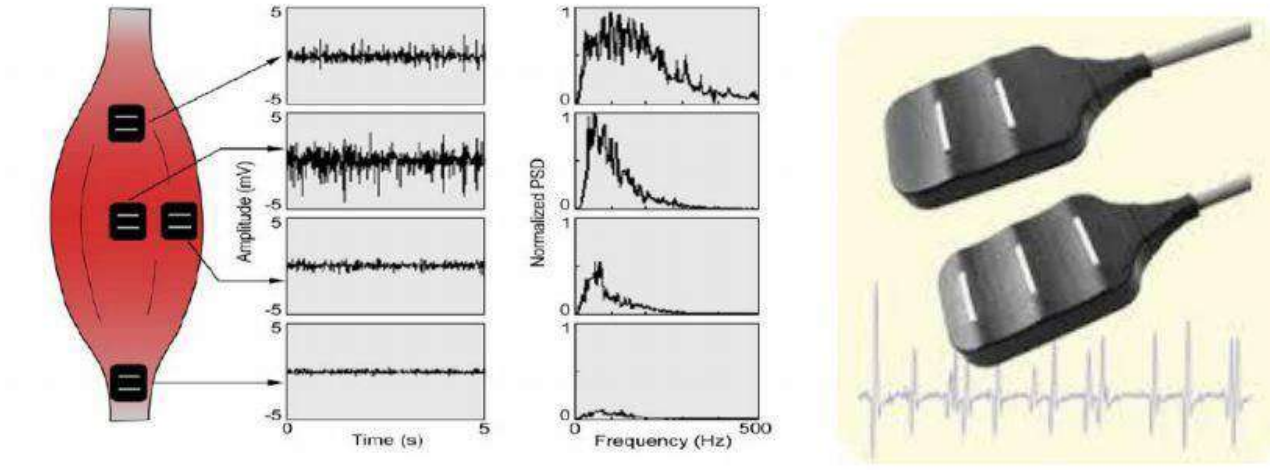


Figure I.6 : l'emplacement des électrodes de surface.

I. 7 Détection et enregistrement du signal EMG :

La première grande étape méthodologique de l'analyse EMG est la détection du signal, qui s'effectue grâce une chaîne EMG et des électrodes. Il existe deux grandes familles

d'électrodes : intramusculaires et de surface. Ainsi, l'EMG peut se réaliser selon deux méthodes, soit de manière invasive par le biais d'une électrode-aiguille (ou filaire) insérée Dans le muscle, soit de façon non-invasive avec des électrodes collées à la surface de la peau.

Les caractéristiques des signaux EMG enregistrés sont dépendantes de la technique de détection. D'après la Figure I.7, le nombre de PAUM semble globalement plus élevé avec les électrodes de surface.



Figure. I.7 : Différences de signal EMG entre les électrodes à aiguille et les électrodes de Surface. D'après Hogrel (2005).

A: signal EMG détecté par les électrodes à aiguille.

B : signal EMG détecté par les électrodes de surface.

I.8 Conclusion :

Grace à cette étude physiologique qui nous a permis de comprendre que l'électromyogramme (EMG) est un potentiel électrique généré au niveau des fibres musculaires quand les muscles sont contractés. Le système nerveux central, constitué du cerveau et de la moelle épinière, contrôle le muscle en agissant de manière synchronisée sur un ensemble de fibres musculaires delà on a pu déduire les différentes régions pour le positionnement de nos électrodes et au second chapitre nous allons étudier les différentes méthodes de traitement des signaux EMG. [1]

Chapitre II : Traitement des signaux EMG

II.1 Introduction :

La détection des événements dans un signal suscitent un intérêt grandissant, depuis plusieurs années, dans le domaine de l'ingénierie biomédicale.

Pluridisciplinaire, elle se développe grâce aux avancées dans les divers domaines du traitement du signal. C'est dans ce chapitre nous allons citer les différentes méthodes utilisées dans les traitements de signal qui nous permet de développer un outil de recherche et de diagnostic fondé sur l'analyse des signaux électromyographies(EMG) afin d'extraire les informations concernant les différents mouvements, dans notre travail on utilise la méthode transformée d'ondelette.

II.2. Les méthodes possibles pour le traitement du signal EMG :

II.2.1 Transformée de Fourier à Court Terme (TFCT) :

La Transformée de Fourier à Court Terme (TFCT) est la plus simple des transformées temps-fréquence. L'utilisation de la TFCT contourne les limites de la TF pour des signaux non-stationnaires en définissant un intervalle de temps (où le signal est stationnaire localement) sur laquelle la transformée du Fourier est appliquée. La taille de l´intervalle analysé est fixée par une fenêtre w(t), où w(t)=0 quand t<0 et t>L (L : largeur de la fenêtre), et w(t) est différent de zéro pour 0<= t< L.

La transformée de Fourier à court terme est donc obtenue par l´équation suivante :

$$X(f,b) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) * W(t-b) * exp(-i2\pi ft)dt \,. \qquad \text{II.1}$$

Où b est le décalage et w la fenêtre glissante.

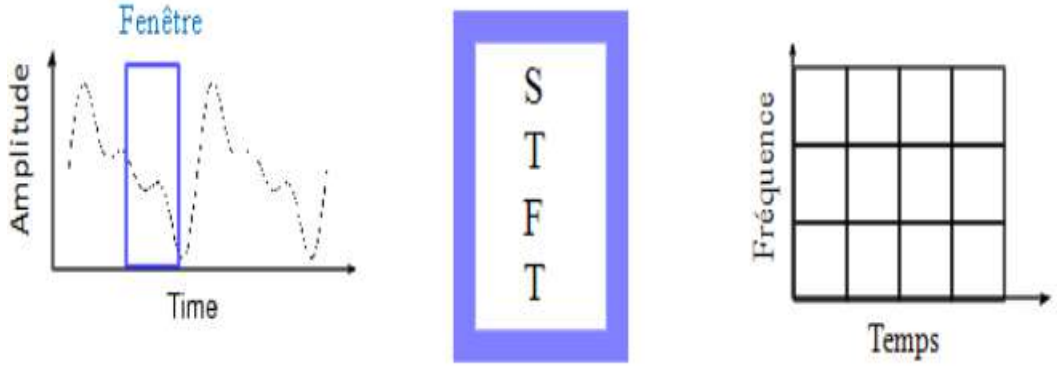


Figure II.1 : La Transformée de Fourier fenêtrée

Du fait de la durée de cet intervalle, il est donc impossible avec la TFCT de fournir une information instantanée. L´utilisation de la TFCT présente également des restrictions dues à la résolution temps-fréquence. Il a été constaté que la largeur minimale de fenêtre permise pour obtenir encore une résolution correcte en fréquence, est approximativement de 250ms pour un signal EMG (Merletti, Knaflitz, &DeLuca, Electrical lyevoked myoelectric signals, 1992) & (Potvin & Bent, 1995).Ce résultat est un compromis entre les résolutions fréquentielles et temporelles.

II.2.2 la Transformée d'Ondelette :

II.2.2.1 définition :

Un Ondelettes mère Ψ est une f onction f de base que l'on va translater et pour recouvrir le plan temps fréquences et analyser le signal [7].

On peu définir la transformée en Ondelettes d'un signal f (t) comme une projection sur la base des fonctions Ondelettes $\Psi\left(\frac{t-b}{a}\right)$

$$\mathrm{To}(a,b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t)\, \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \qquad \text{avec a,b } \epsilon \text{ R} \qquad \text{II.2}$$

Dans cette expression :

a : est le facteur d'échelle.

b : est le paramètre de translation.

En posant :

$$\Psi\text{a,b}\,(t) = \frac{1}{\sqrt{a}}\, \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \qquad \text{II.3}$$

Où $\Psi\text{a,b}\,(t)$sont une famille d'Ondelettes analysantes générales à partir à d'une Ondelette « mère » $\Psi(t)$ par dilatation (facteur a) et translation (paramètre b). L'équation (3.2) devient : [7].

$$\mathrm{To}(a,b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t)\, \Psi\text{a,b}\,(t)dt = \langle f | \Psi\text{a,}b \rangle \qquad \text{II.4}$$

g f, Est un produit scalaire entre deux fonctions g f.

La fonction Ondelette doit vérifier un certain nombre de propriétés, la première d'entre elle se nomme condition d'admissibilité.

Soit $\Psi(t) \epsilon L^2$ (ensemble des fonctions à carré sommable) [7].

Alors $\int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\Psi(\omega)|}{|\omega|} d\omega < \infty$ II.5

Cette condition permet d'analyser signal, puis de le synthétiser sans perte d'information.

La condition d'admissibilité implique en outre que la transformée de Fourier de l'Ondelettes à la Fréquence continu (pour ω=0) doit être nulles. Soit :

$$\Psi(\omega)|_{\omega = 0} = 0 \qquad \text{II.6}$$

Ceci implique en particulier deux conséquences importantes :

- la première est que les Ondelettes doivent posséder un spectre de type passe-bande
- la seconde apparaît en réécrivant l'équation (II.6) de façon équivalente sous la forme :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \Psi(t) = 0 \qquad \text{II.7}$$

Donc Ψ (t) doit être à moyenne nulle. Ψ (t) Est une fonction à largeur temporelle finie (fenêtre temporelle) possédant un caractère oscillatoire. On est alors bien en Présence d'une petite onde : une Ondelette [6].

Cette Ondelette agi comme un filtre passe bande, pour retrouver la partie du spectre éliminé par l'Ondelette (les basses fréquences), on utilise une autre fonction appelée fonction échelle ϕ(t) , sa moyenne est non nulle [6].



Figure II.2: La Transformée en ondelettes

II.2.2.2 Les Différents Type d'Ondelettes :

Généralement quand il est question de filtrage, la nature des filtres utilisés (RIF, ou RII, symétrique ou non, récursifs ou non) conditionnelle choix de l'Ondelette. On donne ici quelques types d'Ondelettes couramment utilisées :

II.2.2.2.1 Ondelette de Haar :

La fonction échelle () t ϕ et la fonction d'Ondelette ψ (t) sont données par :

$$\varphi(t)=\begin{cases} 1 & 0 \le t \le 1 \\ 0 & si\ non \end{cases}$$

$$\psi(t)\begin{cases} 1 & 0 \le t \le 0{,}5 \\ -1 & 0{,}5 \le t \le 1 \\ 0 & si\ non \end{cases} \qquad \text{II.8}$$

La fonction de transfert des filtres associés s'écrit :

$$H(Z) = \frac{1}{\sqrt{2}} + \frac{1}{\sqrt{2}} Z^{-1} \quad \text{II.9}$$

$$G(Z) = \frac{1}{\sqrt{2}} - \frac{1}{\sqrt{2}} Z^{-1} \quad \text{II.10}$$

L'inconvénient de cette analyse est sa très mauvaise résolution fréquentielle sont intérêt est la grande simplicité des filtres associés [7].

II.2.2.2.2Ondelette de Morlet :

L'Ondelette de Morlet a un grand intérêt et dans l'étude des signaux sismiques, comme nous allons le voir plus tard, puisque sa forme '' ressemble '' beaucoup `a celle de l'Ondelette sismique (l'impulsion). Cette Ondelette est inspirée du signal élémentaire de Gabor elle est obtenue par modulation d'une gaussienne :

$$\psi(t) = \pi t_0^{-1/4} exp\left[\frac{-1}{2}\left(\frac{t}{t_0}\right)^2 + 2J\pi f_0 t\right] \quad \text{II.11}$$

II.2.2.2.3 Chapeau Mexicain :

Le chapeau mexicain Figure II.3. , Ondelette réelle qui doit son nom à sa forme, est construite à partir de la dérivée seconde de la gaussienne :

$$\psi cm(t) = (1 - t^2) exp\left(-\frac{1}{2} t^2\right) \quad \text{II.12}$$

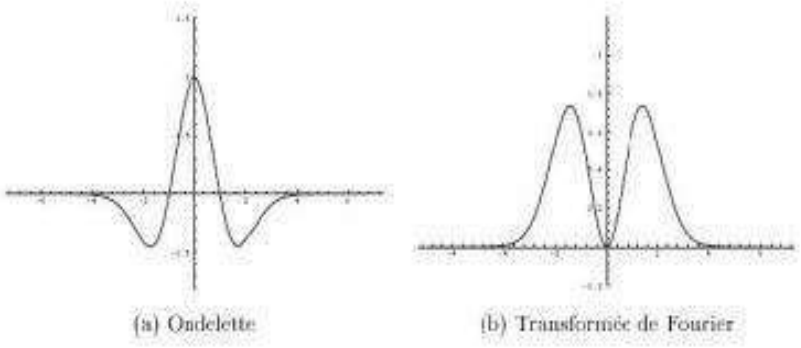


Figure II.3: Ondelette Chapeau Mexicain et module de sa transformer de Fourier

Cette Ondelette appartient à l'espace de Schwartz S, elle est symétrique, ce qui permet de ne pas introduire des décalages (déphasages) dans la transformée en Ondelettes contrairement à des Ondelettes non symétriques (comme le sont les Ondelettes orthogonales à support compact de Daubechies), elle est particulièrement adaptée à la détection des discontinuités. [7]

II.2.2.2.4 Ondelette de Daubechies :

Les Ondelettes d'Ingrid Daubechies sont intéressantes puisque elles sont orthogonales et bien localisées en temps (ou espace) de plus elle donne la possibilité de choisir le degré de régularité voulue en imposant un certain nombre de moments nuls (fig.2.4), leur régularité augmente avec N, cependant elles ne sont pas symétriques ce qui peut causer de problèmes dans certaines situations [7]

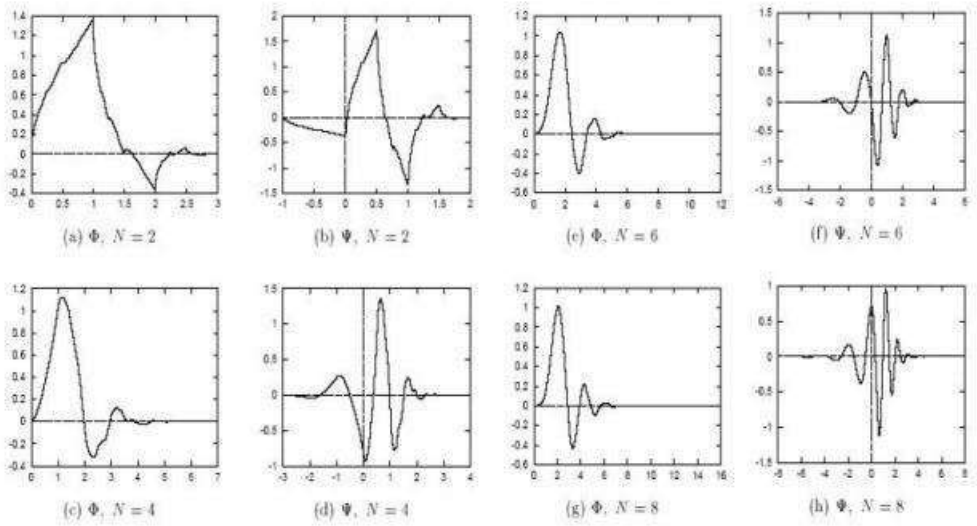


Figure II.4: Ondelettes de Daubechies avec N moments nuls (N = 2, 4, 6, 8)

II.2.3Avantage l'analyse en Ondelettes :

Le fait que la transformée utilise des fonctions bien localisées dans le plan Temps-Fréquence lui donne beaucoup d'avantages :

- La Résolution en fréquence de la transformée dépend du facteur de dilatation a par le principe d'Heisenberg, on peut donc choisir arbitrairement celle-ci suivant ce que l'on désire analyser.
- Pour les signaux physiques présentant des variations très rapides, des sauts, des marches, bref des discontinuités ; l'analyse en Ondelettes est adaptée car l'Ondelette va détecter ces variations et analyser celle-ci cette particularité rend l'analyse en Ondelettes complémentaire à l'analyse de fourrier. En effet, avec l'analyse de Fourier, les discontinuités d'un signal ne sont pas facilement analysables, car les coefficients des fréquences correspondances sont étalés dans toute la transformée.
- La localisation en temps est précieuse pour nombre d'application.
- La transformée en Ondelette peut représenter complètement et efficacement un signal quelconque en peu de coefficients.[7]

II.2.4 La transformée en ondelettes continue (CWT) :

La transformée en ondelettes continue utilise des translations et des dilatations de la fonction ondelette mère durant tous l'intervalle du temps de manière continue.

La définition de CWT est donnée par la formule ci-dessous :

$$\mathrm{CWT}(\tau, s) = \frac{1}{\sqrt{S}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)\, \psi\left(\frac{t-\tau}{s}\right) \mathrm{dt} \qquad \text{II.13}$$

II.3.1 Choix de l'Ondelette :

Le choix de l'Ondelette analysante est un problème critique dans la théorie d'Ondelettes. Pour extraie des événements spécifiques dans un signal, le choix de l'Ondelette devient important pour que l'Ondelette soit adaptée à la forme de l'événement à détecter [8].

Dans les domaines d'application très différents, la décomposition en Ondelettes est utilisée à des fins de détection des transitoires. Elle a été utilisée dans les domaines de détection des contours des images (Mallat.2000).la compression (Truchetet,1998), et dans le traitement de parole, de plus elle a été utilisée pour le dé bruitage (Marque 1986) et comme outil de classification (Diab septembre 2004, décembre 2004,2005).

Dans les applications biomédicales, Li (Li et al, 1995) à utilisé une Ondelettes spline quadratique qui lui permet de distinguer facilement les caractéristiques du bruit et de la ligne de base dans le signal électrocardiographique ECG. C'est une ondelette à support compact et à phase linéaire, Shenhadji (1995) à utilisé une ondelette complexe pour la détection des ruptures dans l'ECG. [8]

Dans cette application, l'ondelette de 'Symlet 5' semble donner une meilleure possibilité de distinction. Des études approfondies sur cette ondelette sont faites dans (Khalil , 1999)

II.3.2 Enregistrement du signal EMG :

Les signaux myoélectriques présentent la particularité d'être générés par des êtres humains, ce qui crée des contraintes sur les méthodes de classification. Ces contraintes sont dues aux faits des variations existant entre les individus, parmi lesquelles on trouve les variations physiques (e.g. la taille, le poids, la corpulence) et les variations psychologiques (e.g. Aptitude cognitive, réponse conditionnée, apprentissage moteur). Plus loin que ça l'individu lui-même son signal EMG peut varier s'il est assis, debout, ou fatigué…etc.

Ce la pose un véritable défi et conduit à des problèmes complexes en termes d'interprétation c'est pour cela on a mis quelque propriété à prendre en compte durant l'enregistrement du signal, afin à diminuer le bruit :

- Le sujet est assis sur une chaise. Son bras droit est posé verticalement afin d'éviter tout mouvement indésirable.

II.3.3 Traité signal EMG par transformer ondelette :

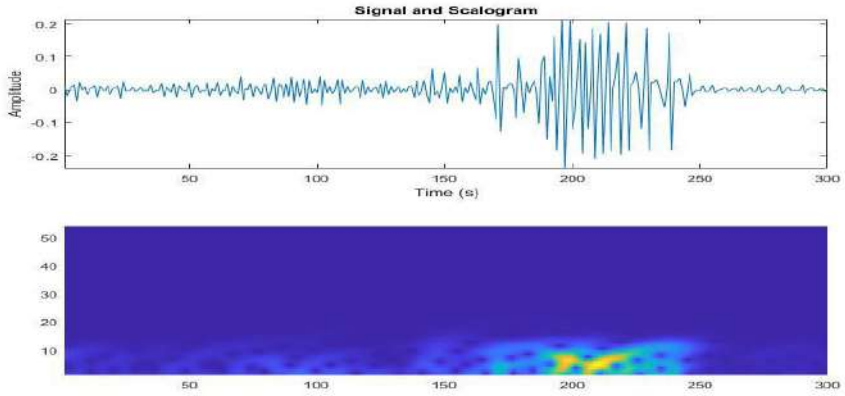
Sur Matlab en temps réel on a traité le signal par transformer ondelette pour un meilleur traitement afin d'extraire tous les informations moteur nécessaire pour la commande les résultats afin de connaitre toute les variations du signal pour les différents mouvements.

• Créer des représentations temps-fréquence :

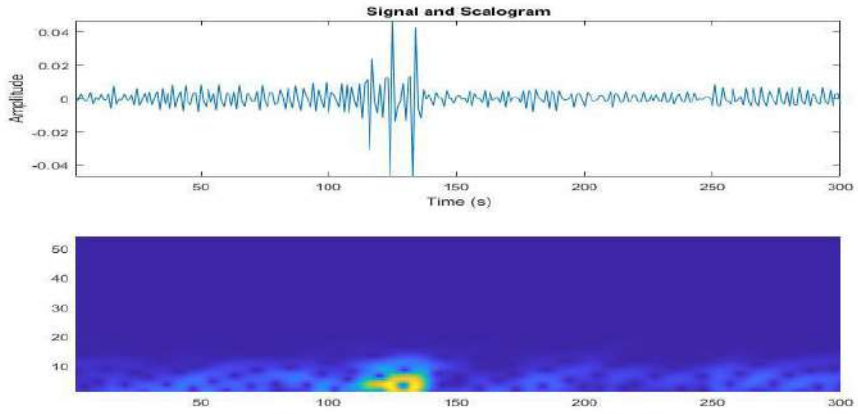
Après la détection de signal et Pour converti le signal a l'image 2D.

On a crée des représentations temps-fréquence des signaux EMG. Ces représentations sont appelées scalogrammes. Un scalogramme est la valeur absolue des coefficients CWT d'un signal EMG détecté.

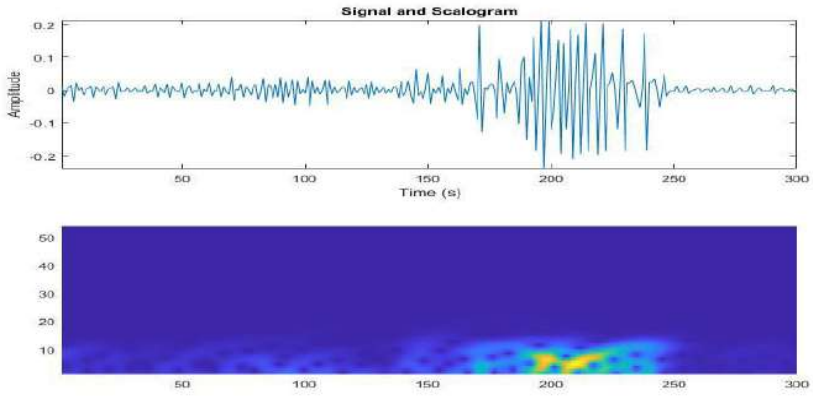
On a crée un filtre de transformation en ondelettes continue (CWT) banque<$cwtfilterbank$>. Le pré calcule du banc de filtres CWT est la méthode préférée pour obtenir le CWT de nombreux signaux en utilisant les mêmes paramètres.[1]



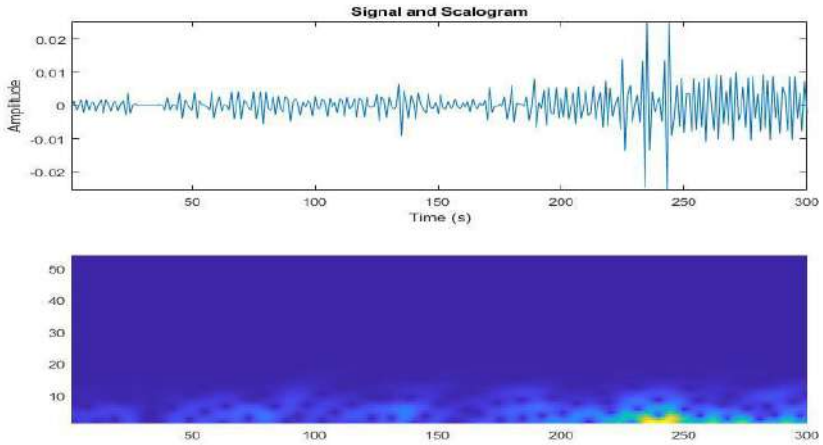
1 : pronation



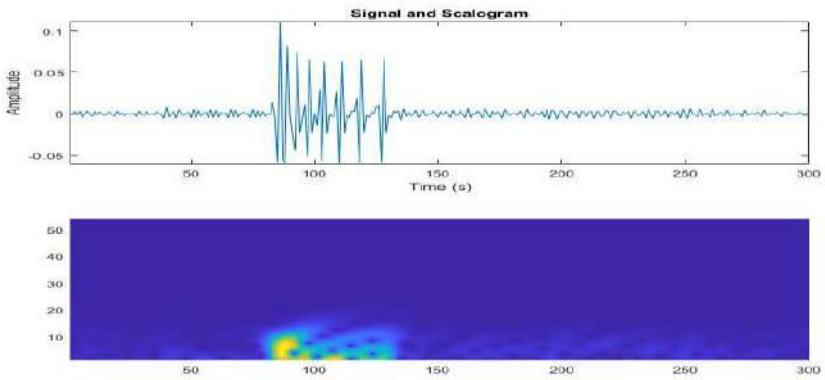
2: majeur



3 : ponation



4 : index



5 : ouverture

Figure II.5: graph de chaque mouvement choisi

II.3 conclusion :

Dans ce chapitre en applique la transférer ondelette pour faire le traitement sur le signal EMG. Finalement en considérée la CWT comme utile Mathématiques importantes pour le traitement les signaux non stationnaires comme l'EMG et ainsi présent le signal de forme temps-fréquence pour classée chaque formant par les échelles correspondent.[1]

Chapitre III : Classification des signaux EMG

III.1 introduction :

Comme déjà évoqué, le signal EMG caractérisant l'activité neuromusculaire d'un muscle donné est largement exploité pour diverses applications médicales comme le diagnostic des anomalies dans les fonctions musculaires et le contrôle des prothèses. Ces applications sont basées essentiellement sur la classification dont la méthode définie entièrement les performances. Pour les mains prothétiques myoélectriques, l'utilisation de plusieurs sites pour l'acquisition des signaux EMG permettent de classifier et d'identifier plusieurs mouvements d'une main et ainsi mettre en œuvre une prothèse multifonctionnelle.

Dans ce chapitre on a parlé la méthode de classification les mouvements d'une main artificielle et les résultats obtenus.

III.2 Réseau de neurones :

Le principe du réseau de neurones est de reproduire schématiquement le caveau humain et son mode d'association afin de l'automatiser dans une machine : c'est ce qu'on appelle l'intelligence artificielle. Comme notre cerveau, le réseau de neurones débute par une phase d'apprentissage, avec l'association de données d'entrées (image, son, texte…) à des catégories spécifiques comme références (ex : reconnaissance de mots à partir de la photo d'un texte). [11]

Une fois cet apprentissage effectué, lorsque de nouvelles données d'entrées lui seront présentées, le réseau de neurones les associera à telle ou telle catégorie en fonction de ce qu'il aura appris : c'est la classification.

Le réseau de neurones fonctionne par analyse statistique, par opposition à d'autres systèmes capables d'apprendre qui prenne des décisions par comparaison à un ensemble de règles déductives (logique algorithmique…)

Le principe du réseau de neurones est de créer un raisonnement statistique. En fonction de ce qu'il a appris par le passé, grâce à une « base » d'apprentissage, il va prendre des décisions par rapport aux données d'entrées qu'il reçoit. Le choix de classification se portera sur la probabilité de ressemblance à une classe qu'il connaît déjà. On appelle aussi ceci l'apprentissage par expérience, le réseau de neurones intervenant comme une aide statistique à la décision.

Principe étape par étape :

Données en entrées (flèches noires à gauche sur le graphique), analyse des données avec des critères de pondération (cercles et liaisons sur le graphique), choix de classification en sortie avec une probabilité de certitude. (Flèche noire à droite sur le graphique).Le réseau de neurones

intervient dans différents domaines de la vie courante : classifier des espèces, reconnaissance de motifs (chèques, cartes postales…), estimation boursière… [9]

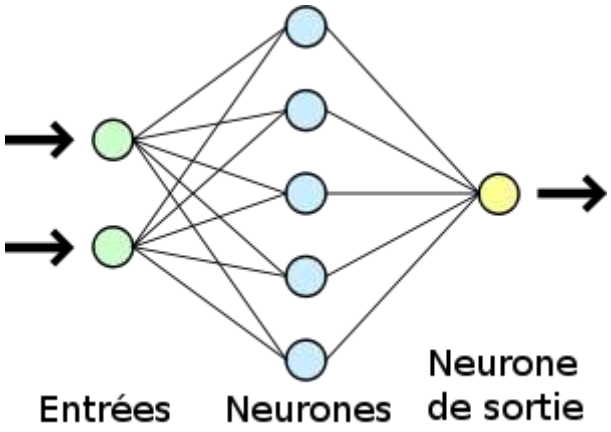


Figure III.1: Le modèle RNA

Une méthode alternative fondée sur les réseaux de neurones artificiels (artificiel neural network) a été largement étudié .Un neurone est un processus élémentaire qui calcule son état d'excitation définie par une somme pondérée de ses entrées. Σ<wj ,xi>+ bj

Ou xi représente l'entré i du neurone et Wi le poids associe à l'entrée i Emet en sortie un signal u dit potentiel d'action, si son niveau d'excitation dépassé un certain seuil θ.

Si y > θ on a ainsi u=f (y, θ) ou f est appelée fonction d'activation.

Un réseau de neurones est un groupe d'unités de traitement appelées les neurones qui sont interconnectés et distribuées dans les couches.

Un réseau de neurones peut être vu comme un graphe orienté dans lequel les neurones artificiels sont des nœuds et les arcs values des poids sont les connexions entre les neurones de sorties et les neurones d'entrées.[4]

Un neurone artificiel est une fonction fj de l'entrée x = (x1,..., Xd) pondérée par un vecteur de poids de connexion wj = (wj, 1,..., Wj, d), complétée par un biais de neurone bj , et associée à une fonction d'activation φ, à savoir yj = fj (x) = φ (hwj, xi + bj).

- **Les fonctions d'activation :**

La fonction d'activation est une fonction mathématique appliquée à un signal en sortie d'un neurone artificiel.

Le terme de "fonction d'activation" vient de l'équivalent biologique "potentiel d'activation", seuil de stimulation qui, une fois atteint entraîne une réponse du neurone. La fonction d'activation est souvent une fonction non-linéaire. Leur but est de permettre aux réseaux de

neurones d'apprendre des fonctions plus complexes qu'une simple régression linéaire car le fait de multiplier les poids d'une couche cachée est juste une transformation linéaire.

Plusieurs fonctions d'activation peuvent être envisagées :

• La fonction d'identité

$\varphi(x) = x$

• La fonction sigmoïde (ou logistique) $\varphi(x) = 1\ 1 + \exp(-x)$.

• La fonction tangente hyperbolique ("tanh")

$\varphi(x) = \exp(x) - \exp(-x) \exp(x) + \exp(-x) = \exp(2x) - 1 \exp(2x) + 1$.

• La fonction de seuil dur $\varphi\beta(x) = 1x \geq \beta$.

• La fonction d'activation de l'unité linéaire rectifiée (ReLU) $\varphi(x) = \max(0, x)$

- **Caractéristiques des fonctions d'activation :**

Non-linéarité [9] : Quand une fonction est non linéaire, un réseau neuronal à deux couches peut considérer comme un approximateur de fonction universel.

Partout différentiable : Cette propriété permet de créer des optimisations basées sur les gradients.

• Étendue [9] : Quand la plage d'activation est finie, les méthodes d'apprentissage basées sur les gradients sont plus stables (impact sur un nombre de poids limités). Quand la plage est infinie, l'apprentissage est généralement plus efficace (impact sur davantage de poids).

• Monotone : Lorsque la fonction est monotone, la surface d'erreur associée avec un modèle monocouche est certifié convexe.

• dérivée monotone : Les fonctions à dérivée monotone ont été montrées comme ayant une meilleure capacité à généraliser dans certains cas. Ces fonctions permettent d'appliquer des principes comme le rasoir d'Ockham.

• Identité en 0 : Ces fonctions permettent de faire un apprentissage rapide en initialisant les poids de manière aléatoire. Si la fonction ne converge pas vers l'identité en 0, alors un soin spécial doit être apporté au lors de l'initialisation des poids voici une représentation schématique d'un neurone artificiel où :

$\Sigma\langle wj, xi\rangle + bj$.

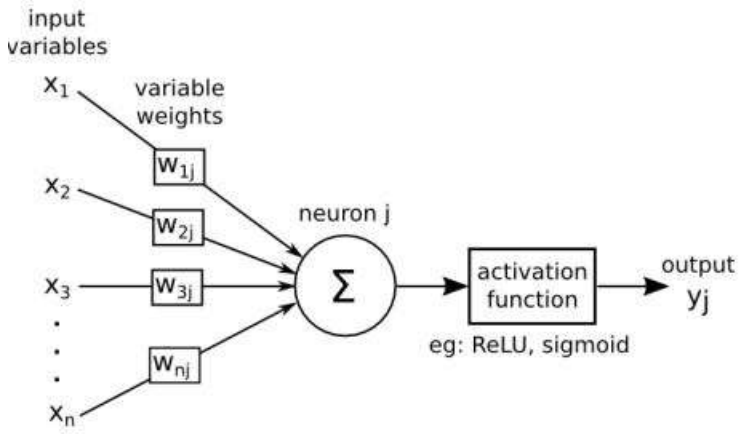


Figure III.2: schéma de fonctionnement d'un neurone artificiel

III.2.1 Les différents types de modèle :

Il existe un grand nombre de variantes d'architectures profondes. La plupart d'entre elles sont dérivées de certaines architectures parentales originales. 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.

- Réseaux de neurones convolutifs (CNN)
- Réseau de neurones récurrents (RNN)

III.2.1.1 Les réseaux de neurones convolutifs (CNN)

Convolution Neural Network (CNN) (réseaux de neurones convolutifs) 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. Les réseaux convolutifs ont connu un succès considérable dans les applications pratiques. Le nom « réseau de neurones convolutifs » indique que le réseau emploie une opération mathématique appelée convolution. La convolution 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. Ils ont de larges applications dans la reconnaissance de l'image et de la vidéo, les systèmes de recommandations et le traitement du langage naturel. Nous réutilisons l'architecture réseau du CNN pour classer les signaux EMG en fonction des images du CWT des données de séries chronologiques.[10]

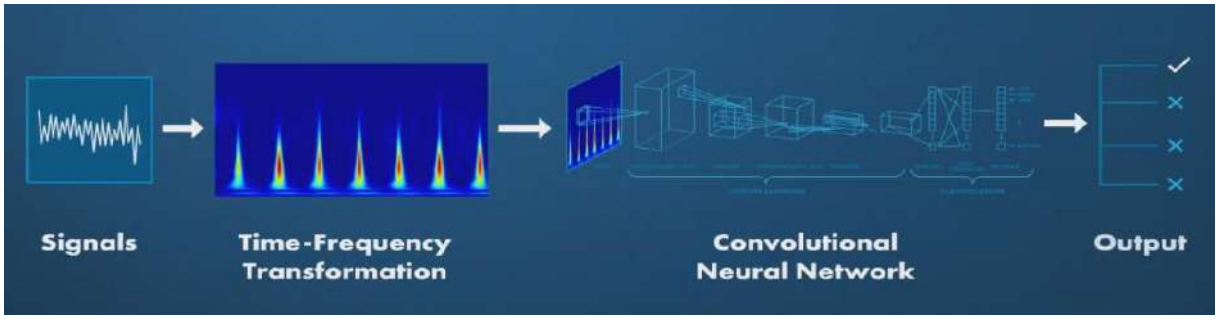


Figure III.3:la méthode de réseaux de neurones convolutifs (CNN)

III.2.1.1.1 Inspiration :

Dans le ML, un réseau convolutif est un type de réseau de neurones feed-forward, il a été inspiré par des processus biologiques [10]. Le modèle de connectivité entre les neurones d'un CNN s'inspire de l'organisation du cortex visuel animal.

Les neurones corticaux individuels répondent aux stimuli dans une région restreinte de l'espace connu sous le nom de champ réceptif. Les champs réceptifs des différents neurones se chevauchent partiellement de sorte qu'ils couvrent le champ visuel.

La réponse d'un neurone individuel aux stimuli dans son champ réceptif peut être approchée mathématiquement par une opération de convolution.[10]

III.2.1.1.2 L'opération de convolution :

Dans sa forme la plus générale, la convolution est une opération sur deux fonctions d'argument réel.

Pour comprendre la motivation derrière la convolution, nous commençons par des exemples de deux fonctions qu'on pourrait utiliser.

Supposons que nous suivons l'emplacement d'un vaisseau spatial avec un capteur laser. Notre capteur laser fournit une sortie x(t) qui est la position du vaisseau spatial au moment t. x et t sont des réelles, c'est-à-dire que nous pouvons obtenir une lecture différente du capteur laser à tout moment.

Supposons maintenant que notre capteur laser soit quelque peu bruité. Pour obtenir une estimation moins bruitée de la position du vaisseau spatial, nous aimerions combiner plusieurs mesures. Bien sûr, les mesures plus récentes sont plus pertinentes, donc nous voulons que ces mesures soient une moyenne pondérée et donner plus de poids aux mesures récentes. Nous pouvons le faire avec une fonction de pondération w(a), où a est l'âge de la mesure.

Si nous appliquons une telle opération de moyenne pondérée à chaque instant, nous obtenons une nouvelle fonction qui fournit une estimation lisse de la position du vaisseau spatial :

$$s(t)=\int x(a)\omega(t-a)da \quad \text{III.1}$$

Cette opération s'appelle convolution. L'opération de convolution est généralement désignée par un astérisque :

$$(t) = (x * w) \quad \text{III.2}$$

Dans notre exemple, l'idée d'un capteur laser qui peut fournir des mesures à chaque instant dans le temps n'est pas réaliste. Habituellement, lorsque nous travaillons avec des données sur l'ordinateur, le temps sera discrétisé (numérisé), et notre capteur fournira des données à des intervalles réguliers.

Dans notre exemple, il est plus réaliste de supposer que notre laser fournit une mesure une fois par seconde.

L'index de temps t ne peut alors prendre que des valeurs entières. Si on suppose maintenant que x et w sont des entiers, on peut définir la convolution discrète :

$$(t)= (x * w)=\Sigma x(a)\omega(t-a) \quad \text{III.3}$$

Enfin, nous utilisons souvent des convolutions sur plus d'un axe à la fois. Figure III.6.

Par exemple, si nous utilisons une image bidimensionnelle x comme entrée (t)

Dans la terminologie du réseau convolutif, le premier argument (dans cet exemple, la fonction x) de la convolution est souvent appelé l'entrée (input) et le second argument (dans cet exemple, la fonction w) comme noyau (kernel). La sortie est parfois appelée featuremap.

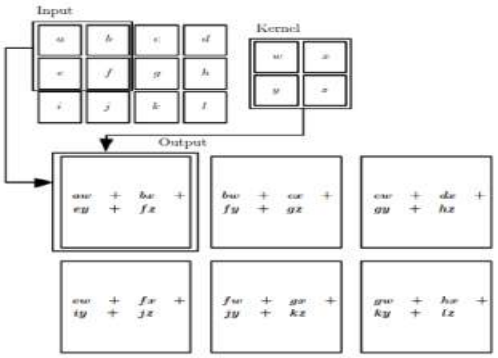


Figure III.4: Exemple d'une convolution 2D. [18]

III.2.1.1.3 Couche convolutif :

La convolution s'appuie sur trois idées importantes qui peuvent aider à améliorer un système de ML :

sparse interactions, paramètre sharing et esquivaient représentations

• Sparse interactions : Les réseaux de neurones traditionnels utilisent la multiplication matricielle par une matrice de paramètres avec des paramètres séparés décrivant l'interaction entre chaque unité d'entrée et chaque unité de sortie. Cela signifie que chaque unité de sortie interagit avec chaque unité d'entrée ce qui n'est pas le cas des réseaux de neurones convolutifs. Ceci est accompli en rendant le noyau plus petit que l'entrée. Par exemple, lors du traitement d'une image.

L'image d'entrée peut avoir des milliers ou des millions de pixels, mais nous pouvons détecter de petites caractéristiques significatives telles que les bords avec des noyaux qui n'occupent que des dizaines ou des centaines de pixels. Cela signifie que nous pouvons stocker moins de paramètres, ce qui réduit les besoins en matière de mémoire du modèle et améliore son efficacité. Cela signifie également que le calcul des sorties nécessite moins d'opérations. Ces améliorations en matière d'efficacité sont généralement assez importantes. •Paramétré sharing : (le partage des paramètres) Se réfère à l'utilisation du même paramètre pour plus d'une fonction dans un modèle. Dans un réseau de neurones convolutif, chaque élément du noyau est utilisé à chaque position de l'entrée (sauf peut-être quelques-uns des pixels des bords, selon le choix de conception concernant la frontière). Le paramètre sharing utilisé par l'opération de convolution signifie que, plutôt que d'apprendre un ensemble de paramètres distincts pour chaque emplacement, nous n'apprenons qu'un ensemble ce qui réduit encore davantage les exigences de stockage du modèle.

•Esquivaient représentations : Dans le cas de la convolution, la particularité du paramétrer sharing fait que la couche possède une propriété appelée esquivaient représentations. Pour dire qu'une fonction est qu'invariante signifie que si l'entrée change, la sortie change de la même manière. Spécifiquement, une fonction f (x) est qu'invariante à la fonction g si :

$$f(g(x)) = g(f(x)). \qquad \text{III.4}$$

Dans le cas du traitement d'image, la convolution crée une carte 2-D de certaines caractéristiques apparaissant dans l'entrée. Si nous déplaçons l'objet dans l'entrée, sa représentation va se déplacer de la même façon dans la sortie. Par exemple, dans le cas d'une image, Il est utile de détecter les arêtes dans la première couche d'un réseau convolutif. Les

mêmes arêtes apparaissent plus ou moins partout dans l'image, donc il est pratique de partager des paramètres sur l'image entière.[10]

III.2.2.1.4 Couche de pooling :

Une architecture atypique d'un réseau convolutif se compose de trois types de couches différentes.

D'abord une couche convolutive pour générer un ensemble d'activations linéaires ensuite, on les fait passer à travers une couche d'activation non linéaire telle que Rectified Linear Unit (ReLu), enfin on utilise la fonction pooling.

• Il permet de réduire progressivement la taille des représentations afin de réduire la quantité de paramètres et de calcul dans le réseau et, par conséquent, de contrôler également le sur-apprentissage.

• Il permet l'invariance aux petites translations

• Utile lorsqu'on préfère savoir si une caractéristique est présente plutôt que la région de sa présence.

• Plusieurs type de pooling diffèrent (MAX pooling (très populaire), AVG pooling, ...)[10]

III.2.1.1.5 Perceptron :

Après avoir extrait les caractéristiques des entrées, on attache à la fin du réseau un perceptron ou bien un MLP. Le perceptron prend comme entrée les caractéristiques extraites et produit un vecteur de N dimensions ou N est le nombre de classe ou chaque élément est la probabilité d'appartenance à une classe. chaque probabilité est calculée à l'aide de la fonction softmax dans le cas où les classes sont exclusivement mutuelles softmax(z)

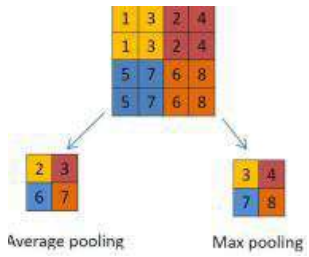


Figure III.5: (à gauche) Average pooling : chaque case correspond à la moyenne du carré d'entrée de la même couleur, ex de la case jaune : (1 +3 +1 +3)/4 = 2. (à droite) Max pooling : chaque ces correspond à la valeur maximum du carré d'entrée de la même couleur, ex de la case bleu : max (5, 7, 5, 7) = 7

III.2.1.2 Réseau de neurones récurrents (RNN) :

Les humains ne commencent pas leur pensée à zéro à chaque seconde. Lorsqu'on lit un livre, on comprend chaque mot en fonction de la compréhension des mots précédents. On n'oublie pas tout et recommençons à réfléchir à nouveau. Nos pensées ont une persistance.

Les réseaux de neurones traditionnels ne peuvent pas le faire, et cela est un inconvénient majeur. Par exemple, imaginons qu'on souhaite classer quel genre d'événement se produit à chaque étape du film. On ne sait pas très bien comment un réseau de neurones traditionnels pourrait utiliser son raisonnement sur les événements précédents dans le film pour en informer les derniers.[9]

RNN (les réseaux de neurones récurrents) traitent ce problème. Ce sont des réseaux avec des boucles, permettant aux informations de persister.

III.2.1.2.1 Définition :

L'idée derrière les RNN est d'utiliser des informations séquentielles. Dans un réseau neuronal traditionnel, nous supposons que toutes les entrées (et les sorties) sont indépendantes les unes des autres. Mais pour de nombreuses tâches, c'est une très mauvaise idée. Si on veut prédire le prochain mot dans une phrase, il faut connaître les mots qui sont venus avant. Les RNN sont appelés récurrents car ils exécutent la même tâche pour chaque élément d'une séquence, la sortie étant dépendante des calculs précédents.

Une autre façon de penser les RNN est qu'ils ont une « mémoire » qui capture l'information sur ce qui a été calculé jusqu'ici. En théorie, les RNN peuvent utiliser des informations dans des séquences arbitrairement longues, mais dans la pratique, on les limite à regarder seulement quelques étapes en arrière. Voici

à quoi ressemble un RNN typique :

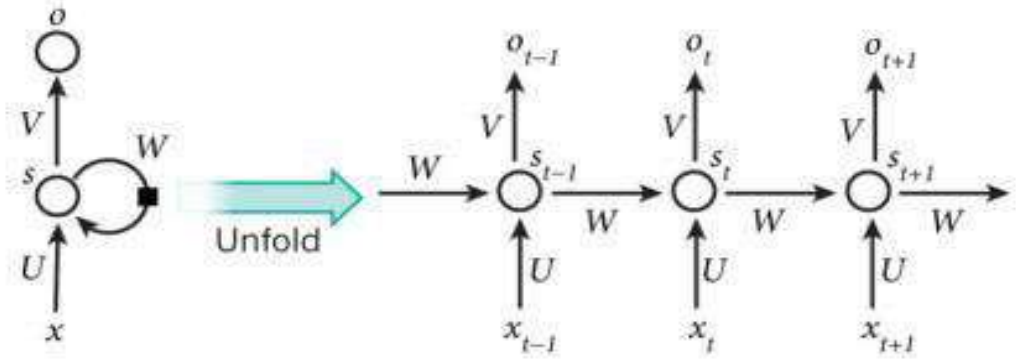


Figure III.6: (à gauche) Un RNN. (à droite) Sa version déroulé Source : Nature

Le schéma ci-dessus montre un RNN déroulé. En déroulant, nous signifions simplement qu'on montre le réseau pour la séquence complète. Par exemple, si la séquence qui nous intéresse est une phrase de 5 mots, le réseau serait déroulé en un réseau de neurones de 5 couches, une couche pour chaque mot. Les formules qui régissent les calculs dans un RNN sont les suivantes :

• xtest l'entrée au moment t.

• U, V, W sont les paramètres que le réseau va apprendre des données de l'apprentissage.

• stest l'état caché au moment t. C'est la « mémoire » du réseau. S t est calculée en fonction de l'état caché précédent et de l'entrée à l'étape actuelle

$$st= (Uxt+Wst) \quad \text{III.5}$$

Où f est une fonction non linéaire telle que : ReLu ou Hyperbolic tangent (tanh). [9]

III.3. Classifier les signaux EMG par Réseau de Neurones :

III .3.1. Les données de base :

Nous choisissions le mouvement de flexion\extension puis le mouvement Pronation\ponation et ouvrir fermer la main et le mouvement de quelque doigts :

(Index, majeur, annulaire, auriculaire).et on a entre les valeurs des mouvements (majeur, flexion, annulaire, auriculaire) k=385 valeurs. Avec k : la somme des mouvements que on a choisie.

L'entraînement des réseaux de neurones est plus facile lorsque les entrées du réseau ont une distribution raisonnablement fluide et sont normalisées. Pour vérifier que la distribution des données est fluide, on a tracé un histogramme des valeurs de pixels des données d'apprentissage.[1]

III.3.1.1 Réseau de Neurones Toolbox :

Nous avons utilisé le Réseau de neurones toolbox (en anglais The Neural Network toolbox ou nntoolbook) car il est plus facile d'utiliser des réseaux de neurones dans MATLAB.

La boîte à outils se compose d'un ensemble de fonctions et de structures qui gèrent les Réseaux de neurones, nous n'avons pas besoin d'écrire du code pour toutes les fonctions d'activation, de formation, les algorithmes d'apprentissage, etc. que nous voulons utilisés. [11]

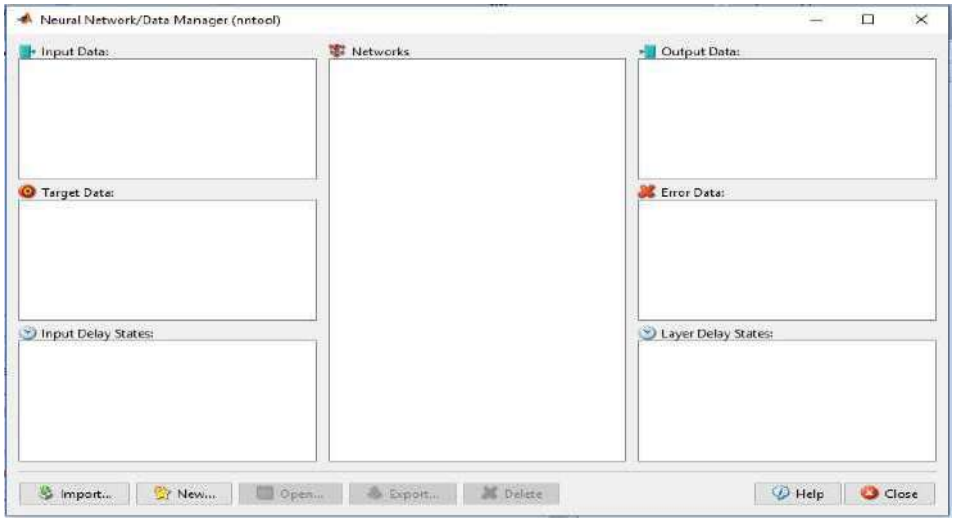


Figure III.7 : Interface de nntool

. La figure ci-dessous exprime l'interface d'un exemple de 1690 moments pour apprendre le réseau de neurones :

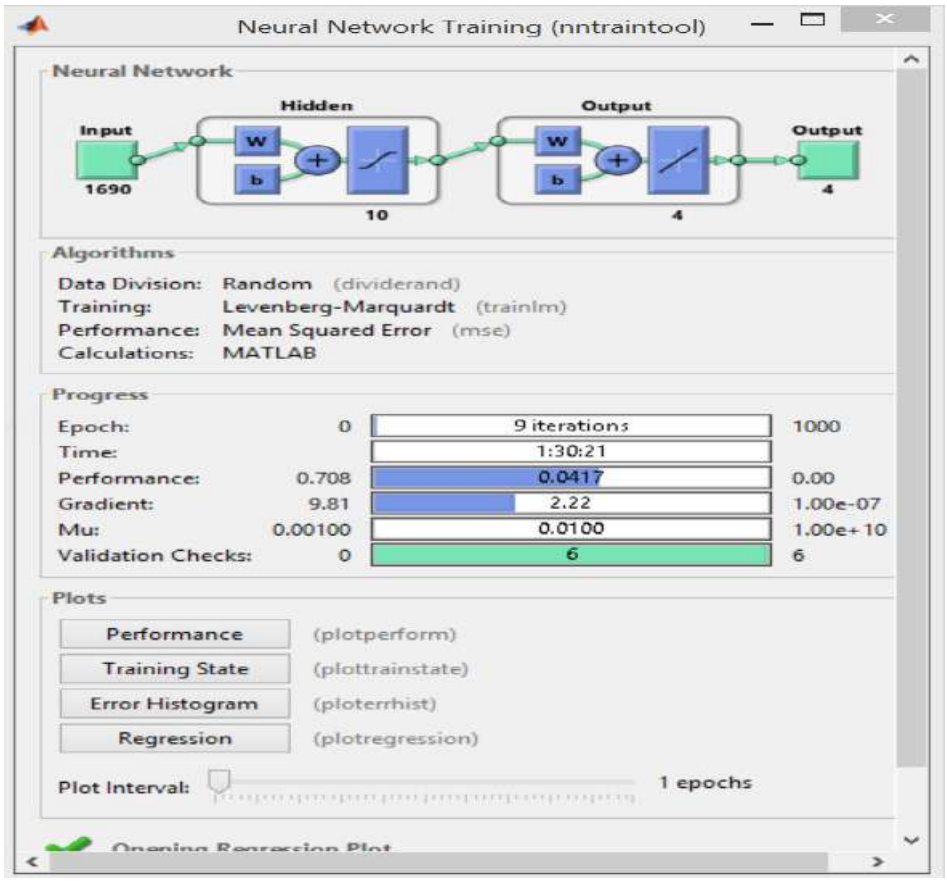


Figure III.8: Interface d'apprentissage de réseau de neurones.

La figure (III.8) donne la fenêtre d'apprentissage pour le dernier test effectué (nombre

d'itération =9, nombre de couche cachée=2 (nombre de couche totale =4) et nombre de neurone par couche cachée =10).

Après avoir procédé à l'apprentissage. L'ensemble de la base de données totale (entrées et sorties) sera dévissée aléatoirement comme suit : (60%) pour l'apprentissage, (26%) pour le test (31%) pour validation.

-La première, pour faire l'apprentissage.

-La deuxième, pour validation dans le but de vérifier la capacité de généralisation du réseau, et éviter par conséquent le sur-apprentissage du réseau.

-La dernière, de test et sert à évaluer les performances finales du réseau.

La figure précédente montre que, la condition d'arrêt de l'apprentissage est vérifiée après 9 itérations.

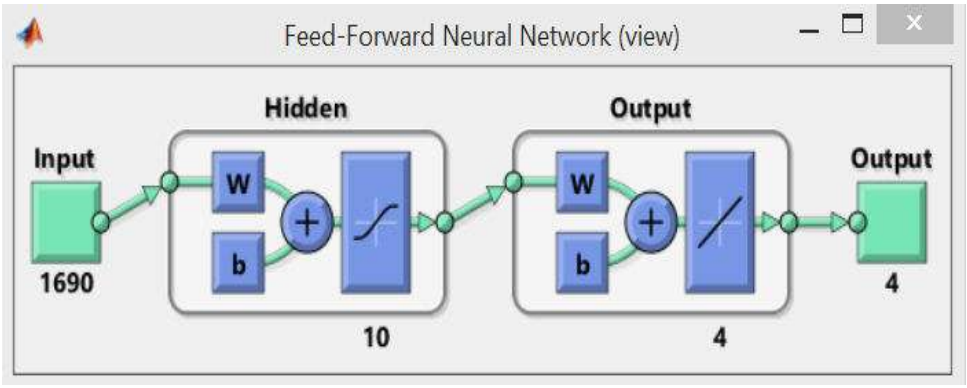


Figure III.9 : Architecture du réseau.

W dans le diagramme représente les poids et b les unités de biais, qui font partie des neurones individuels. Les neurones individuels de la couche cachée ressemblent à ceci 1690 entrées et poids correspondants, 1 unité de polarisation et 4 sorties d'activation.

Il y a 1690 entrées, 10 neurones dans la première couche cachée et 4 neurones dans la dernière couche qui fournissent une sortie bidimensionnelle.

III.3.1.2 Taux de Reconnaissance Obtenues :

Après l'apprentissage, nous avons obtenus taux de reconnaissance suivants:

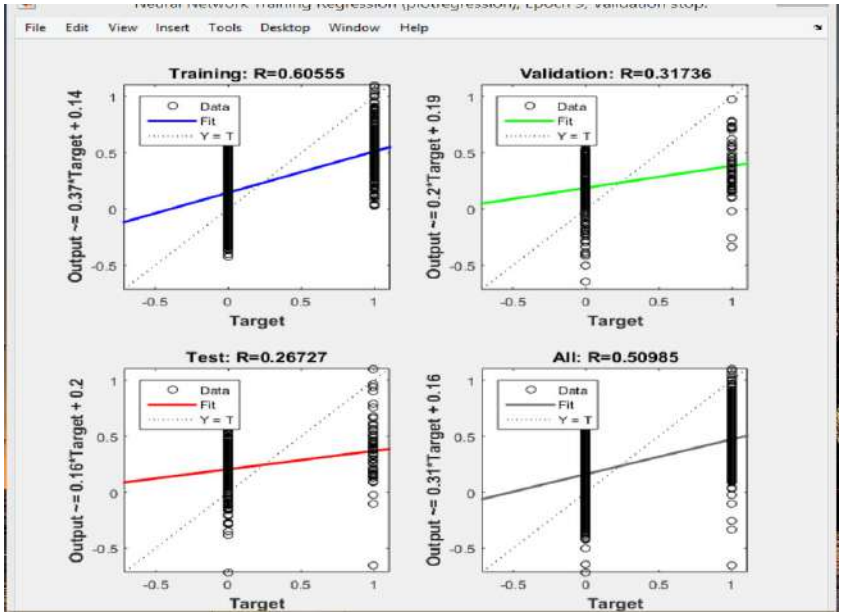


Figure III.10 : Les taux de reconnaissances.

A partir le résultat présenté par la figure III.10, on constate que le taux de reconnaissance est celle qui est obtenue en utilisant 1690 moments, qui enregistrent un taux de reconnaissance (60%).et on remarque que chaque fois on augmente le nombre de moments, le taux de reconnaissance est augmente.

Les valeurs en ordonnées représentent les sorties du réseau, pour les entrées de (l'apprentissage de validation, de test et pour l'ensemble). Les valeurs en abscisses représentent les valeurs suivantes :

On constate que :

- Les données de l'apprentissage sont classées à60 %.
- Les données de validation sont classées à 31%.
- Les données de test sont classées à 26%.
- Globalement les données sont classées à 50%.

III.3.1.3 Graphe de l'erreur :

Après la configuration du réseau. L'entrainement du RNA plusieurs fois donne la caractéristique de performance suivante :

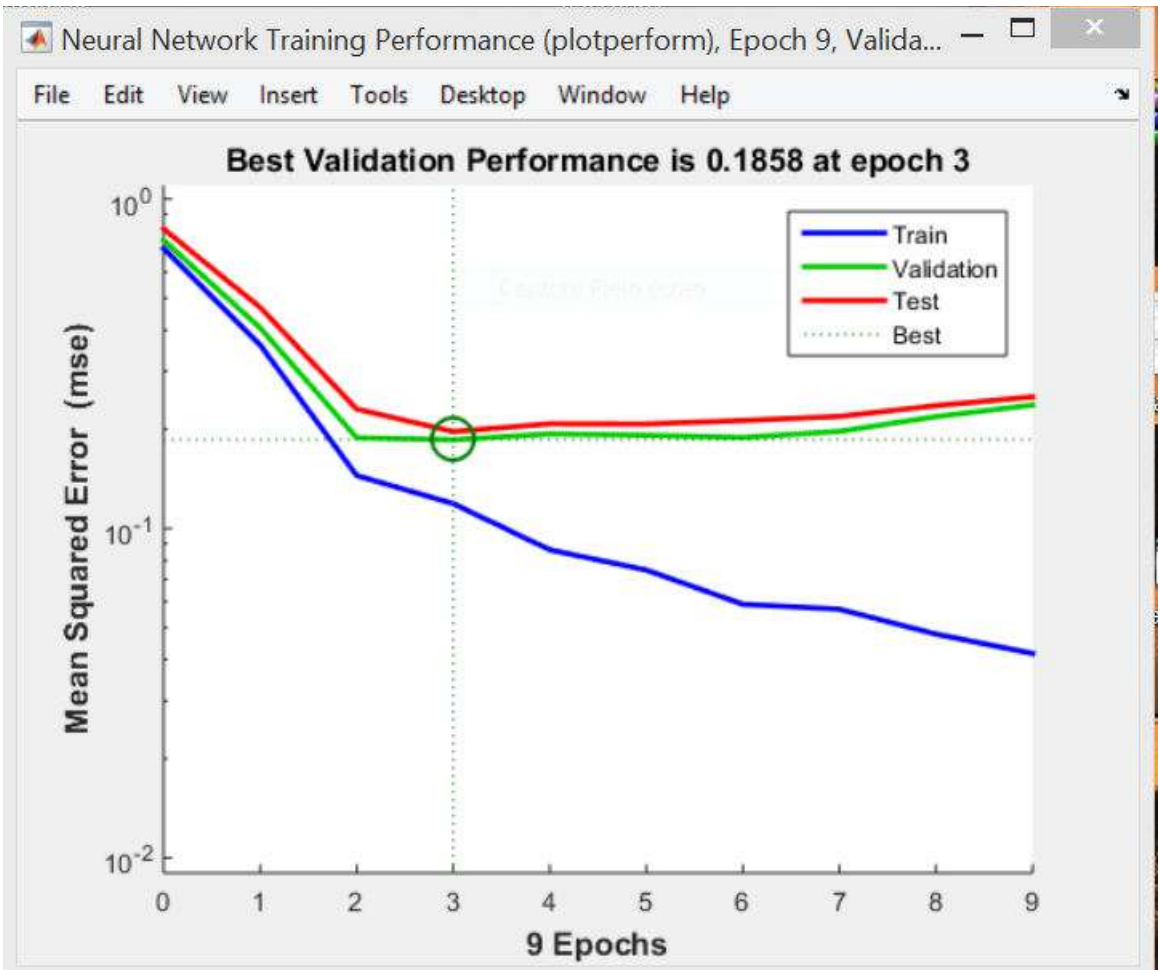


Figure III.11 : Graphes de l'erreur quadratique moyenne (Apprentissage, test et validation).

Le réseau calcule les valeurs de la couche de sortie en fonction des vecteurs d'entrée. L'erreur est la différence entre la valeur de sortie calculée par le réseau et la valeur désirée. à l'itération suivante, l'algorithme ajuste les poids synaptiques dans le but de converger vers les bonnes valeurs. L'algorithme s'arrête si l'erreur calculée est inférieure à l'erreur établie par l'utilisateur. [12]

Dans nos tests la condition d'arrêt était définie par Erreur < 0.01. D'après la figue (III.11), on constate que le nombre d'itérations pour que l'apprentissage satisfaire la condition d'arrêt était l'itération 9.

III.4 Conclusion :

Dans ce chapitre nous avons présenté la détermination de la classification des signaux EMG à partir d'une base des données [1] en utilisant les réseaux de neurone artificiels.

L'utilitaire NNtool sous MATLAB a démontré une grande efficacité et simplicité pour l'implémentation et l'utilisation des RNA dans notre cas d'étude.

Les résultats obtenus n'est pas vérifier, peut être il ya des erreurs au nivaux de la base des données.

Conclusion générale

Conclusion Générale :

L'électromyographie (EMG) est la recherche fondée sur les signaux électriques qui caractérisent l'activité neuromusculaire d'un muscle, elle a été largement utilisée pour le développement des systèmes d'interfaçages simples, robustes, conviviales, et appareils.

Dans ce travail, nous avons exploré le domaine de la classification des signaux qui comme tous les autres domaines de l'intelligence artificielle, a connu un développement important depuis l'événement de réseau de neurones (nntool) pour l'apprentissage.

A chaque moment de l'apprentissage d'un réseau neuronal peut être obtenir les différents résultats en raison de hasard poids initial et divers ensembles de l'apprentissage, de validation et de données de test. Par conséquent, réseau de neurone après l'apprentissage peut donner différents sorties pour le même entrée .afin de garantir obtenir une bonne précision de réseau neuronal, il doit entraine plusieurs fois .dans cette étude, nous avons utilisé l'erreur quadratique moyenne(MSE) pour vérifier les performances de la classification.

La classification des signaux EMG est très difficile à cause des variations entre les individus et la modification de ces signaux au cours du temps. Par conséquent, l'évaluation de la performance d'un classifieur, va être nécessaire afin d'évaluer la difficulté du signal. Le problème ne se pose pas dans le cas de classification d'un problème standard de reconnaissances formes, dû au fait que la difficulté de classement de toutes les cibles sont ici du même ordre de grandeur. Pour cela le classifieur doit être capable de faire face aux changements : l'adaptation temps réel et l'aptitude à détecter rapidement les modifications des caractéristiques des signaux EMG.

Malheureusement nous n'avons pas vérifié la performance de réseau a cause peut être des erreurs au niveau de la base des données.

Référence bibliographique

[1] Mr : ABDELHADI Mokhtar, "conception, réalisation et commande d'une main artificielle," université yahia fares de médéa, faculté de technologies, 2020.

[2] Whatmore G, KohliD.The Physiopathology and Treatment of Functional, 6editon. New York, NY:Grune&Stratton, 1974.

[3] Jean-Daniel Coudé, Rapport final, Projet # : 109 : Conception d'un électromyogramme, 2009.

[4] Thirumuruganathan,"A Detailed Introduction to K-NearestNeighbor (KNN) Algorithm", 2010.

[5] Mr: ZAHAK JAMAL, «Signal Acquisition Using Surface EMG and Circuit Design Considerations for Robotic Prosthesis " 2011.

[6] Mr : TALEB AbdelhamidMahir, " Développement d'une prothèse de bras et sa commande basée sur le signal EMG, " université Mohamed Boudiaf d'oran, faculté de technologies, 2014.

[7] Mr : MERIANE Brahim, " analyse du signal de parole pas les ondelettes, " Université de batna, faculté de l'ingénieur, 2009.

[8] M.O. Diab1, 2, C. Marque1, M. Khalil Université de Technologie de Compiègne, UMR CNRS 6600, BP 20529, 60205 Compiègne, 1999.

[9] Melle : HALICHE Amel, "classification supervisée a base de KNN, "université houari Boumediene d'alger, faculté d'électronique et l'informatique, 2015.

[10] Mr : MOUALEK Djaloul Youcef, " Deep Learning pour la classification des Images, " Université Aboubaker Belkaid Tlemcen, faculté des technologies, 2017.

[11] Melle : BOUKHETTAL Narimane ; GUERAICH Khaoula, "la reconnaisance de la langue des signes algerienne, " université kasdi merbah d'ouregla,faculté des technologies , 2017.

[12] Melle : TERBAGOU Hadjer ; BOUKEFFOUSSA ELGHOUL Hadjer, "détermination de la tension de claquage du gaz SF6 en utlisant les reaeau de neurones artifiels, "université kasdi merbah d'ouregla, faculté des technologies, 2017.

[13] http://www.acsysteme.com/fr/reseaux-de-neurones.