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 : Electronique des systèmes embaqués

Conception, réalisation et commande d'une main artificielle

Présenté par

Abdelhadi Mokhtar

Proposé et Dirigé par

Dr : Nourdine Henini

Pr :Tlemcani Abdelhalim

Promotion 2019-2020

Remerciements

La réalisation de cette mémoire a été grâce à plusieurs personnes a qui je vais exprimer tout ma gratitude.

Tout d'abord je Remercie le bon Dieu le tout puissant pour la Bonne santé, la volonté et de la patience qu'il nous a donné pour Accomplir ce travail. .

Et je veux adresser ma gratitude a monsieur promoteur de cette mémoire pour sa patience sa disponibilité et surtout ces judicieux conseil qui alimenter ma réflexion

Nous tenons à remercier également les membres de jury de Bien vouloir accepter d'examiner et de juger ce modeste travail.

Dédicaces

Je Dédie ce Travail à : Ma Mère,

Mes Frères et Ma Sœur, Surtout Belkacem

A tous mes amis particulièrement : Islam Dilmi, .

Et Tous Les Etudiants de groupe Master électronique des systèmes embarque

À toute Personne Qui de Près ou De Loin a Rendu

Agréable Mon Séjour

ملخص:

في هذا العمل ،أنشأنا دارة إلكترونية للكشف عن إشارة مخطط كهربية العضلEMG مع القضاء على الضوضاء ثم قمنا بمعالجة الإشارة في الوقت الفعلي عن طريق تحويل الموجة باستخدام برنامج ماتلاب حتى نتمكن من تصنيفها بواسطة خوارزمية التعلم العميق من أجل التمكن في التحكم في اليد الآلية

الكلمات المفتاحية: مخطط كهربية العضل (EMG) ،خوارزمية التعلم العميق ، تحويل الموجة

Abstract:

In this work, we made an electronic card for detecting the EMG electromyogram signal with an acquisition chain made up of several blocks in order to eliminate the noise created at the time of recording the measurement of EMG electromyographic signals. .

Thenwe processed the signal in real time by transforming wavelet using Matlab software in order to classify this signal by the Deep Learning algorithm in order to be able to use them in the control of a robotic hand

Key words: Electromyogram (EMG),Dee Learning, transforming wavelet

Résumé :

Dans ce travail, on a fait la réalisation d'une carte électronique pour détection le signal électromyogramme EMG avec une chaine d'acquisition constitué de plusieurs blocs dans le but d'éliminer le bruit créé au moment d'enregistrement la mesure des signaux électromyographiques EMG.

Puis on a traité le signal en temp réel par transformer ondelette à l'aide logiciel Matlab afin on a classifié ce signal par l'algorithme de l'apprentissage profondes (Dee Learning) afin de pouvoir les exploités dans la commande d'un main robotique

Mot clés : électromyogramme (EMG),Dee Learning,logiciel transformer ondelette

Sommaire

Introduction 1
I.1 Introduction : 4
I.2 Anatomie de la main : 4
I.3 Les plans musculaires 5
I.3.1 Muscles du plan superficiel 6
I.3.2 Muscles du plan profond 7
I.4 Conclusion : 9
II.1. Introduction : 11
II.2. L'électromyogramme (EMG) 11
II.2.1 Définition : 11
II.2.2 Caractéristiques du signal l'électromyogramme 12
II.2.3 Source du signal EMG 13
II.2.4 Potentiel d´action de l´unité motrice (PAUM) 13
II.2.5 C'est-ce qu'un électromyogramme et quand est-il indiqué ? 14
II.2.6 Comment se déroule un électromyogramme ? 15
II.3 Types d'électrode pour l'électromyogramme : 15
II.3.1 Electrodes de surface : 16
II.3.2 Electrodes aiguilles 18
II.4 Caractéristique des électrodes de détection : 20
II.5 Préparation de la peau : 21
II.6 Conclusion : 21
III.1 Introduction : 23
III.2 L'instrumentation pour acquérir un signal d'EMG 23
III.2.1 étape d'acquisition de signal 24
III.2.2 étape Amplification du signal EMG 25
III.2.3 étape de filtrage 25
III.2.4 Étape de broyage de signal 26
III.2.5 étape de Lissage 26
III.2.6 étape d'adaptation du signal EMG 27
III.3 Capteur EMG (kit Arduino) : 28

III.3.1 Capteur EMG utilisé pour notre application :..... 29
III.4 Conclusion..... 31
IV.1 Introduction :..... 33
IV. 2 Un peu d'histoire..... 34
IV.3. Les méthodes possibles pour le traitement du signal EMG..... 34
IV. 3.1 Transformée de Fourier à Court Terme (TFCT) 34
IV. 3.2 De La Transformée de Fourier à la Transformée en Ondelette :..... 35
IV.3.3 La Transformée d'Ondelette..... 36
IV. 3.4 Avantage l'analyse en Ondelettes..... 43
IV. 3.5 La transformée en ondelettes continue (CWT) 43
IV. 4.1 Choix de l'Ondelette pour notre application 43
IV.4.2 Enregistrement du signal EMG 44
IV.4.3 Traité signal EMG par transformé ondelette en temp réel 44
IV.5 Conclusion : 46
V.1 introduction : 48
V.2 Réseau de neurones 49
V.3 Deep Learning :..... 52
V.3.1 Pourquoi le Deep Learning ? 54
V.3.2 Le hardware..... 55
V.3.3 Les différents types de modèle 55
V 4. Classifier les signaux EMG par CNN..... 62
V 4.1 les données de bas..... 62
V 4.2 Architecture de réseau neuronal..... 64
V 4.3 Réseau entrainement 66
V 4.4 Évaluer le réseau d'entrainement..... 67
V 5 Conclusion :..... 70
VI.1 Introduction :..... 72
VI.2 Les mains bioniques remarquables :..... 72
VI.3 Conception de Prototype de main robotique : 74
VI .3 Conception de notre main artificiel 78
VI .4 La commande de la main..... 79

VI .4.1 Méthodologie : 81
VI .5 Conclusion : 81

Liste des figures

Figure I.1: schéma présentatif des différents types des muscles …….....…..4

Figure I.2 :Anatomie de la main ……...5

Figure I.3:Palpation du fléchisseur profond des doigts droit…….....6

Figure I.4 Muscles du plan superficiel……...……. ...…..7

Figure I.5 :Muscles du plan profond…….....**8**

Figure II. 10: Génération du potentiel d´action de l´unité motrice (PAUM)

(Basmajian&Deluca, 1985)……13

Figure II.2 :photo de une malade a examiner en nourologie……14

Figure II.3 : présentation des électrodes……... .16

Figure II.4 : l'emplacement des électrodes de surface……..... .17

Figure II.5 :Capteurs SEMG placés sur la peau……...…….18

Figure II 6:détection muscle fibre…….18

Figure II.7 les aiguilles de détection…….19

Figure II.8 détection muscle fibre par aguille ……..19

Figure II.9: Caractéristique des électrodes (Merletti& Parker, 2004)…….. 20

Figure III .1: schéma de circuit EMG……...23

Figure III.2 : de capture de signal……...…….24

Figure III. 3 : Amplificateur d'onduleur…….…….…….24

Figure III .4 : passe bas 1.975 Hz……...…..…25

Figure III.5 Étape de broyage de signal……....… ...25

Figure III.6 Étape de lissage……..…26

FigureIII.7 amplification réglable finale……..….27

Figure III.8 simple capteur EMG……..…27

Figure III.9: schéma capteur musculaire super simple…….....28

Figure III.10 :Capteurs SEMG placés sur la peau……..……..29

Figure III. 11:détection muscle fibre…….30

Figure III.12:détection muscle fibre par aguille……..……..34

Figure IV.1 : La Transformée de Fourier fenêtrée…….……..35

Figure IV.2: Plan Temps-Fréquence : a)transformée de Fourier à fenêtre Glissante, b) transformée en Ondelette……37

Figure IV.3: La Transformée en ondelettes……..38

Figure IV.4: La Fonction Boite I (t)……..40

Figure IV.5:Ondelette Chapeau Mexicain et module de sa transformer de Fourier…….40

Figure IV.6: Ondelettes de Daubechies avec N moments nuls (N = 2, 4, 6, 8)……41

Figure IV.7: Symlets sym4 à gauche et sym8 à droite……..45

Figure IV.8 : graph de chaque mouvement choisi……49

Figure V.1: simplifiée d'un réseau artificiel de neurones…….....51

Figure V.2: schéma de fonctionnement d'un neurone artificiel. ……..…52

Figure V.3 : La relation entre l'intelligence artificielle, le ML et le deeplearning…….….52

Figure V.4 : Système de vision dans le cerveau humain…….55

Figure V.5 :Différences entre le Deep Learning et les algorithmes de ML…….……57

Figure V.6 : La différence de performance entre le Deep Learning et la plupart des algorithmes de ML……58

Figure V.7 :la méthode de réseaux de neurones convolutifs(CNN) ……...59

Figure V.8 :Exemple d'une convolution 2D. ……..60

Figure V.9 – (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 correspondà la valeur maximum du carré d'entrée de la même couleur, ex de la case bleu : max(5, 7, 5, 7) = 7…….....…..….52

Figure V.10: (à gauche) Un RNN. (à droite) Sa version déroulé Source : Nature……..…..53

Figure V.11 : histogramme des valeurs de pixels des données d'apprentissage……...54

Figure V .12 : distribution d'étiquettes de entraînement …….…....55

Figure V.13 scalogramme de quelques exemples de entraînement…….....57

Figure V .14 : architectur de de réseau neuronal (24 layer)…….....59

Figure V.15: résulta final d'entrainement progres……..…61

Figure V.16 graph de Progress d'entraînement……..…..62

Figure V.17 : matrice de confusion……..…62

Figure VI.1: Mains bioniques conçues pour réaliserdes opérations de manipulation

et de préhension…….....63

Figure VI.2: (a) Main RTR II, (b) sous-actionnement compliant entre les doigts (c)

sous-actionnement différentiel de type poulie/câbleentre phalanges [Zecca, 2003]……..…...65

Figure VI.3: (a) La main TUDelft, (b) mécanisme de sous-actionnement entre

doigts, (c) mécanisme de sous-actionnement entre phalanges [Jobinet al., 2004]……..68

Figure VI.4: (a) La main SDM, (b) doigt à liaisons flexibles [Dollar, 2007]. ……69

Figure VI.5(a) Main RTR II, (b) sous-actionnement compliant entre les doigts (c) …….…73

Figure VI.6: (a) La main SPRING, (b) la main RTR IV du ARTS Lab, (c) la cyberhand [Cyberhand]……..75

Figure VI.7 Assemblage des doigts et du positionnement des servomoteur …….....77

Figure VI.8: Un servomoteurEt Ses accessoire ……78

Figure VI.9: Vue de l'intérieur et extérieur d'un servomoteur……...…….....79

Figure VI.10 : schéma synoptique de notre travail……..….80

Liste des tableaux :

Tableau II 1 : Caractéristiques électriques..... 11

Tableau V.2 – Performance finale de notre modèle sur l'ensemble de test.....64

Tableau VI.1: Caractéristiques des mains bionique.....69

Liste des abréviations :

IP : interphalangienne

MCP : MetaCarpoPhalangienne

SDM : Shape Deposition Manufacturing

PWM : Pulse Width Modulation (enanglais)

PAUM : Potentiel d’Action des Unités Motrice

EMG : L'électromyographie

CNN : Les réseaux de neurones convolutifs

RNN : Réseau de neurones récurrents

ADAM : Adaptive Moments

ML :MachineLearnin

ReLu : RectifiedLinear

Introduction Générale

Introduction:

Quel que soit la personne, quel que soit son âge et quel que soit son milieu socioculturel, tout le monde peut subir un désagrément dans la vie et devenir un handicapé et le taux ne cesse d´augmenter avec les années.

Au cours des dernières décennies, le boom technologique, l'avancée l'informatique et la réduction des coûts dans les matériaux électroniques a permis jour après jour le développement de prothèses et avec l'application actuel de l´intelligence artificielle, les prothèses artificielles ont trouvées une tendance vers les prothèses intelligente qui présente un saut important vers les techniques de pointe, cela veut dire avoir une prothèse beaucoup plus flexible avec une haute précision et adaptable au corps humain pour les personnes amputées de membres est une procédure très technique et commerciale Simple.

La diversité des prothèses dépend directement du niveau d´amputation.

L'Objectif Dans cette mémoire nous allons vous présenter un nouveau système d´interaction physique entre humains et robots en utilisant les signaux électromyographie (EMG) d'un handicapé suite à une amputation humérale afin étudier et classifier ces signaux par la méthode d'un apprentissage en profondeur (Dee Learning) pour commander la prothèse.

Le traitement et la reconnaissance du signal EMG à classer peuvent être très différents 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

La visualisation du signal EMG est faite à l'aide d'une interface graphique réalisée sous le logiciel Matlab.

Une fois le signal numérisé par l'Arduino, ce dernier peut être sauvegardé ou stocker sur l'ordinateur.

Dans ce contexte, ce mémoire sera organisé de la manière suivante :

Le Chapitre I : présente les informations physiologique et anatomique des muscles humains qui sont indispensable pour appréhender la génération du signal EMG, et trouver l'emplacement des électrodes pour captée signal EMG

Le Chapitre II : consiste a étudié les différents étages électroniques permettant la réalisation de la carte d'acquisition du signal EMG, et la description auteur capteur utiliser.

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

Logiciel Matlab pour visualiser et traité en temp réel.

En Chapitre IV : présente la méthode de classification et évaluation des résultats obtenu

Dans chapitre V on a vu le concept du sous- actionnement de main robotique

Chapitre I : l’anatomie des muscles de la main

I.1 Introduction :

Le tissu musculaire Par ses propriétés contractiles, le tissu musculaire permet le déplacement de matériel à travers le corps, le mouvement d'une partie du corps par rapport à une autre, et la locomotion. Les cellules musculaires, appelées également fibres musculaires, sont allongées dans le sens de la contraction, et le mouvement est accompli par le raccourcissement des fibres en réponse à un stimulus nerveux. [2]

En plus des propriétés contractiles, toutes les fibres musculaires sont extensibles, élastiques donc redends mieux a la loi de Sterline et excitables en réponse à des stimuli nerveux. Il existe trois sortes de tissus musculaires dans le corps : lisse (les muscles viscéraux), cardiaque, et squelettique.

- **Muscle lisse :** Fibres allongées, effilées contenant un seul noyau ; non striées ; contraction involontaire. Fibres striées **localisé sur Paroi des organes creux**
- **Muscle cardiaque :** Fibres striées, ramifiées, avec un noyau unique et des disquesintercalaires ; contraction rythmique involontaire, **localisé sur Paroi du cœur.**
- **Muscle squelettique :** Fibres cylindriques, striées, multi nucléées ; contraction volontaire, **localisé sur Relié aux articulations du squelette par les tendons.**



Figure I.1: schéma présentatif des différents types des muscles

I.2 Anatomie de la main :

Il existe 3 phalanges par doigt sauf au niveau du pouce où il n'y en a que 2. Ce qui caractérise la main de l'homme, c'est l'opposition du pouce aux autres doigts car son axe est écarté de l'axe de la main. Il y a 3 plis du poignet ou plis carpiens :

- Un supérieur - Un moyen - Un inférieur (le plus marqué)

Vue ventrale de la main :[3]

1 : axe médian de la main passant par le majeur (le doigt le plus long)

A : la région carpienne = région de la face antérieure du poignet, centrée par les os du carpe, 2 travers de doigt au dessus et au dessous du pli du poignet

- 2 : relief tendineux (+ veines superficielles)

B : région de la paume de la main (centrée par les os du métacarpe, creuse, peau glabre)

- 3 : éminence thénar (latérale): muscles intrinseques du pouce

- 4 : éminence hypothénar (médiale) : muscles intrinsèques du 5eme doigt

- 5 : sillons d e flexion cutanée (sillon des lignes de vie = dermatoglyphes)

C : région des doigts {a : pouce, b : index ,c: majeur ,d : annulaire , e : auriculaire}

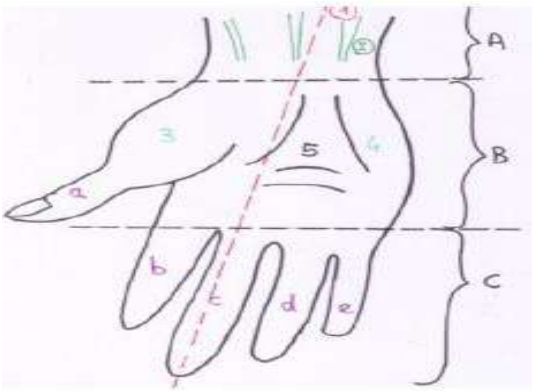


Figure I.2 : Anatomie de la main

I.3 Les plans musculaires

Muscles et Tendons : Au niveau du poignet (face antérieure), on a l'arrivée des tendons des muscles de la loge antérieure de l'avant bras.

Quand on se fait agresser, on utilise souvent la région carpienne pour se protéger, elle est donc souvent le siège de plaies pénétrantes.[3]



Figure I.3: Palpation du fléchisseur profond des doigts droit

I.3.1 Muscles du plan superficiel

I.3.1.1 Le muscle brachio- radial (avant appelé l'huméro-styloradial ou long supinateur)

- **Insertion** : face externe l'humérus
- **Terminaison :** styloïde radiale. (a) Fonction : fléchisseur de l'avant-bras sur le bras Il donne le relief du bord externe de l'avant bras. Innervation : nerf Radial.[3]

I.3.1.2 Le muscle fléchisseur radial du carpe :

Il est épicondylien médial de la loge antérieure de l'avant-bras.

- **Insertion :** épicondyle médial de l'humérus
- **Terminaison :** donne un tendon qui s'engage dans le canal carpien et se termine à la base du 2ème métacarpe. (b) Fonction : flexion radiale = à la fois un mouvement de flexion des carpes et d'inclinaison radiale**.**
- **Innervation :** nerf Médian

I.3.1.3 Long Palmaire :

Muscle épicondylien médial de la loge antérieure de l'avant-bras. Son tendon est le plus visible : lors de la flexion palmaire, on voit son tendon au centre. Ne passe pas sous le canal carpien mais donne une aponévrose palmaire moyenne (c) qui ferme en avant la région de la paume de la main. Cette aponévrose est formée des bandelettes tendineuses au niveau de chaque rayon digital (= extension digitale.) Innervation : nerf Médian Si on fait une coupe transversale au niveau des métacarpes : on voit qu'ils sont aussi disposés en gouttière. Et on voit surtout que la région de la paume de la main est fermée en avant par l'aponévrose palmaire moyenne qui est la terminaison distale du muscle long palmaire. .[3]

I.3.1. 4. Muscle fléchisseur ulnaire du carpe :

- **Terminaison :** os pisiforme (d) + arcade pisiunciformienne L'arcade pisi-unciformienne unit l'uncus de l'hamatum au pisiforme.
- **Fonction :** flexion du carpe et inclinaison ulnaire
- **Innervation** : nerf Ulnaire Plan superficiel. [3]

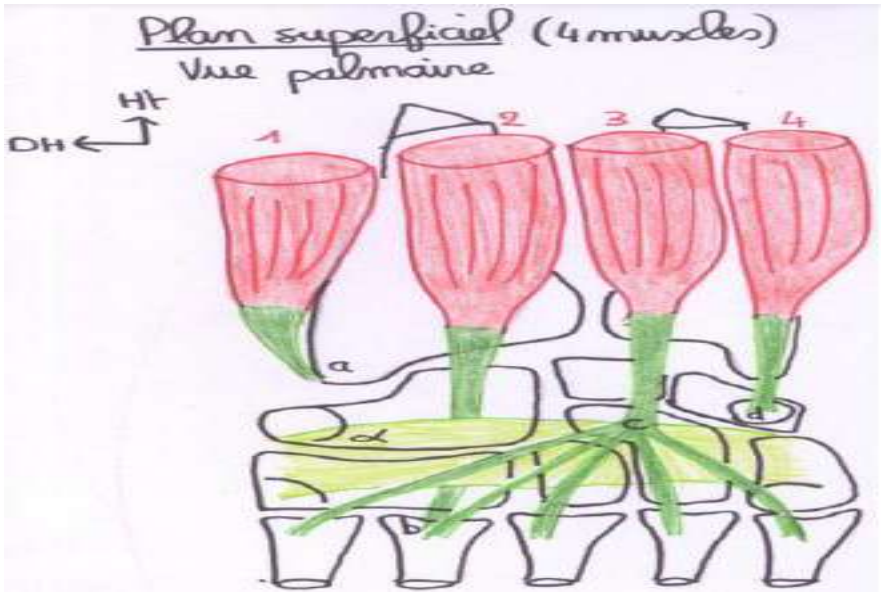


Figure I.4 Muscles du plan superficiel

I.3.2 Muscles du plan profond

C'est un Plan des muscles fléchisseurs des doigts**.**

- Les phalanges distales ont une extrémité lancéolée : Les tendons des muscles fléchisseurs des doigts passent TOUS dans le canal carpien

I.3.2.1 fléchisseur superficiel des doigts

Forme la 1ere couche musculaire (superficielle).

- **Insertion** : radius, ulna et membrane interosseuse Il se divise en 4 tendons (un pour chaque rayon)

- **Terminaison** : sous la forme d'un dédoublement du tendon terminal (= tendon perforé (b) par le tendon du fléchisseur profond des doigts), sur la base de la 2ème phalange de chaque doigt.
- **Innervation** : nerf Médian [3]

I.3.2.2 Le fléchisseur profond des doigts

Forme la 2ème couche musculaire (profonde)

- **Donne** 4 tendons au niveau de la région du carpe
- **Terminaison :** sous la forme d'un tendon perforant (c) (passant entre la partie latérale et médiale du tendon perforé du fléchisseur superficiel des doigts) sur la base de la 3ème phalange de chaque doigt
- **Innervation :** O nerf Médian pour les 2 rayons les plus latéraux

O nerf Ulnaire pour les 2 rayons les plus médiaux.

I.3.2.3 Long Fléchisseur propre du pouce

- **Insertion :** Radius, membrane interosseuse et un peu sur l'ulna
- **Terminaison :** Base de la 2ème phalange du pouce

α : ligament annulaire du carpe reséqué

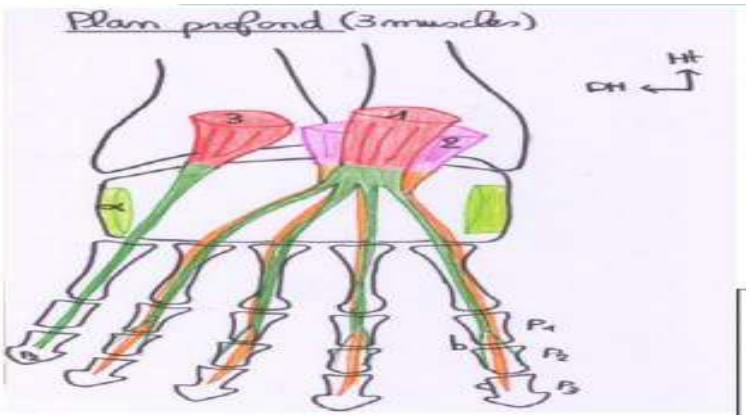


Figure I.5 :Muscles du plan profond

I.4 Conclusion :

Notre corps fonctionne grâce à l'intervention des trois types de muscles. Les muscles lisses, le myocarde pour le cœur, et les muscles squelettiques pour le mouvement et la motricité. Le myocarde et le muscle squelettique ont une structure fibreuse identique. Nous l'avons vu, les fibres musculaires striées sont complexes, mais afin de comprendre le mécanisme de la contraction de ces types de muscles, il était nécessaire de partir à la découverte de ses constituants jusqu'à sa plus petite unité constituante.

La fibre musculaire est donc la cellule de base du muscle et ses composants sont d'origines protéiques, tout cela relié à un système nerveux par deux voies l'une centripète c'est à dire du muscle vers le système nerveux central lui ramène des infections propres du stimulus extérieure et intérieur et l'autre est centrifuge du système nerveux central vers le muscle et le guide par repense adapter et précise. Ces éléments vont nous permettre d’étudier la contraction musculaire, qui nous intéresse et peuvent être enregistré par EMG.

Chapitre II : Signal électromyographie

II.1. Introduction :

L'électromyographie (EMG) se compose essentiellement d'acquisition, enregistrement et analyse de l'activité électrique générées dans les nerfs et les muscles grâce à l'utilisation de électrodes (surface, aiguille). La mesures prises à partir d'EMG fournissent des informations précieuses sur la physiologie et les modèles d'activation Muscle.
La qualité du signal EMG mesuré est généralement décrite par la relation entre le signal EMG mesuré et les contributions des bruits indésirable par l'environnement. L'objectif est de maximiser l'amplitude du signal tout en minimisant le bruit.

Le signal EMG de surface mesurée à l'aide d'électrodes surveiller l'activité de plusieurs fibres musculaires peut modéliser comme un processus stochastique variante dans le temps avec une moyenne nulle. Il a été observé que l'écart La norme de signal EMG (brute) est robotiquement liée au nombre d'unités motrices activé et à la vitesse d'activation.

Cet écart type est utilisé pour estimer la magnitude l'activité musculaire électrique, appelée l'amplitude EMG. L'amplitude EMG a une variété d'applications, comme le signal de commande pour les prothèses myoélectriques, estimations ergonomiques, systèmes de rétroaction (Biofeedback), et a également été utilisé pour estimer la paire associée à un joint.

L'instrument développé capte les signaux les muscles du patient au moyen d'électrodes localisées dans la zone compromise, tandis que le patient régule contraction ou relaxation consciemment ou volontairement de groupes musculaires à travers les indicateurs visuels qui possède l'équipement.

Signaux provenant des électrodes dans la zone muscla sont intégrés et tracés en proportion des niveaux de contraction musculaire et de relaxation, donc que lorsque le muscle est tendu le graphique se lève et quand le patient détend le muscle, il descend.

Utilisant un mécanisme subconscient, le patient apprend à contrôler les niveaux du graphique et de cette façon, il est formé pour l'intensité des contractions

II.2. L'électromyogramme (EMG)

II.2.1 Définition :

L'apport de signaux électriques produits par muscles au cours d'une contraction musculaire est connu sous le nom Électromyographie. Ces signaux sont générés par l'échange d'ions à travers

les membranes des fibres muscle musculaire en raison de la contraction musculaire sont détectés par un système d'électrodes à proximités des fibres musculaires.
L'électromyogramme comprend deux parties selon le type d'électrode utilisé :

- La première partie : étudié la vitesse de conduction des nerfs (nerfs de la motricité et de la sensibilité) on utilise l'électrode de surface cette partie est appelée la stimulo-détection

- La deuxième partie : étudié le fonctionnement des muscles lui mêmes, on utilise l'électrode aiguille, cette partie est appelée la détection. [4]

II.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.

Tableau II 1 : Caractéristiques électriques

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

Du tableau, 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 prendreen considération soit : le positionnement de l'électrode, la préparation préalablede 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.[4]

II.2.3 Source du signal EMG

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

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 unPotentiel, dit potentiel de repos.

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

II.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 branchescause des temps de propagation différents. En conséquence, les activations des fibres musculaires dans une unité motrice donnéesont asynchrones.

Delà 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

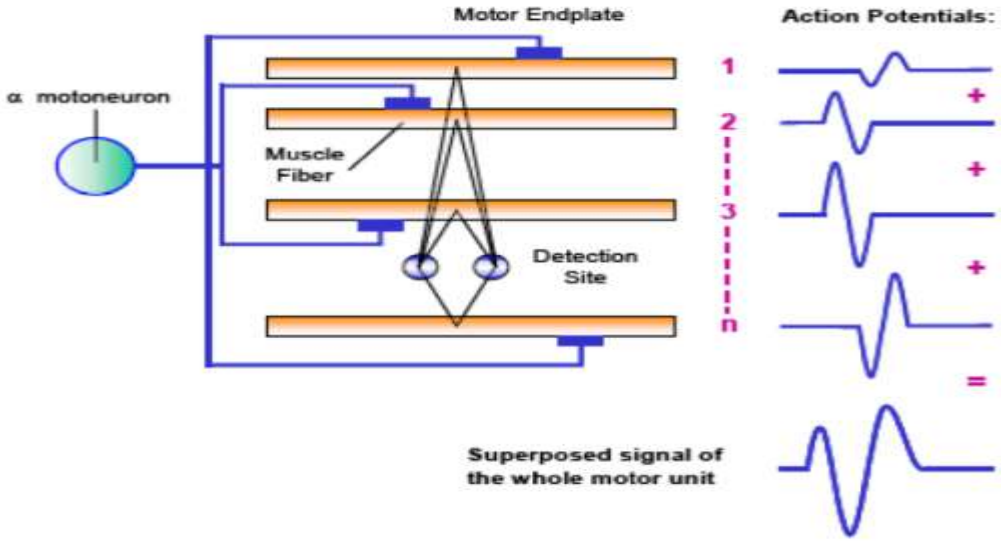


Figure II.1: Génération du potentiel d´action de l´unité motrice (PAUM)

(Basmajian&Deluca, 1985)

II.2.5 C'est-ce qu'un électromyogramme et quand est-il indiqué ?

L'électromyogramme est un des examens médicaux de référence en **neurologie**. Il est réalisé à l'aide d'une électromyographie. Cet appareil a pour fonction d'envoyer des stimulations électriques aux muscles afin d'observer leur réaction. Le neurologue peut ainsi étudier la capacité du muscle à se contracter, ainsi que la qualité des conductions nerveuses qui envoient les signaux vers le muscle.

Cet examen médical est indiqué chez les personnes qui souffrent d'une perte de tonus musculaire, de **douleurs musculaires** (myalgies) ou d'une affection musculaire (**myasthénie**). Il permet de mettre en évidence des lésions nerveuses ou une neuropathie, notamment après un accident grave ou si le patient ressent des **paresthésies** (picotements, fourmillements, membres engourdis).

L'électromyogramme sert également à suivre l'évolution d'une maladie du système nerveux périphérique comme le **syndrome de Guillain-Barré. [5]**



Figure II.2 :photo de une malade a examiner en neurologie

II.2.6 Comment se déroule un électromyogramme ?

Il ne faut pas mettre de crème ou de lotion sur les zones à examiner avant l'EMG. Ce dernier se déroule en position assise ou allongée. Les électrodes (patchs ou électrodes aiguilles) peuvent être placées à différents endroits selon les cas. De brèves impulsions électriques sont envoyées durant l'examen. Comme pour la plupart des examens (ex. : **scanner**), la durée d'un électromyogramme varie selon les cas : en moyenne, elle oscille entre 30 et 60 minutes. Les tracés et un compte rendu détaillé sont envoyés au médecin prescripteur de l'examen.[5]

- **Les résultats de l'électromyogramme :**

En fonction des résultats, l'examen permet de diagnostiquer différentes maladies ou lésions :une maladie musculaire (myopathie) ,une rupture musculaire (après une intervention chirurgicale, un traumatisme ou un accouchement au niveau du périnée par exemple) ,un syndrome du canal carpien ,en cas de lésion de la racine nerveuse suite à un traumatisme, l'étude des vitesses de conduction permet de préciser le niveau d'atteinte de la structure nerveuse touchée (racine, plexus, nerf dans ses différents segments le long du membre) et son degré d'atteinte ,une maladie du nerf (neuropathie).

En analysant différentes zones du corps, l'EMG permet de déceler si la maladie des nerfs est diffuse ou localisée et ainsi distinguer les polyneuropathies, mon neuropathies multiples, polyradicul neuropathies.

En fonction des anomalies observées, il permet également d'orienter vers la cause de la neuropathie (génétique, trouble de l'immunité, toxique, diabète,

Infection…), une maladie des cellules nerveuses motrices de la moelle épinière (motoneurone), une myasthénie (maladie auto-immune très rare de la jonction

Neuro-musculaire).[5]

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

Pour débuter, il existe deux grandes catégories d'électrode pour l'électromyogramme. Il y a l'électrode de surface (électrode utilisée dans le projet) ainsi que l'électrode aiguille.

Dans chacune des catégories, il existe un nombre impressionnant de types d'électrode différents. [4]

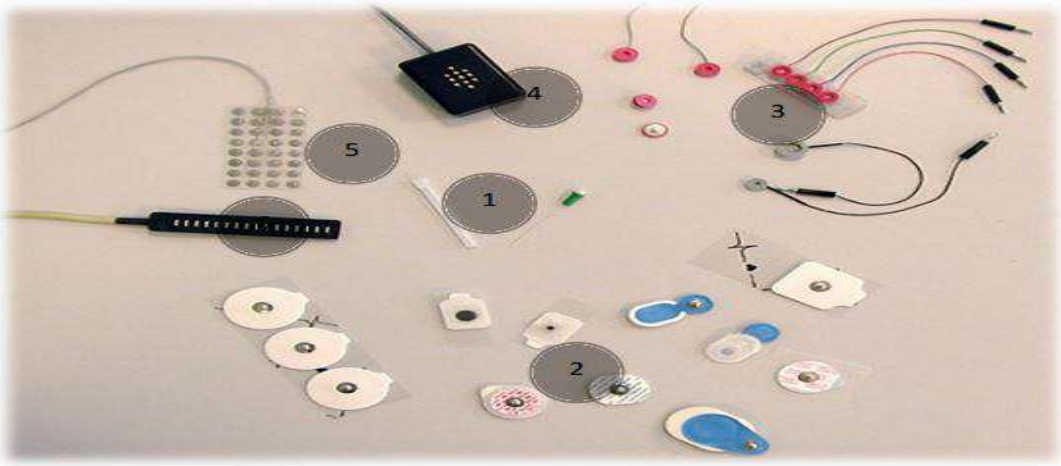


Figure II.3 : présentation des électrodes

1. Electrode aiguille
2. Electrode jetable Ag/AgCl
3. Electrode réutilisable Ag/AgCl
4. Electrodes Laplaciennes
5. Matrice d'électrodes sèches
6. Electrodes barre [7]

II.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 EMGdépendent 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. [8]

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

II.3.1.1 L'Emplacement :

Dans ce mémoire on utilise la configuration bipolaire pour recueillir le signal EMG. Deux électrodes de surface sont placées entre la jonction neuromusculaire (la zone d'innervation) et le tendon (la zone terminale), ils sont séparés par une distance approximativement égale à 2cm. (Figure I.15)

La ligne formée par les deux surfaces de détection doit être parallèles à l'axe de génération de force.

L'électrode de référence doit être placée dans une zone neutre électriquement comme l'os. [9]

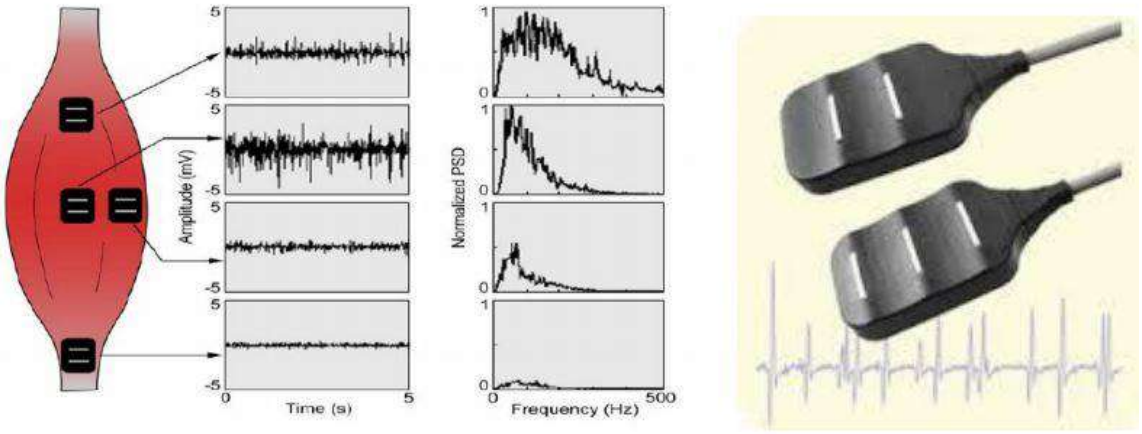


Figure II.4 :l'emplacement des électrodes de surface.

- **Capteurs 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 (Photo 1)

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 II.5 :Capteurs SEMG placés sur la peau

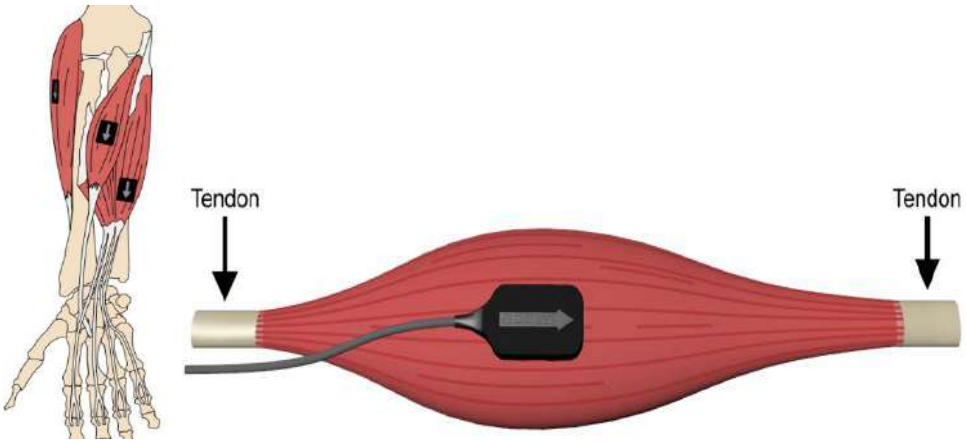


Figure II 6:détection muscle fibre

II.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.3). [10]

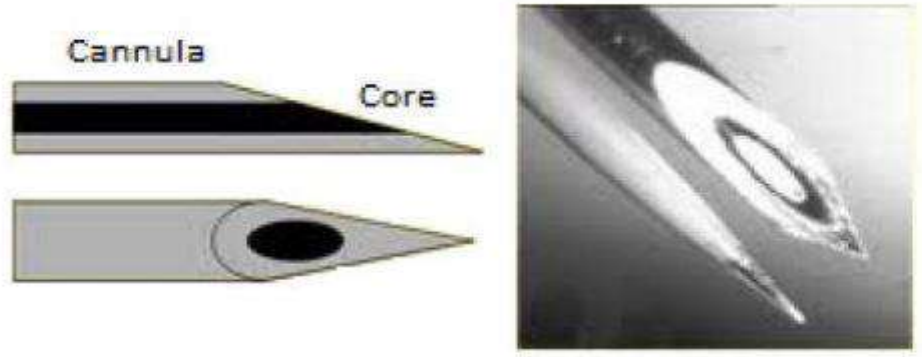


Figure II.7 les aiguilles de détection.

- **EMG intramusculaire :**

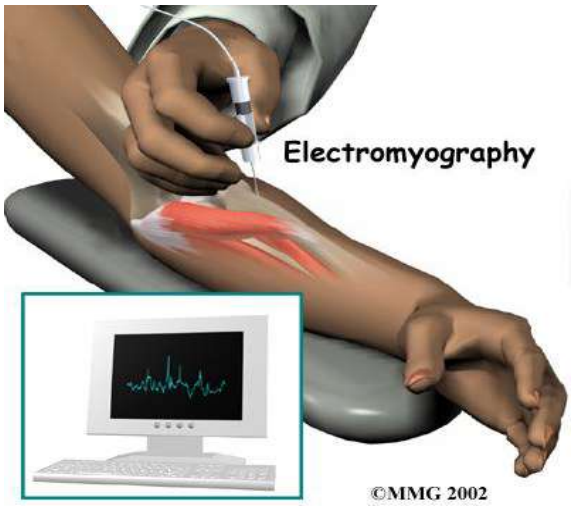


Figure II.8 détectionsmusclent fibre par aguille

L'EMG intramusculaire prend la mesure en insérant une électrode à aiguille monopolaire à travers votre peau et dans le tissu musculaire.

Une méthode courante de détection EMG une option parfaitement sûre, bien qu'elle puisse

causer de l'inconfort lorsque les électrodes à aiguille sont insérées et des douleurs musculaires par la suite limitations : contamination possible d'un enregistrement musculaire plus profond lorsque la tige de l'aiguille est exposée

Le processus commence par l'insertion d'une aiguille stérile (électrode à aiguille monopolaire) dans le muscle lui-même les électrodes commencent à détecter l'activité électrique générée par les mouvements / contractions musculaires

Un amplificateur audio peut être fixé pour l'évaluation de l'apparence et du son

L'activité électrique de votre muscle qui travaille est mesurée et affichée sur le moniteur [13]

II.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 lesignal myoélectrique. Les électrodes sèchescompliquent donc la classification mais elles sont nécessaires, du fait de leur plus grande durée de vie, au développement de produits commerciaux.

La FigureII.9donne 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).[11]

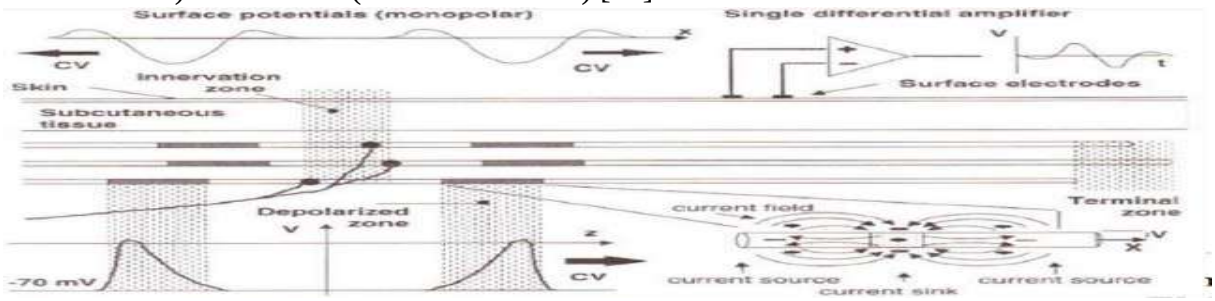


Figure II.9: Caractéristique des électrodes (Merletti& Parker, 2004

II.5 Préparation de la peau :

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

A cet effet, les cellules mortes de la peau par exemple cheveux doit êtrecomplètement 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. [10]

II.6 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 centraconstitué 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

Chapitre III : Conception et réalisation de circuit d'acquisition de signal EMG

III.1 Introduction :

Les signaux physiologiques issus des électrodes sont généralement de faible amplitude (de quelques microvolts a quelques millivolts), et noyées dans le bruit pour agir directement sur les circuits électroniques qui assurent la conversion analogique digital, l'affichage, et l'enregistrement des signaux. Ce chapitre est consacré pour la réalisation du circuit électrique pour l'acquisition du signal électromyogramme EMG où le signal électrique est recueilli à partir des électrodes placées sur le muscle par rapport à une électrode de référence.

En supposant que la conception de l'amplificateur et le processus de La conversion A/D est au-dessus des normes acceptables, la relation entre le signal et le bruit est presque déterminée exclusivement par électrodes, et plus précisément, la propriété des électrodes et le contact cutané. La contraction des fibres musculaires génère une activité électrique qui peuvent être mesurés par des électrodes fixées à la surface de peau proche du groupe musculaire.

III.2 L'instrumentation pour acquérir un signal d'EMG

- **Circuit de l'EMG pour notre application :**

  Pour notre application nous avons réalisés ce circuit possède plusieurs étapes suivant Figure III .1 [12]

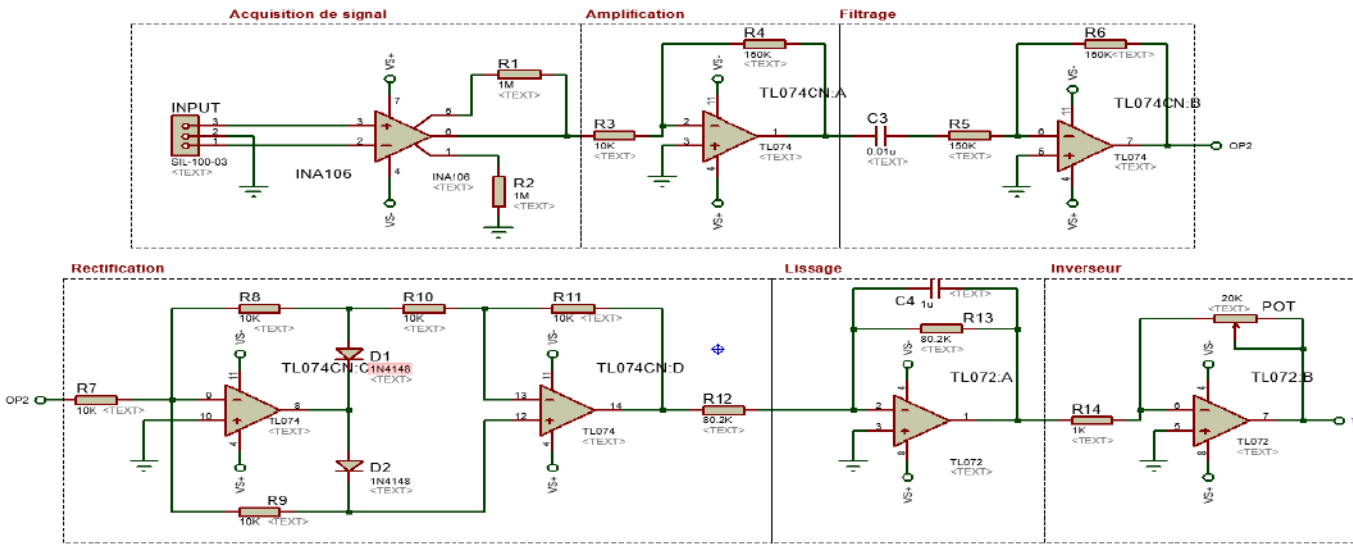


Figure III .1 :Schéma de circuit EMG

III.2.1 étape d'acquisition de signal

La Figure III.2montre la première étape de l'EMG, composé d'un amplificateur opérationnel différentiel, communément connu sous le nom d'amplificateur d'instrumentation. Cet appareil vous permet de capturer la différence de signaux qui déclenchent des contractions musculaires et les amplifier à un niveau supérieur. Dans ce cas, le gain de l'amplitude de la première étape est de 110, c'est-à-à-d. la tension générée par le muscle sera amplifié 110 fois. Ce signal, même s'il a déjà été amplifié, doit être amplifié à nouveau. [12]

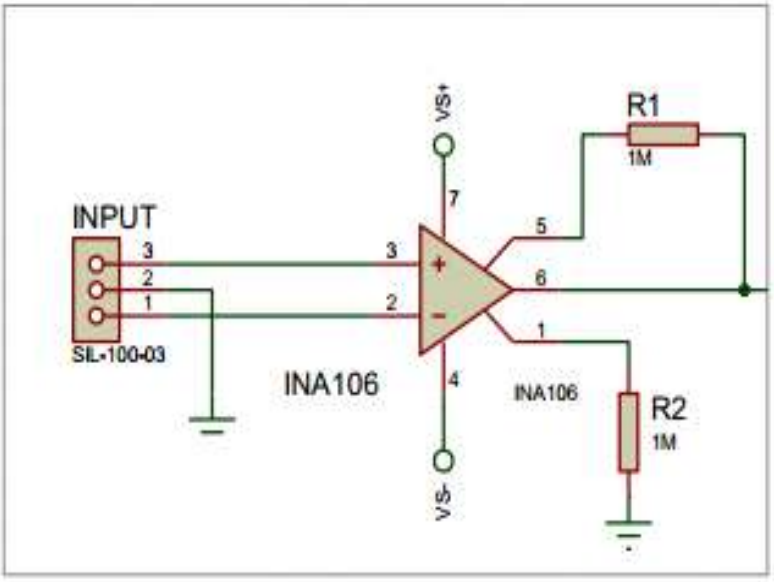


Figure **III**.2 : Étape de capture de signal

Dans le cas d'une configuration bipolaire l'amplificateur différentiel supprime les signaux de bruit communs aux deux entrées, puis amplifie la différence [6].

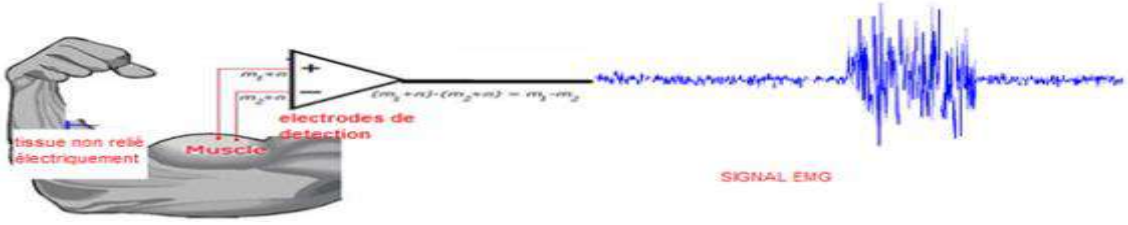
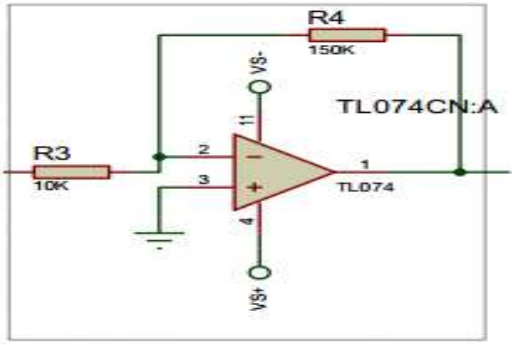


Figure **III.3** : acquisition d'un signal EMG à partir d'un amplificateur d'instrumentation.[6]

III.2.2 étape Amplification du signal EMG

Même s'il a déjà été amplifié, doit être amplifié à nouveau. La Figure**III.4**montre la scène d'amplification, pour laquelle OP AMP TL074 a été mis en œuvre. [12]

Cette étape est un amplificateur d'onduleur avec gain 15.



FigureIII.4 : Amplificateur d'onduleur

III.2.3 étape de filtrage

Étant donné que lorsqu'un signal désiré est amplifié, il y a signaux « parasites » qui ne font que fausser l'information vous voulez vraiment récupérer, ces signaux sont connus comme bruit, que pour les supprimer de notre signal, ils doivent être rejetés. Cette tâche est accomplie en filtrant le signal avec un filtre passe élever.

La Figure III.5montre l'étape de filtrage du signal.

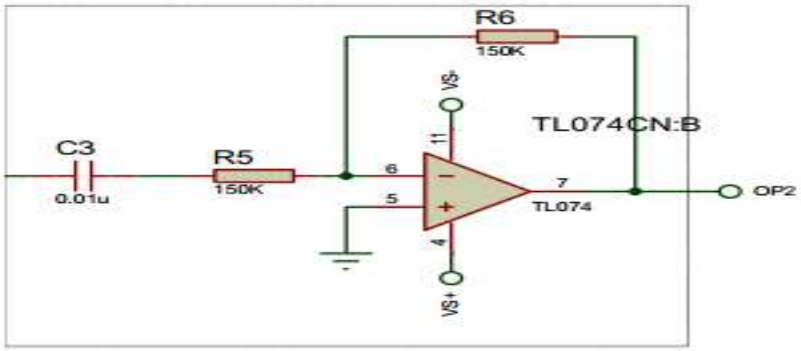


Figure III.5 : passe bas 1.975 Hz

III.2.4 Étape de broyage de signal

Jusqu'à ce point dans le circuit, le signal commence à être cependant, il est primordial que nos niveaux de tension ne sont positives, afin d'être en mesure de convertir ce signal au niveau numérique.

La plate-forme Arduino ne prend en charge que des niveaux positifs pour être en mesure de le convertir en données numériques à l'aide de son convertisseur Adc. Pour cette raison,laFigure III.6montre l'étape de broyage du signal obtenu. [12]

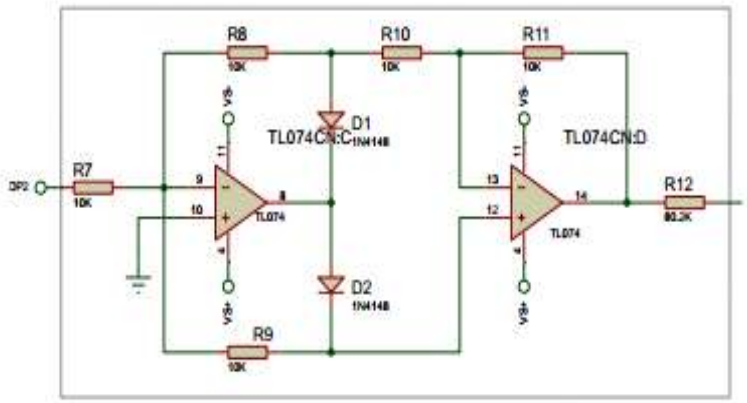


Figure III.6Étape de broyage de signal.

III.2.5 étape de Lissage

À chaque flexion ou activité musculaire, la tension produite par le muscle augmente. Le niveau moyen, par conséquent, plus loin, sera plus grande. Lorsqu'il n'y a pas d'activité la tension moyenne reste très proche de zéro.

Compte tenu de ces caractéristiques, pour obtenir un signal approprié d'être traité avec un convertisseur ADC, il est nécessaire de filtrer le signal d'être en mesure de discriminer les hautes fréquences et seulement obtenir des informations sur les basses fréquences. Pour cette raison, utilisé un filtre à faible passage avec une fréquence de coupure de 1 975 Hz. Ce qui est indiqué dans laFigureIII.7

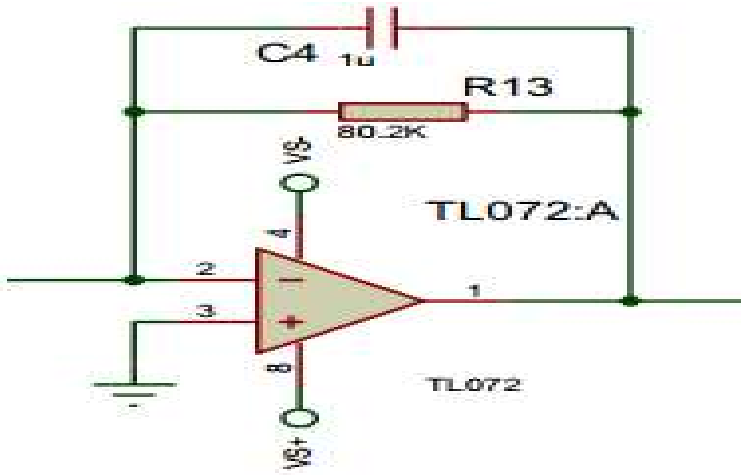
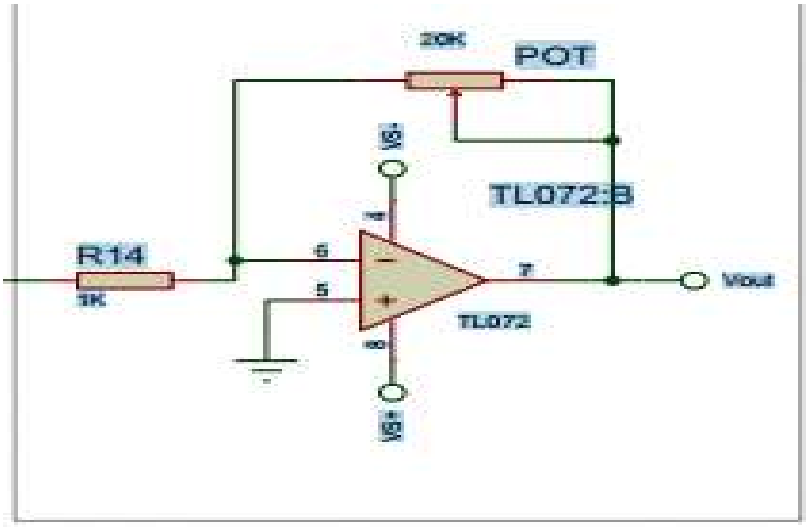


Figure III.7 Étape de lissage

III.2.6 étape d'adaptation du signal EMG

Dans la dernière étape, la configuration de l'ampli est utiliséeinverseur, avec un gain réglable par le potentiomètre POT. Cette dernière étape permet d'obtenir des variations de tensionjusqu'à 5v, qui peut être directement canalisévers un Arduinosuivant Figure**III**.8[12]



FigureIII.8 amplification réglable finale

III.3 Capteur EMG (kit Arduino) :

Également connu sous le nom de capteur d'électromyographie, mesure les petits signaux électriques générés par vos muscles lorsque vous les déplacez afin d'être exploitable avec un microcontrôleur comme l'Arduino.

Cela comprend le fait de lever le bras, de serrer le poing ou même le plus simple des mouvements comme bouger un doigt [13]

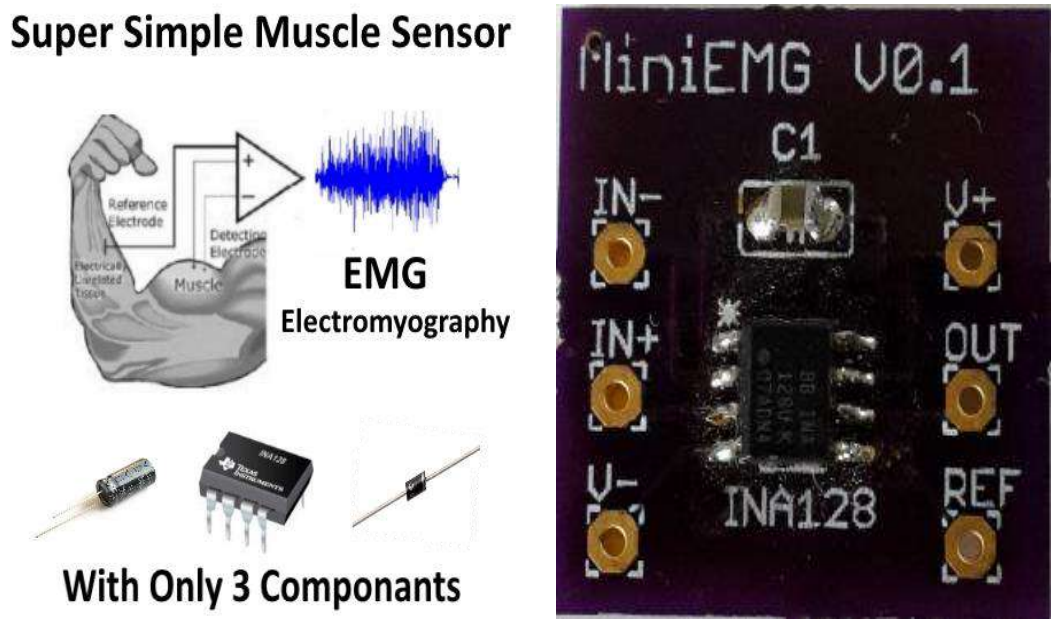


Figure **III**.9 simple capteur EMG

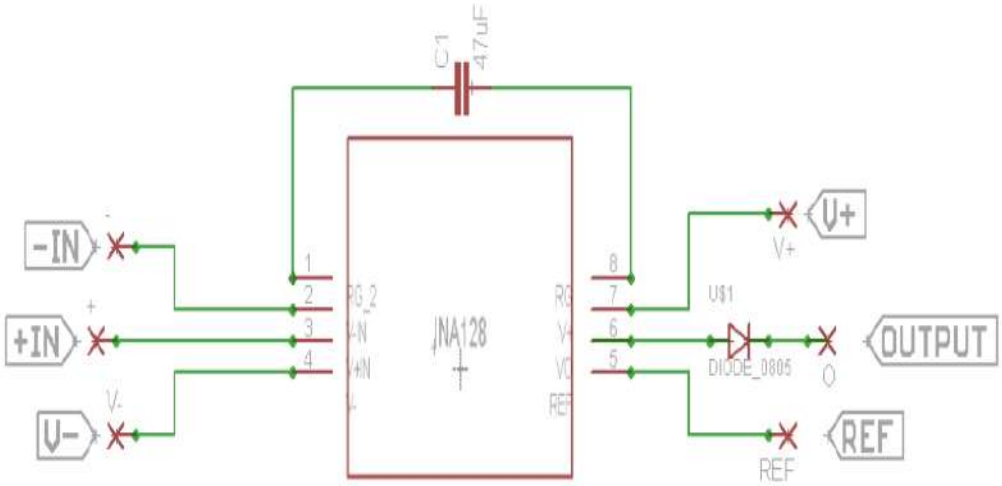


Figure III.10: schéma capteur musculaire super simple

III.3.1 Capteur EMG utilisé pour notre application :

- Grove detector EMG-électrode du surface



Figure III.11: Grove – EMG Detector

- **La description :**

Le détecteur EMG (Figure I 8) est un pont relie le corps humain et l'électricité, le capteur recueille le petit signal musculaire puis le traite avec le 2ème amplificateur et filtreafin d'être exploitable avec un micro-contrôleur comme l'Arduino.Vous pouvez ajouter ce signal dans votre système de contrôle.

A l'état de repos, le capteur va généré une tension 1,5V, et lors d'une détection de contraction de muscle, la tension va monter jusqu'à 3,3V

Vous pouvez utiliser ce capteur dans un système 3,3 V ou 5 V.

Remarque: le capteur ne peut pas être utilisé à des fins médicales.[13]

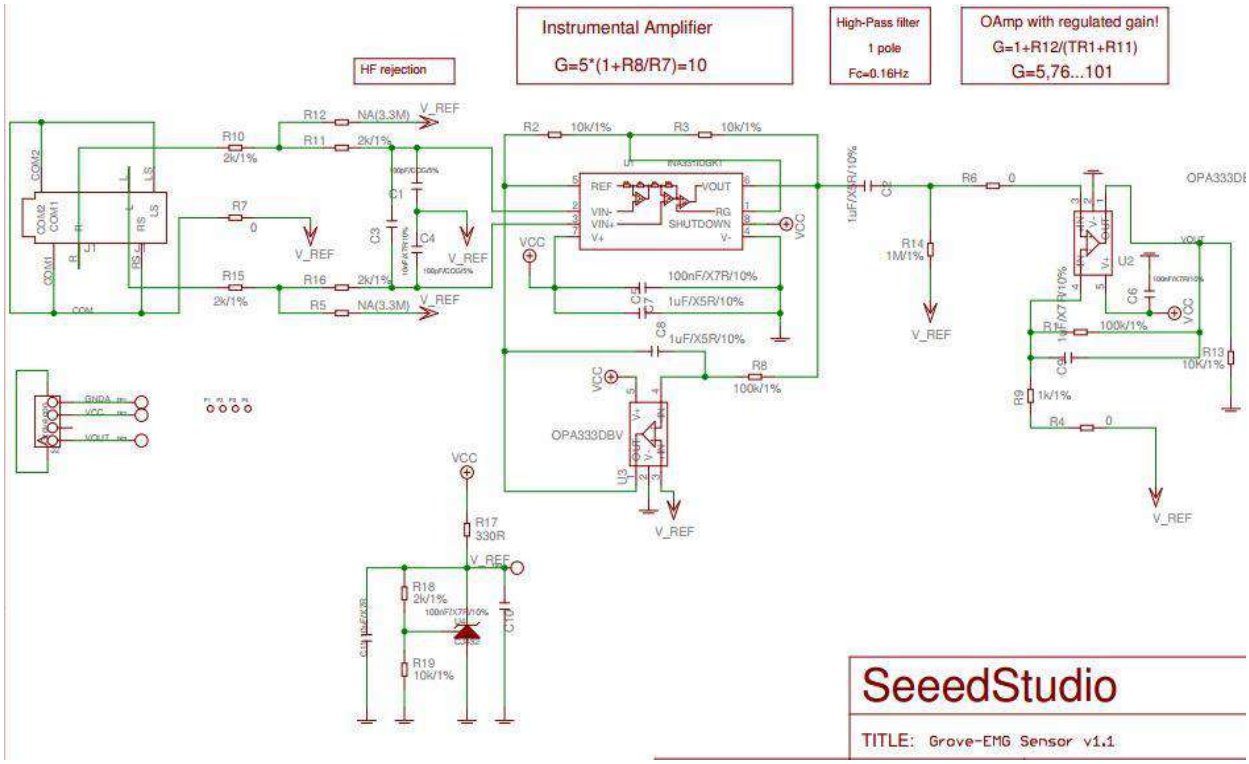


Figure **III.12**: Schéma du capteur EMG

- **Caractéristiques :**

Connecteur 3,5 mm

Compatible Grove 6 électrodes de surface jetables

Tension d'alimentation : 3.3V-5V

Fils de câble 1000mm

Aucune alimentation supplémentaire [13]

III.4 Conclusion

Dans notre projet, on a fait la conception et des notes sur la réalisation de notre circuit EMG,en premier temps on a utilisé cette circuit comme on a les électrodes très jetable dans le marcher et pour obtenir meilleur résultat on a continué le travail par kit Arduino afin d'exploiter ses résultats pour une classification.

Chapitre IV : Traitement de signal EMG

IV.1 Introduction :

L'EMG possède des propriétés d'évolution dans le temps est à une dimension et possède une faible corrélation entre les signaux, il est nécessaire de développer des méthodes d'extraction de caractéristiques adéquates.

Par le Langage MATLAB on peut faire un traitement des signaux EMG avec plusieurs méthodes des transformes, car le code qu'on a choisi pour l'implémentation de ce dernier offre beaucoup d'avantages pour le traitement numérique (ou processing) des signaux grâce à sa souplesse et à sa disponibilité.

Il existe différentes méthodes des transformes de traitement numérique appliquées au signal EMG seront étudiés.

Tout d'abord, pourquoi a-t-on besoin des transformées, ou encore qu'est-ce une transformée ?

Les transformations mathématiques sont appliquées aux signaux bruts pour obtenir davantage d'informations qui sont disponibles dans ces signaux. Dans la suite, le signal dans le domaine temporel s'appellera le signal brut, et un signal transformé par une transformation mathématique sera un signal traité.

Il existe un grand nombre de transformations qui peuvent s'appliquer à un signal. Parmi celles-ci la transformée de Fourier, transformée ondelette …

Dans la pratique, la plupart des signaux sont des signaux dépendant du temps (du domaine Temporel) sous leur format brut. La représentation du signal est une représentation temps - amplitude. Cette représentation n'est pas toujours la meilleure pour la plupart des applications de traitement du signal. Dans beaucoup de cas, l'information la plus pertinente est cachée dans la composante de fréquence du signal. Le SPECTRE de fréquence d'un signal est constitué par les composantes de fréquence de ce signal. Le spectre de fréquence d'un signal indique quelles sont les fréquences qui existent dans le signal.

IV. 2 Un peu d'histoire

• 1805 : Analyse de Fourier

• 1965 : Transformée de Fourier rapide

• 1980 : Début des ondelettes « ad hoc »

pourquoi/quand cela marche (physique, vision, parole) ?

• 1983 : Analyse d'image Multirésolution (Burt)

• 1985 : Transformée continue (Morlet & Grossman)

Reconstruction sans redondance ?

• 1986-87 : Unification des travaux disparates (Mallat)

– analyse Multirésolution

– transformée discrète

• 1988 : Classe d'ondelettes (Daubechies)

– compactes

– orthogonales

– nombre de moments quelconques

• 1990 : Les ondelettes attirent théoriciens et ingénieurs, le décollage !

• 1992 : Paquets d'ondelettes (Coifman) [14]

IV.3. Les méthodes possibles pour le traitement du signal EMG

IV. 3.1 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 contourneles limites de la TF pour des signaux non-stationnaires en définissant un intervalle detemps (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 :

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

Où b est le décalage et w la fenêtre glissante.

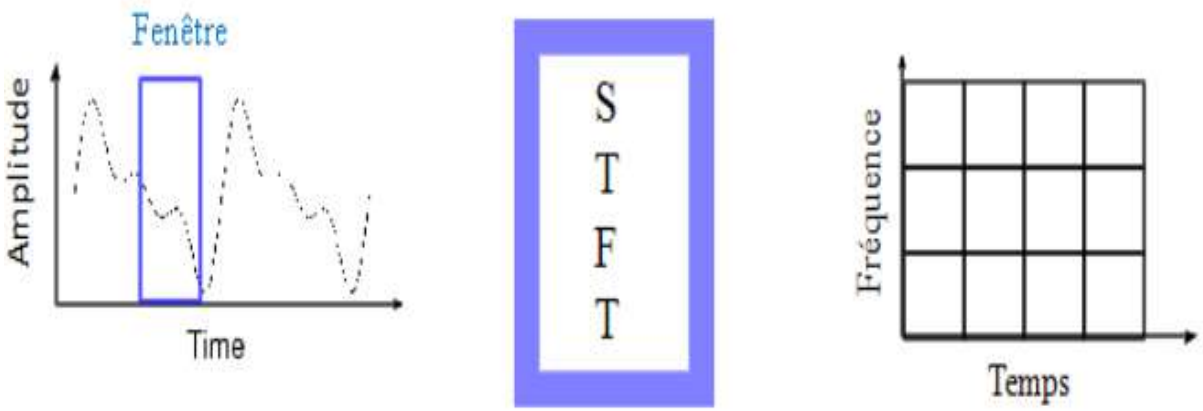


Figure IV.1 :La Transformée de Fourier fenêtrée

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, Electricallyevokedmyoelectricsignals, 1992)&(Potvin & Bent, 1995).Ce résultat est un compromis entre les résolutions fréquentielles et temporelles.

IV. 3.2 De La Transformée de Fourier à la Transformée en Ondelette :

La plupart des signaux ne sont pas stationnaires, et l'essentiel de l'information qu'ils contiennent réside dans ce non stationnarité. L'analyse de Fourier propose une approche globale du signale.
Toute notion temporelle dans l'espace de Fourier (espace fréquentiel) disparaît.

Il faut trouver une transformation qui nous renseigne sur le contenu fréquentiel tout en préservant la localisation afin d'obtenir une représentation temps / fréquence. Plusieurs solutions ont été proposées. [14].

Ces solutions sont : la transformée de Fourier à fenêtre glissante, et la transformée de Gabor.

Mais ces deux méthodes donnent une même résolution temporelle pour les hauts et les basses fréquences. Donc l'analyse n'est pas idéale.

C'est dans ce contexte qu'intervient la transformée en Ondelettes qui propose une solution

de compromis entre la résolution temporelle et la résolution fréquentielle. [14].

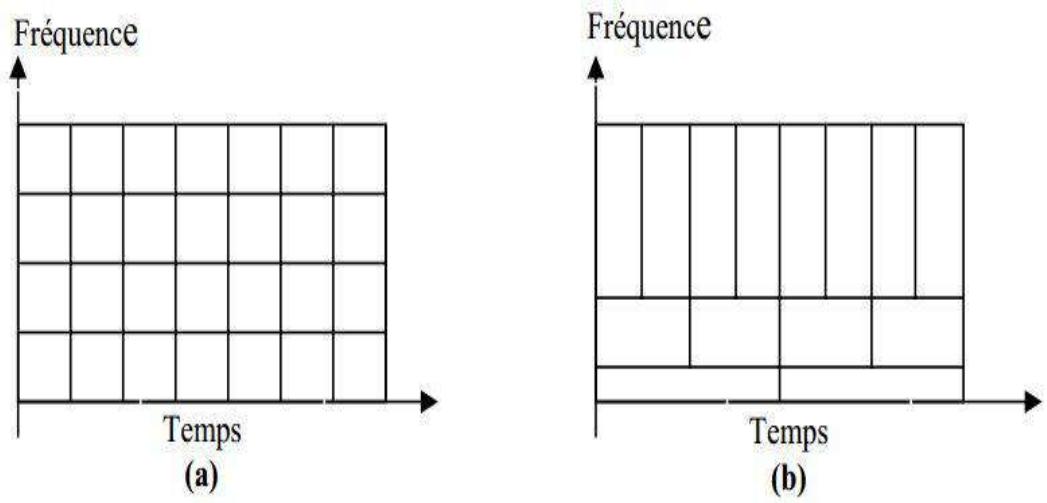


Figure IV.2: Plan Temps-Fréquence : a) transformée de Fourier à fenêtre

Glissante, b) transformée en Ondelette.

On remarque que les résolutions temporelles fréquentielle pour la transformée de Fourier à fenêtre glissant sont constants, et pour la transformée en Ondelette les résolutions varient en sens inverse [14].

IV.3.3 La Transformée d'Ondelette

IV.3.3.1 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 [14].

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

$$To(a,b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t)\Psi(\frac{t-b}{a})\text{dtAvec a,b } \epsilon R \text{IV.. 2} \qquad \text{IV. 2}$$

Dans cette expression :

a : est lefacteur d'échelle .

b : est le paramètre de translation.

En posant :

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

Où $\Psi_{a,b}(t)$sont une famille d'Ondelettes analysantes générales à partir à d'une Ondelette « mère » () t ψ par dilatation (facteur a) ettranslation (paramètre b). L'équation (3.2) devient :[14].

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

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) [14].

Alors $\int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\Psi(\omega)|}{|\omega|}\mathrm{d}\omega < \infty$ IV. 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 :

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

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 (3.6) de façon équivalente sous la forme :

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

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 [14].

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 [14].



Figure IV.3: La Transformée en ondelettes

IV. 3.3.2 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 :

IV.3.3.2.1 Ondelette de Haar

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

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

$$\Psi(t)=\begin{cases}1 & 0 \le t \le 0.5\\ -1 & 0.5 \le t \le 1\\ 0 & si\ non\end{cases} \qquad \text{IV. 8}$$

La fonction de transfert des filtres associés s'écrit :

$$H(z)=\frac{1}{\sqrt{2}}+\frac{1}{\sqrt{2}}z^{-1} \qquad \text{IV. 9}$$

$$G(z)=\frac{1}{\sqrt{2}}-\frac{1}{\sqrt{2}}z^{-1} \qquad \text{IV. 10}$$

L'inconvénient de cette analyse est sa très mauvaise résolution fréquentielle sont intérêt est la grande simplicité des filtres associés [14].

IV.3.3.2.2 OndelettedeLittlewoodPaley

La fonction échelle est de types sinc, on peut considérer que c'est le duale de la fonction de Haar. Les fonctions d'échelle et d'Ondelette s'écrivent donc :

$$\varphi(t)=\frac{\sin \pi t}{\pi t}$$

$$\Psi(t) = \frac{\cos \pi t - \sin 2\pi t}{\pi(t-0.5)} \qquad \text{IV. 11}$$

On donne les filtres numériques associés :

$$h(n)=\frac{1}{\sqrt{2}}\frac{\sin n\pi/2}{n\pi/2} \qquad \text{IV. 12}$$

$$g(n)=\frac{(-1)^{-1}\sin\frac{1-n}{n\pi}\pi}{\sqrt{2}\frac{1-n}{2}\pi} \qquad \text{IV. 13}$$

On remarque que les filtres [] n h et [ ] n g sont de longueur infinie (RII), et contrairement au précédente cette Ondelette manque de localisation temporelle [14].

IV. 3.3.2.3 Ondelette Splines :

Les B Spline sont construites par auto convolution de la fonction boite noté I (t) :

$$I(t)=\begin{cases} 1 & -1/2 \le t < 1/2 \\ 0 & si\ non \end{cases} \qquad \text{IV. 14}$$

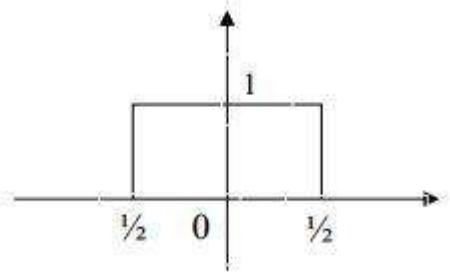


Figure IV.4: La Fonction Boite I (t).

La famille des fonctions B Spline ne constitue pas une base orthonormée, mais on peut appliquer une méthode d'opérationnalisation, par une combinaison linéaire des fonctions B Spline d'Ordre n, et obtenir ainsi une base orthogonale, les filtres numériques associés auront une réponse en phase linéaire, mais ils sont de type RII, coûteux à metteur

en œuvre. La B Spline d'ordre n sera :

Si n est impaire : $\beta^{(n)}(t) = \underbrace{I(t) * I(t) \dots I(t)}_{n+1}$

Si n est pair : $\beta(n)(t) = \underbrace{I(t-1/2) * I(t-1/2) \dots I(t-1/2)}_{n+1}$

On posant n = 0 on retrouve la base de Haar qui est la seule de la série qui soit orthonormée.[14].

Dans certaines applications, on préfère utiliser des Ondelettes bi orthogonales qui permettent d'allier les propriétés de linéarité en phase avec la compacité des supports des filtres utilisés. L'analyse et la reconstruction sur les bases bi orthogonales n'utilisent pas les mêmes familles de fonctions, deux jeux de bases duales nécessaires [14].

IV.3.3.2.5 Ondelette 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 :

$$\Psi(t)=\pi {t_0}^{-1/4} \exp\left[\frac{-1}{2}\left(\frac{t}{t_0}\right)^2 + 2j\pi f_0 t\right] \qquad \text{IV.15}$$

IV.3.3.2.6 Chapeau Mexicain

Le chapeau mexicain Fig. (3.7), Ondelette réelle qui doit son nom à sa forme, est construite à partir de la dérivée seconde de la gaussienne :

$$\Psi_{cm}(t) = (1-t^2)\exp\left(-\frac{1}{2}t^2\right) \qquad \text{IV.16}$$

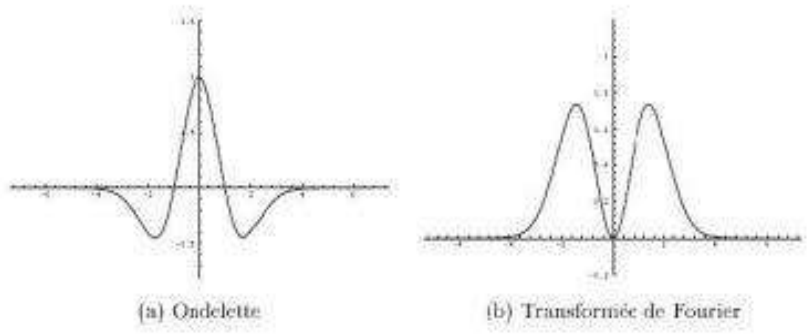


Figure III.5: Ondelette Chapeau Mexicain et module de sa transformer de Fourier

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. [14]

IV. 3.3.2.7 Ondelette de Daubechies

Les Ondelettes d'Ingrid Daubechies sont intéressantes puisque elles sont orthogonales et bien localisées en temps (ou espace) de plus elles donnent la possibilité de choisir le degré de régularité voulue en imposant un certain nombre de moments nuls (fig.3.8), leur régularité augmente avec N, cependant elles ne sont pas symétriques ce qui peut causer de problèmes dans certaines situations [14]

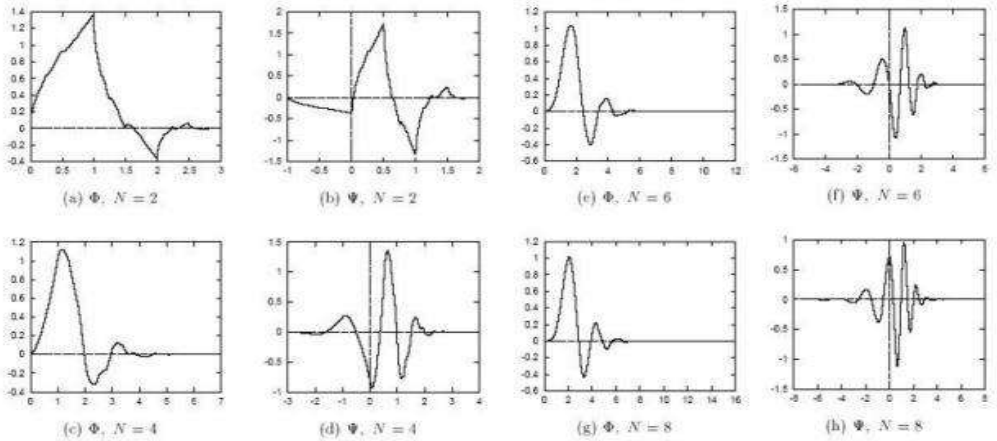


Figure IV.6: Ondelettes de Daubechies avec N moments nuls (N = 2, 4, 6, 8)

IV.3.3.2.8 Ondelette de Symlet

Dans symN, N est l'ordre. Certains auteurs utilisent 2N au lieu de N.Lessymlets sont uniquement presque symétrique; par conséquent, certains auteurs ne les appellent pas symlets. Plus sur les symlets peuvent être trouvés dans [Dau92], pages 194, 254-257. En tappantwaveinfo ('sym') à l'invite de commande MATLAB, vous pouvez obtenir un aperçu de les principales propriétés de cette famille.

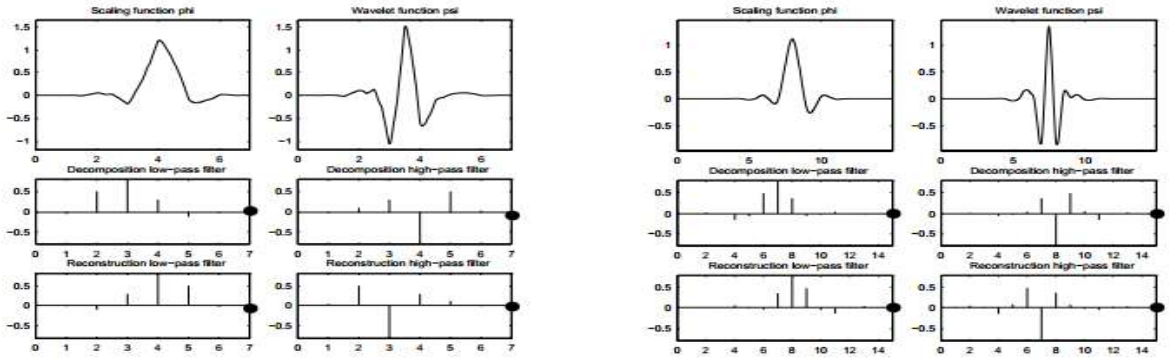


Figure IV.7: Symlets sym4 à gauche et sym8 à droite

Daubechies propose des modifications de ses ondelettes qui augmentent leurla symétrie peut être augmentée tout en conservant une grande simplicité.

L'idée consiste à réutiliser la fonction m_0 introduit dans le dbN, compte tenuLe $|m_0(\omega)^2|$ en tant que fonction W $z = e^{i\omega}$.

Ensuite, nous pouvons factoriser Win de plusieurs manières différentes sous la forme $W(z) = U(z)\overline{U\left(\frac{1}{z}\right)}$ car les racines de W avec un module différent de 1 vont par paires. Si l'un des les racines sont $\frac{1}{z}$, alors est aussi une racine.

• En sélectionnant De telle sorte que le module de toutes ses racines soit strictement inférieur à 1, on construire des ondelettes de DaubechiesdbN. L'Ufilter est un «filtre à phase minimale».

• En faisant un autre choix, on obtient des filtres plus symétriques; ceux-ci sontsymlets.

Les symlets ont d'autres propriétés similaires à celles des dbN [14]

IV. 3.4 Avantage 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.[14]

IV. 3.5 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 :

$$CWT(\tau, s) = \frac{1}{\sqrt{s}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)\psi(\frac{t-\tau}{s})dt \qquad \text{IV. 17}$$

IV. 4.1 Choix de l'Ondelette pour notre application

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 [15].

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) àutilisé une ondelette complexe pour la détection des ruptures dans l'ECG. [15]

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)

IV.4.2 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 lesvariations 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 termesd'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.

IV.4.3 Traité signal EMG par transformé ondelette en temp réel

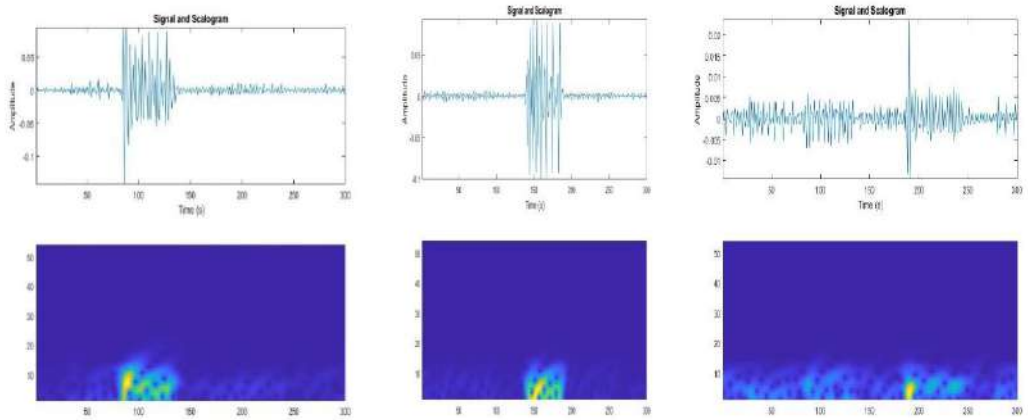
Sur Matlab en temps réel on a traité le signal par transformer ondelette pour un meilleur traitement afin d'extraire tous les informations moteur nécessaire pour la commande les résultats afin de connaitre toute les variations du signal pour les différents mouvements.

- **Créer des représentations temps-fréquence :**

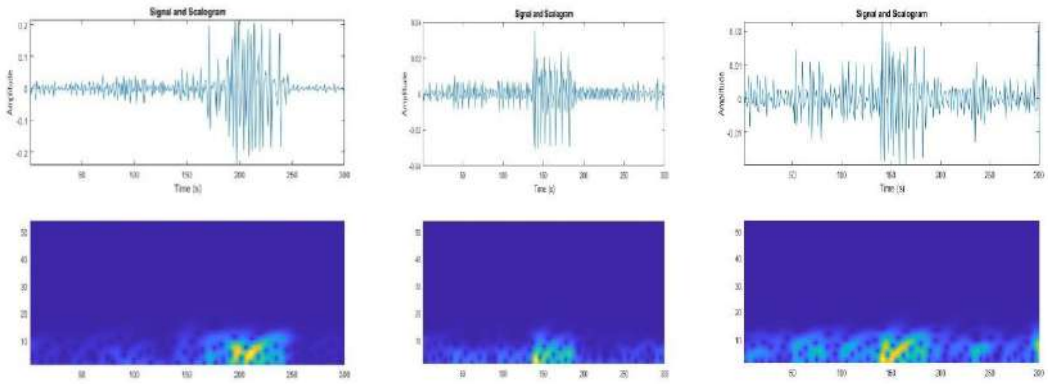
Après la détection de signal et Pour converti le signal a l'image 2D .

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.

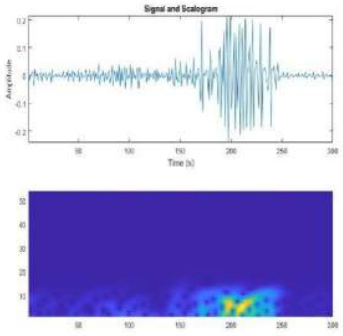
On a crée un filtre de transformation en ondelettes continue (CWT) banque< $cwtfilterbank >$. Le précalcule du banc de filtres CWT est la méthode préférée pour obtenir le CWT de nombreux signaux en utilisant les mêmes paramètres.



1 : pronation 2 :flexion 3 :majeur



4 :index 5 :annulaire 6 :auriculaire



7 :rotation

Figure IV.8 : graph de chaque mouvement choisi

IV.5 Conclusion :

Dans ce chapitre en applique la transférer ondelette 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 tems-fréquence pour classée chaque formant par les échelles correspondent

Chapitre V : classification de signal EMG

V.1 introduction :

Le rôle de la classification est d'associer le vecteur de caractéristique généré par l'extraction des caractéristiques à des classes établies par un observateur.

La méthode de classification dépond des propriétés de l'espace des caractéristiques, ces propriétés sont concrétées déterminées par les formes des classes, naturellement plus l'espace des caractéristiques est complexe plus le procédé de classification devra être également complexe et plus la méthode de la classification sera complexe plus le temps d'apprentissage sera long.

Intelligence Artificielle (IA) est l'un des domaines les plus récents de la science et de l'ingénierie. Les travaux ont sérieusement débuté après la seconde guerre mondiale, et le nom lui même a été inventé en 1956. Régulièrement cité comme "domaine ou j'aimerai bien y être" par les scientifiques dans d'autres disciplines.

Ces dernières années, l'apprentissage automatique est devenu omniprésent dans divers domaines de recherche et applications commerciales, et a permis d'obtenir des produits satisfaisants. L'émergence du Dee Learning a accéléré le développement du machine Learning et intelligence artificielle. Par conséquent, l'apprentissage profond est devenu un point chaud de la recherche dans les organisations de recherche [1]. En général, l'apprentissage en profondeur utilise un modèle de réseau neuronal multicouche extrait des fonctionnalités de haut niveau qui sont une combinaison d'abstractions de bas niveau pour trouver les fonctionnalités de données distribuées, afin de résoudre des problèmes complexes en apprentissage automatique. Actuellement, les modèles neuronaux d'apprentissage en profondeur les plus largement utilisés sont les réseaux de neurones profonds (DNN) [2] et les réseaux de neurones à convolution (CNN) [3], qui se sont avérés avoir une excellente capacité à résoudre la reconnaissance d'image, la reconnaissance vocale et d'autres machines complexes.

Tâches d'apprentissage Cependant, avec les exigences de précision croissantes et complexité pour les applications pratiques, la taille des réseaux de neurones devient explosivement grande échelle, comme le Baidu Brain avec 100 milliards de connexions neuronales, et le système de reconnaissance de chat Google avec 1 milliard de connexions neuronales. Le volume explosif de données rend les centres de données très consommateurs d'énergie.

V.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).[16]

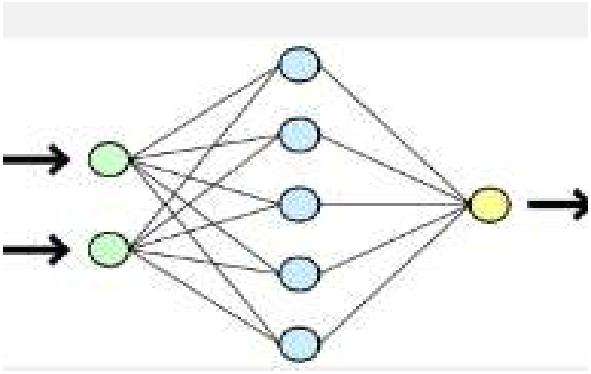
Une fois cet apprentissage effectué, lorsque de nouvelles données d'entrées lui seront présentées, le réseau de neurones les associera à telle ou telle catégorie en fonction de ce qu'il aura appris : c'est la classification.

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. (flêche 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…[17]



FigureV.1: simplifiée d'un réseau artificiel de neurone

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.

$$\Sigma < wj , xi > + bj$$

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 $y > \theta$ on a ainsi $u=f(y, \theta)$ 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.[9]

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

φ (x) = x

• La fonction sigmoïde (ou logistique) φ (x) = 1 1 + exp (−x).

• La fonction tangente hyperbolique ("tanh")

φ (x) = exp (x) - exp (−x) exp (x) + exp (−x) = exp (2x) - 1 exp (2x) + 1.

• La fonction de seuil dur φβ (x) = 1x≥β.

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

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

Non-linéarité [17] : 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 [17] : 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 :

$$\Sigma < wj , xi > + bj .$$

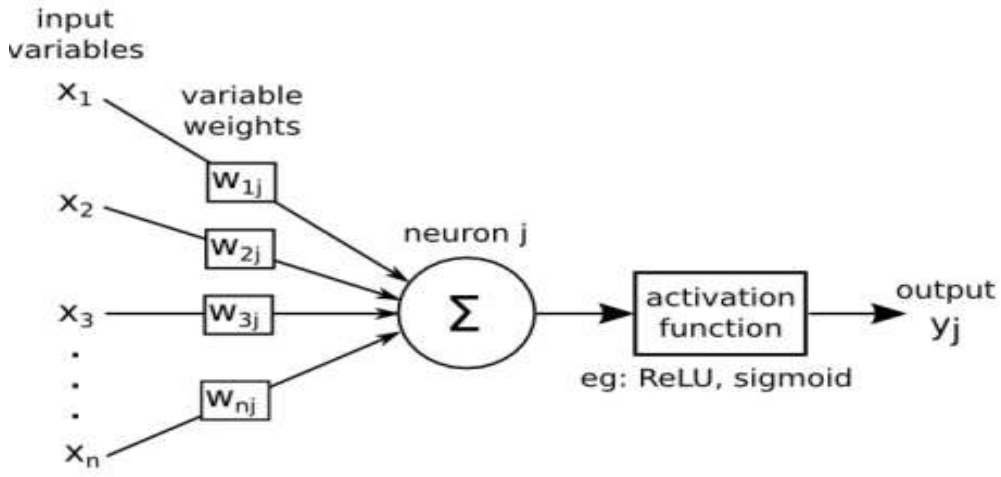


Figure V.2: schéma de fonctionnement d'un neurone artificiel

V.3 Deep Learning :

Le Deep Learning est un nouveau domaine de recherche du Machine Learning, qui a été introduit dans le but de rapprocher le Machine Learning de son objectif principal : l'intelligence artificielle. Il concerne les algorithmes inspirés par la structure et le fonctionnement du cerveau. Ils peuvent apprendre plusieurs niveaux de représentation dans le but de modéliser des relations complexes entre les données.[18]

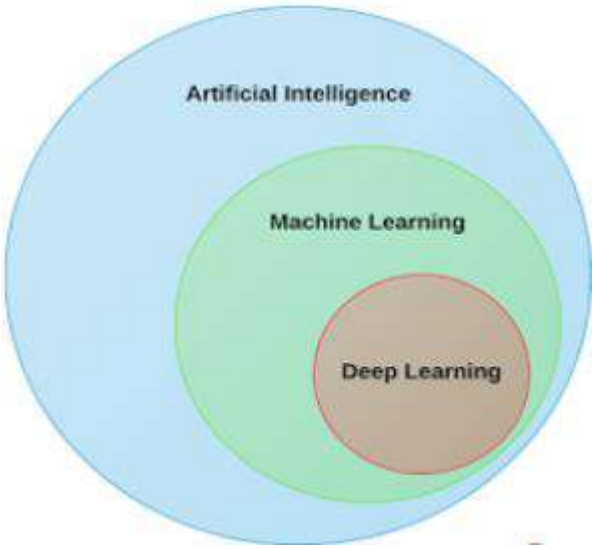


Figure V.3 : La relation entre l'intelligence artificielle, le ML et le Dee Learning

Le Deep Learning est basé sur l'idée des réseaux de neurones artificielles et il est taillé pour gérer de larges quantités de données en ajoutant des couches au réseau. Un modèle de Dee Learning a la capacité d'extraire des caractéristiques à partir des données brutes grâce aux multiples couches de traitement composé de multiples transformations linéaires et non linéaires et apprendre sur ces caractéristiques petit à petit à travers chaque couche avec une intervention humaine minime [18].

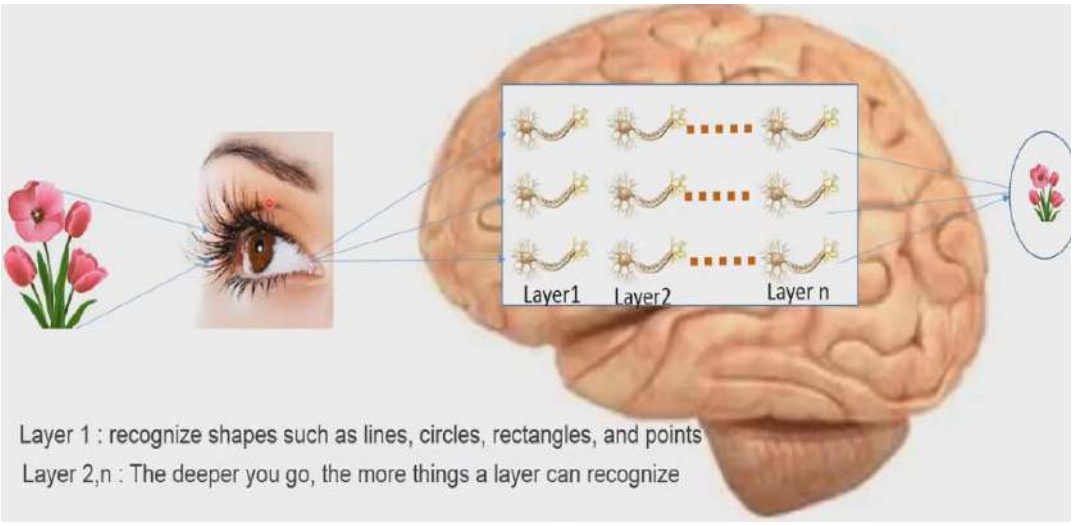


Figure V.4 : Système de vision dans le cerveau humain

V.3.1 Pourquoi le Deep Learning ?

L'apprentissage en profondeur est une forme particulière d'apprentissage automatique.

Apprentissage automatique : qui efface une machine avec des « fonctionnalités associées » qui sont extraites manuellement des images, puis les fonctionnalités sont utilisées pour créer un modèle qui catégorise les objets de l'image. Avec le Deep Learning, les fonctionnalités pertinentes sont extraites automatiquement des images du Machine Learning

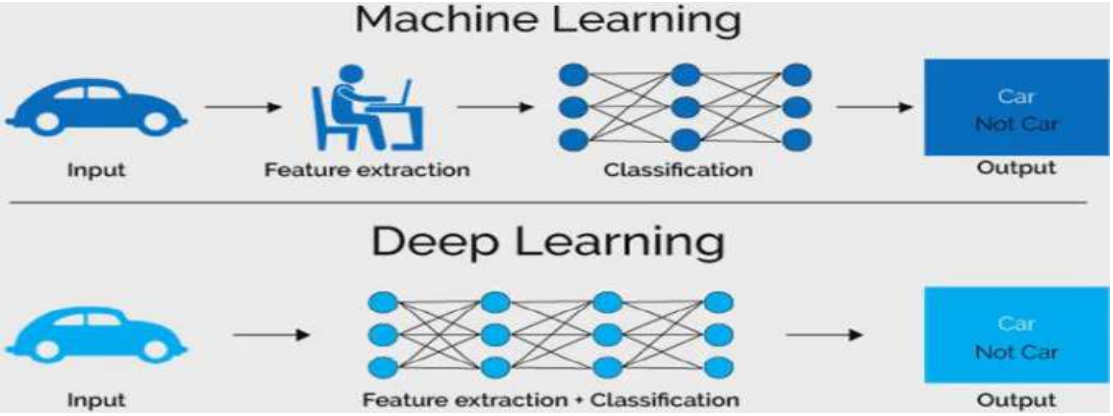


Figure V.5 :différences entre le Deep Learning et les algorithmes de ML

Les algorithmes de ML fonctionnent bien pour une grande variété de problèmes. Cependant ils ont échoué 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.

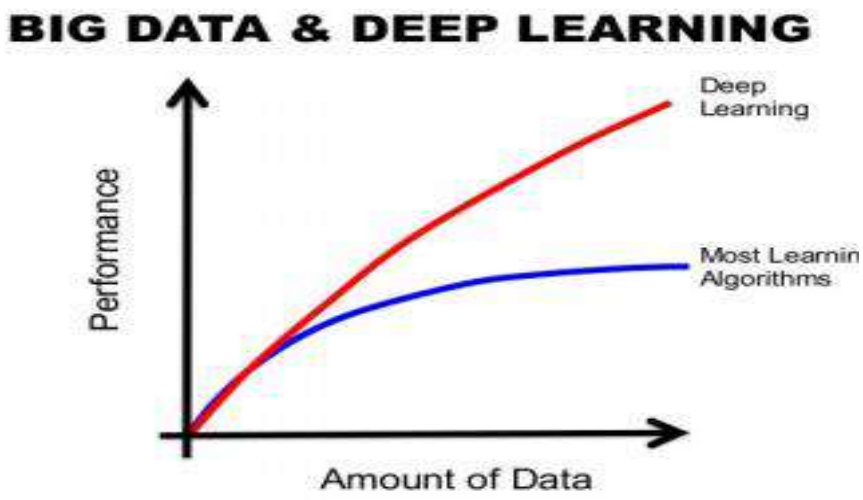


Figure V.6 : La différence de performance entre le Deep Learning et la plupart des algorithmes de ML

V.3.2 Le hardware

Le Deep Learning est un domaine avec des exigences en calculs intenses et la disponibilité des ressources (surtout en GPU) dédiés à cette tache vont fondamentalement influencer sur l'expérience de l'utilisateur [18]

V.3.3 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. Le Deep Learning est un domaine à croissance rapide, et denouvelles architectures, variantes ou algorithmes apparaissent toutes les semaines

- Réseaux de neurones convolutifs (CNN)
- Réseau de neurones récurrents (RNN) [18]

V.3.3.1 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 convolutif » 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 [39] et le traitement du langage naturel [40]. Nous réutilisons l'architecture réseau du CNN pour classer les signaux EMG en fonction des images du CWT des données de séries chronologiques.[18]

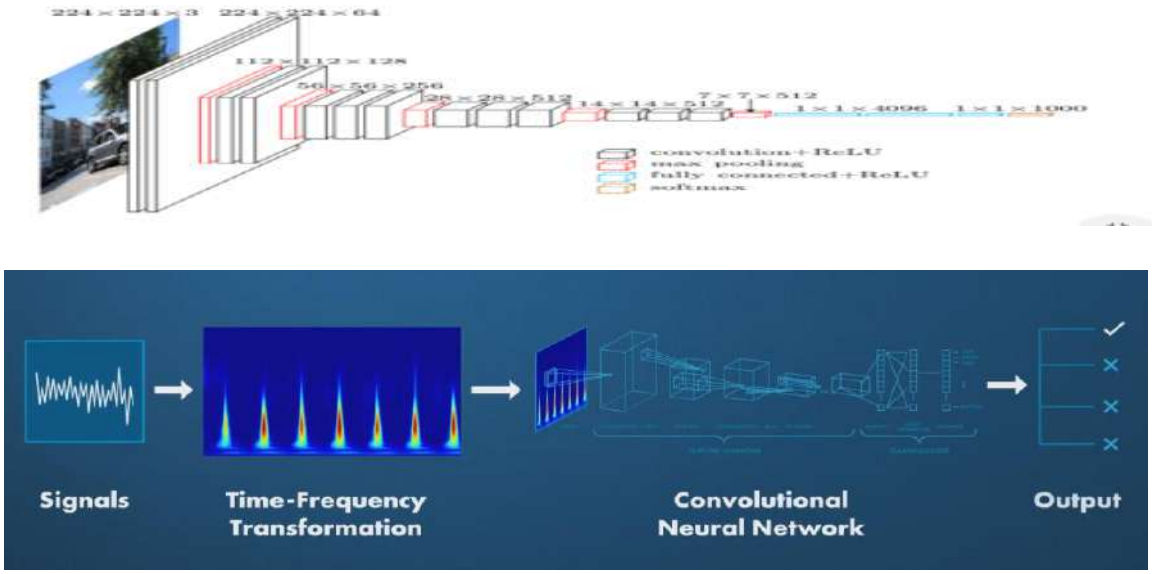


Figure V.7 :la méthode de réseaux de neurones convolutifs (CNN)

V.3.3.1.1 Inspiration

Dans le ML, un réseau convolutif est un type de réseau de neurones feed-forward, il a été inspiré par des processus biologiques [18]. 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.[18]

V.3.3.1.2 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 :

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

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

$$s(t) = (x * w)t \qquad \text{V.2}$$

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 :

$$s(t) = (x * w)t = \sum x(a)\omega(t - a) \qquad \text{V.3}$$

Enfin, nous utilisons souvent des convolutions sur plus d'un axe à la fois. Figure IV.8.

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

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

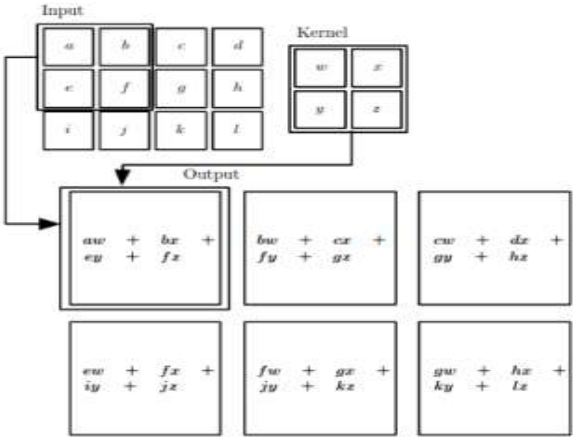


Figure V.8 :Exemple d'une convolution 2D. [18]

V.3.3.1.3 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. Figure V.9 .

• 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. Figure IV.8.

• 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

$$f(g(x)) = g(f(x)). \qquad V.4$$

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.[18]

V.3.3.1.4 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 RectifiedLinear 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 lorsque 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, ...)[18]

V.3.3.1.5 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)

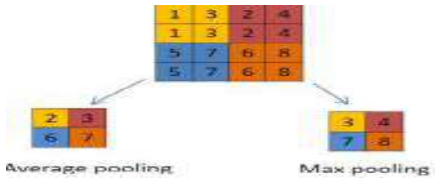


Figure V.9 : (à gauche) Average pooling : chaque case correspond à la moyenne du carré d'entrée de lamême couleur, ex de la case jaune : (1 +3 +1 +3)/4 = 2. (à droite) Max pooling : chaque csecorrespondà la valeur maximum du carré d'entrée de la mêmecouleur, ex de la case bleu : max(5, 7, 5, 7) = 7

V.3.3.2 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.[18]

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

V.3.3.2.1 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 :

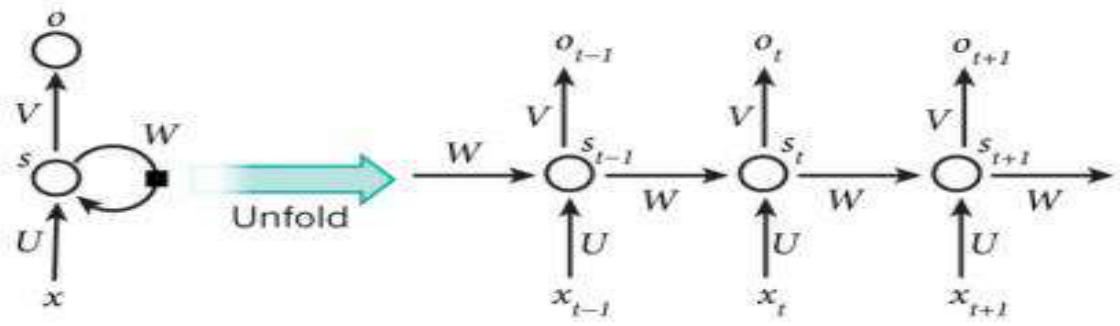


Figure V.10: (à gauche) Un RNN. (à droite) Sa version déroulé Source : Nature

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 :

• $x_t$est l'entrée au moment t.

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

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

$s_t = f(U_{x_t} + W_{s_t})$

Où f est une fonction non linéaire telle que : ReLu ou Hyperbolic tangent (tanh). [18]

V 4. Classifier les signaux EMG par CNN

V 4.1 les données de bas

Nous choisissions le mouvement de flexion\extension puis le mouvement Pronation\supination et ouvrir fermer la main et le mouvement de quelque doits

(Index, majeur, annulaire, auriculaire)

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.

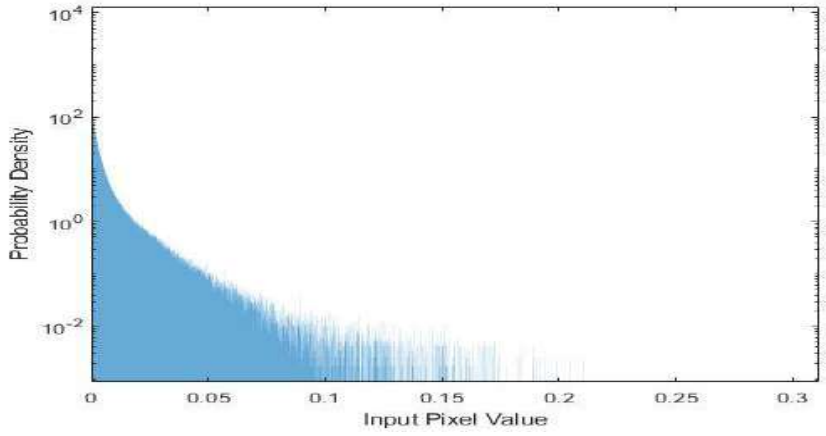


Figure V.11 : histogramme des valeurs de pixels des données d'apprentissage

On a tracé la distribution des différentes étiquettes de classe dans la formation

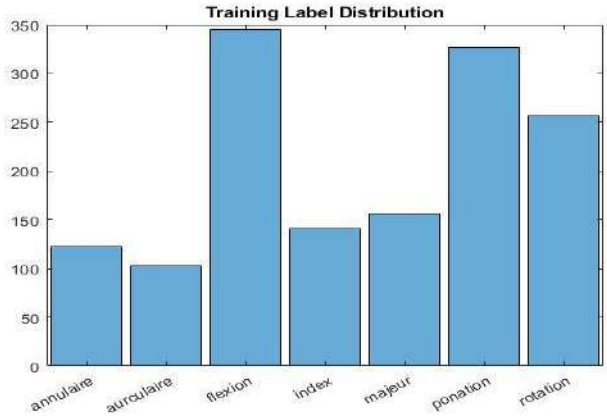


Figure V .12 : distribution d'étiquettes de entraînement

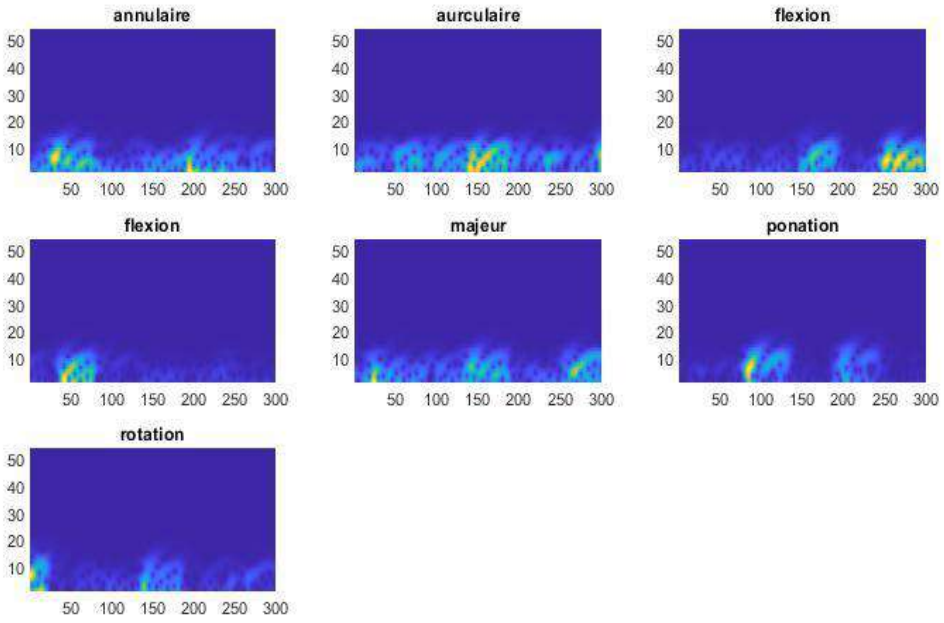


Figure V.13 scalogramme de quelques exemples de entraînement.

- On a ajouté une augmentation des données :

Créez une banque de données d'images augmentées(dans Matlab on a utilisé cettefonction <imageDataAugmenter> et <augmentedImageDatastore>pour l'augmentation et le redimensionnement automatiques du scalogramme. Traduisez le spectrogramme de manière aléatoire jusqu'à 10 images (100 ms) en avant ou en arrière dans le temps, et mettez à l'échelle les scalogramme le long de l'axe du temps vers le haut ou vers le bas de 20%. L'augmentation des données peut augmenter la taille effective des données d'entraînement et aider à empêcher le réseau de se surajouter. La banque de données d'images augmentées crée des images augmentées en temps réel pendant la formation et les saisit sur le réseau. Aucun spectrogramme augmenté n'est enregistré en mémoire.

V 4.2 Architecture de réseau neuronal

On a crée une structure de maillage simple sous la forme d'une pile de couches. Utilisation Couches de normalisation par lots et convolutives <convolutional>, et raccourci pour les cartes d'entités «spatiales» (c'est-à-dire par temps et fréquence) en utilisant les couches de regroupement maximum Max Pooling.

Ajoutez une dernière couche de regroupement maximal qui agrège généralement une carte d'entités en entrée au fil du temps. Ceci impose une constante (grossièrement) de la

translation temporelle dans les tracés d'entrée spectraux, permettant au réseau d'effectuer la même classification quel que soit l'emplacement exact du mouvement dans le temps.

L'assemblage universel réduit également considérablement le nombre de paramètres dans la couche finale entièrement connectée. Pour réduire la possibilité que le réseau se souvienne des caractéristiques spécifiques des données d'apprentissage, ajoutez une petite quantité de fuite aux entrées de la dernière couche entièrement connectée.

Le réseau est petit car il ne contient que cinq couches convolutives avec peu Filtres.

| numF | Contrôle le nombre de filtres dans la chaîne Couches.

Pour augmenter la résolution du réseau, essayez d'augmenter Profondeur de maillage en ajoutant des blocs d'emballage identiques par lots .

Normalisation et couches ReLU. Vous pouvez également essayer d'augmenter le nombre de filtres convolutifs en augmentant | numF |.

Utilisez la perte de taux d'entropie pondérée.

Spécifiez les |classWeights| des catégories dans le même ordre que les catégories apparaissent Catégories | (YTrain) |.

Pour donner à chaque classe une perte de poids globale égale, utilisez des |classWeights| inversement proportionnels au nombre d'exemples d'entraînement dans chaque classe.

Le coaching l'algorithme est indépendant de la normalisation globale |classWeights| :

```
classWeights = 1./countcats(YTrain);
classWeights = classWeights'/mean(classWeights);
numClasses = numel(categories(YTrain))
```

	Name	Type	Activations	Learnables	Total Learnables
1	imageinput 54x300x1 images with 'zerocenter' normalization	Image Input	54×300×1	-	0
2	conv_1 12 3x3x1 convolutions with stride [1 1] and padding 'same'	Convolution	54×300×12	Weights 3×3×1×12 Bias 1×1×12	120
3	batchnorm_1 Batch normalization with 12 channels	Batch Normalization	54×300×12	Offset 1×1×12 Scale 1×1×12	24
4	relu_1 ReLU	ReLU	54×300×12	-	0
5	maxpool_1 3x3 max pooling with stride [2 2] and padding 'same'	Max Pooling	27×150×12	-	0
6	conv_2 24 3x3x12 convolutions with stride [1 1] and padding 'same'	Convolution	27×150×24	Weights 3×3×12×24 Bias 1×1×24	2616
7	batchnorm_2 Batch normalization with 24 channels	Batch Normalization	27×150×24	Offset 1×1×24 Scale 1×1×24	48
8	relu_2 ReLU	ReLU	27×150×24	-	0
9	maxpool_2 3x3 max pooling with stride [2 2] and padding 'same'	Max Pooling	14×75×24	-	0
10	conv_3 48 3x3x24 convolutions with stride [1 1] and padding 'same'	Convolution	14×75×48	Weights 3×3×24×48 Bias 1×1×48	10416
11	batchnorm_3 Batch normalization with 48 channels	Batch Normalization	14×75×48	Offset 1×1×48 Scale 1×1×48	96
12	relu_3 ReLU	ReLU	14×75×48	-	0
13	maxpool_3 3x3 max pooling with stride [2 2] and padding 'same'	Max Pooling	7×38×48	-	0
14	conv_4 48 3x3x48 convolutions with stride [1 1] and padding 'same'	Convolution	7×38×48	Weights 3×3×48×48 Bias 1×1×48	20784
15	batchnorm_4 Batch normalization with 48 channels	Batch Normalization	7×38×48	Offset 1×1×48 Scale 1×1×48	96
16	relu_4 ReLU	ReLU	7×38×48	-	0
17	conv_5 48 3x3x48 convolutions with stride [1 1] and padding 'same'	Convolution	7×38×48	Weights 3×3×48×48 Bias 1×1×48	20784
18	batchnorm_5 Batch normalization with 48 channels	Batch Normalization	7×38×48	Offset 1×1×48 Scale 1×1×48	96
19	relu_5 ReLU	ReLU	7×38×48	-	0
20	maxpool_4 1x38 max pooling with stride [1 1] and padding [0 0 0 0]	Max Pooling	7×1×48	-	0
21	dropout 20% dropout	Dropout	7×1×48	-	0
22	fc 7 fully connected layer	Fully Connected	1×1×7	Weights 7×336 Bias 7×1	2359
23	softmax softmax	Softmax	1×1×7	-	0
24	classoutput Weighted cross entropy	Classification Output	-	-	0

Figure V .14 : architecture de de réseau neuronal (24 layer)

V 4.3 Réseau entrainement

On a spécifie la fonction d'entrainement < trainingOptions > sur matlab .

En utilise l'optimiseur Adam avec une taille de mini-lot de 10 Entraînez-vous pendant 25 époques et réduisezle taux d'apprentissage d'un facteur 10 après 20 époques.

Lors de l'utilisation d'Adam Optimiser pour l'entrainement de réseau.

- Adam optimizer

Adaptive Moments (ADAM) optimiser [18] est une autre méthode qui calcule un taux d'apprentissage

Adaptatif pour chaque paramètre. En plus de stocker une moyenne décroissante exponentielle des précédents carrés des gradients comme RMSprop, ADAM conserve aussi moyenne décroissante exponentielle des précédents gradients

- Environnement d'exécution :

Si vous ne possédez pas de GPU, entraînement de réseau peut prendre du temps.

- . GPU est devenu l'installation matérielle nécessaire pour la recherche sur l'apprentissage profond en raison de sa complexité. Justus et coll.

  Ont analysé divers facteurs qui influencent la complexité de l'apprentissage profond

V 4.4 Évaluer le réseau d'entrainement

V 4.4.1 Surveillez les progrès d'entrainement en Deep Learning

Lorsque vous formez des réseaux pour l'apprentissage en profondeur, il est souvent utile de suivre les progrès d'entrainement En traçant diverses mesures pendant la formation, nous pouvons voir comment l'entrainement a progressé. Par exemple, vous pouvez déterminer si et à quelle vitesse la résolution du réseau s'améliore, et si le réseau a commencé à augmenter les données d'apprentissage.

Lorsque nous définissons la « progression d'entrainement » comme la valeur des « tracés » dans les options d'entrainement et que nous lançons la formation du

Réseau, <TrainNetwork> crée une forme et affiche les métriques d'entrainement à chaque itération. Chaque itération est une estimation de mise à l'échelle et une mise à jour des paramètres réseau. Nous avons spécifié des données de validation dans <trainingOptions>, de sorte que la figure affichera des métriques de validation chaque fois que trainNetwork vérifie le réseau. La figure dessine ce qui suit:

Précision d'entrainement - précision de la classification pour chaque petit lot individuel.

Précision d'entraînement fluide - Précision d'entraînement fluide, obtenue en appliquant un algorithme de lissage à la précision d'entraînement. C'est moins de bruit que la précision non coupée, ce qui facilite la détection des directions.

Précision de la validation - Précision de la notation sur l'ensemble de la suite de validation (définie avec <trainingOptions>).

Perte d'entraînement, perte d'entraînement sur l'incontinence et perte de validation - perte dans chaque petit lot, version homogène et perte dans l'ensemble de validation, respectivement. Si la dernière couche d'un réseau est une couche de classification, alors la fonction de perte est la perte d'entropie croisée.

Pour les réseaux de régression, la figure représente l'erreur quadratique moyenne (RMSE) plutôt que la précision.

La figure représente chaque période d'entraînement en utilisant un arrière-plan ombré. Epoch est un passage complet à travers l'ensemble des données.

V 4.4.2 Analyse résulta d'entraînement

En calcule de la précision finale du réseau sur l'ensemble d'apprentissage (sans augmentation des données) et l'ensemble de validation. Le réseau est très précis sur cet ensemble de données. Cependant, les données d'entrainement de validation et de test ont toutes des distributions similaires qui ne reflètent pasnécessairement des environnements réels.

Maintenant nous avons obtenu notre modèle final. Puisque nous comptons tirer le maximum de notre réseau, nous prévoyons de laisser durer l'apprentissage très longtemps et faire une sauvegarde des paramètres à chaque époque jusqu'à ce qu'il n'y ait plus aucune amélioration de performance sur l'ensemble de test, puis restaurer le modèle à son état où il a offert la meilleure performance.

Comme l'apprentissage va durer longtemps, on peut se permettre de baisser les probabilités du dropout afin d'augmenter la capacité de généralisation du réseau.

La figure 9 indique le résultat d'entrainement

- methode d'apprentissage : ADAM
- taux d'apprentissage : 10−3
- initialisation des parametres : Glorot initialisation

Tableau V.2 – Performance finale de notre modèle sur l'ensemble de test

Erreur %	8.3391
Précision %	91.66
Temps d'apprentissage	360 min 26 sec

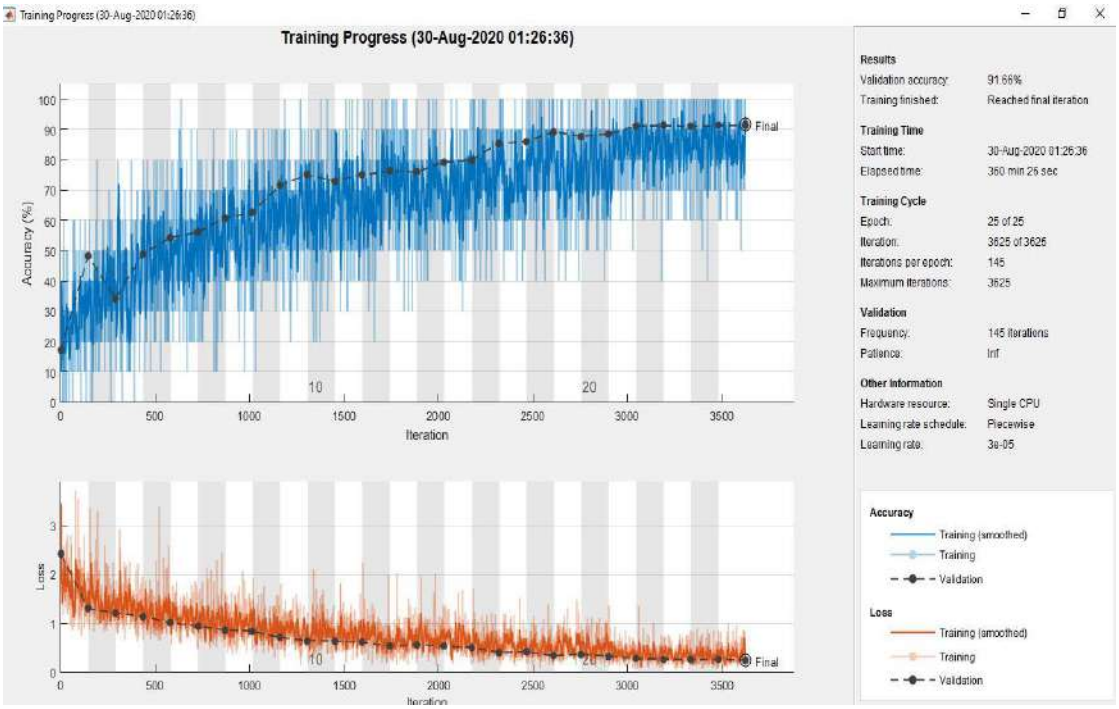


Figure V.16 graph de Progress d'entraînement

V 4.4.3 matrices de confusion

A partir des résultats escomptés et des prédictions, **la matrice indique le nombre de prédictions correctes pour chaque classe** et le nombre de prédictions incorrectes pour chaque classe organisée en fonction de la classe prédite. Chaque ligne du tableau correspond à une classe prédite, et chaque colonne correspond à une classe réelle.
Cette matrice permet de **comprendre de quelle façon le modèle de classification est confus** lorsqu'il effectue des prédictions.

Ceci permet non seulement de savoir quelles sont les erreurs commises, mais surtout le type d'erreurs commises. Les utilisateurs peuvent les analyser pour déterminer quels résultats indiquent comment les erreurs sont commises.

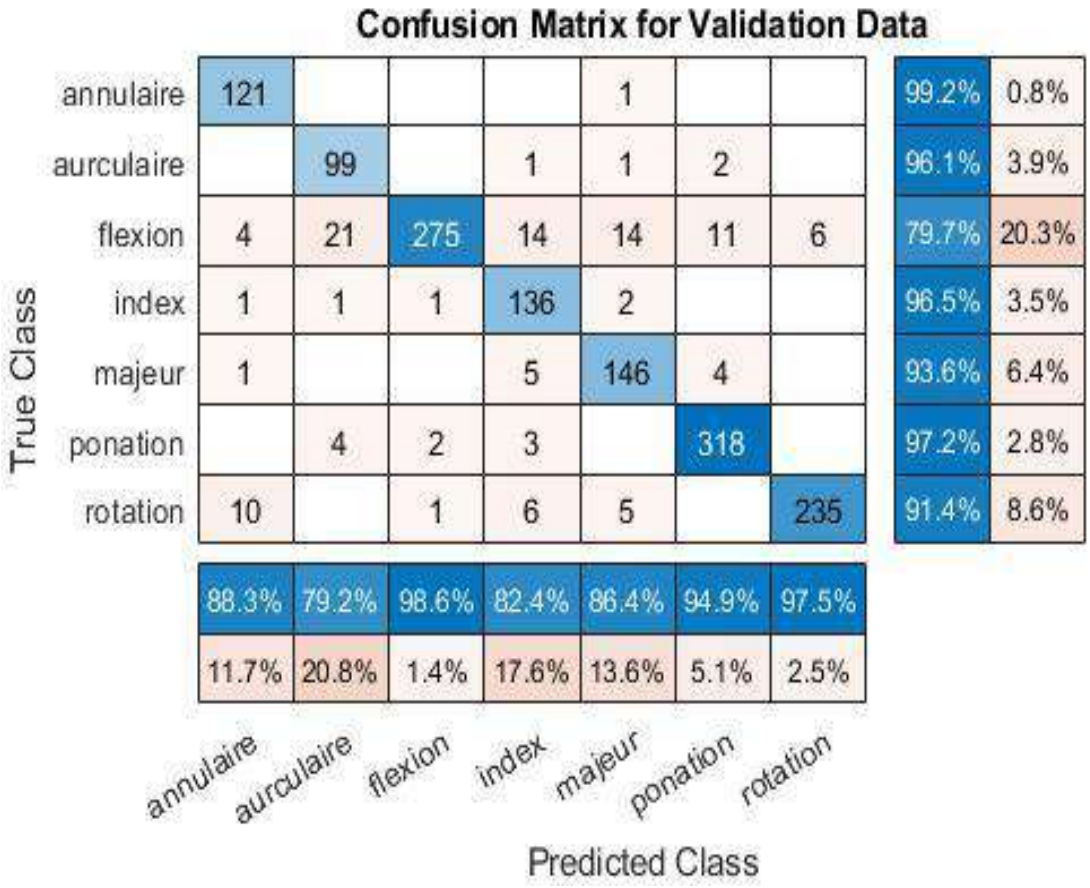


Figure V.17 : matrice de confusion

V 5 Conclusion :

Grâce aux Deep Learning, l'avenir de l'intelligence artificielle est prometteur. D'après notre expérience, le taux de classification et le temps d'exécution obtenus par l'algorithme de DeepLearning sur notre base de données collectée en temps réel sont acceptables dans le but d'exploiter ces résultats des EMG pour faire la discrimination entre les actions d'une main humaine. L'influence du choix de l'algorithme de la classification sur les signaux EMG est fortement liée à l'étape d'extraction des caractéristiques est donner les résultats abordable qui permet d'exploités pour manipuler main robotique.

Chapitre VI : Réalisation de la main robotique

VI.1 Introduction :

Tous les jours nous utilisons nos mains pour effectuer des actions complexes parfois sans même y penser : attraper des objets, les manipuler, ou simplement les toucher. L'homme est un animal qui agit, mais son action requiert l'intégration de ce qu'il peut voir, de ce qu'il peut toucher. En cela la main est aussi fondamentale que l'œil voire plus, car elle permet à la fois d'agir sur le monde et de le percevoir.

VI.2 Les mains bioniques remarquables :

Les principaux travaux portant sur la conception demains bioniques ont démarré au début des années 80. L'objectif est alors de concevoir des systèmes de télémanipulation disposant d'une interface homme-machine intuitive et confortable. En effet, en équipant le robot distant d'une main robotique, l'opérateur peut utiliser toutes ses facultés de préhension et de manipulation pour réaliser des opérations complexes. Dans cette optique de substitution à la main humaine, les mains bioniques doivent reproduire l'ensemble des mouvements réalisés par la main humaine permettant la manipulation et la préhension. Parmi les mains représentatives de cette approche, on peut citer la UTAH/MIT hand [Jacobsenet al., 1986], la main du Robonaut [Ambroseet al., 2000], la main DIST [Caffaz et Cannata, 1998], les mains du DLR [Butterfass et al.,1998; Butterfasset al., 2001], la Gifu Hand [Mouriet al., 2002], la main du Naist [Uedaet al., 2005].

D'autres mains bioniques ont été conçues dans le but d'étudier la manipulation, parmi lesquelles la main du Stanford/JPL [Salisbury et Craig, 1982], la main du LMS [Gazeauet al., 2001].

D'après Salisbury, au minimum neuf degrés de liberté contrôlés sont nécessaires pour permettre la manipulation [Salisbury et Mason, 1985]. Plus récemment, des mains bioniques ont été développées pour équiper les robots humanoïdes avec des mains dextres et ainsi leur permettre d'évoluer dans un environnement domestique. La Shadow Hand [Shadow Robot Company, 2003], la main du DLR désormais commercialisée par la société Schunk [Schunk, 2006] et la main du robot humanoïde HRP-3 [Kanekoet al., 2007] en sont des exemples.

Le Tableau 1.3 propose une synthèse des mains bioniques en reprenant leurs caractéristiques principales.

On y indique le nombre d'articulations que compte la main, par analogie avec la main humaine, et le nombre de degrés de liberté. Il arrive que les rotations des articulations interphalangiennes proximales et distales soient couplées, ce qui explique pourquoi dans certains cas la main compte moins de degrés de liberté que d'articulations. C'est le cas de plusieurs mains telles que la main du Robonaut, les mains du DLR, la main Giffu III, la main du NAIST et la main du HRP-3. Enfin, on indique le nombre total d'actionneurs ainsi que le type de transmission utilisés.[19]

Tableau VI.1: Caractéristiques des mains bionique

Fig.	Nom	Nb. d'articulations	Nb. de ddl	Nb. d'actionneurs	Type de transmission	Référence
(a)	Stanford/JPL Hand	9	9	12	A câbles	[Salisbury et Craig, 1982]
(b)	Utah/MIT hand	16	16	32	A câbles	[Jacobsen *et al.*, 1986]
(c)	Main DIST	16	16	20	A câbles	[Caffaz et Cannata, 1998]
(d)	DLR I	16	12	12	Mécanique	[Butterfass *et al.*, 1998]
(e)	Main du Robonaut	20	12	12	A câbles	[Ambrose *et al.*, 2000]
(f)	DLR II	16	12	12	Mécanique	[Butterfass *et al.*, 2001]
(g)	Main du LMS	16	16	16	A câbles	[Gazeau *et al.*, 2001]
(h)	Main Gifu III	20	16	16	Mécanique	[Mouri *et al.*, 2002]
(i)	ShadowHand	22	22	44	A câbles	[Shadow Robot Company, 2003]
(j)	Main du NAIST	16	12	12	Mécanique	[Ueda *et al.*, 2005]
(k)	Main DLR/Schunk	17	13	13	Mécanique	[Schunk, 2006]
(l)	Main du HRP-3	17	13	13	Mécanique	[Kaneko *et al.*, 2007]



Figure VI.1: Mains bioniques conçues pour réaliser des opérations de manipulation et de préhension.

VI.3 Conception de Prototype de main robotique :

Un prototype de main sous-actionnée à tendons a récemment été fabriqué au laboratoire de robotique de l'université Laval (Figure VI.2). Cette main comporte 5 doigts avec quatre degrés de liberté par doigt et un seul actionneur. Une succession de mécanismes de type poulie/câble permet le sous-actionnement entre les doigts et entre les phalanges. Le mouvement d'abduction/adduction du pouce est non-actionné. Une deuxième version légèrement modifiée de cette main a été fabriquée pour pouvoir être adaptée sur un patient amputé de la main. Ainsi, équipé d'un harnais dorsal, l'utilisateur peut provoquer l'ouverture de la prothèse par un mouvement d'épaule. Contrairement à la version précédente, cette main est à ouverture active. En effet, les prothèses de main peuvent être

classées en deux catégories distinctes : à ouverture active ou bien à fermeture active, selon qu'il faut exercer un effort pour provoquer respectivement l'ouverture de la main ou sa fermeture. Dans ce dernier cas, l'effort exercé sur l'objet est proportionnel à l'effort développé par l'utilisateur (en négligeant les frottements), ce qui lui donne une meilleure transparence. Malgré cet avantage, ce type de prothèses est peu utilisé car en position repos la main adopte une configuration complètement ouverte jugée peu naturelle.

Pour s'affranchir de ce désagrément, la main TU Delft (à fermeture active) a été conçue de manière à être équilibrée statiquement lorsqu'elle n'est soumise à aucun effort et ce, quelle que soit sa configuration. Pour compenser l'élasticité du gant recouvrant le mécanisme de la prothèse, des ressorts précontraints sont utilisés. La main TU Delft comporte 3 doigts, 2 phalanges par doigt, une seule pour le pouce (Figure VI.3-a). Les doigts sont sous-actionnés entre eux par un mécanisme différentiel à câbles (Figure VI.3-b).

Le mécanisme de sous-actionnement entre les phalanges n'utilise pas de poulies (Figure VI.3c). L'auteur explique néanmoins que ce mécanisme présente un rapport de transmission (rapport effort d'actionnement sur effort des phalanges) très sensible à la configuration du doigt [De Visser et Herder, 2000]. La main SDM est composée de 4 doigts et de deux phalanges par doigt (Figure VI .4.a). Le mécanisme de sous-actionnement entre les doigts est réalisé par une succession de mécanismes poulie/câble.

Les doigts ont été réalisés par le procédé SDM (Shape DepositionManufacturing) permettant d'intégrer à l'intérieur des phalanges les capteurs de position à effet Hall et les gaines de passage du câble [Dollar, 2006] (Figure VI.4.b).

Les articulations metacarpophalangienne (MCP) et interphalangienne (IP) sont des liaisons flexibles. La liaison MCP est volontairement moins raide que la liaison IP, de sorte que la phalange proximale se ferme plus rapidement que la phalange distale et arrive au contact de l'objet avant celle-ci.

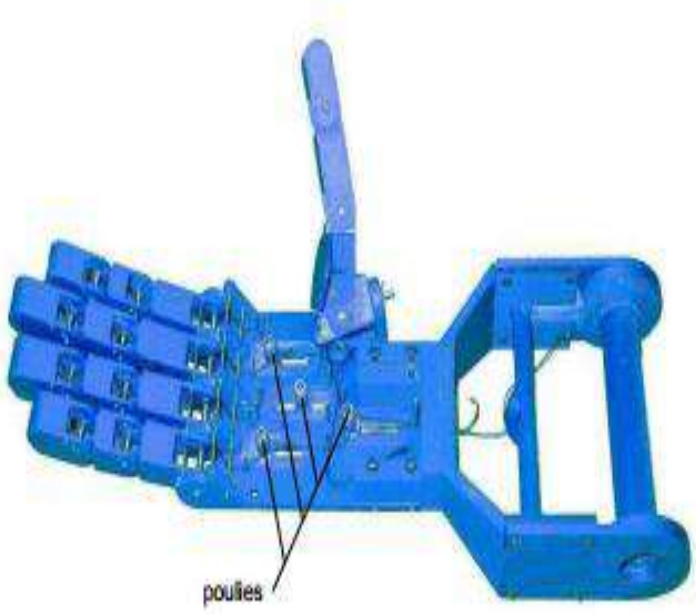


Figure VI.2: La prothèse de main sous-actionnée de Laval [Birglen et Gosselin, 2006].

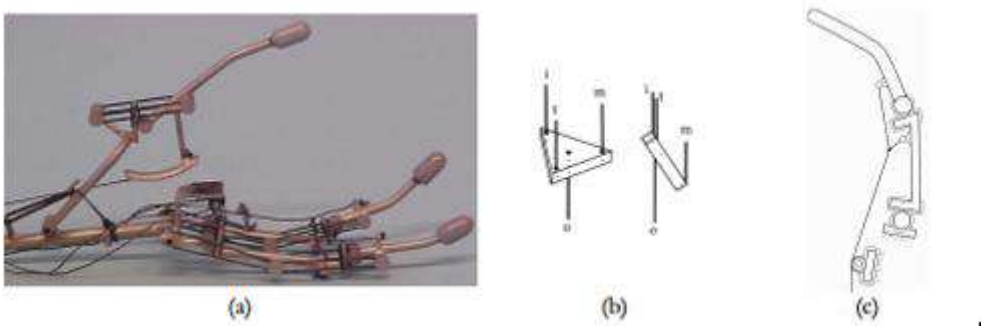


Figure VI.3: (a) La main TUDelft, (b) mécanisme de sous-actionnement entre doigts, (c) mécanisme de sous-actionnement entre phalanges [Jobinet al., 2004].

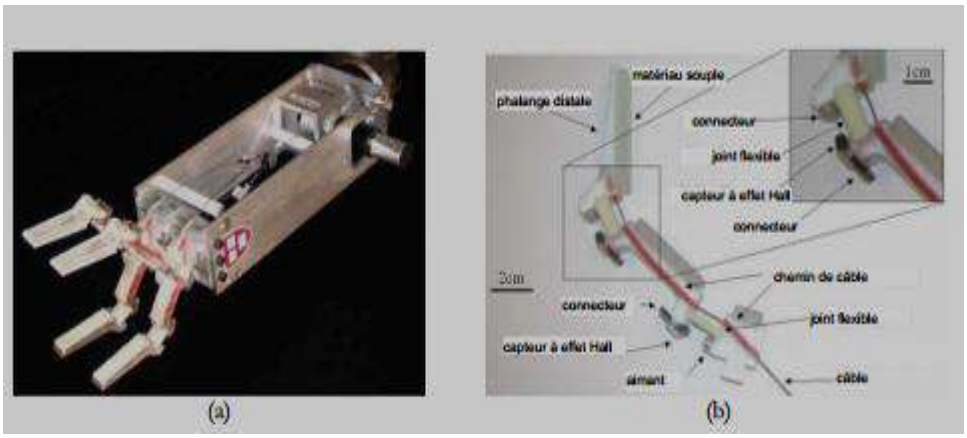


Figure VI.4: (a) La main SDM, (b) doigt à liaisons flexibles [Dollar, 2007].

Le laboratoire « ARTS Lab » en collaboration avec un consortium de laboratoires européens a développé plusieurs prothèses de mains. Après la tentative non-concluante de prothèse pleinement actionnée RTR I [Darioet al., 2000], une seconde version RTR II (Figure VI.5.a) a été fabriquée avec une motorisation réduite à deux actionneurs (contre 6 pour la RTR I) dans le but de simplifier la commande [Massaet al., 2002]. Un actionneur permet de provoquer la fermeture ou l'ouverture de la main et un second actionneur permet le mouvement d'abduction/adduction du pouce.

Un mécanisme de sous-actionnement compliant à ressorts permet de partager l'effort d'actionnement entre les trois doigts (Figure VI.5.b). Le sous-actionnement entre phalanges est réalisé par un mécanisme à poulies/câbles (Figure VI.5.c). A nouveau, dans le souci de simplifier **la commande de la prothèse et permettre l'utilisation des signaux EMG** pour piloter sa fermeture, un nouveau prototype (la main SPRING ou RTR III) a été développé avec un seul moteur (Figure VI.6.a) [Carrozzaet al., 2004].

Le mécanisme de sous-actionnement est identique à la main RTR II, la différence majeure réside dans la suppression du mouvement d'abduction/adduction du pouce. La main RTR IV utilise le même mécanisme d'actionnement que la main RTR III, elle a simplement été moulée en silicone pour améliorer son apparence [Carrozzaet al., 2005] (Figure VI.6.b). Ainsi, les articulations interphalangiennes sont réalisées par des liaisons flexibles et le chemin de câble est directement intégré dans les doigts. Enfin, la cyberhand, objectif ultime du projet du même nom, compte 5 doigts, 16 degrés de liberté et 6 actionneurs dont un moteur par doigt et un supplémentaire pour le mouvement d'abduction/adduction du pouce [Cipriani C. et al., 2006] (Figure VI.6.c). Les phalanges sont sous-actionnées entre elles par un mécanisme identique à celui utilisé sur la main RTR II [19]

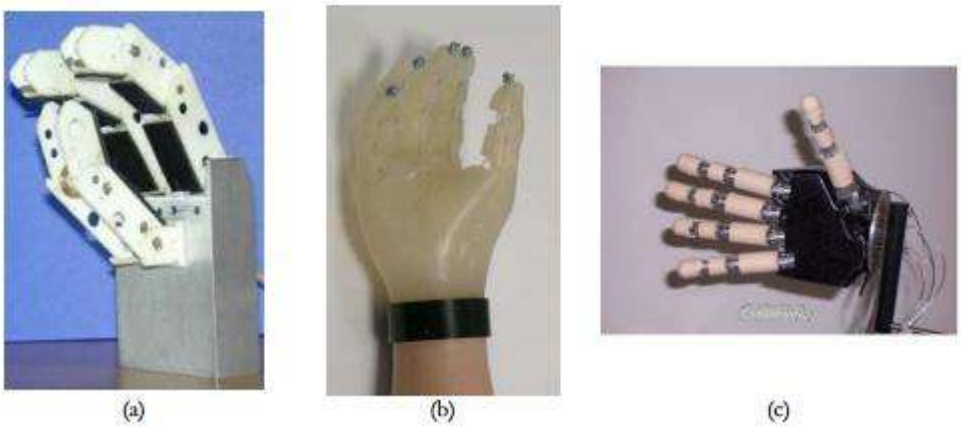


Figure VI.5(a) Main RTR II, (b) sous-actionnement compliant entre les doigts (c)

Sous-actionnement différentiel de type poulie/câbleentre phalanges [Zecca, 2003].

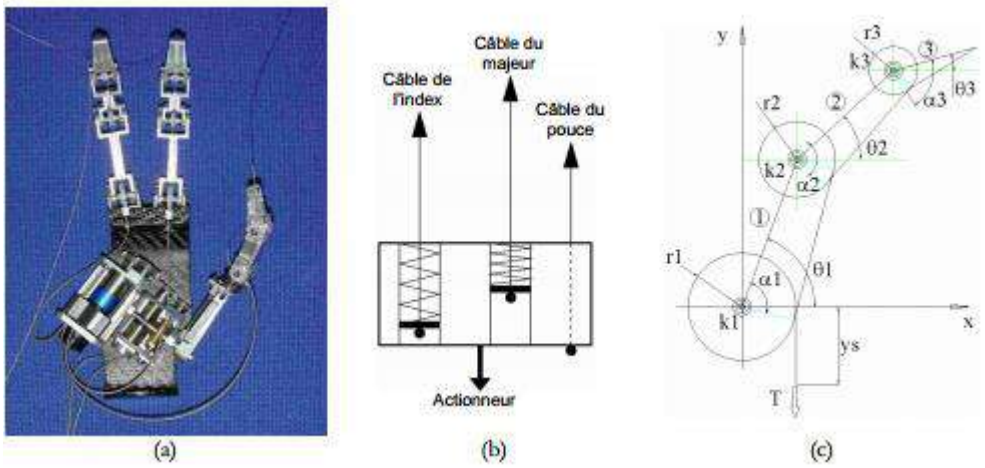


Figure VI.6: (a) La main SPRING, (b) la main RTR IV du ARTS Lab, (c) la cyberhand [Cyberhand]

VI .3 Conception de notre main artificiel

A travers les images qui vont suivre nous allons montrer les étapes de montage de notre main robotique.

Fonctionnement de notre travail qui est la conception d'une commande pour un main robotique en utilisant comme articulateurs : les servomoteurs.



Figure VI.7 Assemblage des doigts et du positionnement des servomoteur

VI .4 La commande de la main

Du point de vue de la commande, il en résulte que la dimension de l'espace d'état (c'est-à-dire le nombre de variables indépendantes décrivant l'état du système) est supérieure à la dimension du vecteur d'entrée (de commande).

Pour notre application ont utilisé 5 servomoteurs pour 5 doigts.

La commande de la main robotique et permettre l'utilisation des signaux EMG pour piloter sa juste indiquer.

Les servomoteurs permettent de déplacer les doigts de la main robotique, sur lequel est fixé un objet, jusqu'à une certaine position (ou angle de rotation), puis à maintenir solidement cette position. Le terme même de servomoteur signifie qu'il s'agit d'un moteur asservi, obéissant à une commande externe .

Un servomoteur est un ensemble complet de mécanique et d'électronique, qui contient :

- Un moteur à courant continu (CC) souvent de petite taille - Une carte électronique d'asservissement - Un réducteur de vitesse - Un potentiomètre, pour contrôler la position de l'axe du moteur - Un axe dépassant hors du boîtier avec différents bras ou roues de fixation Un servomoteur est principalement caractérisé par : Sa vitesse de rotation pour aller à la position désirée en seconde/degré o Son couple (torque en anglais) qui signifie la force que le servomoteur peut dégager pour garder la position souhaitée en kg/cm. L'unité kg/cm signifie le poids que peut supporter le servomoteur en considérant qu'on y a fixé une tige de 1 cm.



Figure VI.8: Un servomoteur Et Ses accessoire

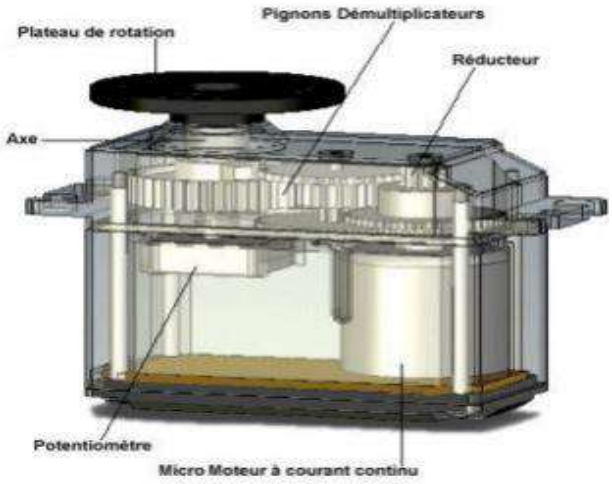


Figure VI.9: Vue de l'intérieur et extérieur d'un servomoteur

- **Connectique :** Un servomoteur a trois fils de connexion pour fonctionner. Deux fils servent à son alimentation, le dernier étant celui qui reçoit le signal de commande : Rouge : pour l'alimentation positive (4.5V à 5V en général). Noir ou marron : pour la masse (0V). Orange, jaune, blanc, … : entrée du signal de commande.

- **Fonctionnement**

  Les servomoteurs sont commandés par l'intermédiaire d'un câble électrique à trois fils qui permet d'alimenter le moteur et de lui transmettre des consignes de position sous forme d'un signal codé en largeur d'impulsion plus communément appelé PWM (Pulsewidth modulation, Modulation en largeur d'impulsion). Cela signifie que c'est la durée des impulsions qui détermine l'angle absolu de l'axe de sortie et donc la position du bras de commande du servomoteur. Le signal est répété périodiquement, en général toutes les 20 millisecondes, ce qui permet à l'électronique de contrôler et de corriger continuellement la position angulaire de l'axe de sortie, cette dernière étant mesurée par le potentiomètre. Lorsque le moteur tourne, l'axe du servomoteur change de position, ce qui modifie la résistance du potentiomètre. Le rôle de l'électronique est de commander le moteur pour que la position de l'axe de sortie soit conforme à la consigne reçue, c'est un asservissement .

VI .4.1 Méthodologie :

Notre projet comporte plusieurs étapes permettant d'aboutir au bon fonctionnement de la main artificielle.

La méthodologie du travail à suivre est résumée par la figure 2 ci-dessous.

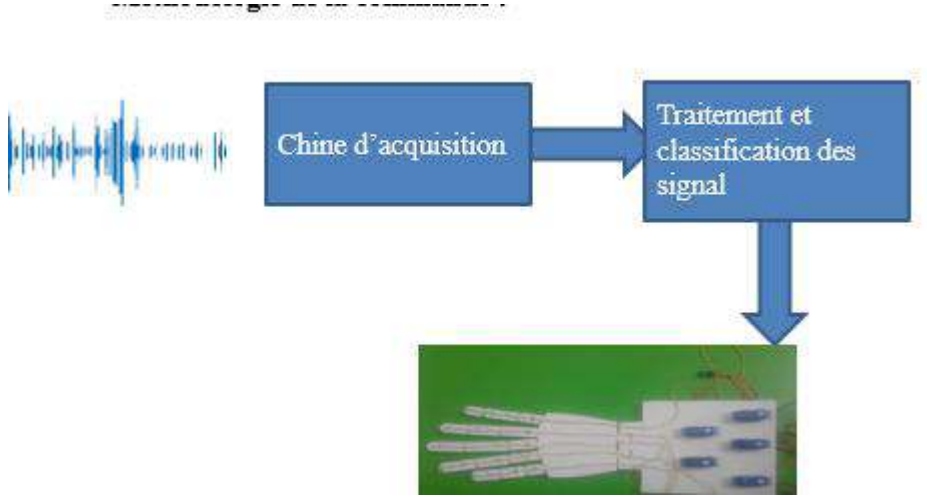


Figure VI.10 : schéma synoptique de notre travail

VI .5 Conclusion :

Nous avons exposé quelques généralités sur les mains robotiques tout en se basant sur les robots manipulateurs et ce pour objectif de réaliser une main robotique et de contrôler les mouvements de la main de manièrera reproduire les gestes d'une main humaine. Pour aboutir à cela nous avons partagé le travail en deux étapes. La conception de la main, ou nous avons spécifié les différents composants nécessaires pour notre main et étudié leur structure et leur architecture. La réalisation, dans cette partie nous avons étudiées spécifications de chaque composant utilisé.

Nous avons testé la main et inscrit les résultats au cours de ce mémoire

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 de systèmes d’interfaçages simples, robustes, conviviales, et appareils.

La synthèse d’un signal EMG a permis la réalisation d’un système d’identification fiable et efficace des gestes de la main, et la mise en œuvre d’un membre robotique basé sur l’interaction homme-machine, qui sert à améliorer la vie des personnes handicapée, des sportifs, et même des personnes normales. Le signal EMG acquis et traitée espacé par une classification avant d’être utilisé dans le développement de l’interface qui est la partielle la plus difficile du processus de développement. Plusieurs méthodes de classification ont été proposées pour classifier les signaux EMG.

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'avènement du Dee Learning.

À partir de ces résultats, nous sommes passés au contrôle de la main prothétique avec des signaux EMG, mais nous avons trouvé le problème en temps réel car l'Arduino met beaucoup de temps à transmettre le signal à l'ordinateur pour le traitement et la classification du signal.

Enfin, avant de passer aux perspectives, ce travail nous a permis d'appliquer notre connaissance des réseaux de neurones.

Un bon début et recherche en traitement du signal et intelligence artificielle.

Reference bibliographique

[2] elainen.marieb#katjalachaine « Anatomie et physiologie humain 11ème édition »

Edition du renouveau predugogique INC (ERPI)2015

Perasion Education depuis 1986.

[3] Pr.Baqué "Anatomie :Le poignet " UE LOCOMOTEUR

[4] Whatmore G, KohliD.ThePhysiopathology and Treatment of FunctionalDisorders. New York, NY:Grune&Stratton; 1974.

[5] https://www.topsante.com/medecine/examens-medicaux/comment-se-deroule-un-electromyogramme

[6] KASSOU Otmane et RAHMANI Youssouf " ETUDE ET REALISATION D'UN SYSTEMED'ACQUISITION DU SIGNAL EMG PAR BLUETOOTH ", Mémoire de Master-université de TLEMCEN Année universitaire 2014-2015

[7] Jean DumoulinBisschop, Guy de; Bence, Yves ,Paris, Maloine, Electromyographie et electrodiagnostics : vitesses de conduction nerveuse, potentiels évoqués. 1984

[8] Jean-Daniel Coudé, Rapport final, Projet # : 109 : Conception d'un électromyogramme, Pour (PROMOTEUR). 2009

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

[10] M :ZAHAK JAMAL " Signal Acquisition Using Surface EMG and Circuit Design Considerations for RoboticProsthesis " 2011

[11] TALEB Abdel-hamidMahir « Développement d'une prothèse de bras et sa commande basée sur le signal EMG » Université des Sciences et de la Technologie D'Oran Mohamed BoudiafANNEE UNIVERSITAIRE : 2013/2014

[12] Arizaga León Jorge Manuel, Cohen CancioFco Javier, Icedo Navarro José Antonio, Orocio Rubio Mario Guadalupe.Département de recherche en physique

Université de Sonora.Hermosillo, Mexique « Actionnement des mécanismes électromécaniques a par signaux électromyographiques Avec interface Arduino »

[13] https://www.seeedstudio.com/blog/2019/12/27/what-is-emg-sensor-myoware-and-how-to-use-with-arduino/

[14] Mr : MERIANE Brahim « le diplôme de Magister en Électronique » Université de Batna Faculté des Sciences de l'Ingénieur Département d'Électronique

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

Cedex, France 2 Université Islamique du Liban, Département Biomédical, B.P 30014, Khaldé, Liban mohamad.diab@utc.fr

(Received 23 November 2004 - Accepted 20 December 2005) Une approche de classification des contractions utérines basée sur la théorie des ondelettes et la statistique.

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

[17] FaicelChamroukhi ,projet-1-i41-Knn, Projet 1 : Classification supervisée : Les K-plus proches

voisins par, Année 2012-2013, Université du Sud Toulon – Var.

[18] MoualekDjaloul Youcef « Deep Learning pour la classification des Images » Université Abou Bakr Belkaid Tlemcen Année universitaire : 2016-2017

Annex

Burr-Brown Products from Texas Instruments

INA106



SBOS152A – AUGUST 1987 – REVISED OCTOBER 2003

Precision Gain = 10 DIFFERENTIAL AMPLIFIER

FEATURES

- ACCURATE GAIN: ±0.025% max
- HIGH COMMON-MODE REJECTION: 86dB min
- NONLINEARITY: 0.001% max
- EASY TO USE
- PLASTIC 8-PIN DIP, SO-8 SOIC PACKAGES

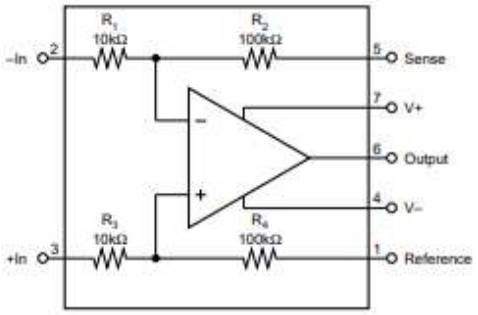
APPLICATIONS

- G = 10 DIFFERENTIAL AMPLIFIER
- G = +10 AMPLIFIER
- G = –10 AMPLIFIER
- G = +11 AMPLIFIER
- INSTRUMENTATION AMPLIFIER

DESCRIPTION

The INA106 is a monolithic Gain = 10 differential amplifier consisting of a precision op amp and on-chip metal film resistors. The resistors are laser trimmed for accurate gain and high common-mode rejection. Excellent TCR tracking of the resistors maintains gain accuracy and common-mode rejection over temperature.

The differential amplifier is the foundation of many commonly used circuits. The INA106 provides this precision circuit function without using an expensive resistor network. The INA106 is available in 8-pin plastic DIP and SO-8 surface-mount packages.



SPECIFICATIONS

ELECTRICAL

At +25°C, V_S = ±15V, unless otherwise specified.

PARAMETER	CONDITIONS	INA106KP, U			UNITS
		MIN	TYP	MAX	
GAIN					
Initial(1)			10		V/V
Error			0.01	0.025	%
vs Temperature			−5		ppm/°C
Nonlinearity(2)			0.0002	0.001	%
OUTPUT					
Rated Voltage	I_O = +20mA, −5mA	10	12		V
Rated Current	V_O = 10V	+20, −5			mA
Impedance			0.01		Ω
Current Limit	To Common		+40/−10		mA
Capacitive Load	Stable Operation		1000		pF
INPUT					
Impedance	Differential		10		MΩ
	Common-Mode		110		MΩ
Voltage Range	Differential	±1			V
	Common-Mode	±11			V
Common-Mode Rejection(3)	R_S = R_{BAL} to T_{REG}	86	100		dB
OFFSET VOLTAGE	RTI(4)				
Initial			50	200	µV
vs Temperature			0.3		µV/°C
vs Supply	ΔV_S = 6V to 18V		1	10	µV/V
vs Time			10		µV/mo
NOISE VOLTAGE	RTI(4)				
f_O = 0.01Hz to 10Hz			1		µVp-p
f_O = 10kHz			30		nV/√Hz
DYNAMIC RESPONSE					
Small Signal	−3dB		5		MHz
Full Power BW	V_O = 20Vp-p	30	50		kHz
Slew Rate		2	3		V/µs
Settling Time: 0.1%	V_O = 10V Step		5		µs
0.01%	V_O = 10V Step		10		µs
0.01%	V_{CM} = 10V Step, V_{DIFF} = 0V		5		µs
POWER SUPPLY					
Rated			±15		V
Voltage Range	Derated Performance	±5		±18	V
Quiescent Current	V_O = 0V		±1.5	±2	mA
TEMPERATURE RANGE					
Specification		0		+70	°C
Operation		−40		+85	°C
Storage		−40		+100	°C

NOTES: (1) Connected as difference amplifier (see Figure 1). (2) Nonlinearity is the maximum peak deviation from the best-fit straight line as a percent of full-scale peak-to-peak output. (3) With zero source impedance (see "Maximizing CMR" section). (4) Includes effects of amplifier's input bias and offset currents. (5) Includes effect of amplifier's input current noise and thermal noise contribution of resistor network.

SPECIFICATIONS

ELECTRICAL

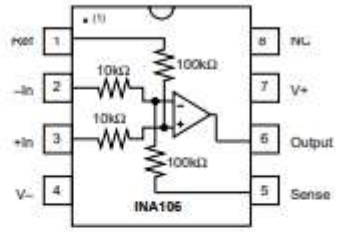
At +25°C, V_S = ±15V, unless otherwise specified.

PARAMETER	CONDITIONS	INA106KP, U MIN	INA106KP, U TYP	INA106KP, U MAX	UNITS
GAIN					
Initial[1]			10		V/V
Error			0.01	0.025	%
vs Temperature			–4		ppm/°C
Nonlinearity[2]			0.0002	0.001	%
OUTPUT					
Rated Voltage	I_O = +20mA, –5mA	10	12		V
Rated Current	V_O = 10V	+20, –5			mA
Impedance			0.01		Ω
Current Limit	To Common		+40/–10		mA
Capacitive Load	Stable Operation		1000		pF
INPUT					
Impedance	Differential		10		kΩ
	Common-Mode		110		kΩ
Voltage Range	Differential	±1			V
	Common-Mode	±11			V
Common-Mode Rejection[3]	T_A = T_{MIN} to T_{MAX}	86	100		dB
OFFSET VOLTAGE	RTI[4]				
Initial			50	200	µV
vs Temperature			0.2		µV/°C
vs Supply	±V_S = 6V to 18V		1	10	µV/V
vs Time			10		µV/mo
NOISE VOLTAGE	RTI[5]				
f_B = 0.01Hz to 10Hz			1		µVp-p
f_O = 10kHz			30		nV/√Hz
DYNAMIC RESPONSE					
Small Signal	–3dB		5		MHz
Full Power BW	V_O = 20Vp-p	30	50		kHz
Slew Rate		2	3		V/µs
Settling Time: 0.1%	V_O = 10V Step		5		µs
0.01%	V_O = 10V Step		10		µs
0.01%	V_{CM} = 10V Step, V_{DIFF} = 0V		5		µs
POWER SUPPLY					
Rated			±15		V
Voltage Range	Derated Performance	±5		±18	V
Quiescent Current	V_O = 0V		±1.5	±2	mA
TEMPERATURE RANGE					
Specification		0		+70	°C
Operation		–40		+85	°C
Storage		–65		+150	°C

NOTES: (1) Connected as difference amplifier (see Figure 1). (2) Nonlinearity is the maximum peak deviation from the best-fit straight line as a percent of full-scale peak-to-peak output. (3) With zero source impedance (see "Maintaining CMR" section). (4) Includes effects of amplifiers's input bias and offset currents. (5) Includes effect of amplifier's input current noise and thermal noise contribution of resistor network.

PIN CONFIGURATION

Top View DIP/SOIC



NOTE: (1) Pin 1 indentifier for SO-8 package. Model number identification may be abbreviated on SO-8 package due to limited available space.

ABSOLUTE MAXIMUM RATINGS

Power Supply Voltage	±18V
Input Voltage Range	±V_S
Operating Temperature Range: P, U	–40°C to +85°C
Storage Temperature Range	–40°C to +85°C
Lead Temperature (soldering, 10s): P	+300°C
Wave Soldering (3s, max) U	+260°C
Output Short Circuit to Common	Continuous

NOTE: (1) Stresses above those listed under "Absolute Maximum Ratings" may cause permanent damage to the device. Exposure to absolute maximum conditions for extended periods may affect device reliability.

ELECTROSTATIC DISCHARGE SENSITIVITY

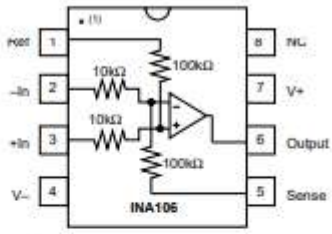
This integrated circuit can be damaged by ESD. Texas Instruments recommends that all integrated circuits be handled with appropriate precautions. Failure to observe proper handling and installation procedures can cause damage.

ESD damage can range from subtle performance degradation to complete device failure. Precision integrated circuits may be more susceptible to damage because very small parametric changes could cause the device not to meet its published specifications.

PACKAGE/ORDERING INFORMATION

For the most current package and ordering information, see the Package Option Addendum located at the end of this data sheet.

PIN CONFIGURATION



NOTE: (1) Pin 1 indentifier for SO-8 package. Model number identification may be abbreviated on SO-8 package due to limited available space.

ABSOLUTE MAXIMUM RATINGS

Power Supply Voltage	±18V
Input Voltage Range	$\pm V_S$
Operating Temperature Range: P, U	–40°C to +85°C
Storage Temperature Range	–40°C to +85°C
Lead Temperature (soldering, 10s): P	+300°C
Wave Soldering (3s, max) U	+260°C
Output Short Circuit to Common	Continuous

NOTE: (1) Stresses above those listed under "Absolute Maximum Ratings" may cause permanent damage to the device. Exposure to absolute maximum conditions for extended periods may affect device reliability.

ELECTROSTATIC DISCHARGE SENSITIVITY

This integrated circuit can be damaged by ESD. Texas Instruments recommends that all integrated circuits be handled with appropriate precautions. Failure to observe proper handling and installation procedures can cause damage.

ESD damage can range from subtle performance degradation to complete device failure. Precision integrated circuits may be more susceptible to damage because very small parametric changes could cause the device not to meet its published specifications.

PACKAGE/ORDERING INFORMATION

For the most current package and ordering information, see the Package Option Addendum located at the end of this data sheet.

TL072
TL072A - TL072B

LOW NOISE J-FET DUAL OPERATIONAL AMPLIFIERS

- WIDE COMMON-MODE (UP TO V_{CC}^+) AND DIFFERENTIAL VOLTAGE RANGE
- LOW INPUT BIAS AND OFFSET CURRENT
- LOW NOISE e_n = 15nV/√Hz (typ)
- OUTPUT SHORT-CIRCUIT PROTECTION
- HIGH INPUT IMPEDANCE J–FET INPUT STAGE
- LOW HARMONIC DISTORTION : 0.01% (typ)
- INTERNAL FREQUENCY COMPENSATION
- LATCH UP FREE OPERATION
- HIGH SLEW RATE : 16V/µs (typ)



N
DIP8
(Plastic Package)



D
SO8
(Plastic Micropackage)

DESCRIPTION

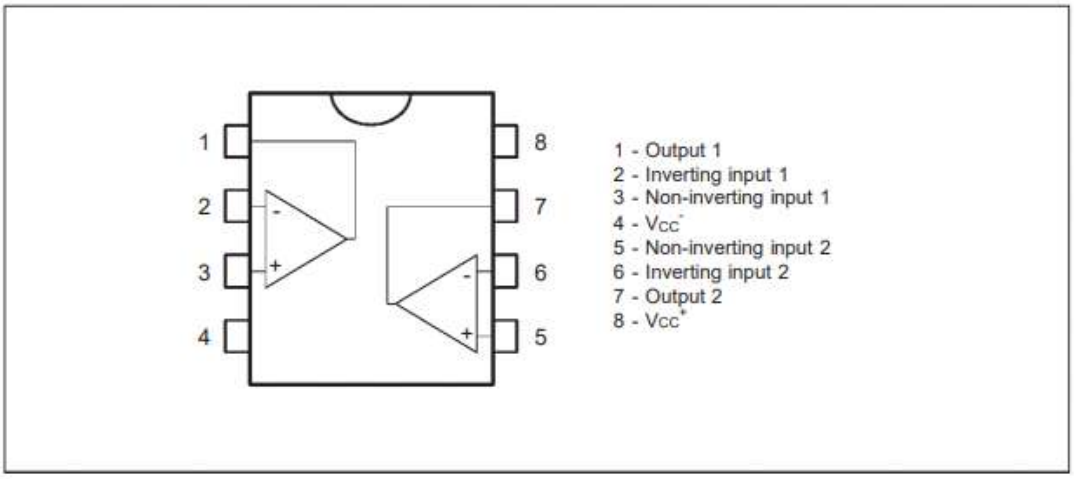
The TL072, TL072A and TL072B are high speed J–FET input dual operational amplifiers incorporating well matched, high voltage J–FET and bipolar transistors in a monolithic integrated circuit.

The devices feature high slew rates, low input bias and offset current, and low offset voltage temperature coefficient.

ORDER CODES

Part Number	Temperature Range	Package	
		N	D
TL072M/AM/BM	–55°C, +125°C	•	•
TL072I/AI/BI	–40°C, +105°C	•	•
TL072C/AC/BC	0°C, +70°C	•	•
Example : TL072CN			

PIN CONNECTIONS (top view)



TEXAS INSTRUMENTS

TL072-EP, TL074-EP

www.ti.com

SLOS747F – OCTOBER 2011 – REVISED DECEMBER 2012

LOW-NOISE JFET-INPUT OPERATIONAL AMPLIFIER

Check for Samples: TL072-EP, TL074-EP

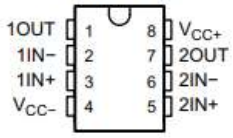
FEATURES

- Low Power Consumption
- Wide Common-Mode and Differential Voltage Ranges
- Low Input Bias and Offset Currents
- Output Short-Circuit Protection
- Low Total Harmonic Distortion: 0.003% Typ
- Low Noise
  V_n = 18 nV/$\sqrt{Hz}$ Typ at f = 1 kHz
- High Input Impedance: JFET Input Stage
- Internal Frequency Compensation
- Latch-Up-Free Operation
- High Slew Rate: 13 V/μs Typ
- Common-Mode Input Voltage Range Includes V_{CC+}

SUPPORTS DEFENSE, AEROSPACE, AND MEDICAL APPLICATIONS

- Controlled Baseline
- One Assembly and Test Site
- One Fabrication Site
- Available in Extended (–40°C to 125°C) or Military (–55°C to 125°C) Temperature Range
- Extended Product Life Cycle
- Extended Product-Change Notification
- Product Traceability

TL072
D PACKAGE
(TOP VIEW)



TL074
D PACKAGE
(TOP VIEW)

