



الجمهورية الجزائرية الديمقراطية
الشعبية

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

جامعة أبي بكر بلقايد - تلمسان

Université Aboubakr Belkaïd – Tlemcen –

Faculté de TECHNOLOGIE



MEMOIRE

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

En : Génie biomédical

Spécialité : Electronique et Maintenance Biomédicale

Par : Aggab Khadidja et Matoug Ghofrane Aya

Sujet

**Reconnaissance des gestes et le pilotage d'une main
prothétique à l'aide des signaux électromyographique
(EMG)**

Projet -1275-

Soutenu publiquement, le 20/06 /2026,

Devant le jury composé de :

Pr HADJ SLIMANE ZINE EDDINE	PR	Université de Tlemcen	Président
Dr Kholkhal Mourad	MCA	Université de Tlemcen	Examineur
Dr TAOULI SIDI AHMED	MCA	Université de Tlemcen	Encadreur
Pr LARIBI IMANE	Pr	Université de Tlemcen	Experte I2E
Dr KHATIR KAWTHER	Médecin	Université de Tlemcen	Experte S-E

Année universitaire 2025-2026



Remerciements

Grande gratitude et un profond respect, nous adressons ces quelques mots de remerciement à toutes les personnes ayant contribué à la réalisation de ce travail.

Nous remercions avant tout Allah le Tout-Puissant de nous avoir donné la force, le courage et la patience pour réaliser ce travail.

Nous remercions particulièrement notre encadrant monsieur TAOULI SIDI AHMED pour sa patience et ses précieux conseils, son accompagnement et son soutien durant toute la période de réalisation de ce mémoire.

Nous remercions également les membres du jury monsieur le président HADJ SLIMANE ZINE EDDINE, monsieur l'examineur KHOLKHAL MOURAD, madame LARIBI IMANE experte I2E ainsi que l'experte sociaux économique KHATIR KHAWTHER pour l'honneur qu'ils nous font en acceptant d'évaluer notre travail.

Nos remerciements s'adressent aussi à l'ensemble des enseignants du département de Génie Biomédical pour les connaissances et les compétences qu'ils nous ont transmises durant notre parcours universitaire.

Enfin, nous exprimons notre gratitude à nos familles, ainsi qu'à toutes les personnes ayant contribué de près ou de loin à l'aboutissement de ce travail.



Dédicace

À ceux qui ont donné un sens à notre parcours,

Nous dédions ce projet de fin d'études à toutes les personnes qui nous ont accompagnées,

Soutenues et encouragées tout au long de cette aventure universitaire.

À nos très chers parents,

Aucune dédicace ne saurait exprimer pleinement notre reconnaissance pour les sacrifices consentis, l'amour offert et le soutien constant dont nous avons bénéficié durant toutes ces années d'études. Vous avez été notre force dans les moments de doute et notre motivation dans les moments d'effort.

À nos familles : La famille Matoug, la famille Aggab, la famille Sassi, la famille Haddad.
Pour votre présence, votre confiance et votre soutien inestimable tout au long de ce parcours.

À nos collègues, nos amis et nos camarades de promotion,

Merci pour les échanges, l'entraide, les conseils et les moments partagés qui ont rendu ce parcours plus riche et plus humain.

À toutes les personnes ayant contribué de près ou de loin à la réalisation de ce projet,

Nous adressons nos sincères remerciements pour leur aide précieuse,

leurs conseils et leur soutien tout au long de ce travail.

*Nous tenons particulièrement à remercier **Khatir kawther, Youcef Khouani, Ibrahim, Rafika***

Benledghem

Ben ferhat Ahcen pour leur accompagnement, leur disponibilité et leur contribution dans
la recherche et la réalisation de ce projet. Leur aide a été précieuse et déterminante

dans l'aboutissement de ce travail.

Ghofrane Aya Matoug & Khadidja Aggab

Résumé

Ce travail porte sur la conception et la réalisation d'un système de reconnaissance gestuelle basé sur les signaux électromyographiques (EMG) pour le pilotage d'une main prothétique. Les signaux musculaires acquis au niveau de l'avant-bras sont prétraités puis analysés à travers l'extraction de caractéristiques pertinentes et l'utilisation d'algorithmes de classification permettant d'identifier les différents gestes réalisés.

Une architecture matérielle intégrant un capteur EMG, une carte ESP32, des servomoteurs ainsi qu'un capteur de force FSR a été développée et intégrée dans un prototype fonctionnel. L'ensemble du système permet de traduire l'activité musculaire de l'utilisateur en commandes destinées au contrôle de la main prothétique.

Les résultats obtenus ont permis de valider le fonctionnement global du système proposé et de démontrer la faisabilité d'un contrôle myoélectrique fiable et intuitif pour le pilotage d'une main prothétique.

Mots-clés : EMG, reconnaissance gestuelle, classification, main prothétique, contrôle myoélectrique.

Abstract

This work focuses on the design and development of a gesture recognition system based on electromyographic (EMG) signals for the control of a prosthetic hand. The muscle signals acquired from the forearm are preprocessed and analyzed through the extraction of relevant features and the use of classification algorithms to identify the different gestures performed.

A hardware architecture integrating an EMG sensor, an ESP32 microcontroller, servo motors, and an FSR force sensor was developed and implemented in a functional prototype. The entire system enables the conversion of the user's muscular activity into commands intended for controlling the prosthetic hand.

The obtained results validated the overall operation of the proposed system and demonstrated the feasibility of a reliable and intuitive myoelectric control approach for prosthetic hand operation.

Keywords : EMG, gesture recognition, classification, prosthetic hand, myoelectric control.

المخلص

يتناول هذا العمل تصميم وإنجاز نظام للتعرف على الإيماءات اعتماداً على إشارات التخطيط للعضلات EMG الكهربائي من أجل التحكم في يد اصطناعية. تتم معالجة الإشارات العضلية المكتسبة على مستوى الساعد وتحليلها من خلال استخراج الخصائص المميزة واستخدام خوارزميات التصنيف للتعرف على مختلف الإيماءات المنجزة.

تم تطوير بنية مادية تضم مستشعر ولوحة ومحركات موازنة بالإضافة إلى مستشعر قوة ودمجها ضمن نموذج وظيفي أولي ويسمح هذا النظام بتحويل النشاط العضلي للمستخدم إلى أوامر مخصصة للتحكم في اليد الاصطناعية.

أظهرت النتائج المتحصل عليها سلامة عمل النظام المقترح، كما أكدت إمكانية تحقيق تحكم عضلي كهربائي موثوق وسلس لقيادة اليد الاصطناعية.

الكلمات المفتاحية : التعرف على الإيماءات، التصنيف، اليد الاصطناعية، التحكم العضلي الكهربائي، إشارات EMG

Table des matières

Remerciements	2
Dédicace.....	3
Résumé	4
Liste des figures.....	8
Liste des tableaux	10
Liste d'abréviation	11
Introduction Générale	2
Chapitre I	3
I.1 Introduction	4
I.2 Signaux électromyographies (EMG).....	4
I.2.1 Caractéristiques physiologiques des signaux EMG	5
I.2.2 Caractéristiques électro physiologiques des signaux EMG	5
I.2.3 Modélisation mathématique des signaux EMG	6
I.3 Types d'électrodes EMG.....	6
I.3.1 Électrodes de surface (sEMG).....	7
I.3.2 Électrodes sans fil	7
I.3.3 Électrodes à aiguilles (intramusculaires).....	8
I.3.4 Comparaison synthétique des électrodes.....	8
I.4 Électrodes et acquisition des signaux EMG	8
I.4.1 Caractéristiques des électrodes.....	9
I.4.2 Distance inter-électrodes et montage.....	9
I.4.3 Chaîne d'acquisition EMG.....	9
I.5 Anatomie fonctionnelle du bras et avant bras	10
I.5.1 Muscles du compartiment antérieur (fléchisseurs).....	11
I.5.2 Muscles du compartiment postérieur (extenseur)	11
I.5.3 Compartiments musculaires de l'avant-bras	11
I.5.4 Coordination fonctionnelle et implication pour l'EMG.....	12
I.6 Placement des électrodes EMG pour la reconnaissance des gestes.....	14
I.6.1 Configurations de placement des électrodes.....	14
I.6.1 Électrode de référence	15
I.7 Effet Cross talk et prétraitement des signaux EMG.....	15
I.7.1 Définition de l'effet Cross talk.....	15
I.7.2 Causes principales du Cross talk.....	16
I.7.3 Conséquences sur le signal EMG.....	16
I.7.4 Méthodes de réduction et prétraitement des signaux EMG	16

I.8 Applications cliniques et biomédicales	17
1.8.1 Diagnostic et suivi neuromusculaire	17
1.8.2 Rééducation motrice et robotique médicale	17
1.8.3 Commande et pilotage de prothèses myoélectriques	17
1.8.4 Interfaces homme-machine (IHM).....	18
1.8.5 Analyse de la fatigue musculaire et ergonomie	18
1.8.6 Perspectives et évolutions technologiques	18
1.9 État de l'art.....	18
1.9.1 Situation et contraintes dans le contexte algérien.....	20
I.10 Conclusion.....	22
Bibliographie	24
Chapitre II.....	26
Étude et traitement des signaux EMG appliqués à la reconnaissance gestuelle.....	26
II.1 Introduction.....	27
II.2 Nature et variabilité du signal EMG pour la reconnaissance gestuelle	27
II.2.1 Non-stationnarité du signal.....	28
II.2.2 Variabilité inter-individuelle.....	28
II.2.3 Influence de la fatigue musculaire sur le signal EMG.....	28
II.3 Prétraitement du signal EMG	29
II.3.1 Filtrage analogique et numérique	29
II.3.2 Suppression du bruit et des artefacts.....	30
II.3.3 Rectification et lissage.....	31
II.3.4 Normalisation du signal EMG	33
II.3.5 Segmentation par fenêtres temporelles.....	33
II.4 Extraction des caractéristiques du signal EMG.....	36
II.4.1 Caractéristiques dans le domaine temporel.....	36
Interprétation	39
II.4.2 Caractéristiques fréquentielles (FFT, PSD).....	40
II.4.3 Caractéristiques temps-fréquence (Wavelet).....	41
II.4.4 Sélection des caractéristiques optimales	43
II.5 Méthodes de classification des signaux EMG.....	44
II.5.1 Méthode des k plus proches voisins (KNN)	44
II.5.2 Méthode des machines à vecteurs de support (SVM).....	47
II.5.3 Réseaux de neurones artificiels (ANN)	51
II.5.4 Comparaison des méthodes de classification.....	54
II.6 Conclusion	55

Bibliographie	56
Chapitre III	58
Conception et Réalisation du Contrôle Myoélectrique d'une Main Prothétique	58
III.1 Introduction	59
III.2 Architecture générale du système	59
III.3 Composants matériels	61
III.3.1 Capteurs EMG utilisés	62
III.3.2 Capteurs FSR (Force Sensitive Resistors).....	63
III.3.3 Carte d'acquisition / microcontrôleur (ESP-WROOM-32).....	64
III.3.4 Actionneurs de la main prothétique (MG90S).....	65
III.3.5 Alimentation et intégration	66
III.4 Développement logiciel.....	67
III.4.1 Implémentation du traitement des signaux EMG	67
III.4.2 Implémentation de l'algorithme de reconnaissance gestuelle	68
III.4.3 Interface de visualisation des gestes reconnus	68
III.5 Stratégie de contrôle myoélectrique.....	68
III.6 Tests et réalisation du système	69
III.6.1 Tests des composants du système	69
III.6.2 Réalisation du prototype	71
III.6.3 Intégration et assemblage final du système	72
III.7 Résultats et discussion.....	73
III.7.1 Résultats expérimentaux	73
III.7.2 Analyse des performances	75
III.7.2.1 Matrices de confusion	75
III.7.2.2 Courbes ROC	76
III.7.2.3 Visualisation de l'espace des caractéristiques par ACP	77
III.7.2.4 Métriques de classification par geste	78
III.7.3 Discussion des limites et améliorations	80
III.7.3.1 Limites identifiées	80
III.7.4 Conclusion	81
Bibliographie	83
Business Model Canevas	84
Business Model Canevas	85
Conclusion générale.....	102

Liste des figures

Figure I.1 – Principe physiologique de génération du signal EMG de surface au niveau de l'unité motrice [4].

Figure I.2 : Schéma bloc du système d'acquisition du signal EMG [9].

Figure I.3 : Anatomie fonctionnelle des muscles du membre supérieur impliqués dans l'acquisition des signaux électromyographiques (EMG) [10].

Figure I.4 : Illustrations de l'emplacement de l'électrode de référence [11]

Figure II.1 : Représentation temporelle d'un signal EMG brut (Raw EMG)

Figure II.2 : Étapes de prétraitement du signal EMG (Original, Bruité et Filtré)

Figure II.3 : Processus de rectification du signal (demi-onde et pleine onde)

Figure II.4 : Segmentation du signal EMG par Fenêtrage disjoint

Figure II.5 : Segmentation du signal par Fenêtrage superposé

Figure II.6 : Extraction de diverses caractéristiques temporelles à partir du signal EMG brut

Figure II.7: Analyse comparative du signal EMG avant et après prétraitement (Domaines temporel et fréquentiel).

Figure II.8 : Principe de fonctionnement de l'algorithme KNN pour différentes valeurs de K

Figure II.9 : Principe de séparation des classes par un SVM dans les espaces 2D et 3D

Figure II.10 : Architecture d'un réseau de neurones artificiel (ANN)

Figure III.1 : Architecture générale du système de commande myoélectrique de la main prothétique.

Figure III.2 : Capteur EMG de surface utilisé pour l'acquisition des signaux musculaires [9]

Figure III.3 : Capteur FSR utilisé pour la mesure de la force de préhension [12]

Figure III.4 : Carte microcontrôleur ESP-WROOM-32 utilisée pour l'acquisition et le traitement des signaux EMG [10], [11]

Figure III.5 : Servomoteurs MG90S utilisés pour l'actionnement des doigts de la main prothétique

Figure III.6 : Système d'alimentation par batteries utilisé pour le fonctionnement de la main prothétique

Figure III.7 : Validation du fonctionnement du capteur EMG (repos et contraction musculaire)

Figure III.8 : Validation du fonctionnement de l'unité de traitement (ESP32-WROOM-32)

Figure III.9 : Test du système d'alimentation

Figure III.10 : Scan 3D du moignon pour la conception de la prothèse

Figure III.11 : Conception 3D de la main et de l'avant-bras sous Blender

Figure III.12 : Assemblage de la main prothétique avec la structure de l'avant-bras et intégration du système électronique.

Figure III.13 : Intégration des capteurs FSR dans le prototype de la main prothétique

Figure III.14 : Comparaison des précisions globales des classifieurs KNN, SVM et ANN.

Figure III.15 : Matrices de confusion du classifieur SVM (entraînement, validation, test et données complètes).

Figure III.16 : Courbes ROC du classifieur SVM pour les phases d'entraînement, de validation, de test et sur l'ensemble des données.

Figure III.17 : Visualisation ACP de l'espace des caractéristiques EMG — projection sur les deux premières composantes principales.

Figure III.18 : Comparaison graphique des métriques Precision, Recall et F1-score par geste.

Figure III.19 : Pipeline de traitement et de classification des signaux EMG

Liste des tableaux

Tableau I.1 : Comparaison des différents types d'électrodes EMG selon leurs caractéristiques techniques et fonctionnelles

Tableau I.2 : Analyse comparative des approches de reconnaissance gestuelle et contribution de notre projet [13] – [17].

Tableau II.1 : Comparaison des méthodes de classification EMG Critère KNN SVM ANN

Tableau III.1 : Principaux composants matériels intégrés dans le système de commande myoélectrique

Tableau III.2 : Accuracy globale des trois classifieurs évalués.

Tableau III.3 : Valeurs de Precision, Recall et F1-score par geste — classifieur SVM.

Liste d'abréviation

EMG : Électromyographie

sEMG : Électromyographie de surface

UM : Unité Motrice

MUAP : Potentiel d'Action d'Unité Motrice (*Motor Unit Action Potential*)

FFT : Transformée de Fourier Rapide (*Fast Fourier Transform*)

RMS : Valeur Efficace (*Root Mean Square*)

MAV : Valeur Absolue Moyenne (*Mean Absolute Value*)

WL : Longueur de Forme d'Onde (*Waveform Length*)

SNR : Rapport Signal/Bruit (*Signal to Noise Ratio*)

IHM : Interface Homme-Machine

IED : Distance Inter-Électrodes (*Inter-Electrode Distance*)

ADC : Convertisseur Analogique-Numérique (*Analog to Digital Converter*)

Ag/AgCl : Argent / Chlorure d'Argent

HD-EMG : Électromyographie Haute Densité (*High Density Electromyography*)

VMD : Décomposition Modale Variationnelle (*Variational Mode Decomposition*)

SVM : Machine à Vecteurs de Support (*Support Vector Machine*)

KNN : K Plus Proches Voisins (*K-Nearest Neighbors*)

ANN : Réseau de Neurones Artificiels (*Artificial Neural Network*)

CNN : Réseau de Neurones Convolutifs (*Convolutional Neural Network*)

LSTM : Mémoire à Long et Court Terme (*Long Short-Term Memory*)

IMU : Unité de Mesure Inertielle (*Inertial Measurement Unit*)

FSR : Capteur de Force Résistif (*Force Sensitive Resistor*)

ZC : Passage par Zéro (*Zero Crossing*)

SSC : Changement de Signe de la Pente (*Slope Sign Changes*)

GPU : Processeur Graphique (*Graphics Processing Unit*)

STFT : Transformée de Fourier à Court Terme (*Short-Time Fourier Transform*)

PSD : Densité Spectrale de Puissance (*Power Spectral Density*)

MNF : Fréquence Moyenne (*Mean Frequency*)

MDF : Fréquence Médiane (*Median Frequency*)

RBF : Fonction à Base Radiale (*Radial Basis Function*)

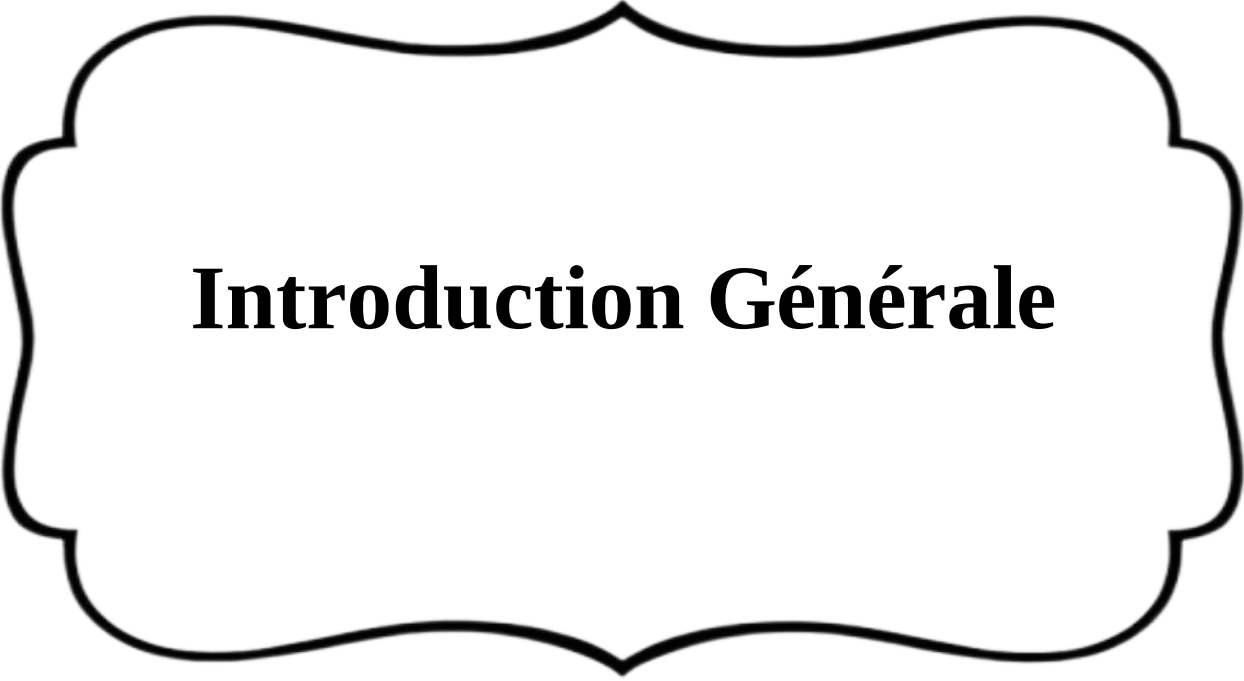
ROC : Caractéristique de Fonctionnement du Récepteur (*Receiver Operating Characteristic*)

AUC : Aire Sous la Courbe (*Area Under the Curve*)

EMD : Décomposition Modale Empirique (*Empirical Mode Decomposition*)

PWM : Modulation de Largeur d'Impulsion (*Pulse Width Modulation*)

GPIO : Entrées/Sorties à Usage Général (*General Purpose Input/Output*)



Introduction Générale

Introduction Générale

La perte d'un membre supérieur représente un défi majeur, aussi bien sur le plan fonctionnel que psychologique et social. Malgré les progrès réalisés dans le domaine des prothèses, les dispositifs traditionnels restent principalement orientés vers l'aspect esthétique et offrent un contrôle limité des mouvements. Cette contrainte réduit l'autonomie des utilisateurs et ne permet pas une reproduction naturelle des gestes de la main.

Avec l'évolution récente des technologies biomédicales, de l'électronique embarquée et de l'intelligence artificielle, de nouvelles approches ont émergé pour améliorer le contrôle des prothèses. Parmi elles, l'utilisation des signaux électromyographiques (EMG) constitue une solution prometteuse. Ces signaux traduisent l'activité électrique générée par les muscles lors de leur contraction et reflètent directement l'intention motrice de l'utilisateur.

Les signaux EMG peuvent être acquis de manière non invasive à l'aide d'électrodes de surface (sEMG), ce qui les rend particulièrement adaptés au contrôle des prothèses myoélectriques. Toutefois, ces signaux sont souvent bruités et variables, ce qui nécessite un traitement approprié afin d'extraire des caractéristiques pertinentes pour la reconnaissance des gestes. L'intégration d'algorithmes de classification basés sur l'intelligence artificielle permet alors d'interpréter ces signaux et de les transformer en commandes destinées au pilotage d'une main prothétique.

La problématique principale de ce travail réside dans la conception d'un système fiable capable de reconnaître différents gestes à partir des signaux EMG, tout en tenant compte des contraintes liées à la variabilité inter-individuelle, au caractère non stationnaire du signal et aux interférences électromagnétiques.

L'objectif de ce projet est donc de développer un système intégré permettant l'acquisition, le traitement et la classification des signaux EMG afin de commander une main prothétique de manière fluide et intuitive. Pour atteindre cet objectif, plusieurs étapes ont été suivies : l'étude des bases physiologiques des signaux EMG, la mise en place d'une chaîne d'acquisition utilisant un capteur EMG de surface relié à un microcontrôleur, le traitement et l'extraction des caractéristiques, ainsi que l'implémentation d'algorithmes de classification sous MATLAB.

Le présent mémoire est structuré en trois chapitres principaux :

Le premier chapitre présente les fondements théoriques des signaux électromyographiques, leur origine physiologique ainsi que leurs principales caractéristiques.

Le deuxième chapitre décrit l'étude et traitement des signaux EMG appliqués à la reconnaissance gestuelle.

Le troisième chapitre traite de l'application pratique du système, notamment le pilotage d'une main prothétique à partir des gestes reconnus et l'analyse des résultats expérimentaux.

Une annexe dédiée au Business Model Canvas (BMC) est également intégrée à la fin du mémoire afin de présenter le modèle économique et la stratégie de valorisation du projet.

Le mémoire se termine par une conclusion générale présentant les principaux apports du travail et les perspectives futures.

Chapitre I
Fondements physiologiques et
caractéristique des signaux
EMG

I.1 Introduction

L'électromyographie (EMG) est une technique largement utilisée en génie biomédical pour mesurer l'activité électrique produite par les muscles squelettiques lors des contractions musculaires, qu'elles soient volontaires ou réflexes [1]. Les signaux EMG permettent d'étudier le fonctionnement du système neuromusculaire et sont utilisés dans plusieurs applications biomédicales comme les prothèses myoélectriques, les systèmes de rééducation ainsi que les interfaces homme-machine [2].

L'analyse des signaux EMG permet d'obtenir des informations importantes sur l'activité musculaire telles que la coordination des muscles, l'intensité de la contraction et la fatigue musculaire. Ces informations sont particulièrement utiles dans les systèmes de reconnaissance de gestes, notamment pour le contrôle des mains prothétiques [3].

Dans ce chapitre, nous présentons les notions de base relatives aux signaux EMG. Nous commencerons par les fondements physiologiques liés à l'activité musculaire et à la génération du signal EMG. Ensuite, nous aborderons les différentes méthodes d'acquisition des signaux EMG, en particulier les électrodes de surface et les électrodes intramusculaires. Nous présenterons également les principales caractéristiques des signaux EMG ainsi que les méthodes de traitement les plus utilisées.

Enfin, une partie sera consacrée à l'étude des travaux existants sur la reconnaissance des gestes de la main à partir des signaux EMG, afin de situer notre projet dans le contexte des recherches actuelles.

Ce chapitre constitue une base théorique nécessaire pour la compréhension des chapitres suivants, qui seront consacrés à l'acquisition et au traitement des signaux EMG pour le contrôle de la main prothétique.

I.2 Signaux électromyographies (EMG)

L'électromyographie (EMG) est une méthode permettant de mesurer et analyser l'activité électrique des muscles squelettiques lors de contractions volontaires ou réflexes [1]. Cette activité provient des unités motrices (UM), constituées d'un motoneurone et de toutes les fibres musculaires qu'il innerve [4]. Lorsqu'un potentiel d'action est généré par le motoneurone, toutes les fibres de l'unité motrice se contractent, produisant un signal électrique mesurable à la surface de la peau ou à l'intérieur du muscle.

L'EMG fournit des informations essentielles sur :

- La force musculaire, proportionnelle au nombre d'unités motrices activées et à la fréquence des trains d'impulsions nerveuses.
- La coordination musculaire, permettant l'analyse de mouvements complexes comme ceux de la main.
- La fatigue musculaire, évaluée à travers l'évolution de l'amplitude et du spectre de fréquence du signal.

Trois concepts fondamentaux sont à distinguer :

- **EMG** : la technique de mesure de l'activité électrique musculaire.
- **Électromyographie** : l'appareil permettant l'acquisition des signaux EMG.
- **Électromyogramme** : le signal électrique obtenu, exploitable pour l'analyse

physiologique et biomécanique.

I.2.1 Caractéristiques physiologiques des signaux EMG

Au repos, le potentiel de membrane des fibres musculaires varie entre -70 et -80 mV [4]. Lorsqu'une impulsion motrice atteint le muscle, des potentiels d'action se propagent le long des fibres. La sommation des potentiels d'action provenant des différentes unités motrices forme le train de potentiels d'action d'unité motrice (MUAP), qui constitue la base du signal EMG enregistré.

La Figure I.1 illustre le principe physiologique de génération du signal EMG de surface au niveau de l'unité motrice, depuis la stimulation nerveuse jusqu'à l'enregistrement du signal résultant de la sommation des potentiels d'action.

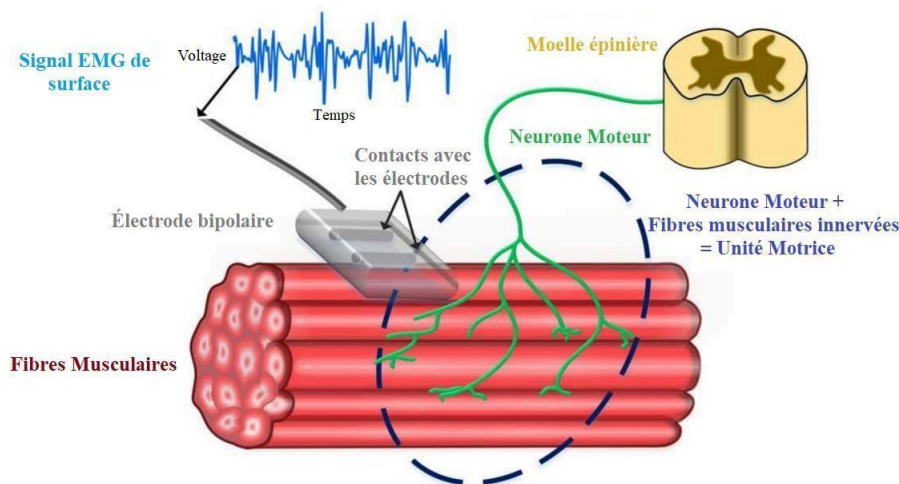


Figure I.1 – Principe physiologique de génération du signal EMG de surface au niveau de l'unité motrice [4].

Le signal EMG de surface (sEMG) est stochastique : il varie aléatoirement entre des valeurs positives et négatives, reflétant l'activité simultanée et irrégulière de multiples unités motrices. Cette nature complexe nécessite des techniques de traitement adaptées pour extraire les informations pertinentes, comme la reconnaissance des gestes de la main pour le contrôle prothétique.

I.2.2 Caractéristiques électro physiologiques des signaux EMG

Les signaux EMG possèdent des caractéristiques spécifiques essentielles à leur analyse et à leur exploitation dans les systèmes de reconnaissance des gestes et de contrôle de prothèses myoélectriques.

Amplitude et fréquence

L'amplitude dépend du nombre d'unités motrices activées et de l'intensité de leur décharge, typiquement 0 à 5 mV crête-à-crête pour les muscles squelettiques [5].

La fréquence reflète la vitesse de propagation des potentiels le long des fibres, généralement 20–450 Hz, avec une puissance maximale entre 50 et 150 Hz.

La diminution de la fréquence moyenne indique la fatigue musculaire.

Analyse spectrale

Décomposition du signal en composantes fréquentielles via FFT ou ondelettes [6]. Permet d'identifier les bandes de fréquence dominantes, suivre les contractions statiques ou dynamiques, et détecter la fatigue musculaire

Combine souvent caractéristiques temporelles (RMS, MAV, WL) pour améliorer la classification des gestes.

Bruit et artefacts courants

- Bruit secteur (50/60 Hz) : atténuable par filtrage de notch et câbles blindés.
- Artefacts de mouvement : dus au déplacement de l'électrode ou à la contraction d'autres muscles (<20 Hz).
- Interférences électriques : provenant d'appareils à proximité, réduites par une bonne référence et isolation des électrodes.

I.2.3 Modélisation mathématique des signaux EMG

Contraction statique (isométrique)

Pour une contraction où la longueur du muscle reste constante, le signal peut être modélisé comme un processus de convolution :

$$EMG(t) = \sum_{i=1}^N T_i(t) * H_i(t) \quad (I.1)$$

- N : nombre d'unités motrices actives
- $T_i(t)$: train d'impulsions de chaque unité motrice
- $H_i(t)$: potentiel d'action de chaque unité motrice
- $*$: opérateur de convolution

Le signal est généralement représenté comme la somme des convolutions des trains d'impulsions avec les potentiels d'action associés, dans un cadre supposé stationnaire.

Contraction dynamique

Pour les mouvements avec changement de longueur musculaire, le signal est modélisé comme:

$$EMG(t) = A(t) \cdot G(t) + B(t) \quad (I.2)$$

- $A(t)$: amplitude du signal utile
- $G(t)$: processus gaussien stochastique
- $B(t)$: bruit et artefacts

Le modèle s'écrit sous forme additive où le signal observé est la somme du composant utile et du bruit.

I.3 Types d'électrodes EMG

Pour enregistrer les signaux EMG, différents types d'électrodes peuvent être utilisés. Le choix dépend du muscle étudié, de la précision souhaitée et des contraintes expérimentales [7]. Le type d'électrode influence directement la qualité du signal EMG, le rapport signal sur bruit (SNR), et la fidélité des mesures pour la reconnaissance des gestes de la main.

On distingue deux grandes catégories : invasives et non-invasives, chacune présentant avantages et limites.

I.3.1 Électrodes de surface (sEMG)

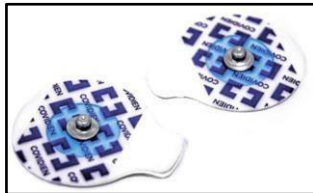
Placées directement sur la peau au-dessus du muscle, ces électrodes mesurent l'activité globale d'un groupe de fibres musculaires sans pénétrer dans le tissu.

Caractéristiques importantes :

- Placement standard : sur les muscles fléchisseurs et extenseurs de l'avant-bras pour le contrôle de la main.
- Forme et taille : généralement circulaire (disque) ou rectangulaire, influençant la qualité du signal.

Type :

- **Humides (« wet electrodes »)** : gel conducteur, faible impédance, bonne qualité, usage unique.
- **Sèches (« dry electrodes »)** : pas de gel, réutilisables, installation rapide, sensibilité à l'humidité.
- Avantages : Non invasives, confortables, faciles à utiliser pour applications cliniques et commande de prothèses.
- Limites : Sensibles aux mouvements de la peau et au cross talk avec les muscles voisins [8].



Electrode humide



Electrode sèche

I.3.2 Électrodes sans fil

Ces électrodes transmettent les données EMG via Bluetooth ou Wi-Fi, idéales pour des expériences dynamiques et des mouvements naturels.

Caractéristiques importantes :

- Transmission : Bluetooth ou Wi-Fi.
- Fréquence d'échantillonnage : ≥ 1000 Hz pour capter correctement les signaux EMG.
- Avantages : Mobilité, liberté de mouvement, adaptées au sport, à la rééducation et à l'usage prothétique.
- Limites : Autonomie limitée, sensibilité aux interférences électromagnétiques, coût plus élevé.



Electrode sans fil

I.3.3 Électrodes à aiguilles (intramusculaires)

Insérées directement dans le muscle, elles enregistrent l'activité des unités motrices individuelles, offrant une précision maximale.

Caractéristiques importantes :

- Profondeur et diamètre : dépendent du muscle ciblé.
- Précision : excellente pour l'étude fine des potentiels d'action.
- Avantages : Précision élevée, élimination des interférences des muscles voisins.
- Limites : Invasives, inconfortables, nécessitent stérilisation rigoureuse, usage limité aux professionnels.

I.3.4 Comparaison synthétique des électrodes

Type d'électrode	Invasivité	Précision	Confort	Applications	Coût	Réutilisation
Surface (humide/sèche)	Non	Moyenne	Très bon	Prothèses, IHM, rééducation	Faible	Oui (sèche), usage unique (humide)
Sans fil	Non	Moyenne	Bon	Mouvements libres, sport, rééducation	Moyen	Oui, batterie à recharger
Aiguilles (intramusculaire)	Oui	Très haute	Faible	Recherche, diagnostic	Élevé	Non, usage unique

Tableau I.1 : Comparaison des différents types d'électrodes EMG selon leurs caractéristiques techniques et fonctionnelles

I.4 Électrodes et acquisition des signaux EMG

L'acquisition fiable des signaux EMG repose autant sur la qualité des électrodes que sur la chaîne électronique d'acquisition [9]. Une configuration correcte permet d'obtenir des signaux stables et précis, indispensables pour le prétraitement, l'analyse et la classification des gestes.

I.4.1 Caractéristiques des électrodes

Pour garantir un signal EMG de qualité, les électrodes doivent respecter plusieurs critères

- **Bonne conductivité** : pour assurer le passage optimal du signal électrique sans perte.
- **Surface adaptée** : la forme et la taille influencent l'amplitude du signal et le bruit ambiant.
- **Matériau biocompatible** : souvent Argent/Chlorure d'Argent (Ag/AgCl) ou électrodes pré-gélifiées pour limiter les irritations cutanées et améliorer la stabilité du contact.
- **Fixation stable** : indispensable pour réduire les artefacts liés aux mouvements de la peau.

Ces paramètres déterminent directement le rapport signal/bruit (SNR) et la fiabilité des mesures, ce qui est essentiel pour la reconnaissance précise des gestes de la main.

1.4.2 Distance inter-électrodes et montage

Distance inter-électrodes (IED) : correspond à l'écart entre deux électrodes actives bipolaires. Pour les muscles de l'avant-bras, une IED de 1 à 2 cm est généralement recommandée.

- Une IED trop courte augmente la sensibilité mais favorise le crosstalk (interférences des muscles voisins).
- Une IED trop longue réduit l'interférence mais diminue l'amplitude du signal.

Montage bipolaire : deux électrodes actives mesurent la différence de potentiel du muscle ciblé.

Électrode de référence : placée sur un os ou une zone électriquement neutre pour stabiliser le signal et réduire le bruit externe.

Cette configuration minimise les interférences et permet d'obtenir un signal EMG clair, fiable et exploitable.

I.4.3 Chaîne d'acquisition EMG

La chaîne d'acquisition complète comprend plusieurs étapes :

Interface électrode-peau

- Utilisation de gel conducteur ou patch adhésif pour assurer un contact optimal.
- Préparation de la peau (nettoyage, rasage si nécessaire) pour réduire l'impédance et améliorer la qualité du signal.

Amplification différentielle

- Amplifie le signal EMG tout en supprimant le bruit commun (bruit secteur, interférences).
- Essentielle pour obtenir une amplitude suffisante pour le traitement numérique.

Filtrage analogique

- Passe-bande typique : 20–450 Hz pour conserver les composantes utiles.
- Filtre Notch 50/60 Hz pour éliminer les interférences du réseau électrique.

Conversion analogique-numérique (ADC)

- Transforme le signal EMG analogique en données numériques exploitables par l'ordinateur ou le microcontrôleur.
- Fréquence d'échantillonnage recommandée : ≥ 1000 Hz pour capter toutes les variations du signal.

Traitement numérique

- Rectification et lissage (RMS ou enveloppe) pour visualiser l'intensité musculaire.
- Normalisation et prétraitement avant l'extraction des caractéristiques et la classification des gestes.

La Figure I.2 présente le schéma bloc de la chaîne d'acquisition du signal EMG, regroupant les différentes étapes allant du capteur à la conversion numérique et au traitement du signal.

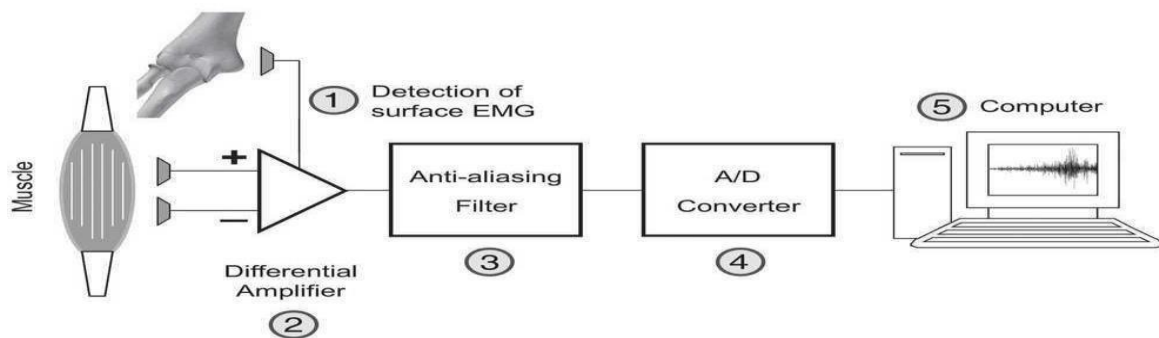


Figure I.2 : Schéma bloc du système d'acquisition du signal EMG [9].

Une bonne maîtrise de cette chaîne d'acquisition est indispensable pour garantir des mesures fiables, réduire le bruit et permettre un contrôle précis des systèmes prothétiques et des interfaces neuronales.

I.5 Anatomie fonctionnelle du bras et avant bras

Le bras humain est constitué de structures musculaires organisées en compartiments distincts, chacun jouant un rôle fonctionnel précis dans la mobilité du membre supérieur. La compréhension de cette organisation anatomique est fondamentale dans le cadre des systèmes

de reconnaissance gestuelle basés sur les signaux électromyographiques (EMG) [10], car l'activité électrique enregistrée dépend directement de la contraction musculaire.

I.5.1 Muscles du compartiment antérieur (fléchisseurs)

Les muscles du compartiment antérieur du bras sont principalement responsables de la flexion du coude, de la supination de l'avant-bras et de la stabilisation de l'articulation de l'épaule.

a. Biceps brachial

Le biceps brachial est un muscle bi-articulaire composé de deux chefs (long et court).

Il prend son origine au niveau de la scapula et s'insère sur la tubérosité radiale. Il assure principalement la flexion du coude et la supination de l'avant-bras.

En analyse EMG, le biceps génère un signal électrique distinct lors des mouvements de flexion ou de préhension. Son activité est particulièrement exploitable pour l'identification des gestes impliquant la prise d'objets ou la rotation du poignet.

b. Muscle brachial

Situé en profondeur sous le biceps, le muscle brachial prend son origine sur la face antérieure de l'humérus et s'insère sur la tubérosité ulnaire. Il constitue le principal fléchisseur du coude et reste actif indépendamment de la position de l'avant-bras.

Sur le plan électromyographique, son signal est important pour la quantification de la force de flexion et l'analyse des mouvements répétitifs.

c. Muscle coracobrachial

Le muscle coracobrachial s'étend du processus coracoïde de la scapula jusqu'à la face médiale de l'humérus. Il participe à la flexion et à l'adduction de l'épaule et contribue à la stabilisation de l'articulation lors des mouvements combinés du bras.

En enregistrement EMG, son activation est modérée mais significative lors des mouvements impliquant une élévation ou un déplacement horizontal du bras.

I.5.2 Muscles du compartiment postérieur (extenseur)

Le compartiment postérieur est principalement constitué du muscle triceps brachial, responsable de l'extension du coude et de l'équilibre fonctionnel face aux muscles fléchisseurs.

a. Triceps brachial

Le triceps brachial est composé de trois chefs (long, latéral et médial). Il prend origine sur la scapula et l'humérus et s'insère sur l'olécrâne de l'ulna. Son rôle principal est l'extension du coude, essentielle pour les mouvements de poussée et de propulsion.

Dans les systèmes basés sur l'EMG, le signal du triceps permet d'identifier les phases d'extension et de différencier ces mouvements de ceux produits par les muscles fléchisseurs. Une bonne séparation entre ces signaux améliore la précision de la reconnaissance gestuelle.

I.5.3 Compartiments musculaires de l'avant-bras

L'avant-bras regroupe plusieurs muscles responsables des mouvements du poignet et des doigts. Ces muscles jouent un rôle essentiel dans les systèmes de reconnaissance gestuelle

basés sur les signaux EMG, car ils génèrent directement les activités musculaires associées aux différents gestes de la main.

a. **Fléchisseurs de l'avant-bras**

Les muscles fléchisseurs sont localisés principalement dans la loge antérieure de l'avant-bras. Ils permettent la fermeture des doigts lors des mouvements de préhension.

Parmi les principaux muscles fléchisseurs figurent le **fléchisseur radial du carpe**, le **fléchisseur ulnaire du carpe** et le **fléchisseur superficiel des doigts**. Leur activité musculaire est fortement sollicitée lors des gestes de fermeture de la main et de saisie d'objets.

Les signaux EMG issus de ces muscles présentent généralement une augmentation significative de leur amplitude lors des contractions volontaires, ce qui facilite leur détection et leur exploitation dans les systèmes de commande myoélectrique.

b. **Extenseurs de l'avant-bras**

Les muscles extenseurs sont situés principalement dans la loge postérieure de l'avant-bras. Ils assurent l'extension du poignet et l'ouverture des doigts.

Les principaux muscles de ce groupe sont l'**extenseur commun des doigts**, l'**extenseur radial du carpe** et l'**extenseur ulnaire du carpe**. Leur activation est particulièrement importante lors des mouvements d'ouverture de la main et de relâchement des objets.

Dans les applications EMG, les signaux produits par ces muscles permettent de différencier efficacement les gestes d'extension de ceux impliquant une flexion ou une préhension.

c. **Importance de l'avant-bras dans l'acquisition EMG**

Dans les systèmes de commande de mains prothétiques, les électrodes de surface sont généralement placées au niveau de l'avant-bras, où se concentrent les muscles responsables des mouvements des doigts et du poignet. Cette localisation permet d'obtenir des signaux EMG riches en informations et directement liés aux gestes à reconnaître.

L'étude anatomique de l'avant-bras constitue donc une étape importante pour le choix du positionnement des électrodes et pour l'amélioration des performances de reconnaissance gestuelle.

I.5.4 Coordination fonctionnelle et implication pour l'EMG

La réalisation de mouvements fluides repose sur une coordination harmonieuse entre les muscles fléchisseurs et l'extenseur du bras. Cette coordination est fondamentale dans le cadre du contrôle des prothèses myoélectriques et des systèmes de reconnaissance des gestes de la main. Dans les systèmes EMG, cette organisation anatomique permet :

- Une meilleure séparation des signaux entre flexion et extension, réduisant le phénomène de *cross-talk* entre muscles voisins.
- Une reconnaissance plus fiable des gestes complexes tels que la préhension, le relâchement et les mouvements combinés.

- Une optimisation du placement des électrodes, en positionnant les capteurs sur les ventres musculaires afin de maximiser l'amplitude du signal et minimiser les interférences.

Ainsi, cette analyse anatomique constitue la base théorique nécessaire pour l'optimisation du système d'acquisition et de classification des signaux EMG utilisé dans le cadre du pilotage d'une main prothétique intelligente.

La Figure I.3 illustre l'anatomie fonctionnelle des muscles du membre supérieur impliqués dans l'acquisition des signaux EMG, mettant en évidence les groupes musculaires de l'avant-bras exploités pour la reconnaissance gestuelle.

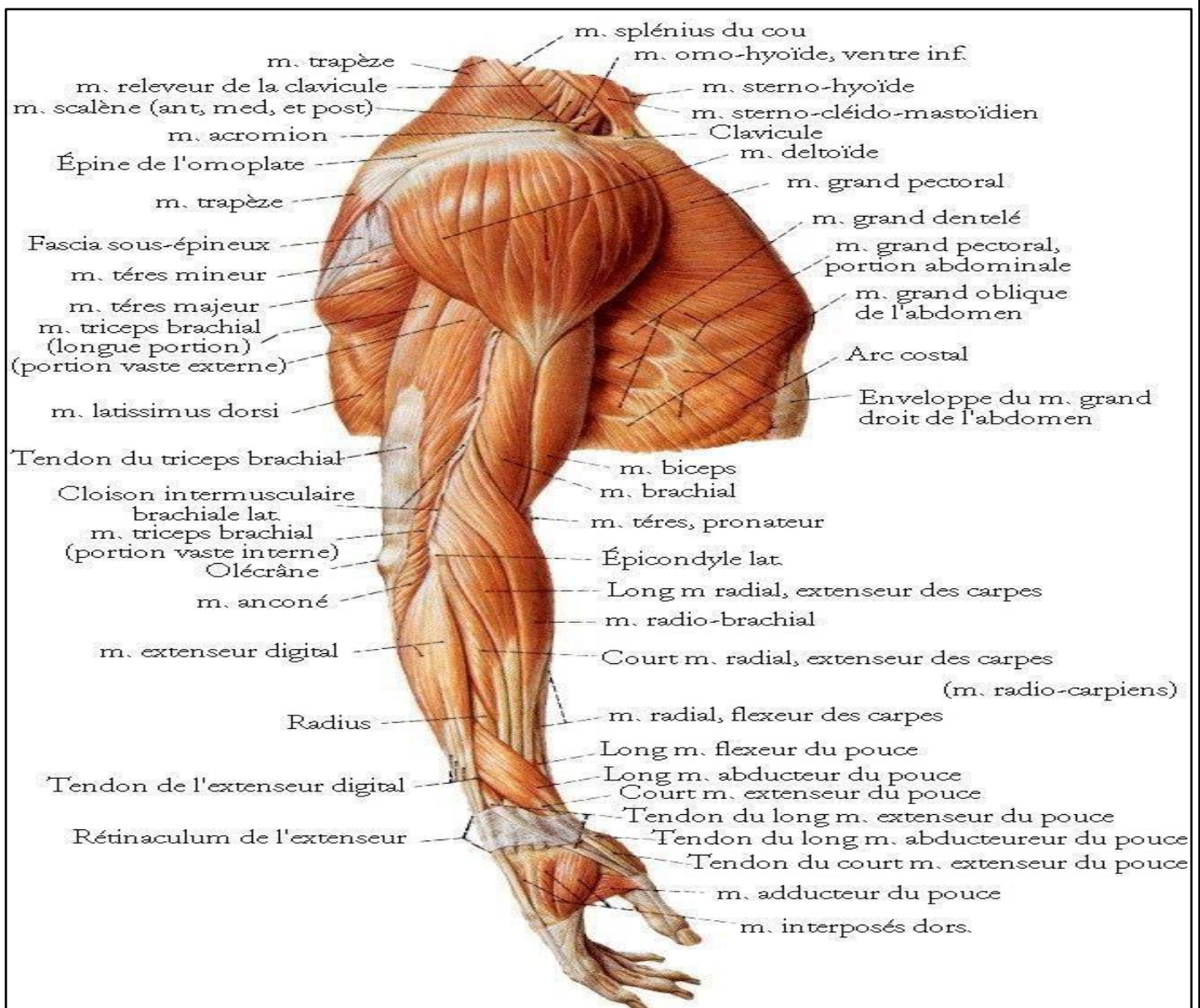


Figure I.3 : Anatomie fonctionnelle des muscles du membre supérieur impliqués dans l'acquisition des signaux électromyographiques (EMG) [10].

I.6 Placement des électrodes EMG pour la reconnaissance des gestes

Le placement des électrodes EMG constitue une étape cruciale dans la chaîne d'acquisition des signaux destinés à la reconnaissance des gestes. La qualité du signal, la discrimination des mouvements et la stabilité du système dépendent directement de la position des capteurs [12].

Cette étape repose sur l'analyse anatomique présentée en I.5, couvrant tout le bras : biceps, brachial, coracobrachial, triceps, fléchisseurs et extenseurs de l'avant-bras.

I.6.1 Configurations de placement des électrodes

a. Configuration circulaire autour du bras et de l'avant-bras

Dans cette approche, plusieurs électrodes sont disposées autour du bras et de l'avant-bras à intervalles réguliers pour capter l'activité des différents groupes musculaires (fléchisseurs et extenseurs).

- Montage bipolaire : mesure la différence de potentiel entre deux points proches sur la surface musculaire.
- Électrode de référence : placée sur une zone osseuse neutre pour assurer une mesure stable.
- Avantages : couverture globale de l'activité musculaire.
- Limites : risque accru de cross-talk entre muscles voisins, pouvant affecter la précision de la classification des gestes.

b. Configuration spécifique (ciblée)

Les électrodes sont positionnées directement sur les muscles identifiés en I.5, tels que :

- Biceps brachial, muscle brachial, coracobrachial
- Triceps brachial
- Fléchisseurs et extenseurs de l'avant-bras

Avantages :

- Isolation précise des signaux musculaires ciblé
- Réduction des interférences provenant des muscles voisins
- Stabilité et précision accrues du signal
- Amélioration de la performance des algorithmes de reconnaissance des gestes

Cette configuration est la plus adaptée pour les systèmes de reconnaissance gestuelle.

c. Configuration en grille (High-Density EMG – HD-EMG)

L'HD-EMG utilise un réseau dense d'électrodes sur le bras et l'avant-bras. Permet une cartographie détaillée de l'activité musculaire et l'analyse spatiale des unités motrices. Utilisée surtout dans la recherche, car elle nécessite :

- Un grand nombre de capteurs
- Un système d'acquisition avancé
- Une capacité de traitement importante

Limite : rarement utilisée dans des systèmes portables pour la reconnaissance gestuelle en conditions réelles.

I.6.1 Électrode de référence

L'électrode de référence stabilise le signal EMG et assure une mesure différentielle fiable

- Placement : sur une proéminence osseuse neutre (radius ou ulna).
- Fixation : stable pour éviter les variations de contact.
- Pré-gélifiée : pour réduire l'impédance et améliorer la qualité du signal.

Un positionnement correct réduit le bruit et améliore la précision de la détection des gestes.

La Figure I.4 présente les différentes configurations d'emplacement de l'électrode de référence, dont le positionnement correct est essentiel pour garantir la qualité et la fiabilité du signal EMG enregistré.

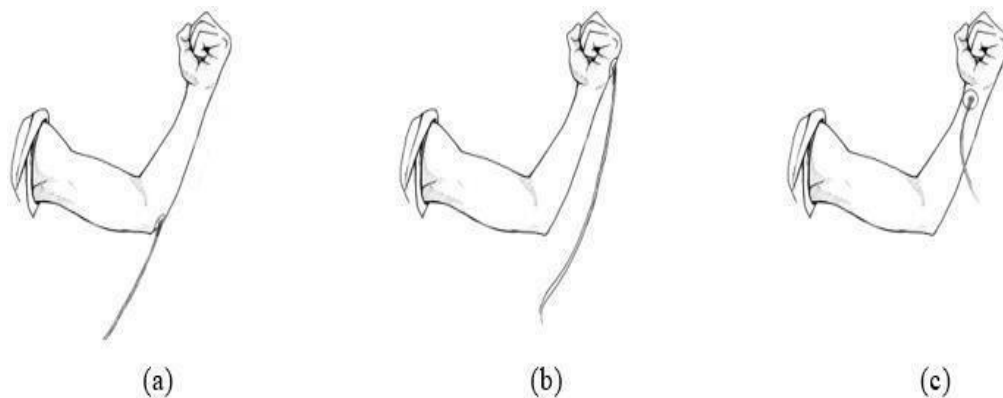


Figure I.4 : Illustrations de l'emplacement de l'électrode de référence [11]

Choix optimal pour la reconnaissance des gestes

La configuration spécifique avec placement ciblé sur les muscles identifiés en I.5 est retenue :

- Signaux musculaires plus précis et discriminés
- Réduction du cross-talk
- Amélioration de la performance des algorithmes de classification
- Stabilité accrue du système lors de l'enregistrement

L'électrode de référence est positionnée sur une zone osseuse stable, garantissant une mesure fiable durant toute l'acquisition EMG.

I.7 Effet Cross talk et prétraitement des signaux EMG

I.7.1 Définition de l'effet Cross talk

En électromyographie de surface (sEMG), l'effet cross talk correspond à la présence

dans le signal mesuré de composantes provenant de muscles voisins du muscle ciblé [12]. Lorsqu'une électrode est placée sur un muscle donné, elle peut capter non seulement l'activité électrique de ce muscle, mais aussi celle des muscles adjacents.

Ce phénomène est particulièrement fréquent au niveau de l'avant-bras, où les muscles fléchisseurs et extenseurs sont très proches les uns des autres. Le cross talk peut donc perturber l'interprétation du signal EMG et diminuer la précision du système de commande d'une main prothétique.

I.7.2 Causes principales du Cross talk

Plusieurs facteurs peuvent augmenter l'apparition du cross talk :

- Proximité des muscles

Les muscles de l'avant-bras sont fortement regroupés dans un espace réduit. L'activité électrique d'un muscle peut ainsi se propager à travers les tissus et être captée par une électrode placée sur un muscle voisin.

- Placement incorrect des électrodes

Un mauvais positionnement des électrodes, notamment près des bords du muscle ou trop proche d'un autre muscle actif, augmente le risque d'interférences entre les signaux.

- Caractéristiques des électrodes

La taille des électrodes et la distance inter-électrodes influencent la zone musculaire enregistrée. Une distance inter-électrodes trop grande augmente la surface de détection et peut favoriser l'apparition du cross talk. Pour les muscles de l'avant-bras, une distance inter-électrodes d'environ 20 mm est généralement utilisée afin d'obtenir un bon compromis entre amplitude du signal et réduction des interférences.

I.7.3 Conséquences sur le signal EMG

L'effet cross talk peut avoir plusieurs conséquences sur la qualité du signal EMG :

- Diminution de la précision de la reconnaissance des gestes.
- Difficulté à distinguer l'activation de muscles différents.
- Perturbation du pilotage de la main prothétique.
- Augmentation du bruit dans le signal mesuré.

Dans un système de commande myoélectrique, ces erreurs peuvent entraîner des mouvements incorrects ou instables de la prothèse.

I.7.4 Méthodes de réduction et prétraitement des signaux EMG

Placement précis et montage bipolaire

Pour réduire l'effet cross talk, les électrodes doivent être placées au centre du ventre musculaire et alignées avec la direction des fibres musculaires. Cette disposition permet de capter principalement l'activité du muscle ciblé.

Le montage bipolaire est généralement utilisé pour améliorer la qualité du signal. Le signal EMG final correspond à la différence entre les tensions mesurées par deux électrodes proches

$$EMG(t) = V_1(t) - V_2(t) \quad (I.3)$$

Où $V_1(t)$ et $V_2(t)$ représentent les tensions mesurées par la paire d'électrodes.

Ce montage permet de réduire les interférences électriques et les signaux provenant des muscles voisins.

I.8 Applications cliniques et biomédicales

Les signaux EMG constituent une source d'information directe sur l'activité musculaire volontaire et sont essentiels pour le diagnostic, la rééducation, le pilotage de prothèses et le développement d'interfaces homme-machine. Leur exploitation permet de relier le contrôle musculaire à des systèmes biomédicaux ou technologiques de manière fiable et précise, améliorant la précision, la réactivité et l'autonomie des dispositifs utilisés [2].

I.8.1 Diagnostic et suivi neuromusculaire

L'EMG est un outil fondamental pour évaluer la santé musculaire et nerveuse. Elle permet de détecter différents dysfonctionnements et pathologies neuromusculaires, tels que les dystrophies, les neuropathies ou les paralysies partielles. En suivant l'activation musculaire lors de mouvements spécifiques, l'EMG offre une mesure objective de la fonction musculaire, indispensable pour planifier et adapter les protocoles de rééducation.

De plus, le suivi régulier de l'activité musculaire permet d'observer la récupération fonctionnelle après une lésion ou une chirurgie et d'adapter les exercices et les programmes thérapeutiques selon la progression individuelle du patient. L'EMG offre également la possibilité de surveiller la fatigue musculaire et les compensations, contribuant à des interventions plus personnalisées et efficaces.

I.8.2 Rééducation motrice et robotique médicale

Dans le domaine de la rééducation, les signaux EMG sont utilisés pour guider et assister les mouvements du patient. Les gants motorisés et les exosquelettes détectent l'activation des muscles résiduels et permettent d'accompagner la flexion et l'extension des doigts dès les premières séances, facilitant ainsi la récupération fonctionnelle.

L'EMG fournit des données quantitatives précises sur la force, la coordination et la progression musculaire, permettant aux dispositifs robotiques de s'adapter à chaque utilisateur. Cette personnalisation optimise l'efficacité de la rééducation, en offrant un soutien proportionnel à la capacité musculaire réelle et en accélérant la récupération fonctionnelle.

I.8.3 Commande et pilotage de prothèses myoélectriques

L'EMG est également la base du contrôle des prothèses myoélectriques. Chaque mouvement de la main — ouverture, fermeture peut être associé à l'activation d'un ou plusieurs muscles spécifiques de l'avant-bras.

Un placement précis des électrodes, combiné à des algorithmes de traitement du signal et de reconnaissance des gestes, permet un pilotage intuitif et réactif. Cela réduit le crosstalk et garantit que chaque mouvement enregistré correspond exactement à l'intention réelle de l'utilisateur, améliorant considérablement l'autonomie et la fluidité du contrôle.

1.8.4 Interfaces homme-machine (IHM)

Les signaux EMG servent de pont direct entre le système nerveux et les dispositifs électroniques. Ils permettent de contrôler ordinateurs, robots ou systèmes domotiques par la contraction musculaire, sans nécessiter de mouvements artificiels supplémentaires.

Dans le cadre de la commande d'une main prothétique, l'EMG agit comme une interface naturelle entre l'intention motrice et l'action mécanique, offrant une interaction intuitive et immédiate, essentielle pour la précision et la rapidité des gestes.

1.8.5 Analyse de la fatigue musculaire et ergonomie

L'EMG permet également de mesurer la fatigue musculaire et de l'intégrer dans la conception de dispositifs ou dans la planification des rééducations. L'amplitude et la fréquence du signal EMG sont surveillées lors de contractions répétitives, permettant de détecter l'apparition de fatigue et d'adapter les exercices ou les pauses.

Cette analyse contribue également à l'optimisation ergonomique des prothèses et des outils biomédicaux, en réduisant le risque de surcharges musculaires, d'inconfort ou de blessures, tout en améliorant l'efficacité fonctionnelle de l'utilisateur.

1.8.6 Perspectives et évolutions technologiques

Les applications de l'EMG continuent de se développer rapidement. Les algorithmes deviennent plus précis et adaptatifs, améliorant la reconnaissance gestuelle et le contrôle des prothèses. Les dispositifs robotiques et prothétiques gagnent en légèreté, réactivité et connectivité, offrant une utilisation plus confortable et naturelle.

À l'avenir, l'intégration de l'intelligence artificielle et des interfaces neuronales directes pourrait permettre une rééducation encore plus personnalisée et des systèmes de commande plus intuitifs, tout en conservant la portabilité et la praticité des dispositifs pour les utilisateurs au quotidien.

1.9 État de l'art

La reconnaissance des gestes de la main à partir des signaux électromyographiques (EMG) constitue aujourd'hui un axe majeur de recherche dans le domaine des interfaces homme-machine et du contrôle des prothèses myoélectriques. Ces systèmes visent à traduire l'activité musculaire résiduelle en commandes exploitables pour piloter une main artificielle de manière naturelle et intuitive.

Entre 2021 et 2026, de nombreux travaux ont porté sur l'amélioration de la précision de classification tout en cherchant à réduire la complexité matérielle afin de rendre les solutions compatibles avec des systèmes embarqués.

En 2021, Phinyomark et al. (Thaïlande) ont étudié l'optimisation des caractéristiques temporelles classiques telles que MAV, RMS, WL, ZC et SSC combinées à un classifieur SVM. Les résultats ont montré qu'une sélection pertinente de ces caractéristiques permet d'obtenir une précision élevée avec un coût computationnel réduit, ce qui rend cette approche adaptée aux systèmes embarqués légers. Cependant, ces caractéristiques restent sensibles au bruit du signal EMG et aux variations liées au placement des électrodes ou aux différences physiologiques entre les utilisateurs, ce qui peut limiter la robustesse du système dans certaines conditions réelles [13].

En 2022, Zhang et al. (Chine) ont proposé un modèle hybride CNN-LSTM capable d'extraire automatiquement les caractéristiques spatio-temporelles des signaux EMG. Cette architecture a permis d'améliorer la précision de reconnaissance pour plusieurs gestes complexes. Néanmoins, ce type de modèle nécessite une puissance de calcul et une mémoire importantes, ce qui limite son implémentation directe sur des systèmes embarqués tels que les microcontrôleurs utilisés dans les prothèses myoélectriques [14].

En 2023, Chen et al. (USA) ont introduit une approche multimodale basée sur la fusion des signaux EMG et IMU afin d'améliorer la robustesse du système face aux variations de posture et aux perturbations externes. Les résultats ont montré que l'intégration de plusieurs sources d'information permet d'augmenter la stabilité et la précision de la reconnaissance des gestes. Cependant, cette stratégie augmente la complexité matérielle et le coût du système en raison de l'utilisation de capteurs supplémentaires [15].

En 2024, Prabhavathy et al. (Inde) ont proposé une méthode combinant la décomposition fréquentielle variationnelle (VMD) avec une architecture CNN-LSTM pour la classification de gestes complexes à partir des signaux EMG. Cette approche a permis d'obtenir une performance élevée en termes de précision. Toutefois, la combinaison de ces techniques nécessite un temps de calcul important, ce qui peut limiter son utilisation dans des applications embarquées en temps réel [16].

Plus récemment, en 2025, Montecinos et al. (Espagne) ont analysé l'impact du nombre de canaux EMG et du temps d'acquisition sur la performance des systèmes de reconnaissance gestuelle. Leur étude a montré qu'un nombre réduit de canaux peut rester performant si le positionnement des électrodes est correctement optimisé et si les caractéristiques extraites sont pertinentes. Cependant, cette approche nécessite une phase de calibration précise pour chaque utilisateur afin de garantir la fiabilité du système [17].

Dans l'ensemble, les travaux récents montrent que la reconnaissance des gestes à partir des signaux EMG constitue une approche efficace pour le contrôle des prothèses myoélectriques.

Plusieurs méthodes ont été proposées, allant des techniques classiques basées sur l'extraction de caractéristiques temporelles et la classification par SVM ou KNN, jusqu'aux approches plus complexes utilisant le deep learning comme CNN et LSTM. Toutefois, l'implémentation de ces modèles profonds dans des systèmes embarqués reste un défi en raison des contraintes de calcul et de mémoire, ce qui limite leur utilisation dans les systèmes embarqués légers destinés aux prothèses portables.

Par ailleurs, certaines recherches ont introduit la fusion de plusieurs capteurs afin d'améliorer la robustesse du système, mais cela augmente également la complexité matérielle et le coût global du dispositif. Ainsi, plusieurs études récentes soulignent l'importance de trouver un compromis entre la précision de la reconnaissance, la simplicité du système et la possibilité d'implémentation en temps réel.

Malgré ces avancées, l'application de ces solutions dans un contexte réel reste confrontée à des contraintes pratiques spécifiques, notamment dans le cadre local algérien.

I.9.1 Situation et contraintes dans le contexte algérien

Lors de nos stages effectués au niveau des structures spécialisées telles que l'ONAPH, ainsi qu'à travers les discussions réalisées avec des patients amputés et des professionnels du domaine, plusieurs limites pratiques ont été identifiées concernant les prothèses actuellement utilisées en Algérie.

Les retours du terrain ont permis de mettre en évidence plusieurs problématiques importantes

- Le poids relativement élevé de certaines prothèses myoélectriques, entraînant une fatigue musculaire accrue et un inconfort lors d'une utilisation prolongée
- Des difficultés dans la reconnaissance des gestes et la stabilité du contrôle, notamment lors des variations de l'activité musculaire.
- Un contrôle de la force insuffisamment précis, rendant certaines manipulations délicates, en particulier lors de la saisie d'objets fragiles ou de différentes tailles.
- Le coût très élevé des prothèses myoélectriques intelligentes importées, ce qui limite fortement leur accessibilité pour une grande partie des patients.
- L'utilisation fréquente de prothèses esthétiques, qui sont légères et visuellement réalistes mais qui ne permettent pas un contrôle actif des gestes ni une interaction fonctionnelle avancée avec l'environnement.
- Une phase d'apprentissage parfois longue pour les utilisateurs, car la maîtrise d'une main myoélectrique dépend fortement de la précision du système de reconnaissance et de la qualité du retour d'information fourni au patient.

Ces observations mettent en évidence un décalage entre certaines solutions technologiques avancées proposées dans la littérature et les contraintes réelles rencontrées dans le contexte algérien. Elles soulignent ainsi la nécessité de développer des prototypes optimisés combinant faible coût, légèreté structurelle, précision de reconnaissance et contrôle plus fiable de la force, afin de mieux répondre aux besoins des utilisateurs.

Dans le contexte algérien, où la majorité des prothèses disponibles sont importées, coûteuses et parfois peu adaptées aux besoins des patients, ce travail vise également à proposer une solution expérimentale plus accessible, légère et basée sur des technologies électroniques

disponibles localement.

Dans cette perspective, notre travail propose un système de reconnaissance des gestes basé sur les signaux EMG utilisant des caractéristiques temporelles pertinentes telles que MAV, ZC, SSC, RMS et WL, combinées à des classifieurs tels que SVM, KNN et ANN. Le système exploite 6 canaux EMG et intègre également un capteur de force afin d'améliorer le contrôle de la préhension. L'architecture matérielle repose sur un microcontrôleur permettant une implémentation embarquée et un fonctionnement en temps réel. L'objectif est de développer un prototype de main prothétique capable de reconnaître neuf gestes fonctionnels tout en restant léger, accessible et adapté aux contraintes des utilisateurs.

Le tableau ci-dessous présente une analyse comparative synthétique des travaux existants ainsi que le positionnement de notre projet par rapport aux approches proposées dans la littérature.

Auteur / Année	Pays	Approche proposée	Nombre de gestes testés	Architecture / Matériel	Limites techniques identifiées	Positionnement par rapport à notre projet	Impact sur la performance embarquée
Phinyomark (2021)	Thaïlande	Caractéristiques temporelles + SVM	6 à 10	Système expérimental basé sur PC	Absence de fusion multi-capteurs	Fusion EMG + capteur de force (FSR)	Meilleur contrôle en temps réel
Zhang (2022)	Chine	CNN-LSTM (Deep Learning)	8 à 15	Architecture nécessitant GPU	Forte complexité computationnelle	Classifieurs plus légers adaptés à l'embarqué	Compatible microcontrôleur améliorée
Chen (2023)	USA	Fusion multimodale EMG-IMU	6 à 12	Système multi-capteurs	Complexité matérielle élevée	Fusion simplifiée EMG-FSR	Réduction coût et consommation
Prabhavathy (2024)	Inde	VMD + CNN-LSTM	10	Calcul intensif	Difficulté implémentation temps réel	Architecture optimisée embarquée	Réponse rapide temps réel
Montecinos (2025)	Espagne	Analyse nombre de canaux + SVM	6	Multi-canaux	Étude expérimentale limitée	5 canaux EMG optimisés	Reconnaissance fiable gestes fréquents

Tableau I.2 : Analyse comparative des approches de reconnaissance gestuelle et contribution de notre projet [13] – [17].

I.10 Conclusion

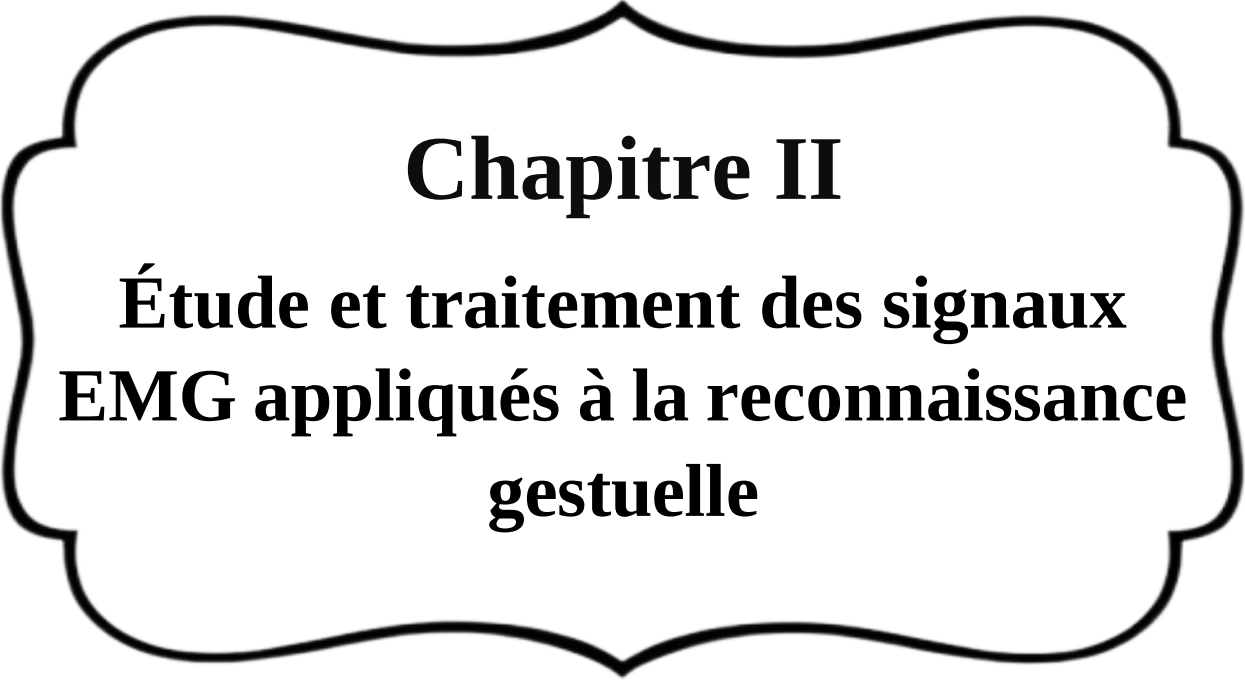
Dans ce chapitre, nous avons présenté les bases essentielles permettant de comprendre les signaux électromyographiques (EMG), depuis leur origine physiologique au niveau des unités motrices jusqu'à leurs caractéristiques électriques et spectrales. Nous avons également mis en évidence l'importance des méthodes d'acquisition, du choix des électrodes et de la chaîne de conditionnement du signal, éléments déterminants pour obtenir des mesures fiables et exploitables. L'analyse de l'anatomie fonctionnelle de l'avant-bras et des stratégies de placement des électrodes a permis de souligner l'impact direct du positionnement sur la qualité du signal et sur la réduction du phénomène de cross talk. Ces aspects sont essentiels

dans le cadre de la reconnaissance des gestes et du pilotage d'une main prothétique. Enfin, les différentes applications cliniques et technologiques étudiées confirment que l'EMG constitue un outil central en génie biomédical, notamment pour le contrôle myoélectrique des prothèses. Ce chapitre fournit ainsi une base théorique cohérente et indispensable pour aborder, dans la suite du mémoire, la mise en œuvre pratique du système proposé et le développement de l'algorithme de classification des gestes.

Bibliographie

- [1] J. V. Basmajian and C. J. De Luca, *Muscles Alive: Their Functions Revealed by Electromyography*, 5th ed. Baltimore, MD, USA: Williams & Wilkins, 1985.
- [2] D. Farina, N. Jiang, H. Rehbaum, A. Holobar, B. Graimann, H. Dietl, and O. C. Aszmann, “The extraction of neural information from the surface EMG for the control of upper-limb prostheses,” *IEEE Reviews in Biomedical Engineering*, vol. 7, pp. 121–135, 2014.
- [3] R. Merletti and P. Parker, *Electromyography: Physiology, Engineering and Non-Invasive Applications*. Hoboken, NJ, USA: Wiley-IEEE Press, 2004.
- [4] C. J. De Luca, “The use of surface electromyography in biomechanics,” *Journal of Applied Biomechanics*, vol. 13, no. 2, pp. 135–163, 1997.
- [5] R. Merletti and D. Farina, *Surface Electromyography: Physiology, Engineering, and Applications*. Hoboken, NJ, USA: Wiley-IEEE Press, 2016.
- [6] B. Hudgins, P. Parker, and R. N. Scott, “A new strategy for multifunction myoelectric control,” *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 40, no. 1, pp. 82–94, 1993.
- [7] S. Day, “Important factors in surface EMG measurement,” *Bortec Biomedical Ltd.*, Calgary, Canada, Tech. Rep., 2002.
- [8] C. Disselhorst-Klug, T. Schmitz-Rode, and G. Rau, “Surface electromyography and muscle force: limits in sEMG–force relationship and new approaches for applications,” *Clinical Biomechanics*, vol. 24, no. 3, pp. 225–235, 2009.
- [9] S. C. B. Loeb and J. Gans, *Electromyography for Experimentalists*. Chicago, IL, USA: University of Chicago Press, 1986.
- [10] K. Moore, A. Dalley, and A. Agur, *Clinically Oriented Anatomy*, 7th ed. Philadelphia, PA, USA: Lippincott Williams & Wilkins, 2014.
- [11] H. J. Hermens et al., “Development of recommendations for SEMG sensors and sensor placement procedures,” *Journal of Electromyography and Kinesiology*, vol. 10, no. 5, pp. 361–374, 2000.

- [12] D. Farina, R. Merletti, and R. M. Enoka, "The extraction of neural strategies from the surface EMG," *Journal of Applied Physiology*, vol. 96, no. 4, pp. 1486–1495, 2004.
- [13] A. Phinyomark, P. Phukpattaranont, and C. Limsakul, "Feature reduction and selection for EMG signal classification," *Expert Systems with Applications*, vol. 39, no. 8, pp. 7420–7431, 2021.
- [14] X. Zhang, Q. Chen, and Y. Wang, "Deep learning-based hand gesture recognition using EMG signals with CNN-LSTM architecture," *IEEE Access*, vol. 10, pp. 45812–45822, 2022.
- [15] Y. Chen, L. Zhang, and H. Liu, "Multimodal fusion of EMG and IMU signals for robust hand gesture recognition," *Sensors*, vol. 23, no. 4, pp. 1–15, 2023.
- [16] R. Prabhavathy, S. Rajasekaran, and M. Kumar, "Hand gesture recognition using VMD-CNN-LSTM model based on surface EMG signals," *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 90, 2024.
- [17] J. Montecinos, A. Martinez, and P. Garcia, "Effect of EMG channel number and acquisition time on hand gesture recognition performance," *IEEE Access*, vol. 13, pp. 21540–21551, 2025.



Chapitre II

Étude et traitement des signaux EMG appliqués à la reconnaissance gestuelle

II.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous présentons les principales étapes d'analyse et de traitement des signaux électromyographiques (EMG) utilisées dans les systèmes de reconnaissance gestuelle. Les signaux EMG fournissent des informations importantes sur l'activité musculaire ; toutefois, leur nature complexe et variable nécessite l'utilisation de méthodes de traitement adaptées afin d'extraire des informations fiables et exploitables [1].

Nous commencerons par étudier la nature et la variabilité du signal EMG. En effet, ces signaux se caractérisent par une forte non-stationnarité ainsi que par des variations liées aux différences physiologiques entre individus et à l'état musculaire, notamment la fatigue. La compréhension de ces caractéristiques est essentielle pour assurer une interprétation correcte des signaux EMG [3].

Ensuite, nous aborderons les différentes techniques de prétraitement du signal EMG. Cette étape est indispensable pour améliorer la qualité du signal en réduisant les perturbations et les bruits indésirables. Les principales méthodes étudiées comprennent le filtrage analogique et numérique, la suppression des interférences électriques, ainsi que les opérations de rectification et de lissage. La segmentation du signal en fenêtres temporelles sera également présentée, car elle permet une analyse locale du signal adaptée aux applications de reconnaissance gestuelle [7].

Après le prétraitement, nous présenterons les méthodes d'extraction des caractéristiques, qui permettent de représenter les signaux EMG sous forme de paramètres significatifs. Les caractéristiques temporelles, fréquentielles et temps-fréquence seront décrites, ainsi que les méthodes de sélection des caractéristiques les plus pertinentes afin d'améliorer les performances des systèmes de reconnaissance [9].

Enfin, nous aborderons les principales méthodes de classification utilisées pour la reconnaissance des gestes à partir des signaux EMG. Les approches traditionnelles telles que les méthodes des plus proches voisins et les machines à vecteurs de support seront présentées, ainsi que les approches basées sur les réseaux de neurones artificiels et les techniques d'apprentissage profond. Une comparaison générale des différentes méthodes permettra de mettre en évidence leurs avantages et leurs limites [16].

Ce chapitre a ainsi pour objectif de présenter les bases théoriques nécessaires à l'analyse et à la reconnaissance des gestes à partir des signaux EMG.

II.2 Nature et variabilité du signal EMG pour la reconnaissance gestuelle

L'étude de l'activité électrique des muscles permet de mieux comprendre les mouvements humains et constitue la base des systèmes de reconnaissance gestuelle. Les signaux EMG, qui reflètent les variations de potentiel électrique lors des contractions musculaires, présentent une grande complexité en raison de leur origine physiologique multiple [1]. Cette section décrit les principales caractéristiques de ces signaux et les facteurs qui influencent leur variabilité, indispensables à la conception de systèmes fiables et robustes.

II.2.1 Non-stationnarité du signal

Le signal EMG est fondamentalement non-stationnaire, ce qui signifie que ses propriétés statistiques, telles que l'amplitude ou la distribution fréquentielle, évoluent dans le temps [3]. Cette non-stationnarité est provoquée par plusieurs facteurs :

- La dynamique des contractions musculaires, qui varie en intensité et en durée.
- L'activation neuronale irrégulière des fibres musculaires.
- Les changements de posture ou de charge appliquée sur le muscle.

Pour gérer cette variabilité, les chercheurs utilisent des techniques d'analyse locales, telles que la segmentation en fenêtres temporelles, la transformée de Fourier courte durée (STFT) ou les méthodes temps-fréquence comme les ondelettes. Ces approches permettent de capturer les variations instantanées du signal et d'extraire des informations pertinentes pour la reconnaissance gestuelle [7].

II.2.2 Variabilité inter-individuelle

La variabilité inter-individuelle représente un défi majeur pour les systèmes EMG. Les différences physiologiques entre sujets, telles que la morphologie musculaire, l'épaisseur du tissu adipeux, la densité des fibres musculaires et le niveau de condition physique, influencent fortement l'amplitude et la forme des signaux enregistrés [6].

Par exemple, un même geste réalisé par deux individus peut produire des signaux EMG dont la puissance et le spectre fréquentiel diffèrent considérablement. Cette variabilité nécessite soit une calibration individuelle des systèmes, soit le recours à des algorithmes capables de généraliser les modèles de reconnaissance entre plusieurs utilisateurs.

II.2.3 Influence de la fatigue musculaire sur le signal EMG

La fatigue musculaire modifie également les caractéristiques des signaux EMG. Lorsqu'un muscle se fatigue :

- La conduction nerveuse change, entraînant une baisse de fréquence moyenne des signaux.
- L'amplitude du signal peut augmenter ou diminuer selon le type de contraction et la force exercée.
- Le spectre du signal se déplace vers des fréquences plus basses, un phénomène bien documenté dans la littérature scientifique [2].

Ces modifications peuvent impacter les performances des systèmes de reconnaissance gestuelle si elles ne sont pas prises en compte. Des méthodes d'adaptation dynamique ou de recalibration périodique permettent de maintenir une classification précise même en présence de fatigue.

La Figure II.1 présente la représentation temporelle d'un signal EMG brut, permettant d'observer la nature stochastique et les variations d'amplitude caractéristiques de l'activité musculaire enregistrée.

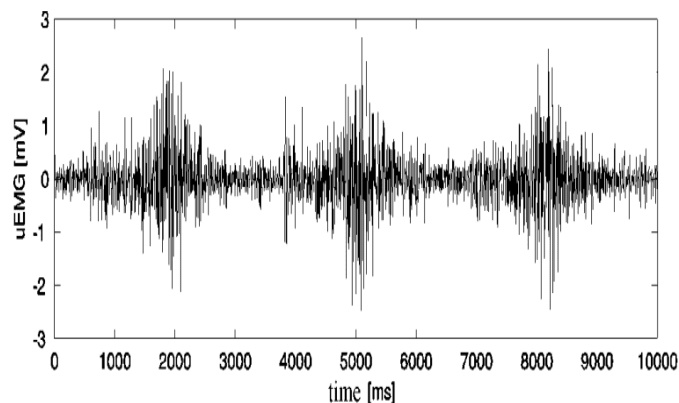


Figure II.1 : Représentation temporelle d'un signal EMG brut
(Raw EMG) [2].

II.3 Prétraitement du signal EMG

Le prétraitement du signal EMG est une étape indispensable avant toute analyse ou reconnaissance gestuelle. Les signaux bruts contiennent souvent des bruits et artefacts provenant des électrodes, de l'environnement électrique ou du mouvement du sujet, ce qui peut réduire la fiabilité des systèmes de reconnaissance [7]. Cette section présente les principales techniques utilisées pour améliorer la qualité des signaux EMG, permettant ainsi une extraction de caractéristiques plus précise.

II.3.1 Filtrage analogique et numérique

Avant toute analyse approfondie, le signal EMG doit être débarrassé des bruits et interférences qui peuvent altérer sa qualité. Le filtrage est l'étape clé pour obtenir un signal exploitable. On distingue deux types principaux : le filtrage analogique et le filtrage numérique [5].

Filtrage analogique : Il est appliqué dès la phase d'acquisition, directement au niveau des électrodes ou de l'amplificateur. Son rôle est de limiter les fréquences indésirables avant que le signal ne soit converti en numérique. Typiquement, un filtre passe-bas est utilisé pour supprimer le bruit haute fréquence, tandis qu'un filtre passe-haut élimine le drift ou les fluctuations lentes du signal.

Filtrage numérique : Après l'acquisition, le signal peut être traité par des filtres numériques plus précis. Ces filtres permettent de sélectionner le spectre utile du signal EMG, généralement compris entre **20 et 450 Hz**, afin de conserver les informations essentielles sur l'activité musculaire. On peut utiliser des filtres passe-bas, passe-haut ou passe-bande selon le besoin.

L'objectif de cette étape est d'obtenir un signal propre et stable, qui reflète fidèlement l'activité musculaire sans être perturbé par des bruits externes. Un bon filtrage est indispensable pour garantir la fiabilité des étapes suivantes, notamment l'extraction des caractéristiques et la classification des gestes.

II.3.2 Suppression du bruit et des artefacts

Même après filtrage, le signal EMG peut contenir des composantes indésirables qui perturbent l'analyse et l'extraction de caractéristiques. Ces perturbations peuvent provenir de sources électriques, mécaniques ou physiologiques, et leur suppression est essentielle pour garantir la fiabilité et la précision des systèmes de reconnaissance gestuelle [4].

a. Sources principales de bruit et d'artefacts :

1. Bruit secteur (50/60 Hz)

- Provient des interférences électriques liées aux installations et équipements environnants.
- Affecte la mesure du signal EMG, en particulier pour les signaux de faible amplitude.

2. Artefacts de mouvement

- Surviennent lorsque les électrodes se déplacent légèrement sur la peau, ou que le câble bouge pendant l'activité musculaire.
- Les contractions musculaires brusques ou les ajustements de posture peuvent aussi générer ce type d'artefacts.

3. Bruits de fond

- Incluent les perturbations provenant de l'équipement électronique, des amplificateurs ou des câbles, ainsi que les micro-bruits physiologiques non liés au muscle étudié.

b. Techniques de suppression

Pour améliorer la qualité du signal EMG, plusieurs méthodes de suppression du bruit peuvent être utilisées [6].

1. Filtre notch

- Conçu pour éliminer le bruit à une fréquence spécifique, généralement 50 Hz (ou 60 Hz selon le pays).
- Très efficace contre le bruit secteur, mais doit être utilisé avec précaution pour ne pas altérer les composantes du signal musculaire.

2. Filtrage adaptatif

- Technique dynamique qui ajuste ses paramètres en fonction du signal mesuré et du bruit détecté.
- Particulièrement utile pour les artefacts de mouvement ou les variations imprévues de l'environnement.

3. Filtrage spatial ou références croisées

- Utilise plusieurs électrodes pour détecter les composantes communes au bruit et les soustraire.
- Permet de conserver uniquement la composante spécifique à l'activité musculaire.

4. Lissage et moyenne mobile

- Supprime les fluctuations rapides et irrégulières qui ne sont pas liées à l'activation musculaire.
- Rend le signal plus stable, ce qui facilite l'extraction des caractéristiques comme le RMS ou le MAV.

5. Techniques avancées

- **Décomposition adaptative du signal (EMD, Wavelet)** pour isoler les composantes bruitées.
- **Filtrage combiné temps-fréquence** pour séparer le bruit ponctuel du signal utile.

La Figure II.2 illustre les étapes de prétraitement appliquées au signal EMG, en comparant le signal original, le signal bruité et le signal filtré afin de mettre en évidence l'efficacité des techniques de filtrage employées.

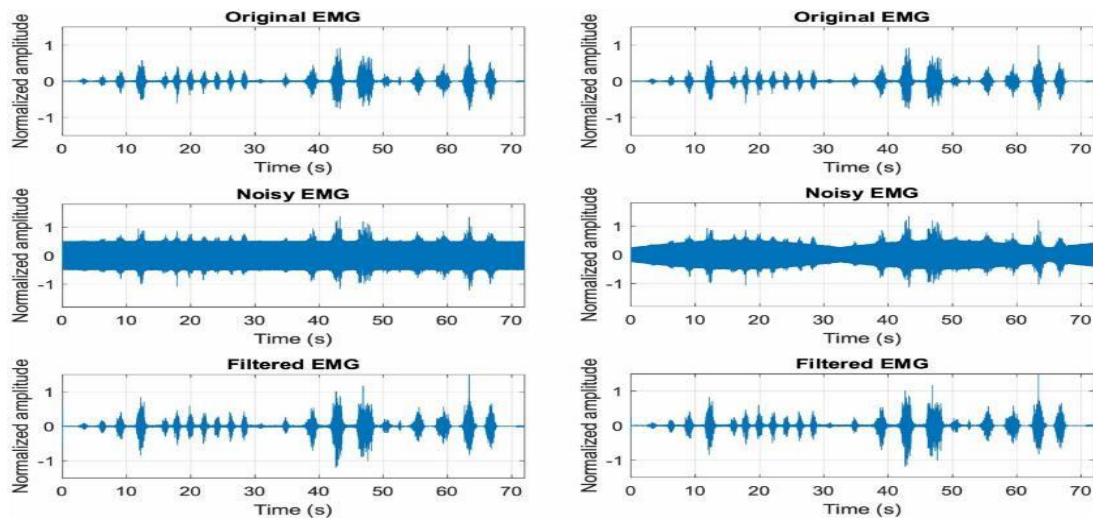


Figure II.2 : Étapes de prétraitement du signal EMG (Original, Bruité et Filtré) [7].

II.3.3 Rectification et lissage

Une fois le signal EMG filtré et débarrassé des bruits et artefacts, il reste encore bipolaire et très variable, ce qui rend son analyse directe difficile. Les étapes de rectification et de

lissage permettent de rendre le signal plus lisible et exploitable pour l'extraction de caractéristiques [1].

a. Rectification

La **rectification** consiste à prendre la valeur absolue du signal EMG, transformant les fluctuations négatives en valeurs positives.

- Cela facilite la mesure de l'**intensité musculaire**, car le signal unipolaire reflète mieux l'énergie globale du muscle.
- Deux types de rectification sont couramment utilisés :
 - a. **Rectification pleine onde (bidirectionnelle)**: toutes les valeurs sont rendues positives.
 - b. **Rectification demi-onde (unidirectionnelle)**: seules certaines portions du signal sont rectifiées, selon les besoins de l'analyse [6].

La Figure II.3 illustre le processus de rectification du signal EMG, en présentant les deux approches utilisées ' la rectification demi-onde et la rectification pleine onde' permettant de transformer le signal bipolaire en signal exploitable pour l'extraction des caractéristiques.

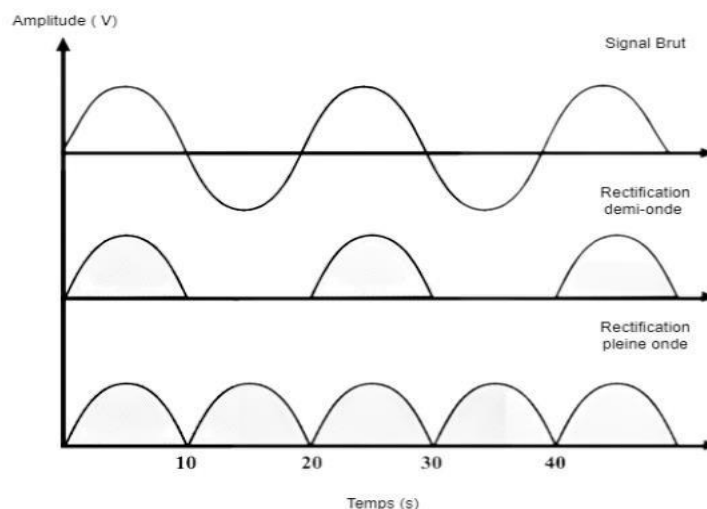


Figure II.3 : Processus de rectification du signal (demi-onde et pleine onde) [1].

b. Lissage

Le lissage du signal EMG a pour objectif de réduire les variations rapides et les pics ponctuels qui ne sont pas représentatifs de l'activité musculaire réelle [1], [7].

- Les techniques courantes incluent :
 1. **Moyenne mobile** : calcule la moyenne sur une petite fenêtre glissante du signal.
 2. **Filtre exponentiel ou Gaussien** : atténue les fluctuations tout en conservant la tendance générale.

- Le lissage permet de **visualiser clairement les phases d'activation musculaire**, ce qui est indispensable pour détecter les gestes ou calibrer des systèmes de pilotage de main prothétique.

En résumé, rectification et lissage sont des étapes simples mais essentielles qui transforment un signal EMG brut, complexe et bipolaire en un signal unipolaire et régulier, prêt pour les analyses quantitatives et l'extraction de caractéristiques.

II.3.4 Normalisation du signal EMG

La normalisation des signaux EMG constitue une étape importante dans le traitement des données électromyographiques. En effet, les caractéristiques des signaux EMG peuvent varier considérablement en fonction de plusieurs facteurs, tels que l'emplacement des électrodes, l'anatomie des sujets, le niveau de contraction musculaire ou encore les conditions d'acquisition. Ces variations rendent difficile la comparaison directe des signaux entre différents sujets ou entre différentes sessions d'enregistrement [4], [12].

Ainsi, la normalisation permet de réduire ces variations et de rendre les données plus comparables. Plusieurs méthodes de normalisation ont été proposées dans la littérature. Parmi les plus courantes, on trouve la normalisation par la valeur maximale du signal, où les amplitudes sont divisées par la valeur maximale observée, ainsi que la normalisation par la moyenne du signal, où les valeurs sont divisées par la moyenne afin d'obtenir des valeurs relatives.

La formule mathématique de cette normalisation est donnée par :

$$X_{\text{norm}} = \frac{x_i - \mu(x)}{\sigma_x} \quad (\text{II.1})$$

Où :

- x_i : valeur du $i^{\text{ème}}$ échantillon
- $\mu(x)$: moyenne des échantillons du signal
- $\sigma(x)$: écart-type du signal

La normalisation par standardisation présente plusieurs avantages. Elle permet de centrer les données autour de zéro et de réduire l'influence des amplitudes extrêmes. Cette propriété facilite l'apprentissage des algorithmes de classification utilisés dans les méthodes d'apprentissage automatique. De plus, elle permet de rendre les caractéristiques plus comparables et améliore l'interprétation des résultats obtenus.

II.3.5 Segmentation par fenêtres temporelles

Le signal EMG est fondamentalement non-stationnaire, ce qui signifie que ses caractéristiques changent constamment au cours d'une contraction musculaire. Pour analyser ces variations et en extraire des informations fiables, il est essentiel de diviser le signal en petites portions, appelées fenêtres temporelles [3], [7].

a. Principe de la segmentation

La segmentation consiste à diviser le signal EMG en tranches de temps courtes et définies afin de traiter chaque portion individuellement.

- Chaque fenêtre contient un segment quasi-stationnaire, ce qui permet de calculer des mesures précises comme la moyenne absolue (MAV), la racine carrée moyenne (RMS), le comptage de passages par zéro (ZC), ou encore la longueur de ligne (WL).
- Les fenêtres peuvent être chevauchantes : une partie d'une fenêtre est superposée à la suivante, pour mieux suivre les changements rapides dans le signal.

b. Avantages de la segmentation

b.1 Analyse locale et précise

Chaque fenêtre est suffisamment courte pour que le signal soit quasi-stationnaire, ce qui rend l'extraction des caractéristiques beaucoup plus fiable [3].

b.2 Détection exacte des gestes

Les mouvements musculaires sont souvent courts et intenses. La segmentation permet d'identifier exactement le début et la fin d'un geste, ce qui est crucial pour piloter une main prothétique [11].

b.3 Amélioration des performances des algorithmes

Les classificateurs (KNN, SVM, ANN...) obtiennent des données plus cohérentes et représentatives, réduisant ainsi les erreurs de reconnaissance [7].

c. Méthodes de segmentation

- **Fenêtres fixes** : Toutes les fenêtres ont la même durée. Simple à mettre en place, cette méthode fonctionne bien pour des gestes répétitifs ou prévisibles.
- **Fenêtres adaptatives** : La durée des fenêtres peut varier selon l'intensité ou la dynamique du mouvement. Elle est particulièrement utile pour les gestes rapides ou irréguliers.
- **Fenêtres glissantes** : Un chevauchement partiel entre fenêtres consécutives permet de mieux capturer les transitions rapides et d'éviter de manquer des informations importantes.

d. Schéma de fenêtrage

- **Fenêtrage disjoint (FD)** : les fenêtres sont séparées, chaque fenêtre analysée indépendamment.

Nombre de nouveaux signaux générés :

$$NFD = \text{Longueur du signal} / \text{Taille de la fenêtre}$$

La Figure II.4 illustre la segmentation du signal EMG par fenêtrage disjoint, où les fenêtres temporelles sont séparées et analysées de manière indépendante.

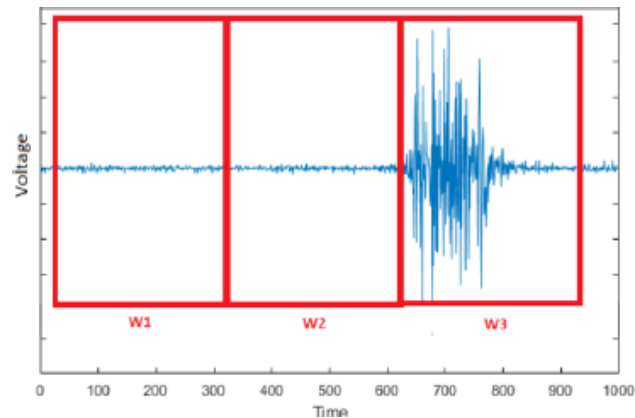


Figure II.4 : Segmentation du signal EMG en fenêtres temporelles (Windowing) [10].

- **Fenêtrage superposé (FS)** : les fenêtres se chevauchent partiellement pour capturer les informations de transition.

Nombre de nouveaux signaux générés :

$$\text{NFS} = (\text{Longueur du signal} - \text{Taille de la fenêtre}) / \text{Incrément} + 1$$

La Figure II.5 illustre la segmentation du signal EMG par fenêtrage superposé (chevauchant), permettant de capturer les informations de transition entre gestes successifs grâce au recouvrement partiel entre fenêtres consécutives.

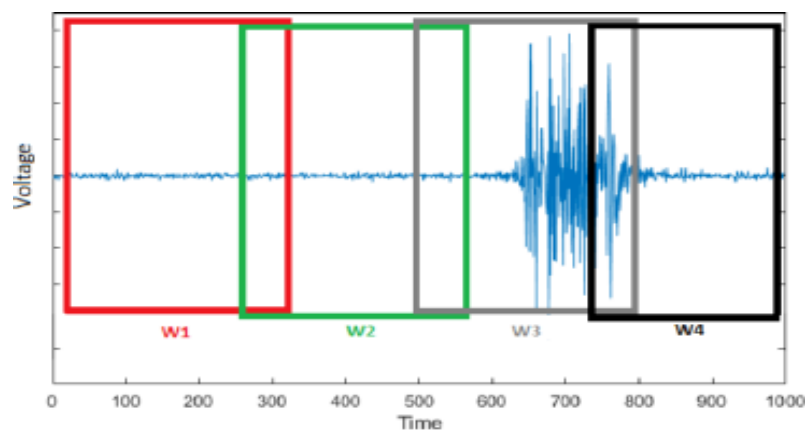


Figure II.5 : Segmentation du signal par la technique des fenêtres chevauchantes (Overlapping Windows) [10].

II.4 Extraction des caractéristiques du signal EMG

Après les étapes de prétraitement et de segmentation, le signal EMG doit être transformé en un ensemble de paramètres représentatifs appelés caractéristiques. Ces caractéristiques permettent de décrire l'activité musculaire de manière simplifiée tout en conservant les informations utiles pour la reconnaissance des gestes [7],[9].

En effet, le signal EMG brut est généralement complexe et difficile à exploiter directement par les algorithmes de classification. L'extraction des caractéristiques permet de réduire la quantité de données tout en gardant les informations les plus significatives sur l'activité musculaire.

Les caractéristiques EMG peuvent être classées en plusieurs catégories principales :

- Caractéristiques dans le domaine temporel
- Caractéristiques dans le domaine fréquentiel
- Caractéristiques temps-fréquence

Dans le cadre de la reconnaissance gestuelle, les caractéristiques du domaine temporel sont les plus utilisées car elles sont simples à calculer et adaptées aux systèmes en temps réel comme le pilotage d'une main prothétique [9], [17].

II.4.1 Caractéristiques dans le domaine temporel

Les caractéristiques temporelles sont obtenues directement à partir du signal EMG dans le domaine du temps, sans transformation mathématique complexe. Elles représentent les paramètres les plus utilisés dans les systèmes de reconnaissance gestuelle, car elles sont faciles à calculer, rapides et adaptées aux applications en temps réel, notamment pour le contrôle des dispositifs biomédicaux comme les mains prothétiques.

Après la segmentation du signal EMG en fenêtres temporelles, un ensemble de caractéristiques est calculé pour chaque fenêtre. Ces paramètres permettent de décrire l'intensité et la forme du signal EMG, tout en réduisant la quantité de données à traiter. L'objectif est d'obtenir une représentation plus simple du signal tout en conservant les informations importantes liées à l'activité musculaire.

Les caractéristiques temporelles présentent également l'avantage d'être moins coûteuses en calcul, ce qui est particulièrement important dans les systèmes embarqués utilisant des microcontrôleurs.

Parmi les caractéristiques temporelles les plus utilisées dans la reconnaissance gestuelle à partir des signaux EMG, on trouve notamment la valeur moyenne absolue, la valeur efficace, le nombre de passages par zéro et la longueur de ligne et Slope Sign Changes.

a. Valeur moyenne absolue (MAV)

La valeur moyenne absolue (Mean Absolute Value) correspond à la moyenne des valeurs absolues du signal EMG dans une fenêtre temporelle donnée. Elle constitue l'une des caractéristiques les plus simples et les plus utilisées dans les systèmes EMG.

La MAV permet d'estimer le niveau global d'activité musculaire. Lorsque la contraction musculaire augmente, l'amplitude du signal EMG devient plus importante et la valeur MAV

augmente également. Cette caractéristique est particulièrement utile pour distinguer les gestes nécessitant des niveaux de force différents.

$$MAV = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i| \quad (II.2)$$

Où :

- x_i = représente l'échantillon du signal EMG
- N = représente le nombre d'échantillons dans la fenêtre temporelle

L'avantage principal de la MAV est sa simplicité de calcul, ce qui la rend adaptée aux systèmes fonctionnant en temps réel. Toutefois, elle ne donne pas d'informations détaillées sur la structure du signal.

b. Valeur efficace (RMS)

La valeur RMS (Root Mean Square) représente la racine carrée de la moyenne des carrés des amplitudes du signal EMG dans une fenêtre donnée. Cette caractéristique est très utilisée en électromyographie car elle est directement liée à l'énergie du signal.

Le RMS fournit une estimation plus précise de l'intensité de la contraction musculaire que la MAV. Il est souvent utilisé pour évaluer la force musculaire et pour analyser les variations d'activité au cours du temps.

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2} \quad (II.3)$$

Où :

- x_i = représente les valeurs du signal EMG
- N = représente le nombre d'échantillons

Dans les applications de reconnaissance gestuelle, le RMS permet d'améliorer la précision de la classification, car il reflète fidèlement les changements d'activité musculaire associés aux différents gestes.

c. Nombre de passages par zéro (ZC)

Le nombre de passages par zéro (Zero Crossing) correspond au nombre de fois où le signal EMG change de signe, c'est-à-dire lorsqu'il passe d'une valeur positive à une valeur négative ou inversement.

Cette caractéristique permet d'obtenir une indication indirecte du contenu fréquentiel du signal EMG. Un nombre élevé de passages par zéro correspond généralement à une activité musculaire plus dynamique et à des fréquences plus élevées.

$$ZC = \sum_{i=1}^{N-1} f(x_i \cdot x_{i+1}) \quad (II.4)$$

Où la fonction f indique un changement de signe entre deux échantillons successifs.

Dans la pratique, un seuil est souvent utilisé afin d'éviter que le bruit ne soit compté comme un passage par zéro. Cela permet d'obtenir une mesure plus fiable.

d. Longueur de ligne (WL)

La longueur de ligne (Waveform Length) correspond à la somme des différences absolues entre deux échantillons consécutifs du signal EMG.

Cette caractéristique mesure la complexité du signal et dépend à la fois de l'amplitude et de la fréquence du signal EMG. Plus le signal est irrégulier ou plus l'activité musculaire est importante, plus la valeur WL est élevée.

$$WL = \sum_{i=1}^{N-1} |x_{i+1} - x_i| \quad (II.5)$$

Où :

- x_i représente les échantillons du signal EMG

La longueur de ligne est particulièrement efficace pour distinguer différents gestes, car elle reflète les variations rapides du signal EMG.

e. Slope Sign Changes (SSC)

Le Slope Sign Changes (SSC) est une caractéristique temporelle importante utilisée dans l'analyse des signaux électromyographiques (EMG). Elle permet de quantifier le nombre de changements de pente du signal au sein d'une fenêtre temporelle donnée, c'est-à-dire le nombre de fois où la direction locale du signal change.

Le SSC est particulièrement utile pour détecter les variations rapides du signal EMG, lesquelles sont directement liées à la dynamique des contractions musculaires. Cette caractéristique complète d'autres paramètres temporels tels que MAV (Mean Absolute Value), RMS (Root Mean Square), ZC (Zero Crossing) et WL (Waveform Length), et améliore ainsi les performances des systèmes de reconnaissance gestuelle, notamment pour les mouvements rapides et complexes.

Le Slope Sign Changes est défini mathématiquement par :

$$SSC = \sum_{i=2}^{N-1} f((x_i - x_{i-1}) \cdot (x_i - x_{i+1})) \quad (II.6)$$

Avec :

$$f(z) = \begin{cases} 1, & \text{si } z > \text{seuil} \\ 0, & \text{sinon} \end{cases} \quad (\text{II.7})$$

Où :

$$(x_i - x_{i-1}) \cdot (x_i - x_{i+1})$$

- x_i : valeur du signal EMG au temps i
- N : nombre total d'échantillons dans la fenêtre temporelle
- seuil : petite valeur positive utilisée pour éviter que le bruit ne soit interprété comme un changement de pente

Interprétation

Un changement de pente est détecté lorsque le produit : dépasse un certain seuil.

Cela signifie que le signal change de direction localement (passage d'une pente croissante à décroissante ou inversement), ce qui indique une variation significative dans l'activité musculaire.

La Figure II.6 présente l'extraction de diverses caractéristiques temporelles à partir du signal EMG brut, mettant en évidence les indicateurs clés tels que la valeur absolue moyenne, la longueur d'onde et les passages par zéro utilisés pour la classification des gestes.

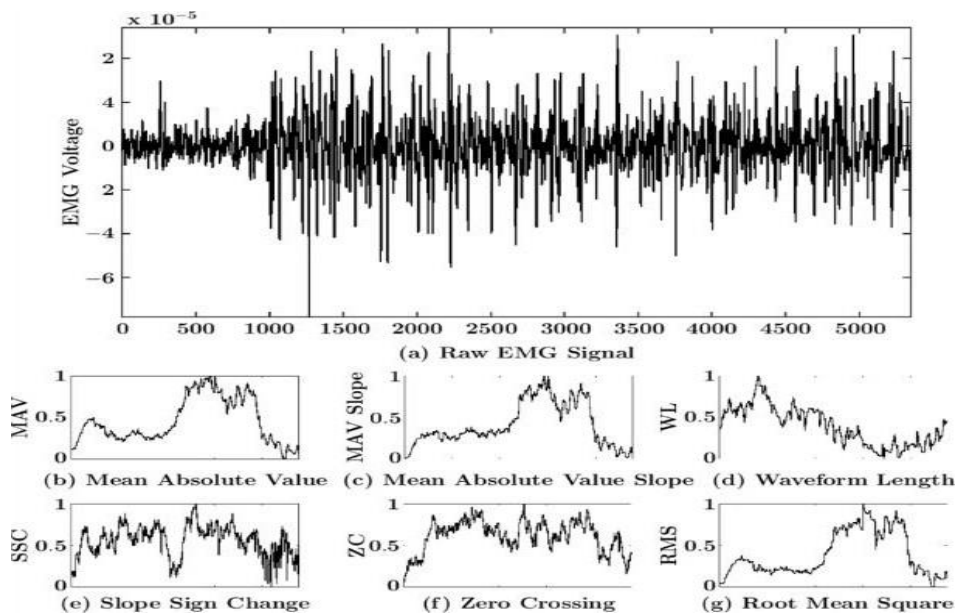


Figure II.6 : Extraction de diverses caractéristiques temporelles à partir du signal EMG brut [9].

II.4.2 Caractéristiques fréquentielles (FFT, PSD)

Contrairement aux caractéristiques temporelles, les caractéristiques fréquentielles sont obtenues après transformation du signal EMG dans le domaine fréquentiel. Cette transformation permet d'analyser la répartition de l'énergie du signal en fonction de la fréquence, ce qui donne des informations complémentaires sur l'activité musculaire. [1], [7].

Les caractéristiques fréquentielles sont particulièrement utiles pour étudier certains phénomènes physiologiques, comme la fatigue musculaire ou les variations d'activation des fibres musculaires. Elles permettent également d'améliorer la précision des systèmes de reconnaissance gestuelle lorsque les caractéristiques temporelles ne sont pas suffisantes.

Pour passer du domaine temporel au domaine fréquentiel, on utilise généralement la transformée de Fourier rapide (FFT) qui permet d'obtenir le spectre fréquentiel du signal EMG.

Après cette transformation, plusieurs paramètres peuvent être calculés à partir du spectre du signal.

Transformée de Fourier rapide (FFT)

La transformée de Fourier rapide (Fast Fourier Transform) est une méthode mathématique qui permet de décomposer le signal EMG en une somme de composantes sinusoïdales de différentes fréquences [1], [6].

Elle permet de représenter le signal EMG sous forme d'un spectre fréquentiel, où l'on peut observer les fréquences dominantes associées à l'activité musculaire.

La FFT est largement utilisée en électromyographie car elle permet une analyse rapide et efficace du contenu fréquentiel du signal.

La transformée de Fourier discrète peut s'écrire sous la forme :

$$X(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n)e^{-j2\pi kn/N} \quad (\text{II.8})$$

Où :

- $x(n)$ représente le signal EMG dans le domaine temporel
- $X(k)$ représente le signal dans le domaine fréquentiel
- N représente le nombre d'échantillons

Densité spectrale de puissance (PSD)

La densité spectrale de puissance (Power Spectral Density – PSD) représente la répartition de la puissance du signal EMG en fonction de la fréquence [7].

Elle permet d'identifier les zones de fréquence où l'énergie du signal est la plus importante. Pour les signaux EMG, la majorité de l'énergie se situe généralement entre **20 Hz et 450 Hz**.

L'analyse de la PSD est souvent utilisée pour étudier les variations du signal EMG et pour détecter des changements liés à la contraction musculaire ou à la fatigue.

La densité spectrale de puissance peut être estimée à partir de la transformée de Fourier selon la relation suivante :

$$\text{PSD}(f) = |X(f)|^2 \quad (\text{II.9})$$

Où :

- $X(f)$ représente la transformée de Fourier du signal EMG.

Fréquence moyenne et fréquence médiane

En plus de la FFT et de la densité spectrale de puissance, certaines caractéristiques fréquentielles sont souvent utilisées pour décrire le signal EMG, notamment la fréquence moyenne (Mean Frequency – MNF) et la fréquence médiane (Median Frequency – MDF) [3].

La fréquence moyenne correspond à la moyenne pondérée des fréquences du signal EMG. Elle permet d'obtenir une estimation globale de la distribution fréquentielle du signal.

La fréquence médiane correspond à la fréquence qui divise le spectre de puissance en deux parties égales. Elle est particulièrement utilisée pour analyser la fatigue musculaire, car elle diminue généralement lorsque le muscle se fatigue.

Ces paramètres sont souvent utilisés en électromyographie car ils permettent de caractériser

II.4.3 Caractéristiques temps-fréquence (Wavelet)

Les signaux EMG étant non-stationnaires, leurs caractéristiques peuvent varier rapidement dans le temps. Les méthodes d'analyse dans le domaine temporel ou fréquentiel seules ne permettent pas toujours de décrire complètement ces variations. Pour cette raison, il est souvent utile d'utiliser des méthodes temps-fréquence, qui permettent d'analyser simultanément l'évolution temporelle et fréquentielle du signal EMG [6], [7].

Parmi les méthodes les plus utilisées, on trouve la transformée en ondelettes (Wavelet Transform). Cette méthode permet de représenter le signal EMG sous forme de composantes localisées dans le temps et dans la fréquence, ce qui est particulièrement adapté aux signaux biologiques.

Contrairement à la transformée de Fourier, qui donne uniquement des informations globales sur les fréquences du signal, la transformée en ondelettes permet de suivre les variations du contenu fréquentiel au cours du temps. Cela permet de mieux analyser les transitions entre différents gestes ou les changements rapides de l'activité musculaire.

La transformée en ondelettes discrète peut être exprimée sous la forme suivante :

$$W(a, b) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \psi_{a,b}^*(t) dt \quad (\text{II.10})$$

Où :

- $x(t)$ représente le signal EMG
- $\psi_{a,b}(t)$ représente la fonction ondelette
- a correspond au facteur d'échelle (lié à la fréquence)
- b correspond au décalage temporel

Les coefficients obtenus à partir de la transformée en ondelettes peuvent être utilisés comme caractéristiques pour la reconnaissance gestuelle. Ces coefficients permettent de décrire les variations locales du signal EMG avec une bonne précision.

Les méthodes temps-fréquence offrent généralement de bonnes performances de classification, car elles fournissent une représentation plus complète du signal EMG. Cependant, elles nécessitent un temps de calcul plus important que les caractéristiques temporelles, ce qui peut limiter leur utilisation dans certains systèmes en temps réel.

En pratique, les caractéristiques temps-fréquence sont souvent utilisées en complément des caractéristiques temporelles et fréquentielles afin d'améliorer la précision globale des systèmes de reconnaissance gestuelle.

La Figure II.7 propose une analyse comparative du signal EMG avant et après prétraitement, dans les domaines temporel et fréquentiel, afin de visualiser l'apport des techniques de filtrage sur la qualité du signal.

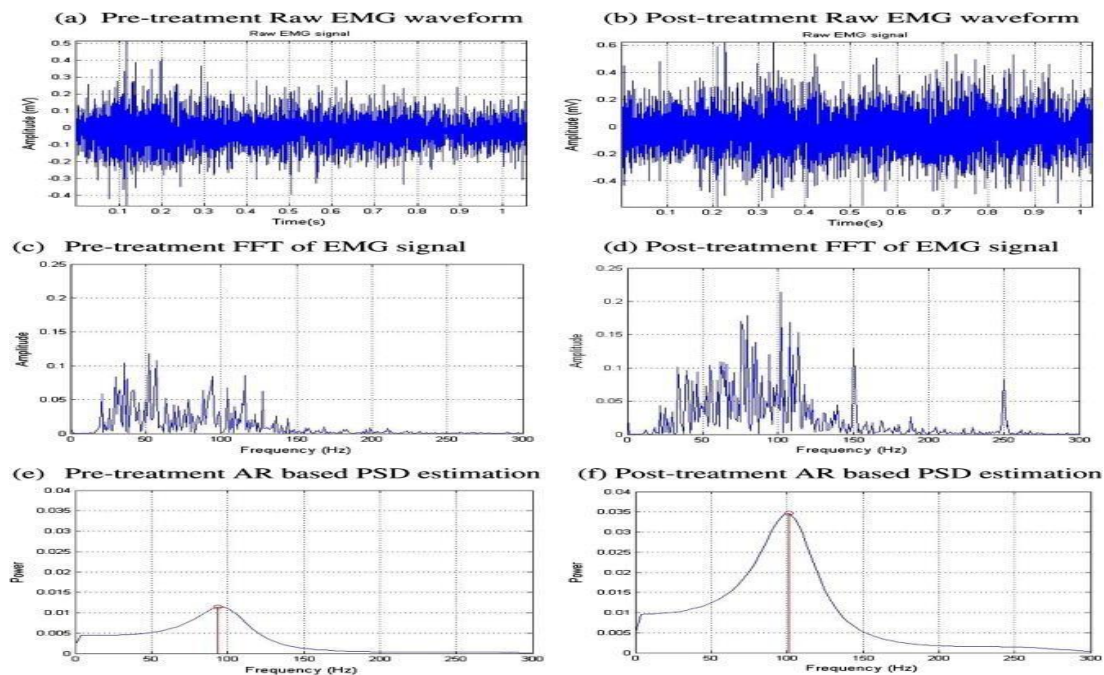


Figure II.7: Analyse comparative du signal EMG avant et après prétraitement (Domaines temporel et fréquentiel) [7].

II.4.4 Sélection des caractéristiques optimales

Après l'extraction des différentes caractéristiques du signal EMG, il est nécessaire de sélectionner les caractéristiques les plus pertinentes afin d'améliorer les performances du système de reconnaissance gestuelle. En effet, l'utilisation d'un grand nombre de caractéristiques peut augmenter la complexité du système et ralentir le temps de calcul, sans forcément améliorer la précision de la classification.

La sélection des caractéristiques consiste donc à choisir un ensemble réduit de paramètres capables de représenter efficacement l'activité musculaire, tout en éliminant les caractéristiques redondantes ou peu significatives. Cette étape permet de simplifier le modèle et de rendre le système plus rapide et plus stable.

Dans les systèmes de reconnaissance gestuelle basés sur les signaux EMG, les caractéristiques temporelles comme MAV, RMS, ZC et WL sont souvent privilégiées, car elles offrent de bons résultats tout en restant simples à calculer. Les caractéristiques fréquentielles et temps-fréquence peuvent être ajoutées lorsque des informations plus détaillées sur le signal sont nécessaires.

Plusieurs méthodes peuvent être utilisées pour la sélection des caractéristiques, parmi lesquelles :

- **Méthodes basées sur l'analyse statistique**, qui permettent d'évaluer l'importance de chaque caractéristique en fonction de sa capacité à distinguer les gestes.
- **Méthodes basées sur la corrélation**, qui permettent d'éliminer les caractéristiques redondantes.
- **Méthodes basées sur les performances de classification**, qui consistent à tester différentes combinaisons de caractéristiques et à choisir celles qui donnent les meilleurs résultats.

La sélection des caractéristiques permet ainsi de réduire la dimension des données et d'améliorer l'efficacité du système de reconnaissance gestuelle. Elle contribue également à diminuer le temps de calcul, ce qui est important dans les applications en temps réel comme le pilotage d'une main prothétique.

II.5 Méthodes de classification des signaux EMG

Après l'étape d'extraction des caractéristiques, il est nécessaire d'utiliser une méthode de classification afin d'identifier les gestes réalisés à partir des signaux EMG [8], [17]. La classification consiste à attribuer chaque vecteur de caractéristiques extrait du signal EMG à une classe correspondant à un geste spécifique.

Dans les systèmes de reconnaissance gestuelle, la classification représente une étape essentielle car elle permet de transformer les informations extraites du signal EMG en commandes utilisables pour le contrôle d'un dispositif.

Plusieurs méthodes de classification peuvent être utilisées dans les systèmes basés sur les signaux EMG. Le choix de la méthode dépend généralement de la complexité du système, de la précision recherchée et des ressources disponibles.

Les méthodes de classification les plus utilisées dans la reconnaissance gestuelle EMG sont :

- La méthode des k plus proches voisins (**KNN**)
- Les machines à vecteurs de support (**SVM**)
- Les réseaux de neurones artificiels (**ANN**)

II.5.1 Méthode des k plus proches voisins (KNN)

La méthode des k plus proches voisins (K-Nearest Neighbors ou KNN) est une technique de classification supervisée largement utilisée dans les systèmes de reconnaissance gestuelle basés sur les signaux EMG [14], [17]. Cette méthode permet d'identifier un geste en comparant les caractéristiques extraites du signal EMG avec celles enregistrées lors de la phase d'apprentissage.

Dans la classification supervisée, une phase d'apprentissage est réalisée au préalable. Pendant cette phase, plusieurs signaux EMG correspondant aux différents gestes sont acquis et traités. Après le prétraitement et l'extraction des caractéristiques, chaque geste est représenté par un vecteur de caractéristiques qui constitue la base de données d'apprentissage.

Ces vecteurs de caractéristiques décrivent l'activité musculaire associée à chaque geste. Dans les systèmes EMG, les caractéristiques temporelles sont souvent utilisées, notamment la valeur moyenne absolue (MAV), la valeur efficace (RMS), le nombre de passages par zéro (ZC) et la longueur de ligne (WL).

Un vecteur de caractéristiques peut s'écrire sous la forme :

$$\mathbf{X} = [\text{MAV}, \text{RMS}, \text{ZC}, \text{WL}] \quad \mathbf{X} = [\text{MAV}, \backslash \text{RMS}, \backslash \text{ZC}, \backslash \text{WL}] \quad (\text{II.11})$$

Chaque vecteur est associé à une classe correspondant à un geste déterminé, par exemple :

- Classe 1 : ouverture de la main
- Classe 2 : fermeture de la main
- Classe 3 : pincement

Lorsque le système acquiert un nouveau signal EMG, les mêmes caractéristiques sont calculées afin de former un nouveau vecteur de caractéristiques. Ce vecteur est ensuite comparé à ceux de la base d'apprentissage afin de déterminer le geste correspondant.

a. Principe de fonctionnement du KNN

Signal EMG à reconnaître et l'ensemble des vecteurs de caractéristiques de la base d'apprentissage.

Les k vecteurs les plus proches sont ensuite sélectionnés. La classe attribuée au signal correspond à la classe la plus représentée parmi ces voisins.

Ce principe repose sur l'hypothèse que des signaux EMG similaires correspondent généralement à un même geste musculaire.

Par exemple, pour une valeur de $k = 3$:

- Voisin 1 → fermeture de la main
- Voisin 2 → fermeture de la main
- Voisin 3 → ouverture de la main

Le geste reconnu sera **fermeture de la main**, car cette classe apparaît le plus souvent parmi les voisins sélectionnés.

b. Mesure de distance

Afin de déterminer les voisins les plus proches, il est nécessaire de mesurer la similarité entre les vecteurs de caractéristiques. La distance la plus utilisée dans les systèmes de reconnaissance gestuelle EMG est la **distance euclidienne** [14].

Elle est définie par la relation suivante :

$$d(X, Y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (\text{II.12})$$

Où :

- X représente le vecteur du signal EMG à classifier
- Y représente un vecteur de la base d'apprentissage
- n représente le nombre de caractéristiques

Plus la distance est faible, plus les vecteurs sont similaires, ce qui signifie que les signaux EMG correspondent probablement au même geste.

Dans certains systèmes EMG, les caractéristiques sont normalisées avant le calcul de la distance afin d'éviter qu'une caractéristique domine les autres.

c. Choix du paramètre k

Le paramètre **k** représente le nombre de voisins utilisés pour la classification. Le choix de cette valeur influence directement les performances du système de reconnaissance gestuelle.

Lorsque la valeur de k est très faible, par exemple **k = 1**, la classification dépend fortement d'un seul vecteur de référence, ce qui peut rendre le système sensible aux perturbations du signal EMG.

En revanche, lorsque la valeur de k est trop grande, la frontière entre les classes devient moins précise, ce qui peut entraîner des erreurs de classification.

Dans les systèmes de reconnaissance gestuelle basés sur les signaux EMG, les valeurs **k = 3** ou **k = 5** sont souvent utilisées car elles permettent d'obtenir un bon compromis entre stabilité et précision.

d. Phase d'apprentissage et phase de reconnaissance

La méthode KNN comporte généralement deux étapes principales :

1. Phase d'apprentissage :

- Acquisition des signaux EMG
- Prétraitement du signal
- Extraction des caractéristiques
- Stockage des vecteurs de caractéristiques dans la base d'apprentissage

2. Phase de reconnaissance :

- Acquisition d'un nouveau signal EMG
- Calcul des caractéristiques
- Calcul des distances avec la base d'apprentissage
- Sélection des k voisins les plus proches

- Attribution du geste correspondant

Cette organisation est particulièrement adaptée aux systèmes de reconnaissance gestuelle car elle permet d'ajouter facilement de nouveaux gestes en enrichissant la base d'apprentissage.

La Figure II.8 illustre le principe de fonctionnement de l'algorithme KNN pour différentes valeurs de K, montrant comment ce classifieur attribue un geste à un vecteur de caractéristiques en se basant sur la proximité avec les exemples d'apprentissage.

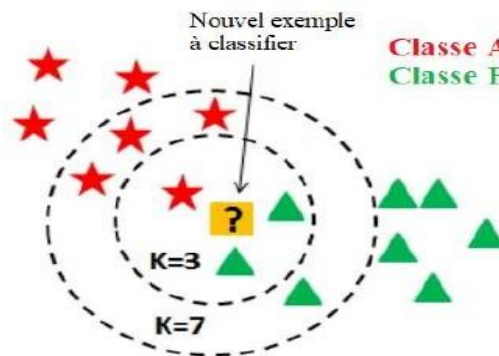


Figure II.8 : Principe de fonctionnement de l'algorithme KNN pour différentes valeurs de K [14].

II.5.2 Méthode des machines à vecteurs de support (SVM)

La méthode des machines à vecteurs de support (Support Vector Machine ou SVM) est une technique de classification supervisée très utilisée dans les systèmes de reconnaissance gestuelle basés sur les signaux EMG [15], [17]. Elle permet de séparer différentes classes de gestes en construisant une frontière de décision optimale entre les vecteurs de caractéristiques.

Dans les systèmes EMG, chaque geste est représenté par un vecteur de caractéristiques obtenu après les étapes de prétraitement et d'extraction des caractéristiques. Ces vecteurs contiennent des paramètres décrivant l'activité musculaire.

Comme pour les autres méthodes de classification supervisée, une phase d'apprentissage est d'abord réalisée. Pendant cette phase, plusieurs signaux EMG correspondant aux différents gestes sont enregistrés, traités et transformés en vecteurs de caractéristiques. Ces vecteurs sont ensuite utilisés pour entraîner le modèle SVM afin de déterminer la frontière de séparation entre les classes.

Une fois la phase d'apprentissage terminée, le modèle SVM peut être utilisé pour reconnaître les gestes à partir de nouveaux signaux EMG.

a. Principe de fonctionnement du SVM

Le principe du SVM consiste à trouver une frontière de séparation optimale, appelée hyperplan, permettant de séparer les différentes classes de gestes dans l'espace des caractéristiques.

Dans un espace à plusieurs dimensions, chaque caractéristique correspond à une dimension.

L'hyperplan de séparation est défini par l'équation suivante :

$$\mathbf{w} \cdot \mathbf{x} + \mathbf{b} = 0 \quad (\text{II.13})$$

Où :

- $\mathbf{x}$ représente le vecteur de caractéristiques EMG
- $\mathbf{w}$ représente le vecteur des paramètres du modèle
- $\mathbf{b}$ représente une constante

La fonction de décision du classificateur peut s'écrire :

$$\mathbf{f}(\mathbf{x}) = \mathbf{w} \cdot \mathbf{x} + \mathbf{b} \quad (\text{II.14})$$

Si :

- $\mathbf{f}(\mathbf{x}) > 0 \rightarrow$ le vecteur appartient à une classe
- $\mathbf{f}(\mathbf{x}) < 0 \rightarrow$ le vecteur appartient à l'autre classe

Cette fonction permet de déterminer automatiquement la classe correspondant au signal EMG.

b. Notion de marge et vecteurs de support

L'objectif principal du SVM est de maximiser la **marge**, c'est-à-dire la distance entre l'hyperplan de séparation et les points les plus proches appartenant aux différentes classes.

Une marge importante permet généralement d'obtenir un modèle plus stable et moins sensible aux variations du signal EMG.

Les points situés les plus proches de l'hyperplan sont appelés **vecteurs de support**. Ces points jouent un rôle essentiel car ils déterminent la position de la frontière de décision.

Les vecteurs de support correspondent généralement aux signaux les plus difficiles à distinguer entre deux gestes.

c. Fonctions noyaux (Kernels)

Dans la pratique, les caractéristiques extraites des signaux EMG ne sont pas toujours séparables par une frontière linéaire. Les différentes classes peuvent se chevaucher dans l'espace des caractéristiques.

Pour résoudre ce problème, le SVM utilise des **fonctions noyaux (kernels)** qui permettent de transformer les données vers un espace de dimension plus élevée où la séparation devient possible.

Les noyaux les plus utilisés sont :

- Noyau linéaire
- Noyau polynomial
- Noyau gaussien (RBF)

Le noyau gaussien est souvent utilisé dans les systèmes EMG car il permet de modéliser des frontières de décision non linéaires adaptées aux variations de l'activité musculaire.

La fonction noyau gaussien peut s'écrire :

$$K(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \exp(-\gamma \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|^2) \quad (\text{II.15})$$

Où :

- $\mathbf{x}$ et $\mathbf{y}$ sont deux vecteurs de caractéristiques
- γ est un paramètre du noyau

d. Choix des paramètres du SVM

Les performances du SVM dépendent du choix de certains paramètres.

Le paramètre **C** permet de contrôler le compromis entre la largeur de la marge et l'erreur de classification pendant la phase d'apprentissage. Une valeur élevée de C permet de réduire les erreurs de classification sur les données d'apprentissage, tandis qu'une valeur plus faible permet d'obtenir une marge plus large.

Dans le cas du noyau gaussien, le paramètre **gamma** contrôle l'influence des vecteurs de caractéristiques sur la frontière de décision. Une valeur élevée de gamma produit une frontière de décision plus complexe, tandis qu'une valeur faible produit une frontière plus lisse.

Le choix de ces paramètres est généralement réalisé de manière expérimentale afin d'obtenir les meilleures performances de classification.

e. Classification multi-classes

La méthode SVM est initialement conçue pour la classification de deux classes seulement. Cependant, dans les systèmes de reconnaissance gestuelle EMG, plusieurs gestes doivent être reconnus.

Pour résoudre ce problème, plusieurs classificateurs SVM peuvent être combinés afin de réaliser une classification multi-classes.

Les approches les plus utilisées sont :

- La méthode **un contre un (one-versus-one)**
- La méthode **un contre tous (one-versus-all)**

Ces méthodes permettent d'étendre l'utilisation du SVM à la reconnaissance de plusieurs gestes.

f. Phase d'apprentissage et phase de reconnaissance

La méthode SVM comporte généralement deux étapes principales.

a. Phase d'apprentissage :

- Acquisition des signaux EMG
- Prétraitement du signal
- Extraction des caractéristiques
- Entraînement du modèle SVM

b. Phase de reconnaissance :

- Acquisition d'un nouveau signal EMG
- Calcul des caractéristiques
- Application du modèle SVM
- Identification du geste réalisé

Dans les systèmes de reconnaissance gestuelle basés sur les signaux EMG, le SVM permet généralement d'obtenir une classification stable même lorsque les signaux présentent des variations liées aux différences entre utilisateurs ou aux conditions d'enregistrement [15], [17].

La Figure II.9 illustre le principe de séparation des classes par un classifieur SVM dans les espaces 2D et 3D, en mettant en évidence la notion d'hyperplan optimal et de marge maximale entre les différentes classes de gestes.

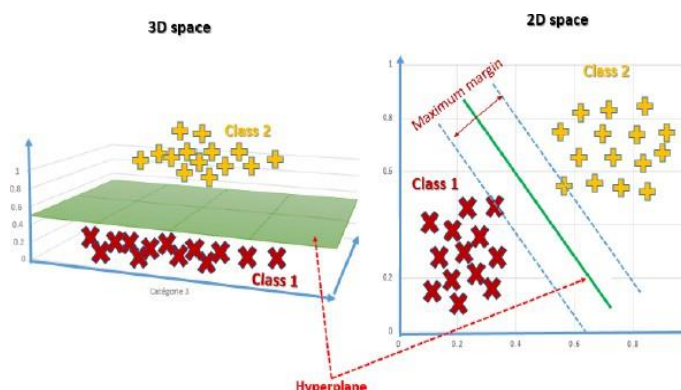


Figure II.9 : Principe de séparation des classes par un SVM dans les espaces 2D et 3D [15].

II.5.3 Réseaux de neurones artificiels (ANN)

Les réseaux de neurones artificiels (Artificial Neural Networks ou ANN) représentent une méthode de classification inspirée du fonctionnement du cerveau humain. Ils sont largement utilisés dans les systèmes de reconnaissance gestuelle basés sur les signaux EMG en raison de leur capacité à modéliser des relations complexes entre les caractéristiques du signal et les gestes correspondants [16],[17].

Dans les systèmes EMG, les réseaux de neurones permettent d'associer les vecteurs de caractéristiques extraits du signal EMG aux différentes classes de gestes. Contrairement aux méthodes classiques de classification, les réseaux de neurones sont capables d'apprendre automatiquement les relations entre les caractéristiques et les gestes à reconnaître.

Comme pour les autres méthodes de classification supervisée, une phase d'apprentissage est nécessaire. Pendant cette phase, plusieurs signaux EMG correspondant aux différents gestes sont enregistrés, prétraités et transformés en vecteurs de caractéristiques. Ces vecteurs sont ensuite utilisés pour entraîner le réseau de neurones.

Une fois l'apprentissage terminé, le réseau de neurones peut être utilisé pour reconnaître les gestes à partir de nouveaux signaux EMG.

a. Structure d'un réseau de neurones

Un réseau de neurones artificiels est constitué d'un ensemble de neurones artificiels organisés en couches.

Un réseau de neurones comporte généralement trois types de couches :

- **Couche d'entrée**
- **Couches cachées**
- **Couche de sortie**

La couche d'entrée reçoit les caractéristiques extraites du signal EMG.

Les couches cachées permettent d'effectuer les calculs intermédiaires nécessaires à la classification. Elles permettent au réseau de neurones d'apprendre des relations complexes entre les caractéristiques EMG et les gestes.

La couche de sortie fournit le résultat de la classification. Chaque neurone de sortie correspond généralement à un geste.

Par exemple :

- Sortie 1 → ouverture de la main
- Sortie 2 → fermeture de la main
- Sortie 3 → pincement

Le geste reconnu correspond à la sortie ayant la valeur la plus élevée.

b. Fonctionnement d'un neurone artificiel

Un neurone artificiel reçoit plusieurs entrées correspondant aux caractéristiques du signal EMG. Chaque entrée est multipliée par un coefficient appelé **poids**.

La sortie du neurone est obtenue à partir de la relation suivante :

$$y = f(\sum_{i=1}^n w_i x_i + b) \quad (\text{II.16})$$

Où :

- x_i représente les entrées (caractéristiques EMG)
- w_i représente les poids du neurone
- b représente le biais
- f représente la fonction d'activation
- y représente la sortie du neurone

Les poids du réseau sont ajustés pendant la phase d'apprentissage afin d'obtenir la meilleure classification possible.

c. Fonctions d'activation

La fonction d'activation permet d'introduire une non-linéarité dans le réseau de neurones. Elle permet au réseau de neurones de modéliser des relations complexes entre les caractéristiques EMG et les gestes.

Les fonctions d'activation les plus utilisées sont :

- Fonction sigmoïde

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \quad (\text{II.17})$$

- Fonction ReLU

$$f(x) = \max(0, x) \quad (\text{II.18})$$

Ces fonctions permettent au réseau de neurones de mieux s'adapter aux variations du signal EMG.

1. Phase d'apprentissage

Pendant la phase d'apprentissage, les poids du réseau de neurones sont ajustés de manière progressive afin de réduire l'erreur de classification.

Le processus d'apprentissage se déroule généralement en plusieurs étapes :

- Acquisition des signaux EMG
- Prétraitement du signal
- Extraction des caractéristiques

- Propagation des données dans le réseau
- Calcul de l'erreur
- Ajustement des poids

L'ajustement des poids est réalisé par une méthode appelée **rétropropagation de l'erreur (backpropagation)**. Cette méthode permet de corriger progressivement les poids afin d'améliorer les performances du réseau.

L'erreur peut être exprimée par la relation suivante :

$$E = \frac{1}{2} \sum (y_d - y)^2 \quad (\text{II.19})$$

Où :

- y_d représente la sortie désirée
- y représente la sortie obtenue

2. Phase de reconnaissance

Après l'apprentissage, le réseau de neurones peut être utilisé pour reconnaître les gestes.

Cette phase comporte les étapes suivantes :

- Acquisition du signal EMG
- Calcul des caractéristiques
- Application du réseau de neurones
- Identification du geste

Les réseaux de neurones sont capables de reconnaître des gestes même lorsque les signaux EMG présentent des variations liées aux différences entre utilisateurs ou aux conditions d'enregistrement.

La Figure II.10 présente l'architecture d'un réseau de neurones artificiel (ANN) basée sur le vote majoritaire, montrant l'organisation des couches d'entrée, cachées et de sortie utilisées pour la classification des gestes à partir des caractéristiques EMG.

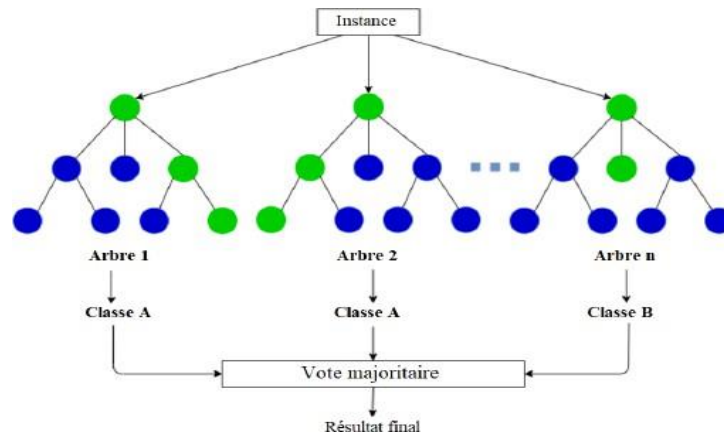


Figure II.10 : Architecture de l'algorithme ANN basée sur le vote majoritaire [16].

II.5.4 Comparaison des méthodes de classification

Afin d'évaluer les performances des différentes méthodes de classification utilisées dans les systèmes de reconnaissance gestuelle basés sur les signaux EMG, une comparaison a été réalisée entre les méthodes KNN, SVM et ANN selon plusieurs critères importants tels que la précision, la complexité de calcul et la robustesse au bruit [14] - [17].

Le tableau suivant résume les principales caractéristiques de ces méthodes.

Critère	KNN	SVM	ANN
Précision	Bonne pour un nombre limité de gestes	Très bonne pour la majorité des gestes	Très élevée avec un apprentissage optimisé
Accuracy	75 % – 85 %	80 % – 95 %	85 % – 98 %
Spécificité	Moyenne	Élevée	Élevée
ROC (AUC)	$\approx 0.80 - 0.88$	$\approx 0.88 - 0.95$	$\approx 0.90 - 0.98$
Complexité de calcul	Faible à moyenne	Moyenne à élevée	Élevée
Temps réel	Adapté aux systèmes simples	Adapté avec optimisation	Adapté après entraînement
Sensibilité au bruit	Sensible aux perturbations	Bonne robustesse	Robuste après apprentissage suffisant
Implémentation	Très simple	Complexité intermédiaire	Complexe
Adaptabilité	Limitée pour gestes similaires	Bonne séparation des classes	Très forte capacité d'adaptation

Tableau II.1 : Comparaison des méthodes de classification EMG

Critère KNN SVM ANN [14] - [17].

Analyse comparative

D'après cette comparaison, la méthode KNN se distingue par sa simplicité d'implémentation et sa facilité d'utilisation, ce qui la rend adaptée aux systèmes de reconnaissance gestuelle simples et aux applications en temps réel avec un nombre limité de gestes.

La méthode SVM offre généralement une meilleure précision de classification et une bonne robustesse face aux perturbations du signal EMG. Elle est particulièrement adaptée lorsque les gestes présentent des caractéristiques proches.

Les réseaux de neurones artificiels (ANN) permettent d'obtenir les meilleures performances de classification, notamment pour la reconnaissance de gestes complexes. Cependant, ils nécessitent une phase d'apprentissage plus importante et une implémentation plus complexe.

Ainsi, le choix de la méthode de classification dépend principalement des contraintes du système et du niveau de précision souhaité pour la reconnaissance gestuelle à partir des signaux EMG.

II.6 Conclusion

Ce chapitre a permis de présenter les différentes méthodes utilisées pour l'analyse et le traitement des signaux électromyographiques dans un système de reconnaissance gestuelle. L'étude des caractéristiques du signal EMG a montré que ce type de signal présente une grande variabilité, ce qui nécessite l'utilisation de techniques adaptées afin d'obtenir des informations fiables sur l'activité musculaire. Les différentes étapes de prétraitement, notamment le filtrage, la réduction du bruit, la rectification et la segmentation en fenêtres temporelles, jouent un rôle important dans l'amélioration de la qualité du signal et dans la préparation des données pour les étapes suivantes. L'extraction des caractéristiques permet ensuite de représenter le signal EMG sous une forme plus simple et plus exploitable, en particulier grâce aux caractéristiques du domaine temporel qui sont adaptées aux applications en temps réel. Enfin, les méthodes de classification étudiées, telles que KNN, SVM et les réseaux de neurones artificiels, permettent d'identifier les gestes à partir des caractéristiques extraites du signal EMG. L'ensemble des méthodes présentées dans ce chapitre constitue une base nécessaire pour la réalisation pratique du système de reconnaissance gestuelle qui sera décrit dans le chapitre suivant.

Bibliographie

- [1] R. Merletti and P. Parker, *Electromyography: Physiology, Engineering and Non-Invasive Applications*. Hoboken, NJ, USA: Wiley-IEEE Press, 2004.
- [2] C. J. De Luca, “The use of surface electromyography in biomechanics,” *Journal of Applied Biomechanics*, vol. 13, no. 2, pp. 135–163, 1997.
- [3] D. Farina, R. Merletti, and R. M. Enoka, “The extraction of neural strategies from the surface EMG,” *Journal of Applied Physiology*, vol. 96, no. 4, pp. 1486–1495, 2004.
- [4] H. J. Hermens et al., “Development of recommendations for sEMG sensors and sensor placement procedures,” *Journal of Electromyography and Kinesiology*, vol. 10, no. 5, pp. 361–374, 2000.
- [5] S. Day, “Important factors in surface EMG measurement,” *Bortec Biomedical Ltd.*, Tech. Rep., 2002.
- [6] R. Merletti and D. Farina, *Surface Electromyography: Physiology, Engineering, and Applications*. Hoboken, NJ, USA: Wiley-IEEE Press, 2016.
- [7] M. B. I. Reaz, M. S. Hussain, and F. Mohd-Yasin, “Techniques of EMG signal analysis: detection, processing, classification and applications,” *Biological Procedures Online*, vol. 8, no. 1, pp. 11–35, 2006.
- [8] B. Hudgins, P. Parker, and R. N. Scott, “A new strategy for multifunction myoelectric control,” *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 40, no. 1, pp. 82–94, 1993.
- [9] A. Phinyomark, P. Phukpattaranont, and C. Limsakul, “Feature reduction and selection for EMG signal classification,” *Expert Systems with Applications*, vol. 39, no. 8, pp. 7420–7431, 2012.
- [10] M. Zecca, S. Micera, M. C. Carrozza, and P. Dario, “Control of multifunctional prosthetic hands by processing the electromyographic signal,” *Critical Reviews in Biomedical Engineering*, vol. 30, no. 4–6, pp. 459–485, 2002.
- [11] D. Farina, N. Jiang, H. Rehbaum, A. Holobar, B. Graimann, H. Dietl, and O. C. Aszmann, “The extraction of neural information from the surface EMG for the control of upper-limb prostheses,” *IEEE Reviews in Biomedical Engineering*, vol. 7, pp. 121–135, 2014.
- [12] H. Halaki and K. Ginn, “Normalization of EMG Signals: To Normalize or Not to Normalize and What to Normalize to?” in *Computational Intelligence in Electromyography Analysis*, 2012, pp. 175–194.
- [13] J. G. Webster, *Medical Instrumentation: Application and Design*, 4th ed. Hoboken, NJ, USA: Wiley, 2009.
- [14] T. M. Cover and P. E. Hart, “Nearest neighbor pattern classification,” *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 13, no. 1, pp. 21–27, 1967.

- [15] C. Cortes and V. Vapnik, “Support-vector networks,” *Machine Learning*, vol. 20, no. 3, pp. 273–297, 1995.
- [16] S. Haykin, *Neural Networks and Learning Machines*, 3rd ed. Upper Saddle River, NJ, USA: Pearson, 2009.
- [17] Jaramillo-Yáñez, A., Benalcázar, M. E., and Mena-Maldonado, E., “Real-Time Hand Gesture Recognition Using Surface Electromyography and Machine Learning: A Systematic Literature Review,” *Sensors*, vol. 20, no. 9, p. 2467, 2020.



Chapitre III

Conception et Réalisation du Contrôle Myoélectrique d'une Main Prothétique

III.1 Introduction

Le développement de systèmes prothétiques intelligents constitue aujourd'hui un enjeu majeur dans le domaine de la rééducation fonctionnelle et de l'ingénierie biomédicale. L'objectif principal de ces dispositifs est de permettre aux personnes amputées de retrouver une autonomie maximale et un contrôle précis de leurs mouvements. Parmi les différentes approches existantes, le pilotage myoélectrique basé sur les signaux électromyographiques (EMG) s'impose comme une solution particulièrement prometteuse [1], [2]. En effet, ces signaux, générés par l'activité électrique des muscles résiduels, offrent une interface naturelle et directe entre l'intention de mouvement de l'utilisateur et la commande de la prothèse.

Après avoir présenté dans les chapitres précédents les fondements physiologiques des signaux EMG ainsi que les méthodes de traitement et de reconnaissance des gestes, il devient nécessaire de s'intéresser à l'intégration pratique de ces concepts dans un système réel de commande d'une main prothétique.

Ainsi, ce chapitre est consacré à la conception et à la réalisation du système de contrôle myoélectrique d'une main prothétique. Nous y présenterons l'architecture générale du système, ainsi que les principaux éléments matériels utilisés, notamment les capteurs EMG, le microcontrôleur et les actionneurs responsables du mouvement de la main. Par ailleurs, les choix liés au développement logiciel, à l'implémentation de l'algorithme de commande et à l'interface de visualisation des gestes reconnus seront également abordés. Enfin, la stratégie de contrôle myoélectrique adoptée sera expliquée, en mettant en évidence la correspondance entre les gestes musculaires détectés et les mouvements réalisés par la main prothétique, ainsi que les mesures visant à assurer la sécurité et la stabilité du système.

III.2 Architecture générale du système

L'architecture générale du système proposé repose sur l'intégration de plusieurs modules permettant de transformer l'activité musculaire de l'utilisateur en mouvements mécaniques de la main prothétique [3]. L'objectif principal de cette architecture est d'assurer une communication efficace entre les signaux EMG générés par les muscles et le système de commande chargé de piloter la prothèse.

Le fonctionnement du système débute par l'acquisition des signaux EMG à l'aide de capteurs placés sur la surface de la peau. Ces capteurs permettent de détecter l'activité électrique produite lors des contractions musculaires et de transmettre ces signaux vers l'unité de traitement.

Les signaux acquis sont ensuite transmis à la carte ESP32, qui constitue l'unité de traitement embarquée du système. Une phase d'apprentissage hors ligne est préalablement réalisée sous MATLAB afin d'entraîner et de valider le modèle de reconnaissance des gestes. Une fois le modèle sélectionné, celui-ci est intégré dans l'ESP32. Lors de l'utilisation de la prothèse, le microcontrôleur effectue en temps réel l'extraction des caractéristiques des signaux EMG, les compare au modèle préalablement entraîné, identifie le geste réalisé par l'utilisateur et détermine l'action correspondante à exécuter par la main prothétique.

Une fois le geste reconnu, le système génère les commandes nécessaires pour activer les actionneurs de la prothèse. Ces actionneurs, souvent constitués de moteurs ou de

servomoteurs, permettent de produire les différents mouvements de la main, tels que l'ouverture et la fermeture ou certains mouvements des doigts.

En complément du système de commande, des capteurs de force de type **FSR (Force Sensitive Resistor)** peuvent être intégrés au niveau des doigts ou de la paume de la main prothétique. Ces capteurs permettent de mesurer la pression exercée lors du contact avec un objet saisi.

Ainsi, l'architecture globale du système peut être représentée comme une chaîne fonctionnelle composée de plusieurs étapes successives : l'acquisition des signaux EMG, le traitement et l'analyse des données, la reconnaissance des gestes, la commande des actionneurs, ainsi que la mesure de la force de contact à l'aide des capteurs FSR. Cette organisation permet d'assurer la conversion de l'activité musculaire en mouvements contrôlés de manière efficace.

Dans les sections suivantes, les différents éléments matériels et logiciels constituant ce système seront présentés plus en détail.

La Figure III.1 présente l'architecture générale du système de commande myoélectrique développé, décrivant la chaîne fonctionnelle complète depuis l'acquisition des signaux EMG jusqu'au pilotage des actionneurs de la main prothétique.

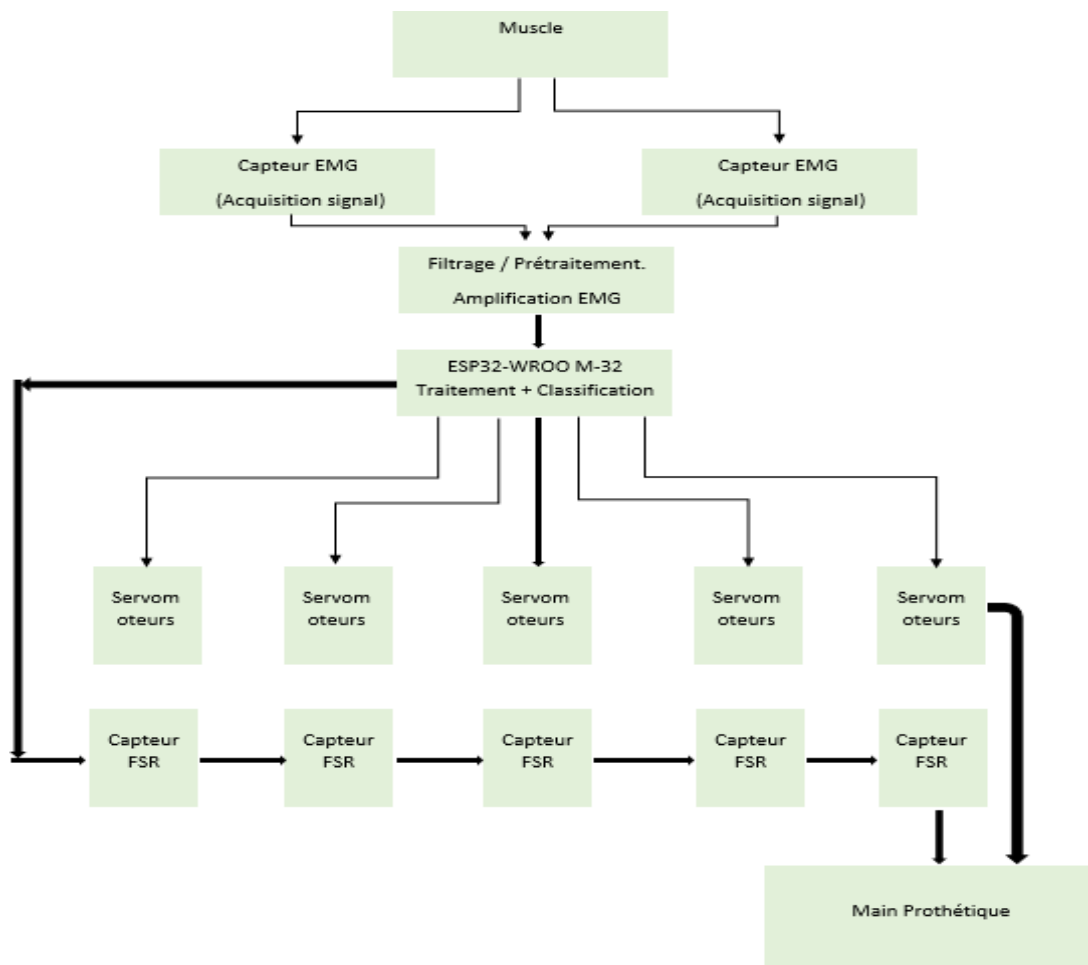


Figure III.1 : Architecture générale du système de commande myoélectrique de la main prothétique.

III.3 Composants matériels

La conception du système de contrôle myoélectrique d'une main prothétique repose sur l'intégration de plusieurs composants matériels permettant l'acquisition des signaux EMG, leur traitement ainsi que la réalisation des mouvements mécaniques de la prothèse. Ces éléments constituent la partie physique du système et assurent le lien entre l'activité musculaire de l'utilisateur et le mouvement de la main prothétique.

Les principaux composants matériels utilisés dans ce système comprennent les capteurs EMG, l'unité de traitement représentée par le microcontrôleur, les actionneurs responsables du mouvement de la main ainsi que le système d'alimentation et d'intégration. Chacun de ces éléments joue un rôle essentiel dans le bon fonctionnement du système.

Composant	Référence utilisée	Caractéristiques principales	Fonction dans le système	Justification du choix
Capteur EMG de surface	Advancer Technologies	Capteur non invasif, amplification	Acquisition des signaux	Facile à intégrer, bonne sensibilité, compatible

Composant	Référence utilisée	Caractéristiques principales	Fonction dans le système	Justification du choix
	MyoWare Muscle Sensor	intégrée, sortie analogique, compact	musculaires de l'avant-bras	microcontrôleurs, adapté au prototypage biomédical
Microcontrôleur	Espressif Systems ESP32-WROOM-32	Double cœur 240 MHz, ADC 12 bits, Wi-Fi, Bluetooth, GPIO multiples	Traitement des signaux EMG, classification gestuelle, génération des commandes	Haute performance, faible coût, communication sans fil intégrée, temps réel
Actionneurs	MG90S	une commande PWM précise, une réponse rapide, un faible encombrement ainsi qu'un couple élevé	Mouvement des doigts de la main prothétique	Léger, économique, précis, idéal pour doigts articulés
Capteur de force	Interlink Electronics FSR 400 Series	Résistance variable selon pression, flexible, faible épaisseur	Mesure de la force de préhension	Intégration simple, coût réduit, amélioration de la sécurité de saisie
Alimentation	Batterie Li-ion rechargeable	Tension stable, portable, densité énergétique élevée	Alimentation autonome du système	Mobilité du dispositif, autonomie énergétique
Structure mécanique	Main imprimée en 3D	Géométrie personnalisable, légère, économique	Support mécanique des actionneurs et doigts	Fabrication rapide, adaptation morphologique, réduction du coût

Tableau III.1 : Principaux composants matériels intégrés dans le système de commande myoélectrique

Dans les sections suivantes, ces différents composants seront présentés et décrits en détail.

III.3.1 Capteurs EMG utilisés

Les capteurs électromyographiques (EMG) constituent le cœur du système, car ils détectent l'activité électrique des muscles résiduels de l'utilisateur et permettent de traduire ses intentions de mouvement en commandes pour la prothèse [4]. Dans ce système, nous avons privilégié l'utilisation de capteurs non invasifs de surface, pour leur simplicité

d'installation, leur confort pour l'utilisateur et leur capacité à fournir des signaux fiables pour la commande myoélectrique.

Chaque capteur est positionné sur des muscles spécifiques du bras ou de l'avant-bras, en fonction des gestes que l'on souhaite reconnaître. L'emplacement précis des capteurs est crucial, car il influence directement la qualité du signal et, par conséquent, la précision des mouvements de la main prothétique.

Ces capteurs sont généralement associés à un module d'acquisition permettant l'amplification du signal EMG. Le signal analogique obtenu est ensuite transmis au microcontrôleur, où il est converti en données numériques pour être traité. Le choix des capteurs a été fait en considérant des critères de sensibilité, bruit, taille et facilité d'intégration dans le dispositif final.

La Figure III.2 présente le capteur EMG de surface retenu pour l'acquisition des signaux musculaires, dont les caractéristiques de sensibilité, de compacité et de facilité d'intégration ont motivé son choix dans ce système.

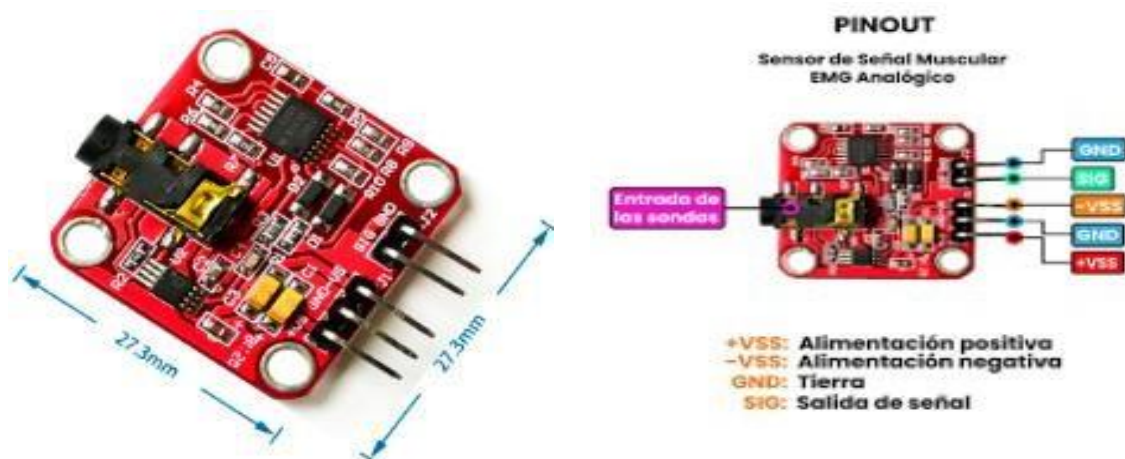


Figure III.2 : Capteur EMG de surface utilisé pour l'acquisition des signaux musculaires [9]

III.3.2 Capteurs FSR (Force Sensitive Resistors)

Les capteurs FSR (Force Sensitive Resistors) sont utilisés pour mesurer la force exercée au niveau des doigts de la main prothétique. Leur résistance électrique varie en fonction de la pression appliquée, ce qui permet de convertir une contrainte mécanique en signal électrique exploitable.

Ces capteurs sont placés au niveau des zones de contact des doigts afin de fournir une information complémentaire aux signaux EMG. Ils permettent ainsi d'évaluer l'intensité de la prise et d'améliorer la précision du contrôle de la préhension.

L'intégration des FSR contribue également à renforcer la sécurité du système en évitant une force excessive lors de la fermeture de la main, ce qui permet une interaction plus naturelle et contrôlée avec les objets.

La Figure III.3 présente le capteur FSR utilisé pour la mesure de la force de préhension, permettant d'évaluer l'intensité du contact des doigts avec les objets et d'éviter toute pression excessive lors de la fermeture de la main.

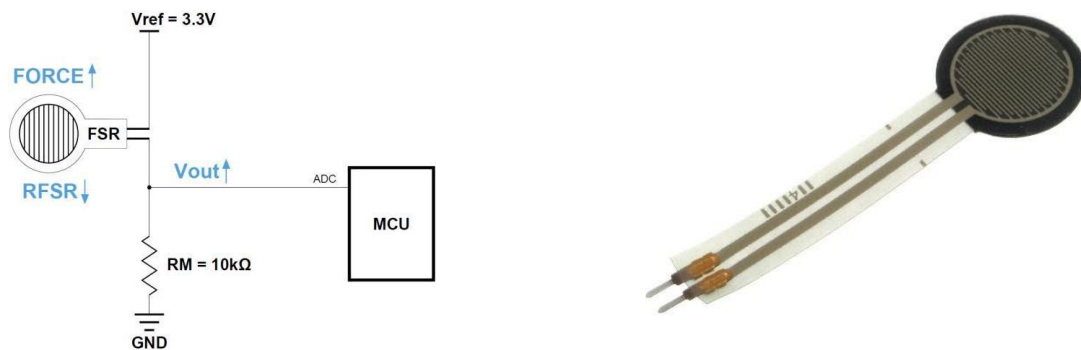


Figure III.3 : Capteur FSR utilisé pour la mesure de la force de préhension [12]

III.3.3 Carte d'acquisition / microcontrôleur (ESP-WROOM-32)

La carte d'acquisition constitue la première étape de la chaîne de traitement, en assurant la réception et le conditionnement des signaux EMG issus des capteurs. Elle permet notamment l'amplification de ces signaux afin de les rendre exploitables par le système embarqué.

Les signaux conditionnés sont ensuite transmis au microcontrôleur, qui assure leur conversion en données numériques grâce à son convertisseur analogique-numérique intégré. Il exécute en temps réel les opérations de traitement ainsi que l'algorithme de reconnaissance des gestes.

À partir des résultats obtenus, le microcontrôleur génère les commandes nécessaires sous forme de signaux PWM afin de piloter les actionneurs de la main prothétique et reproduire les mouvements correspondants.

La Figure III.4 présente la carte microcontrôleur ESP-WROOM-32 utilisée pour l'acquisition et le traitement des signaux EMG, dont les capacités de conversion analogique-numérique et de traitement en temps réel répondent aux exigences du système.

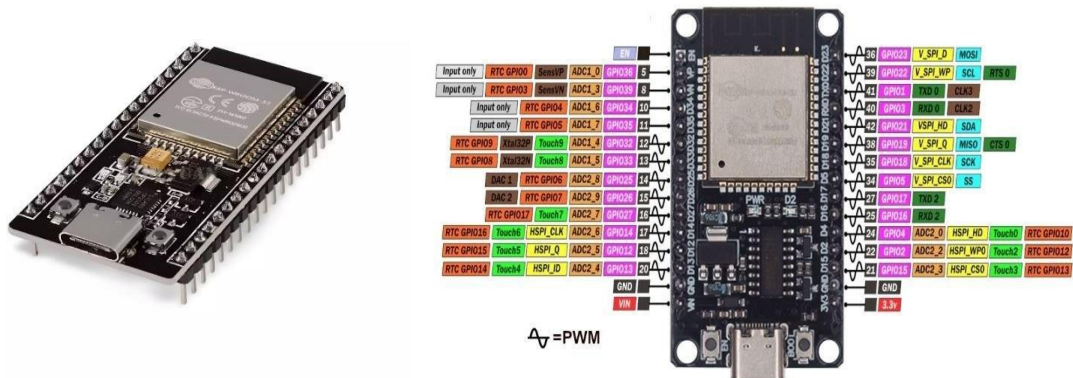


Figure III.4 : Carte microcontrôleur ESP-WROOM-32 utilisée pour l'acquisition et le traitement des signaux EMG [10], [11]

Le choix du microcontrôleur s'est basé sur plusieurs critères essentiels, notamment la compatibilité avec les interfaces analogiques et série, la capacité de traitement en temps réel, ainsi que la facilité d'intégration dans un système embarqué compact.

Enfin, l'ensemble carte d'acquisition et microcontrôleur a été validé expérimentalement afin de garantir une latence minimale, condition indispensable pour assurer un contrôle fluide, réactif et naturel de la main prothétique.

III.3.4 Actionneurs de la main prothétique (MG90S)

Les actionneurs constituent l'étape finale de la chaîne de commande, en assurant la conversion des signaux électriques en mouvements mécaniques de la main prothétique. Ils permettent ainsi de reproduire les gestes issus du système de reconnaissance.

Des servomoteurs miniatures sont généralement utilisés en raison de leur précision, de leur rapidité de réponse et de leur aptitude à réaliser des mouvements fins adaptés aux doigts de la main. Chaque doigt peut être associé à un actionneur dédié, permettant un contrôle individuel ou coordonné selon le type de mouvement souhaité.

L'intégration des actionneurs est réalisée en tenant compte des contraintes de compacité, de consommation énergétique et de génération de force. Un réglage de calibration est nécessaire afin d'ajuster les amplitudes et la synchronisation des mouvements.

Des essais permettent d'optimiser le comportement dynamique du système, garantissant des mouvements plus fluides, stables et proches des gestes naturels.

La Figure III.5 présente les servomoteurs MG90S intégrés dans le système pour l'actionnement des doigts de la main prothétique, sélectionnés pour leur compacité, leur couple adapté et leur facilité de commande par signaux PWM.

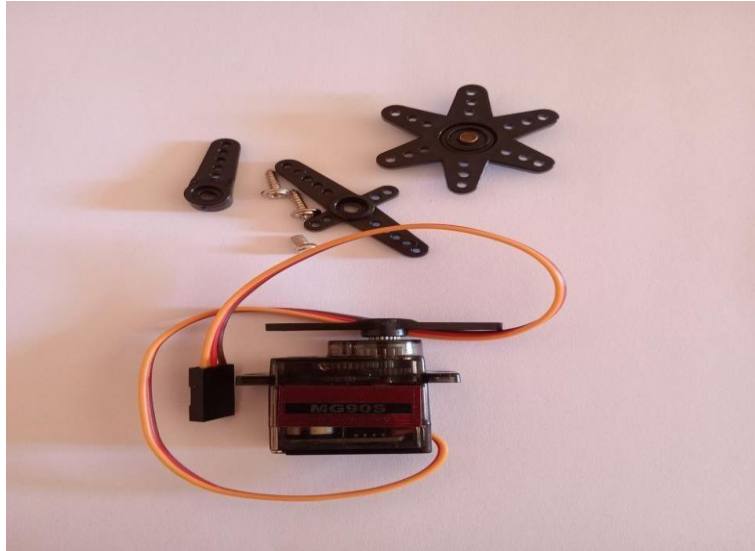


Figure III.5 : Servomoteurs MG90S utilisés pour l'actionnement des doigts de la main prothétique

III.3.5 Alimentation et intégration

L'alimentation du système constitue un élément essentiel garantissant le fonctionnement stable de l'ensemble des composants. Elle doit fournir une tension régulée (11.1 V) et un courant suffisant (2.5 A) pour les capteurs, l'unité de traitement ainsi que les actionneurs.

Une attention particulière est accordée à la stabilité électrique afin d'éviter les perturbations pouvant affecter la qualité des signaux EMG et le comportement des actionneurs. Dans ce type de système, il est également fréquent de distinguer l'alimentation dédiée à l'électronique de commande et celle réservée aux éléments de puissance, afin de limiter les interférences.

L'intégration matérielle correspond à l'organisation physique des différents modules au sein de la structure globale du dispositif. Elle vise à optimiser la compacité, la répartition du poids et l'accessibilité des composants, tout en garantissant la sécurité et la fiabilité du système.

La Figure III.6 présente le système d'alimentation par batteries retenu pour le fonctionnement de la main prothétique, garantissant une tension stable et une autonomie suffisante pour l'ensemble des composants électroniques et des actionneurs.



Figure III.6 : Système d'alimentation par batteries utilisé pour le fonctionnement de la main prothétique

III.4 Développement logiciel

Le développement logiciel désigne l'ensemble des processus et des méthodes permettant de concevoir, implémenter et exécuter les algorithmes nécessaires au fonctionnement du système de commande myoélectrique. Il englobe le traitement des signaux électromyographiques (EMG), l'extraction des caractéristiques pertinentes, la reconnaissance des gestes ainsi que la génération des commandes destinées à la main prothétique.

Il assure ainsi la transformation des signaux musculaires bruts en informations exploitables, permettant d'interpréter les intentions de l'utilisateur et de les traduire en actions mécaniques. Le développement logiciel inclut également la mise en place d'une interface de visualisation, facilitant l'analyse des résultats et la validation du système.

Dans ce contexte, les différentes étapes du développement logiciel seront détaillées dans les sections suivantes.

III.4.1 Implémentation du traitement des signaux EMG

Le traitement des signaux électromyographiques (EMG) constitue une étape essentielle dans la chaîne de commande myoélectrique, permettant de transformer les signaux bruts issus de l'activité musculaire en informations exploitables pour la reconnaissance des gestes.

Dans un premier temps, les signaux acquis, généralement faibles et bruités, subissent une étape de filtrage visant à réduire les perturbations et les interférences. Un filtrage passe-bande est souvent utilisé afin de conserver la plage de fréquences utile du signal EMG et d'éliminer les composantes indésirables.

Ensuite, les signaux sont normalisés et segmentés en fenêtres temporelles, ce qui permet d'obtenir une représentation plus stable et cohérente de l'activité musculaire.

Enfin, des caractéristiques pertinentes sont extraites à partir de chaque fenêtre, telles que des paramètres temporels (valeur efficace, énergie, moyenne absolue). Ces descripteurs

permettent de réduire la dimension du signal tout en conservant les informations discriminantes nécessaires à la classification [5], [6].

Ce processus de traitement améliore la robustesse et la fiabilité de la reconnaissance des gestes en vue de leur exploitation dans les étapes ultérieures du système.

III.4.2 Implémentation de l'algorithme de reconnaissance gestuelle

L'algorithme de reconnaissance gestuelle constitue l'étape centrale du système de commande myoélectrique, car il permet d'associer les caractéristiques extraites des signaux EMG à des classes de mouvements correspondant aux gestes de la main. Une fois les paramètres caractéristiques obtenus lors de l'étape de traitement du signal, ceux-ci sont utilisés comme vecteurs d'entrée pour l'algorithme de classification. Chaque vecteur représente un état d'activité musculaire associé à un geste spécifique. La reconnaissance repose sur une phase d'apprentissage durant laquelle le système analyse des exemples de signaux associés à différents gestes afin de construire un modèle de décision [7], [3]. Ce modèle permet ensuite d'identifier, en temps réel, le geste le plus probable à partir des données entrantes. Par la suite, lors de la phase d'exploitation, les nouvelles observations sont comparées aux modèles appris afin d'attribuer une classe de geste correspondante. Le résultat de cette classification est ensuite transmis à l'unité de commande pour générer les actions appropriées. Cette méthode garantit une classification précise des signaux EMG, permettant la génération de commandes adaptées en fonction du geste détecté.

III.4.3 Interface de visualisation des gestes reconnus

L'interface de visualisation des gestes reconnus constitue un élément de supervision du système de commande myoélectrique. Elle permet d'afficher en temps réel les résultats issus de l'algorithme de reconnaissance appliqué aux signaux EMG.

Dans cette architecture, l'environnement MATLAB est utilisé comme plateforme principale de traitement et de visualisation. Après l'acquisition et l'analyse des signaux, le geste identifié (Rest, Open, Close, Index, Middle, Ring, Little, Thumb, Pinch) est affiché sous forme textuelle ou graphique, offrant ainsi un retour immédiat sur l'état du système et le résultat de la classification.

Cette interface joue un rôle important dans la phase de test et de validation, car elle permet de vérifier la cohérence entre les signaux acquis, le traitement effectué et le geste reconnu. Elle facilite également le suivi des performances de l'algorithme en conditions réelles.

Ainsi, l'interface de visualisation assure principalement une fonction d'observation et de supervision, tandis que la commande matérielle est réalisée par le système embarqué.

L'ensemble du processus logiciel assure une chaîne complète allant du traitement des signaux EMG jusqu'à la génération des commandes destinées au système embarqué, garantissant une interaction cohérente entre l'analyse et l'exécution.

III.5 Stratégie de contrôle myoélectrique

La stratégie de contrôle myoélectrique représente la phase décisionnelle du système, assurant la conversion des résultats issus de la reconnaissance des signaux EMG en commandes destinées à la main prothétique. Elle établit la relation entre les intentions

musculaires détectées et les mouvements mécaniques correspondants, permettant ainsi une interaction cohérente entre l'utilisateur et le dispositif.

Le système repose sur une logique de commande séquentielle dans laquelle chaque classe de geste identifiée est associée à une action spécifique. Les informations issues de la classification sont transmises à l'unité de traitement, qui génère les signaux de commande nécessaires au pilotage des actionneurs, généralement sous forme de signaux PWM.

Afin d'assurer un fonctionnement fiable et sécurisé, des mécanismes de validation sont intégrés pour limiter les erreurs de détection liées au bruit des signaux EMG ou aux variations involontaires de l'activité musculaire. De plus, des contraintes sont appliquées sur les mouvements afin de garantir la stabilité du système et de protéger la structure mécanique de la main prothétique.

III.6 Tests et réalisation du système

III.6.1 Tests des composants du système

Avant l'intégration complète du système de commande myoélectrique, une série de tests préliminaires a été réalisée sur les principaux composants matériels afin de vérifier leur bon fonctionnement individuel ainsi que leur compatibilité avec l'architecture proposée. Cette étape est essentielle pour garantir la fiabilité du prototype final et réduire les risques de dysfonctionnement lors de l'assemblage global.

Dans un premier temps, les capteurs EMG de surface ont été testés par placement sur l'avant-bras de l'utilisateur au niveau des muscles sollicités lors des mouvements de la main. Les signaux obtenus ont été observés au repos puis lors de contractions musculaires volontaires. Les résultats ont montré une variation nette de l'amplitude du signal entre les phases de repos et d'activation, confirmant la capacité des capteurs à détecter l'activité musculaire de manière exploitable.

La Figure III.7 présente les résultats de la validation du fonctionnement du capteur EMG, en comparant les signaux enregistrés en phase de repos et lors d'une contraction musculaire volontaire, confirmant la capacité du capteur à détecter l'activité musculaire de manière exploitable.

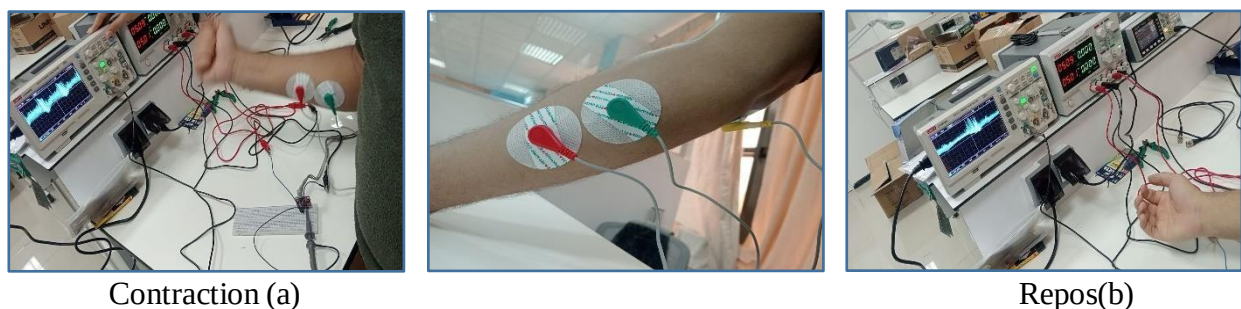


Figure III.7 : Validation du fonctionnement du capteur EMG (repos et contraction musculaire)

Ensuite, la carte microcontrôleur ESP32-WROOM-32 a été évaluée pour la lecture des signaux analogiques issus des capteurs EMG via ses entrées ADC. Des essais de transmission des données vers l'environnement de supervision ont également été réalisés. Les performances obtenues ont confirmé une acquisition correcte des données ainsi qu'un temps de réponse compatible avec les contraintes du temps réel.

La Figure III.8 illustre la validation du fonctionnement de la carte microcontrôleur ESP32-WROOM-32, confirmant la correcte acquisition des données analogiques issues des capteurs EMG ainsi qu'un temps de réponse compatible avec les contraintes du traitement en temps réel.

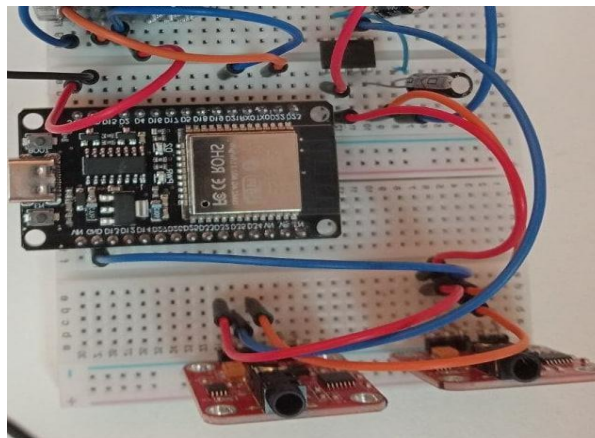


Figure III.8 : Validation du fonctionnement de l'unité de traitement (ESP32-WROOM-32)

Les capteurs de force FSR ont également été testés par application de différentes pressions mécaniques (de 0 à 500g) sur leur surface sensible. Les mesures relevées ont montré une variation cohérente du signal électrique en fonction de la force appliquée, validant leur utilisation pour le contrôle de la préhension et la limitation des efforts excessifs.

Enfin, le système d'alimentation a été vérifié sous différentes conditions de charge afin de s'assurer de la stabilité de la tension délivrée aux composants électroniques et aux actionneurs. Les essais réalisés ont confirmé la capacité de l'alimentation à assurer un fonctionnement fiable de l'ensemble du dispositif.

La Figure III.9 présente les résultats du test du système d'alimentation réalisé sous différentes conditions de charge, attestant de la stabilité de la tension délivrée à l'ensemble des composants du dispositif.

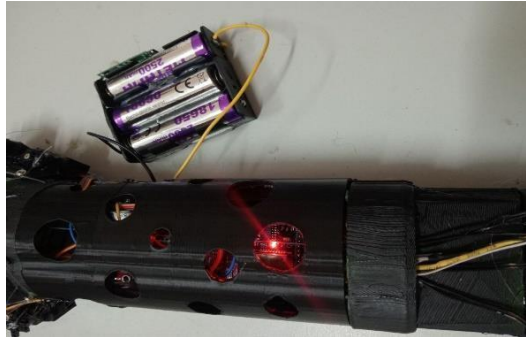


Figure III.9 : Test du système d'alimentation

L'ensemble de ces tests unitaires a permis de valider le bon fonctionnement individuel des composants utilisés et de préparer la phase suivante consacrée à l'intégration et à la réalisation complète du prototype.

III.6.2 Réalisation du prototype

Après la validation individuelle des différents composants, le système final a été assemblé afin de former un prototype complet de la main prothétique. Cette étape est basée sur une intégration progressive des différentes parties du système afin d'obtenir un dispositif fonctionnel et ergonomique. La structure mécanique de la main a été conçue à l'aide de la fabrication additive (impression 3D). Un scan préalable du modèle a permis d'optimiser la géométrie et d'assurer une meilleure précision des pièces imprimées, garantissant ainsi une bonne adaptation des actionneurs et une meilleure stabilité mécanique.

La Figure III.10 présente le scan 3D du moignon réalisé en amont de la conception mécanique, permettant d'optimiser la géométrie de la structure prothétique et d'assurer une meilleure adaptation anatomique du dispositif.



Figure III.10 : Scan 3D du moignon pour la conception de la prothèse

Après le scan 3D du moignon et la validation des dimensions générales du prototype, la phase de conception de la structure de l'avant-bras a été entamée. Cette étape a été réalisée à l'aide du logiciel Blender.

Le modèle a été développé afin de s'adapter aux résultats du scan et d'assurer une continuité entre la main prothétique et l'avant-bras. La structure a été pensée pour garantir une bonne fixation des différents éléments ainsi qu'une intégration cohérente des composants

mécaniques et électroniques.

Des espaces internes ont été prévus pour le passage des câbles et le positionnement des actionneurs, tout en assurant la rigidité de l'ensemble. Le design final a ensuite été préparé pour la fabrication par impression 3D.

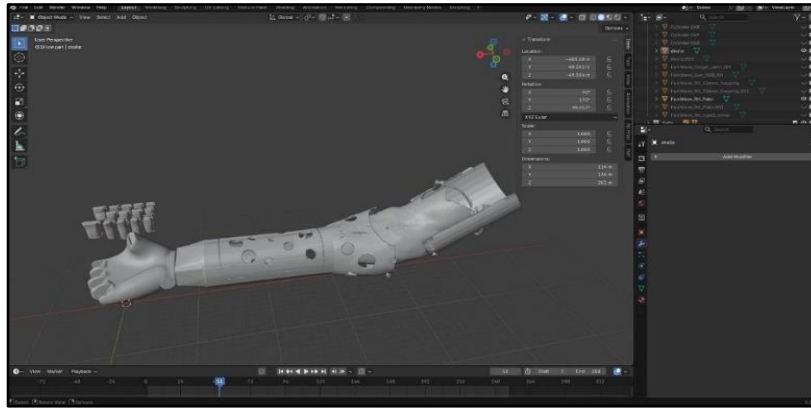


Figure III.11 : Conception 3D de la main et de l'avant-bras sous Blender

III.6.3 Intégration et assemblage final du système

Après la fabrication des différentes pièces par impression 3D, le prototype a été assemblé progressivement afin de constituer le système final de la main prothétique. Cette étape a consisté à intégrer l'ensemble des composants mécaniques et électroniques dans une architecture optimisée en termes de poids, de précision et d'autonomie.

La main prothétique a été fixée sur la structure de l'avant-bras en assurant une continuité mécanique stable. Afin de réduire le poids au niveau de la main et améliorer la répartition des masses, les servomoteurs ont été positionnés au niveau de l'avant-bras. Le mouvement des doigts est transmis via un système de câbles, permettant une action mécanique précise tout en allégeant la partie distale du dispositif.

Le système électronique de commande, comprenant la carte de traitement et les différents circuits électroniques, a été intégré dans la structure de l'avant-bras afin de regrouper les composants dans un espace organisé et adapté au fonctionnement du système.

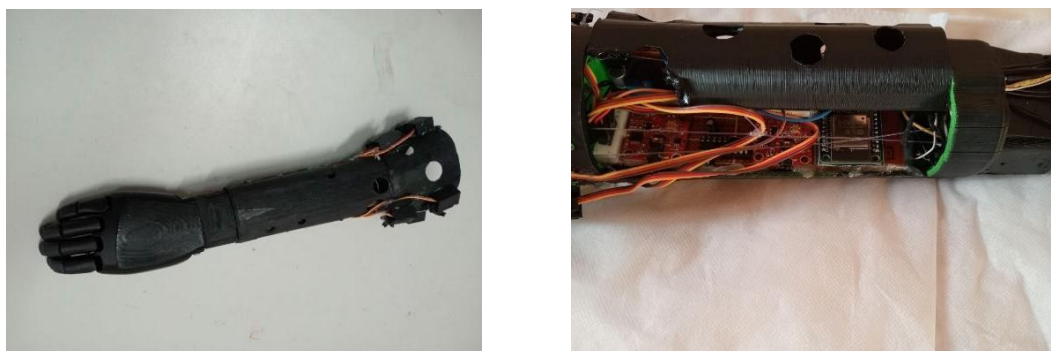


Figure III.12 : Assemblage de la main prothétique avec la structure de l'avant-bras et intégration du système électronique.

Par ailleurs, les électrodes des capteurs EMG ont été intégrées sous forme de bracelet positionné sur l'avant-bras, au niveau des muscles situés en amont de la zone d'amputation. Cette disposition permet une acquisition fiable des signaux musculaires liés aux intentions de mouvement de l'utilisateur.

Dans le même objectif d'optimisation de la précision et de la sécurité de la préhension, les capteurs FSR ont été intégrés directement au niveau des doigts, afin de mesurer la force exercée lors du contact avec les objets et d'éviter une pression excessive.

La Figure III.13 présente l'intégration des capteurs FSR au niveau des doigts du prototype de la main prothétique, permettant une mesure directe de la force de contact lors des opérations de préhension.



Figure III.13 : Intégration des capteurs FSR dans le prototype de la main prothétique.

Concernant l'alimentation, la batterie a été placée au niveau du biceps afin d'améliorer l'équilibre global du système et de réduire la charge au niveau de l'avant-bras et de la main, ce qui contribue directement au confort d'utilisation et à la stabilité mécanique.

Enfin, l'ensemble du système a été organisé de manière compacte et fonctionnelle afin d'assurer une bonne coordination entre l'acquisition des signaux, le traitement embarqué et l'exécution des mouvements, tout en garantissant la stabilité, la précision et l'autonomie du dispositif.

III.7 Résultats et discussion

III.7.1 Résultats expérimentaux

Afin d'évaluer les performances du système de reconnaissance gestuelle proposé, plusieurs expériences ont été réalisées à partir des signaux électromyographiques (EMG) issus du dataset Ninapro. Les données utilisées correspondent à neuf classes de gestes de la main, enregistrées

à l'aide de six canaux EMG et échantillonnées à une fréquence de 2000 Hz. Les gestes considérés sont : le repos (Rest), l'ouverture de la main (Open), la fermeture (Close), l'extension de l'index (Index), du majeur (Middle), de l'annulaire (Ring), de l'auriculaire (Little), du pouce (Thumb) ainsi que le geste de pincement (Pinch).

Trois classifieurs ont été évalués et comparés : le K-Nearest Neighbors (KNN), le réseau de neurones artificiels (ANN) et la machine à vecteurs de support (SVM). Les données ont été réparties en deux sous-ensembles : 70 % pour l'apprentissage et 30 % pour le test. La Figure III.14 illustre la comparaison des précisions globales obtenues par chacun de ces classifieurs.

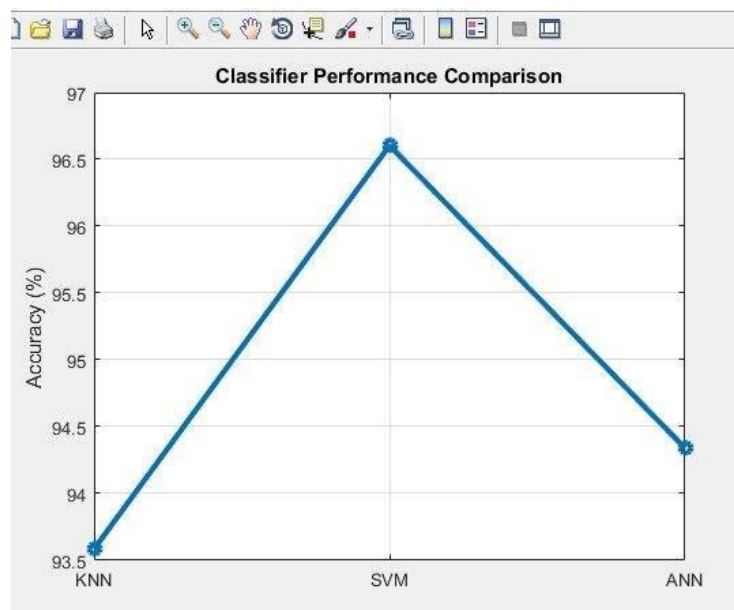


Figure III.14 : Comparaison des précisions globales des classifieurs KNN, SVM et ANN.

Les résultats présentés dans le Tableau III.2 confirment les tendances observées graphiquement.

Classifieur	Accuracy	Observation
KNN	93,58 %	Bonne performance de base
ANN	94,34 %	Modélisation des relations non linéaires
SVM	96,60 %	Meilleure séparation inter-classes

Tableau III.2 : Accuracy globale des trois classifieurs évalués.

L'analyse comparative montre que les trois classifieurs atteignent des performances élevées, toutes supérieures à **93 %**. Le classifieur **KNN** obtient une accuracy de **93,58 %**, ce qui témoigne de sa capacité à distinguer les gestes en s'appuyant sur la proximité des vecteurs de caractéristiques dans l'espace de représentation. Le réseau de neurones **ANN** améliore ce

résultat en atteignant **94,34 %**, grâce à sa capacité à modéliser des frontières de décision non linéaires entre les neuf classes.

Le classifieur **SVM** se démarque nettement avec une accuracy globale de **96,60 %**. Cette supériorité s'explique par sa capacité à maximiser la marge de séparation entre les classes dans un espace de grande dimension, tout en gérant efficacement les zones de chevauchement entre certains gestes proches anatomiquement. Compte tenu de ces performances, le classifieur SVM est retenu pour l'analyse détaillée des sections suivantes.

III.7.2 Analyse des performances

L'analyse approfondie des performances du classifieur SVM repose sur l'exploitation de plusieurs outils d'évaluation complémentaires : les matrices de confusion, les courbes ROC, la visualisation PCA de l'espace des caractéristiques, ainsi que les métriques de classification par geste.

III.7.2.1 Matrices de confusion

Les matrices de confusion obtenues pour les phases d'entraînement, de validation, de test et sur l'ensemble des données sont présentées dans la Figure III.15. Chaque ligne représente la classe réelle du geste, tandis que chaque colonne correspond à la prédiction émise par le classifieur.

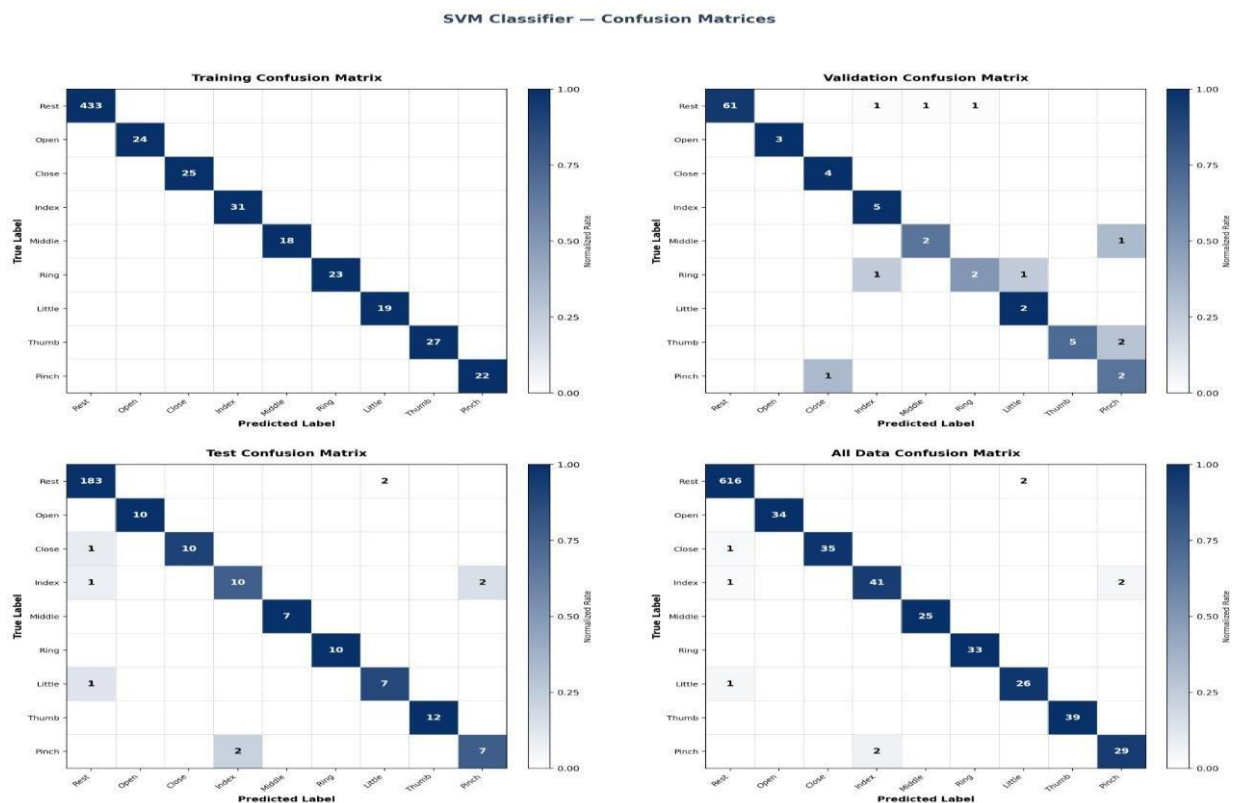


Figure III.15: Matrices de confusion du classifieur SVM (entraînement, validation, test et données complètes).

L'examen de la matrice de confusion de test (en bas à gauche) révèle que la majorité des prédictions se concentrent sur la diagonale principale, ce qui traduit un taux de reconnaissance élevé pour l'ensemble des neuf gestes. Plusieurs observations méritent d'être soulignées :

- **Gestes parfaitement reconnus** : les gestes Open, Middle, Ring et Thumb ne présentent aucune erreur de classification sur l'ensemble de test. Leurs activations musculaires génèrent des signatures EMG suffisamment distinctes pour permettre une séparation complète par le classifieur SVM.
- **Geste Rest** : seulement deux échantillons de repos sont incorrectement classifiés en tant que geste Pinch. Ce faible taux d'erreur confirme que le profil EMG de repos diffère significativement de celui des gestes actifs, limitant ainsi les risques de déclenchements involontaires dans un contexte prothétique.
- **Gestes Index et Pinch** : ces deux gestes présentent quelques confusions croisées. L'extension de l'index implique partiellement les mêmes fléchisseurs que le pincement, ce qui génère des chevauchements dans l'espace des caractéristiques EMG. De même, le geste Little enregistre une erreur de classification vers Rest, probablement liée à l'intensité musculaire plus faible mobilisée lors de l'extension de l'auriculaire.

Sur l'ensemble des données (matrice globale, en bas à droite), les performances demeurent très élevées, avec une concentration quasi exclusive des effectifs sur la diagonale. Les matrices de validation et de test présentent des structures d'erreur cohérentes, ce qui indique que le modèle ne souffre pas de surapprentissage.

III.7.2.2 Courbes ROC

Les courbes ROC (Receiver Operating Characteristic) du classifieur SVM sont présentées dans la Figure III.16 pour les quatre phases d'évaluation : entraînement, validation, test et données complètes. Chaque courbe représente le compromis entre le taux de vrais positifs (sensibilité) et le taux de faux positifs pour chacune des neuf classes de gestes.

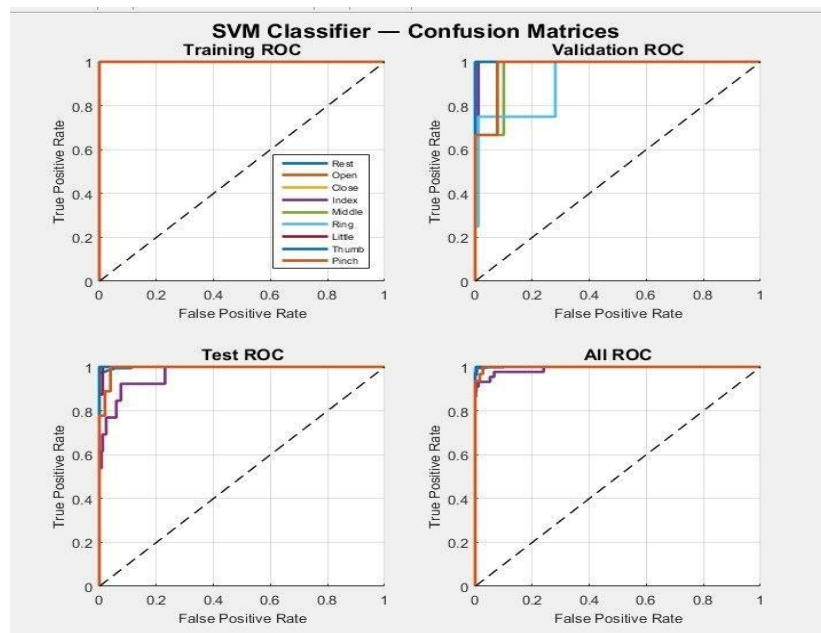


Figure III.16 : Courbes ROC du classifieur SVM pour les phases d'entraînement, de validation, de test et sur l'ensemble des données.

Les courbes ROC obtenues confirment les performances élevées du classifieur SVM. Sur la phase d'entraînement, les courbes de toutes les classes s'approchent du coin supérieur gauche du graphe, caractéristique d'un classifieur quasi parfait avec une aire sous la courbe (AUC) proche de 1.

Sur l'ensemble de test (graphe en bas à gauche), les courbes restent très proches de la diagonale idéale pour la majorité des classes. Quelques légers écarts sont observés pour les gestes Index, Little et Pinch, en cohérence avec les confusions relevées dans les matrices de confusion. Ces classes mobilisent des groupes musculaires anatomiquement proches, rendant leur discrimination légèrement plus complexe.

Les courbes ROC sur l'ensemble complet des données (graphe en bas à droite) montrent une convergence de toutes les classes vers une AUC élevée, confirmant la robustesse globale du modèle. Ces résultats valident la capacité du classifieur SVM à discriminer efficacement les neuf gestes de la main à partir des caractéristiques EMG extraites.

III.7.2.3 Visualisation de l'espace des caractéristiques par ACP

Afin d'apprécier visuellement la séparabilité des classes dans l'espace des caractéristiques EMG, une analyse en composantes principales (ACP) a été appliquée. La Figure III.17 représente la projection des vecteurs de caractéristiques sur les deux premières composantes principales PC1 et PC2, chaque couleur correspondant à l'un des neuf gestes.

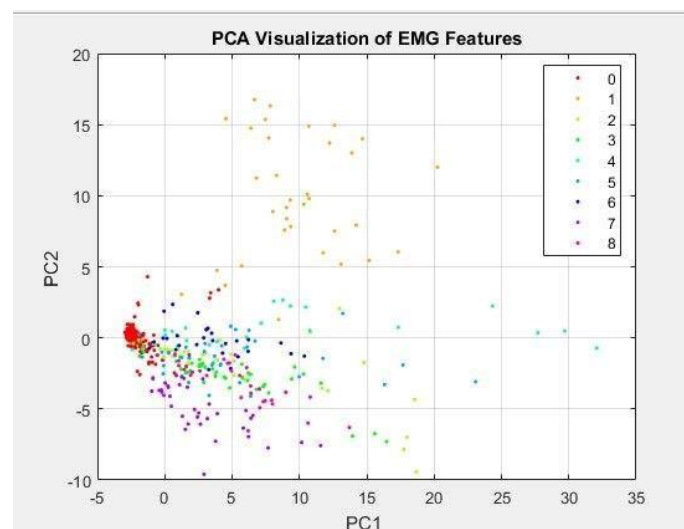


Figure III.17 : Visualisation ACP de l'espace des caractéristiques EMG — projection sur les deux premières composantes principales.

La projection ACP révèle une structure intéressante de l'espace des caractéristiques. On observe que le geste Rest (classe 0, points rouges) forme un regroupement dense et compact dans la région centrale gauche du graphe, ce qui confirme la forte homogénéité de son profil EMG et sa bonne séparabilité.

Les classes correspondant aux gestes des doigts individuels (Index, Middle, Ring, Little, Thumb) forment des nuages de points partiellement distincts, avec néanmoins certains

chevauchements visibles, notamment entre les classes 1 à 5. Cette observation est cohérente avec les confusions relevées dans la matrice de confusion, car ces gestes sollicitent des groupes musculaires adjacents dont les activations EMG peuvent présenter des similitudes partielles.

Le geste Pinch (classe 8) et le geste Open (classe 1) tendent à se projeter dans des régions plus éloignées du centre, ce qui traduit des signatures EMG plus distinctes et explique leurs taux de reconnaissance élevés. Globalement, la visualisation ACP confirme que les caractéristiques extraites contiennent une information discriminante suffisante pour permettre une classification efficace, même si la réduction à deux dimensions entraîne inévitablement une perte d'information par rapport à l'espace complet utilisé par le classifieur SVM.

III.7.2.4 Métriques de classification par geste

Afin de compléter l'analyse des performances, les métriques de Precision, Recall et F1-score ont été calculées individuellement pour chaque geste. Le Tableau III.3 présente ces valeurs, et la Figure III.18 en donne une représentation graphique comparative.

Geste	Precision	Recall	F1-Score	Support
Rest	98,4 %	98,9 %	98,7 %	185
Open	100,0 %	100,0 %	100,0 %	10
Close	100,0 %	90,9 %	95,2 %	11
Index	83,3 %	76,9 %	80,0 %	13
Middle	100,0 %	100,0 %	100,0 %	7
Ring	100,0 %	100,0 %	100,0 %	10
Little	77,8 %	87,5 %	82,4 %	8
Thumb	100,0 %	100,0 %	100,0 %	12
Pinch	77,8 %	77,8 %	77,8 %	9
Moyenne	93,7 %	93,0 %	92,6 %	265

Tableau III.3 : Valeurs de Precision, Recall et F1-score par geste — classifieur SVM.

La Figure III.18 propose une représentation graphique comparative des métriques de Precision, Recall et F1-score calculées individuellement pour chaque geste, complétant ainsi l'analyse quantitative des performances du classifieur SVM.



Figure III.18 : Comparaison graphique des métriques Precision, Recall et F1-score par geste.

Les gestes Open, Middle, Ring et Thumb atteignent des scores parfaits (100 %) pour les trois métriques, confirmant que leurs activations musculaires génèrent des signatures EMG totalement distinctes des autres classes. Le classifieur SVM parvient à séparer ces gestes sans aucune ambiguïté.

Le geste Rest présente un F1-score de 98,7 %, avec une précision de 98,4 % et un rappel de 98,9 %. La légère imperfection s'explique par deux échantillons mal classifiés vers Pinch, mais le niveau de performance reste remarquable et garantit une faible probabilité de déclenchement involontaire dans un système de contrôle prothétique réel.

Le geste Close affiche une précision parfaite (100 %) mais un rappel de 90,9 %, se traduisant par un F1-score de 95,2 %. Un échantillon de Close a été prédit comme Rest, ce qui s'explique par la similitude partielle de l'activité musculaire lors d'une fermeture incomplète de la main.

Les gestes Index, Little et Pinch présentent les F1-scores les plus faibles, respectivement 80,0 %, 82,4 % et 77,8 %. Ces valeurs restent cependant acceptables dans le contexte d'un système multi-gestes. Ces performances plus modestes sont directement liées à la proximité anatomique des muscles impliqués dans ces mouvements : l'extension individuelle d'un doigt ou le pincement mobilise des fléchisseurs/extenseurs voisins qui peuvent générer des signaux EMG partiellement similaires, induisant des confusions croisées entre ces classes.

En moyenne, le système atteint une précision de 93,7 %, un rappel de 93,0 % et un F1-score de 92,6 %, confirmant la robustesse globale de l'approche adoptée pour la reconnaissance des gestes de la main à partir de signaux EMG.

Afin de synthétiser l'ensemble du processus mis en œuvre, la Figure III.19 récapitule le pipeline complet de traitement et de classification des signaux EMG, depuis l'acquisition des données jusqu'à la commande finale de la main prothétique.

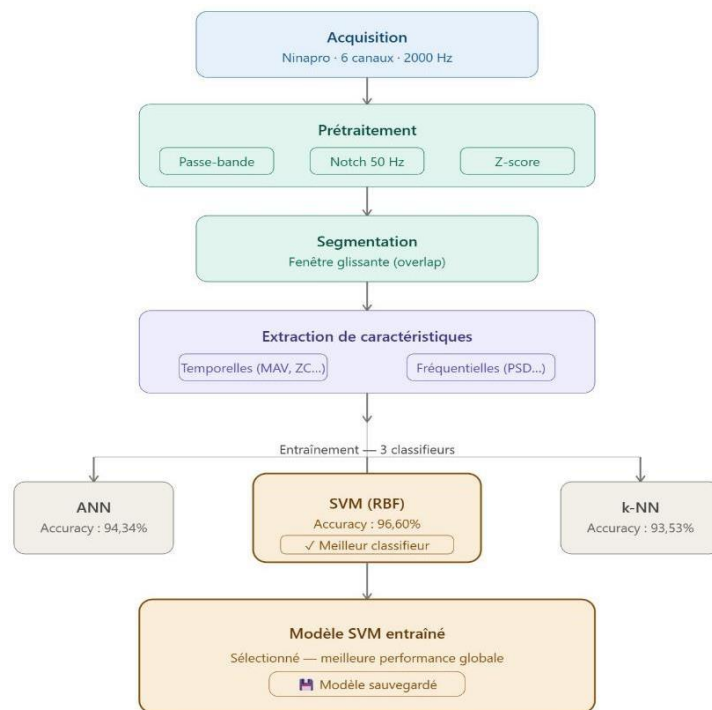


Figure III.19 : Pipeline de traitement et de classification des signaux EMG

III.7.3 Discussion des limites et améliorations

Les résultats obtenus démontrent la pertinence de l'approche proposée pour la reconnaissance de gestes à partir de signaux EMG, avec une accuracy globale de 96,60 % atteinte par le classifieur SVM. Néanmoins, une évaluation objective du système requiert d'identifier ses limites actuelles, afin d'en dégager les axes d'amélioration possibles pour des travaux futurs.

III.7.3.1 Limites identifiées

a) Confusions entre gestes proches. Comme le montrent les matrices de confusion et les métriques par geste, les classes Index, Pinch et Little génèrent les erreurs de classification les plus fréquentes. Ces confusions résultent principalement du phénomène de cross-talk musculaire : lors de l'extension d'un doigt isolé ou d'un pincement, les muscles des doigts adjacents sont partiellement activés, produisant des signatures EMG qui se recouvrent partiellement dans l'espace des caractéristiques.

b) Répertoire de gestes limité. Le système a été évalué sur neuf classes de gestes fonctionnels. Dans le cadre d'une utilisation prothétique quotidienne, un nombre plus important de mouvements pourrait être nécessaire pour couvrir l'ensemble des tâches de préhension et de manipulation. L'extension à un répertoire plus large de gestes augmenterait la complexité de la classification et nécessiterait une réévaluation des performances.

c) Conditions expérimentales contrôlées. Les résultats présentés ont été obtenus à partir du dataset public **Ninapro** (Nina Pro Hand Movement Database), un benchmark reconnu dans le

domaine de la reconnaissance gestuelle myoélectrique. Bien que ce dataset soit enregistré dans des conditions contrôlées, le passage à un déploiement temps réel sur un vrai utilisateur pourrait introduire des facteurs supplémentaires tels que la fatigue musculaire, les mouvements parasites, les variations de contact des électrodes, ou encore les interférences électromagnétiques, qui devront être pris en compte lors d'une future validation clinique.

III.7.3.2 Perspectives d'amélioration

a) Extension de la base de données. L'intégration de données provenant de plusieurs sujets, avec des sessions d'acquisition multiples, permettrait de construire un modèle plus robuste aux variations inter-individuelles. Des techniques d'adaptation de domaine (domain adaptation) pourraient également être envisagées pour transférer efficacement un modèle entraîné vers un nouvel utilisateur sans nécessiter une phase d'entraînement complète.

b) Méthodes d'apprentissage profond. L'utilisation de réseaux de neurones convolutifs (CNN) ou d'architectures hybrides CNN-LSTM permettrait d'extraire automatiquement des représentations temporelles et spatiales des signaux EMG sans passer par une phase d'extraction manuelle de caractéristiques. Ces approches ont montré des performances supérieures dans de nombreux travaux récents sur la reconnaissance gestuelle à partir de l'EMG.

c) Enrichissement des caractéristiques. L'ajout de caractéristiques temps-fréquence basées sur la transformée en ondelettes (Wavelet Transform) ou la transformée de Hilbert-Huang pourrait améliorer la représentation des gestes présentant des activations musculaires partiellement similaires, et ainsi réduire les confusions observées entre les classes Index, Pinch et Little.

d) Intégration et validation temps réel. L'intégration complète du module de reconnaissance gestuelle au sein du prototype de main prothétique développé dans ce projet constitue la perspective majeure de ce travail. L'association de la reconnaissance des gestes avec le contrôle de la force de préhension, au sein d'une boucle de commande temps réel, permettrait d'obtenir un dispositif plus intelligent, plus réactif et mieux adapté aux besoins fonctionnels des utilisateurs.

En résumé, malgré certaines limites inhérentes au cadre expérimental adopté, les performances obtenues démontrent le potentiel réel de l'approche myoélectrique proposée. Les perspectives d'amélioration identifiées ouvrent la voie à des travaux futurs visant à renforcer la robustesse, la précision et les capacités fonctionnelles du système de commande de la main prothétique intelligente.

III.7.4 Conclusion

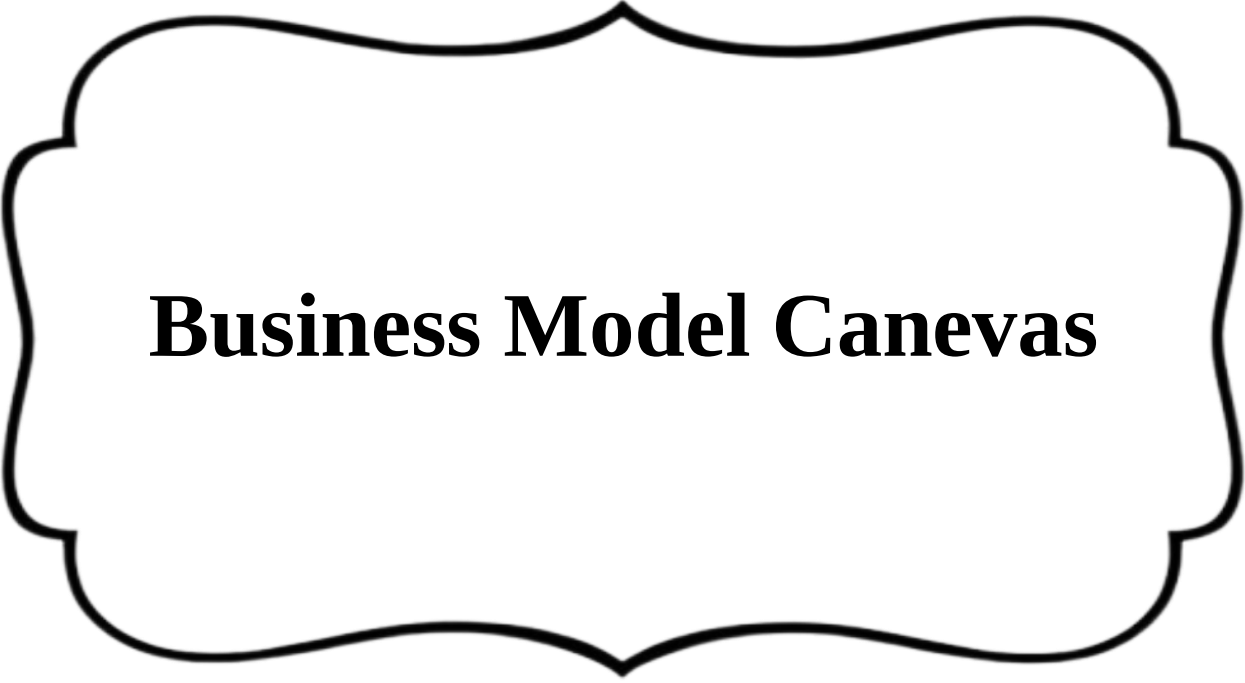
Dans ce chapitre, nous avons présenté la conception et la réalisation du système de commande myoélectrique de la main prothétique, en détaillant son architecture matérielle et logicielle ainsi que les différentes étapes d'intégration du prototype. Les tests réalisés ont permis de valider le bon fonctionnement des composants et de vérifier la capacité du système à reconnaître les gestes à partir des signaux EMG.

Les résultats obtenus montrent des performances satisfaisantes, avec une précision globale de **96,60 %** obtenue par le classifieur SVM, confirmant ainsi la pertinence de l'approche

adoptée. Ces résultats constituent une base solide pour la mise en œuvre d'un système de contrôle de main prothétique fiable et performant.

Bibliographie :

- [1] B. Hudgins, P. Parker, and R. N. Scott, "A new strategy for multifunction myoelectric control," IEEE Trans. Biomed. Eng., 1993.
- [2] W.-T. Shi et al., "A bionic hand controlled by hand gesture recognition based on surface EMG signals," 2018.
- [3] A. Jaramillo-Yáñez et al., "Real-Time Hand Gesture Recognition Using sEMG and Machine Learning," Sensors, 2020.
- [4] H. Ghapanchizadeh et al., "Recommended surface EMG electrode position," 2015.
- [5] A. Phinyomark et al., "Feature extraction of the EMG signal," 2012.
- [6] M. Halaki and K. Ginn, "Normalization of EMG Signals," 2012.
- [7] D. Toledo-Pérez et al., "SVM-Based EMG Signal Classification Techniques," 2019.
- [8] M. Al-Ayyad et al., "Electromyography Monitoring Systems in Rehabilitation," 2023.
- [9] Advancer Technologies, "MyoWare Muscle Sensor Pinout and Specifications," Advancer Technologies, 2019.
- [10] Espressif Systems, "ESP32-DevKitC Development Board," Espressif Systems, China.
- [11] Random Nerd Tutorials, "ESP32 Pinout Reference Guide," Random Nerd Tutorials, 2023.
- [12] Interlink Electronics, "FSR 400 Series Datasheet," Interlink Electronics, Document No. 940-39446, 2016.



Business Model Canevas

Business Model Canevas

1- Proposition de valeur (Value Proposition)

a. Quels problèmes résolvons-nous pour nos clients ?

Notre projet vise à résoudre plusieurs problèmes majeurs rencontrés par les utilisateurs de prothèses de la main, notamment dans le contexte algérien :

- La **disponibilité limitée de prothèses fonctionnelles avancées** sur le marché local
- Le **coût élevé des solutions importées**, rendant leur accès difficile pour une grande partie des patients
- Le **manque de précision dans le contrôle des mouvements** avec les prothèses traditionnelles
- Le **temps d'adaptation long** dû à l'absence de systèmes intuitifs de contrôle
- Le **manque de confort**, lié au poids et à l'ergonomie insuffisante des dispositifs existants
- L'**absence de solutions intégrant des technologies intelligentes** adaptées aux besoins réels des utilisateurs

b. Quels besoins de nos clients satisfont nos produits ou services ?

Notre solution répond à des besoins essentiels identifiés chez les utilisateurs de prothèses de la main :

- Le besoin de **retrouver une autonomie fonctionnelle** dans la réalisation des activités quotidiennes (saisir, tenir, manipuler)
- Le besoin d'un **contrôle naturel et intuitif**, basé sur l'interprétation des signaux musculaires (EMG)
- Le besoin d'un dispositif **précis et fiable**, permettant une meilleure exécution des mouvements
- Le besoin d'un système **facile à apprendre et à utiliser**, réduisant le temps d'adaptation
- Le besoin d'un **confort d'utilisation optimal**, grâce à une conception ergonomique, légère et intégrant un système d'aération
- Le besoin d'une solution **accessible financièrement**, adaptée au contexte local

c. En quoi notre offre est-elle différente de celle de nos concurrents ?

Notre solution se distingue des offres existantes par une approche intégrée et adaptée au contexte local :

- L'intégration combinée de capteurs **EMG et FSR**, permettant une amélioration significative de la précision et de la robustesse du contrôle
- L'utilisation de **techniques d'intelligence artificielle** pour optimiser la reconnaissance des gestes et améliorer les performances du système

- Une conception mécanique **simple, légère et ergonomique**, favorisant le confort et l'utilisation quotidienne. Le recours à des **composants disponibles localement**, permettant de réduire les coûts et de faciliter la maintenance
- L'intégration d'un **système d'aération**, rarement pris en compte dans les solutions existantes
- Une solution développée à partir de **besoins réels identifiés sur le terrain**, contrairement à certaines approches purement théoriques

d. Quelle est notre proposition unique de valeur ?

Dans le contexte algérien, l'offre en prothèses de la main reste limitée et se concentre principalement sur des solutions esthétiques ou mécaniques, avec une faible intégration des technologies intelligentes.

Notre projet propose une main prothétique intelligente à faible coût, basée sur l'exploitation des signaux électromyographiques (EMG) pour la reconnaissance des mouvements musculaires, permettant un contrôle plus naturel et intuitif de la prothèse.

Ce qui distingue notre solution :

- Une approche hybride combinant capteurs **EMG et FSR**, améliorant la précision, la stabilité et la fiabilité du contrôle
- Une conception mécanique **simple, légère et optimisée**, adaptée à une utilisation quotidienne
- L'utilisation de **composants disponibles localement**, permettant une réduction significative des coûts et facilitant la maintenance
- L'intégration de techniques d'**intelligence artificielle** pour améliorer la reconnaissance et la classification des gestes
- L'ajout d'un **système d'aération**, visant à améliorer le confort lors d'une utilisation prolongée
- Une conception basée sur des **besoins réels identifiés sur le terrain**, notamment à travers une expérience au sein de l'ONAF auprès de personnes amputées

Objectif : concevoir une main prothétique fonctionnelle, confortable et accessible, adaptée à un usage quotidien dans le contexte local.

2- Segments de clients (Customer Segment) :

a. Quels sont nos clients principaux ?

Nos clients principaux sont principalement les personnes amputées de la main ou de l'avant-bras, nécessitant une prothèse fonctionnelle pour retrouver leur autonomie dans les activités quotidiennes.

Plus précisément, notre solution cible :

- Les personnes amputées suite à des accidents domestiques, de travail ou de la route
- Les patients ayant subi des interventions chirurgicales entraînant une perte partielle ou totale de la

main

- Les centres de rééducation fonctionnelle et hôpitaux spécialisés dans la réadaptation des

personnes en situation de handicap

- Les associations et organismes de prise en charge des personnes handicapées
- Les universités et chercheurs dans le domaine des prothèses et des systèmes biomédicaux, intéressés par le développement, l'amélioration et l'expérimentation de solutions innovantes

a. Quels sont les différents segments de clients que nous visons ?

Notre projet s'adresse à plusieurs segments de clients, définis selon leurs besoins et leur interaction avec la solution :

- **Les utilisateurs finaux (patients amputés)** : ce sont les personnes ayant perdu partiellement ou totalement la main et qui recherchent une prothèse fonctionnelle leur permettant de retrouver une autonomie dans les activités quotidiennes.
- **Les structures médicales et de rééducation** : hôpitaux, centres de réadaptation fonctionnelle et services spécialisés dans la prise en charge des personnes amputées, qui peuvent intégrer ou recommander notre solution.
- **Les associations et organismes sociaux** : structures impliquées dans l'accompagnement des personnes en situation de handicap et dans l'amélioration de leur qualité de vie.
- **Le secteur de la recherche et de l'enseignement** : universités, laboratoires et chercheurs travaillant dans les domaines de la robotique, du domaine biomédical et des prothèses intelligentes, intéressés par l'expérimentation et l'amélioration de systèmes basés sur l'EMG et l'IA.

b. Quels sont les besoins spécifiques de chaque segment de clients ?

Chaque segment de clients présente des besoins différents, liés à son rôle et à son utilisation de la solution, ce qui justifie une approche adaptée et multidimensionnelle.

- **Les utilisateurs finaux (patients amputés)** ont avant tout besoin d'une prothèse fonctionnelle, fiable et facile à contrôler. Ils recherchent un système qui leur permet de retrouver une autonomie dans les gestes de la vie quotidienne (saisir, tenir, manipuler des objets). Ils ont également besoin d'un confort d'utilisation optimal, d'un temps d'adaptation réduit et d'une solution accessible financièrement, adaptée à leur réalité socio-économique.
- **Les structures médicales et de rééducation** ont besoin de solutions stables, sûres et faciles à intégrer dans les parcours de réadaptation des patients. Elles recherchent également des dispositifs permettant de suivre l'évolution fonctionnelle des utilisateurs et d'améliorer leur prise en charge à travers des technologies modernes et efficaces.
- **Les associations et organismes sociaux** ont pour besoin principal des solutions accessibles et inclusives, capables d'améliorer concrètement la qualité de vie des personnes en situation de handicap. Ils s'intéressent aussi à des dispositifs faciles à déployer dans des programmes d'aide ou de soutien.

- **Le secteur de la recherche et de l'enseignement** a besoin de plateformes expérimentales flexibles, permettant de tester, améliorer et comparer différentes approches en prothétique. Ils recherchent des systèmes basés sur des technologies comme l'EMG et l'intelligence artificielle, afin de développer de nouveaux algorithmes et contribuer à l'innovation scientifique.

a. Comment pouvons-nous catégoriser nos clients en groupes distincts ?

La catégorisation de nos clients se base sur leur rôle, leur niveau d'interaction avec la solution et la nature de leurs besoins, afin de structurer une approche adaptée à chaque segment.

- **Utilisateurs directs (end-users)** : il s'agit des patients amputés de la main ou de l'avant-bras, notamment les **patients post-traumatiques ou post-chirurgicaux**. Ce sont les utilisateurs principaux de la prothèse dans les activités quotidiennes, cherchant autonomie, confort et simplicité d'utilisation.

- **Acteurs médicaux et paramédicaux** : comprenant les **services orthopédiques et centres spécialisés de rééducation**, ainsi que les professionnels de santé impliqués dans la prise en charge, la prescription et le suivi des patients.

- **Organismes sociaux et associatifs** : associations et structures d'aide aux personnes en situation de handicap, qui facilitent l'accès aux solutions et participent à l'amélioration de la qualité de vie des bénéficiaires.

- **Acteurs académiques et scientifiques** : universités, laboratoires et chercheurs travaillant dans les domaines de la robotique, des biomédicaux et des systèmes intelligents, utilisant la solution comme support de recherche et d'innovation.

2- Relation avec les clients (Consumer Relationships) :

a. Quel type de relation chaque segment de clients attend-il de nous ?

Chaque segment de clients attend une relation différente, adaptée à son niveau d'utilisation, d'implication et de besoin d'accompagnement.

- **Utilisateurs directs (patients amputés)** attendent une relation **de proximité et d'accompagnement personnalisé**. Ils ont besoin d'un suivi lors de la prise en main de la prothèse, d'une assistance technique accessible et d'un support continu pour faciliter l'adaptation et l'utilisation quotidienne du dispositif.

- **Acteurs médicaux et paramédicaux (services orthopédiques et centres spécialisés)** attendent une relation **professionnelle et collaborative**. Ils recherchent une communication fiable, des échanges techniques clairs ainsi qu'un accompagnement dans l'intégration et le suivi des patients utilisant la solution.

- **Organismes sociaux et associatifs** attendent une relation **de partenariat et de coopération**. Ils privilégient une collaboration stable pour faciliter l'accès des bénéficiaires à la prothèse et participer à des programmes d'inclusion et de soutien.

• **Acteurs académiques et scientifiques** attendent une relation **ouverte et basée sur l'échange de données et l'innovation**. Ils cherchent à collaborer dans un cadre de recherche, tester la solution et contribuer à son amélioration continue.

a. Comment entretenons-nous actuellement les relations avec nos clients ?

Actuellement, les relations avec nos clients sont entretenues à travers un ensemble de mécanismes d'accompagnement, de suivi et de support, afin d'assurer une bonne utilisation de la solution et une amélioration continue de l'expérience utilisateur.

• **Suivi et accompagnement des utilisateurs directs** : nous assurons un accompagnement progressif des patients lors de la prise en main de la prothèse, avec des séances de démonstration et d'adaptation. Un suivi est également prévu pour observer l'évolution de l'utilisation et corriger les éventuelles difficultés.

• **Maintenance et support technique** : un service de maintenance est mis en place pour garantir le bon fonctionnement de la prothèse. Cela inclut la résolution des problèmes techniques, l'ajustement des composants et l'optimisation du système en cas de besoin.

• **Communication avec les structures médicales** : nous maintenons un contact régulier avec les services orthopédiques et centres de rééducation afin d'assurer le suivi des patients et recueillir des retours sur les performances du dispositif.

• **Collaboration avec les partenaires et chercheurs** : des échanges sont établis avec les universités et laboratoires pour partager les résultats, améliorer la solution et intégrer de nouvelles optimisations technologiques.

• **Collecte des retours utilisateurs** : les feedbacks des différents utilisateurs sont pris en compte pour assurer une **amélioration continue** du système et adapter la solution aux besoins réels.

b. Comment pouvons-nous améliorer ou personnaliser nos interactions avec nos clients ?

L'amélioration des interactions avec nos clients repose sur une approche personnalisée, évolutive et centrée sur les besoins spécifiques de chaque utilisateur.

• **Personnalisation de la prothèse et de l'accompagnement** : chaque utilisateur présente un type d'amputation, une morphologie et un niveau de contrôle musculaire différents. Ainsi, la prothèse est **entièrement personnalisée** afin de garantir un confort et une efficacité optimale.

• Contrairement aux méthodes traditionnelles basées sur le moulage manuel, notre approche repose sur l'utilisation d'un **scanner numérique haute précision**, permettant de capturer les détails anatomiques les plus fins et d'assurer un ajustement beaucoup plus précis et fiable de la prothèse.

- **Suivi individualisé continu** : assurer une surveillance régulière de l'utilisation afin d'ajuster les paramètres du système selon l'évolution de chaque patient.
- **Feedback utilisateur** : intégrer les retours des utilisateurs et des professionnels de santé pour améliorer en continu la conception et le fonctionnement du dispositif.
- **Outils numériques de suivi** : développement d'interfaces permettant de faciliter la communication, le monitoring et l'ajustement des prothèses à distance.
- **Support technique réactif** : assurer une assistance rapide en cas de problème afin de maintenir une utilisation fluide et stable du système.
- **Collaboration avec les structures médicales** : travailler avec les centres spécialisés pour adapter la rééducation et optimiser l'intégration de la prothèse pour chaque cas.

4- Canaux de distribution (Channels):

a- Par quels canaux nos clients veulent-ils être atteints ?

Nos clients peuvent être atteints à travers plusieurs canaux complémentaires, adaptés à la nature médicale et technologique de notre solution.

- **Structures médicales et centres spécialisés** : les hôpitaux, services orthopédiques et centres de rééducation constituent un canal principal, car ils jouent un rôle direct dans l'orientation, la prescription et le suivi des patients amputés.
- **Partenariats institutionnels** : collaboration avec les associations de personnes en situation de handicap et les organismes sociaux afin de faciliter l'accès à la solution et toucher un maximum de bénéficiaires.
- **Canaux académiques et de recherche** : universités, laboratoires et événements scientifiques (colloques, salons, expositions) permettant de présenter la solution et d'établir des collaborations dans le domaine biomédical.
- **Communication digitale** : utilisation de plateformes numériques (réseaux sociaux, sites web, démonstrations en ligne) pour informer, sensibiliser et présenter la prothèse ainsi que ses avantages.
- **Contact direct et terrain** : interventions sur le terrain auprès des patients, notamment dans les centres de rééducation, pour démonstration, test et accompagnement personnalisé.

b- Quels canaux sont les plus efficaces pour atteindre chaque segment de clients ?

Chaque segment de clients nécessite des canaux de communication et de distribution spécifiques, en fonction de son rôle, de son niveau technique et de son accès à la solution.

- **Utilisateurs directs (patients amputés)** : les canaux les plus efficaces sont les **hôpitaux, services orthopédiques et centres de rééducation**, car ces structures assurent l'identification

Des patients, la prescription de la prothèse et son suivi. Le contact direct sur le terrain reste également essentiel pour la démonstration et l'adaptation du dispositif.

- **Acteurs médicaux et paramédicaux (services orthopédiques et centres spécialisés) :** ce segment est mieux atteint via des **réseaux professionnels médicaux**, des formations spécialisées, ainsi que des démonstrations techniques permettant de présenter les performances et l'intérêt de la solution.
- **Organismes sociaux et associatifs :** les canaux les plus efficaces sont les **partenariats institutionnels**, les programmes d'aide sociale et les campagnes de sensibilisation, qui facilitent la diffusion de la solution auprès des bénéficiaires.
- **Acteurs académiques et scientifiques :** ils sont mieux atteints à travers les **conférences scientifiques, publications, salons technologiques et collaborations de recherche**, permettant de valoriser l'innovation et de développer des partenariats.

a- Comment pouvons-nous intégrer différents canaux pour améliorer l'expérience clients ?

L'intégration des différents canaux repose sur une approche omnicanale, permettant d'assurer une continuité et une cohérence dans l'accompagnement du client tout au long de son parcours.

- **Coordination entre les structures médicales et le terrain :** les hôpitaux, services orthopédiques et centres de rééducation travaillent en synergie avec les interventions sur le terrain afin d'assurer une prise en charge complète, depuis l'identification du patient jusqu'à l'adaptation de la prothèse.
- **Lien entre canaux physiques et digitaux :** les informations recueillies sur le terrain et dans les centres médicaux peuvent être centralisées via des outils numériques, facilitant le suivi, la communication et l'ajustement personnalisé de la prothèse.
- **Collaboration entre acteurs médicaux et académiques :** les échanges entre professionnels de santé et chercheurs permettent d'améliorer continuellement la solution et d'intégrer les innovations issues de la recherche.
- **Implication des organismes sociaux :** les associations et structures d'aide jouent un rôle d'intermédiaire pour relier les bénéficiaires aux services médicaux et techniques, renforçant ainsi l'accessibilité de la solution.
- **Approche centrée utilisateur :** tous les canaux sont organisés autour du patient afin de garantir une expérience fluide, cohérente et adaptée à ses besoins spécifiques.

5- Partenaires clés (Key Partnerships) :

a. Qui sont nos partenaires clés ?

Nos partenaires clés sont les acteurs indispensables qui contribuent au développement, à la fabrication, à la validation et à la diffusion de notre solution de prothèse intelligente.

- **Structures médicales et centres de rééducation** : hôpitaux, services orthopédiques et centres spécialisés, qui participent à l'identification des besoins des patients, aux tests cliniques et au suivi des utilisateurs.
- **Universités et laboratoires de recherche** : établissements académiques travaillant dans les domaines de la biomécanique, de la robotique et de l'intelligence artificielle, impliqués dans le développement et l'amélioration des algorithmes et du système EMG.
- **Professionnels de santé et spécialistes en prothétique** : médecins, orthopédistes et techniciens orthoprothésistes, qui apportent leur expertise pour l'adaptation et la validation des dispositifs.
- **Fournisseurs de composants électroniques et mécaniques** : entreprises ou fournisseurs locaux et internationaux assurant l'accès aux capteurs EMG, FSR, microcontrôleurs et autres composants nécessaires au système.

• **Organismes sociaux et associations** : structures d'aide aux personnes en situation de handicap, facilitant l'accès des patients à la solution et soutenant son déploiement sur le terrain.

- a. Quels sont les partenariats qui nous aident à réduire les coûts, à accéder à de nouvelles ressources ou à améliorer notre proposition de valeur ?

Les partenariats jouent un rôle stratégique dans l'optimisation des coûts, l'accès aux ressources et l'amélioration continue de notre solution de prothèse intelligente.

- **Partenariats avec les fournisseurs de composants électroniques et mécaniques** : ils permettent de réduire les coûts de production grâce à l'accès à des capteurs EMG, FSR et autres composants à des prix optimisés, ainsi qu'à des solutions adaptées au prototypage et à la fabrication locale.
- **Collaboration avec les universités et laboratoires de recherche** : ces partenariats offrent un accès à des ressources scientifiques, des compétences techniques et des environnements de test, tout en améliorant les algorithmes d'intelligence artificielle et les performances du système.
- **Coopération avec les centres médicaux et de rééducation** : elle permet de valider la solution sur le terrain, d'obtenir des retours réels des utilisateurs et d'adapter le produit aux besoins cliniques, ce qui améliore directement la valeur proposée.
- **Partenariats avec les associations et organismes sociaux** : ils facilitent l'accès à un plus grand nombre de patients tout en réduisant les coûts de diffusion et d'intégration de la solution dans le milieu social.
- **Éventuelles collaborations avec des structures de fabrication locale (ateliers, impression 3D, etc.)** : elles permettent de réduire significativement les coûts de production et de prototypage, tout en accélérant le développement de la solution.

- a. Comment pouvons-nous aligner nos intérêts avec ceux de nos partenaires ?

L'alignement des intérêts avec nos partenaires repose sur une logique de collaboration gagnant-gagnant, où chaque acteur trouve un bénéfice clair dans la coopération autour de la prothèse intelligente.

- **Avec les structures médicales et centres de rééducation** : nous alignons nos intérêts en proposant une solution qui améliore la prise en charge des patients et facilite le suivi clinique, ce qui renforce leur efficacité thérapeutique et leur qualité de service.

- **Avec les universités et laboratoires de recherche** : l'alignement se fait à travers le partage de données, l'expérimentation et le développement conjoint d'algorithmes d'IA et de systèmes EMG, permettant de contribuer à la recherche scientifique tout en améliorant notre produit.

- **Avec les fournisseurs de composants** : la coopération est basée sur des relations stables et durables, avec des volumes potentiels et une continuité dans les besoins, ce qui leur garantit une activité régulière tout en assurant notre approvisionnement à coût optimisé.

- **Avec les associations et organismes sociaux** : l'intérêt commun réside dans l'amélioration de l'accessibilité des prothèses pour les personnes en situation de handicap, renforçant ainsi l'impact social et humanitaire des deux parties.

- **Avec les structures de fabrication locale** : l'alignement repose sur la réduction des coûts de production et le développement de solutions locales innovantes, bénéfiques à la fois pour la flexibilité de fabrication et pour la valorisation de l'écosystème local.

6- Activités clés (Key Activities) :

- a. Quelles sont les actions principales que nous devons entreprendre pour livrer notre proposition de valeur ?

Les activités clés regroupent l'ensemble des opérations techniques, scientifiques et organisationnelles nécessaires pour développer et assurer le bon fonctionnement de la prothèse intelligente.

- **Analyse des besoins et conception du système** : étude des besoins des utilisateurs et conception globale de la prothèse (structure mécanique, électronique et ergonomie) afin de garantir une solution adaptée et fonctionnelle.

- **Acquisition et traitement des signaux EMG/FSR** : mise en place du système de captation des signaux musculaires et développement des méthodes de filtrage et de traitement pour assurer une meilleure qualité des données.

Développement des algorithmes d'intelligence artificielle : conception de modèles de reconnaissance des gestes permettant une interprétation précise et en temps réel des signaux EMG.

- **Prototypage rapide et fabrication** : réalisation de prototypes successifs, intégration des composants (capteurs, microcontrôleurs, structure mécanique) et amélioration continue du design.
- **Tests fonctionnels et validation utilisateur** : évaluation du système en conditions réelles afin de mesurer la précision, la fiabilité, le confort et l'adaptabilité de la prothèse.
- **Maintenance, optimisation et amélioration continue** : correction des erreurs, mise à jour des algorithmes et optimisation du système en fonction des retours utilisateurs et des tests terrain.
- **Coordination avec les partenaires** : collaboration avec les structures médicales, laboratoires de recherche et fournisseurs pour assurer l'évolution du projet et son adaptation aux besoins réels.

a. Quelles sont les opérations essentielles pour notre entreprise ?

Les opérations essentielles de notre entreprise concernent le fonctionnement global du projet afin d'assurer la continuité et la qualité du service.

- **Gestion du projet et coordination** : planification des tâches, suivies de l'avancement et coordination entre les membres de l'équipe et les partenaires afin de garantir la bonne exécution du projet.
- **Suivi des utilisateurs et retour terrain** : collecte des retours des patients et des structures médicales pour identifier les besoins d'amélioration et adapter la solution en conséquence.
- **Contrôle qualité** : vérification du bon fonctionnement de la prothèse et s'assurer que les performances restent conformes aux exigences (fiabilité, confort, sécurité).
- **Maintenance et support** : gestion des interventions techniques, corrections et ajustements nécessaires pour assurer un fonctionnement continu du système.
- **Gestion des ressources et logistique** : suivi des composants, organisation des approvisionnements et optimisation des ressources pour assurer la continuité de production.

b. Quelles sont les activités qui créent le plus de valeur pour nos clients ?

Les activités qui créent le plus de valeur pour nos clients sont celles qui améliorent directement la performance, le confort et l'adaptabilité de la prothèse, tout en garantissant une expérience utilisateur optimale.

- **Personnalisation de la prothèse pour chaque utilisateur** : adaptation du dispositif en fonction du type d'amputation, de la morphologie et du niveau de contrôle musculaire, afin d'assurer une utilisation naturelle et efficace.
- **Développement et optimisation des algorithmes de reconnaissance des gestes** : amélioration de la précision et de la réactivité du système pour offrir un contrôle fluide et intuitif de la prothèse.

- **Intégration des capteurs EMG et FSR** : combinaison des signaux musculaires et des capteurs de pression pour augmenter la fiabilité et réduire les erreurs de mouvement.
- **Tests et validation en conditions réelles** : évaluation du système avec les utilisateurs afin d'assurer son efficacité, son confort et son adaptation aux besoins quotidiens.
- **Maintenance et amélioration continue** : correction des erreurs, mises à jour du système et optimisation basée sur les retours des utilisateurs pour améliorer constamment la qualité de la solution.

7- Ressources clés (Key resources) :

- a. Quels sont nos actifs matériels, immatériels et humains essentiels ?

Nos ressources clés regroupent l'ensemble des moyens indispensables pour concevoir, développer et assurer le bon fonctionnement de la prothèse intelligente.

- **Ressources matérielles** : elles comprennent les composants électroniques et mécaniques tels que les capteurs EMG et FSR, les microcontrôleurs, les moteurs, ainsi que les outils de prototypage comme l'impression 3D, les équipements de test et d'assemblage. S'ajoute également le **scanner 3D des zones amputées**, permettant une acquisition précise de la morphologie pour une personnalisation optimale de la prothèse.
- **Ressources immatérielles** : elles incluent les algorithmes d'intelligence artificielle pour la reconnaissance des gestes, les modèles de traitement des signaux EMG, ainsi que les bases de données issues des tests et expérimentations.
- **Ressources humaines** : elles regroupent l'équipe de développement technique (électronique, informatique et biomédical) ainsi que les **patients et personnes en phase de rééducation**, essentiels pour les tests, la validation et l'amélioration du système en conditions réelles.

- b. Quels sont les outils, les technologies ou les partenariats dont nous avons besoin pour réussir ?

Nos ressources clés regroupent l'ensemble des moyens indispensables pour concevoir, développer et assurer le bon fonctionnement de la prothèse intelligente.

- **Ressources matérielles** : elles comprennent les composants électroniques et mécaniques tels que les capteurs EMG et FSR, les microcontrôleurs, les moteurs, ainsi que les outils de prototypage comme l'impression 3D, les équipements de test et d'assemblage. S'ajoute également le **scanner 3D des zones amputées**, permettant une acquisition précise de la morphologie pour une personnalisation optimale de la prothèse.
- **Ressources immatérielles** : elles incluent les algorithmes d'intelligence artificielle pour la reconnaissance des gestes, les modèles de traitement des signaux EMG, ainsi que les bases de données issues des tests et expérimentations.

- **Ressources humaines** : elles regroupent l'équipe de développement technique (électronique, informatique et biomédical) ainsi que les **patients et personnes en phase de rééducation**, essentiels pour les tests, la validation et l'amélioration du système en conditions réelles.

a. Quels sont les principaux avantages concurrentiels de nos ressources ?

Les ressources dont nous disposons nous confèrent plusieurs avantages concurrentiels qui renforcent la valeur et la différenciation de notre solution sur le marché des prothèses intelligentes.

- **Combinaison de ressources technologiques avancées** : l'intégration des capteurs EMG et FSR, des algorithmes d'intelligence artificielle et des outils de prototypage permet d'obtenir une solution plus précise, plus réactive et plus performante que les solutions classiques.
- **Capacité de personnalisation élevée** : l'utilisation du **scanner des zones amputées** permet une adaptation morphologique précise pour chaque utilisateur, ce qui améliore significativement le confort et l'efficacité de la prothèse.
- **Accès à des données réelles issues du terrain** : la participation des patients en phase de rééducation permet d'obtenir des données authentiques, essentielles pour améliorer continuellement les performances du système.
- **Synergie entre ressources humaines et techniques** : la combinaison entre compétences techniques (électronique, IA, biomédical) et validation terrain permet une innovation plus rapide et mieux adaptée aux besoins réels des utilisateurs.
- **Approche orientée innovation locale et coût réduit** : l'utilisation de ressources accessibles et adaptées au contexte local constitue un avantage concurrentiel important par rapport aux solutions importées coûteuses.

7- Charges et coûts (Coste structure) :

a. Quels sont les coûts fixes et variables associés à notre modèle économique ?

La structure de coûts de notre projet se divise en coûts fixes et coûts variables, selon la nature des dépenses nécessaires au développement et au fonctionnement de la prothèse intelligente.

- **Coûts fixes** : ils regroupent les dépenses indépendantes du nombre de prothèses produites, notamment la conception du système, le développement des algorithmes d'intelligence artificielle, les outils logiciels, ainsi que les équipements de prototypage et de test (impression 3D, matériel de laboratoire).
- **Coûts variables** : ils dépendent directement du nombre de dispositifs fabriqués et utilisés. Ils incluent les composants électroniques (capteurs EMG et FSR, moteurs, microcontrôleurs),

les matériaux de fabrication, les coûts d'assemblage, ainsi que la personnalisation de chaque prothèse (scanner et ajustements spécifiques à chaque patient).

a. Quels sont les coûts les plus importants pour notre entreprise ?

Les coûts les plus importants pour notre entreprise sont ceux liés au développement technologique, à la fabrication du dispositif et à sa personnalisation pour chaque utilisateur.

- **Coûts des composants électroniques et mécaniques** : ils représentent une part essentielle du budget, notamment les capteurs EMG et FSR, les moteurs, les microcontrôleurs et les matériaux nécessaires à la fabrication de la prothèse.
- **Coûts de développement et de prototypage** : ils incluent la conception du système, le développement des algorithmes d'intelligence artificielle, ainsi que la réalisation et l'amélioration des prototypes successifs.
- **Coûts de personnalisation** : liés à l'adaptation de chaque prothèse selon la morphologie du patient, notamment grâce au scanner et aux ajustements spécifiques.
- **Coûts de tests et de validation** : englobent les essais en conditions réelles avec les utilisateurs, afin de garantir la fiabilité, le confort et la performance du système.

b. Comment pouvons-nous réduire les coûts ou améliorer l'efficacité de nos opérations ?

La réduction des coûts et l'amélioration de l'efficacité reposent sur une optimisation technique et organisationnelle de l'ensemble du processus de développement et de production.

- **Utilisation de composants accessibles et standardisés** : privilégier des capteurs, microcontrôleurs et matériaux disponibles localement ou à faible coût afin de réduire les dépenses de production sans compromettre la performance.
- **Prototypage rapide et itératif** : adopter une approche basée sur des prototypes successifs permet de détecter rapidement les erreurs, d'éviter les coûts inutiles et d'améliorer progressivement la qualité du produit.
- **Optimisation de la conception** : simplifier la structure mécanique et électronique de la prothèse afin de réduire le nombre de pièces, le temps d'assemblage et les coûts de fabrication.
- **Utilisation du scanner pour réduire les erreurs d'adaptation** : la capture précise des données morphologiques permet de limiter les ajustements manuels et les corrections coûteuses après fabrication.
- **Automatisation du traitement des données** : améliorer les algorithmes de traitement des signaux EMG pour réduire les interventions manuelles et augmenter la rapidité du système.

Collaboration avec des partenaires locaux : travailler avec des universités, laboratoires et ateliers locaux pour mutualiser les ressources et réduire les coûts de production et de développement.

8- Revenus (Revenue) :

a. Quels produits ou services nos clients sont-ils prêts à payer ?

Nos clients sont prêts à payer pour une solution complète, intelligente et personnalisée, qui améliore leur autonomie et leur qualité de vie, ainsi que pour les services associés à son utilisation.

- **Prothèse de main intelligente personnalisée :** produit principal intégrant le système EMG/FSR, la structure mécanique adaptée et la configuration individuelle selon chaque utilisateur.
- **Service de personnalisation et d'adaptation :** incluant le scanner des zones amputées, l'ajustement morphologique et la calibration du système pour garantir un confort et une efficacité optimale.
- **Service de maintenance et support technique :** interventions de réparation, mises à jour du système et assistance technique pour assurer un fonctionnement durable et fiable.
- **Service de suivi et de rééducation assistée :** accompagnement des patients lors de la prise en main de la prothèse et optimisation progressive de son utilisation.
- **Fonction avancée de reconnaissance des gestes et analyse de l'état musculaire :** système intelligent permettant non seulement l'interprétation des mouvements, mais aussi l'évaluation de l'activité musculaire (contraction normale, fatigue ou dysfonctionnement), améliorant ainsi la sécurité, la précision et la fiabilité d'utilisation.

b. Quels sont les différents moyens par lesquels nous pouvons générer des revenus ?

Nous pouvons générer des revenus à travers plusieurs sources complémentaires liées à la vente, aux services et au suivi des utilisateurs.

- **Vente directe de la prothèse intelligente :** revenu principal basé sur la commercialisation du dispositif complet, incluant les capteurs EMG/FSR, la structure mécanique et le système de contrôle intelligent.
- **Services de personnalisation :** revenus générés par l'adaptation de chaque prothèse selon la morphologie du patient (scanner, ajustement et calibration du système).
- **Contrats de maintenance et de support technique :** revenus récurrents liés aux réparations, mises à jour et assistance technique pour assurer le bon fonctionnement à long terme.
- **Services de suivi et de rééducation :** accompagnement des patients après la livraison du dispositif, incluant l'optimisation progressive de l'utilisation de la prothèse.

- **Fonction avancée de reconnaissance des gestes et analyse de l'activité musculaire :** service intelligent permettant non seulement l'interprétation des mouvements, mais aussi l'évaluation de l'état musculaire (fonctionnement normal, fatigue ou anomalies), pouvant être intégré comme option avancée ou mise à niveau du système.

- **Licences ou partenariats technologiques :** possibilité de collaboration avec des hôpitaux, centres de recherche ou entreprises souhaitant utiliser notre technologie ou nos algorithmes.

a. Quel est notre modèle de tarification ?

Notre modèle de tarification est conçu de manière flexible et progressive afin de s'adapter aux besoins spécifiques des utilisateurs et au contexte socio-économique local.

- **Tarification de base de la prothèse :** un prix initial est fixé pour la prothèse intelligente standard, incluant les composants essentiels (système EMG/FSR, structure mécanique et contrôle de base).

- **Tarification selon le niveau de personnalisation :** le coût varie en fonction du degré d'adaptation nécessaire pour chaque patient, notamment l'utilisation du scanner, les ajustements morphologiques et la calibration du système.

- **Options et fonctionnalités avancées :** certaines fonctionnalités supplémentaires, comme la reconnaissance avancée des gestes et l'analyse de l'activité musculaire, peuvent être proposées comme modules optionnels ou mises à niveau payantes.

- **Modèle de services (abonnement) :** les services de maintenance, de suivi et de support technique peuvent être proposés sous forme d'abonnements mensuels ou annuels afin d'assurer un accompagnement continu.

- **Tarification accessible et progressive :** le modèle vise à réduire la barrière financière en proposant différentes formules adaptées aux capacités des patients et des institutions partenaires



BUSINESS MODEL CANEVA



PARTENAIRES CLÉS

- Médecin de rééducation
- Fournisseurs de composants
- Laboratoires de recherche
- Universités et centres de formation



ACTIVITÉS CLÉS

- Conception et développement du système
- Traitement des signaux EMG
- Développement IA (reconnaissance gestes)
- Prototypage et fabrication
- Tests et validation
- Maintenance et amélioration continue



RESSOURCES CLÉS

- Ressources matérielles : Capteurs EMG / FSR, microcontrôleurs, Scanner et impression 3D (zones amputées)
- Ressources immatérielles : Algorithmes IA et données EMG
- Ressources humaines : Équipe technique (biomédical, informatique)
- Local



PROPOSITION DE VALEUR

- Prothèse intelligente basée EMG + FSR
- Contrôle précis, naturel et intuitif
- Personnalisation via scanner 3D
- Système léger, ergonomique et confortable
- Analyse de l'activité musculaire (normal / fatigue / anomalie)
- Solution accessible adaptée au contexte local



RELATION CLIENTS

- Accompagnement personnalisé (Suivi continu des patients)
- Publicité
- Maintenance et support technique
- Collaboration avec professionnels de santé
- Amélioration basée sur feedback



CANAUx DE DISTRIBUTION

- Événements scientifiques
- Communication digitale
- Les points de ventes
- L'ONAF
- Déplacement sur place



SEGMENT CLIENT

- Patients amputés (post-traumatiques / post-chirurgicaux)
- Centres de rééducation et services orthopédiques
- Associations et organismes sociaux
- Laboratoires universitaires
- Chercheurs



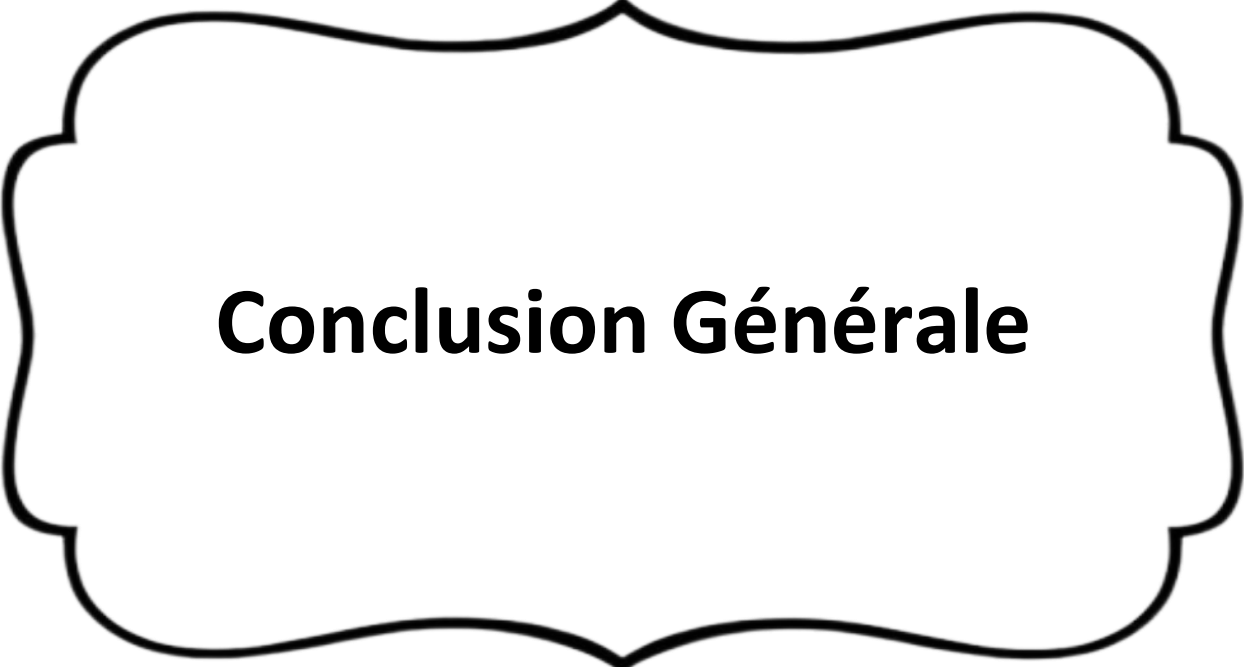
COÛTS

- Composants électroniques (EMG, FSR, servomoteurs, alimentation) = 29 000 DA
- Impression 3D et fabrication mécanique (consommable - Design et modélisation de la prothèse) = 10 000 DA
- Développement logiciel et intelligence artificielle = 15 000 DA



REVENUS

- Vente de la prothèse 70 000 - 85 000 DA
- Services de personnalisation 2 000 DA
- Maintenance et support
- Suivi et rééducation
- Consommable (100 DA - 6 000 DA)



Conclusion Générale

Conclusion générale

Pour conclure ce mémoire, nous avons proposé et développé un système de reconnaissance gestuelle basé sur les signaux électromyographiques (EMG) destiné au pilotage d'une main prothétique intelligente. L'objectif principal de ce travail était de concevoir une solution capable d'interpréter l'activité musculaire de l'avant-bras afin de la traduire en commandes permettant de reproduire différents gestes de la main de manière intuitive et en temps réel.

L'étude réalisée a permis de mettre en œuvre une chaîne complète de traitement des signaux EMG, comprenant l'acquisition des données, le prétraitement des signaux, l'extraction de caractéristiques pertinentes ainsi que la classification des gestes.

Afin d'évaluer les performances du système proposé, plusieurs algorithmes de classification ont été comparés, notamment le SVM, le KNN et le réseau de neurones artificiels (ANN). Les résultats obtenus ont montré des performances très satisfaisantes pour la reconnaissance de neuf gestes différents. Le classifieur SVM a fourni le meilleur taux de classification avec une précision de 96,60 %, suivi du modèle ANN avec 94,34 % et de l'algorithme KNN avec 93,58 %. Ces résultats confirment la pertinence des caractéristiques sélectionnées ainsi que l'efficacité de l'approche adoptée pour la reconnaissance gestuelle.

Par ailleurs, l'intégration des capteurs EMG, du microcontrôleur ESP32, des servomoteurs et du capteur de force FSR a permis de réaliser un prototype fonctionnel capable de traduire l'intention musculaire de l'utilisateur en mouvements de la main prothétique. Cette réalisation démontre la faisabilité d'un système de commande myoélectrique à faible coût, tout en conservant des performances prometteuses pour une future utilisation dans des applications biomédicales.

Malgré les résultats encourageants obtenus, plusieurs perspectives d'amélioration peuvent être envisagées :

- Améliorer la qualité d'acquisition des signaux EMG à l'aide de capteurs plus performants et moins sensibles aux interférences.
- Étudier de nouvelles caractéristiques temporelles, fréquentielles et temps-fréquence afin d'augmenter davantage les performances de classification.
- Augmenter le nombre de gestes reconnus pour rendre la main prothétique plus polyvalente et plus proche des mouvements naturels.
- Intégrer des techniques d'intelligence artificielle plus avancées afin d'améliorer la robustesse du système face aux variations physiologiques des utilisateurs.
- Développer un système de retour sensoriel permettant à l'utilisateur de percevoir la force de préhension exercée par la prothèse et d'améliorer son interaction avec l'environnement.
- Réaliser des expérimentations sur un plus grand nombre d'utilisateurs afin de valider les performances du système dans des conditions réelles d'utilisation.

En définitive, les résultats obtenus démontrent que les signaux EMG constituent une solution efficace pour le contrôle des prothèses myoélectriques. Le prototype développé valide la faisabilité de cette approche et ouvre des perspectives prometteuses pour la conception de mains prothétiques intelligentes, accessibles et adaptées aux besoins des personnes amputées.