



# ESPE

UNIVERSIDAD DE LAS FUERZAS ARMADAS  
INNOVACIÓN PARA LA EXCELENCIA

**DEPARTAMENTO DE ELÉCTRICA Y ELECTRÓNICA**

**CARRERA DE INGENIERÍA EN ELECTRÓNICA,  
AUTOMATIZACIÓN Y CONTROL**

**TRABAJO DE TITULACIÓN, PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL  
TÍTULO DE INGENIERA EN ELECTRÓNICA,  
AUTOMATIZACIÓN Y CONTROL**

**TEMA: CARACTERIZACIÓN DE MOVIMIENTOS DE LA MANO  
PARA EL CONTROL DE DESPLAZAMIENTO DE UN ROBOT  
MÓVIL**

**AUTOR: AVILA MEZA EDISON EDUARDO**

**DIRECTOR: ING. ERAZO ANDRÉS, M.Sc.**

**SANGOLQUÍ**

**2017**



DEPARTAMENTO DE ELÉCTRICA Y ELECTRÓNICA  
CARRERA DE INGENIERÍA EN ELECTRÓNICA, AUTOMATIZACIÓN Y  
CONTROL

**CERTIFICACIÓN**

Certifico que el trabajo de titulación, ***“CARACTERIZACIÓN DE MOVIMIENTOS DE LA MANO PARA EL CONTROL DE DESPLAZAMIENTO DE UN ROBOT MÓVIL”*** realizado por el señor ***AVILA MEZA EDISON EDUARDO***, ha sido revisado en su totalidad y analizado por el software anti-plagio, el mismo cumple con los requisitos teóricos, científicos, técnicos, metodológicos y legales establecidos por la Universidad de Fuerzas Armadas ESPE, por lo tanto me permito acreditarlo y autorizar al señor ***AVILA MEZA EDISON EDUARDO*** para que lo sustente públicamente.

Sangolquí, Enero del 2017.

Atentamente,

A handwritten signature in blue ink, written over a horizontal dashed line. The signature is stylized and appears to read 'Andrés Erazo'.

Ing. Andrés Erazo M.Sc.  
Director



DEPARTAMENTO DE ELÉCTRICA Y ELECTRÓNICA  
CARRERA DE INGENIERÍA EN ELECTRÓNICA, AUTOMATIZACIÓN Y  
CONTROL

**AUTORÍA DE RESPONSABILIDAD**

Yo, **EDISON EDUARDO AVILA MEZA**, con cédula de identidad N° 1725659856, declaro que este trabajo de titulación “**CARACTERIZACIÓN DE MOVIMIENTOS DE LA MANO PARA EL CONTROL DE DESPLAZAMIENTO DE UN ROBOT MOVIL**” ha sido desarrollado considerando los métodos de investigación existentes, así como también se ha respetado los derechos intelectuales de terceros considerándose en las citas bibliográficas.

Consecuentemente declaro que este trabajo es de mi autoría, en virtud de ello me declaro responsable del contenido, veracidad y alcance de la investigación mencionada.

Sangolquí, Enero del 2017

A handwritten signature in blue ink is centered on the page. The signature is stylized and appears to read 'Edison Eduardo Avila Meza'. Below the signature is a dashed horizontal line.

Edison Eduardo Avila Meza  
C.C: 1725659856



DEPARTAMENTO DE ELÉCTRICA Y ELECTRÓNICA  
CARRERA DE INGENIERÍA EN ELECTRÓNICA, AUTOMATIZACIÓN Y  
CONTROL

**AUTORIZACIÓN**

Yo, **EDISON EDUARDO AVILA MEZA**, autorizo a la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE publicar en la biblioteca Virtual de la institución el presente trabajo de titulación “**CARACTERIZACIÓN DE MOVIMIENTOS DE LA MANO PARA EL CONTROL DE DESPLAZAMIENTO DE UN ROBOT MÓVIL**” cuyo contenido, ideas y criterios son de mi autoría y responsabilidad.

Sangolquí, Enero del 2017

Edison Eduardo Avila Meza  
C.C: 1725659856

## **DEDICATORIA**

A todas esas personas que han estado conmigo durante todo este tiempo de forma incondicional en especial a mi padre y a mi madre.

## **AGRADECIMIENTO**

Agradezco inmensamente a mis padres Miguel y Mirian por todo el cariño, consejos y apoyo que me han dado a lo largo de mi vida y así poder lograr esta meta. Estas palabras quedan cortas comparadas con el enorme amor y agradecimiento que les tengo. Muchas gracias a ambos son personas extraordinarias.

A todos mis amigos que son mi segunda familia, gracias por todo el apoyo incondicional que me han brindado.

Gracias a todos los profesores que compartieron sus conocimientos y experiencias conmigo, en especial a los ingenieros Andrés Erazo y Andrés Arcentales, por confiar en mí y brindarme su apoyo durante el desarrollo de este proyecto.

## ÍNDICE DE CONTENIDOS

<b>CERTIFICACIÓN.....</b>	<b>ii</b>
<b>AUTORÍA DE RESPONSABILIDAD.....</b>	<b>iii</b>
<b>AUTORIZACIÓN.....</b>	<b>iv</b>
<b>DEDICATORIA.....</b>	<b>v</b>
<b>AGRADECIMIENTO .....</b>	<b>vi</b>
<b>ÍNDICE DE CONTENIDOS.....</b>	<b>vii</b>
<b>ÍNDICE DE TABLAS.....</b>	<b>x</b>
<b>ÍNDICE DE FIGURAS.....</b>	<b>xi</b>
<b>RESUMEN.....</b>	<b>xiii</b>
<b>ABSTRACT.....</b>	<b>xiv</b>
<b>CAPÍTULO I.....</b>	<b>1</b>
<b>1. INTRODUCCIÓN.....</b>	<b>1</b>
1.1    Antecedentes .....	1
1.2    Justificación e importancia.....	4
1.3    Alcance del proyecto .....	4
1.4    Objetivos .....	5
1.4.1    Objetivo General .....	5
1.4.2    Objetivos específicos .....	6
<b>CAPÍTULO II.....</b>	<b>7</b>
<b>2. ESTADO DEL ARTE .....</b>	<b>7</b>
2.1    Fisiología y biomecánica de la mano .....	7
2.1.1    La Mano .....	7
2.1.2    Biomecánica de la mano y muñeca.....	7
2.1.3    Músculos del antebrazo y función .....	8
2.2    Adquisición de señales electromiográficas .....	11
2.2.1    Características de las señales EMG .....	12
2.2.2    Activación Muscular.....	12
2.2.3    Potencial de Acción .....	13
2.2.4    Electrodos .....	14

2.2.4.1	Tipos de electrodos .....	15
2.2.4.2	Ubicación de los electrodos .....	16
2.3	Tecnologías desarrolladas .....	17
<b>CAPÍTULO III.....</b>		<b>19</b>
<b>3. DISEÑO Y CONSTRUCCIÓN DEL HARDWARE DE ADQUISICIÓN DE SEÑALES EMG Y DEL ROBOT MÓVIL .....</b>		<b>19</b>
3.1	Introducción .....	19
3.2	Diseño de la etapa de adquisición .....	20
3.2.1	Diseño de los electrodos.....	20
3.3	Diseño de la etapa de preamplificación.....	28
3.3.1	Diseño de la etapa de Referencia.....	30
3.3.2	Diseño de la etapa de antisaturación.....	31
3.4	Diseño de la etapa de amplificación final .....	32
3.5	Etapa de digitalización y Comunicación .....	34
3.6	Diseño y adaptación del robot móvil.....	37
<b>CAPÍTULO IV .....</b>		<b>39</b>
<b>4. DISEÑO DEL EXPERIMENTO Y ADQUISICIÓN DE DATOS .....</b>		<b>39</b>
4.1	Selección de los movimientos de la mano .....	39
4.2	Selección de los músculos del antebrazo .....	40
4.3	Protocolo de Captura y almacenamiento de datos .....	42
<b>CAPÍTULO V.....</b>		<b>44</b>
<b>5. TRATAMIENTO DE LAS SEÑALES EMG.....</b>		<b>44</b>
5.1	Preprocesamiento digital de la señal EMG .....	44
5.1.1	Filtrado digital de la señal EMG.....	44
5.2	Detección de las señales EMG y Segmentación .....	47
5.3	Caracterización y Clasificación de las señales EMG .....	48
5.3.1	Extracción de Características de la señal EMG .....	49
5.3.2	Clasificación de las señales EMG .....	52
5.3.2.1	Redes Neuronales Artificiales.....	52
5.3.2.2	Red de Retropropagación.....	53
5.3.3	Reducción de Dimensionalidad .....	59

<b>CAPÍTULO VI.....</b>	<b>60</b>
<b>6. PRUEBAS Y EVALUACIÓN DE RESULTADOS .....</b>	<b>60</b>
6.1 Selección de los parámetros del clasificador.....	60
6.2 Resultados de la clasificación .....	61
6.2.1 Clasificador 1, clasificación sin reducción de dimensionalidad.....	61
6.2.2 Clasificador con dos, tres y cuatro características .....	62
6.2.3 Clasificador con 5 características .....	63
6.2.4 Clasificador con 6 características .....	64
6.3 Clasificación en modo online.....	66
6.4.1 Parámetros finales del clasificador .....	69
6.4.2 Tiempo de clasificación.....	70
<b>CAPÍTULO VII .....</b>	<b>71</b>
<b>7. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES.....</b>	<b>71</b>
7.1 Conclusiones .....	71
7.2 Recomendaciones.....	72
<b>REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....</b>	<b>74</b>

## ÍNDICE DE TABLAS

<b>Tabla 1.</b> Descripción de los músculos del antebrazo .....	9
<b>Tabla 2.</b> Estándares mínimos de un amplificador de instrumentación .....	28
<b>Tabla 3.</b> Protocolo de captura de datos .....	43
<b>Tabla 4.</b> Características en tiempo de la señal EMG .....	51
<b>Tabla 5.</b> Resultados del clasificador con todas las características .....	62
<b>Tabla 6.</b> Resultados del clasificador con cuatro características .....	63
<b>Tabla 7.</b> Resultados del clasificador con cinco características .....	64
<b>Tabla 8.</b> Resultados del clasificador con seis características .....	65
<b>Tabla 9.</b> Matriz de confusión del clasificador .....	68
<b>Tabla 10.</b> Porcentajes de clasificación de cada movimiento .....	68

## ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Estructura de la mano .....	8
Figura 2. Músculos del antebrazo .....	9
Figura 3. Potencial de acción .....	14
Figura 4. Tipos de electrodos,.....	16
Figura 5. Ubicación de los electrodos.....	17
Figura 6. Prótesis robótica desarrollada por Open Bionics.....	18
Figura 7. Myo.....	18
Figura 8. Diagrama de bloques del sistema .....	19
Figura 9. Modelo eléctrico de la interfaz electrodo-piel.....	21
Figura 10. Dimensiones del electrodo de acero inoxidable .....	22
Figura 11. Electrodos usados en el experimento.....	23
Figura 12. Ubicación de los electrodos en cada músculo .....	24
Figura 13. Ejercicios realizados en el experimento .....	25
Figura 14. Análisis en tiempo y frecuencia de las señales EMG del palmar mayor.....	27
Figura 15. Circuito ECG amplificador de pierna derecha .....	29
Figura 16. Etapa de preamplificación .....	30
Figura 17. Etapa de preamplificación y etapa de Referencia.....	31
Figura 18. Etapa de preamplificación y etapa de anti saturación.....	32
Figura 19. Etapa de amplificación final .....	33
Figura 20. Tarjeta Teensy 3.2 .....	35
Figura 21. Prototipo final de adquisición de señales EMG .....	36
Figura 22. Robot GX386 MAX-1 .....	37
Figura 23. Diagrama esquemático para el control de los motores .....	38
Figura 24. Movimientos de la mano .....	40
Figura 25. Músculos seleccionados: a) Cubital anterior, b) Extensor de los dedos.....	41
Figura 26. Respuesta en magnitud y fase del filtro pasa banda .....	46
Figura 27. Filtrado digital de la señal EMG .....	47
Figura 28. Comportamiento de la señal EMG en el tiempo .....	48

Figura 29. Pasos del proceso de entrenamiento y uso del clasificador .....	49
Figura 30. Red neuronal de retropropagación.....	54
Figura 31. Ejemplo de clasificación.....	55
Figura 32. Modelo grafico de la red neuronal de retropropagación.....	55
Figura 33. Movimientos de la mano y acción a ejecutar por parte del robot.....	66
Figura 34. Evolución del error cuadrático medio del clasificador 5C y 5E.....	67
Figura 35. Pruebas finales.....	69

## **RESUMEN**

El estudio de las señales electromiográficas (EMG) o señales mioeléctricas se ha ido incrementando en los últimos años debido a la cantidad de aplicaciones que se puede dar a este tipo de señales. La electromiografía generalmente es usada en el diagnóstico de enfermedades neuromusculares, o en rehabilitación. Sin embargo, se ha empezado a realizar otro tipo de aplicaciones como son el control de prótesis, control de exoesqueletos, control de robots de forma tele operada, etc.; debido principalmente a que estas señales son generadas de forma voluntaria por las personas, lo que representa una excelente opción para el control de interfaces. En esta investigación, se propone realizar un sistema de reconocimiento de movimientos de la mano mediante la utilización de señales EMG del antebrazo, las cuales permiten el control de desplazamiento de un robot móvil de forma tele operada mediante la utilización de 4 movimientos de la mano previamente establecidos. El desarrollo del proyecto contempla el diseño e implementación de un sistema de adquisición de señales electromiográficas de dos canales, un sistema de procesamiento digital, un proceso de caracterización y clasificación mediante la implementación de redes neuronales, y la adaptación del robot GX-386 para que pueda ser controlado por el prototipo de forma inalámbrica. De las pruebas realizadas al sistema se pudo observar que el prototipo resulto ser bastante cómodo debido a su diseño portable. Además, el modelo del clasificador implementado obtuvo niveles de clasificación entre 87.5% y 97,5% y una alta velocidad de respuesta.

### **Palabras Clave**

- **ELECTROMIOGRAFÍA**
- **REDES NEURONALES**
- **CARACTERIZACIÓN**
- **CLASIFICACIÓN**
- **ROBÓTICA TELEOPERADA**

## **ABSTRACT**

The study of electromyographic signals (EMG) or myoelectric signals has increased in recent years due to the amount of applications in which these signals can be used.

Electromyography is generally used in the diagnosis of neuromuscular diseases, or rehabilitation. However, other types of applications have appeared, such as prosthesis control, exoskeleton control, teleoperated robot control, etc.; mainly due to the fact that these signals are generated voluntarily by the subject, which makes the use of electromyography an excellent option for the control of interfaces.

In this research, a system of hand movement recognition is developed by using EMG signals from the forearm, which allows the control of the movements of a mobile robot with teleoperated method, through the use of 4 hand gestures previously established.

The development of the project also contemplates the design and implementation of a two-channel EMG signal system of acquisition, a digital processing system, a characterization and classification process through the implementation of neural networks, and the adaptation of the robot GX-386 so that it can be controlled by the prototype wirelessly.

Result show that the prototype turned out to be quite comfortable due to its portable design. in addition, the implemented classifier model obtained classification levels between 87.5% and 97.5% and a high response rate.

### **Keywords:**

- **ELECTROMYOGRAPHY**
- **NEURONAL NETWORKS**
- **CHARACTERIZATION**
- **CLASIFICACION**
- **ROBOTIC TELEOPERATION**

# CAPÍTULO I

## 1. INTRODUCCIÓN

### 1.1 Antecedentes

El estudio de las señales electromiográficas (EMG) se ha convertido en una herramienta muy valiosa aplicada a una gran variedad de proyectos en diferentes campos. Control de dispositivos, exoesqueletos, reconocimiento de patrones, rehabilitación, entre otros, son aplicaciones y servicios muy importantes que se han desarrollado en base al análisis de estas señales (Shroff & Manimegalai, 2013).

La adquisición de las señales bioeléctricas originadas por los músculos durante una contracción se conoce como electromiografía. Estas señales se producen por el intercambio de iones a través de las membranas de las fibras musculares. Las señales mioeléctricas pueden ser medidas utilizando electrodos o elementos conductivos sobre la superficie de la piel. Saber la ubicación y el número de los electrodos a utilizar es crucial de acuerdo a los estudios experimentales realizados (Criswell, 2011). Otro aspecto muy notable es la forma cómo se realiza la captura de la señal y el método utilizado para la caracterización de dicha señal (Rajesh & Kumar, 2009).

Diferentes métodos de caracterización de señales electromiográficas se han desarrollado, con el fin de clasificar de forma correcta patrones en las mismas que ayuden al reconocimiento de movimientos, las cuales se describen a continuación:

- La transformada wavelet, la cual es una herramienta matemática que busca salvar características relevantes de la señal original, representándola más sintéticamente (Santafe & Franco, 2012).
- La transformada Hilbert-Huang es una técnica realizada para el estudio de señales no estacionarias en el tiempo. La ventaja principal es que permite establecer con gran resolución las frecuencias instantáneas y su

variabilidad en el tiempo. Se realiza en dos etapas principales: Descomposición Empírica de Modos (EMD), y la Transformada de Hilbert (Huang, y otros, 1998)

- El uso de K-nn (K nearest neighbors), el cual es un procedimiento de clasificación supervisada, estimación basada en un conjunto de entrenamiento no paramétrico. Se aplica como una métrica de distancia basada en consultas para medir la cercanía entre los objetos (Kilian & Lawrence, 2009).
- A través del uso de filtros adaptativos se permite expresar características de las señales analizadas y adaptar el análisis de acuerdo a la estructura de la señal. Estos filtros adaptativos se implementan a través de los esquemas de actualización (lifting schemes) (Orozco & Giraldo, 2007)
- La aplicación de lógica difusa, la cual permiten determinar la función de pertenencia y el grado de certeza de un objeto. Los sistemas de lógica difusa tienen mayor ventaja en el procesamiento de señales biomédicas, ya que estas no son repetibles. Además, el uso de sistemas difusos entrenables permite descubrir características en los datos que no son fácilmente detectables por otros métodos. La lógica difusa permite realizar este mapeo de una manera apropiada, atendiendo a criterios de significado y no de precisión (Romo & Realpe J, 2007).

Actualmente se han realizado diferentes trabajos de investigación en el reconocimiento de los movimientos de la mano, en los cuales se presenta la combinación de varias técnicas de clasificación con el fin de mejorar las tasas de reconocimiento de estas señales. Entre las investigaciones que destacan están las siguientes:

- Para empezar, (Zhang, Chen, Li, Hu, & Zhu, 2011) ocupa 4 electrodos con lo cual consiguió el 93.1% de reconocimiento de 6 tipos de gestos de la mano utilizadas en el control de una prótesis mioeléctrica, comparando características como DBS (Discriminant Bispectrum), DFC (Discriminant

Fourier Cepstrum) Vs AR (Auto-Regressive Model), TD, PSD (Power Spectral Distribution) y SVM.

- Por otro lado (Arjunan & Kumar, 2010) alcanzo tasas del 91% de reconocimiento para 4 movimientos como flexión de dedos y muñeca utilizando diferentes características como RMS, WL, MAV (Mean Absolute Value), VAR (Variance), FD, MFL y un clasificador de tipo ANN (Artificial Neural Networks).
- En otros estudios, (Nakaya, Nakakuki, M, & Ishii, 2010) consiguió un 90% en el reconocimiento de seis movimientos de la mano utilizando como clasificadores k-NN (k-Kearest Neighbour) y BPNN.
- De igual forma, (Roca, Jiménez, & Villarejo, 2001) obtuvo una precisión de clasificación del 90% empleando la auto regresión en combinación con el análisis discriminante lineal, en este caso el procesamiento no fue realizado en tiempo real.

Un aspecto muy relevante en la caracterización de señales electromiográficas (EMG) es la dificultad de encontrar una descripción detallada de cómo se realizó la captura de la señal al igual que los criterios de selección de los músculos para el registro de cada contracción; y no se detallan, en su gran mayoría, los criterios de selección de las características empleadas, la forma en que se segmentaron los datos, y por lo tanto, la descripción del comportamiento de la señal relacionada con cada tipo de movimiento (Samaniego & J, 2013)

Tomando en cuenta estos antecedentes, y con el objetivo de superar ciertas dificultades expuestas y los desafíos en el reconocimiento de los movimientos de la mano empleando señales electromiográficas (EMG), se propone en esta investigación un sistema de identificación de diferentes gestos de la mano para el control de desplazamiento de un robot móvil en cuatro direcciones posibles.

## **1.2 Justificación e importancia**

El movimiento de la mano, constituye un factor de gran relevancia, ya que la mano aparte de ser la extremidad final del miembro superior; es un órgano sensitivo y de actuación que permite realizar un sin número de actividades como: manipulación, agarre, presión, y comunicación a través de intensiones gestuales (Romo, Realpe, & Jojoa, 2007).

La identificación y análisis de las señales electromiográficas producidas por el movimiento de la mano es de gran importancia en el desarrollo tecnológico; ya que, a través de estas señales, se han desarrollado diferentes aplicaciones, como por ejemplo: el control de prótesis en personas con discapacidad (Raurale & Chatur, 2014), el control tele operado de un robot (Fukuda & Tsuji, 1998) y (Bitzer & Van der Smagt, 2006) o el control de exoesqueletos (Ho & Tong, 2011).

Esta investigación se presenta con la finalidad de clasificar movimientos de la mano los cuales contribuyan al desarrollo de proyectos o servicios, que sirvan de aporte en diferentes áreas como la medicina, la educación, o las relaciones interpersonales.

## **1.3 Alcance del proyecto**

El presente trabajo de investigación, tiene como objetivo la identificación de cuatro movimientos de la mano, para comandar el desplazamiento de un robot móvil en cuatro direcciones posibles. En este prototipo propuesto, se empleará señales electromiográficas o mioeléctricas para controlar a un robot móvil. Las bio-señales serán adquiridas de los músculos del antebrazo con electrodos de superficie. A partir de estas señales mioeléctricas, es posible extraer señales de control que ayuden a gobernar el desplazamiento del robot móvil.

El proyecto está dividido en cuatro etapas las cuales se detallan a continuación:  
En la primera etapa del proyecto, se realizó el diseño e implementación del hardware; lo cual compete: la adquisición adecuada de las señales electromiográficas (EMG) y la adaptación del robot móvil GX386.

En la segunda etapa se realizó un análisis de varios criterios para la selección de los músculos a usarse en el registro de cada contracción. Además, se identificó los cuatro movimientos de la mano que se utilizarán para comandar el robot móvil.

La siguiente etapa del proyecto consistió en el estudio de las técnicas empleadas para la caracterización de señales electromiográficas provenientes de la mano, con el fin de clasificar de forma apropiada patrones en las mismas de tal manera que se identifique el tipo de movimiento que se esté realizando y se lo aplique como señales de control para el movimiento del robot.

En la última parte del proyecto, se realizaron pruebas de funcionamiento, en las cuales se buscó medir la velocidad de respuesta del sistema, así como el nivel de precisión. Se obtuvieron varios resultados que permitieron analizar el desempeño del mismo.

## **1.4 Objetivos**

### **1.4.1 Objetivo General**

- Desarrollar un sistema capaz de detectar movimientos de la mano de una persona mediante el análisis de señales EMG, para comandar el desplazamiento de un robot móvil.

### 1.4.2 Objetivos específicos

- Analizar e identificar cuatro movimientos de la mano que permitan el desplazamiento del robot móvil en cuatro direcciones.
- Adquirir correctamente las señales EMG con el fin de clasificar apropiadamente patrones en las mismas, que ayuden al reconocimiento del movimiento.
- Realizar la adecuación del robot GX386, que permita su control a través de señales tele operadas.
- Desarrollar pruebas de funcionamiento del prototipo en tiempo real, a través de análisis de precisión y velocidad de respuesta.

## **CAPÍTULO II**

### **2. ESTADO DEL ARTE**

#### **2.1 Fisiología y biomecánica de la mano**

##### **2.1.1 La Mano**

La mano es el órgano terminal de la extremidad superior del ser humano, se encuentra unida al antebrazo a través de la muñeca. Constituye una de las partes más importantes del cuerpo debido a su riqueza funcional, ya que es un órgano sensitivo y de actuación. Esencialmente sirve para coger objetos, proporcionando un poderoso agarre, pero también permite manipular objetos pequeños con gran precisión (Arias, 2012).

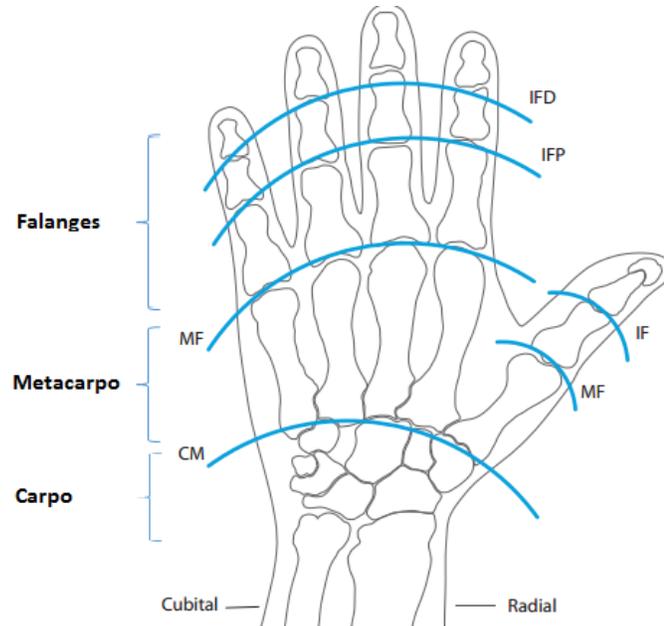
Los movimientos de la mano en su mayoría son controlados por músculos que no se localizan en la mano, sino en el antebrazo. Estos músculos se conectan a los huesos de los dedos por extensos tendones que cruzan a través de la muñeca (McGavin, 2014).

##### **2.1.2 Biomecánica de la mano y muñeca**

La mano humana es una herramienta extraordinaria capaz de realizar innumerables acciones y a la vez constituye una de las piezas más complejas del cuerpo por su alto grado de movilidad. Está compuesta por tres regiones:

- El carpo, está formado por un conjunto de ocho huesos cortos que forma la muñeca; y constituye la parte más rígida de la mano.
- El metacarpo, está formado por cinco huesos largos, se lo conoce como la palma de la mano.
- Los dedos, estos últimos están formados por tres falanges a excepción del pulgar que solo cuenta con dos falanges (Figura 1). Las falanges se encuentran unidas

entre ellas por articulaciones que les permiten movilidad. Estas falanges se denominan distal, medial y proximal (Quiñonez, 2005).



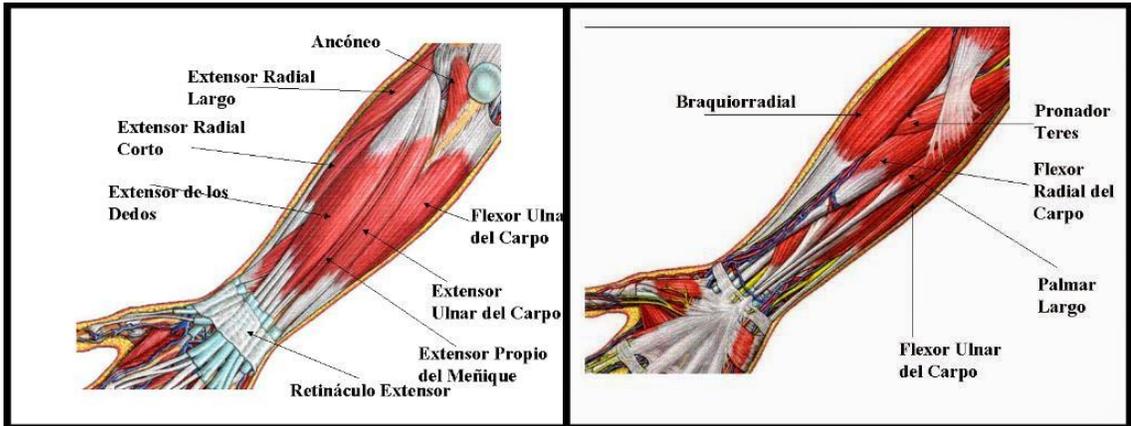
**Figura 1.** Estructura de la mano, metacarpofalángica (MF), InterFalángicas (IF), interfalángica proximal(IFP), interfalángica distal(IFD), carpometacarpiana (CM).

Fuente: (Quiñonez, 2005)

### 2.1.3 Músculos del antebrazo y función

La mayoría de los músculos del antebrazo controlan los movimientos de la mano proporcionándole gran movilidad y fuerza. Estos se encuentran divididos en dos grupos (Figura 2):

- Los anteriores denominados pronadores del antebrazo y flexores de los dedos.
- Los posteriores denominados supinadores del antebrazo y extensores de los dedos.



**Figura 2.** Músculos del antebrazo

Fuente: (Jarmey, 2008)

La Tabla 1 presenta una breve descripción de los músculos que se encuentran en el antebrazo, su origen, inserción y la función que estos realizan.

**Tabla 1.**  
Descripción de los músculos del antebrazo

Músculos	Origen	Inserción	Función	Observaciones
<b>Pronador redondo</b>	Extremo inferomedial del humero y en la cara anterior de la porción superior de la diáfisis del cubito	Porción media de la superficie lateral del radio.	Mueve el antebrazo en pronación. Ayuda a la flexión de la articulación del codo.	-
<b>Palmar Mayor</b>	Origen común de los músculos flexores en la cara anterior	Huesos del carpo, metacarpianos y falanges.	Flexiona la muñeca	Flexores de la mano
<b>Palmar Menor</b>			Abducción de la muñeca	
<b>Cubital anterior</b>			Aduce la muñeca	
<b>Flexor superficial de los dedos</b>	Apófisis coronoides del cúbito. Borde anterior del radio.	Lados de las falanges medias de los cuatro dedos	Flexiona las falanges medias. Puede ayudar a flexionar la muñeca	Flexores de los dedos

Continúa

<b>Flexor profundo de los dedos</b>	Superficies medial y anterior del cúbito	Base de las falanges distales.	Flexiona las falanges distales (único músculo que puede hacerlo).	
<b>Supinador Largo</b>	Porción lateral de la diáfisis del húmero, a 5-7,5 cm por encima de la articulación del codo	Extremo inferolateral del radio, justo encima de la apófisis estiloides	Flexiona la articulación del codo. Ayuda a la pronación y supinación del antebrazo	Supinadores del antebrazo
<b>Supinador Corto</b>	Extremo inferolateral del húmero y extremo supero lateral del cúbito, y ligamentos asociados.	Superficies dorsal y lateral del tercio superior del radio	Mueve el antebrazo en supinación	
<b>Extensor radial largo del carpo</b>	Tendón común de los músculos extensores en el epicóndilo lateral del húmero	Superficie dorsal de los metacarpianos	Extienden y abducen la muñeca	Extensores de la muñeca
<b>Extensor radial corto del carpo</b>				
<b>Extensor cubital del carpo</b>			mueve la muñeca en aducción	
<b>Extensor de los dedos</b>	Tendón común de los músculos extensores en el epicóndilo lateral del húmero	Superficies dorsales de las falanges de los cuatro dedos	Extiende los dedos. Ayuda a la abducción (separación) de los dedos respecto al dedo medio.	Extensores de los dedos

**Fuente:** Fuente: (Jarmey, 2008)

## 2.2 Adquisición de señales electromiográficas

La electromiografía (EMG) es una técnica experimental encargada del registro y análisis de señales bioeléctricas, las cuales se forman debido a las variaciones fisiológicas en las membranas de las fibras musculares (Konrad, 2005).

Estos potenciales o señales bioeléctricas son recogidas a través de elementos conductivos, los cuales pueden ser electrodos invasivos (dentro del músculo) o electrodos de superficie (sobre la piel). Este último es el método más habitual, ya que nos permite obtener de forma relativamente sencilla información muy valiosa sobre la actividad muscular (Talamillo, 2008).

Cada vez que se adquiere una señal EMG desde el músculo diversos tipos de ruidos la contaminan. Por lo tanto, el análisis y clasificación de las señales electromiográficas, ya sea en tiempo o frecuencia se dificulta debido al complicado patrón que estas señales presentan; especialmente cuando se obtiene la señal EMG en movimiento. Las características de la señal EMG dependerá en gran medida de la forma en que se obtienen estas señales, para lo cual se consideran factores tales como:

- La duración y la intensidad de la contracción muscular.
- La distancia entre electrodos en la zona activa del músculo
- Las propiedades de los tejidos que recubren el músculo, por ejemplo: grosor de la piel, grasa corporal, tejidos muertos, etc.
- La calidad de contacto entre el electrodo y la piel.
- Tratamiento de la piel
- La localización del electrodo, la orientación sobre el músculo con respecto a los tendones, punto motor y fibra muscular.
- Las propiedades del electrodo y de los dispositivos electrónicos utilizados.

Para realizar la adquisición de señales electromiográficas se debe realizar un procedimiento el cual básicamente se divide en 6 etapas:

1. Escoger el método que se utilizará para la adquisición de la señal EMG
2. Escoger los electrodos que se utilizarán.
3. Identificación de los músculos
4. Preparación de la piel en la zona de detección
5. Colocación de los electrodos en base a la normativa SENIAM
6. Alimentación del sistema electrónico de adquisición de señales EMG

### **2.2.1 Características de las señales EMG**

Las señales electromiográficas tienen varias características las cuales deben ser consideradas para el acondicionamiento de las mismas:

- Rango de amplitud pico entre 0 – 10 mV
- Rango de frecuencia de mayor importancia 20 – 500 Hz
- Energía dominante entre 50 – 200 Hz
- La duración, que es el tiempo desde la deflexión inicial al retorno de la línea de base cuyo rango está entre 5 y 15 ms.
- Estabilidad, que equivale a la constancia de la señal en su forma, en sucesivas contracciones.

Existen varios factores que pueden ocasionar cambios considerables en las características de las señales EMG, entre las cuales está: la fatiga muscular, la acción que ejerce el músculo y la energía y el oxígeno disponible en el metabolismo (Villamizar, Padilla, & Cabrera, 2012).

### **2.2.2 Activación Muscular**

Al realizar un movimiento se produce una contracción o expansión en las fibras musculares. Esta contracción se origina gracias a la manifestación eléctrica de la

activación neuromuscular asociada al músculo que se contrae. La señal representa la corriente generada por el flujo iónico a través de las membranas de las fibras musculares que se propagan a través de los tejidos. Las fibras musculares están inervadas en grupos llamados unidades motoras, que cuando se activan generan un potencial de acción. La activación del sistema nervioso central se repite durante el tiempo que se requiera que el músculo genere fuerza. Estas activaciones continuas de las unidades motoras generan trenes de potenciales de acción, los trenes de las unidades motoras activadas al mismo tiempo se superponen para formar la señal EMG (De Luca C. , 2006).

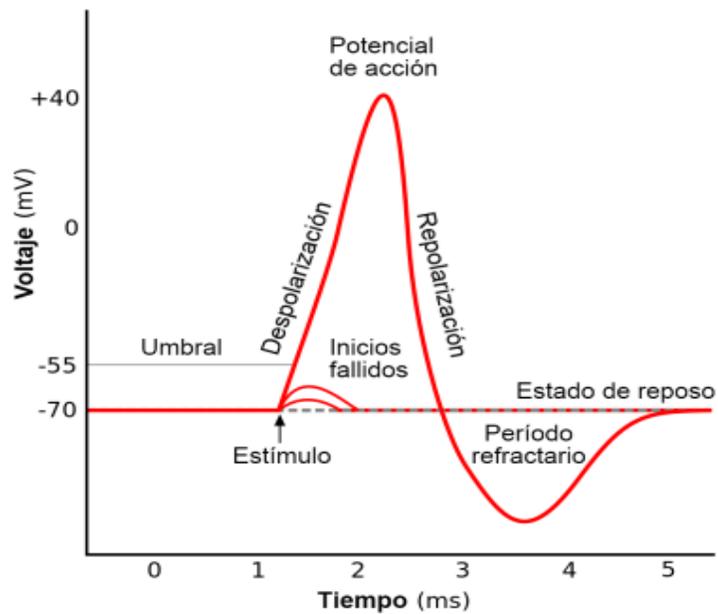
### **2.2.3 Potencial de Acción**

Las señales nerviosas se transmiten a través de potenciales de acción que se originan en la propia neurona y se transmiten a través de las neuronas mediante la sinapsis y llegan finalmente a la fibra muscular a través de la placa motora (De Luca C. , 2006). El potencial de acción empieza con un cambio brusco desde el potencial de membrana negativo en reposo hasta un potencial positivo y termina con un cambio igual de rápido hacia el potencial negativo (Figura 3). Las fases sucesivas del potencial de acción se describen a continuación (Guyton, 2006).

- Fase de Reposo, el potencial de la membrana se encuentra en reposo (cuando la neurona no está excitada). Durante esta fase la membrana tiene un valor de -70 mV. Al existir diferencias de cargas en los lados opuestos de la membrana se indica que aparte de estar en reposo, la neurona se encuentra polarizada (existen regiones con carga).
- Fase de Despolarización, la membrana permite que un gran número de iones de sodio se propague hacia el interior del axón y el potencial aumenta rápidamente en dirección positiva. En las fibras nerviosas grandes el exceso de iones de sodio que se mueven hacia el interior hace que el potencial de membrana se sobreexcite

y que se haga algo positivo, mientras que en las fibras pequeñas el potencial simplemente se acerca a cero.

- Fase de Repolarización, después de un breve periodo de tiempo los canales de sodio comienzan a cerrarse y los canales de potasio se abren más de lo normal. De esta forma la rápida propagación de los iones de potasio hacia el exterior restablece el potencial de membrana a su fase de reposo.



**Figura 3.** Potencial de acción

Fuente: (Villagomez, 2016)

#### 2.2.4 Electrodo

El electrodo es un elemento que hace de interfaz entre la piel y el equipo de medida para registrar los biopotenciales que se producen en el cuerpo. El mecanismo de la conductividad eléctrica del cuerpo involucra iones como portadores de carga.

La captación de señales bioeléctricas implica interactuar con portadores de carga iónica y la transducción de corrientes iónicas en corrientes eléctricas requeridas por cables e instrumentación electrónica. Esta función de transducción se lleva a cabo por medio de

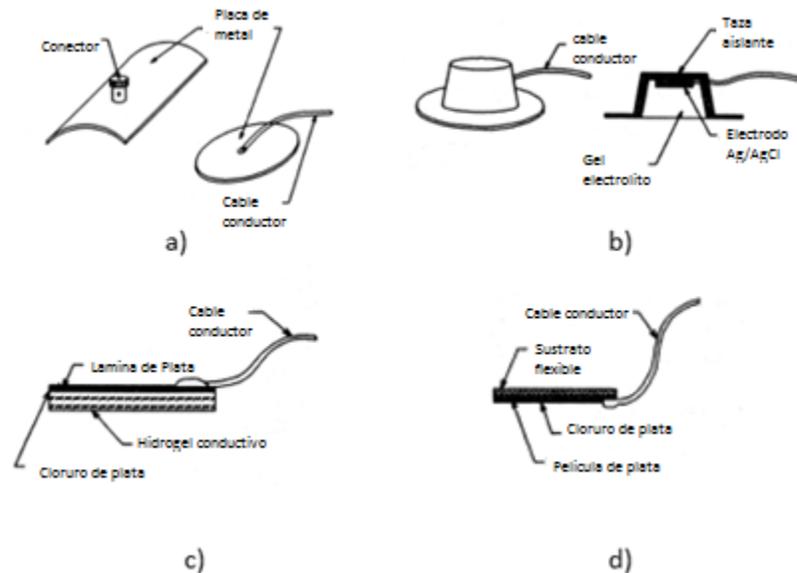
electrodos que son conductores eléctricos. El electrodo se encarga de realizar la transferencia de estas señales biológicas hacia un dispositivo electrónico, el cual se encargará de procesar esta información con el fin de extraer la información necesaria.

#### **2.2.4.1 Tipos de electrodos**

Existen diferentes tipos de electrodos superficiales utilizados hoy en día para medir las señales bioeléctricas generadas por el cuerpo, entre los cuales se destacan los siguientes:

- a) Los electrodos de placa de metal, consiste en un conductor metálico en contacto con la piel. Estos suelen ser húmedos o secos dependiendo de las características del metal utilizado. Los electrodos húmedos poseen una fina capa de un gel de electrolito entre el metal y la piel para establecer este contacto (Figura 4a). Los metales más comunes utilizados en la fabricación de este tipo de electrodos es la plata, oro, platino, acero.
- b) Electrodos de copa, electrodos de disco de metal con una superficie en forma cónica tal como se muestra en la Figura 4b se utilizan con frecuencia para los registros de EEG. El vértice del cono está abierto de modo que el gel de electrolito o pasta pueden ser introducidas para hacer un buen contacto entre el electrodo y el punto de contacto en la piel.
- c) Electrodos de gel, fabricados comúnmente de plata o cloruro de plata. Estos electrodos poseen un gel electrolítico adherible como una interfaz química entre la piel y la parte metálica del electrodo. Este tipo de electrodos son los más comunes usados en aplicaciones de EMG superficial. Suelen ser desechables y por su solución adherible reducen en gran porcentaje el movimiento entre la superficie de la piel y el electrolito (Figura 4c).
- d) Electrodos flexibles de película delgada, como se muestra en la Figura 4d, son básicamente los mismos que los electrodos de placa metálica. El espesor del metal

es de menos de un micrómetro. Estas películas de metal tienen que ser soportado sobre un sustrato de plástico flexible, tal como poliéster.



**Figura 4.** Tipos de electrodos, (a) Electrodo de placa de metal, (b) Electrodo de copa, (c) Electrodo de Gel, (d) Electrodo Flexibles

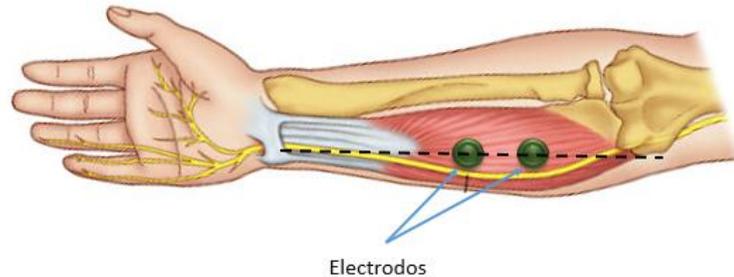
Fuente: (Neuman, 2000)

#### 2.2.4.2 Ubicación de los electrodos

La colocación de los electrodos es uno de los aspectos más importantes en la adquisición de señales bioeléctricas, ya que de esto dependerá la calidad de la señal que se desea estudiar, es por ello que se seguirán las recomendaciones dadas por el SENIAM (Surface Electromyography for the Non-invasive Assessment of Muscles).

El electrodo debe ser colocado entre dos puntos motores o entre un punto motor y la inserción del tendón, y a lo largo de la línea media longitudinal del músculo. La Figura 5 proporciona una representación esquemática de la localización del electrodo.

La distancia entre los centros de los dos electrodos debe ser entre 10 y 20 mm. En caso de que los músculos sean relativamente pequeños, la distancia no debe exceder el  $\frac{1}{4}$  de la longitud de la fibra muscular.



**Figura 5.** Ubicación de los electrodos

El electrodo de referencia (a veces llamados el electrodo de tierra) es necesario para proporcionar una referencia común a la entrada diferencial del preamplificador. Para este propósito, el electrodo de referencia debe colocarse lo más lejos posible y en el tejido eléctricamente neutro (digamos sobre una prominencia ósea).

Es imprescindible que el electrodo de referencia haga muy buen contacto eléctrico con la piel. Por esta razón, el electrodo debe ser grande. Si es pequeño, el material debe ser altamente conductor y debe tener fuertes propiedades adhesivas que se asegurarán a la piel con una considerable estabilidad mecánica.

### 2.3 Tecnologías desarrolladas

Existen una gran variedad de tecnologías desarrolladas en las cuales se aprovecha las señales eléctricas generadas por los músculos para controlar dispositivos electromecánicos y computacionales. Sin embargo, todavía no se ha logrado desarrollar un sistema capaz de detectar y simular de forma exacta los movimientos ejecutados por los músculos del cuerpo. A continuación, se presenta una breve descripción de algunos de los proyectos más importantes que se han desarrollado:

Open Bionics, desarrolló una mano robótica realizada en base a tecnología 3D (Figura 6). Este sistema permite escanear a una persona que ha sido amputada el brazo, y construirle una mano en solo dos días.

Esta prótesis es muy ligera y permite realizar tareas fáciles de agarre, ya que contiene varios sensores que le permiten saber la presión que se debe ejercer sobre un objeto.



**Figura 6.** Prótesis robótica desarrollada por Open Bionics

Fuente: (Open Bionics, 2016)

Thalmic Labs desarrolló Myo (Figura 7) un brazalete el cual recoge las señales generadas por los músculos del brazo, permitiendo el control de algunos dispositivos de forma remota, a través de tecnología Bluetooth, mediante el reconocimiento de algunos gestos de la mano.



**Figura 7.** Myo

Fuente: (Thalmic Labs, 2016)

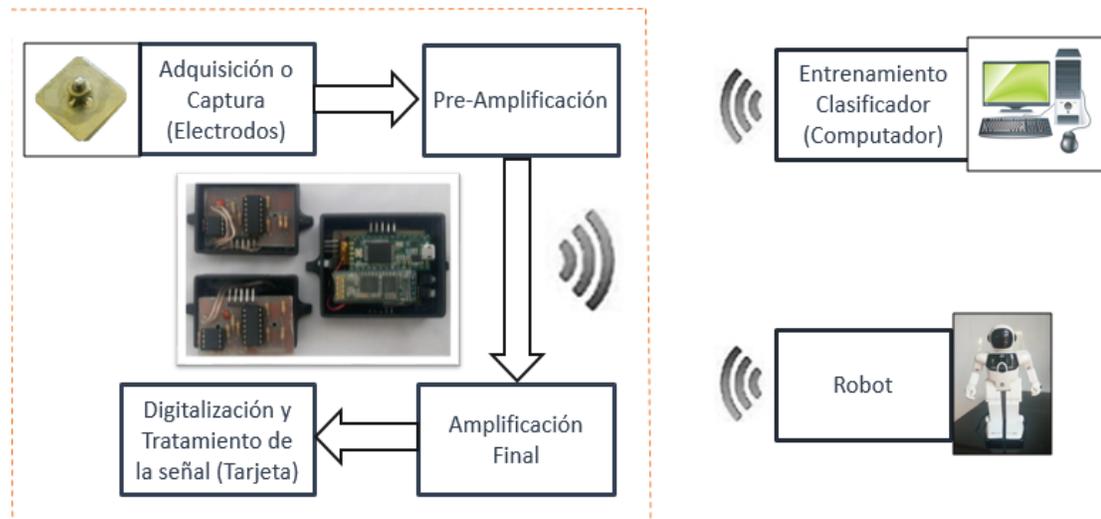
## CAPÍTULO III

### 3. DISEÑO Y CONSTRUCCIÓN DEL HARDWARE DE ADQUISICIÓN DE SEÑALES EMG Y DEL ROBOT MÓVIL

#### 3.1 Introducción

El objetivo principal de esta etapa del proyecto, es realizar un prototipo de captura de señales mioeléctricas que minimice en gran medida el hardware del sistema, y a la vez permita obtener una señal mioeléctrica muy limpia para su posterior análisis y aplicación. La adquisición y acondicionamiento de las señales electromiografías se realizan a través de un prototipo de dos canales.

En la Figura 8 se muestra el diagrama de bloques de la estructura de todo el sistema, en el cual se aprecian todas las etapas que lo conforman.



**Figura 8.** Diagrama de bloques del sistema

## **3.2 Diseño de la etapa de adquisición**

Debido al uso prolongado que se le dará al prototipo, es necesario utilizar electrodos que sean secos, reusables, cómodos para el usuario, tengan un bajo costo y a la vez permitan obtener una señal de alta calidad. Los electrodos existentes en el mercado no cumplen con todas las condiciones mencionadas, razón por la cual se diseñó y construyó los electrodos que se utilizarán en el proyecto.

### **3.2.1 Diseño de los electrodos**

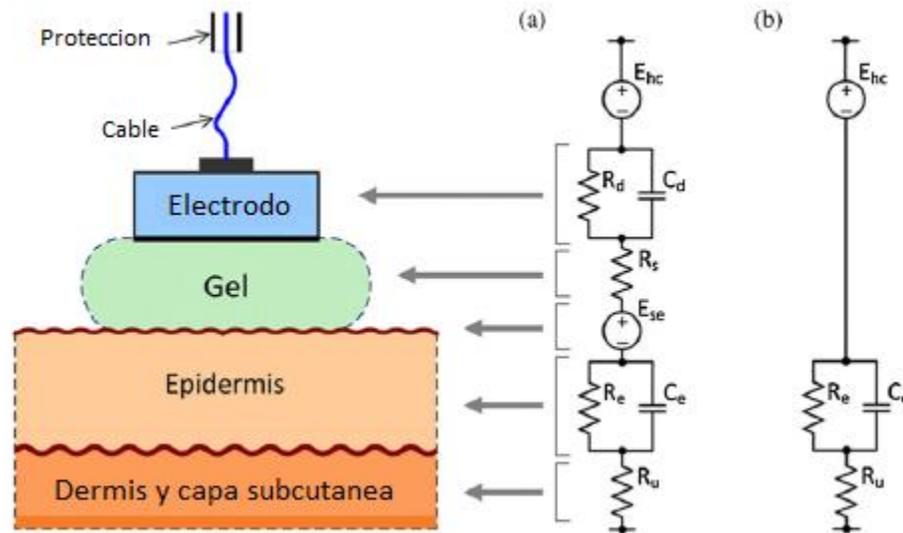
El diseño y construcción de los electrodos es un aspecto muy importante del sistema dentro de la electrónica que se utiliza para obtener la señal. La fidelidad de la señal EMG detectada por el electrodo influye en todo el tratamiento posterior de la señal. El análisis entre electrodos de gel y electrodos secos por el modelado puede conducir a una mejor comprensión de su comportamiento y puede ayudar a diseñar un electrodo seco cuyo desempeño sea similar a un electrodo de gel.

En el caso de electrodos secos, el sudor acumulado después de varios minutos de su aplicación a la piel supera progresivamente la ausencia del electrolito, que es principalmente cloruro de sodio.

En la Figura 9, se presenta el modelo de la conexión eléctrica entre el electrodo y la piel, tanto para electrodos de gel y electrodos secos. la capa epidérmica se comporta como un circuito RC paralelo. La dermis y la capa subcutánea debajo de ella se comportan, en general, como resistencias puras.

La conexión eléctrica entre un electrodo seco y la piel es diferente debido a la ausencia del gel electrolito, sin embargo, unos pocos minutos después de la aplicación de los electrodos secos en la piel, la transpiración se lleva a cabo. La transpiración

gradualmente reemplaza la función del electrolito de gel y conduce a un comportamiento similar.



**Figura 9.** Modelo eléctrico de la interfaz electrodo-piel: (a) electrodo de gel, (b) electrodo seco.

Fuente: (Meziane, Webster, Attari, & Nimunkar, 2013)

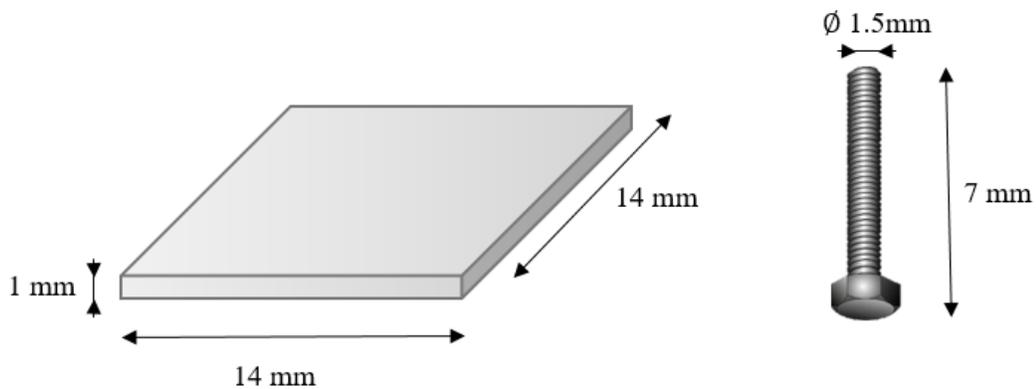
Es muy difícil mejorar la fidelidad y la relación de señal a ruido de la señal EMG, por lo tanto, es importante diseñar una unidad de electrodo que proporcione una distorsión mínima y la más alta relación de señal a ruido.

Las siguientes características son importantes para lograr este requisito:

- El metal para su construcción debe ser altamente conductivo
- El metal no debe tener problemas debido a la respuesta química de su óxido a la transpiración
- Las dimensiones del electrodo deben ser mayores a 1 cm de diámetro.

Tomando en cuenta las recomendaciones mencionadas, el material seleccionado para el electrodo es el acero inoxidable, cuyas dimensiones son: 14 mm de ancho por 14 mm de largo y 1 mm de espesor (Figura 10). Además, en su centro se encuentra soldado un tornillo de 7 mm de largo por 1.5 mm de diámetro, el cual permite la sujeción del

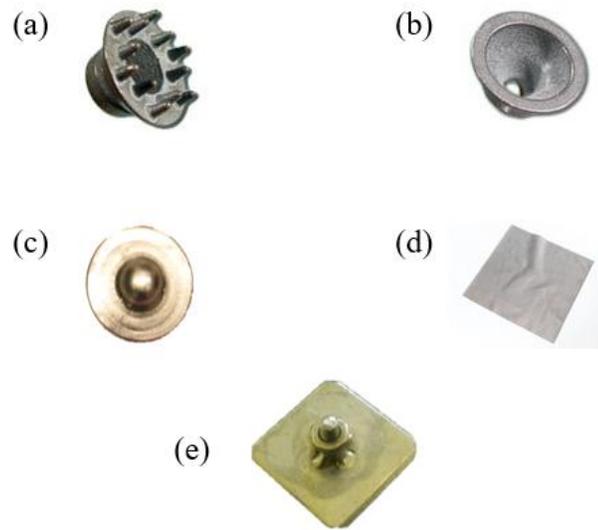
electrodo a la estructura y facilita la conexión de los cables que transmiten las señales mioeléctricas al circuito electrónico. El tornillo utilizado debe ser del mismo material de la lámina, de esta forma se mantienen las propiedades físicas del electrodo. Además, se tomó especial cuidado en la conexión de estos dos componentes de tal forma que los elementos no se vean afectados por la soldadura para que no existan filtraciones de ruido al capturar una señal.



**Figura 10.** Dimensiones del electrodo de acero inoxidable

Para validar la utilización de estos electrodos fabricados, se realizaron varias pruebas con otros siete tipos de electrodos, en los cuales se observó el comportamiento de cada uno en tiempo y en frecuencia. En la Figura 11 se muestran los diferentes tipos de electrodos utilizados en el experimento.

Sobre los electrodos de copa con pupos (Figura 11a), electrodos de copa llanos (Figura 11b) y los electrodos llanos (Figura 11c), se realizaron pruebas con recubrimiento de oro y cloruro de plata.

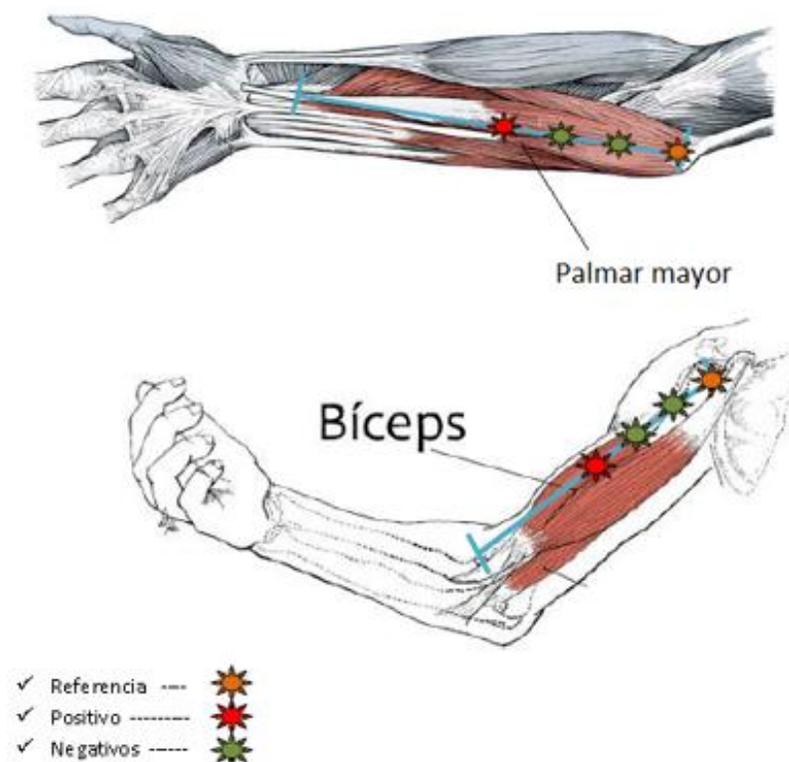


**Figura 11.** Electrodo de copa con pupos recubierto con cloruro de plata y oro, b) Electrodo de copa llano recubierto con cloruro de plata y oro, c) Electrodo llano recubierto con cloruro de plata y oro, d) Tela conductora con hilos de plata, dimensiones 15 mm x 15 mm, e) Electrodo de Acero inoxidable.

El experimento duró diez días. Durante este periodo las pruebas realizadas fueron cada 48 horas es decir pasando un día, con el fin de que los músculos afectados se puedan recuperar de su fatiga muscular. Los músculos seleccionados para este experimento fueron el Bicep del brazo y el Palmar Mayor del antebrazo.

En cada experimento diario se realizaron pruebas de los ocho electrodos de forma aleatoria, de esta manera se descarta que las señales EMGs adquiridas de un electrodo respecto otras sean afectadas por la fatiga muscular.

Para la adquisición de las señales EMG se utilizaron dos canales para poder apreciar el comportamiento de la señal a distintas distancias. En la Figura 12 se puede observar la forma en que se colocaron los electrodos a 1cm y 2cm de separación en cada músculo.



**Figura 12.** Ubicación de los electrodos en cada músculo

Antes de la colocación de cada tipo de electrodo se realizó la limpieza de la piel con alcohol y agua, con el fin de que la piel mantenga la misma condición para cada electrodo, y de esta manera la señal no se vea afectada por algún tipo de impureza.

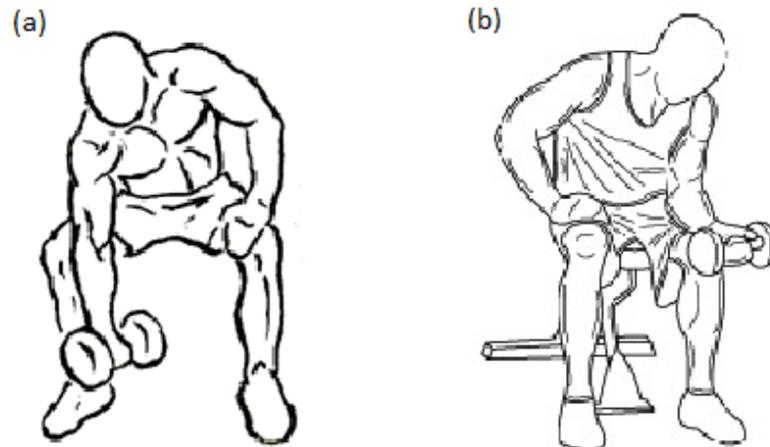
Los ejercicios realizados con cada músculo se explican a continuación.

El ejercicio para el Bicep se denomina Curl de bíceps concentrado con mancuerna y apoyo en el muslo (Figura 13a):

- El ejercicio se realiza sentado sobre un banco, el brazo sobre el muslo interno sujetando una mancuerna con la mano entre las piernas, con la palma apuntando en dirección a la otra pierna.
- Elevar la mancuerna hasta una posición cercana al hombro y bajarla luego de una breve pausa.
- Mantener el tronco firme durante el ejercicio.

El ejercicio para el Palmar Mayor se denomina Curl de antebrazos con mancuerna y agarre en supinación (Figura 13b):

- El ejercicio se realiza sentado sobre un banco, sujetar una mancuerna con la mano, apoyar la muñeca en la rodilla con la palma apuntando hacia arriba, la mano debe quedar colgando.
- Elevar las mancuernas hacia arriba levantando solo las manos y bajarlas lentamente.
- Mantener las manos firmes durante el ejercicio



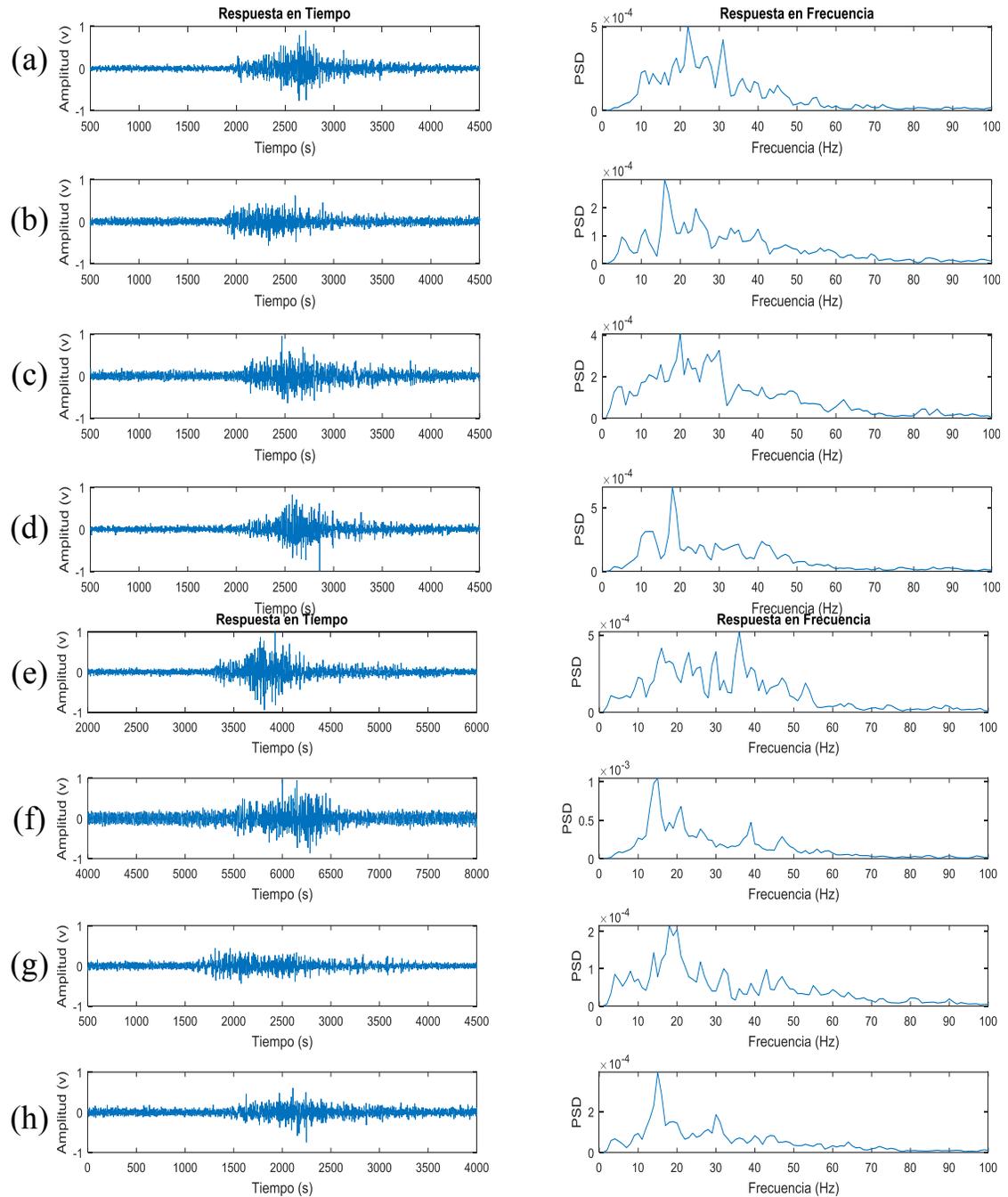
**Figura 13.** Ejercicios realizados en el experimento: a) Curl de bíceps concentrado con mancuerna y apoyo en el muslo, b) Curl de antebrazos con mancuerna y agarre en supinación.

Fuente: (Steroid Universe, 2015)

Para la captura de las señales, se realizaron diez repeticiones por cada músculo, cada repetición se efectuó en cuatro segundos con un descanso de dos segundos entre cada repetición. El levantamiento del peso dura un segundo y tres segundos para volver a la posición inicial. Los descansos entre grupos de repeticiones fueron mayores a cinco minutos, en los cuales un minuto fue dedicado a ejercicios de estiramiento, un minuto a

relajación del mismo, y aproximadamente tres minutos dedicados a la colocación de otro tipo de electrodo.

Una vez culminado el experimento se procedió a realizar el análisis en tiempo y frecuencia de todas las señales EMG adquiridas con los diferentes tipos de electrodos. En la Figura 14 se puede observar el comportamiento de las señales EMGs capturadas sobre el músculo palmar mayor. En base al análisis temporal y espectral, se puede ver que las señales EMG adquiridas con los electrodos de acero poseen un comportamiento similar a las señales adquiridas con los otros electrodos, en muchos de los casos presentando un mejor desempeño tanto en tiempo como en frecuencia.



**Figura 14.** Análisis en tiempo y frecuencia de las señales EMG del palmar mayor con los diferentes tipos de electrodos: a) Electrodo de Acero Inoxidable, b) Electrodo de copa llano, c) Electrodo de copa llano de oro, d) Electrodo de copa de pupos, e) Electrodo de copa de pupos de oro, f) Electrodo Llano, g) Electrodo llano de oro, h) Lona conductora

### 3.3 Diseño de la etapa de preamplificación

Las señales mioeléctricas que se obtienen de los electrodos son muy pequeñas y no superan los 10mV, lo que imposibilita su manejo de forma directa por algún dispositivo electrónico para su procesamiento. Por esta razón es preciso construir una etapa de preamplificación que eleve los niveles de voltaje para que estas señales puedan ser utilizadas por cualquier dispositivo electrónico.

Para esta etapa de pre amplificación se hará uso de un amplificador de instrumentación, mismo que debe cumplir con los siguientes estándares mínimos (Tabla 2), según la ISEK (International Society of Electrophysiological Kinesiology).

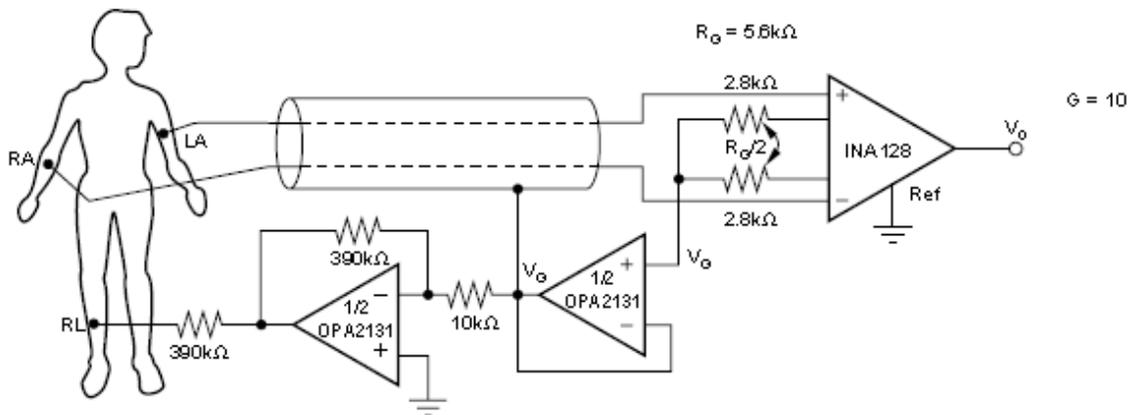
**Tabla 2.**

Estándares mínimos de un amplificador de instrumentación

<b>Impedancia de entrada:</b>	$> 10^{10} \Omega$ en DC y $> 10^8$ a 100Hz.
	200 – 100.000 $\pm$ 10% en incrementos
<b>Ganancia de amplificación:</b>	discretos.
<b>No linealidad en la ganancia:</b>	$\leq \pm 2.5\%$
<b>Estabilidad en la ganancia:</b>	Las variaciones deben ser de 5%/año.
<b>CMRR:</b>	$> 90dB$ A 60Hz
<b>Respuesta en Frecuencia:</b>	1-3000Hz medido a -3dB.
<b>Corriente de bias de entrada</b>	$< 50nA$
	$< 5\mu V$ RMS medido con una resistencia de
<b>Ruido:</b>	alimentación de 100k

De acuerdo a los requerimientos mencionados, el amplificador de instrumentación seleccionado es el INA128, ya que cumple con todas las exigencias necesarias del proyecto.

La configuración base del circuito fue implementada como recomienda el fabricante del INA128 denominado circuito ECG amplificador de pierna derecha, como se muestra en la Figura 15.



**Figura 15.** Circuito ECG amplificador de pierna derecha

Fuente: *(Texas Instruments)*

De acuerdo a las recomendaciones del fabricante, es necesario dar al circuito de preamplificación una ganancia de 10. El valor de las resistencias para obtener dicho valor de ganancia lo calculamos a partir de la ecuación (1) proporcionada por el fabricante. El valor de resistencia calculado debe ser dividido para dos, ya que la configuración apropiada es colocar dos resistencias en serie que sumadas proporcionen el valor calculado, y de esta forma se pueda agregar la etapa de referencia.

$$R_G = \frac{50 \text{ k}\Omega}{G - 1} \quad (1)$$

Donde:

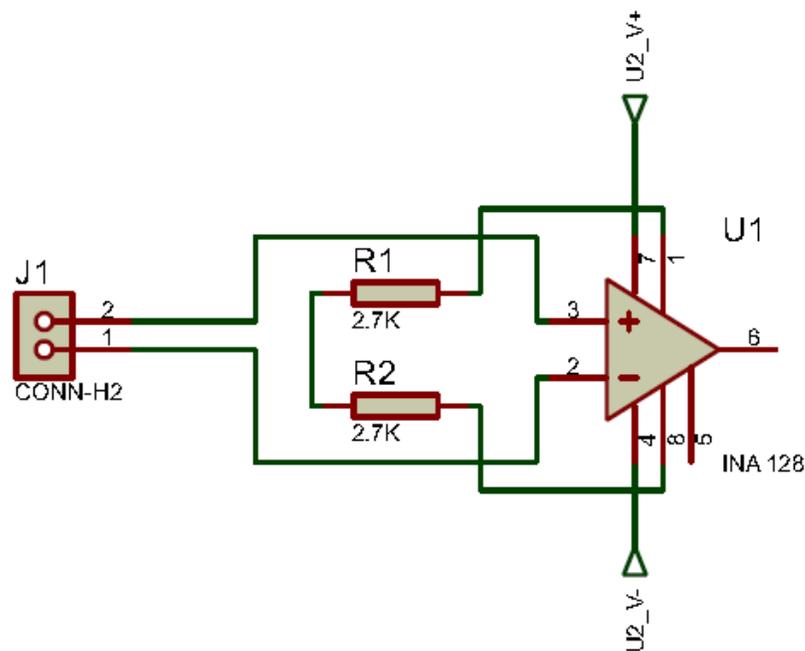
50 kΩ : Constante.

G: Ganancia del amplificador de instrumentación.

$R_G$ : Resistencia de ganancia del amplificador de instrumentación.

De la ecuación (1) se reemplaza  $G$  por el valor de 10, y se obtiene un valor de resistencia de  $5.55 \text{ k}\Omega$ , del cual se obtienen dos valores de resistencias de  $2.77 \text{ k}\Omega$  en base a lo mencionado anteriormente. Los valores seleccionados finalmente son de  $2.7 \text{ k}\Omega$ , ya que son los valores que existen comercialmente.

La etapa de preamplificación para el registro de las señales mioeléctricas implementada en el proyecto se muestra en la Figura 16, donde J1 representa las entradas de los dos electrodos bipolares que sensarán el músculo.



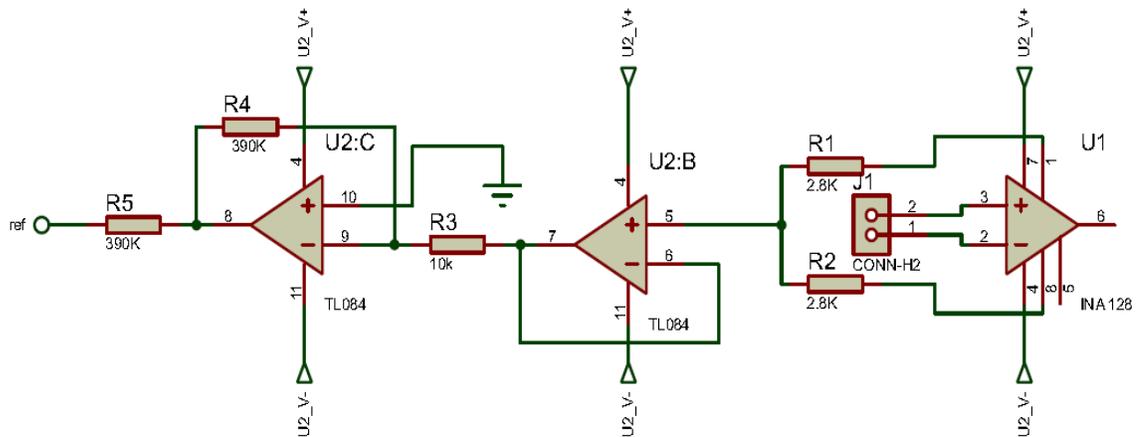
**Figura 16.** Etapa de preamplificación

### 3.3.1 Diseño de la etapa de Referencia

El fabricante recomienda la implementación de esta etapa (Figura 17), ya que este circuito ayuda a compensar problemas de ruido en modo común en la entrada diferencial del amplificador de instrumentación y a la vez sirve para disminuir corrientes de

desbalance. Al no implementar esta etapa, los voltajes diferenciales de las señales de los músculos se referencian a la tierra del amplificador, lo cual provoca que las señales EMG posean demasiado ruido, es decir que estas señales sean erróneas ya que el voltaje captado llega a alcanzar los límites máximos dados por la fuente de alimentación.

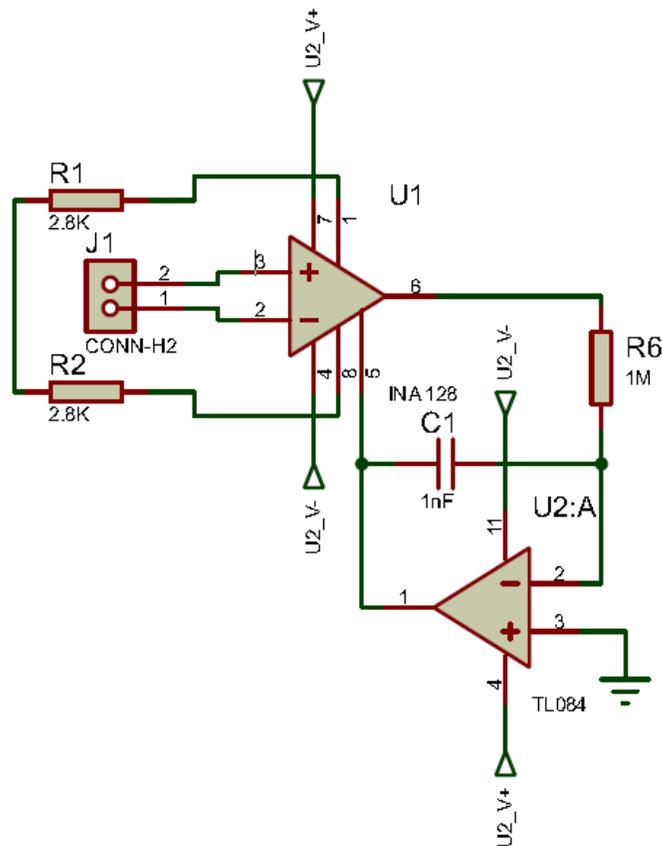
En la implementación de esta etapa el fabricante sugiere la utilización del circuito integrado OPA 2131, sin embargo, este dispositivo no se encuentra disponible en el país, razón por la cual se optó usar el circuito integrado TL 084, el cual posee características similares.



**Figura 17.** Etapa de preamplificación y etapa de Referencia

### 3.3.2 Diseño de la etapa de antisaturación

La implementación de este circuito de retroalimentación es importante, ya que este ayuda a disminuir el voltaje de offset a la salida del amplificador de instrumentación, evitando que el dispositivo entre en saturación. Al igual que en el circuito anterior, el circuito integrado OPA 130 fue reemplazado por el circuito integrado TL 084 ya que posee características similares. En la Figura 18 se muestra la implementación de esta etapa.



**Figura 18.** Etapa de preamplificación y etapa de anti saturación

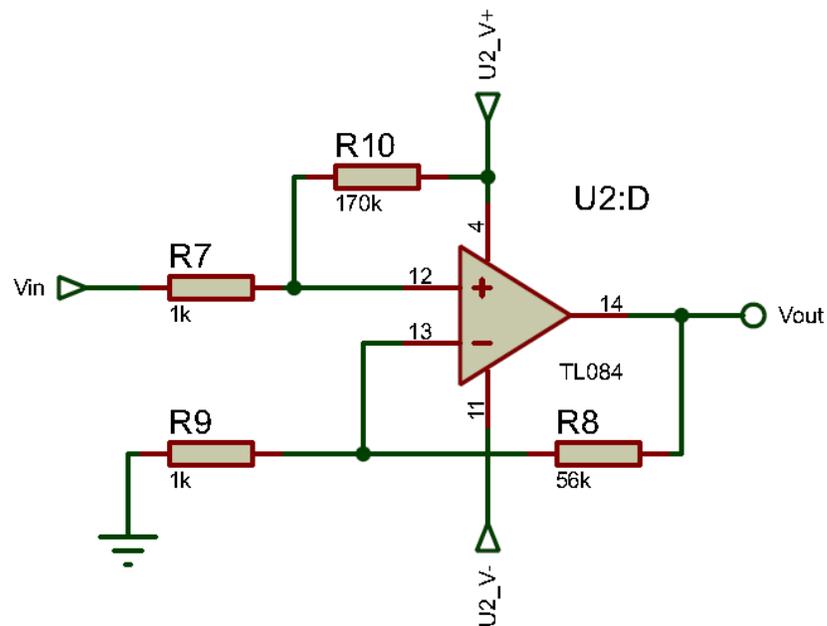
### 3.4 Diseño de la etapa de amplificación final

Una vez implementada de forma correcta toda la etapa de pre amplificación, es necesario agregar la etapa de amplificación final, misma que permite elevar la señal EMG a valores que puedan ser utilizados por otros elementos electrónicos. Este valor no debe ser mayor a 3.3 voltios, el cual es el nivel máximo de voltaje que soporta el conversor análogo digital.

Para escoger la ganancia de amplificación final es necesario realizar pruebas en diferentes músculos, ya que la amplitud de la señal EMG dependerá del tamaño del músculo y de la fuerza que este ejerza. También hay que tener en cuenta que la señal EMG

obtenida debe ser digitalizada, pero esta señal se encuentra compuesta por una parte positiva y una parte negativa, por esta razón es necesario rectificar la señal EMG o elevarla proporcionándole un voltaje de offset, para de esta forma evitar que se pierda la información que se encuentra en la parte negativa de la señal.

Para la implementación del proyecto se utilizó un circuito sumador no inversor, ya que esta configuración permite dar la amplificación necesaria al circuito y a la vez permite agregar el voltaje de offset mencionado anteriormente. De acuerdo a lo citado se optó por usar una ganancia total de 560, es decir la ganancia de la etapa de amplificación final es de 56. se le agregó además un voltaje de offset, de esta forma las señales capturadas se mantendrán en el rango de 0 a 3V. La implementación de esta etapa se muestra en la Figura 19.



**Figura 19.** Etapa de amplificación final

Los valores de las resistencias del circuito del amplificador sumador no inverso se obtuvieron a partir de las ecuaciones (2) Y (3):

$$V_{out} = R_f \left( \frac{V_1}{R_1} + \frac{V_2}{R_2} + \frac{V_3}{R_3} + \dots + \frac{V_n}{R_n} \right) \quad (2)$$

$$R_x = \left| \frac{R_f R_p}{R_p - R_f} \right| \quad (3)$$

Donde:

$$V_{out} = 1.3$$

$R_f = R_8 = 56k\Omega$ : resistencia de realimentación para obtener la ganancia

$$V_1 = U_2 \_ V_+ = 3.7 \text{ v}$$

$$R_1 = R_{10}$$

$V_2 = V_{in} = 0$ : asumiendo una señal ideal sin contracción y sin ruido

$$R_2 = R_7 = 1k\Omega$$

$$R_x = R_9$$

$R_p$ : Es el paralelo de las resistencias de entrada, en este caso  $R_7$  y  $R_{10}$

Para  $V_{out}$  se escogió un valor de 1.3 V, que es el voltaje de offset que se desea tener a la salida del amplificador y para  $R_7$  se escoge un valor de  $1k\Omega$ . Con estos valores se despeja la ecuación (2) y se calcula  $R_{10}$ , obteniendo un valor de  $170k\Omega$ .

De igual forma se calcula el valor de  $R_9$  a partir de la ecuación (3), obteniéndose un valor de  $1k\Omega$ .

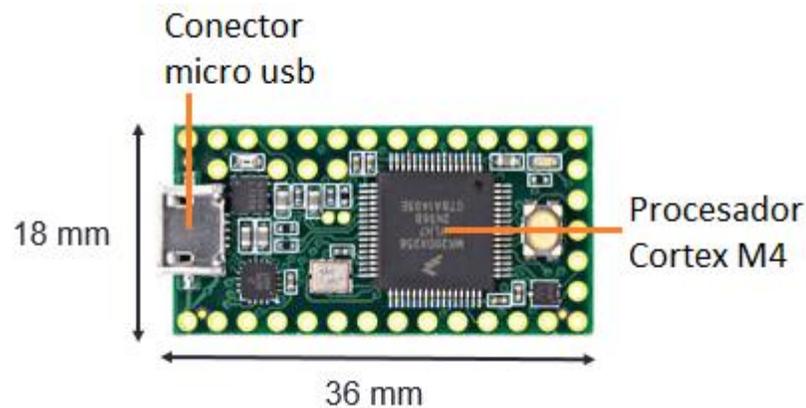
### 3.5 Etapa de digitalización y Comunicación

Una vez desarrollado el circuito de adquisición de señales EMG, es necesario utilizar una tarjeta o microcontrolador que permita que estas señales puedan ser procesadas en tiempo real y visualizadas en la PC, para lo cual se presentan algunos requerimientos que debe cumplir:

- Conversor análogo digital (ADC).

- Dos entradas analógicas, ya que se utilizarán dos canales para capturar las señales EMG.
- Velocidad de muestreo Mayor a 500 Hz, necesario para cumplir con el Teorema de Nyquist, ya que las señales EMG del antebrazo poseen una frecuencia máxima de 250 Hz.
- Alta resolución
- Comunicación Serial, para la comunicación del prototipo con la PC y con el Robot.
- Dimensiones pequeñas y de bajo costo.

De acuerdo a los requerimientos mencionados, se seleccionó la tarjeta Teensy 3.2, debido principalmente a su pequeño tamaño (18 mm de ancho por 35 mm de largo), y a la velocidad de procesamiento que esta posee de 96 MHz (Figura 20).

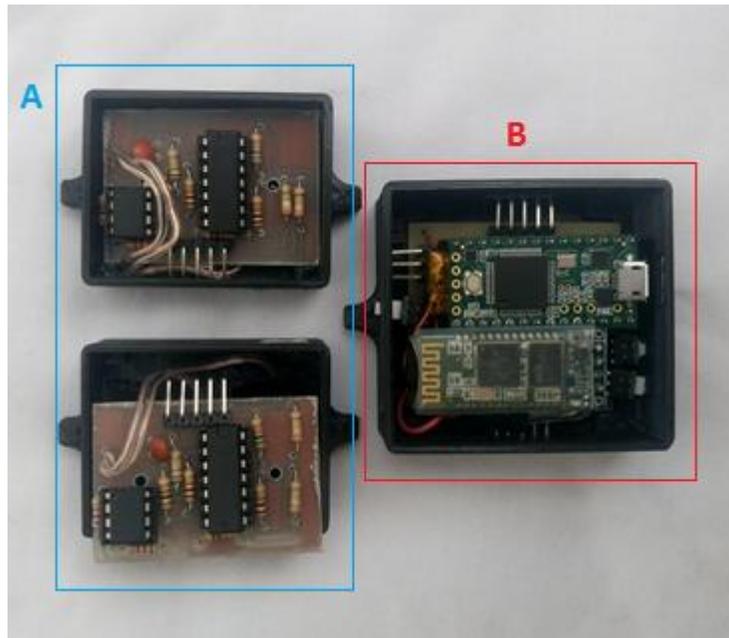


**Figura 20.** Tarjeta Teensy 3.2

Fuente: (PJRC)

Para la comunicación serial inalámbrica se utilizará un módulo Bluetooth, mismo que servirá para enviar y recibir información desde la PC, y para la transmisión de los comandos hacia el robot.

De acuerdo a los requerimientos mencionados se construyó el prototipo de captura de señales electromiográficas, mismo que se puede observar en la Figura 21.



**Figura 21.** Prototipo final de adquisición de señales EMG

Sección A, está formado por dos canales para la adquisición de las señales EMG de los músculos del antebrazo. Estos envían la información capturada a la tarjeta principal que se encuentra en la sección B.

Sección B, corresponde a la tarjeta principal del prototipo. Se encarga de procesar la información y comunicarse con otros dispositivos de forma remota

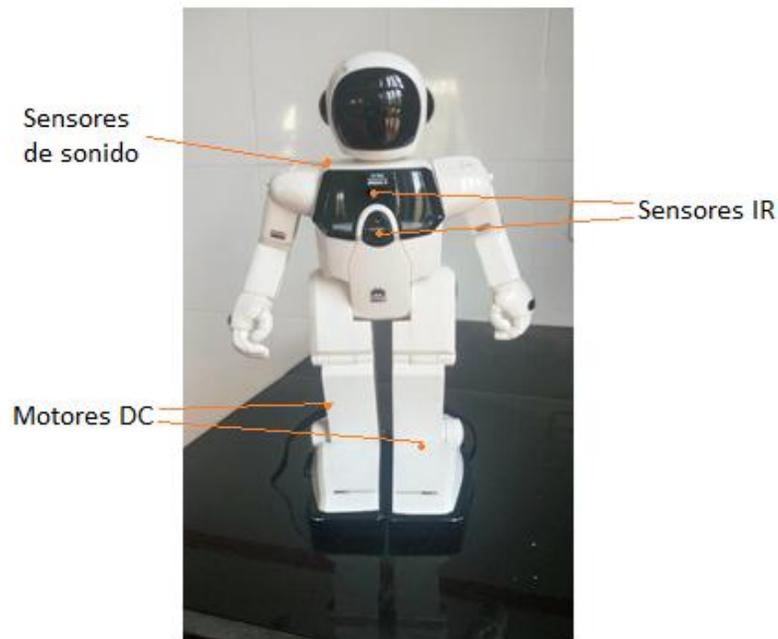
Todas las características del modelo se resumen a continuación:

- Prototipo de captura de señales EMG de dos canales
- Tarjeta madre: Teensy 3.2
- Módulo de comunicación: Serial micro USB, y Bluetooth
- Fuente de alimentación: Dos baterías de 3.7V a 200 mA.
- Dimensiones: Tarjeta principal 5.5 cm de largo, 5 cm de ancho y 2 cm de alto, canales 4.5 cm de largo, 3.5 cm de ancho y 1.5 cm de alto, ambos con dimensiones iguales.

### 3.6 Diseño y adaptación del robot móvil

El robot móvil que se utilizará como parte del proyecto es el modelo GX386 MAX-1 (figura 22). Se trata de un pequeño robot humanoide programable cuyas características de hardware se detallan a continuación:

- Mide 26 cm de alto.
- Se puede programar hasta 36 funciones desde la botonera trasera.
- Efectos de sonido y patrones de luz
- Sensores de sonido
- Sensores IR
- Motores DC
- Voltaje de alimentación 6V



**Figura 22.** Robot GX386 MAX-1

Este robot humanoide con características básicas, posee funcionalidades que le permiten interactuar con el usuario y con otros robots de su clase, haciendo uso de sus

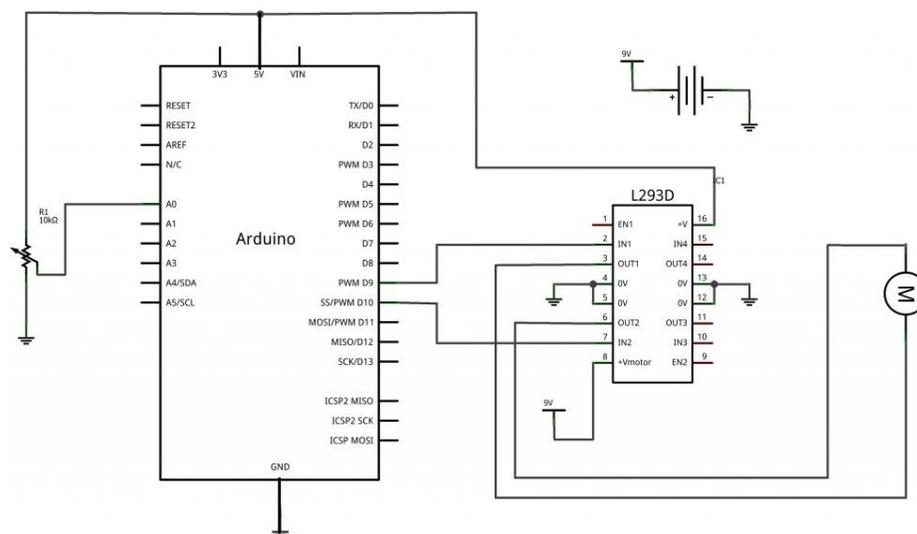
sensores IR y de los detectores de sonido. Lastimosamente este robot no posee un sistema de comunicación y de control libre, que le permita adaptarse a nuevas tecnologías y nuevas funcionalidades.

Al robot GX386, se le adaptó un circuito electrónico que permita el control de sus sensores y actuadores, y a la vez facilite la comunicación con la PC y con el prototipo construido anteriormente, para que este pueda ser controlado de forma remota.

La tarjeta principal que se utilizó para el control del robot debido a sus altas prestaciones y su reducido tamaño es el Arduino Nano.

A esta tarjeta se le incorporó un módulo Bluetooth el cual permitirá la comunicación de forma remota entre el prototipo construido y el robot GX386.

El control de los motores DC se realizará mediante la implementación de un puente H (figura 23), mismo que será controlado desde el Arduino Nano. Este circuito electrónico permite cambiar el sentido de giro del motor, y de esta manera facilita la movilidad del robot.



**Figura 23.** Diagrama esquemático para el control de los motores

## CAPÍTULO IV

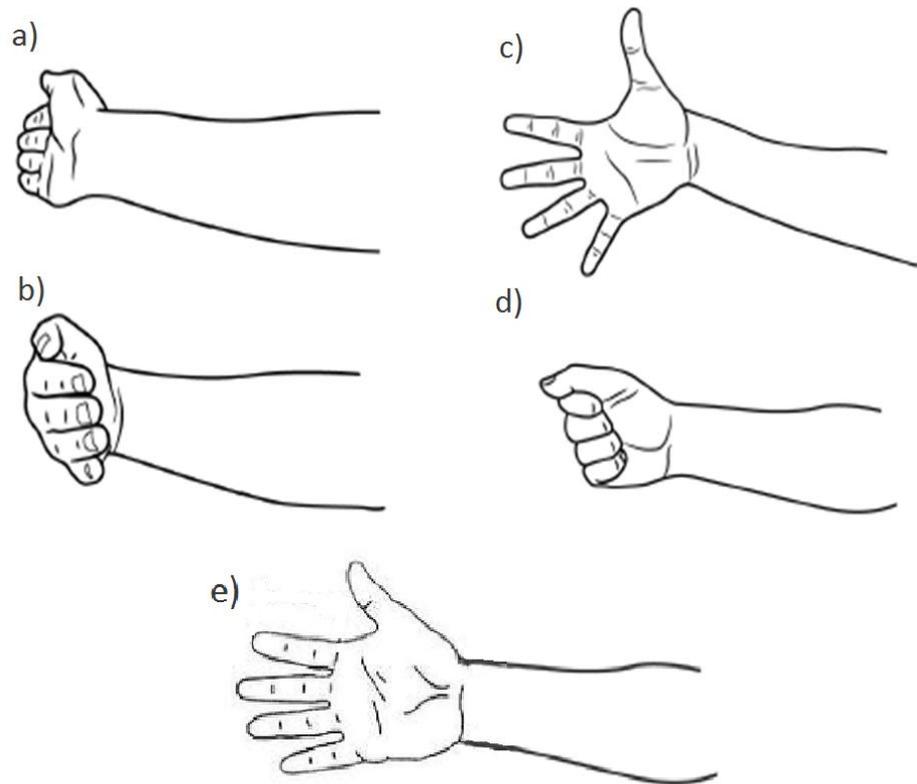
### 4. DISEÑO DEL EXPERIMENTO Y ADQUISICIÓN DE DATOS

#### 4.1 Selección de los movimientos de la mano

Antes de seleccionar los músculos del antebrazo, en los cuales el prototipo realizará la captura de las señales electromiográficas, es importante definir los movimientos de la mano que deberá reconocer el prototipo, para lo cual se realizó un análisis minucioso de los movimientos de la mano más utilizados por las personas, mismos que deben ser fáciles de ejecutar y de distinguir. Se han seleccionado cuatro movimientos básicos:

- Extensión de la mano: La mano parte desde un punto de relajación, la muñeca se encuentra extendida, el sujeto mueve la mano de forma gradual hacia la parte externa del antebrazo. Este movimiento hace que la mano se estire sobre la muñeca aumentando el ángulo entre los huesos, el movimiento se realiza manteniendo los dedos relajados (Figura 24a).
- Flexión de la mano: la mano parte desde una posición neutra, la muñeca se encuentra extendida o recta en relación a la mano, el sujeto desvía radialmente la muñeca, es decir la mano se dobla sobre la muñeca disminuyendo el ángulo entre los huesos. El movimiento se efectúa manteniendo los dedos y el pulgar relajados (Figura 24b).
- Abducción de la mano: La mano parte de una posición neutra, los dedos de la mano se separan. Es decir, los dedos se mantienen lejos de la línea media, manteniendo la mano totalmente abierta (Figura 24c).
- Palpación de las Falanges: La mano parte desde un punto inicial de relajación, posteriormente los dedos se flexionan y se palpan las cabezas de las falanges proximales y medias, es decir la mano forma un puño (Figura 24d).
- Posición neutra de la mano: la muñeca, la mano y los dedos se encuentran en una posición de relajación, es decir ninguno de los músculos del antebrazo genera

algún tipo de contracción (Figura 24e). No se lo considera un movimiento, pero es la posición inicial de la mano para efectuar los cuatro movimientos seleccionados.



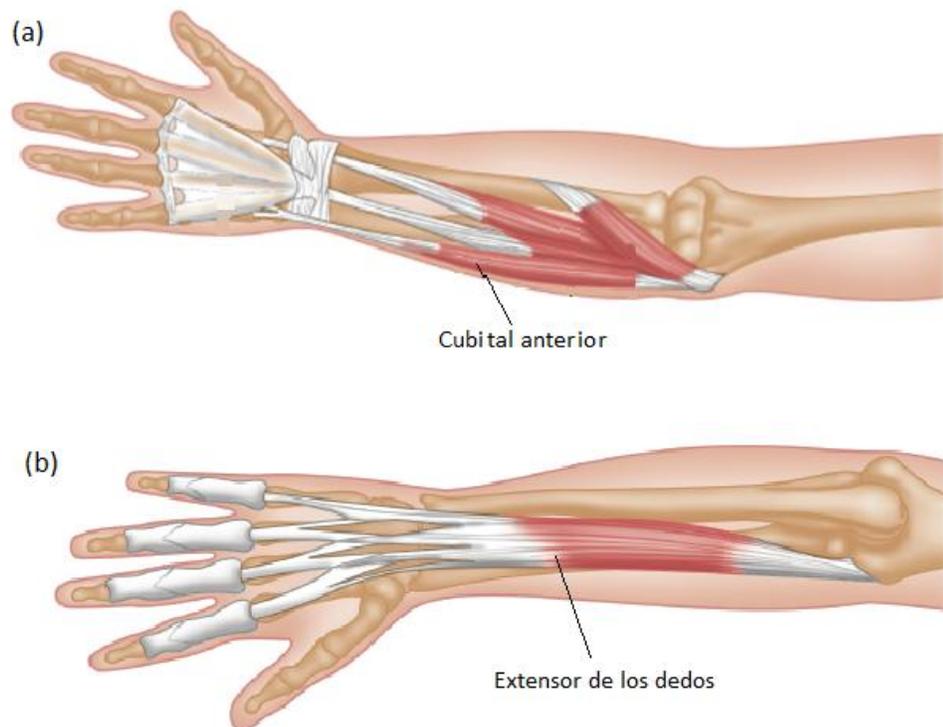
**Figura 24.** Movimientos de la mano: a) Extensión de la mano, b) Flexión de la mano, c) Abducción de la mano, d) Palpación de las Falanges, e) Posición neutra de la mano.

#### 4.2 Selección de los músculos del antebrazo

Una vez seleccionado los movimientos que deberá identificar el prototipo, es necesario escoger los músculos que ayudan a generar este movimiento. Al ejecutar cada uno de los movimientos anteriores, se activan o contraen varios músculos, por lo que es necesario realizar una comparación de las señales obtenidas.

Para la selección de los músculos se tomaron en cuenta varios parámetros como son: la amplitud de la señal, el tamaño de los músculos, cantidad de movimientos generados por músculo y la relación señal a ruido.

De acuerdo a los parámetros anteriores, los músculos seleccionados son: el cubital anterior y el extensor de los dedos. Dichos músculos se muestran en la Figura 25.



**Figura 25.** Músculos seleccionados: a) Cubital anterior, b) Extensor de los dedos

Fuente: (Jarmey, 2008)

De estos se pudo observar que cada músculo se activa al realizar tres tipos de movimiento, el cubital anterior se activa al hacer puño, flexión y abducción de la mano, en cambio el extensor de los dedos se activa al hacer puño, extender y abducir la mano.

### 4.3 Protocolo de Captura y almacenamiento de datos

La base de datos es un factor muy importante, debido a que, el análisis y tratamiento inicial de las señales EMG capturadas se debe realizar en modo offline, con el fin de obtener un primer modelo el cual será la base principal del cual dependerá el correcto funcionamiento del prototipo.

La base de datos se obtuvo mediante la realización de un conjunto de pruebas para el registro de señales EMG, relacionado con cada uno de los movimientos que se desea identificar.

Las pruebas se realizaron durante un periodo de 8 días. durante cada día se realizaron cuatro sesiones, dos en la mañana y dos en la tarde, en las cuales se realizó la captura de las señales de los dos músculos por cada movimiento efectuado.

El orden en el que se realizó cada uno de los movimientos fue siempre el mismo: primero puño, segundo flexión de la mano, tercero extensión de la mano, cuarto abducción de la mano.

El número de repeticiones en cada sesión para todos los movimientos fueron: 80 repeticiones en la primera sesión, 60 repeticiones en la segunda sesión, 40 repeticiones en la tercera sesión y 20 repeticiones en la cuarta sesión, es decir un total de 200 repeticiones diarias por cada movimiento seleccionado.

Los tiempos entre cada repetición para cada movimiento fueron de 1 segundo durante el primer día y quinto día, 2 segundos durante el segundo día y sexto día, 3 segundos durante el tercer día y séptimo día, y menores a 1 segundo durante el cuarto día y octavo día. Esto se realizó con el fin de determinar el nivel de fatiga muscular de cada músculo, y a la vez, para probar el nivel de efectividad del programa que se realizó para detectar y extraer las contracciones realizadas en cada señal EMG capturada. En la Tabla 3 se puede observar de forma más detallada el protocolo seguido.

**Tabla 3.**  
Protocolo de captura de datos

<b>Día</b>	<b>Sesión</b>	<b>Tiempo entre repetición</b>	<b>Repeticiones por movimiento</b>
Primero y quinto	1	1 segundo	80
	2		60
	3		40
	4		20
Segundo y sexto	1	2 segundo	80
	2		60
	3		40
	4		20
Tercero y séptimo	1	3 segundo	80
	2		60
	3		40
	4		20
Cuarto y octavo	1	<1 segundo	80
	2		60
	3		40
	4		20

Una vez obtenida la base de datos, se procede a realizar el análisis y procesamiento de las señales capturadas.

El almacenaje de las señales EMG se realizó a través del programa Matlab, mediante comunicación serial Bluetooth entre el dispositivo y la PC. Con una velocidad de muestreo de 600 Hz, y una velocidad de comunicación entre la PC y el Bluetooth de 115200 baudios.

## CAPÍTULO V

### 5. TRATAMIENTO DE LAS SEÑALES EMG

#### 5.1 Preprocesamiento digital de la señal EMG

En esta etapa las señales bioeléctricas capturadas de los músculos del antebrazo, deben ser ingresadas a un proceso de depuración o filtrado, el cual permita obtener una señal EMG de mejor calidad, de tal forma que se destaque la información más relevante de la misma para su posterior análisis.

Es muy difícil eliminar en su totalidad todos los ruidos que afectan a las señales EMG, sin embargo, es necesario eliminar aquellos que más prevalecen.

Los ruidos que generalmente interfieren en la señal mioeléctrica se producen debido a la interferencia capacitiva del cuerpo del paciente, la interferencia inductiva causada por la red eléctrica, el movimiento de los cables y el movimiento de los electrodos en la piel.

Para el filtrado de la señal EMG se utilizan solamente filtros digitales debido principalmente a que el hardware del prototipo necesita ser lo más reducido posible, además de que estos poseen mayor inmunidad al ruido siendo estas algunas de las ventajas que presentan los filtros digitales en relación a los filtros analógicos.

##### 5.1.1 Filtrado digital de la señal EMG

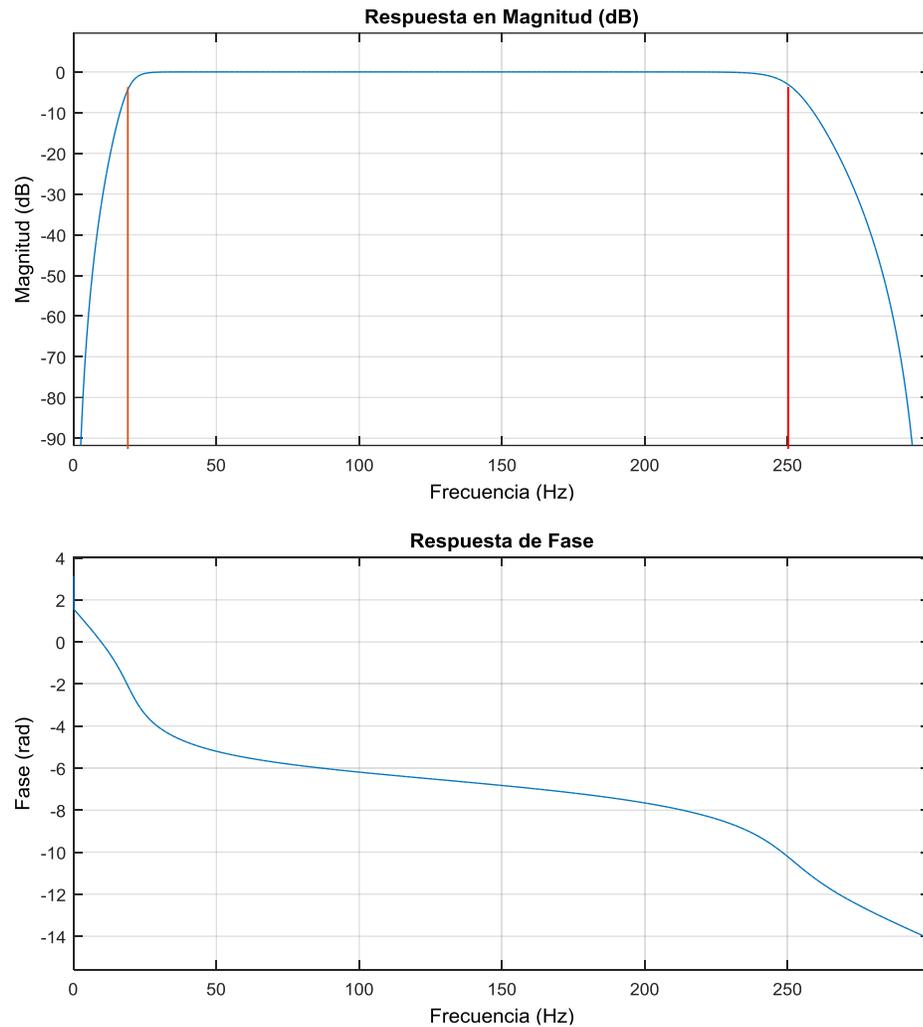
El filtrado de las señales EMG, se realizará mediante la implementación de filtros IIR (Filtro de respuesta de impulso infinita), debido que estos requieren menores coeficientes para realizar operaciones de filtrado en relación a los filtros FIR (Filtros de respuesta de impulso finita), traducándose en un costo computacional más bajo y proceso de ejecución más rápido, además no requieren de memoria extra. La principal desventaja

de estos filtros es su respuesta de fase no lineal y su naturaleza recursiva que los vuelve más complicados de diseñar e implementar (Ingle & Proakis, 2012).

Dentro del grupo de los filtros IIR los filtros comúnmente más usados para el filtrado de señales EMG son: Butterworth, Chebyshev, Elliptic y Bessel. Para este proyecto se ha escogido el filtro Butterworth, ya que este filtro no presenta rizado en la banda de paso. Se caracteriza por su respuesta suave a todas las frecuencias y además cuanto mayor sea su orden más brusca es su transición. Es debido precisamente a estas características lo que hacen que el filtro Butterworth sea el más adecuado para el acondicionamiento de señales EMG (De Luca G. , 2003).

El filtro diseñado es un pasa banda de quinto orden, debido a que la información de las señales obtenidas del antebrazo se encuentra en el rango de frecuencias de 20 Hz y 250 Hz, donde la información con mayor concentración de energía se encuentra en el rango de 50 Hz a 200 Hz. El orden del filtro se escogió tomando en cuenta el costo computacional y a la vez verificando que se hayan eliminado los ruidos que afectan a la señal EMG de tal forma que se destaquen las características más relevantes de la misma.

La respuesta en magnitud y fase del filtro se puede observar en la Figura 26, en esta se puede apreciar que existe una atenuación de 3 dB en ambas frecuencias de corte. En cuanto a la respuesta en fase, es importante mencionar que las características de fase de los filtros utilizados comúnmente en Electromiografía no se consideran relevantes. Es importante recordar que la señal EMG superficial es una superposición de muchos potenciales de acción, lo que hace que la información en fase de cada potencial de acción no sea visible, ya que las diferentes frecuencias de entrada se retrasan en diferentes magnitudes.

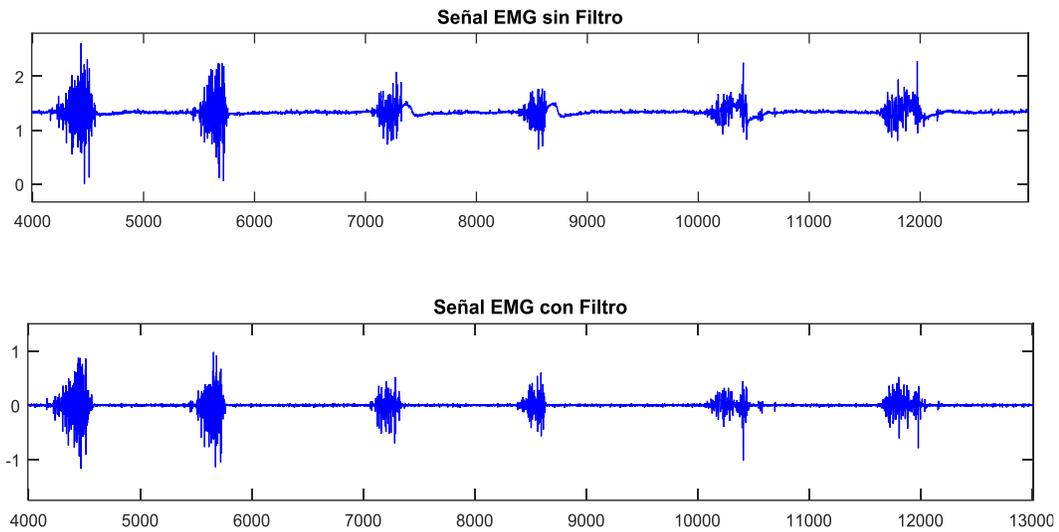


**Figura 26.** Respuesta en magnitud y fase del filtro pasa banda

La función de transferencia del filtro se muestra en la ecuación (4), la cual es de orden 10, debido a que esta pertenece a un filtro pasa banda.

$$\begin{aligned}
 &H(Z) \\
 &= \frac{0.2951 z^{10} - 1.476 z^8 + 2.951 z^6 - 2.951 z^4 + 1.476 z^2 - 0.2951}{z^{10} - 1.03 z^9 - 2.154 z^8 + 1.758 z^7 + 2.57 z^6 - 1.445 z^5 - 1.677 z^4 + 0.5676 z^3 + 0.5912 z^2 - 0.08972 z} \quad (4)
 \end{aligned}$$

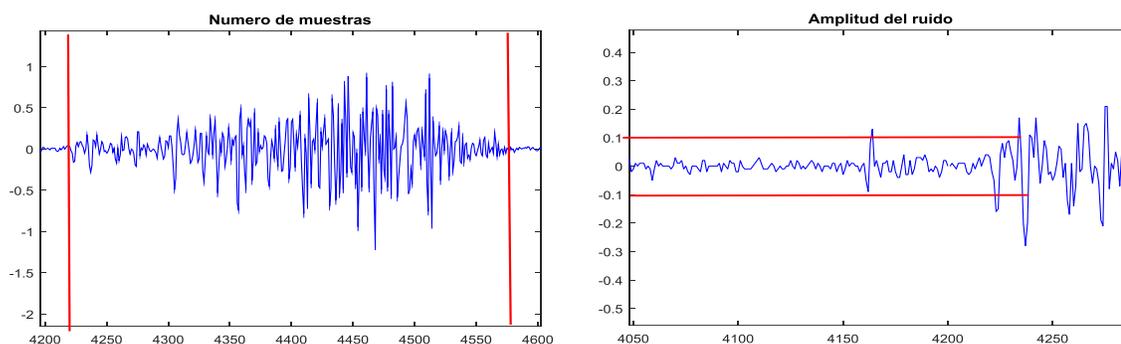
En la Figura 27 se puede observar el comportamiento de la señal antes y después de aplicar el filtro, en la cual se muestra que se elimina principalmente el ruido que se genera por el movimiento de los electrodos en la piel, manteniendo su línea base en cero. También se puede observar que se elimina la componente digital que se le agregó a la señal en el hardware mediante el circuito sumador, para que de esta manera no existiera pérdida de información, por lo cual los valores máximos y mínimos entre los cuales estará la señal una vez filtrada será entre  $-1.5V$  y  $1.5V$ .



**Figura 27.** Filtrado digital de la señal EMG

## 5.2 Detección de las señales EMG y Segmentación

Para la detección de las contracciones de la señal EMG, se realizaron diversas pruebas en los dos músculos seleccionados del antebrazo, en los cuales después de una serie de evaluaciones se analizó el nivel de ruido máximo presente en cada músculo, para así poder seleccionar un umbral superior que indique el comienzo de una contracción. Los niveles máximos de ruido fueron de  $50\text{ mV}$ , por lo que se decidió escoger  $100\text{ mV}$  como el valor base para la detección de una contracción. En la Figura 28 se puede observar dichos valores.



**Figura 28.** Comportamiento de la señal EMG en el tiempo

A partir de que la señal EMG es detectada, es necesario llenar un vector en el cual se calcula el valor RMS de la contracción capturada. De esta forma se decide si el vector contiene una contracción o si se trata solamente de ruido.

La dimensión del vector debe ser al menos la tercera parte del tamaño de una contracción, de esta forma se reduce el tiempo de procesamiento. En este caso se decidió escoger un número total de 100 muestras y un valor RMS de 0.12V, ya que este método solo es necesario para identificar la existencia de una contracción.

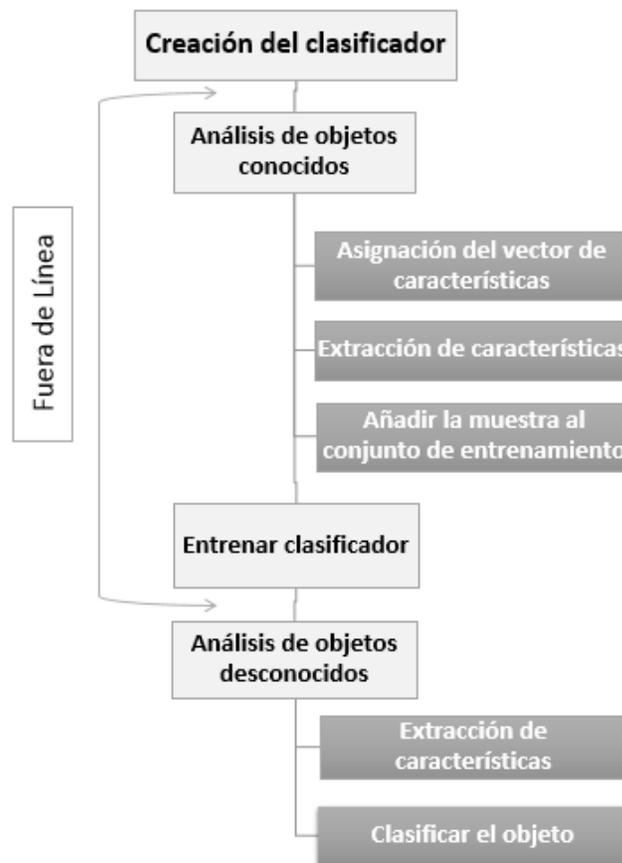
Para el análisis de las contracciones ya detectadas, lo más común es almacenar un vector de datos que sea al menos las dos terceras partes del número total de muestras de toda la contracción, donde este valor dependerá de la frecuencia de muestreo que se haya utilizado. En el proyecto la frecuencia de muestreo es de 600 muestras por segundo. En la Figura 28 se observa que el tamaño de cada contracción oscila entre 300 y 350 por lo que se ha decidido realizar una segmentación correspondiente a 300 muestras como dimensión máxima del vector de datos para los dos músculos seleccionados.

### 5.3 Caracterización y Clasificación de las señales EMG

Un clasificador es un sistema capaz de reconocer un objeto de acuerdo a sus características como puede ser el color, tamaño, peso, etc., y tener la capacidad de asignarlo a una clase disponible.

Un clasificador de objetos necesita definir las fronteras que separan las diferentes clases, esto se logra mediante un proceso de entrenamiento en el cual se usa una serie de características que facilitan la distinción de los objetos de ejemplo de cada clase.

La clasificación de objetos se realiza a través de una serie de pasos estos se muestran en la Figura 29.



**Figura 29.** Pasos del proceso de entrenamiento y uso del clasificador

### 5.3.1 Extracción de Características de la señal EMG

La extracción de características es un proceso en el cual la señal capturada es procesada con el fin de resaltar la información más relevante de la misma. El objetivo de este procedimiento es extraer la información más apropiada comprimiendo los datos sin que exista pérdida de información útil, de esta forma se establece una representación manejable y significativa de la señal original, reduciendo el número de variables de

entrada y mejorando el desempeño del clasificador. El éxito de la etapa de extracción de características dependerá principalmente de la calidad de las señales capturadas.

El conjunto de características debe ser elegido de tal forma que exista mayor separabilidad entre clases y se acorten las distancias entre patrones de una misma clase. Es por eso que la etapa de caracterización es la parte principal de un sistema de clasificación. Sin embargo, todo sistema de control mioeléctrico parte del hecho de que el valor temporal de la señal EMG no presenta información significativa, ya que hasta el momento no se ha podido obtener un parámetro que determine o represente las características de una señal EMG, y debido a la aleatoriedad de la señal EMG, hace aún más difícil la extracción de parámetros característicos (Romo & Realpe J, 2007).

Sin embargo, según los modelos aceptados, las características de una señal EMG se obtienen a partir de métodos estocásticas. Es decir, se debe determinar el conjunto de características a partir de modelos estadísticos ya sean en tiempo o frecuencia aplicados a cada segmento (Romo & Realpe J, 2007). Las características de la señal EMG que se extraigan deben contener suficiente información para representar el patrón EMG de manera apropiada y ser a la vez bastante simples para que el clasificador realice un buen desempeño.

En el proyecto se consideran solo las características en el dominio del tiempo, debido a que estas pueden ser calculadas de forma rápida por el procesador. Además, no necesitan ningún tipo de transformación, reduciendo de esta manera el tiempo de procesamiento. Todas las características utilizadas se presentan en la Tabla 4.

El análisis en frecuencia resulta ser mucho más preciso que el análisis en tiempo, ya que este permite observar y extraer de forma más clara patrones propios de cada movimiento realizado; sin embargo, el uso de la transformada de Fourier u otro tipo de transformada hacen que el costo computacional aumente, y de esta forma el procesamiento se vuelve mucho más lento y menos eficiente para la aplicación.

**Tabla 4.**  
Características en tiempo de la señal EMG

Nombre	Ecuación Matemática
Longitud de EMG	$IEMG = \sum_{i=1}^n  x_i $
Valor medio absoluto	$MAV = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n  x_i $
Integración simple cuadrada	$SSI = \sum_{i=1}^n  x_i ^2$
Varianza	$VAR = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n - 1}$
Desviación estándar	$SD = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n - 1}}$
Raíz media cuadrada	$RMS = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i)^2}{n}}$
Valor medio absoluto modificado	$MMAV = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i)^2$
Longitud de forma de onda	$L = \sum_{i=1}^n  x_i - x_{i-1} $
Cambio de pendiente (SSC)	$\{x_k > x_{k-1}\} \text{ y } \{x_k > x_{k+1}\} \text{ ó } \\ \{x_k < x_{k-1}\} \text{ y } \{x_k < x_{k+1}\} \text{ y } \\  x_k - x_{k+1}  \geq 0.01 \text{ ó }  x_k - x_{k-1}  \geq 0.01$
Cruces por cero (ZC)	$\{x_k > 0\} \text{ y } \{x_{k+1} < 0\} \text{ ó } \\ \{x_k < 0\} \text{ y } \{x_{k+1} > 0\} \text{ y } \\  x_k - x_{k+1}  \geq \varepsilon$

**Fuente:** (Chowdhury, y otros, 2013)

### **5.3.2 Clasificación de las señales EMG**

La etapa de clasificación corresponde a la última tarea del procesamiento de la señal EMG, el cual se encarga de decidir a qué clase corresponde cada una de las señales EMG capturadas, generando una nueva señal que permita el control del robot móvil. Las entradas del clasificador son todas aquellas características extraídas en el paso anterior, y la salida es un dato que indica la pertenencia de una señal a una clase.

El desempeño del clasificador de señales EMG depende en gran medida de la calidad de las características seleccionadas y extraídas. Además, es importante la evaluación y el desarrollo de métodos eficaces de reducción de dimensionalidad y clasificadores para un perfecto reconocimiento de patrones EMG.

Existen diferentes tipos de clasificadores los cuales son utilizados de acuerdo a las aplicaciones que se desea realizar, sin embargo, algunos autores como (Shroff & Manimegalai, 2013) sugieren las RNA (Redes Neuronales Artificiales) como una técnica adecuada para clasificación en tiempo real de señales EMG, razón por la cual se ha escogido este método.

#### **5.3.2.1 Redes Neuronales Artificiales**

Las redes neuronales artificiales, es una tecnología que, mediante el uso de modelos matemáticos realizan el procesamiento de información, haciendo uso de algunos de los principios funcionales de las redes neuronales del cerebro humano. Las RNA presentan una serie de características propias del cerebro, por ejemplo: los seres humanos resuelven nuevos problemas o situaciones mediante el empleo del conocimiento ganado con la experiencia, una red neural artificial aprende de la experiencia de ejemplos de problemas previos para solucionar problemas nuevos, abstrayendo las características

principales de una serie de datos y construyendo de esta forma un sistema que toma decisiones y realiza clasificaciones (Cruz, 2010).

Algunas de las ventajas que poseen las RNA frente a otros sistemas de procesamiento de información son:

- Su estructura de cálculo distribuido paralelo, lo cual le permite solucionar problemas que requieren gran cantidad de tiempo en ordenadores clásicos.
- Las RNA pueden sintetizar algoritmos mediante un proceso de aprendizaje.
- Son sistemas distribuidos no lineales
- Son sistemas tolerantes a fallos, es decir pueden fallar algunos elementos de procesamiento, pero la red continúa trabajando, siendo bastante robustas.
- Su adaptabilidad

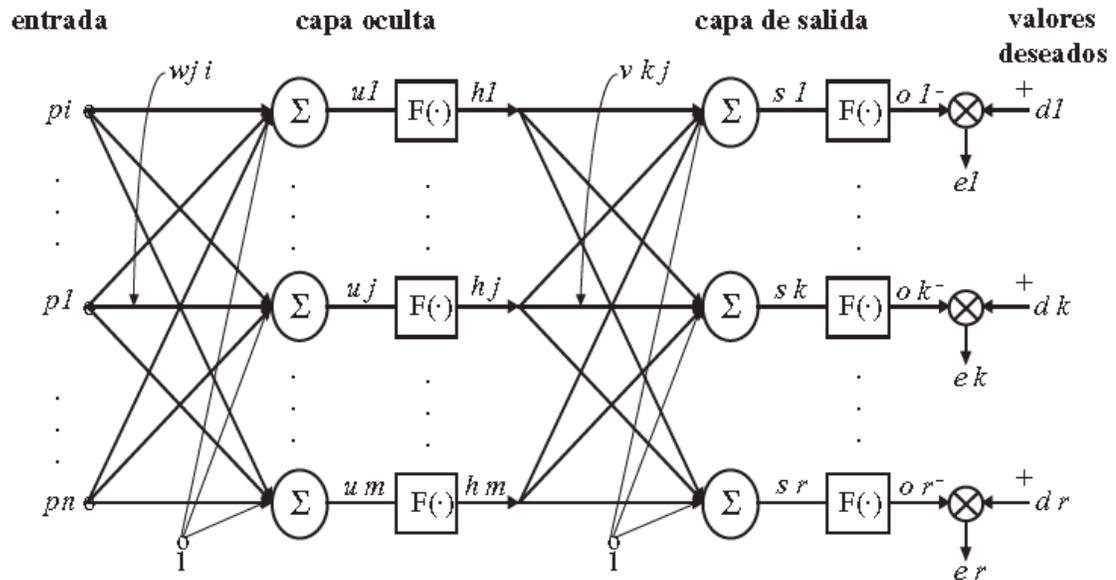
### **5.3.2.2 Red de Retropropagación**

La retropropagación del error es un tipo de algoritmo de descenso por gradiente, de aprendizaje de carácter supervisado que se emplea para redes multicapa (Figura 30), ya que utiliza tres o más capas de unidades procesadoras. En estas se ajusta el valor de los pesos en base al error generado, es decir las señales se propagan hacia atrás desde la capa de salida hasta la capa de entrada optimizando de esta manera el valor de los pesos sinápticos, a través de un proceso iterativo basado en la minimización de la función de costes. Este modelo es muy utilizado ya que permite obtener un método de optimización que se encuentra al definir el gradiente del error y minimizarlo con respecto a los parámetros de la red neuronal. El algoritmo se divide en dos fases: Propagación hacia adelante y propagación hacia atrás (Serrano, Soria, & Martin, 2010).

Los pasos que debe seguir el algoritmo de retropropagación de describen a continuación:

- Se establecen los pesos y umbrales iniciales de forma aleatoria

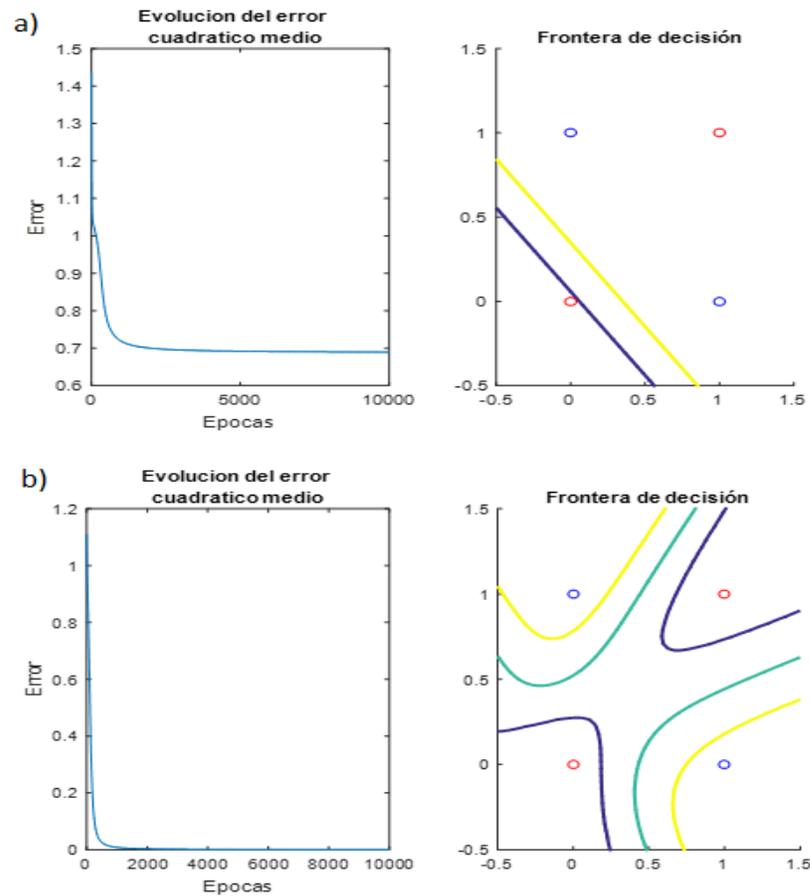
- Propagación hacia adelante
- Propagación hacia atrás
- Actualización de los pesos y umbrales
- Calculo del error actual y repetición del proceso si todavía no satisface



**Figura 30.** Red neuronal de retropropagación

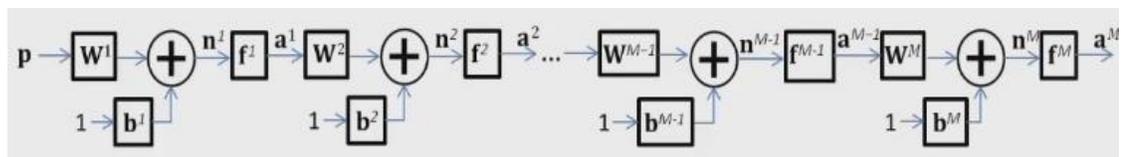
Fuente: (Cruz, 2010)

Este tipo de algoritmos nos permiten entrenar redes multicapas es decir aquellas que poseen capas ocultas, para resolver problemas que no poseen separabilidad lineal. En la Figura 31 se puede observar un ejemplo en el que se desea separar dos tipos de clases. La Figura 31a muestra la resolución del problema mediante separabilidad lineal, donde se puede observar los problemas que existen al aplicar este método, ya que la clasificación no se produce de forma adecuada. Sin embargo, en la Figura 31b se presenta la forma en que funciona un sistema de separabilidad no lineal, al clasificar de forma correcta los dos tipos de clases.



**Figura 31.** Ejemplo de clasificación: a) Clasificación mediante sistemas de separabilidad lineal, b) Clasificación aplicando sistemas de separabilidad no lineal

A continuación, se realizará una descripción de las expresiones matemáticas que se utilizaron para desarrollar el algoritmo de retropropagación. La nomenclatura utilizada para representar a la red parte de la Figura 32.



**Figura 32.** Modelo gráfico de la red neuronal de retropropagación

Donde

$p$ : entradas o patrones.

$W$ : pesos sinápticos

$b$ : polarización.

$n$ : entrada neta, combinación lineal de las entradas por los pesos más una polarización

$f$ : función de activación

$M$ : última capa de la RNA

$a$ : salida

La expresión que relaciona la salida  $a^M$  de la red multicapa con la entrada  $p$  se observa en la ecuación (5), donde la ecuación muestra un conjunto de expresiones anidadas. Se puede expresar de una forma más compacta a través de la ecuación recursiva (6), en la cual se muestra que la salida de la capa  $M$  depende de la salida de la capa anterior.

$$a^M = f^M(W^M f^{M-1}(W^{M-1} \dots f^2(w^2 f^1(W^1 p + b^1) + b^2) \dots + b^{M-1}) + b^M) \quad (5)$$

$$a^m = f^m(W^m a^{m-1} + b^m) \quad (6)$$

Ahora es necesario saber cómo calcular los pesos sinápticos y la polarización de todas las redes monocapa en conjunto, para lo cual se le presenta a la red multicapa un patrón cualquiera  $q$ . De esta forma la red responde con una salida  $a_q^M$ , y con esta respuesta se puede calcular un error, para posteriormente calcular el error cuadrático para ese patrón de prueba  $q$ , y de esta forma minimizar el error cuadrático.

Existen varios métodos para minimizar una función, sin embargo, el algoritmo de retropropagación se basa en el método de descenso por gradiente, mismo que sirve para hallar los pesos sinápticos y las polarizaciones que minimizan el error cuadrático de cada ejemplo. La ecuación (7) representa la expresión matemática del descenso por gradiente, y la ecuación (8) representa la función objetivo, en donde  $X$  es una matriz que contiene los pesos sinápticos y la polarización de una capa.

$$X^M = X^M - \alpha \left. \frac{dF}{dX^m} \right|_{X^m=X_0^m} \quad (7)$$

$$F(X^1, \dots, X^M) = e_q^T e_q \quad \text{donde } X^m = [W^m b^m]^T \quad (8)$$

Resolviendo las ecuaciones anteriores obtenemos las ecuaciones que permiten actualizar los pesos sinápticos (ecuación 9) y la polarización (ecuación 10) para cada capa.

$$W^m = W^m - \alpha s^m (a^{m-1})^T \quad (9)$$

$$b^m = b^m - \alpha s^m \quad (10)$$

Para  $\forall m \in [1, \dots, M]$

La variación del error cuadrático con respecto a cualquier entrada neta en cualquier capa se llama sensibilidad, y se la denotará con la letra  $s$ . Esta se calcula a partir de la ecuación (11) y (12), donde la ecuación recursiva (12) es la que le da el nombre al algoritmo de retropropagación, ya que vamos a propagar la sensibilidad desde la última capa hasta la primera.

$$s^{m-1} = \frac{dn^m}{dn^{m-1}} s^m \quad (11)$$

$$n^m = W^m f^{m-1}(n^{m-1}) + b^m \quad (12)$$

Obteniendo como resultado la ecuación recursiva (13), misma que nos permite calcular las sensibilidades de cada capa, y la ecuación (14), la cual nos permite calcular la sensibilidad en la última capa.

$$s^{m-1} = \dot{F}^{m-1}(n^{m-1}) + (W^m)^T s^m \quad (13)$$

$$s^M = -\dot{2}F^M(n^M)e_q \quad (14)$$

La matriz  $\dot{F}^m$  es la variación de la función de activación respecto al vector de entrada neta, la cual es una matriz diagonal que se denota en la ecuación (15), esta se puede escribir de forma más compacta usando la notación *diag.*, que no es más que la generación de una matriz diagonal usando como elementos las variaciones de cada una de las funciones respecto a cada entrada neta.

$$\dot{F}^m = \text{diag}\left(\frac{df_i^m}{dn_i^m}\right) \quad (15)$$

Esta función puede tomar distintos valores dependiendo de las funciones de activación que se vayan a utilizar, la ecuación (16) se utiliza en el caso de usar funciones logísticas y la ecuación (17) en el caso de que se utilicen funciones sigmoides tangenciales.

$$\dot{F}^m(n^m) = \text{diag}((1 - a_i^m)a_i^m) \quad (16)$$

$$\dot{F}^m(n^m) = \text{diag}((1 - a_i^m)^2) \quad (17)$$

Posteriormente se escoge la función de activación que se utilizará, en este caso se ha seleccionado la función sigmoide tangencial (Ecuación 18), misma que se encarga de procesar la salida  $a$  para producir la señal de salida de la neurona.

$$f(n) = \frac{(e^n - e^{-n})}{(e^n + e^{-n})} \quad (18)$$

### 5.3.3 Reducción de Dimensionalidad

Los métodos de selección de características buscan reducir la dimensión de un conjunto de datos, usando el porcentaje de error como una medida de efectividad, con el fin de quitar aquellas características que aportan muy poco al sistema. El objetivo es tener un conjunto con una mínima cantidad de características, de modo que se pueda mejorar el desempeño del clasificador, reduciendo de esta forma el tiempo de procesamiento de los datos y facilitando su interpretación.

Algunos de los métodos usados son SFS (selección secuencia hacia adelante) y SBS (selección secuencial hacia atrás). En el primer caso, se escoge la mejor característica, la cual se incorpora a un conjunto inicialmente vacío. A continuación, se va selecciona las otras características, reteniendo en cada iteración la característica que presenta el mejor desempeño. Al final se eliminan aquellas características que no aportan. En el segundo caso se parte de un conjunto el cual contiene todas las características, en cada iteración se va eliminando aquella característica que no aporta, mejorando de esta manera el rendimiento del clasificador.

## CAPÍTULO VI

### 6. PRUEBAS Y EVALUACIÓN DE RESULTADOS

#### 6.1 Selección de los parámetros del clasificador

A partir de las ecuaciones descritas en el capítulo anterior, se ha desarrollado el algoritmo de retropropagación para la clasificación de cuatro movimientos de la mano. Debido a que cada músculo se activa al realizar tres tipos de movimientos, se ha decidido implementar una red neuronal por cada músculo.

Los parámetros de la red neuronal inicial se describen a continuación, mismos que irán cambiado conforme se realicen las pruebas hasta llegar al modelo final.

- Número de RNA implementadas: 2, una para cada músculo del antebrazo.
- Número de capas 3: capa de entrada, capa oculta y capa de salida
- Número de entradas: 10
- Número de neuronas en la capa oculta: 20
- Error cuadrático: 0.01
- Épocas: 10000
- Patrones de ejemplo: 60 por cada movimiento

Algunos de los parámetros de las redes neuronales diseñadas deberán cambiar debido a que inicialmente se colocaron algunos valores de forma aleatoria, una desventaja de las redes neuronales es la dificultad de predecir algunos parámetros debido a que estos se deben escoger mediante prueba y error, ya que no se puede predecir por ejemplo el número de neuronas necesarias en la capa oculta, el número de épocas necesarias para realizar el entrenamiento, etc.

Para el ajuste del clasificador se utilizó la técnica SFS para reducir la dimensionalidad de los datos de entrada del clasificador y el método Hold-Out para la validación del sistema. Este método divide el grupo de datos en dos subconjuntos uno para

entrenamiento y otro para validación; donde los datos para cada grupo se seleccionan de forma aleatoria. Los porcentajes asignados a cada grupo dependerá del número de muestras que se tenga (Pérez, Delegido, Rivera, & Verrelst, 2015).

## **6.2 Resultados de la clasificación**

### **6.2.1 Clasificador 1, clasificación sin reducción de dimensionalidad**

Esta clasificación se realiza con todas las características obtenidas, de esta forma se observa el desempeño del clasificador, y en base a ello se comprueba la eficiencia de los resultados de los datos obtenidos con los datos reducidos. El porcentaje de datos asignado será de 25%, 50% y 75% de las muestras para entrenar el modelo, de esta forma se podrá definir el número de muestras necesarias para el entrenamiento del clasificador.

De los registros almacenados, se toma los realizados en la primera sesión, siendo el grupo con mayor número de muestras (80 por cada movimiento), no se puede utilizar todos los datos ya que cada grupo de datos son tomados en diferentes condiciones lo que puede traducirse en un mal entrenamiento del clasificador.

Los resultados del clasificador se presentan en la Tabla 5, en donde se observa que estos se encuentran en el rango de 60% al 85%. Se espera que los resultados se eleven al reducir el número de características.

Se realizó el mismo procedimiento con las muestras correspondientes a los otros días obteniendo resultados similares.

La nomenclatura utilizada para cada clasificador será: Clasificador #C para hacer referencia al músculo cubital anterior y Clasificador #E para hacer referencia al músculo extensor de los dedos.

**Tabla 5.**  
Resultados del clasificador con todas las características

<b>Movimientos</b>	<b>Grupos de entrenamiento</b>					
	<b>Clasificador 1C</b>			<b>Clasificador 1E</b>		
	<b>75%</b>	<b>50%</b>	<b>25%</b>	<b>75%</b>	<b>50%</b>	<b>25%</b>
Puño	0.700	0.725	0.7167	0.600	0.625	0.616
Flexión	0.850	0.825	0.800	-	-	-
Extensión	-	-	-	0.800	0.825	0.800
Abducción	0.650	0.675	0.616	0.650	0.675	0.667

### 6.2.2 Clasificador con dos, tres y cuatro características

Haciendo uso del método SFS se seleccionó ZC como la mejor característica y se la asoció con cada una de las otras características restantes. Los mejores resultados se dieron con la característica RMS. Los resultados del clasificador 2 que se encontraban entre 50% y 65%, resultados que aún son bastante bajos por lo que es necesario incrementar el número de características.

Realizando el mismo procedimiento se seleccionó la característica MAV ya que esta fue la que mejores resultados presentó. Los valores del clasificador 3 estuvieron entre 60% y 83%. Estos resultados son similares a los obtenidos con el clasificador sin reducción de dimensionalidad, por lo que se espera que, al aumentar las características mejore el rendimiento del clasificador. Debido a que estos clasificadores no mostraron un buen desempeño, no se vio necesario presentar los datos obtenidos.

En la siguiente iteración se seleccionó la característica MMAV. Con esta se observó que los resultados mejoraron, mismos que están entre 80% y 92%. en la Tabla 6 se presentan los resultados obtenidos.

**Tabla 6.**  
Resultados del clasificador con cuatro características

<b>Grupos de entrenamiento</b>						
<b>Movimientos</b>	<b>Clasificador 4C</b>			<b>Clasificador 4E</b>		
	<b>75%</b>	<b>50%</b>	<b>25%</b>	<b>75%</b>	<b>50%</b>	<b>25%</b>
Puño	0.850	0.875	0.850	0.800	0.825	0.800
Flexión	0.900	0.925	0.883	-	-	-
Extensión	-	-	-	0.900	0.900	0.866
Abducción	0.800	0.850	0.8167	0.800	0.850	0.816

### 6.2.3 Clasificador con 5 características

Se realiza nuevamente el proceso asociando cada una de las características restantes al conjunto de las características seleccionadas; observándose los mejores resultados al asociar la característica VAR. Estos se muestran en la Tabla 7, mismos que se encuentran en el rango de 95% y 100%; llegando el clasificador a su nivel máximo. Los niveles más bajos de clasificación se presentan en los movimientos puño y abducción y los niveles más altos en extensión y flexión, siendo este último el movimiento que mejores resultados presenta.

**Tabla 7.**  
Resultados del clasificador con cinco características

<b>Grupos de entrenamiento</b>						
<b>Movimientos</b>	<b>Clasificador 5C</b>			<b>Clasificador 5E</b>		
	<b>75%</b>	<b>50%</b>	<b>25%</b>	<b>75%</b>	<b>50%</b>	<b>25%</b>
Puño	0.950	0.975	0.966	0.950	0.950	0.950
Flexión	1.000	1.000	1.000	-	-	-
Extensión	-	-	-	1.000	1.000	0.983
Abducción	0.950	0.950	0.950	0.950	0.975	0.966

#### **6.2.4 Clasificador con 6 características**

Finalmente, se procede a aumentar una característica más al clasificador, para poder mejorar el límite inferior de clasificación.

Los resultados obtenidos se presentan en la Tabla 8, se puede observar que el rendimiento del clasificador disminuye, siendo el límite inferior 90% y el límite superior 100%.

Todas las características seleccionadas presentaron resultados similares manteniéndose el clasificador para todos los casos en el mismo rango. Finalmente se optó por seleccionar la característica que afecte en menor porcentaje a cada movimiento de forma individual, siendo el movimiento de puño el que peores resultados presenta, y manteniéndose el movimiento de flexión con los mismos resultados anteriores. El dato que se añadió fue la característica SD.

**Tabla 8.**  
Resultados del clasificador con seis características

Movimientos	Grupos de entrenamiento					
	Clasificador 6C			Clasificador 6E		
	75%	50%	25%	75%	50%	25%
Puño	0.900	0.955	0.950	0.900	0.900	0.900
Flexión	1.000	1.000	1.000	-	-	-
Extensión	-	-	-	1.000	1.000	0.950
Abducción	0.900	0.950	0.925	0.950	0.975	0.955

A partir de los resultados obtenidos se puede observar que los índices de clasificación entre los grupos de entrenamiento de 25%, 50% y 75% no son muy diferentes. Analizando el clasificador que se le asignó el 75% de muestras al entrenamiento, se puede decir que muchas veces este método no resulta muy efectivo debido a que el conjunto de validación es muy pequeño, en este caso por cada error de clasificación perdía un 5% en su rendimiento. En el caso del clasificador que se le asignó el 25% de las muestras al entrenamiento, tampoco resulta efectivo, ya que su reducido número de muestras de entrenamiento impiden que el clasificador se entrene de forma adecuada. Sin embargo, en este caso los clasificadores no se vieron muy afectados. En el caso del clasificador que se le asignó el 50% de muestras al entrenamiento, fue el que mejores resultados presentó, ya que pudo entrenarse de mejor forma y a la vez tuvo mayor cantidad de muestras para su validación.

Finalmente, para separar los movimientos de la mano que identificará cada clasificador, se asignan los movimientos en base a los índices de clasificación obtenidos, dando prioridad sobre un movimiento al clasificador que mejores resultados presenta.

El clasificador 5C presentó mejores resultados al identificar los movimientos de puño y flexión, y el clasificador 5E presentó mejores resultados al identificar los movimientos de extensión y abducción de la mano.

### 6.3 Clasificación en modo online

Después de analizar los datos obtenidos, se observa que el clasificador 5 es el que mejores resultados presenta. Sin embargo, todos los resultados logrados fueron realizados en modo offline, por lo que se espera que en modo online estos datos se mantengan.

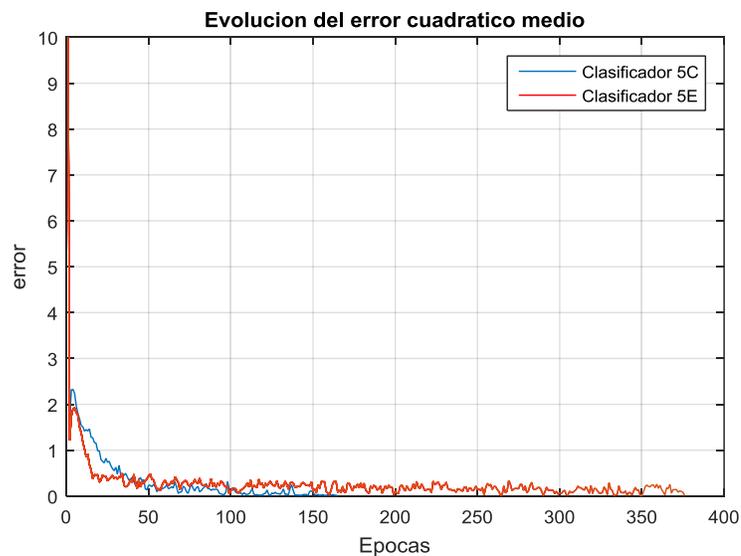
Antes de realizar el entrenamiento, en la Figura 33 se presenta la acción que deberá efectuar el robot móvil por cada movimiento realizado con la mano. Las pruebas se ejecutaron con el brazo izquierdo.



**Figura 33.** Movimientos de la mano y acción a ejecutar por parte del robot

Debido a la naturaleza de las señales EMG, el prototipo necesita entrenamiento cada vez que se desee utilizar, por lo que es necesario definir un número de contracciones máximas que se deberán realizar para el entrenamiento de cada movimiento. Es importante que esta cantidad no resulte tediosa para el usuario, por esta razón se ha escogido un total de 20 contracciones para el entrenamiento, ya que de las pruebas realizadas anteriormente con 20, 40 y 60 muestras, los resultados de la clasificación no difiere en gran medida.

En la Figura 34 se muestra la evolución del error cuadrático, conforme va avanzando las épocas. Se puede observar que el error parte de 10 y disminuye de forma paulatina hasta llegar a cero. Ambos clasificadores se entrenaron de forma muy rápida necesitando solo 150 épocas en el caso del clasificador 5C y 400 épocas el clasificador 5E.



**Figura 34.** Evolución del error cuadrático medio del clasificador 5C y 5E

Para evaluar la precisión del clasificador se utilizará la matriz de confusión, o matriz de clasificación, misma que nos indica el número de aciertos y errores cometidos

en el proceso de clasificación. Se realizó de forma aleatoria un total de 40 contracciones por cada movimiento de la mano. En la Tabla 9 se presenta la matriz de confusión del clasificador, donde las filas representan la clase a la que pertenece cada movimiento, y las columnas indican la clase en la que fue clasificado dicho movimiento.

**Tabla 9.**  
Matriz de confusión del clasificador

	<b>Puño</b>	<b>Flexión</b>	<b>Extensión</b>	<b>Abducción</b>
<b>Puño</b>	36	0	0	4
<b>Flexión</b>	1	39	0	0
<b>Extensión</b>	0	0	38	2
<b>Abducción</b>	1	0	4	35

La Tabla 10 presenta los porcentajes de clasificación de cada uno de los movimientos realizados, los cuales indican que el movimiento de abducción es el que mayores problemas presenta, y el movimiento de flexión el que mejores resultados presenta. Estos datos concuerdan con los resultados obtenidos en el periodo de prueba de los clasificadores.

**Tabla 10.**  
Porcentajes de clasificación de cada movimiento

<b>Movimiento</b>	<b>Porcentaje</b>
<b>Puño</b>	90.0%
<b>Flexión</b>	97.5%
<b>Extensión</b>	95.0%
<b>Abducción</b>	87.5%

De los valores obtenidos anteriormente se observa en la Tabla 10 que el rendimiento del clasificador es menor en modo online en relación al modo offline. Sin

embargo, los resultados obtenidos en modo online no difieren en gran medida de los resultados obtenidos en modo offline.

En la Figura 35 se puede observar las pruebas realizadas con el prototipo sobre el robot móvil.



**Figura 35.** Pruebas finales

#### **6.4.1 Parámetros finales del clasificador**

Una vez que los resultados obtenidos del clasificador en modo online son satisfactorios, los parámetros del mismo quedan establecidos de la siguiente manera:

- Número de RNA implementadas: 2, una para cada músculo del antebrazo.
- Número de capas 3: capa de entrada, capa oculta y capa de salida
- Número de entradas: 5
- Número de neuronas en la capa oculta: 5
- Error cuadrático: 0.01
- Épocas: 10000
- Patrones de ejemplo: 20 por cada movimiento

### 6.4.2 Tiempo de clasificación

Debido a las aplicaciones que puede tener el dispositivo, es necesario medir el tiempo de respuesta del clasificador, ya que este debe procesar la información de las señales EMG recibidas desde los músculos del usuario y responder de forma rápida, principalmente debido a que la demora entre el movimiento efectuado y la activación de la aplicación, suele producir molestias.

Para medir el tiempo de respuesta del prototipo, es necesario sumar los tiempos de procesamiento de ambos dispositivos, tanto del robot como del clasificador de señales EMG. Los pasos que se siguieron fueron los siguientes:

- En la tarjeta del clasificador se programó un temporizador el cual empieza a correr una vez se haya capturado la contracción, y se detiene después de que se haya enviado el dato de clasificación por el puerto serial. Este tiempo fue de 40ms.
- En el caso del robot se hizo lo mismo, se programó un temporizador el cual se activa el momento que la señal llega, y se detiene cuando se activa un actuador. No se tomó en cuenta el tiempo que se mantiene activo el actuador. El tiempo fue de 10ms.
- Finalmente se suman los tiempos, obteniendo un tiempo de espera de 50ms.

## CAPÍTULO VII

### 7. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

#### 7.1 Conclusiones

Se desarrolló un sistema electromiográfico de dos canales capaz de registrar las contracciones generadas por los músculos del antebrazo en tiempo real, el cual fue reducido de tal forma que sea portable y cómodo para el usuario. Esta portabilidad se logró simplificando el circuito de tal forma que la señal EMG no se vea afectada.

Se realizó una indagación acerca de los diferentes materiales y tipos de electrodos recomendados para la adquisición de señales EMG, para lo cual se realizaron pruebas con 8 tipos de electrodos, Se observó el resultado de cada uno en tiempo y frecuencia, presentando todos respuestas similares, sin embargo, los electrodos a utilizar en el prototipo debían tener un bajo costo, ser cómodos, y sobre todo no presentar desgaste debido a la transpiración de la piel y al uso constante del mismo, razón por la cual se escogió los electrodos de acero inoxidable para el proyecto.

Para lograr un mejor desempeño del dispositivo se realizó la implementación de los filtros de forma digital, para lo cual se diseñaron filtros de quinto orden de tipo Butterworth. Debido a que este tipo de filtros no presenta rizado en la banda de paso, hace que sean los más adecuados para el acondicionamiento de las señales EMG. El orden del filtro se escogió verificando que se hayan reducido los ruidos que afectan a la señal y que el costo computacional sea bajo.

Existen una gran variedad de técnicas de clasificación, sin embargo, las redes neuronales son muy aceptadas en la clasificación de señales EMG debido a su alta flexibilidad, ya que estas pueden operar sin problemas cuando existen cambios no

relevantes en la información de entrada, como señales con ruido. Además debido a que su estructura es paralela, se pueden obtener respuestas en tiempo real.

El buen rendimiento de un clasificador depende en gran medida de la calidad de las señales EMG capturadas, ya que a partir de estas señales se realizará la extracción de características que servirán para el entrenamiento del clasificador.

El método de reducción de características SFS implementado resultó ser muy eficiente, ya que este ayudó a mejorar el rendimiento del clasificador debido a que muchas de las características que se obtuvieron a partir de las señales EMG no proporcionaban ningún aporte al clasificador, razón por la cual los resultados obtenidos del primer clasificador con 10 características fueron bastante bajos en relación a los resultados obtenidos con el clasificador final con 5 características. Además, esta reducción de dimensionalidad mejoró el costo computacional del sistema.

Es importante mencionar que los resultados que se obtienen de un clasificador en modo offline no representan realmente el desempeño del mismo, sin embargo, presentan resultados de clasificación muy cercanos. A pesar de eso, es necesario evaluar el clasificador en modo online, para saber cuál es el desempeño real del clasificador.

## **7.2 Recomendaciones**

Es importante diseñar e implementar de forma correcta el circuito de adquisición de señales EMG ya que el clasificador dependerá en gran medida de la calidad de las señales capturadas.

Al aplicar el método de evaluación Hold-out o sus derivados, es importante analizar el número de muestras totales, para de esta forma definir los porcentajes de muestras que se le asignará al conjunto de entrenamiento y al conjunto de validación, ya

que de estos dependerá el desempeño del clasificador, o en su defecto realizar un análisis asignando diferentes porcentajes al conjunto de entrenamiento.

Es importante probar con otros métodos de evaluación de clasificación, para de esta forma obtener resultados más cercanos al modelo real del clasificador.

Dentro de los clasificadores es necesario analizar tanto la exactitud como la velocidad del clasificador ya que un sistema que es bastante preciso pero su funcionamiento es bastante lento, no resulta ser eficiente debido a que causará molestias en el usuario, mientras que un sistema que procesa de forma rápida la información, pero no es exacto en su clasificación podría resultar problemático.

## REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Arias, L. (2012). Biomecánica y patrones funcionales de la mano. *Morfología*, 14-24.
- Arjunan, S., & Kumar, D. (2010). Decoding subtle forearm flexions using fractal features of surface electromyogram from single and multiple sensors. *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, 1-10.
- Bitzer, S., & Van der Smagt, P. (2006). Learning EMG control of a robotic hand: Towards active prostheses. *IEEE International conference on Robotics & Automation*.
- Chowdhury, R., Reaz, M., Bin Mohd, M., Bakar, A., Chellappan, K., & Chang, T. (2013). Surface Electromyography Signal Processing and Classification Techniques. *Sensors*, 12431-12466.
- Criswell, E. (2011). *Surface Electromyography*. Sudbury: Jones and Bartlett Publishers.
- Cruz, P. (2010). *Inteligencia Artificial con aplicaciones a la ingeniería*. Mexico: Alfaomega.
- De Luca, C. (2002). *DELSYS*. Obtenido de SURFACE ELECTROMYOGRAPHY: DETECTION AND RECORDING.
- De Luca, C. (14 de Abril de 2006). Electromyography. *Encyclopedia of Medical Devices and Instrumentation*. Boston, Estados Unidos.
- De Luca, G. (March de 2003). Fundamental concepts in EMG signal acquisition.
- Fukuda, O., & Tsuji, T. (1998). EMG-based human-robot interface for rehabilitation Aid. *IEEE International conference on Robotics & Automation*. IEEE.
- Guyton, A. (2006). *Tratado de fisiología médica*. Mississippi: Elsevier.
- Ho, N., & Tong, K. (2011). An EMG-driven exoskeleton hand robotic training device on chronic stroke subjects. *IEEE International conference on rehabilitation robotics*. IEEE.
- Huang, N., Shen, Z., Long, S., Wu, M., Shin, H., Zheng, N., & Yen, C. (1998). The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for non-linear and non-stationary time series analysis. *Proceedings the Royal Society*, 903-995.
- Ingle, V., & Proakis, J. (2012). *Digital signal processing*. Tanya Altien.
- Jarmey, C. (2008). *Atlas conciso de los músculos*. Badalona (España): Paidotribo.

- Kilian, Q., & Lawrence, S. (Oct de 2009). Distance metric learning for large margin nearest neighbor classification. Philadelphia.
- Konrad, P. (2005). The ABC of EMG. U.S.A.
- McGavin, G. (Marzo de 2014). Las increíbles extremidades del ser humano: manos y pies.
- Meziane, N., Webster, J., Attari, M., & Nimunkar, J. (2013). Dry electrodes for electrocardiography. *IOP*, 24.
- Nakaya, Y., Nakakuki, T., M, H., & Ishii, C. (2010). Practical Approach for Recognition of Hand Gesture and Distinction of Its Singularity. *IEEE International Conference on Automation and Logistics*, (págs. 474-479). Hong Kong.
- Neuman, M. (2000). *Biopotencial Electrodes*. Florida: CRC Press LLC.
- Orozco, A., & Giraldo, E. (Mayo de 2007). Caracterización dinámica de señales electromiográficas usando filtros adaptativos. Pereira, Colombia.
- Pérez, P., Delegido, J., Rivera, J., & Verrelst, J. (2015). Análisis de métodos de validación cruzada para la obtención robusta de parámetros biofísicos. *Revista de Teledección*, 55-65.
- PJRC. (s.f.). Electronic Projects Components Available Worldwide. Estados Unidos.
- Quiñonez, P. (2005). Cirugía de la Mano. Maracay, Venezuela.
- Rajesh, V., & Kumar, P. (2009). Hand gesture recognition based on sEMG signal using wavelet and pattern recognition . *International Journal of Recent Trends in Engineering*.
- Raurale, S., & Chatur, P. (2014). Identification of real-time active hand movements EMG signals for control of prosthesis robotic hand. *International conference on computation of power, energy, information and communication*. IEEE.
- Roca, J., Jiménez, J., & Villarejo, J. (2001). Reconocimiento de patrones de actividad en EMG superficial, de uso en ayudas tecnológicas y biofeedback. *Congreso Latinoamericano de Ingeniería Biomédica*. La Habana.
- Romo, H., & Realpe J, J. P. (junio de 2007). Análisis de señales EMG superficiales y su aplicación en control de prótesis de mano.
- Romo, H., Realpe, J., & Jojoa, E. (2007). Surface EMG signal analysis and its applications in hand prosthesis control. *Avances en sistemas e informática*, 127-137.

- Samaniego, J., & J, V. (Noviembre de 2013). Protocolo de captura de señales sEMG para reconocimientos de gestos de la mano.
- Santafe, Y., & Franco, J. (2012). Detección de patrones característicos con transformada wavelet en señales electromiográficas del cuádriceps. *Revista Colombiana de Tecnologías de Avanzada*, 151-158.
- Serrano, A., Soria, E., & Martin, J. (2010). *Redes Neuronales Artificiales*. Valencia, España.
- Shroff, E., & Manimegalai, P. (2013). Hand gesture recognition based on EMG signal using ann. *Issue*.
- Steroid Universe*. (Agosto de 2015). Obtenido de steroiduniverse: [www.steroiduniverse.com](http://www.steroiduniverse.com)
- Talamillo, T. (2008). *Manual de procedimientos en electromiografía y electroneurografía*. Madrid, España.
- Texas Instruments. (s.f.). Ina 128. Obtenido de [http://pdf.datasheetcatalog.com/datasheet\\_pdf/burr-brown/OPA132P\\_to\\_OPA4132UA.pdf](http://pdf.datasheetcatalog.com/datasheet_pdf/burr-brown/OPA132P_to_OPA4132UA.pdf)
- Villagomez, J. (Enero de 2016). Potencial de accion.
- Villamizar, J., Padilla, R., & Cabrera, G. (2012). Brazo robotico controlado por electromiografia. *Dialnet*, 165-173.
- Zhang, D., Chen, X., Li, S., Hu, P., & Zhu, X. (2011). EMG Controlled Multifunctional Prosthetic Hand: Preliminary Clinical Study and Experimental Demonstration. *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, (págs. 4670-4675). Shanghai.