



**Benemérita Universidad Autónoma de Puebla**

FACULTAD DE CIENCIAS FÍSICO MATEMÁTICAS

PROCESAMIENTO DE SEÑALES  
ELECTROMIOGRÁFICAS EN EL  
ANTEBRAZO HUMANO BASADO EN EMD.

**TESIS**

*Para obtener el título de*

LICENCIADA EN FÍSICA

Autor:

Catalina Lizceth Manzano Puig

Asesores:

Dr. Lucio Fidel Rebolledo Herrera

Dr. Eduardo Moreno Barbosa

Marzo 2023

## COMITÉ

---

Dr. Cristian Heber Zepeda Fernández

Presidente

---

Dr. Juan Moisés Arredondo Velázquez

Secretario

---

Dr. Benito de Celis Alonso

Vocal

---

Dr. Ricardo Agustín Serrano

Suplente

---

Dr. Lucio Fidel Rebolledo Herrera

Asesor

---

Dr. Eduardo Moreno Barbosa

Co-Asesor

*Gracias*

## Agradecimientos

En primer lugar les agradezco a mis padres Martha E. Puig Watla y Joel Manzano Ramírez, y a mi novio Alvaro Cruz Ordoñez, que siempre me han brindado su apoyo incondicional para poder cumplir todos mis objetivos personales y académicos. Ellos son los que con su cariño me han impulsado siempre a perseguir mis metas y nunca abandonarlas frente a las adversidades.

Le agradezco muy profundamente a mi asesor Lucio Fidel Rebolledo Herrera por su dedicación y paciencia, sin sus palabras y correcciones precisas no hubiese podido lograr llegar a esta instancia tan anhelada. Gracias por su guía y todos sus consejos, los llevaré grabados para siempre en la memoria en mi futuro profesional.

Son muchos los docentes que han sido parte de mi camino universitario, y a todos ellos les quiero agradecer por transmitirme los conocimientos necesarios para hoy poder estar aquí. Sin ustedes los conceptos serían solo palabras, y las palabras ya sabemos quién se las lleva, el viento.

Finalmente quiero agradecer a todos mis compañeros los cuales muchos de ellos se han convertido en mis amigos, cómplices y hermanos. Gracias por las horas compartidas, los trabajos realizados en conjunto y las historias vividas. Nada de esto sería posible sin ustedes.

# Índice

<b>Resumen</b>	<b>8</b>
<b>Abstract</b>	<b>9</b>
<b>Capítulo 1</b>	<b>10</b>
<b>1. Introducción</b>	<b>10</b>
1.1. Planteamiento del problema . . . . .	10
1.1.1. Formulación del problema . . . . .	10
1.2. Justificación . . . . .	10
1.3. Objetivos . . . . .	11
1.3.1. Objetivo general . . . . .	11
1.3.2. Objetivos específicos . . . . .	11
1.4. Hipótesis . . . . .	12
1.5. Estado del Arte . . . . .	12
<b>Capítulo 2</b>	<b>19</b>
<b>2. Marco teórico</b>	<b>19</b>
2.1. Bases teóricas . . . . .	19
2.1.1. Sistemas . . . . .	19
2.1.2. Señales miográficas . . . . .	19
2.1.3. Señales Electromiográficas . . . . .	22
2.1.4. Adquisición de Potenciales . . . . .	22
2.1.5. Método No Invasivo . . . . .	23
2.1.6. Anatomía y biomecánica del antebrazo . . . . .	24
2.1.7. Electrodo y Ubicación . . . . .	26
2.1.8. Amplificación y Procesamiento de Señal . . . . .	29
2.1.9. Conversión Analógico Digital . . . . .	29
2.1.10. Procesamiento Digital de Señales . . . . .	30
2.1.11. Descomposición de Modo Empírico . . . . .	30

2.1.12. Potencia y valor RMS . . . . .	33
2.1.13. Serie de Fourier y transformada de Fourier . . . . .	34
2.2. Consideraciones Generales . . . . .	35
<b>Capítulo 3</b>	<b>37</b>
<b>3. Métodos y Materiales</b>	<b>37</b>
3.1. Tipo de Investigación . . . . .	37
3.2. Método de Investigación . . . . .	37
3.3. Enfoque . . . . .	37
3.4. Inferencia . . . . .	38
3.5. Población de Estudio . . . . .	38
3.6. Preliminares experimentales . . . . .	38
3.7. Instrumentación . . . . .	41
3.8. Materiales . . . . .	42
3.9. Procedimiento . . . . .	42
3.10. Captura de Datos . . . . .	44
3.11. Procesamiento . . . . .	45
3.12. Extracción de Características . . . . .	46
<b>Capítulo 4</b>	<b>50</b>
<b>4. Resultados</b>	<b>50</b>
4.1. Resultados del Laboratorio . . . . .	50
4.2. Resultados del dataset de la Universidad de Sydney . . . . .	55
4.3. Comparación de resultados . . . . .	62
<b>Conclusiones</b>	<b>64</b>
<b>Trabajo a futuro</b>	<b>65</b>
<b>Referencias</b>	<b>67</b>

## Índice de figuras

1.	Prótesis de Reiter [6] . . . . .	12
2.	Mano Rusa - Modelo de 1959 [6] . . . . .	13
3.	Mano SVEN [6] . . . . .	14
4.	Esquema típico de un sistema de medida de señales biomédicas [18]. . . . .	19
5.	Homínculo de la corteza motora primaria y la corteza sensorial primaria, con indicaciones del control de diversas partes del cuerpo involucradas [25]. . . . .	20
6.	Unidad Motora[10]. . . . .	21
7.	Superposición de trenes de potencial de acción de unidades motoras (MUAPT) [14]. . . . .	22
8.	Potencial de Acción de Unidad Motora (PAUM) [2]. . . . .	23
9.	Diagrama de descomposición de señales electromiográficas de superficie [21]. . . . .	24
10.	Músculos del antebrazo desde la vista anterior y la vista posterior[16]. . . . .	25
11.	Músculos del antebrazo cerca de la muñeca desde la vista anterior y la vista posterior[25]. . . . .	25
12.	Interfase electrodo-electrolito[15]. . . . .	26
13.	Ubicación de los electrodos . . . . .	28
14.	Diagrama de flujo del proceso EMD . . . . .	31
15.	Señal mixta [19] . . . . .	32
16.	Funciones de Modo Intrínseco de la señal mixta [19], donde el eje X representa el número de muestras. . . . .	33
17.	Configuración de los electrodos EMG [23]. . . . .	39
18.	Las tres orientaciones del antebrazo en las que los sujetos realizaron las seis clases de movimientos, cada una en tres niveles de contracción muscular [23]. . . . .	40
19.	Configuración de trabajo para los participantes . . . . .	43
20.	Configuración experimental . . . . .	44
21.	Señal recién extraída del archivo binario . . . . .	45
22.	Señal después de ser procesada . . . . .	45
23.	Estructura de la base de datos almacenados de internet . . . . .	46
24.	Diagrama de flujo de los pasos para obtener la extracción de características . . . . .	48

25.	Tabla de potencias de la IMF-5 a la IMF-9 de los 13 sujetos en relajación y en tarea a un nivel de fuerza medio. . . . .	50
26.	Tabla de potencias de la IMF-5 a la IMF-9 de los 13 sujetos en relajación y en tarea a un nivel de fuerza alto. . . . .	50
27.	Gráfica de las potencias de las 10 IMFs de los 13 sujetos en tarea y relajación a un nivel de fuerza medio. . . . .	51
28.	Gráfica de las potencias de las 10 IMFs de los 13 sujetos en tarea y relajación a un nivel de fuerza alto. . . . .	51
29.	Gráfica de potencias de las IMF 5 - 9 de los 13 sujetos en tarea y relajación a un nivel de fuerza medio. . . . .	52
30.	Gráfica de potencias de las IMF 5 - 9 de los 13 sujetos en tarea y relajación a un nivel de fuerza alto. . . . .	52
31.	Espectros de potencia de las 9 IMF del sujeto 1 en el primer intento a nivel de fuerza medio.	53
32.	Espectros de potencia de las 9 IMF del sujeto 1 en el primer intento a nivel de fuerza alto. . .	54
33.	Espectros de potencia de las IMF 5 - 7 del sujeto 1 en el primer intento a nivel de fuerza medio.	54
34.	Espectros de potencia de las IMF 5 - 7 del sujeto 1 en el primer intento a nivel de fuerza alto.	55
35.	Tabla de potencias de la IMF-1 a la IMF-5 de los 10 sujetos en los tres niveles de fuerza . . .	55
36.	Gráfica de potencias de las 10 IMFs de los 10 sujetos a un nivel de fuerza bajo. . . . .	56
37.	Gráfica de potencias de las 10 IMFs de los 10 sujetos a un nivel de fuerza medio. . . . .	56
38.	Gráfica de potencias de las 10 IMFs de los 10 sujetos a un nivel de fuerza alto. . . . .	57
39.	Gráfica de potencias de las IMF-1 a IMF-5 de los 10 sujetos a un nivel de fuerza bajo. . . .	57
40.	Gráfica de potencias de las IMF-1 a IMF-5 de los 10 sujetos a un nivel de fuerza medio. . . .	58
41.	Gráfica de potencias de las IMF-1 a IMF-5 de los 10 sujetos a un nivel de fuerza alto. . . .	58
42.	Espectros de potencia de las 9 IMF del sujeto 1 en el primer intento a nivel de fuerza bajo. .	59
43.	Espectros de potencia de las 9 IMF del sujeto 1 en el primer intento a nivel de fuerza medio.	59
44.	Espectros de potencia de las 9 IMF del sujeto 1 en el primer intento a nivel de fuerza alto. .	60
45.	Espectros de potencia de las IMF 1 - 3 del sujeto 1 en el primer intento a nivel de fuerza bajo.	60
46.	Espectros de potencia de las IMF 1 - 3 del sujeto 1 en el primer intento a nivel de fuerza medio.	61
47.	Espectros de potencia de las IMF 1 - 3 del sujeto 1 en el primer intento a nivel de fuerza alto.	61

48.	Gráfica de potencias promedio de las IMFs de los 13 sujetos a un nivel de fuerza medio. . . .	62
49.	Gráfica de potencias promedio de las IMFs de los 13 sujetos a un nivel de fuerza alto. . . .	63
50.	Gráfica de potencias promedio de las IMFs de los 10 sujetos a un nivel de fuerza bajo. . . .	63
51.	Gráfica de potencias promedio de las IMFs de los 10 sujetos a un nivel de fuerza medio. . . .	64
52.	Gráfica de potencias promedio de las IMFs de los 10 sujetos a un nivel de fuerza alto. . . .	64
53.	Señal reconstruida con el Moving RMS. . . . .	66
54.	Señal reconstruida del Moving RMS con umbral de 0.043. . . . .	66

## Resumen

El objetivo de este trabajo es desarrollar un sistema de procesamiento de señales electromiográficas con el algoritmo de descomposición de modo empírico (EMD) para la identificación de mano abierta y mano cerrada con dos niveles de fuerza a partir del antebrazo humano, la variable dinámica es la variación del nivel de fuerza (medio y alto). Primero se descargó una base de datos pública en EMG que previamente haya sido utilizada por expertos para aplicarles el algoritmo y posteriormente comparar los resultados con una nueva base de datos recopilada en el laboratorio de la facultad de física médica de la Benemérita Universidad Autónoma de Puebla. La determinación de datos se inició a partir del procesamiento analógico - digital con la ayuda de una tarjeta comercial, una fuente de voltaje y un osciloscopio. Posteriormente se propuso un programa en software para la manipulación y procesamiento de las señales.

El sistema experimental está compuesto de tres electrodos que reciben las señales miográficas enviando las lecturas a una tarjeta que funciona con una fuente de voltaje, este a su vez envía esta información a un osciloscopio el cual actúa como un conversor analógico - digital y finalmente respaldar toda esa información en la computadora. Las señales son procesadas en una plataforma de programación que nos permite aplicar algoritmo descomposición de modo empírico para un grupo de muestras y el resultado se indica a través de una gráfica según sea el caso.

La descomposición de modo empírico (EMD) es un algoritmo de análisis multiresolución de datos para descomponer una señal en componentes físicamente significativos. Cabe mencionar que la EMD se puede utilizar para analizar señales no lineales y no estacionarias dividiéndolas en componentes con diferentes resoluciones manteniendo el tamaño de la muestra.

El sistema experimental se probó con un grupo de 13 personas y se realizó con un protocolo de trabajo que consistió en solicitarle a los participantes cerrar la mano y realizar 5 intentos en periodos de 4 segundos con 2 segundos de descanso entre cada intento, replicando esto por cada nivel de fuerza.

## Abstract

The goal of this work is to develop an electromyographic signal processing system with the Empirical Mode Decomposition (EMD) algorithm for open hand and open hand identification closed with two levels of force from the human forearm, the dynamic variable is the variation of the strength level (medium and high). First, a public database was downloaded in EMG that had previously been used by experts to apply the algorithm and later compare the results with a new database compiled in the laboratory of the medical physics faculty of the Meritorious University Autonomous of Puebla. Data determination started from analogue-digital processing with the help of a business card, a voltage source, and an oscilloscope. Subsequently, it was proposed software program for the manipulation and processing of signals.

The experimental system is composed of three electrodes that receive the myographic signals sending the readings to a card that works with a voltage source, this in turn sends this information to a oscilloscope which acts as an analog - digital converter and finally back up all that information in the computer. The signals are processed in a programming platform that allows us to apply empirical mode decomposition algorithm for a group of samples and the result is indicated by a graph as the case may be. Empirical Mode Decomposition (EMD) is a multiresolution data analysis algorithm for break down a signal into physically meaningful components. It is worth mentioning that EMD can be used to analyze non-linear and non-stationary signals by dividing them into components with different resolutions while maintaining the sample size.

The experimental system was tested with a group of 13 people and was carried out with a work protocol that consisted of asking the participants to close their hand and make 5 attempts in periods of 4 seconds with 2 second rest between each attempt, replicating this for each strength level.

# Capítulo 1

## 1. Introducción

### 1.1. Planteamiento del problema

En los últimos 30 años los trabajos de investigación encaminados a la interacción entre el humano y las máquinas, especialmente diseñados para ayudar a personas con discapacidad o para la ejecución de tareas sin contacto directo por parte del sujeto, cada vez se va mejorando. Esto es de gran ayuda para las personas, al facilitar tareas de cálculos, procesamientos, o acciones que puedan resultar tediosas, o simplemente que representen un nivel de riesgo en la salud de las personas. El Hardware y Software que se utiliza para esto va en un constante desarrollo, permitiendo realizar tareas que hace 20 años o más atrás se realizaban ocupando una gran cantidad de espacio con poco rendimiento [1]. El hardware ha venido disminuido su tamaño, mientras que el software ha aumentado su nivel de complejidad y capacidad de procesamiento, sin embargo, los mismos se siguen complementando debido a que el hardware son los sensores del mundo real del software.

Una de las formas para conseguir una mejora en la interacción hombre-máquina es la captación de señales electromiográficas (EMG) provenientes de los músculos que están asociadas cualitativamente con el tipo de movimiento producido. Actualmente los trabajos de investigación en esta área están dirigidos a encontrar los algoritmos de procesamiento, caracterización y clasificación de patrones de dichas señales, que permitan el análisis y la determinación del tipo de movimiento.

#### 1.1.1. Formulación del problema

Se desea identificar la relación de los niveles de fuerza con el movimiento de cerrar el puño basándonos en el algoritmo EMD para extraer características que sirvan para la identificación de dos niveles de fuerza en dicho movimiento.

### 1.2. Justificación

Actualmente está en análisis el uso de señales electromiográficas EMG para controlar dispositivos electromecánicos como motores, actuadores neumáticos, hidráulicos, etc. [1], que permitan la ayuda en tareas de manipulación y movimientos de prótesis robóticas. Para esto es necesario realizar un adecuado procesamiento

de dicha señal eléctrica, que pueda ser utilizada para reproducir movimientos definidos. De aquí será necesario un sistema de adquisición de datos refiriéndonos al hardware y un sistema de procesado de datos para un correcto tratamiento a nivel de software. Para el primer paso, es necesario una amplificación de la señal a niveles que puedan ser leídos por las tarjetas microcontroladoras. La segunda etapa se refiere al filtrado, necesario para eliminar componentes no relacionadas con la información útil de la señal como son el ruido y artefactos<sup>1</sup>. Las características que buscamos de las señales EMG son amplitudes que se relacionen con la potencia realizada en una tarea específica. Finalmente, luego de haber acondicionado la señal en hardware, procesamos las señales en software en donde se requieren técnicas de extracción de características para su posterior clasificación e identificación del movimiento realizado por el brazo humano usando el algoritmo EMD. Es importante resaltar que en el presente trabajo aunque nos enfocaremos en llegar a la extracción de características, obteniendo los valores RMS (Root Mean Squared) se logró crear clasificador binario. Al final de esta investigación se proporcionará una herramienta que sirva como base para futuras investigaciones y aportes para la creación de brazos robóticos o prótesis de manera relativamente más económica en comparación a productos extranjeros que representan un alto costo en la adquisición. El sistema conformado por hardware y software lograra el procesamiento de señales mioeléctricas que se puedan utilizar para identificar los dos niveles de fuerza de la mano humana. Con esto se espera obtener un gráfico que indique la diferencia de las dos fuerzas del movimiento que se realiza con el brazo. Logrando tener una gran importancia en el estudio de prótesis mioeléctricas para un futuro, con beneficio en personas con discapacidades en sus extremidades superiores o para controlar servomecanismos que eviten el contacto humano con un proceso de riesgo para la salud.

### **1.3. Objetivos**

#### **1.3.1. Objetivo general**

Implementar un sistema de procesamiento de señales electromiográficas EMG usando el algoritmo EMD para la identificación de características en dos niveles de fuerzas al cerrar el puño del brazo.

#### **1.3.2. Objetivos específicos**

- Aplicar el algoritmo EMD en una base de datos pública de EMG.

---

<sup>1</sup>En bioseñales un artefacto son todas aquellas señales que no son de interés o no deseadas

- Uso de hardware para el pre-procesamiento y adquisición de señales EMG.
- Diseñar un protocolo experimental con sujetos voluntarios para capturar señales EMG dada una tarea.
- Crear una base de datos pública con las señales capturadas en la configuración experimental.
- Aplicar algoritmos de pre-procesamiento y extracción de características a la base de datos obtenido.
- Comparar los resultados obtenidos por el arreglo experimental y la base de datos de internet.

#### 1.4. Hipótesis

El desarrollo de un sistema hardware/software para el procesamiento de señales electromiográficas con la técnica EMD, permitirá la identificación de dos niveles de fuerza aplicados al movimiento de cerrar la mano humana usando un canal EMG.

#### 1.5. Estado del Arte

Las primeras implementaciones del control mioeléctrico, para ser utilizadas en una prótesis, datan de 1945 en Alemania y se deben al trabajo del investigador Reinhold Reiter [6]. Esta primera prótesis de mano utilizaba tubos de vacío en sus circuitos eléctricos, lo cual no permitía que fuera portable. Además tenía un gran consumo de energía. Dicha prótesis consistía en una pinza y su algoritmo de control podía establecer tres estados: pinza completamente abierta o en otros dos posibles ángulos intermedios. Este sistema de control más tarde fue popularizado como “control de tres estados”. El trabajo de Reiter, aunque pionero, no fue conocido por los demás investigadores del área hasta el año 1969.

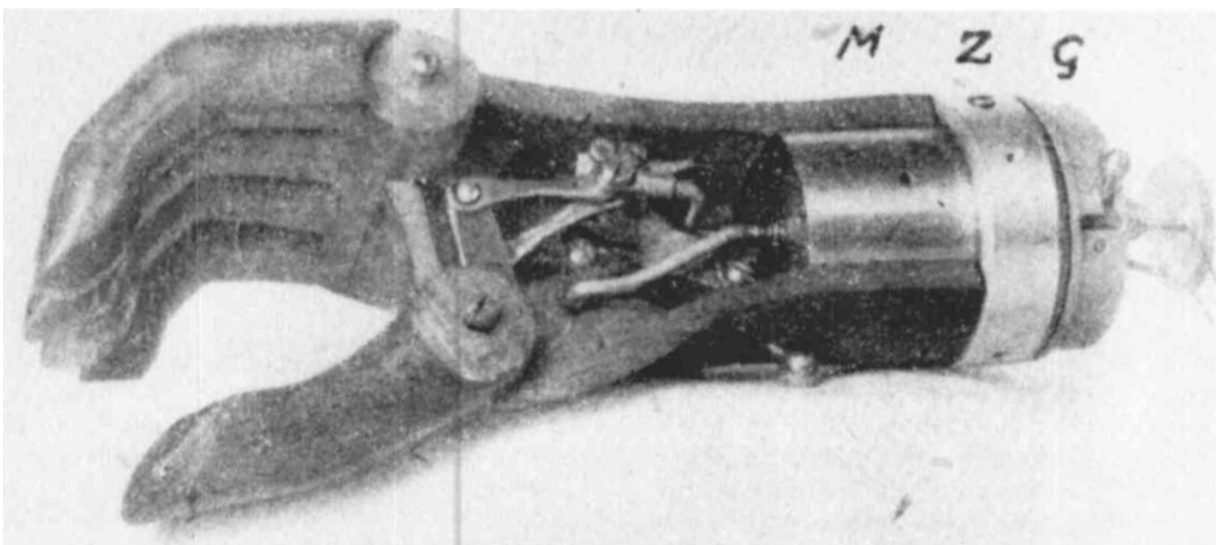


Figura 1: Prótesis de Reiter [6]

Otros trabajos que implicaban señales mioeléctricas fueron también desarrollados durante fines de la década de 1940. Sin embargo, el hecho de que la electrónica aún no había sido revolucionada mediante la incorporación del transistor, hacía difícil el desarrollo de prótesis de uso clínico [14].

A fines de la década de 1950 y principios de 1960, los trabajos pioneros de la década anterior fueron "reinventados" de forma independiente por investigadores en los Estados Unidos (EE.UU.), Reino Unido, Europa y la entonces Unión de Repúblicas Socialistas Soviéticas (URSS) [6].

En la URSS, las investigaciones inician en 1957 generándose la base necesaria para hacer posible, en la década siguiente, el desarrollo de la primera prótesis mioeléctrica de uso clínico, la cual se denominó 'Mano Rusa' citeDudley.

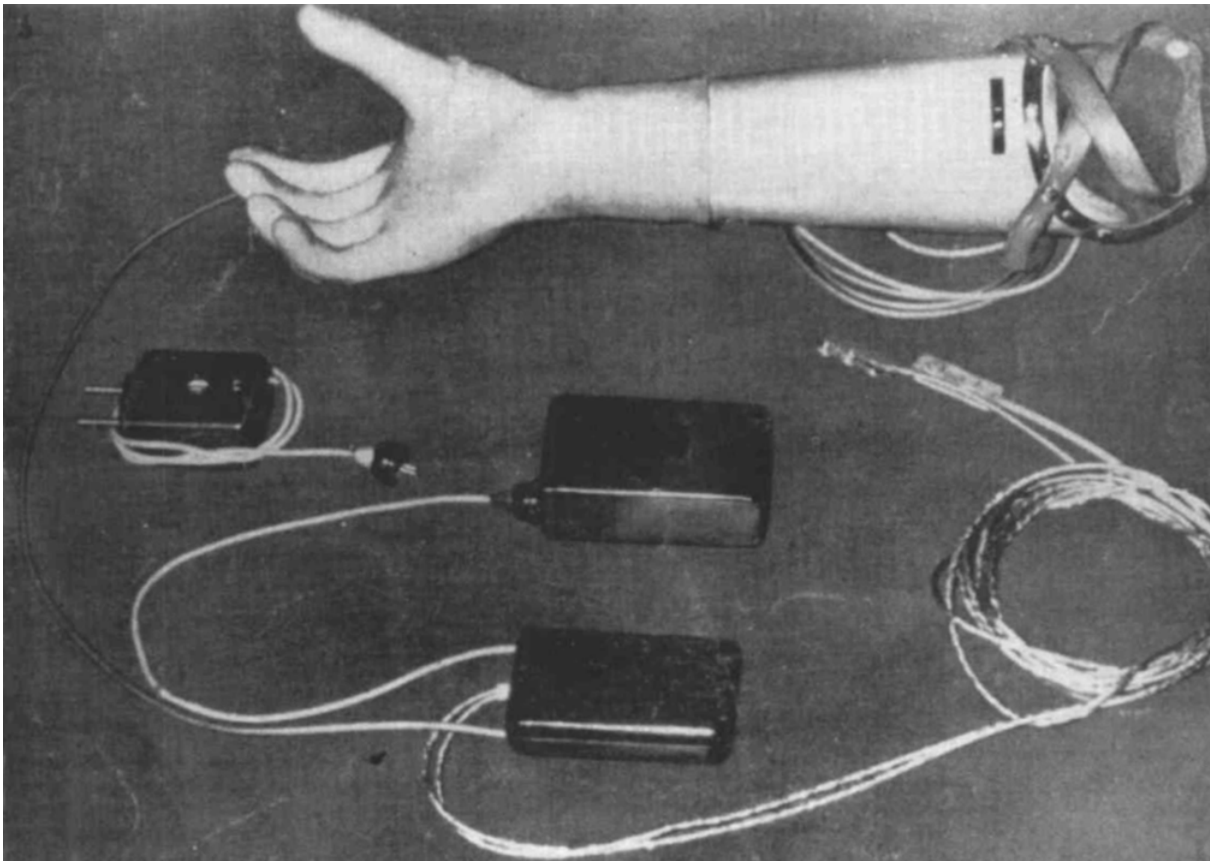


Figura 2: Mano Rusa - Modelo de 1959 [6]

En Estados Unidos, los grupos pioneros en estudio de control mioeléctrico y sus aplicaciones, inician en 1959 en la Universidad de California (UCLA). Si bien obtuvieron avances en el área, su trabajo no derivó en una prótesis para uso clínico [14]. Las primeras investigaciones utilizaban dos músculos distintos para obtener la señal EMG: uno para controlar la apertura de la prótesis y otro para controlar el cierre de la misma. En la actualidad es posible lograrlo con un solo músculo.

Respecto al avance en los algoritmos de control, a mediados de la década de 1960, en el Reino Unido, un grupo liderado por Bottomley, fue de los primeros en utilizar el control proporcional del ángulo de apertura, el cual tomaba como referencia la potencia de la señal mioeléctrica. El mecanismo de control llamado "autogenic backlash" fue otro aporte llevado a cabo por Bottomley y sus colaboradores [14]. Dicho mecanismo permitía lograr un movimiento suave de la mano, aún ante pequeñas variaciones en la intensidad de la señal EMG. Muchos otros grupos de investigación incorporaron este sistema.

Para el año 1964, la "Mano Rusa" (Russian Arm), primera prótesis mioeléctrica comercial que fue producida en grandes cantidades, era también distribuida fuera de Rusia en países como el Reino Unido [6].

En este periodo, los factores más importantes que limitaron el desarrollo inicial de prótesis de uso clínico, fueron: el bajo desarrollo de la tecnología disponible y el clima político hostil de esa época. En cuanto a los electrodos empleados para obtener la señal EMG, ya en el año 1968, en Canadá, se trabajaba en la posibilidad del uso de electrodos implantables y que se comunicaran mediante telemetría con la prótesis. En 1969, se desarrollaron los primeros modelos teóricos de cómo se generaban las señales mioeléctricas. Esto permitió mejorar el procesamiento de dichas señales [14]. En Suecia, en 1965 inició sus trabajos el llamado grupo SVEN de Estocolmo. Para el año 1973, desarrollaron la mano SVEN la cual contaba con tres grados de libertad y hacía uso de seis pares de electrodos para obtener la señal EMG. Desarrollos posteriores llevaron a un nuevo modelo con 6 grados de libertad. Sin embargo, estos no alcanzaron la comercialización [6].

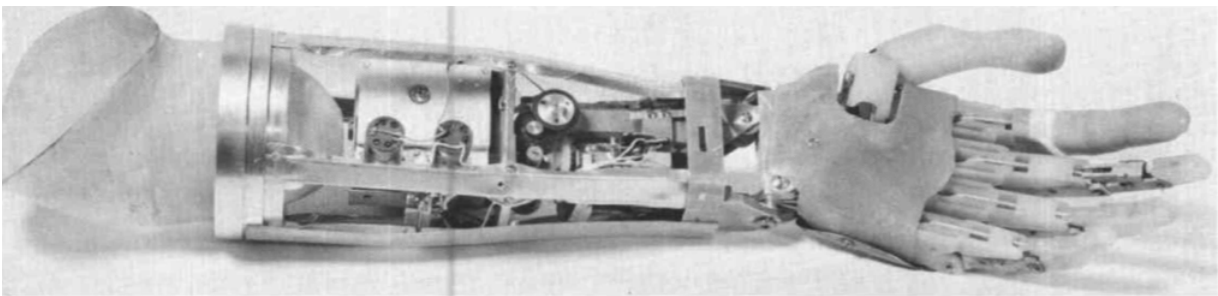


Figura 3: Mano SVEN [6]

La década de 1970 se caracteriza por un aumento en la cantidad de prótesis mioeléctricas para uso clínico disponibles en el mercado. Avances en la tecnología de las baterías empleadas como fuente de alimentación, y la reducción del tamaño de los motores y de componentes eléctricos, fueron factores vitales para el incremento antes mencionado. En esta década también dio inicio el desarrollo de sistemas que permiten controlar varios movimientos en una misma prótesis [14].

Por su parte la década de 1980 está marcada por el intento de incorporar técnicas avanzadas al procesamiento de las señales EMG [14]. Por ejemplo técnicas como: reconocimiento de patrones, teoría de la información y sistemas adaptativos. A pesar de los avances en este sentido, los beneficios al usuario final de estas nuevas técnicas son apenas superiores a los sistemas de control más simples desarrollados en décadas anteriores.

Desde la década de 1960 hasta el presente Siglo XXI, los avances en el control mioeléctrico han pasado por lo que se puede denominar tres "generaciones"[22]. Estas son:

1. Control de tipo encendido/apagado (on/off) mediante umbrales y con velocidad de movimiento constante.
2. Control mediante máquinas de estados y control proporcional con posibilidad de variación del grado de contracción muscular.
3. Incorporación del microprocesador para un mayor procesamiento y control.

La incorporación de los microprocesadores permite un mayor procesamiento de las señales y en particular posibilita el control basado en reconocimiento de patrones. Tal es el caso del artículo "Myoelectric control systems - a survey. Biomedical Signal Processing and Control"[22] en que se describe que el control mioeléctrico es una técnica avanzada relacionada con la detección, procesamiento, clasificación y aplicación de señales mioeléctricas. También se revisa la investigación y el desarrollo recientes en el control mioeléctrico basado en reconocimiento de patrones y no basado en patrones, y presenta logros de vanguardia en términos de su tipo, estructura y aplicación potencial.

Además, una comparación cruzada de los métodos de extracción de características utilizados en la descomposición de señales EMG puede ayudar a elegir las mejores características para representar los potenciales de la unidad motora y, en última instancia, puede mejorar los resultados de la descomposición EMG, tal y como se nos presenta en el artículo "Cross Comparison of Motor Unit Potential Features used in EMG Signal Decomposition"[20] en donde se nos presenta una encuesta y una comparación cruzada de estos métodos de extracción de características aplicado a 45 señales EMG simuladas y 82 reales. Llegando a la conclusión de que los coeficientes de transformada discreta de Fourier ofrecen la mejor separabilidad entre las características del dominio de frecuencia. Incluso, un artículo más reciente "Feature Extraction of Surface Electromyography Using Wavelet Weighted Permutation Entropy for Hand Movement Recognition"[17] se utilizó la transformada de wavelet para descomponer y pre-procesar las señales EMG recopiladas de los músculos relevantes

de las extremidades superiores para obtener las subbandas de wavelet en cada segmento de frecuencia. Los resultados experimentales muestran que el método propuesto exhibe una precisión de reconocimiento notable que es superior a las del conjunto de funciones de subbanda única y el conjunto de funciones de dominio de tiempo de uso común. Aunque teniendo en cuenta la naturaleza estocástica de las señales electromiográficas (EMG), los métodos no lineales pueden ser un enfoque más preciso para estudiar la coordinación intermuscular que el enfoque lineal. Es por ello que en el artículo "Detection of intermuscular coordination based on the causality of empirical mode decomposition"[7] evaluaron la coordinación entre dos flexores plantares de tobillo utilizando EMG aplicando la descomposición del modo empírico y llegando a la conclusión de que la descomposición de modo empírico es una metodología adecuada para estudiar la interacción intermuscular.

El papel de la mano es crucial para el desempeño de las actividades de la vida diaria, asegurando así una vida plena y autónoma. Su movimiento está controlado por un complejo sistema musculoesquelético de aproximadamente 38 músculos. Por lo tanto, medir e interpretar las señales de activación muscular que impulsan el movimiento de la mano es de gran importancia en muchos dominios científicos. En el artículo "A Systematic Review of EMG Applications for the Characterization of Forearm and Hand Muscle Activity during Activities of Daily Living: Results, Challenges, and Open Issues. Sensors"[12] revisa los principales estudios en los que se ha aplicado la EMG para caracterizar la actividad muscular del antebrazo y la mano durante las actividades de la vida diaria, así también como en el artículo "Combined influence of forearm orientation and muscle contraction on EMG pattern recognition"[23] se investigó el efecto combinado de dos factores dinámicos basados en la orientación del antebrazo y los niveles de contracción muscular. Se utilizaron varias funciones EMG en el dominio del tiempo y la frecuencia para estudiar la precisión de la clasificación. Para ello reclutaron doce sujetos con extremidades intactas y un sujeto amputado transradial bilateral (por debajo del codo). Realizaron seis clases de movimientos de la muñeca y mano en tres niveles de contracción muscular con tres orientaciones del antebrazo. Los datos de seis electrodos EMG se registraron con un sistema EMG de escritorio Bagnoli. Los electrodos se espaciaron por igual a lo largo de la circunferencia del antebrazo para las extremidades intactas. Se aplicó una interfaz de piel adhesiva de 2 ranuras en cada uno de los sensores para unirlos firmemente a la piel. Se colocó un electrodo de referencia adhesivo conductor cerca de la muñeca de los sujetos. Además, Se utilizó un convertidor de analógico a digital de 12 bits para muestrear la señal a 4000 Hz. Los resultados presentados sugieren varias direcciones de investigación futuras

para mejorar aún más el rendimiento de los sistemas inteligentes.

Dado que el ruido se introduce inevitablemente durante el proceso de medición de las señales electromiográficas de superficie (EMG), se han propuesto métodos novedosos para eliminar el ruido basados en el método de descomposición de modo empírico, como lo es el caso del artículo “EMD-based denoising methods for surface electromyography signals”[29], en este estudio se proporciona un nuevo medio para eliminar el ruido de las señales EMG basado en el método EMD, y se puede aplicar en los campos de clasificación del movimiento de las extremidades, diagnóstico de enfermedades, interacción hombre-máquina, etc. Así mismo, en el artículo “Processing and application of EMG signals based on empirical mode decomposition”[27] se estudió la eliminación de ruido de las señales EMG para evaluar el estado muscular. Además se estudió la descomposición de modo empírico (EMD) basada en Hilbert-Huang que es un método de análisis de frecuencia de tiempo para señales no lineales y no estacionarias como las señales EMG, que tiene ventajas únicas y amplias perspectivas en el análisis y procesamiento de señales. Se utilizó la EMD para descomponer la señal que tiene múltiples componentes de frecuencia y luego se combinó el método de descomposición EMD con la transformada wavelet para llevar a cabo el proceso de eliminación de ruido y la extracción de características para las señales EMG [30] que va encaminado a lo que se desea aplicar en este trabajo. Así también como en el artículo “Hilbert-Huang transform based physiological signals analysis for emotion recognition”[3] se presenta una técnica de extracción de características basada en el método Hilbert-Huang Transform (HHT) para el reconocimiento de emociones a partir de señales fisiológicas para el cual se utilizaron cuatro tipos de señales fisiológicas para el análisis: electrocardiograma (ECG), electromiograma (EMG), conductividad de la piel (SC) y cambios en la respiración (RSP). Cada señal se descompone en un conjunto finito de componentes AM-FM (proceso de fisión) mediante la descomposición del modo empírico (EMD), que es la parte clave de la HHT. Los componentes de información de interés luego se combinan para crear vectores de características (proceso de fusión) para la siguiente etapa de clasificación. Los puntajes de clasificación muestran que los métodos basados en HHT superan las técnicas estadísticas tradicionales y brindan un marco prometedor tanto para el análisis como para el reconocimiento de señales fisiológicas en el reconocimiento de emociones. Este documento describió el proceso para extraer características de EMG mediante el uso de EMD.

Esta técnica tiene muchas otras aplicaciones, por ejemplo, en el artículo “Surface EMG Signal Analysis

Based on Empirical Mode Decomposition for Ruqyah<sup>2</sup> Recitation"se mostró una técnica de extracción de características basada en la descomposición de modo empírico (EMD) para el reconocimiento de voz silencioso a partir de señales de electromiograma (EMG). Se registran diez ubicaciones entre los músculos faciales y del cuello durante la recitación de Ruqyah. Al extraer las características de las señales EMG del habla audible y silenciosa<sup>3</sup>, que hace alusión a la extracción, caracterización y clasificación de señales biológicas que provienen de la corteza cerebral, viajan por el sistema nervioso central, hasta llegar al aparato fonador. La información útil se puede usar en el proceso de clasificación. Otro ejemplo sería el artículo "EMD-Based Method for Supervised Classification of Parkinson's Disease Patients Using Balance Control Data"[26] que propone una metodología novedosa para diferenciar entre individuos sanos y aquellos con la enfermedad de Parkinson a través del método de descomposición de modo empírico, ya que este permite descomponer una señal compleja en varias señales elementales denominadas funciones de modo intrínseco (IMF) para extraer tres parámetros temporales y tres parámetros espectrales de cada señal estabilométrica, así como de sus respectivas IMF.

Todos estos artículos nos sirven de referencia para poder trabajar con EMD como una técnica de extracción de características aplicadas a las señales EMG que además nos permita conservar información en el dominio del tiempo y la frecuencia. Otras técnicas de análisis como lo es la transformada Wavelet o las técnicas basadas en la transformada de Fourier tienden a realizar suposiciones tales como la periodicidad, linealidad o estacionariedad de la señal, haciendo que el análisis carezca de significado físico. EMD extrae diferentes resoluciones de los propios datos de forma recursiva y sin necesidad de usar funciones o filtros fijos.

---

<sup>2</sup>a Ruqyah en el Islam es la recitación del Corán.

<sup>3</sup>También conocido como habla sub-vocal.

# Capítulo 2

## 2. Marco teórico

### 2.1. Bases teóricas

#### 2.1.1. Sistemas

Un esquema típico de un sistema de medición de señales biomédicas se visualiza en la Figura 4. El transductor realiza la tarea de convertir los potenciales eléctricos a una corriente eléctrica. Algunas de estas señales luego de su conversión requieren ser amplificadas a través de amplificadores convencionales o de instrumentación. Dependiendo del análisis a realizar es necesario la implementación de filtros pasa bajos o pasa bandas. El procesamiento digital posterior se realiza desde una computadora, para esto es necesario convertir la señal analógica en digital a través de un convertidor analógico digital. Según sea el requerimiento la señal digitalizada puede ser almacenada o guardada en un buffer<sup>4</sup> de baja memoria. En algunas aplicaciones de tiempo real, la señal debe ser procesada rápidamente en un buffer muy pequeño, para no ser almacenada necesariamente. Ahora si los algoritmos de procesamiento digital pueden ser aplicados a estos bancos de datos [18].

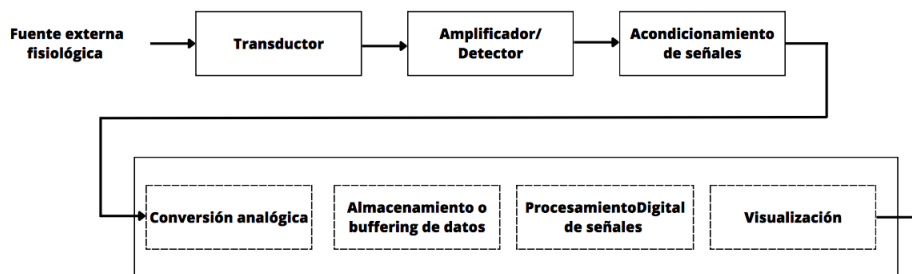


Figura 4: Esquema típico de un sistema de medida de señales biomédicas [18].

#### 2.1.2. Señales miográficas

La miografía es la descripción de los músculos, incluido el estudio de la contracción muscular; para entender como se da la contracción muscular en la Figura 5 se representa cómo se distribuye el control de cada parte del cuerpo en las cortezas primarias motora y sensorial.

<sup>4</sup>El buffer es un espacio temporal de memoria física el cual se usa para almacenar información mientras se envía de un lado a otro.

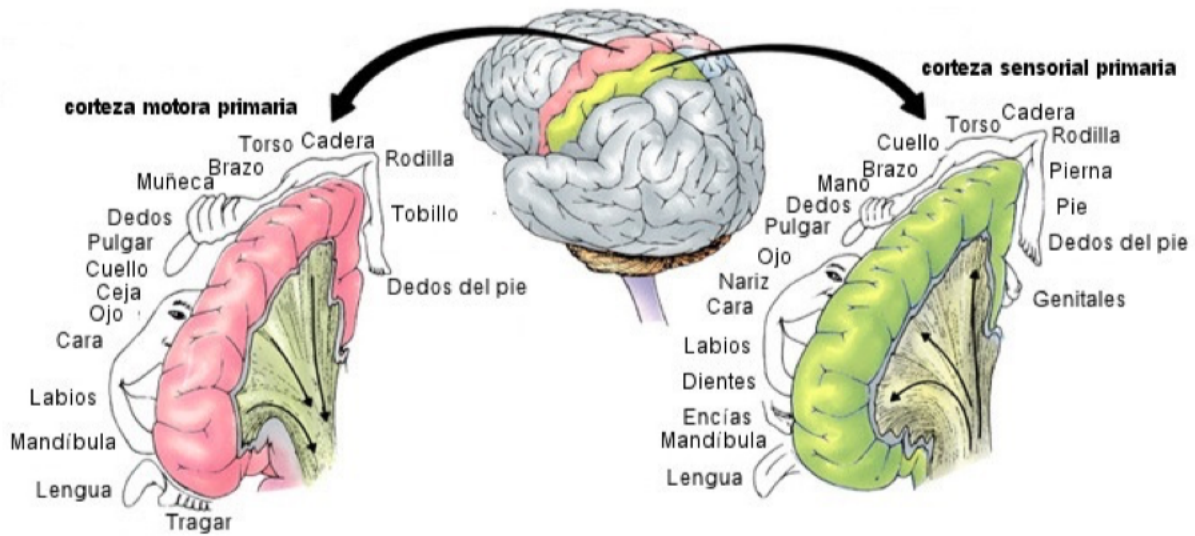
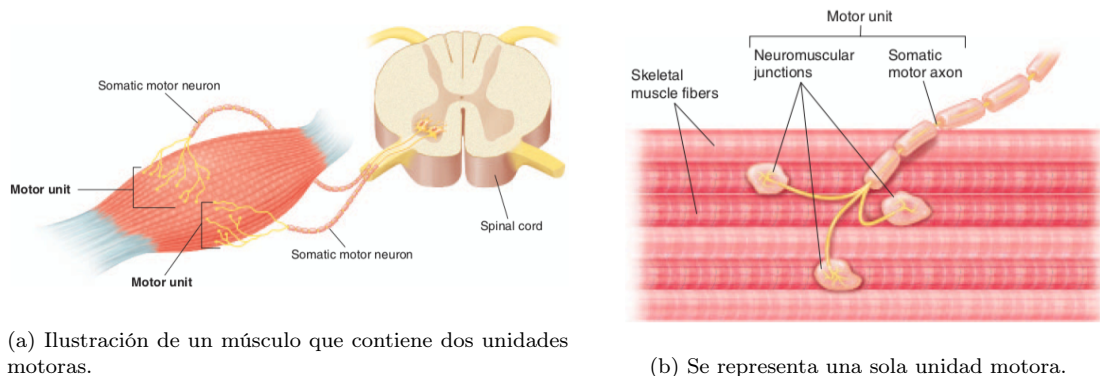


Figura 5: Homúnculo de la corteza motora primaria y la corteza sensorial primaria, con indicaciones del control de diversas partes del cuerpo involucradas [25].

**Homúnculo sensorial.** Representa la corteza somatosensorial primaria, que incluye la sensibilidad al tacto, presión y dolor. En esta área el esquema se representa de forma invertida. Es decir, la representación derecha de nuestro cuerpo se encuentra representada en el área izquierda de esta zona cerebral y el izquierdo en la parte derecha. Gracias a él, regulamos la postura y conocemos el estado de nuestros órganos y músculos.

**Homúnculo motor.** Representa la corteza motora primaria y su función es regular y controlar los movimientos. En esta parte del cerebro también se destaca el gran tamaño de las manos, la boca y los ojos, dada la cantidad de nervios involucrados que, a diferencia del homúnculo sensorial, el homúnculo motor se desarrolla con el tiempo y de forma diferente en cada persona [25].

La unidad funcional más pequeña para describir el control neural del proceso de contracción muscular se llama unidad motora [10]. Una unidad motora es el controlador más pequeño que el cuerpo humano posee, al enviar las señales neurales para una actividad muscular denominada contracción. Está constituida por el cuerpo de una célula nerviosa, ubicado en el asta anterior de la sustancia gris de la médula espinal (ver Figura 6 (a)), más el largo del axón junto con sus ramas terminales y todas las fibras musculares inervadas (ver Figura 6 (b)). Esta unidad está compuesta por una célula nerviosa, más una ramificación denominada axón y las demás fibras inervadas que hacen que la contracción muscular sea posible.



(a) Ilustración de un músculo que contiene dos unidades motoras.

(b) Se representa una sola unidad motora.

Figura 6: Unidad Motora[10].

El axón de una neurona motora tiene varias ramas y puede estimular desde unas pocas a varias fibras musculares de un músculo en particular [10].

Las fibras musculares se reducen un 57% de su longitud en reposo al momento de realizar una contracción, de hecho, individualmente no se contraen sino más bien en grupos pequeños y los músculos pequeños están conformados por unidades motoras pequeñas, de incluso entre 10 a 100  $\mu\text{m}$  de longitud, mientras músculos grandes tienen unidades motoras más grandes [14].

El movimiento de los iones cuando se da una señal desde el cerebro o la medula espinal, es el que genera una diferencia de potencial eléctrico entre la membrana interna y externa citoplasmática de las fibras musculares.

La señal obtenida se denomina potencial de acción de la unidad motora (MUAP). La forma y la amplitud del MUAP depende de la disposición geométrica de las fibras activas respecto a la zona de detección de los electrodos, así como del resto de los factores mencionados anteriormente que afectan a los potenciales de acción. La secuencia de MUAPs se denomina trenes de potencial de acción de unidades motoras" (MUAPT). Se observa un solo MUAPT cuando únicamente las fibras de una sola unidad motora están activas en la proximidad del electrodo. Tal situación se produce solo durante una contracción muscular muy débil. Al aumentar la fuerza del músculo, otras unidades motoras quedan activas en la cercanía del electrodo y varios MUAPTs serán detectados simultáneamente, incluso para electrodos altamente selectivos que detectan los potenciales de acción de las fibras musculares individuales. Dicha superposición eléctrica se observa como una señal bipolar con distribuciones simétricas de amplitudes positivas y negativas [14]. En conclusión, la señal EMG surge de la superposición de MUAPT tal como se muestra en la Figura 7.

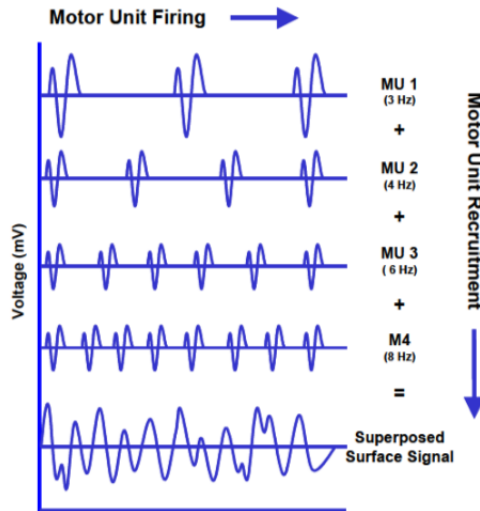


Figura 7: Superposición de trenes de potencial de acción de unidades motoras (MUAPT) [14].

### 2.1.3. Señales Electromiográficas

La señal EMG es generada cuando un grupo de fibras musculares es activado. Sin embargo, la amplitud de la señal depende mucho de la cantidad de tejido adiposo que encuentre entre el sensor y la fibra, en el caso de una adquisición superficial, caso que no ocurre cuando la señal es tomada de la fibra directamente. La EMG mide la actividad eléctrica de los músculos. Está formado por tres electrodos, dos de ellos que miden el potencial eléctrico del músculo y un tercero que sirve como nodo de referencia [25]. Los electrodos pueden ser superficiales o de aguja, estos últimos se emplean cuando se deben analizar músculos profundos, en esta investigación solo se usan los electrodos superficiales. El potencial eléctrico que se presenta en los músculos se encuentra entre los  $-5000/5000 \mu\text{V}$  y la frecuencia de las señales oscila entre los 10 y 250 Hz. Sin embargo, los amplificadores utilizados para funcionar con estas señales normalmente se configuran en un rango entre los 10 y los 500 Hz. Por ello, atendiendo el teorema de muestreo de Nyquist, que dice que para observar el comportamiento real de una señal se debe muestrear por lo menos al doble de su velocidad, se recomienda aplicar una frecuencia de muestreo de al menos 1000 Hz [25].

### 2.1.4. Adquisición de Potenciales

Los potenciales de acción de las señales EMG son demasiado pequeñas (micro) para ser procesadas directamente, para lo cual es necesario realizar un pre-procesamiento para que la señal sea acondicionada. En una señal EMG se distinguen cuatro características principales: amplitud, fase, duración y tiempo de subida. Ver Figura 8 [8].

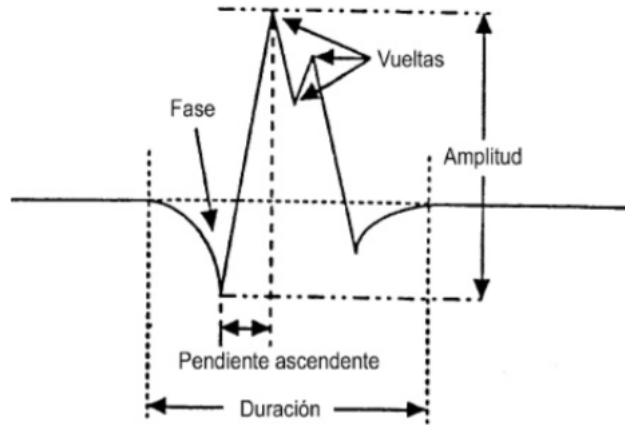


Figura 8: Potencial de Acción de Unidad Motora (PAUM) [2].

Para medir esta señal se considera la amplitud que va del pico más bajo al pico más alto, el número de fases. El tiempo de subida que puede variar según sea el movimiento de contracción, y es el tiempo entre el pico negativo inicial y el pico positivo máximo; y la duración que va desde que parte de la línea base variando su amplitud hasta que vuelve al estado de reposo nuevamente. Según como se adquiere la señal EMG existen dos principales métodos para hacerlo: el método invasivo y el no invasivo. En este trabajo únicamente nos enfocaremos al método no invasivo.

### 2.1.5. Método No Invasivo

La electromiografía no invasiva o de superficie, se basa en el uso de electrodos superficiales, los cuales se colocan en el músculo del cual se desea conocer su actividad mioeléctrica. Estos electrodos adquieren señales de un grupo de unidades motoras, debido a que cubren un área mayor. Ver Figura 9. Comúnmente, se utiliza en estudios de fatiga muscular en deportistas, aunque otra aplicación muy importante de los electrodos de superficie son las investigaciones para el control de prótesis mioeléctricas [21].

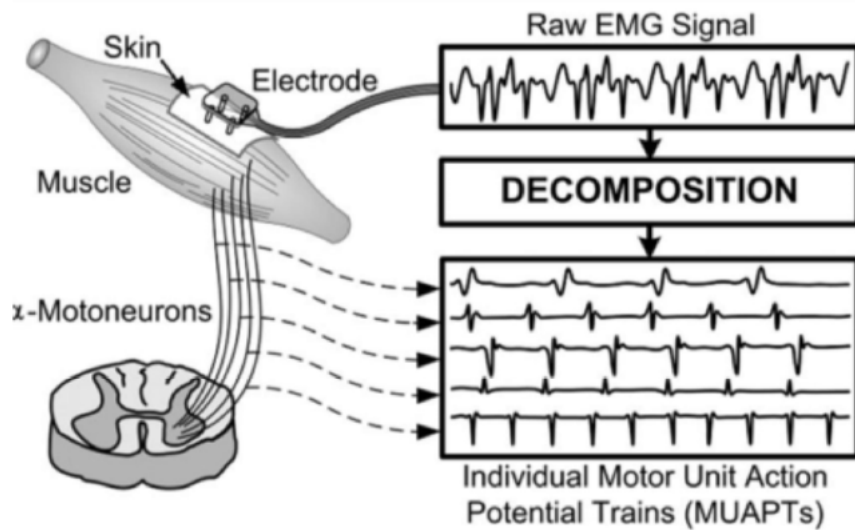


Figura 9: Diagrama de descomposición de señales electromiográficas de superficie [21].

#### 2.1.6. Anatomía y biomecánica del antebrazo

El antebrazo abarca el espacio entre el codo y la muñeca. Dentro de este espacio, se encuentran contenidos 20 músculos, que están ubicados anatómicamente en tres regiones: anterior, posterior y lateral. Los músculos en las regiones anterior y posterior están organizados en capas; la región anterior tiene 4 capas y la región posterior tiene dos, una superficial y otra profunda [8]. En la Figura 10 pueden observarse las vistas anterior y posterior del antebrazo con todos sus músculos correspondientes:

# Músculos del antebrazo (brazo derecho)

## Cara anterior    Cara posterior

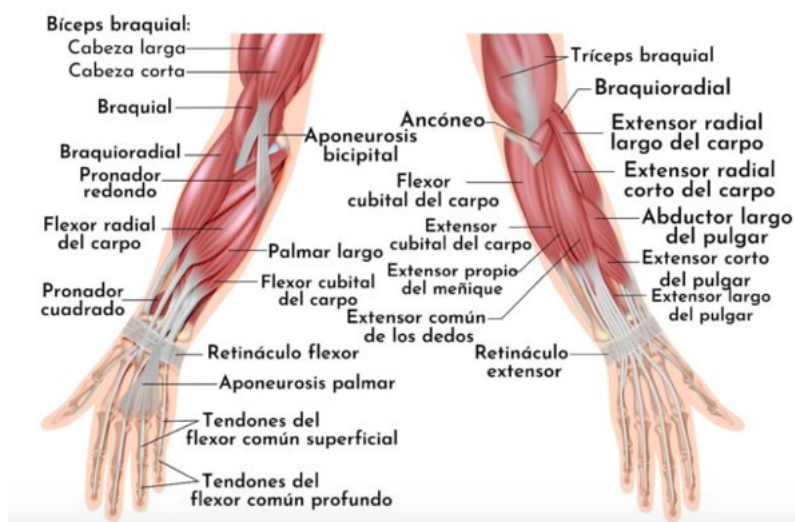


Figura 10: Músculos del antebrazo desde la vista anterior y la vista posterior[16].

La región anterior del antebrazo se caracteriza por ser un “compartimiento” que participa en los movimientos de flexión, mientras que la región posterior participa en los movimientos de extensión. En la Figura 11 pueden observarse las vistas anterior y posterior del antebrazo cerca de la muñeca con sus músculos etiquetados de la siguiente manera:

- |                                     |                                     |
|-------------------------------------|-------------------------------------|
| 1. Flexor radial del carpo.         | 6. Extensor radial del carpo largo. |
| 2. Palmar largo.                    | 7. Abductor largo del pulgar.       |
| 3. Flexor cubital del carpo.        | 8. Extensor corto del pulgar.       |
| 4. Extensor cubital del carpo.      | 9. Extensor largo del pulgar.       |
| 5. Extensor radial del carpo corto. |                                     |

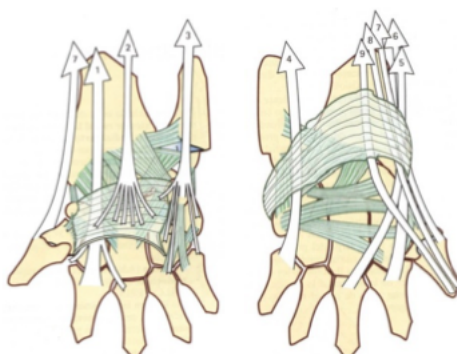


Figura 11: Músculos del antebrazo cerca de la muñeca desde la vista anterior y la vista posterior[25].

Los movimientos tanto de la muñeca, como de los dedos de la mano, son controlados gracias a los músculos

del antebrazo.

### 2.1.7. Electrodo y Ubicación

Los electrodos se encargan de transformar las corrientes iónicas presentes en el cuerpo humano en corriente eléctrica. Existen dos tipos de electrodos principalmente: húmedo y secos. Los húmedos son aquellos que entre la piel y el metal se encuentra una sustancia que mejora la conductividad y disminuye la impedancia que presenta la piel al acoplamiento con el metal, generalmente es un gel conductor que disminuye el ruido intrínseco y permite el flujo de electrones. Por el momento nos centraremos en los húmedos.

Los electrodos comercializados pueden ser desechables y su diámetro varía de 2 a 10 mm para la parte activa del electrodo, específicamente los del tipo de Ag/Ag-Cl con pasta de cloruro se utilizan invariablemente debido a sus propiedades de estabilidad y reducción del ruido [21]. Están formados por una superficie metálica y un electrolito<sup>5</sup>(sustancia ya antes mencionada) en contacto con la piel, por lo cual, existen dos transiciones en el camino de la señal bioeléctrica desde el interior del cuerpo al sistema de medida. Una corresponde al contacto entre la piel y el electrolito, otra al contacto entre el electrolito y la parte metálica del electrodo. La presencia de estas interfases provoca un intercambio iónico con la ya entonces mencionada aparición de una diferencia de potencial. A continuación se describen los conceptos involucrados en las interfases antes mencionadas.

El electrodo consiste en átomos metálicos C, y el electrolito es una solución acuosa que contiene cationes del metal del electrodo, denominados  $C^+$ , y aniones denominados  $A^-$ . Este es el caso, por ejemplo, de los electrodos del tipo Ag/Ag-Cl [14].

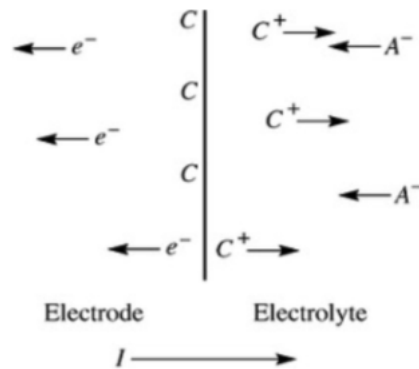


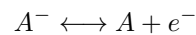
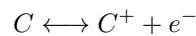
Figura 12: Interfase electrodo-electrolito[15].

<sup>5</sup>Cualquier sustancia que contiene iones libres y se comporta como un medio conductor eléctrico

La corriente neta que atraviesa la interfase (ver Figura 12), está compuesta por:

1. Electrones moviéndose con dirección opuesta a la corriente  $I$  en el electrodo.
2. Cationes moviéndose en la misma dirección de  $I$ .
3. Aniones moviéndose en dirección opuesta a la corriente en el electrolito.

La operación de los electrodos de superficie se puede definir como una unión electrodo- electrolito. Para que exista un flujo de electrones entre ambos, el electrolito sin electrones libres y el electrodo sin cationes o aniones libres, debe suceder una reacción química como indica la siguiente relación:



Donde  $A$  y  $C$  son aniones y cationes respectivamente del electrolito. El electrodo debe ser del mismo metal que el catión del electrolito para que permita la conducción como por ejemplo Ag y AgCl (plata y cloruro de plata) [15].

La actividad eléctrica de un músculo puede ser adquirida mediante la colocación de un electrodo en la zona de interés, y midiendo el potencial eléctrico respecto a un electrodo de referencia ubicado en un ambiente eléctricamente silencioso, o que contiene señales eléctricas no relacionadas con la que se desea detectar. Dicha configuración se denomina monopolar. Su desventaja es que se detectarán todas las señales eléctricas existentes en la proximidad de la superficie de detección, incluyendo aquellas no deseadas procedentes de fuentes distintas al músculo investigado.

Lo anterior se resuelve con una configuración de tipo bipolar. En este caso, dos electrodos son los que se disponen detectando así dos potenciales en el tejido muscular, cada uno respecto al electrodo de referencia. Ambas señales ingresan a un amplificador diferencial el cual amplifica la diferencia entre ellas, eliminando cualquier componente "común". Las señales provenientes del tejido muscular serán distintas en cada electrodo debido a los eventos electroquímicos localizados, producidos en las fibras musculares.

Con el objetivo de normalizar los factores antes mencionados, y así mismo, todo lo referido a la técnica de electromiografía superficial (EMGS), surge el proyecto SENIAM (Surface ElectroMyoGraphy for the Non-Invasive Assessment of Muscles) [28]. La SENIAM define el tamaño del electrodo para EMG como el tamaño

de su zona conductora. En la práctica, varía de  $1 \text{ mm}^2$  a unos pocos  $\text{cm}^2$ . Para los sensores bipolares, el tamaño de los electrodos debe ser lo suficientemente grande como para ser capaz de detectar un número razonable de unidades motoras, pero lo suficientemente pequeño para evitar la diafonía de otros músculos. La recomendación es que, como máximo mida 10 mm en el sentido de las fibras musculares [14].

La normativa define la distancia entre electrodos como la distancia entre centros de las áreas de conductividad de los electrodos y con respecto a este punto, la normativa recomienda que: Los electrodos bipolares para EMG tengan una distancia entre electrodos de entre 20 mm y 30 mm. Cuando los electrodos bipolares están siendo aplicados sobre músculos relativamente pequeños, la distancia entre electrodos no debe superar  $1/4$  de la longitud de la fibra muscular. De esta forma se evitan los efectos debido a tendones y terminaciones de las fibras musculares [14].

El objetivo al colocar los electrodos es conseguir una ubicación estable donde se pueda obtener una señal EMG de calidad.

Para la adquisición de nuestra señal EMG se requieren de 3 electrodos los dos primeros se sitúan muy cercanos de acuerdo a la normativa y directamente sobre el músculo que se desea medir la actividad, mientras que el tercer electrodo sirve de referencia para los dos primeros y se ubica lejos del músculo a medir como se ve en la Figura 13.

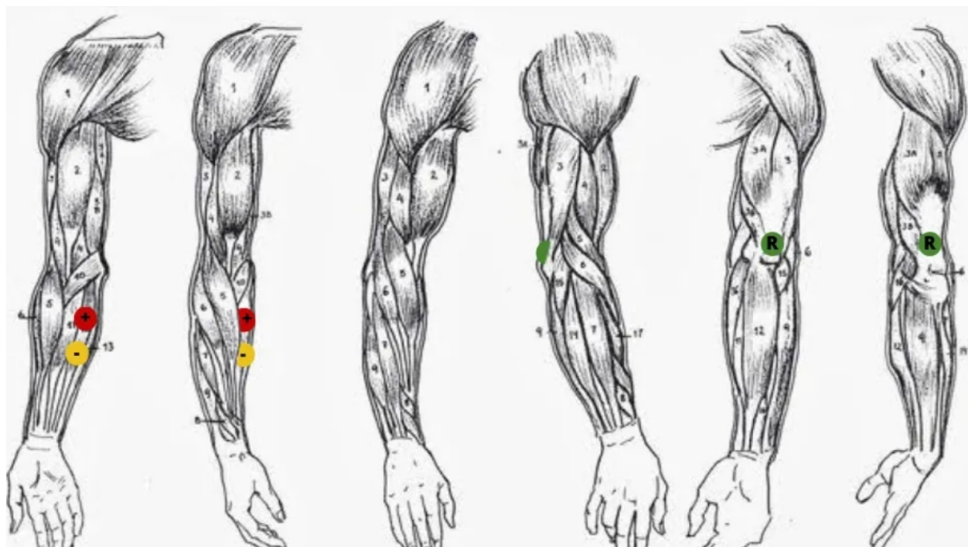


Figura 13: Ubicación de los electrodos

### 2.1.8. Amplificación y Procesamiento de Señal

El amplificador más usual para estos casos es el diferencial. Este recibe dos señales realiza la diferencia y amplifica el resultado [11]. La amplitud de la señal EMG es de 1-10 mV y la frecuencia es de 0-500 Hz. Es importante destacar que el pre-procesamiento ya pasó por una etapa de filtrado.

En una configuración bipolar las señales ingresan a un amplificador (tarjeta) del tipo diferencial, el cual amplifica la diferencia entre ambas señales, de modo que se eliminan componentes en modo común. Si existe ruido añadido, también será amplificado en ciertas frecuencias, como de la red eléctrica o componentes electrónicos cercanos [11].

### 2.1.9. Conversión Analógico Digital

Es importante tener en cuenta la diferencia que existe entre una señal analógica y digital para comprender mejor el procesamiento de señales, el nombre de una señal analógica se debe a que es análoga a la una señal analógica muestra una variación continua sobre su campo de actividad. Una forma alternativa de señal analógica y una digital para señal que la representa. La magnitud de una señal analógica puede tomar cualquier valor, esto es, la amplitud de representación de señal es la de una secuencia de números, cada uno de los cuales representa la magnitud de señal en un instante determinado. La señal resultante se llama señal digital, está a diferencia de la señal analógica es una señal que está discretizada en el tiempo y cuantificada en magnitud.

Nuestras señales recibidas son analógicas y para ser procesadas digitalmente es necesario convertir a valores que los circuitos integrados del PC<sup>6</sup> puedan entender. Y esto se realiza a través de dispositivos denominados convertidores analógico-digital [13].

Un osciloscopio es básicamente un dispositivo de visualización gráfica que muestra señales eléctricas variables en el tiempo. Estos pueden ser analógicos o digitales. Los primeros trabajan directamente con la señal aplicada, está una vez amplificada desvía un haz de electrones en sentido vertical proporcionalmente a su valor. En contraste, los osciloscopios digitales utilizan previamente un conversor analógico-digital (A/D) para almacenar digitalmente la señal de entrada, reconstruyendo posteriormente esta información en la pantalla.

---

<sup>6</sup>Siglas en inglés de Personal Computer

### 2.1.10. Procesamiento Digital de Señales

El procesamiento digital de señales o DSP (siglas en inglés de Digital Signal Processing) es la manipulación matemática de una señal de información para modificarla o mejorarla en algún sentido. Este está caracterizado por la representación en el dominio del tiempo discreto, en el dominio frecuencia discreta, u otro dominio discreto de señales por medio de una secuencia de números o símbolos y el procesado de esas señales [4].

### 2.1.11. Descomposición de Modo Empírico

La descomposición de modo empírico (EMD) es una técnica que descompone una señal no estacionaria y no lineal multiescala en un número de señales conocidas como funciones de modo intrínseco (IMF), en un completamente basado en datos, camino [5]. El principio de EMD se deriva de la simple suposición de que cualquier señal consta de diferentes IMF, cada uno de los cuales representa una oscilación característica incrustada en una escala de tiempo separada. La descomposición de modo empírico (EMD) descompone adaptativamente una señal multiescala  $x(t)$  en un número  $L$ , de las llamadas funciones de modo intrínseco (IMFs),  $h_{(i)}(t)$ ,  $1 \leq i \leq L$ ,

$$x(t) = \sum_{i=1}^L h_{(i)}(t) + r(t) \quad (1)$$

donde  $r(t)$  es un residuo, que es una función de variación lenta de media distinta de cero con solo unos pocos extremos. El concepto básico de EMD es identificar escalas de tiempo adecuadas que revelen las características físicas de la señal y luego descomponer la señal en modos intrínsecos a la función. Estos modos se conocen como funciones de modo intrínseco (IMF). Las IMFs son señales que cumplen las siguientes condiciones:

- En todo el conjunto de datos, el número de extremos y el número de cruces por cero deben ser iguales o diferir como máximo en uno
- En cualquier punto, el valor medio de la envolvente definida por los máximos locales y la envolvente definida por los mínimos locales es cero.

Los pasos a seguir son los siguientes:

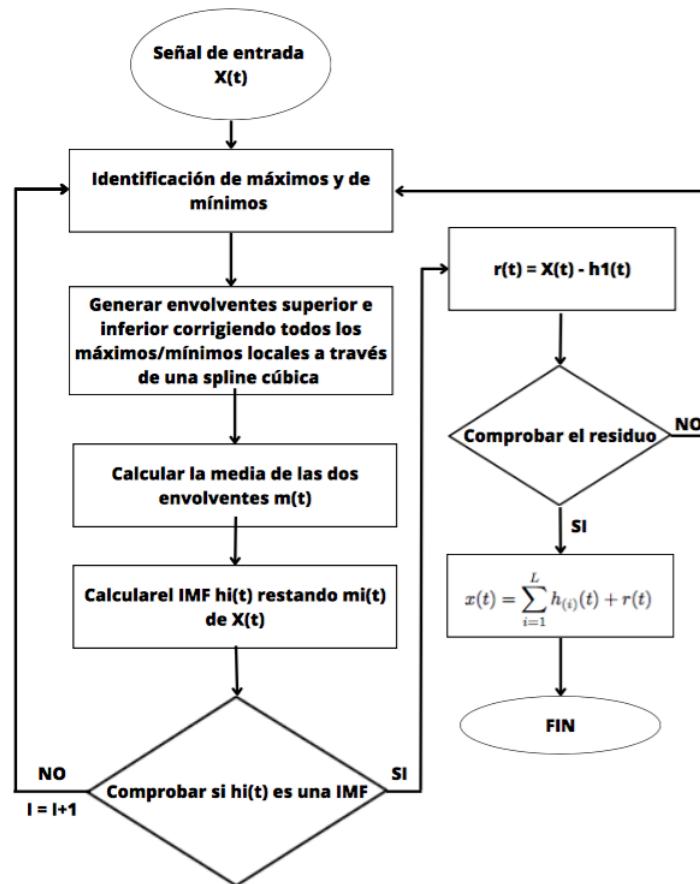


Figura 14: Diagrama de flujo del proceso EMD

1. Extraer todos los máximos y mínimos locales de  $x(t)$ .
2. Formar la envolvente superior e inferior  $e_u(t)$  y  $e_l(t)$  por interpolación spline cúbica del punto extremo desarrollado en el paso (1).
3. Calcular la función media de la envolvente superior e inferior,  $m_1(t)$  como  $m_1(t) = e_u(t) + e_l(t)/2$
4. Deja  $d_1(t) = x(t) - m_1(t)$ . Si  $d_1(t)$  es una función de media cero, entonces la iteración se detiene y  $d_1(t)$  se acepta como primer IMF, es decir,  $h_1(t) = d_1(t)$ .
5. Si no, usa  $d_1(t)$  como los nuevos datos y repita los pasos 1-4 hasta terminar con un IMF.

Se aplica un criterio de parada al número de iteraciones de cambio para que el componente IMF pueda retener la modulación de amplitud y frecuencia. Una vez que el primer IMF  $h_1(t)$  se obtiene, los IMF restantes se obtienen aplicando el proceso de desplazamiento a la señal residual. La señal residual  $r_1(t)$  se puede definir como:

$$r_1(t) = x(t) - h_1(t) \quad (2)$$

La señal residual ahora contiene información sobre los componentes de frecuencia más baja. El proceso de cambio continuará hasta que el residuo final sea una función constante, monótona o una función con solo un máximo y un mínimo de los cuales no se puede obtener FMI. Al final del proceso de descomposición, la señal ruidosa  $x(t)$  se puede representar como una suma de IMF más una señal residual [5] .

En MatLab se puede analizar un ejemplo de una señal continua no estacionaria compuesta de ondas sinusoidales con un cambio distintivo en la frecuencia. La señal se muestrea a una frecuencia de muestreo  $f_s$ . La señal mixta contiene ondas sinusoidales con diferentes valores de amplitud y frecuencia (ver Figura 15 ).

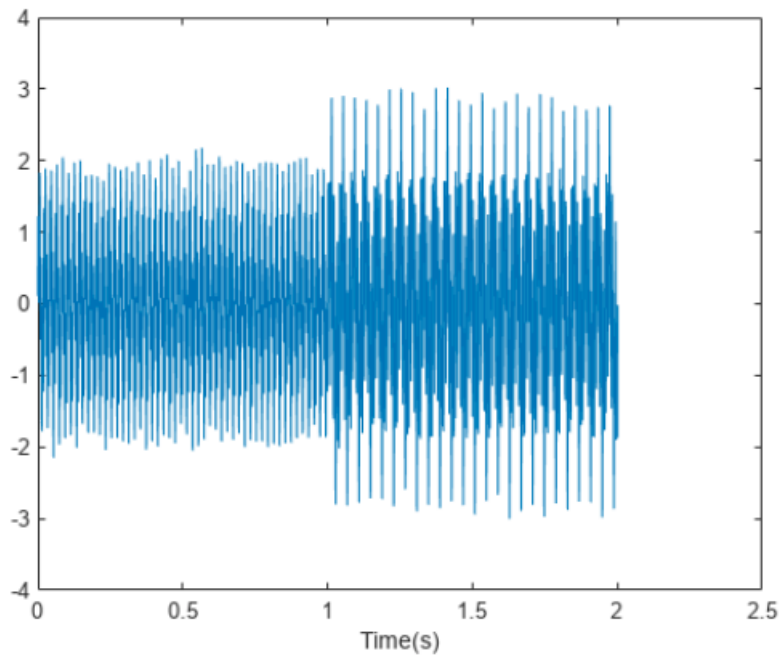


Figura 15: Señal mixta [19]

Al aplicar la descomposición del modo empírico para trazar las funciones de modo intrínseco y el residual de la señal se obtiene:

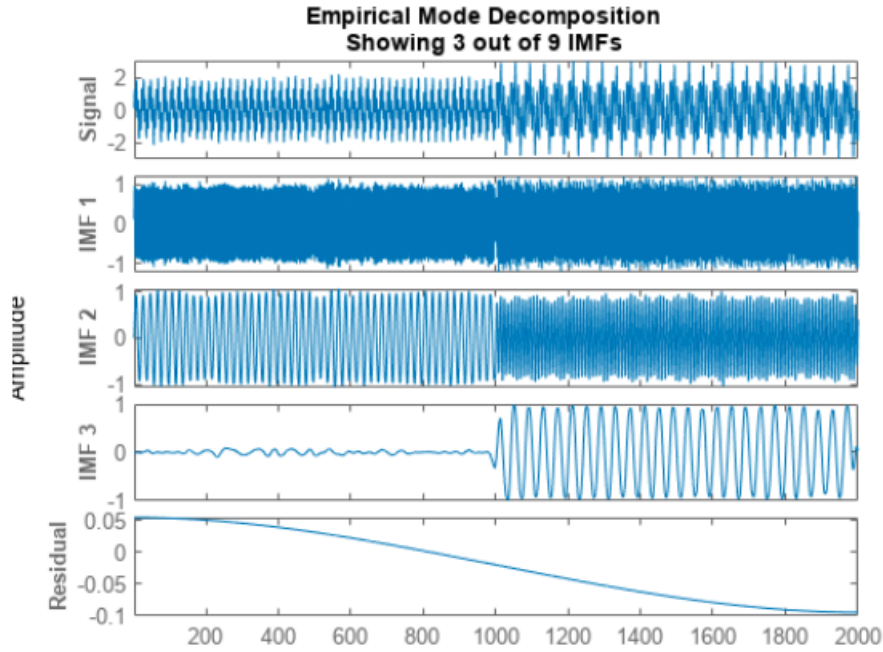


Figura 16: Funciones de Modo Intrínseco de la señal mixta [19], donde el eje X representa el número de muestras.

EMD genera un gráfico interactivo con la señal original, los primeros 3 IMF y el residual (ver Figura 16). La descomposición se detuvo porque el número de extremos en la señal residual es menor que el valor 'MaxNumExtrema'.

### 2.1.12. Potencia y valor RMS

La medida del valor RMS (Root Mean Squared) se utiliza mucho para brindar la información de amplitud más precisa de la forma de onda. Es una manera estándar, imparcial y coherente de medir y comparar señales dinámicas, sin importar la forma de la onda [9]. La definición matemática del valor RMS de una forma de onda se define como el valor obtenido al elevar la señal al cuadrado y calcular la media y la raíz cuadrada. La ventana de tiempo promedio debe tener el largo apropiado para permitir el filtrado en las frecuencias más bajas requeridas de la medida. Tiene la siguiente expresión:

$$X_{RMS} = \sqrt{\frac{1}{T} \int_{x=0}^T x^2 dt}, \quad (3)$$

Si aplicamos el valor RMS a la superposición de trenes de potencial de acción de unidades motoras (MUAPT) lo que obtenemos es la potencia promedio de la señal, ya que mide la magnitud absoluta del conjunto de muestras adquiridas, mientras que, la desviación estándar es en realidad las desviaciones cua-

dráticas de la media de las muestras.

También existe el algoritmo Moving RMS que consiste en aplicar el método de ventana deslizante, una ventana de longitud específica que se mueve sobre los datos muestra por muestra, y el bloque calcula el RMS sobre los datos en la ventana.

### 2.1.13. Serie de Fourier y transformada de Fourier

El análisis de Fourier nos permite expresar señales periódicas como una suma infinita (serie) de senos y cosenos. La importancia de esto radica en que nos facilita el trabajo del manejo con señales, ya que para que nosotros podamos procesar estas señales es necesario expresarlas como una combinación lineal de términos, lo cual nos lo proporciona la serie y la transformada de Fourier.

La Serie Fourier y la Transformada de Fourier resultan útiles para estos fines, ya que permiten ver la distribución de frecuencias de la señal, esto discretiza la señal permitiendo que se almacenen digitalmente los valores de frecuencias para cada tiempo determinado.

Una serie de Fourier es una serie infinita que converge puntualmente a una función periódica y continua a trozos (o por partes). Las series de Fourier constituyen la herramienta matemática básica del análisis de Fourier empleado para analizar funciones periódicas a través de la descomposición de dicha función en una suma infinita de funciones sinusoidales mucho más simples (como combinación de senos y cosenos con frecuencias enteras) [4]. Las series de Fourier tienen la forma:

$$f(t) \sim \frac{a_0}{2} + \sum_{n=1}^{\infty} \left[ a_n \cos \frac{2n\pi}{T} t + b_n \sin \frac{2n\pi}{T} t \right], \quad (4)$$

donde  $a_0$ ,  $a_n$  y  $b_n$  son los coeficientes de Fourier que toman los valores:

$$a_0 = \frac{2}{T} \int_{-\frac{T}{2}}^{\frac{T}{2}} f(t) dt \quad (5)$$

$$a_n = \frac{2}{T} \int_{-\frac{T}{2}}^{\frac{T}{2}} f(t) \cos \left( \frac{2n\pi}{T} t \right) dt \quad (6)$$

$$b_n = \frac{2}{T} \int_{-\frac{T}{2}}^{\frac{T}{2}} f(t) \sin \left( \frac{2n\pi}{T} t \right) dt. \quad (7)$$

Por la identidad de Euler, las fórmulas anteriores pueden expresarse también en su forma compleja:

$$f(t) \sim \sum_{n=-\infty}^{\infty} C_n e^{2\pi i \frac{n}{T} t}. \quad (8)$$

Y para el caso de funciones no periódicas que cumplan ser continuas a tramos en todo intervalo finito, tengan derivada a derecha e izquierda en todo punto y que sean absolutamente integrables, se pueden representar mediante la Integral de Fourier (IF), se muestra en este caso la forma compleja, ya que es más reducida:

$$f(t) \sim \int_{-\infty}^{\infty} \mathcal{F}(w) e^{iwt} dt, \quad (9)$$

donde

$$\mathcal{F}(w) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) e^{-iwt} dt \quad (10)$$

Es la transformada de Fourier de  $f(t)$ , aplicación que para cada punto del espacio de  $t$  le hace corresponder un punto en el espacio de frecuencias de  $w$ . Aplicar estas operaciones a una señal permite ver como distribuyen las diferentes frecuencias que la componen. Esto permitiría manipular la señal de entrada de manera más sencilla, pues su distribución frecuencia es una función discreta y no continua.

## 2.2. Consideraciones Generales

Existen algunos factores que deben tomarse en cuenta en la detección y registro de la señal EMG. Para ello, se deben tomar en cuenta algunos aspectos que se consideran indispensables para obtener una señal adecuada. La amplitud de una señal EMG no presenta una amplitud constante, al contrario, esta señal es bastante aleatoria y su energía útil se limita a las frecuencias de 0 Hz y 500 Hz, existiendo mayor energía en las frecuencias entre 50 Hz y 500 Hz [2].

**Ruido.** Se le llama ruido a todo aquello que se sobrepone en nuestra señal original y que puede surgir de diversas fuentes:

1. Ruido de componentes eléctricos. Son producidos por la presencia de condensadores y bobinas, son ruidos pequeños, casi imperceptibles. Los dispositivos que son mayormente propensos al ruido son aquellos que poseen mayor cantidad de capacitancias e inductancias. Estos elementos forman parte de

los circuitos de alimentación de los ordenadores, por esta razón, uno de los aspectos a considerar es la conexión del computador al cargador de batería. La frecuencia de la red, se sobrepone en la señal EMG y dificulta la adquisición de esta señal, y debido a que existe gran cantidad de información en 60 HZ, es inadecuada la utilización de un filtro que atenúe esta frecuencia [2].

2. Ruido ambiental. Todos los dispositivos electromagnéticos generan ruido. La superficie del cuerpo humano generalmente se encuentra con bastante radiación electromagnética y resulta prácticamente imposible evitar la exposición a este tipo de ruido [14].
3. Artefactos en movimiento. Principalmente, este tipo de ruido se presenta en el contacto existente entre la piel y el electrodo, y aumenta debido a movimientos excesivos. Además, se presenta entre el cable del electrodo y el equipo que procesará la señal. Estos tipos de ruido se presentan con mayor énfasis en las frecuencias existentes entre 0 HZ y 20 Hz [14].
4. Inestabilidad de la señal. Debido a que las señales EMG son de tipo aleatorias, se evitará adquirir la señal entre 0 Hz y 20 Hz, ya que se consideran inestables debido a que son afectados por la naturaleza de las unidades motoras [2].

## Capítulo 3

### 3. Métodos y Materiales

#### 3.1. Tipo de Investigación

Este es un trabajo de investigación aplicada y además es de tipo cuasi-experimental, debido a que se busca integrar hardware y software, con el cual se requiere una serie de pruebas en la adquisición de señales, de este modo se investiga un problema de la realidad, y así poder abordarlo desde otro enfoque.

Es una investigación de tipo transversal, ya que los datos fueron recopilados en un tiempo determinado para posteriormente ser procesados.

#### 3.2. Método de Investigación

El método de investigación es exploratoria, ya que implica un primer acercamiento al tema en cuestión. Aquí no se pretende alcanzar grandes niveles de desarrollo, sino más bien, de encontrar patrones para llegar a una explicación, es decir, determinar las características principales de las señales tomadas del brazo humano con el fin de encontrar rasgos propios de cada señal. Para conseguir esto, previamente se trabajó con una base de datos de acceso libre del artículo publicado en [23] de la New Castle University. En <http://dx.doi.org/10.17634/137930-2> se encuentra en la base de datos con un archivo .Text que incluye los detalles del protocolo que siguieron. Se procedió a procesar esos datos en MatLab con el algoritmo EMD para que después sean comparados con los resultados que se obtengan al realizar nuestra propia configuración experimental, con el fin de encontrar rasgos propios de cada señal electromiográfica.

#### 3.3. Enfoque

Por el tipo de datos que estamos manejando se dice que es de enfoque cuantitativo. El uso de técnicas de procesamiento digital requieren de análisis estadísticos para determinar el comportamiento de las señales, y basándonos en esto determinar la certeza del dispositivo para identificar los niveles de fuerza para el movimiento de cerrar la mano realizado con el brazo humano.

### **3.4. Inferencia**

El tipo de inferencia para esta investigación es deductiva. Esto se debe a que se parte de una idea muy general de cómo se producen las señales mioeléctricas en el cuerpo humano y posteriormente se determinan las características principales de las señales tomadas del brazo humano, con el fin de encontrar rasgos y comportamientos propios de cada señal, pudiendo así clasificar las señales electromiográficas.

### **3.5. Población de Estudio**

Se descargó una base de datos pública de internet de la Universidad de Tecnología de Sydney, Australia. Junto con la base de datos se incluía un artículo en el cual se mencionaba que participaron 10 sujetos de entre 21 años y 33 años de edad, todos varones y sin ninguna complicación muscular para la elaboración de la base de datos.

También se desarrolló un protocolo experimental en el laboratorio de la Facultad de Ciencias Físico Matemáticas de la Benemérita Universidad Autónoma de Puebla, en Puebla, México, para la elaboración de una nueva base de datos en donde se recopiló la información de 10 personas adultas jóvenes de entre 21 años y 30 años, entre ellos 3 mujeres, todos sin ninguna complicación muscular.

Para enriquecer el análisis estadístico del sistema se le solicitó a cada individuo realizar 5 intentos por cada nivel de fuerza.

Todos los sujetos de prueba fueron introducidos al tema en una charla informativa de 15 minutos y posteriormente se les entregó una carta de consentimiento que permitiría usar los datos obtenidos para ser procesados y subir las señales recopiladas a internet de manera anónima.

A continuación está la liga donde puede consultarse la base de datos:

<https://github.com/luciorebolledo?tab=repositories>

### **3.6. Preliminares experimentales**

El reconocimiento de patrones EMG ha sido adoptado en investigaciones académicas y comerciales, mostrando mejoras en el control de prótesis de mano. En el artículo publicado por K. Nazarpour [23] se investigó el efecto combinado de dos factores dinámicos, a saber, la orientación del antebrazo y los niveles de contracción muscular, sobre la generalización del reconocimiento de patrones EMG. Se utilizaron varias funciones EMG recientes en el dominio del tiempo y la frecuencia para estudiar la precisión de la clasificación EMG,

el cual nos sirvió como base de esta investigación, pues al entender cómo Nazarpour y su equipo recopilaban la información contenida en la base de datos extraído se puedan conseguir dos cosas: la primera es intentar replicar el experimento y la segunda es aplicarle el algoritmo EMD a su base de datos para después comparar los resultados con la base de datos conseguido en este trabajo.

En el artículo, se menciona que reclutaron a 10 sujetos con extremidades intactas con un rango de edad de 20–33 años. Los datos de seis electrodos EMG se registraron con un sistema EMG de escritorio Bagnoli, con una ganancia de 1000. Los electrodos se espaciaron por igual a lo largo de la circunferencia del antebrazo para las extremidades intactas, como se muestra en Figura 17. Se aplicaron electrodos de superficie de 2 ranuras en cada uno de los sensores para unirlos firmemente a la piel. Se colocó un electrodo de referencia cerca de la muñeca de los sujetos.



Figura 17: Configuración de los electrodos EMG [23].

Además, se utilizó un convertidor de analógico a digital de 12 bits para muestrear la señal a 4000 Hz. Los sujetos se sentaron frente a una pantalla de computadora estándar. Realizaron seis clases (C1-C6) de movimientos:

- Cerrar la mano (C1)
- Abrir la mano (C2)
- Extensión de la muñeca (C3)
- Flexión de la muñeca (C4)
- Desviación cubital de la muñeca (C5)
- Desviación radial de la muñeca. C6)

Consideraron tres orientaciones del antebrazo: muñeca en supinación total, en reposo y en pronación total. Ver Figura 18.

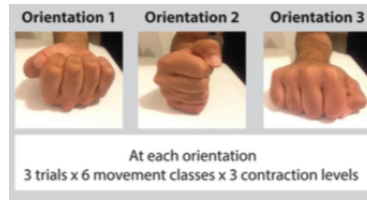


Figura 18: Las tres orientaciones del antebrazo en las que los sujetos realizaron las seis clases de movimientos, cada una en tres niveles de contracción muscular [23].

En cada orientación, los sujetos repitieron los seis movimientos en tres niveles de contracción muscular diferentes: bajo, medio y alto. Se registraron tres ensayos para cada movimiento, cada uno comenzando con el nivel de contracción bajo y aumentando gradualmente la intensidad de la contracción. En total se recogieron 162 ensayos por sujeto: 6 clases de movimiento  $\times$  3 orientaciones de antebrazo  $\times$  3 niveles de contracción  $\times$  3 intentos por movimiento. Para evitar la fatiga, cada prueba duró 5 s y los sujetos tenían hasta 10 s de descanso entre las pruebas. Con esto, se investigó el efecto de las características extraídas en la generalización del reconocimiento de patrones EMG. Extrayendo así las siguientes características:

1. Características basadas en la transformada Wavelet: se utilizó la familia Symmlet con cinco niveles de descomposición. Las características fueron el logaritmo de la media de los coeficientes de wavelet al cuadrado en cada nivel
2. Características del dominio del tiempo (TD): comprende la raíz cuadrática media (RMS), la longitud de la forma de onda (WL), el número de cruces por cero (ZC), el cambio de signo de la pendiente (SSC) y el valor absoluto medio (MAV)
3. TDAR1: una combinación de la función RMS y coeficientes autorregresivos (AR) de orden 5
4. TDAR2: una combinación de entropía muestral (SE), WL, coeficientes de cepstrum de cuarto orden y coeficientes AR de orden 5.
5. Características discretas basadas en la transformada de Fourier (DFT)
6. Descriptores espectrales de potencia en el dominio del tiempo (TD- PSD)

Los conjuntos de características de 1 a 4 se han utilizado ampliamente en el control mioeléctrico. Los resultados obtenidos por K. Nazarpour y su equipo son prometedores, es por eso que se escogieron como la base de investigación de este trabajo.

Los resultados a los que llegaron muestran que las características TD-PSD y DFT recientemente propuestas son superiores, en términos de precisión de clasificación, a otras características; con una tendencia a que la función TD-PSD produzca mejores resultados. El entrenamiento del clasificador con datos de diferentes orientaciones del antebrazo y el uso de las funciones TD-PSD y DFT ofrecieron soluciones prometedoras al problema de identificar los movimientos de la mano y la muñeca cuando se realizan en diferentes orientaciones y niveles de contracción muscular.

### **3.7. Instrumentación**

Los instrumentos utilizados para la configuración experimental fueron tres electrodos, se conectan con sus respectivos cables compuestos por: uno rojo y uno amarillo (de medición), y uno verde (de referencia). Estos electrodos son de la marca Beybi, sin embargo, también se utilizaron de la marca Ambiderm. En promedio se utilizaron 3 electrodos por cada 5 personas y posteriormente se desecharon. Se utilizó una tarjeta comercial convencional basada en el amplificador TL084. Para alimentar la tarjeta se utilizó una fuente de voltaje Tektronix PS280 Laboratory DC Power Supply que es una fuente de alimentación regulada para alimentar circuitos lógicos. El Tektronix PS280 DC Power Supply tiene: triple salida, un suministro fijo de 5 V y 3 A, dos salidas variables, 0 a 30 V, 2 A, indicador LED de salida digital, limitación de corriente variable, modo de seguimiento independiente seleccionable y seguimiento dual, variable 0 a 30 V, 2 A. La señal posterior a ser amplificada es recibida por el osciloscopio Mixed Domain Oscilloscopes - MDO3012 de la marca Tektronix que corresponde a una gama de productos de serie MDO3000. Cuenta con: dos canales, un ancho de banda de 100 MHz, una frecuencia de muestreo de 2.5 GSPS, una profundidad de memoria de 10 Mpts y un tiempo de subida de 4 ns. La captura de datos se llevó a cabo con una laptop Lenovo Core i7 de octava generación de 2.2 GHz con ocho gigas de ram disco SSD de 500 GB y tarjeta de video NVIDIA GeForce GTX1050 con memoria GPU de 4 GB. Mientras que para el procesamiento se utilizó una computadora MacBook Pro de la marca Apple con Intel Core i7 de 2.8 GHz, con 2 ranuras de memoria cada una con un módulo de memoria DDR3 de 1333 MHz. Para el monitoreo de las señales del dispositivo, se ha desarrollado un programa en Python en el cual, se registran las señales del movimiento por bloques. Todos los datos registrados son almacenados por el programa generando un archivo binario con el propósito de abarcar poco espacio de memoria. Para el procesamiento de las señales almacenadas, se desarrolló un programa en MatLab con el propósito de extraer las características de todas las señales.

### 3.8. Materiales

Electrodos húmedos para EMG, ECG y EOG de la marca Ambiderm.

Tarjeta comercial convencional basada en el amplificador TL084.

Fuente de voltaje Tektronix PS280 Laboratory DC Power Supply

Osciloscopio Mixed Domain Oscilloscopes - MDO3012 de la marca Tektronix.

Computadora MacBook Pro de la marca Apple.

### 3.9. Procedimiento

Los participantes no tenían experiencia previa con interfaces controladas por EMG. Los sujetos fueron introducidos al sistema en una sesión informativa de 20 minutos antes del experimento principal. Y llenaron una carta de consentimiento.

Antes de comenzar a tomar mediciones hay que tomar en cuenta el cuidado que se debe considerar al operar el equipo, ya que se deben realizar pruebas para asegurarse de que todo esté en orden y efectivamente se registren las señales miográficas.

La limpieza de la piel es indispensable para la adquisición de una señal EMG, ya que reduce el nivel de ruido en la señal adquirida. El procedimiento de preparación de la zona donde se trabajará es el siguiente:

- Trabajar en zonas donde los vellos de la piel interactúen poco con los electrodos.
- Limpiar la piel para descartar la presencia de aceites o capas de células muertas. De preferencia se realiza con alcohol isopropílico para que se evapore rápidamente. Esto con la finalidad de reducir la impedancia en la interfaz piel-electrolito-electrodo.
- Colocar al sujeto de prueba en una posición de inicio que nos permita reconocer adecuadamente dónde se encuentran los músculos a estudiar. Esta posición es una descripción de la postura de la persona, así como la orientación y posición de la extremidad en donde se colocaron los electrodos.

Una vez tomadas en cuenta las recomendaciones, se procedió con el experimento.

1. Se les pidió a los sujetos sentarse frente a una mesa de 80 cm de alto y posicionar el brazo en un ángulo mayor a los 90 grados con respecto al bíceps y con la palma de la mano apuntando hacia dentro.
2. Para la colocación de los electrodos únicamente se consideró el músculo flexor radial del carpo, por lo que los electrodos de diferencia se colocaron superficialmente encima de este músculo, mientras que el electrodo de referencia se colocó en la parte exterior del brazo arriba del codo en la parte inicial del húmero.
3. A los electrodos se les agregó una gota de gel conductivo antes de ser debidamente colocados.
4. La configuración de trabajo se dividió en 5 segmentos: Fase inicial, relajación, cambio 1, tarea y cambio 2.
  2. La fase inicial tuvo una duración de un segundo y solo se tomó en cuenta una única vez al inicio de la configuración. La fase de relajación y trabajo tuvieron una duración de cuatro segundos. Las fases de cambio 1 y 2 tuvieron una duración de dos segundos y que indican el cambio entre relajación y trabajo.

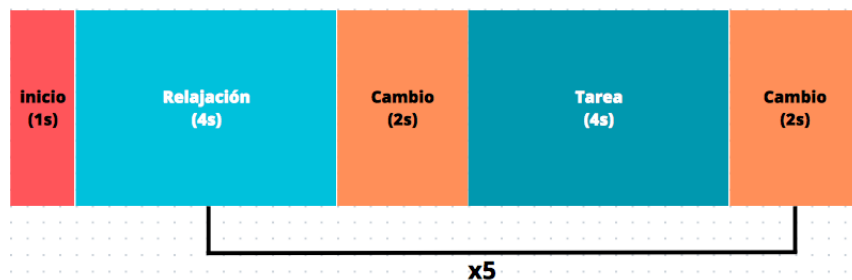


Figura 19: Configuración de trabajo para los participantes

5. Se pidió a los participantes repetir la configuración de trabajo 5 veces, es decir, 5 relajaciones y 5 trabajos de forma consecutiva a un nivel de fuerza medio.
6. Posteriormente, se repitió el protocolo, pero variando el nivel de fuerza al máximo que los participantes pudiesen.
7. Para la configuración experimental se conectó la tarjeta con sus respectivos 3 electrodos a una fuente de voltaje y también al osciloscopio para leer e interpretar las señales recibidas. Ver Figura 20

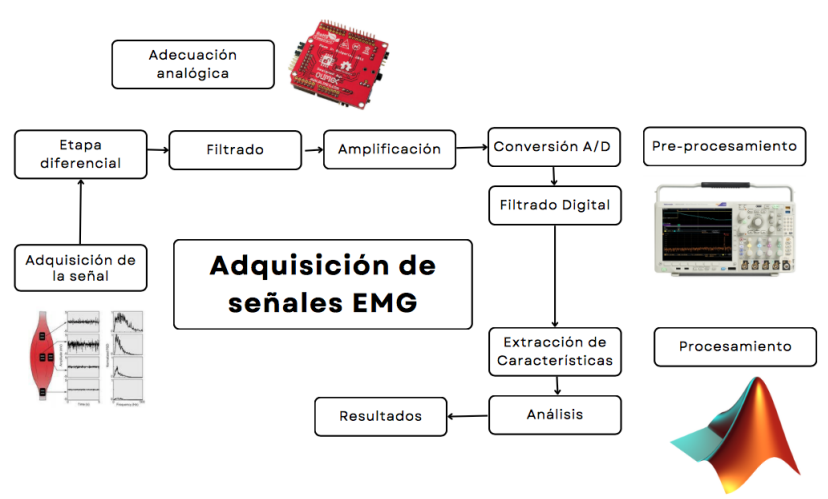


Figura 20: Configuración experimental

8. La PC se conectó al osciloscopio para guardar los datos capturados y guardarlos en un archivo binario.
9. Finalmente, con el programa MatLab se diseñó un software para leer los archivos en binario y procesar las señales.

Es importante mencionar que el programa que controló la configuración de trabajo ya estaba diseñado y solo se programó para que tuviera las condiciones que buscábamos.

### 3.10. Captura de Datos

Los datos de los electrodos EMG se registraron con un sistema EMG, con una tarjeta comercial conectada a una fuente de voltaje a  $\pm 9 V$  y a su vez al osciloscopio en un solo canal con una ventana de divisiones a  $200 mV$  en el eje Y y  $400 ms$  en el eje X; con un trigger a  $68 mV$  y una frecuencia de muestreo de  $250 kM/s$  con un total de  $1 M$  muestras.

En python se modificó un programa que siguiendo la configuración de trabajo se emitieran sonidos para la fase de inicio y las fases de cambio, así los individuos identifican en qué momento cambiar de movimiento (relajación o mano cerrada). Este programa almacenó la información en 10 segmentos (5 de relajación y 5 de tarea) continuos y los guardó en archivos binario con la siguiente sintaxis: EMG\_Sujeto \_Nivel.bin, por ejemplo EMG\_S1\_Mid.bin; el cual indica que son las señales EMG almacenadas del sujeto de prueba 1 del nivel de fuerza Middle que es medio en español.

Se capturaron dos archivos por sujeto correspondientes a dos niveles de fuerza distintos que son Middle

(medio) y High (Alto). Para este último se utilizaron unas mancuernas "Hand Grip" que sirvieron de apoyo para que los participantes aplicaran una fuerza estándar mayor a la de Middle.

### 3.11. Procesamiento

Los datos almacenados y guardados en archivos binario fueron procesados en MatLab. Los archivos se guardaron en binario debido a de que ocupan menos espacio en disco. En MatLab se realizó la tarea de leer estos archivos. Cabe mencionar que, al pasar las señales de binario a MatLab, estas señales contenían datos que interrumpían las señales en cada segmento, por lo que el primer paso para procesar es limpiar la señal de tal forma que no contenga esas muestras en la señal. En la Figura 21 se identificaron los puntos en donde la señal se interrumpe y se diseñó un código para eliminar esas muestras.

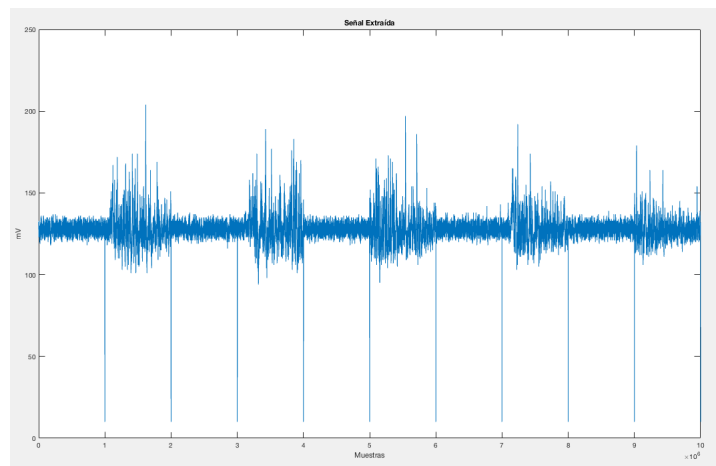


Figura 21: Señal recién extraída del archivo binario

Obteniendo así las señales limpias como se muestra en la Figura 22.

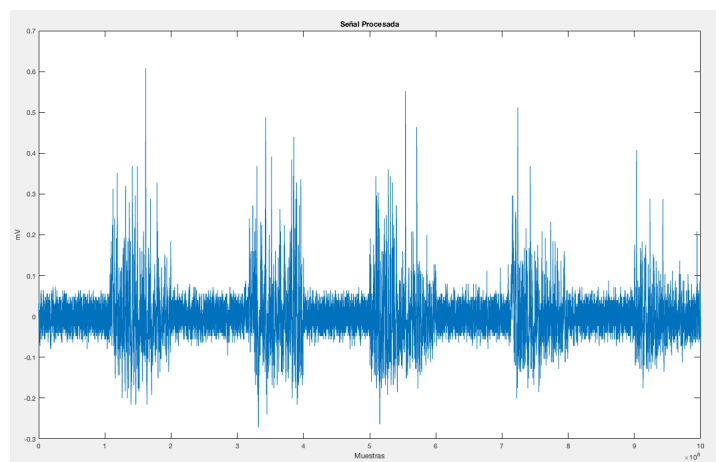


Figura 22: Señal después de ser procesada

Por otro lado, los datos extraídos del trabajo de K. Nazarpour y su equipo ya tenían una estructura de almacenamiento, como se muestra en la Figura 23:

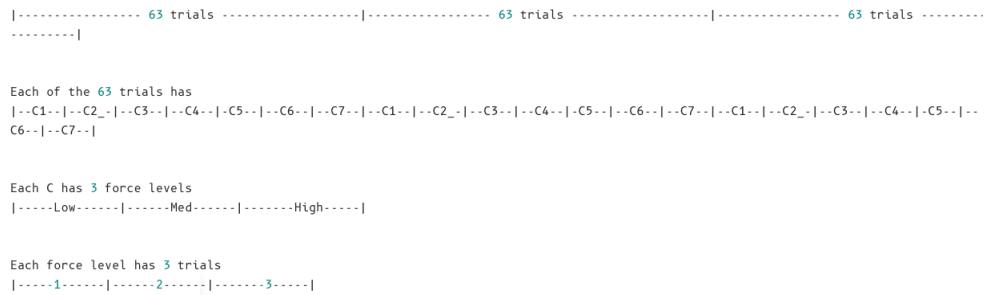


Figura 23: Estructura de la base de datos almacenados de internet

Esto significa que si se desea acceder a la primera clase, en este estarán contenidos nueve intentos que corresponden a los tres intentos por cada nivel de fuerza. De hecho están guardados en el siguiente orden:

- |                       |                       |                       |
|-----------------------|-----------------------|-----------------------|
| 1. – $C1 - T1 - Low$  | 4. – $C1 - T2 - Low$  | 7. – $C1 - T3 - Low$  |
| 2. – $C1 - T1 - Mid$  | 5. – $C1 - T2 - Mid$  | 8. – $C1 - T3 - Mid$  |
| 3. – $C1 - T1 - High$ | 6. – $C1 - T2 - High$ | 9. – $C1 - T3 - High$ |

Para ser procesadas estas señales se tuvo que dividir en tres partes que corresponden a cada nivel de fuerza. Además, al ser un experimento basado en electrodos que no son bipolares, se debe considerar la resta de los canales que se desee estudiar. En este caso solo tomaremos los canales 4 y 5 porque son los electrodos que están encima de nuestro músculo de interés.

### 3.12. Extracción de Características

La extracción de características consiste en obtener información relevante de la señal de EMG mediante una transformación de los datos originales, de esta transformación se obtiene el vector de características. Existen tres tipos de características para la señal de EMG: las características en el dominio del tiempo, en el dominio de la frecuencia y en el dominio de tiempo- frecuencia [24].

Las características en el dominio del tiempo son las más populares en aplicaciones de tiempo real, esto se debe a que no se necesita hacer transformación alguna de los datos. Se basan simplemente en la amplitud de la señal, forma de onda y algunas características que se relacionan con la frecuencia. Tal es el caso de la

raíz media cuadrada (RMS).

Las características en el dominio de la frecuencia son ampliamente utilizadas para el estudio de la fatiga muscular. La transformada de Fourier (FFT) propone una señal continua y periódica que puede ser representada como la suma, una serie de ondas sinusoidales adecuadamente elegidas, que permite representar cualquier serie temporal periódica e irregular como una suma de sinusoides regulares, de distintas frecuencias, amplitudes y fases relativas.

En el análisis espectral, la transformada de Fourier pierde la información de la señal concerniente al dominio del tiempo y no puede decirnos cuando un evento en particular se lleva a cabo [27]. Esta limitación es aceptable para señales estacionarias cuyas propiedades no cambian a lo largo del tiempo; sin embargo, para el análisis de señales no estacionarias, como en el caso de las señales de EMG, esta limitación no es aceptable. Es por este motivo que se requiere de una herramienta de análisis que nos proporcione tanto información en frecuencia como en tiempo. Las herramientas de análisis en tiempo-frecuencia son capaces de darnos la información temporal de la cual se carece en el análisis espectral.

Las técnicas de análisis en el dominio tiempo-frecuencia nos permite tener acceso a la información en ambos dominios, tanto tiempo como frecuencia, lo que nos permite realizar análisis más fiables y más completos. Sin embargo, requieren de muchas operaciones matemáticas, por lo que hace el procesado mucho más tardado. Una técnica para analizar datos variantes en el tiempo es EMD.

En este trabajo se aplicaron estas tres técnicas de análisis en el siguiente orden:

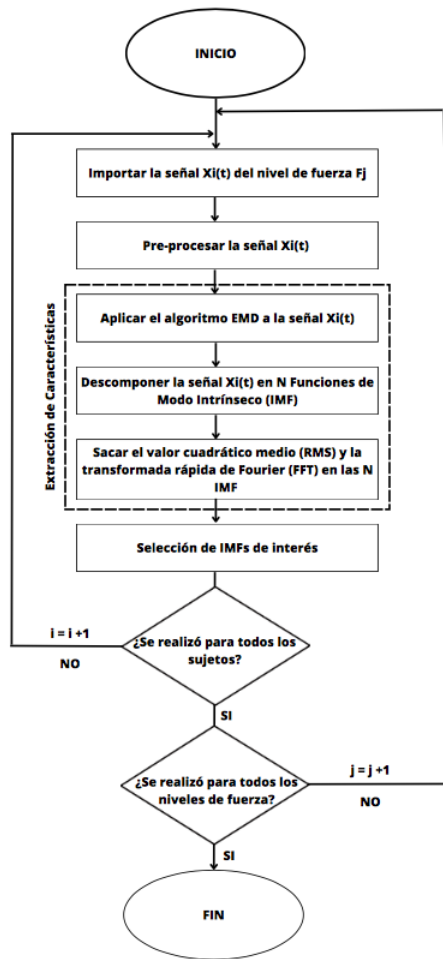


Figura 24: Diagrama de flujo de los pasos para obtener la extracción de características

1. Importar la señal que se desea analizar. Los archivos almacenados en la configuración experimental fueron guardados como archivos .bin; para leer la información en MatLab primero se tuvieron que pasar a un formato .mat. Esta transición altera la información extraída, ya que los archivos .bin guarda la información en renglones mientras que los archivos .mat los guarda en un solo vector, agregando muestras que corresponden a los saltos de renglón de los archivo .bin.
2. Pre-procesamiento de la señal. Se debe realizar un pre-procesamiento que consiste en limpiar las señales de todo tipo de muestras extras por la transición de archivo .bin a .mat. Agrupar las señales en dos clases: relajación y tarea, para el caso de la base de datos del laboratorio y en tres niveles de fuerza para la base de datos de internet.
3. Aplicar el algoritmo EMD la señal. Una vez limpias y separadas las señales, es posible aplicar el algoritmo EMD de cada uno de los sujetos y posteriormente para cada nivel de fuerza.
4. Descomponer la señal en N fuciones de modo intrínseco. Toda la información extraída del algoritmo

EMD con sus respectivas IMFs son guardadas en matrices para cada uno de los sujetos

5. Calcular el valor cuadrático medio y la transformada rápida de Fourier a cada una de las funciones de modo intrínseco. Aplicamos el valor RMS en cada una de las IMFs y se guardaron los valores en una matriz para todos los sujetos, mientras que la FFT se aplicó de manera individual.
6. Realizar un análisis de las características extraídas. Se compararon los resultados obtenidos entre los valores RMS y las FFT para seleccionar las IMFs de interés que contengan la información que se está buscando y obtener la potencia total promedio por cada nivel de fuerza.

El propósito de aplicar las tres técnicas de análisis es obtener la mayor cantidad de información sobre las señales basada en el algoritmo EMD.

## Capítulo 4

### 4. Resultados

#### 4.1. Resultados del Laboratorio

Se procedió a descomponer las señales en 2 intervalos (Relajación y Tarea). Esto con el fin de analizar la diferencia entre un estado y otro. Ya separadas las señales se les aplicó el algoritmo EMD, el cual arrojó que las señales se descomponen en 10 IMFs para analizar. A las 10 IMFs se les aplicó el valor RMS al cuadrado con el fin de extraer información, es decir, cuánta potencia hay en las señales IMF. Cabe mencionar que cuando aplicamos EMD a las señales de relajación y trabajo, se obtuvieron 10 IMFs por intento, que al sacar los valores de potencia, entonces estamos hablando de matrices de (5x10x13) que son las potencias de los 5 intentos por 10 IMFs por 13 personas. Por lo tanto, se sacó la potencia promedio de los 5 intentos por sujetos, llegando entonces a los valores de los 13 sujetos.

	MEDIO									
	IMF-5		IMF-6		IMF-7		IMF-8		IMF-9	
	Reposo	Tarea	Reposo	Tarea	Reposo	Tarea	Reposo	Tarea	Reposo	Tarea
SU - 1	4.43E-06	6.94E-05	9.04E-05	0.00038006	0.00022491	0.00161455	9.38E-05	0.0026628	0.00014478	0.00434789
SU - 2	1.08E-05	5.67E-05	0.00013462	0.00030024	0.00056562	0.0010633	0.00045503	0.00170266	0.00049839	0.00322913
SU - 3	3.29E-06	3.32E-06	3.12E-05	6.00E-05	0.00011552	0.00014867	0.00013332	0.00073679	0.00028084	0.00079544
SU - 4	8.74E-06	1.21E-05	5.84E-05	0.00010817	0.00065647	0.00047305	0.00041885	0.00077191	0.00072528	0.00130303
SU - 5	7.11E-06	9.36E-06	0.00017463	0.00019112	0.00045356	0.00056495	0.00025323	0.0011644	0.00029621	0.00114545
SU - 6	1.08E-05	9.19E-05	8.37E-05	0.00042146	0.0002101	0.00132824	0.00037881	0.00311687	0.00046743	0.00550602
SU - 7	1.33E-05	5.41E-05	0.00013649	0.00029555	0.00071424	0.00087125	0.00130666	0.00147568	0.00268298	0.00233429
SU - 8	9.04E-06	1.04E-05	0.00015255	0.00034041	0.00036069	0.00053389	0.0004193	0.00125563	0.00066313	0.00236136
SU - 9	3.54E-06	2.31E-05	0.00023238	0.00060829	0.00032097	0.00078532	0.00025019	0.00119943	0.00038103	0.00196939
SU - 10	7.12E-06	6.75E-05	5.49E-05	0.00043991	0.00013541	0.00113991	0.00026922	0.003293	0.00051731	0.0039638
SU - 11	5.57E-06	1.48E-05	9.63E-05	0.00024206	0.00025688	0.00055039	0.00021387	0.00104734	0.00043371	0.00195839
SU - 12	1.06E-05	0.0001145	0.00039134	0.00048679	0.00036451	0.00123795	0.00021805	0.00304257	0.00048668	0.00457611
SU - 13	4.50E-06	2.42E-05	0.00040297	0.00026601	0.00037397	0.00049686	0.0002389	0.00143572	0.00038562	0.00190238

Figura 25: Tabla de potencias de la IMF-5 a la IMF-9 de los 13 sujetos en relajación y en tarea a un nivel de fuerza medio.

	ALTO									
	IMF-5		IMF-6		IMF-7		IMF-8		IMF-9	
	Reposo	Tarea	Reposo	Tarea	Reposo	Tarea	Reposo	Tarea	Reposo	Tarea
SU - 1	4.44E-06	9.98E-05	9.60E-05	0.00049084	0.00021249	0.00121485	0.00010958	0.00490553	0.00017888	0.00450844
SU - 2	7.94E-05	0.00041083	0.00037017	0.0010764	0.00199153	0.00288861	0.00407331	0.00847997	0.00481643	0.01146271
SU - 3	3.80E-06	2.06E-05	6.26E-05	0.00019126	0.0001156	0.00048399	0.00036061	0.00282743	0.0004277	0.00483544
SU - 4	1.04E-05	1.41E-05	7.33E-05	0.00018595	0.00073537	0.00083631	0.00045546	0.00160784	0.00063409	0.00266503
SU - 5	0.00041328	0.00099376	0.00107703	0.00245778	0.00196848	0.0068977	0.01201977	0.0236401	0.0154699	0.02112977
SU - 6	0.0001112	0.00056667	0.00028359	0.00096963	0.00186252	0.00278074	0.00370482	0.01117859	0.00601552	0.01030535
SU - 7	0.00011178	0.0008729	0.0003001	0.00355939	0.00279593	0.00868033	0.00327706	0.02020068	0.00325712	0.02087955
SU - 8	4.88E-06	7.96E-06	0.00011805	0.00078486	0.00031735	0.00077377	0.00030202	0.00513899	0.00103895	0.00785463
SU - 9	5.73E-06	5.80E-05	0.00032099	0.00078194	0.00042765	0.00096934	0.00047537	0.00271265	0.00064992	0.00405537
SU - 10	3.42E-06	0.0002401	1.84E-05	0.00069742	7.90E-05	0.00161711	0.00011508	0.00737935	0.00016182	0.01100396
SU - 11	5.51E-06	3.60E-05	9.42E-05	0.00035968	0.00027108	0.00106075	0.00030384	0.00425975	0.00035104	0.00418085
SU - 12	6.65E-06	0.00050628	0.0004133	0.00125143	0.00039533	0.00550237	0.00181183	0.02062349	0.00073661	0.01919347
SU - 13	5.78E-06	2.05E-05	0.00056648	0.00060913	0.00042619	0.00115746	0.00019348	0.00664538	0.00029994	0.00609739

Figura 26: Tabla de potencias de la IMF-5 a la IMF-9 de los 13 sujetos en relajación y en tarea a un nivel de fuerza alto.

Este proceso se realizó para las señales con nivel de fuerza medio y nivel de fuerza alto para poder compararse.

Los colores representan a los sujetos que participaron.

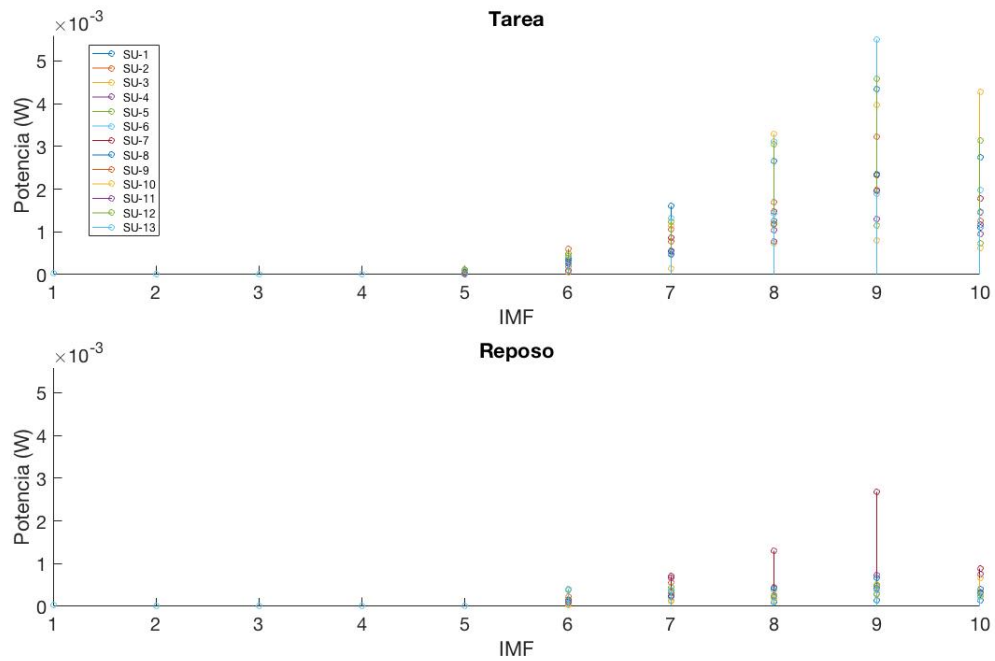


Figura 27: Gráfica de las potencias de las 10 IMFs de los 13 sujetos en tarea y relajación a un nivel de fuerza medio.

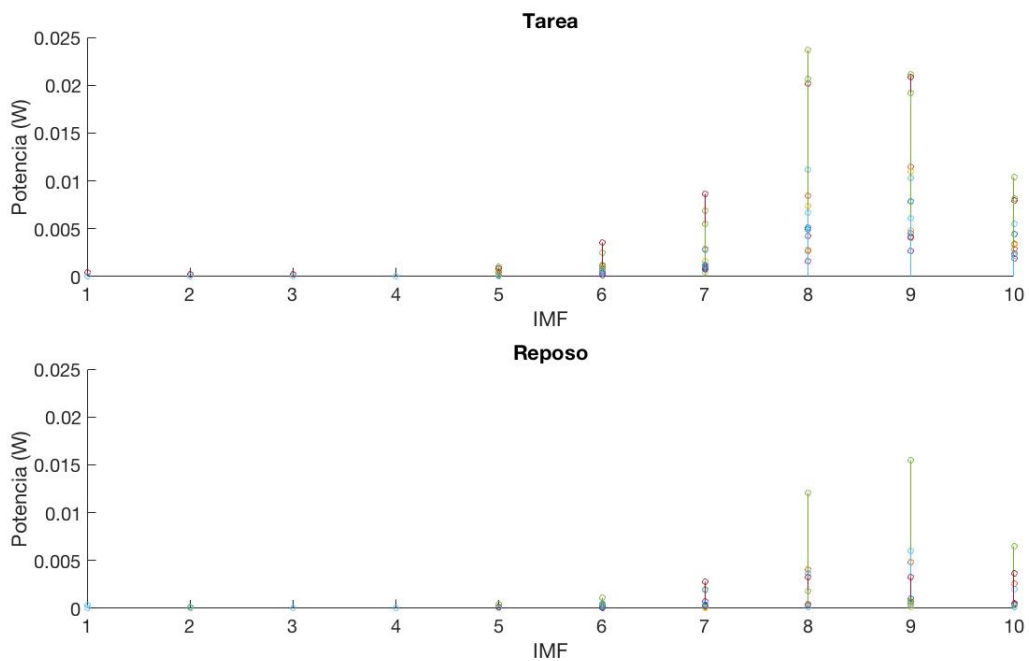


Figura 28: Gráfica de las potencias de las 10 IMFs de los 13 sujetos en tarea y relajación a un nivel de fuerza alto.

Como podemos observar en las gráficas anteriores, por ejemplo, para el caso del nivel de fuerza medio, al

aplicar el algoritmo EMD en cada una de las señales de los 13 sujetos, mientras la señal se va descomponiendo en IMFs, la potencia va incrementando hasta la IMF9 y luego disminuye en la IMF10.

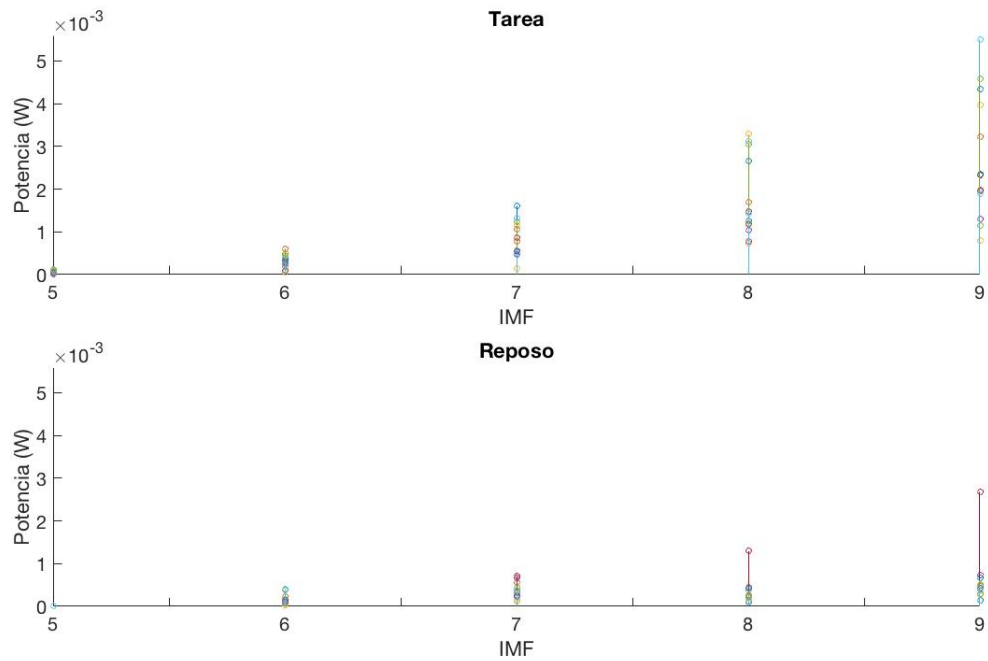


Figura 29: Gráfica de potencias de las IMF 5 - 9 de los 13 sujetos en tarea y relajación a un nivel de fuerza medio.

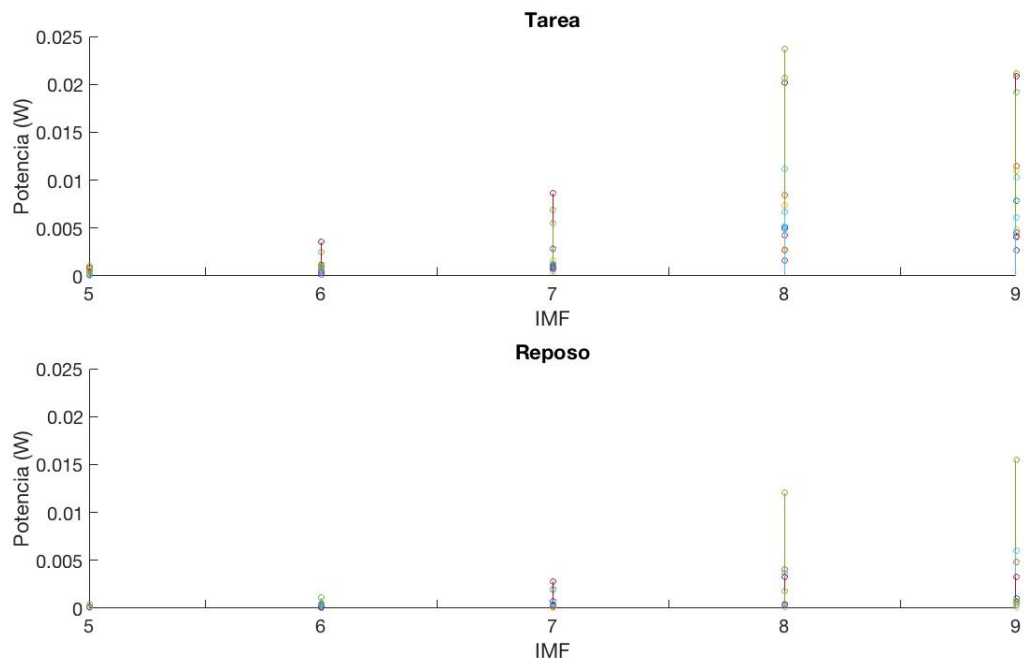


Figura 30: Gráfica de potencias de las IMF 5 - 9 de los 13 sujetos en tarea y relajación a un nivel de fuerza alto.

Por otra parte, se alcanza a identificar que en las IMFs de la 1 a la 4 no varían las potencias entre sujetos, pero de la IMF5 a la IMF9 se logra apreciar el crecimiento, incluso de forma constante.

Sin embargo, al descomponer la señal, no basta con conservar la frecuencia de muestreo de la señal original; también buscamos que estas IMFs se encuentren dentro del rango de frecuencias de las señales EMG que ya habíamos establecido entre 50 Hz - 500 Hz. Para calcular el ancho de banda de cada señal se tomaron las señales de solo 3 sujetos aplicando un nivel de fuerza y se sacó el espectro de amplitud de las 10 IMFs para identificar en qué rango se localiza cada una. Y así finalmente discriminar las IMFs que no nos sirven y obtener la potencia final promedio de las señales.

Ahora bien, ya se logró identificar que las IMFs de interés se encuentra entre la IMF5 a IMF9, pero aún nos falta analizar en qué anchos de banda se manejan estas señales. En la Figura 31, por ejemplo, se muestran los espectros de potencia de las primeras 9 IMFs del sujeto 1 en el nivel de fuerza medio.

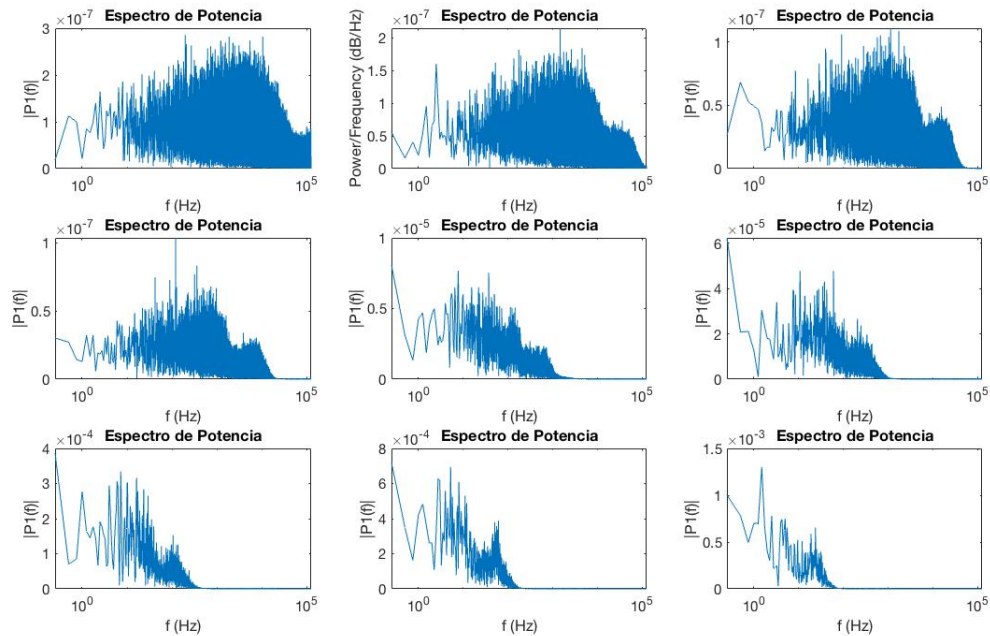


Figura 31: Espectros de potencia de las 9 IMF del sujeto 1 en el primer intento a nivel de fuerza medio.

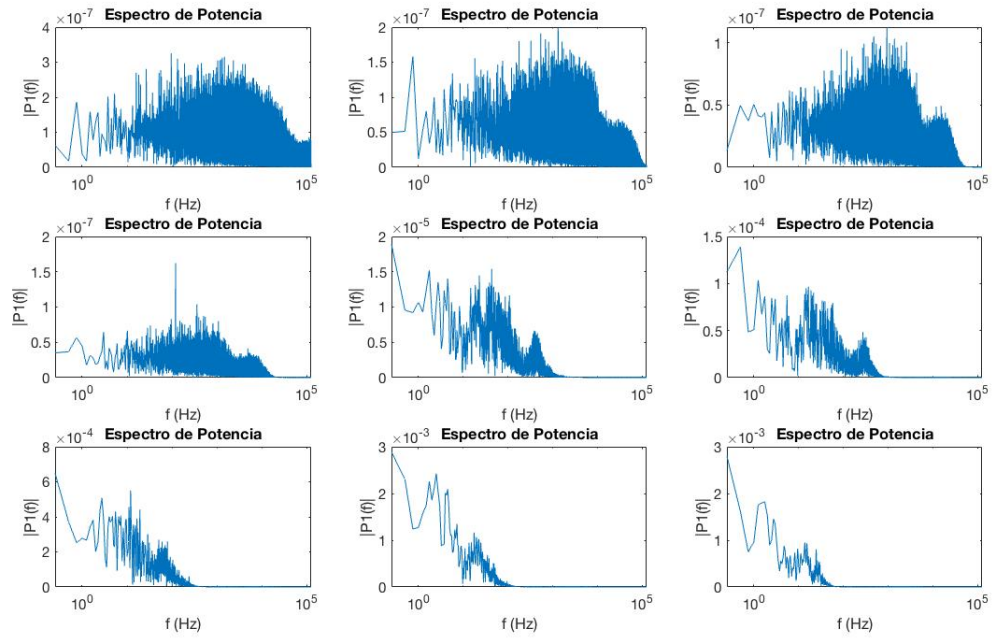


Figura 32: Espectros de potencia de las 9 IMF del sujeto 1 en el primer intento a nivel de fuerza alto.

Observamos que las frecuencias de las IMFs 1 a 4 exceden el ancho de banda que buscamos en las señales EMD; mientras que las IMFs 8 a 9 el ancho de banda es inferior a los 50 Hz.

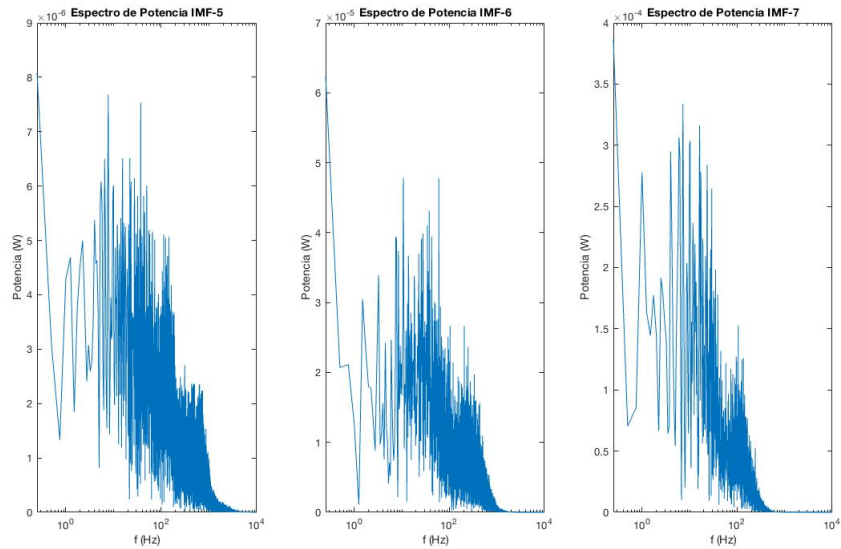


Figura 33: Espectros de potencia de las IMF 5 - 7 del sujeto 1 en el primer intento a nivel de fuerza medio.

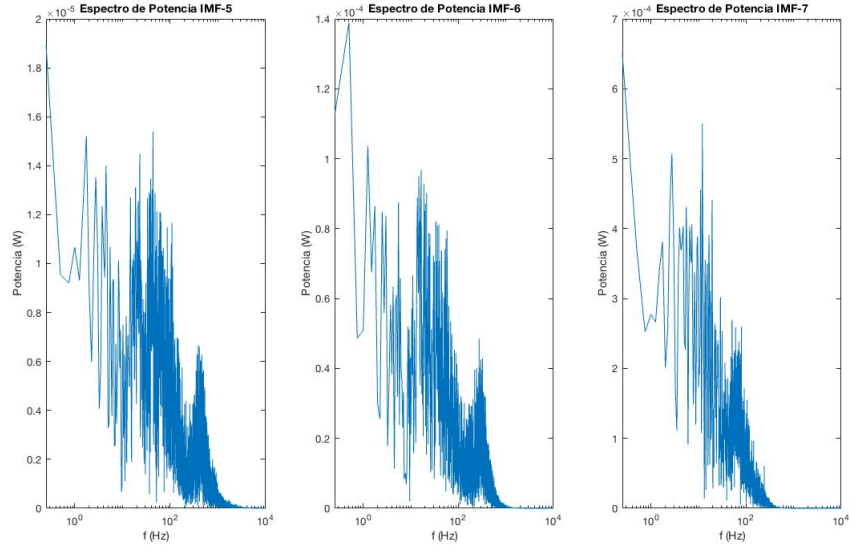


Figura 34: Espectros de potencia de las IMF 5 - 7 del sujeto 1 en el primer intento a nivel de fuerza alto.

La potencia total promedio es la suma de las potencias de las IMFs de interés, de tal forma que, la potencia total promedio es la suma de las potencias de las IMF5, IMF6 e IMF7.

Potencia total promedio en relajación = 0.0107 con una desviación de  $\pm 0,0009$

Potencia total promedio en Mid = 0.0119 con una desviación de  $\pm 0,0005$

Potencia total promedio en High = 0.0521 con una desviación de  $\pm 0,0034$

## 4.2. Resultados del dataset de la Universidad de Sydney

Siguiendo el mismo procedimiento para extracción de características, se aplicó el algoritmo EMD a la base de datos de internet que se descompuso en 10 IMFs; posteriormente se obtuvieron las potencias de las IMFs. Como estamos hablando de las señales de 10 sujetos con 10 IMFs se tuvieron matrices de (10x10). Esto se repitió para los tres niveles de fuerza, llegando así a los valores de potencia de los 10 sujetos para cada nivel de fuerza, como se muestra en la Figura 39

	Datos de Sydney								
	IMF-1			IMF-2			IMF-3		
	Low	Mid	High	Low	Mid	High	Low	Mid	High
SU-1	0.000825558	0.00065676	0.00067988	0.00053228	0.00054785	0.00047793	0.00021557	0.0002294	0.00019479
SU-2	0.000435453	0.00030297	0.00117345	0.00050286	0.00039353	0.00089107	0.00027469	0.00023668	0.00042186
SU-3	0.000381097	3.33E-05	1.99E-05	0.00269996	0.00175456	0.00157693	0.00088037	0.00082239	0.00087058
SU-4	0.01482869	0.00549311	0.00350044	0.00959479	0.0062454	0.0045141	0.00256572	0.00231266	0.00162005
SU-5	0.049443637	0.04937759	0.12112414	0.03196286	0.02371296	0.06183964	0.00551041	0.00507182	0.00838633
SU-6	0.003257089	0.00523529	0.00281981	0.0011576	0.00217953	0.00153434	0.0003876	0.00064627	0.00043836
SU-7	0.001803129	0.00140871	0.00384036	0.00178839	0.00133076	0.00257215	0.00059662	0.00056882	0.00108483
SU-8	0.004559426	0.00355559	0.00145564	0.00312009	0.00308038	0.00115756	0.00157433	0.00101587	0.0003893
SU-9	0.000835071	0.00089461	0.00112224	0.00046699	0.00065794	0.00093011	0.00022193	0.00027171	0.00036218
SU-10	0.003005624	0.00141967	0.00094611	0.0021838	0.00139502	0.00111452	0.00085452	0.00054242	0.00033725

Figura 35: Tabla de potencias de la IMF-1 a la IMF-5 de los 10 sujetos en los tres niveles de fuerza

Si comparamos estos resultados de forma individual (por colores) para cada nivel de fuerza obtenemos las siguientes gráficas:

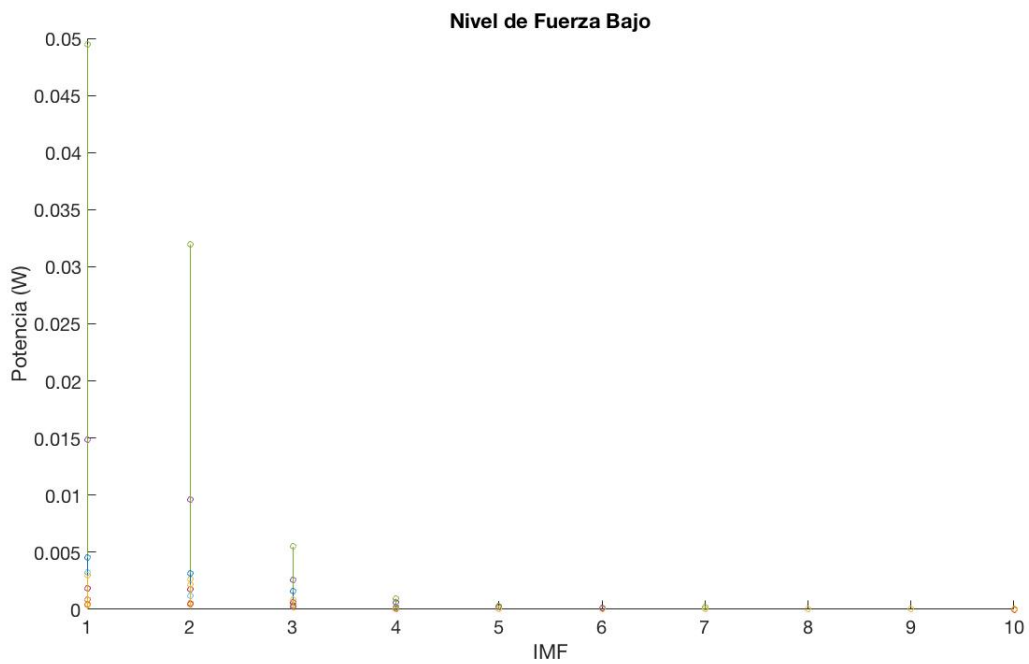


Figura 36: Gráfica de potencias de las 10 IMFs de los 10 sujetos a un nivel de fuerza bajo.

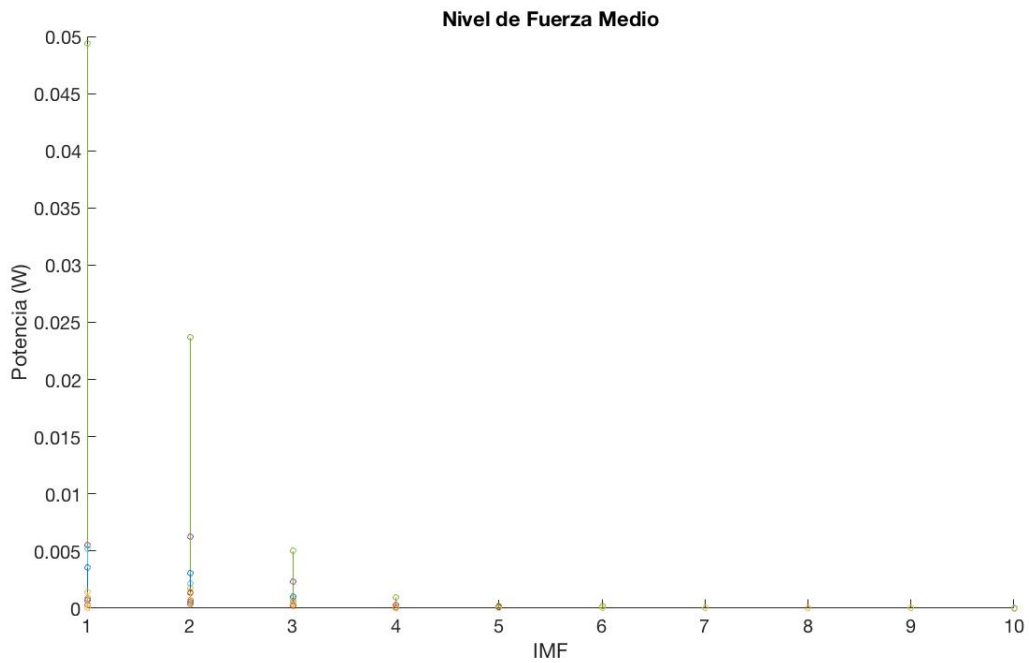


Figura 37: Gráfica de potencias de las 10 IMFs de los 10 sujetos a un nivel de fuerza medio.

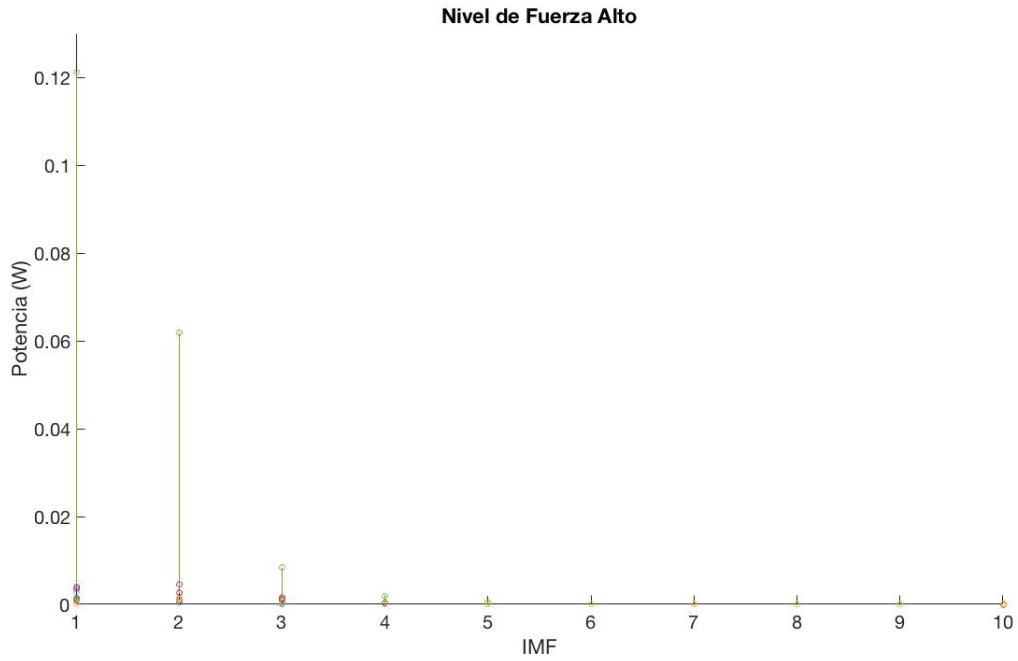


Figura 38: Gráfica de potencias de las 10 IMFs de los 10 sujetos a un nivel de fuerza alto.

Es importante notar que las IMFs con mayor potencia se encuentran entre las primeras 5 IMFs, por lo que desde ahí podemos deducir que la potencia total promedio se encuentra entre esas IMFs. Ver Figura 39,40 y 41

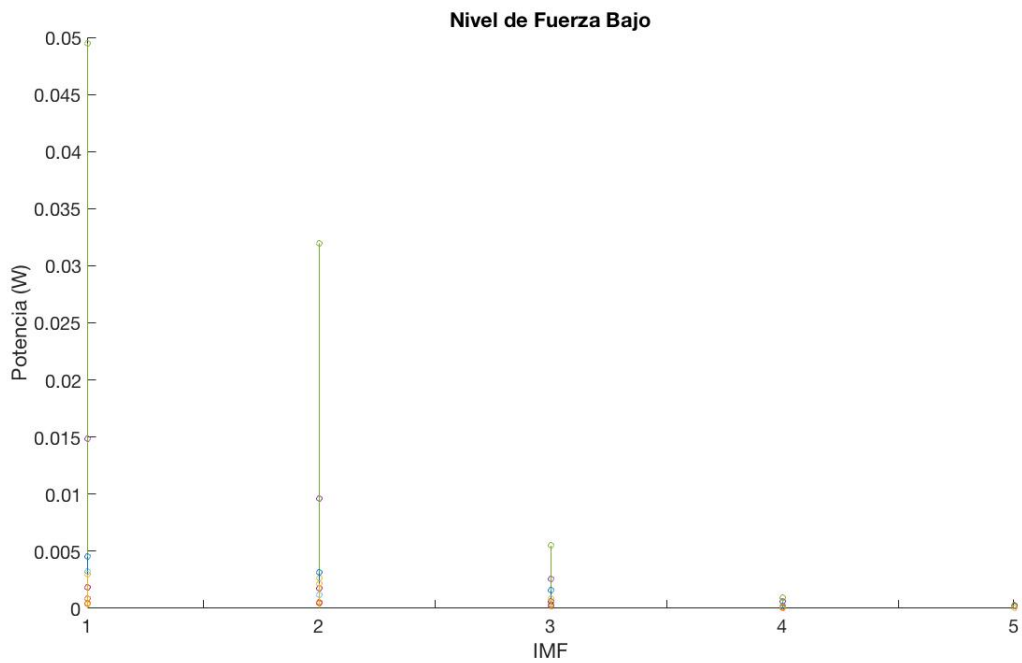


Figura 39: Gráfica de potencias de las IMF-1 a IMF-5 de los 10 sujetos a un nivel de fuerza bajo.

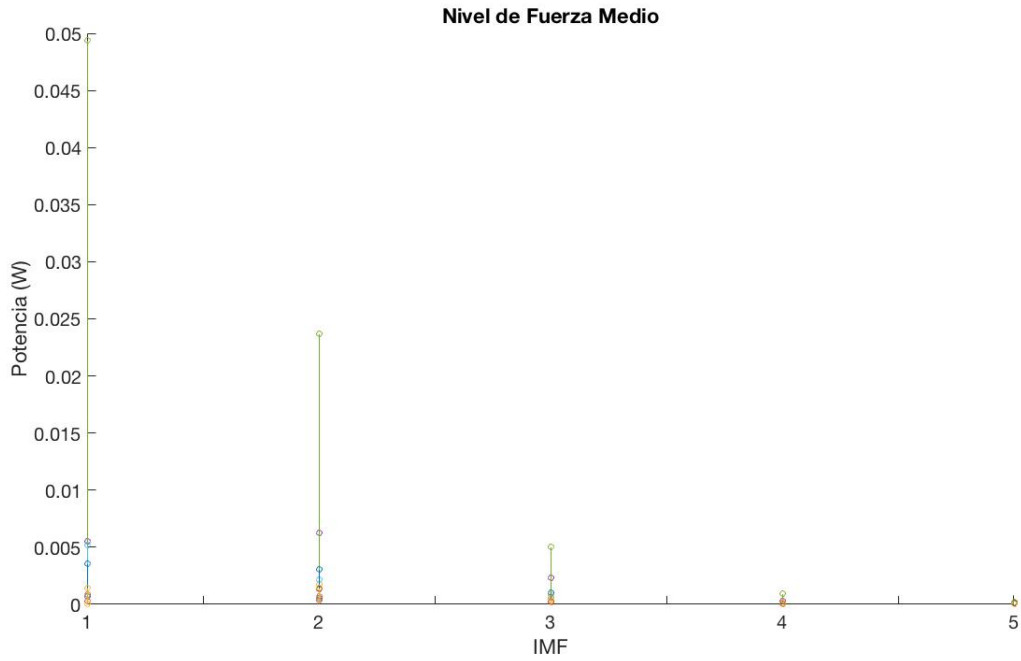


Figura 40: Gráfica de potencias de las IMF-1 a IMF-5 de los 10 sujetos a un nivel de fuerza medio.

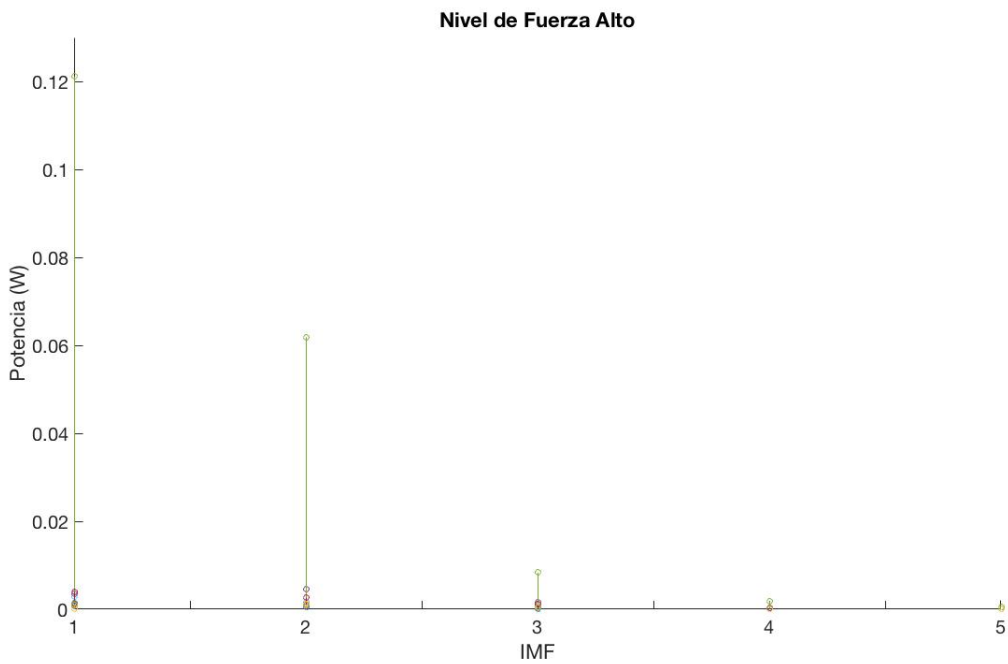


Figura 41: Gráfica de potencias de las IMF-1 a IMF-5 de los 10 sujetos a un nivel de fuerza alto.

Sin embargo, no se puede estar seguro si las cinco IMFs contienen la información que buscamos, así que aplicamos la FFT para corroborar cuáles son las IMFs que están dentro del rango de frecuencias de las señales EMG establecidas entre 50 Hz y 500 Hz. Aplicando FFT a las 10 IMFs de las señales por individuo observamos:

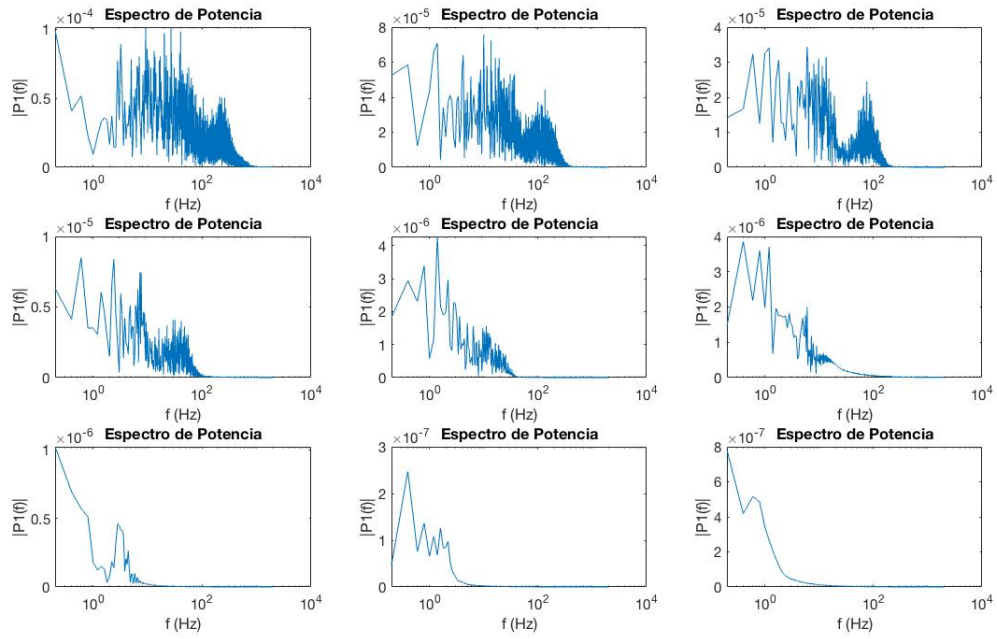


Figura 42: Espectros de potencia de las 9 IMF del sujeto 1 en el primer intento a nivel de fuerza bajo.

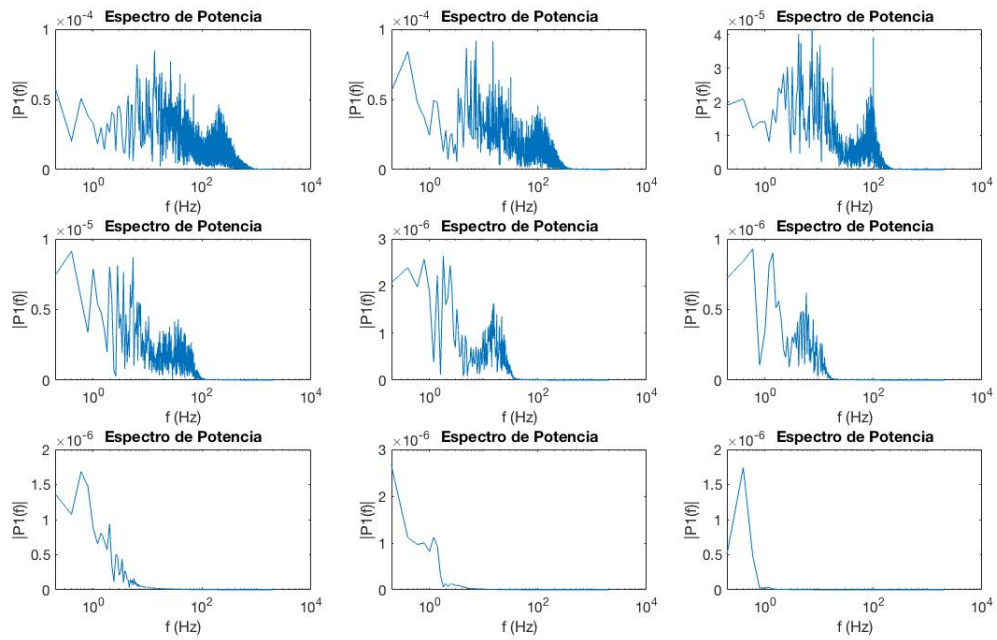


Figura 43: Espectros de potencia de las 9 IMF del sujeto 1 en el primer intento a nivel de fuerza medio.

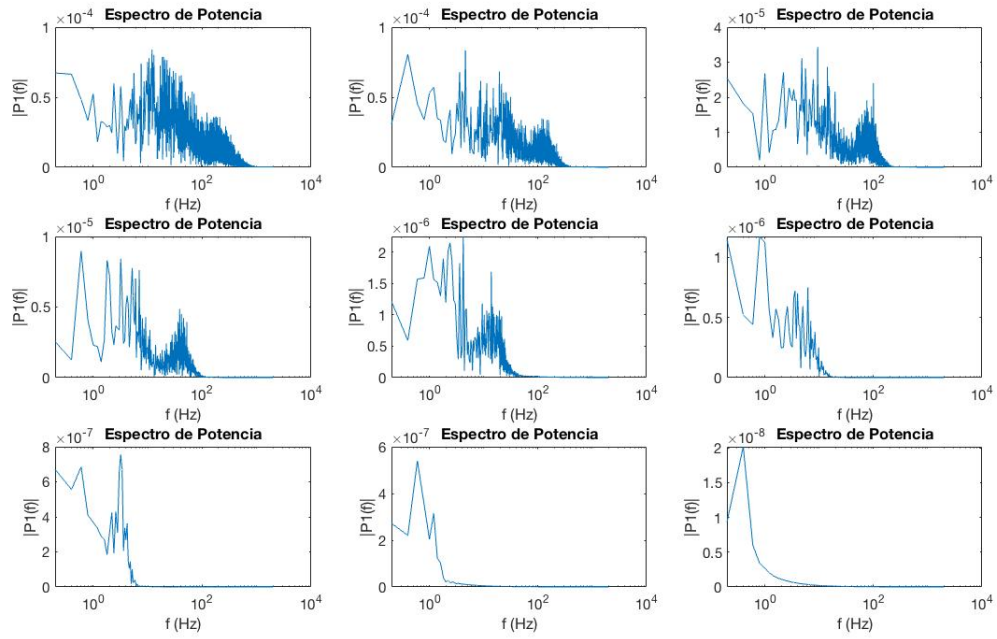


Figura 44: Espectros de potencia de las 9 IMF del sujeto 1 en el primer intento a nivel de fuerza alto.

A partir de la IMF-4 el ancho de banda es inferior a los 50 Hz; entonces las IMFs de interés son las primeras tres, como se observa a continuación:

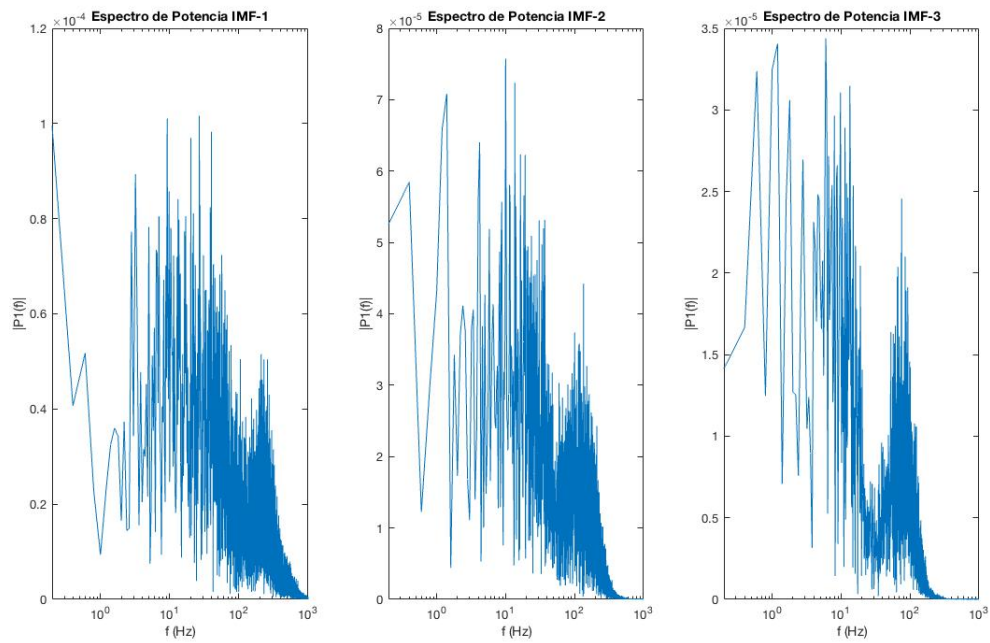


Figura 45: Espectros de potencia de las IMF 1 - 3 del sujeto 1 en el primer intento a nivel de fuerza bajo.

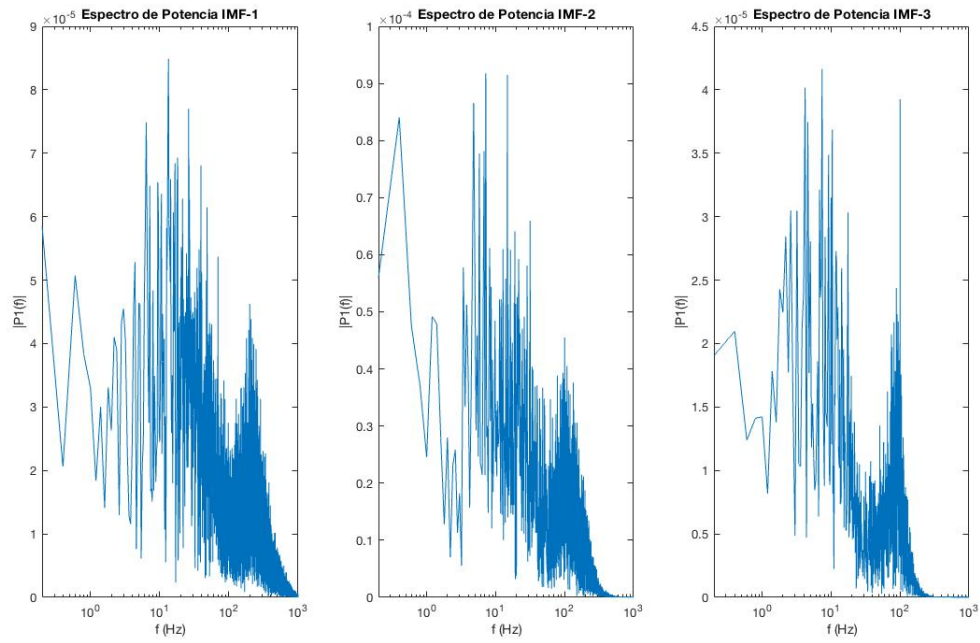


Figura 46: Espectros de potencia de las IMF 1 - 3 del sujeto 1 en el primer intento a nivel de fuerza medio.

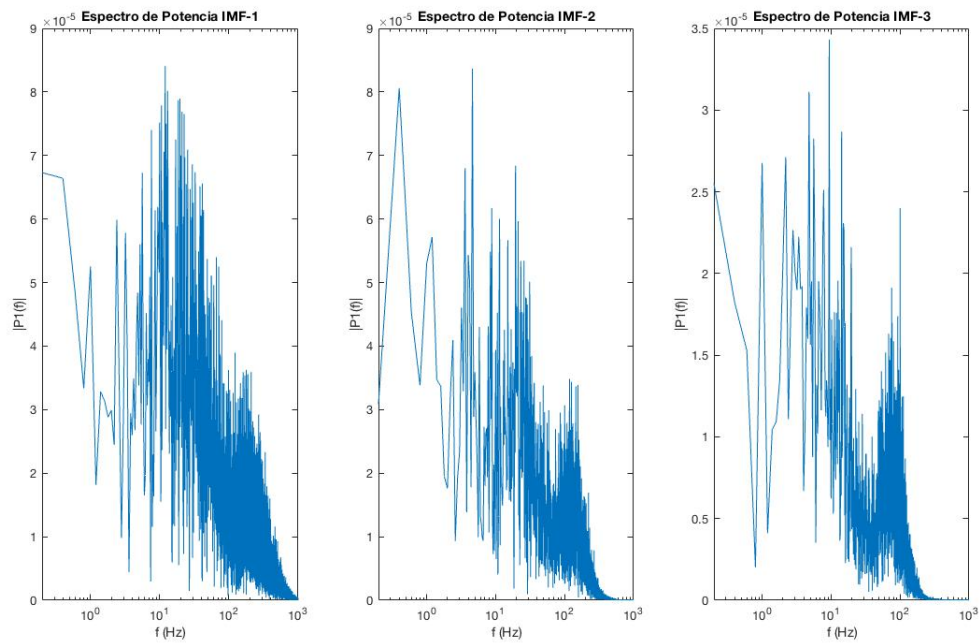


Figura 47: Espectros de potencia de las IMF 1 - 3 del sujeto 1 en el primer intento a nivel de fuerza alto.

La potencia media total es la suma de las potencias. Entonces, la potencia total promedio es la suma de potencias de las IMF1, IMF2 e IMF3.

Potencia total promedio en Low = 0.0121 W con una desviación de  $\pm 0,0088$

Potencia total promedio en Mid = 0.0146 W con una desviación de  $\pm 0,0078$

Potencia total promedio en High = 0.0227 W con una desviación de  $\pm 0,0197$

### 4.3. Comparación de resultados

Los resultados obtenidos en el laboratorio arrojan potencias promedio menores que los resultados obtenidos en la Universidad de Sydney, aunque hay que considerar que en la Universidad de Sydney se utilizaron seis canales para la adquisición de datos y en el laboratorio solo uno. Esto también explicaría porqué las IMFs de interés de la Universidad de Sydney se localizan en las primeras tres IMFs y las del laboratorio entre las IMF-5 e IMF-7.

Por otro lado, las desviaciones estándar son menores en el laboratorio que en la Universidad de Sydney (como se muestra abajo), lo que significa que, pese a sus seis canales, en los resultados obtenidos en la Universidad de Sydney existe mucha dispersión. Esto debido a que no se llevó a cabo un adecuado control de las fuerzas entre cada sujeto. En el laboratorio el nivel de fuerza medio no tuvo un control adecuado, sin embargo, para el nivel de fuerza alto se utilizó una mancuerna de entrenamiento físico, lo que explica que la desviación fue menor que las demás.

Las gráficas con sus respectivas desviaciones estándar de los resultados obtenidos en el laboratorio quedarían de la siguiente manera:

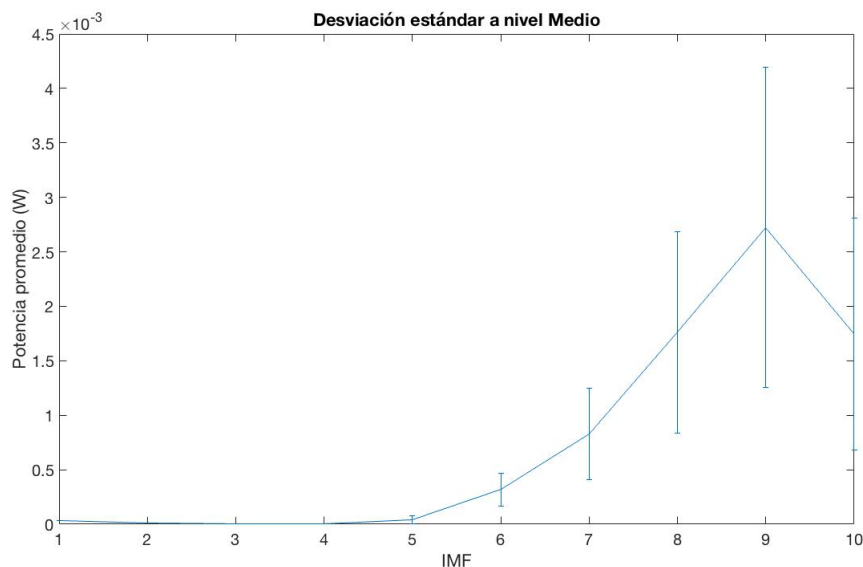


Figura 48: Gráfica de potencias promedio de las IMFs de los 13 sujetos a un nivel de fuerza medio.

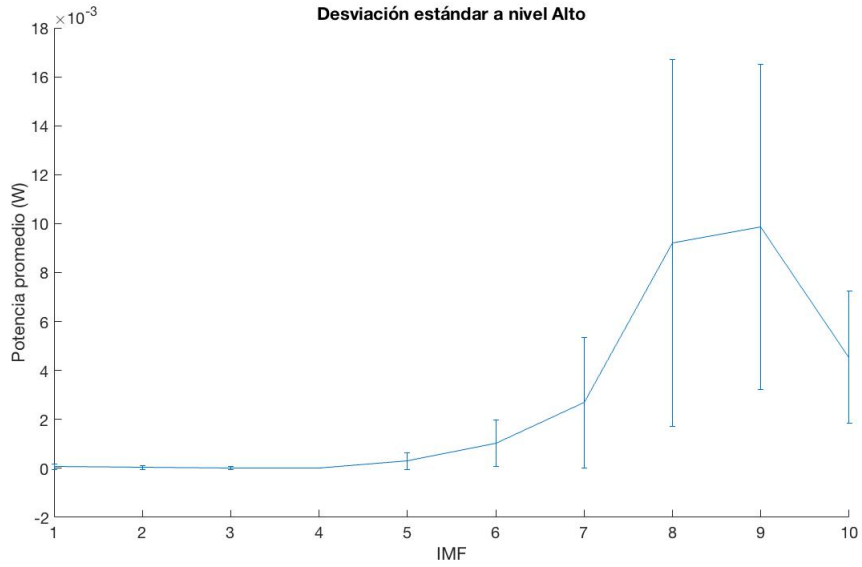


Figura 49: Gráfica de potencias promedio de las IMFs de los 13 sujetos a un nivel de fuerza alto.

Las gráficas con sus respectivas desviaciones estándar para la Universidad de Sydney quedarían de la siguiente manera:

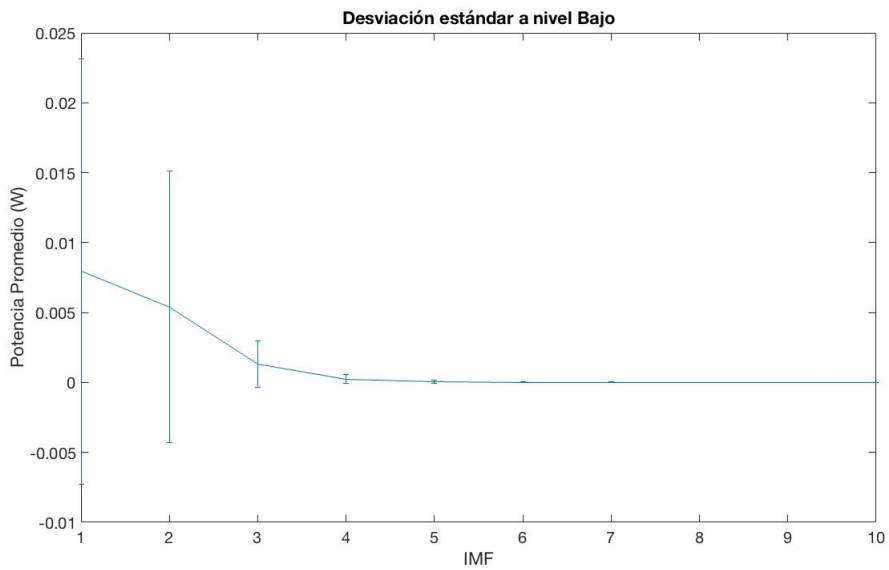


Figura 50: Gráfica de potencias promedio de las IMFs de los 10 sujetos a un nivel de fuerza bajo.

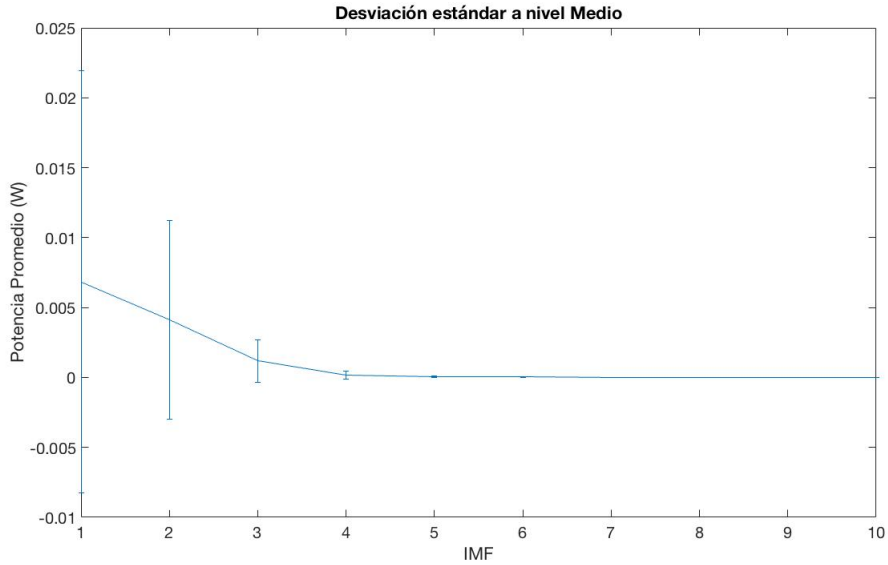


Figura 51: Gráfica de potencias promedio de las IMFs de los 10 sujetos a un nivel de fuerza medio.

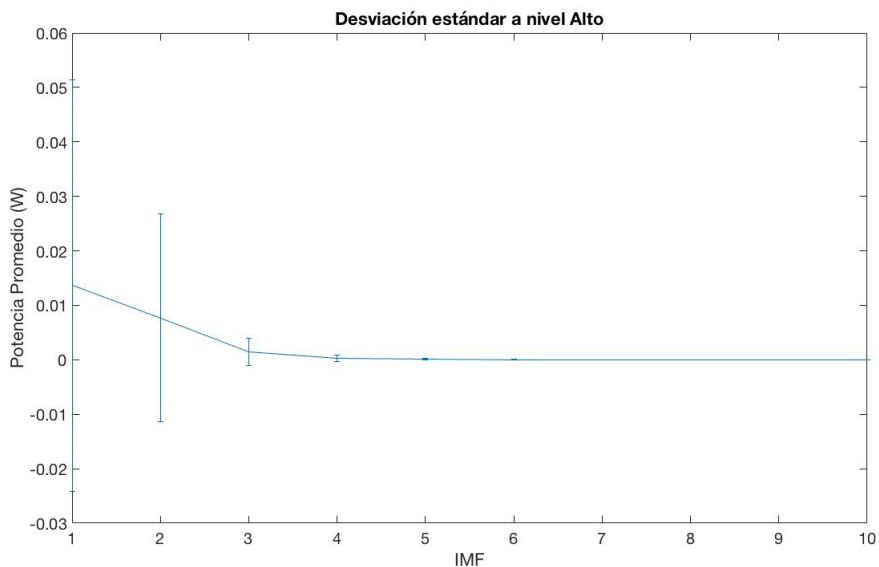


Figura 52: Gráfica de potencias promedio de las IMFs de los 10 sujetos a un nivel de fuerza alto.

## Conclusiones y Discusión

EMD es un método para descomponer una señal sin abandonar el dominio del tiempo. Este proceso es útil para analizar señales reales naturales que, en la mayoría de los casos, no son lineales ni estacionarias. En este trabajo se aplicaron tres técnicas de extracción de características a una base de datos pública extraída de internet y a una base de datos recopilada en el laboratorio de la Facultad de Ciencias Físico Matemáticas. Como las tres técnicas de extracción corresponden a los dominios de tiempo-frecuencia con EMD, tiempo

con RMS y frecuencia con FFT, se obtuvieron resultados más concretos, es decir, no solo se hallaron las potencias promedio de las IMFs resultantes del algoritmo EMD, sino que se logró discriminar las IMFs que no corresponden a las señales que se buscaban.

Para el protocolo experimental se configuró el equipo y se logró hacer una buena captura de señales EMG con un solo canal.

Los datos obtenidos nos brindaron información que puede servir para trabajos futuros en cuanto a clasificación y prototipos de prótesis mioeléctricas.

Los resultados de la base de datos de la Universidad de Sydney arrojan valores más altos de potencia que los extraídos en el laboratorio, esto se da debido a que el equipo que se utilizó para su configuración experimental contó con seis canales para mayor precisión de información. Sin embargo, la desviación estándar entre sus resultados fue mucho mayor que las desviaciones del laboratorio, lo que significa que las señales adquiridas fueron muy variadas.

El concepto de fuerza bajo, medio y alto sigue siendo muy ambiguo para los sujetos que participan en los experimentos, por lo que a ambos experimentos les faltó un mayor control de la fuerza aplicada para cada nivel. Esto se podría corregir agregando un dinamómetro o aparato que registre la fuerza en Newtons aplicada a una tarea específica y comparar la relación más precisa entre fuerza y potencia.

## Trabajo a futuro

Posterior a la extracción de características sigue la clasificación. En este estudio no se adentró en el tema, sin embargo, si se diseñó una propuesta de clasificador binario para las señales obtenidas en el laboratorio. Posterior al pre-procesamiento (que hace referencia a limpiar y ordenar las señales) se le aplicó EMD a una de las señales a un nivel de fuerza medio, obteniendo que la señal más clara se localiza en la IMF-10. Después se aplicó el algoritmo Moving RMS que utiliza el método de ventana deslizante o el método de ponderación exponencial para calcular el RMS en movimiento. En el método de ventana deslizante, una ventana de longitud específica se mueve sobre los datos muestra por muestra, y el bloque calcula el RMS sobre los datos en la ventana. En el método de ponderación exponencial, el bloque eleva al cuadrado las muestras de datos, las multiplica con un conjunto de factores de ponderación y suma los datos ponderados. Luego, el bloque calcula el RMS tomando la raíz cuadrada de la suma, reconstruyendo una nueva señal como se muestra en la Figura 53:

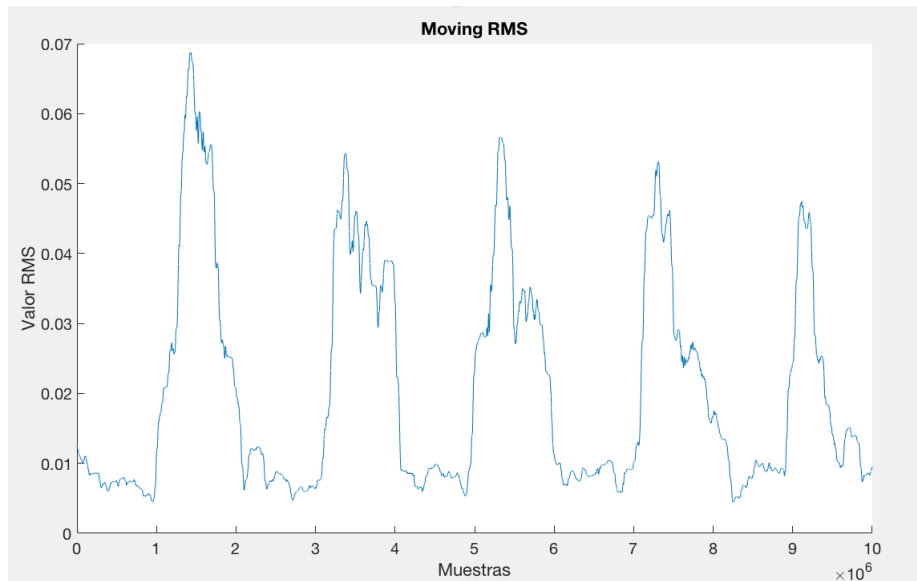


Figura 53: Señal reconstruida con el Moving RMS.

Posteriormente, aplicamos un umbral de discriminación que sea lo suficientemente alto para eliminar las señales menores al umbral indicado. En la señal anterior el umbral se colocó en 0.043 V, como se muestra en la Figura 54.

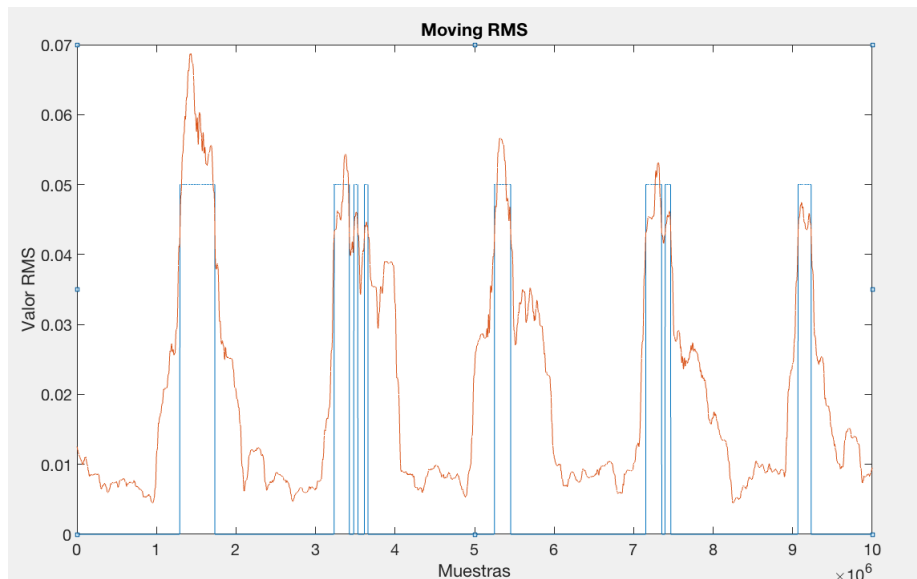


Figura 54: Señal reconstruida del Moving RMS con umbral de 0.043.

De tal forma que todas las señales menores a ese umbral pasen a valer cero. Desafortunadamente, ya no hubo tiempo de explorar más acerca de este clasificador y solo se aplicó para un solo sujeto a un nivel de fuerza, sin embargo, sería muy interesante aplicarlo a más señales y con otros niveles de fuerza para que la información obtenida pueda ser usada para prótesis mioeléctricas reales.

Sin duda uno de los principales objetivos a considerar más adelante sería buscar una herramienta que permita medir la fuerza en newtons aplicada a una tarea en específico, que permita una mejor diferenciación entre los niveles de fuerza.

En la base de datos procesada en el laboratorio, la cantidad de datos estadísticamente es muy reducida, por lo que valdría la pena tomarse el tiempo de hacer un estudio a una mayor cantidad de población y conseguir información más confiable.

Hay un aspecto importante que no fue mencionado en ninguno de los dos estudios y es que la fatiga muscular es un factor dinámico que altera los resultados obtenidos, pues el músculo no se termina de relajar cuando ya comienza a realizar la siguiente tarea. Un estudio con un tiempo mayor de relajación probablemente mostraría resultados más precisos en el estudio de adquisición y procesamiento de señales.

## Referencias

- [1] LUIS ALBERTO ZABALA AGUIAR. Desarrollo de un sistema de adquisición y procesamiento de señales electromiográficas con matlab para la identificación de los movimientos de extensión, flexión, pronación y supinación de un brazo humano. *Escuela Superior Politécnica de Chimborazo*, 2017.
- [2] CARLOS SANTOS ARZORANDIA. *El abecé de la electromiografía clínica*. Editorial Ciencias Médicas, 1 edition, 2003.
- [3] M. Chetouani C. Zong. Hilbert-huang transform based physiological signals analysis for emotion recognition. *IEEE International Symposium on Signal Processing and Information Technology, Ajman*, 2009.
- [4] Martín Carrizo. Fourier y el procesamiento digital de señales. *Universidad Nacional del Sur, Avda. Alem 1253, B8000CPB Bahía Blanca, Argentina*, 2014.
- [5] Zhen Shi Chenchen Liu, Zhiqiang Yang \*, Ji Ma, and Jian Cao. A gyroscope signal denoising method based on empirical mode decomposition and signal reconstruction. *Sensors*, 2019.
- [6] Dudley S. Childress. Historical aspects of powered limb prostheses. clinical prosthetics and orthotics. *American Academy of Orthotists and Prosthetists*, 1985.

- [7] Maas H Cerda M Ruiz-Del-Solar J Tapia C. Cruz-Montecinos C, García-Massó X. Detection of intermuscular coordination based on the causality of empirical mode decomposition. *J Healthc Eng. PUBMED*, 2023.
- [8] Estefanía Montes Fernández Elizabeth Cabrera Ávila. Obtención y análisis de señales electromiográficas tibiofemoral y femororotuliana aplicada a la detección y rehabilitación de problemas musculares en el movimiento de la rodilla. *Universidad Politécnica Salesiana Sede Cuenca*, 2012.
- [9] Gustavo L. Ferro. Electrotecnia. *Universidad Nacional de Mar del Plata*, 2016.
- [10] Stuart Fox. *Human Physiology*. McGraw-Hill Publishing Company, 8 edition, 2003.
- [11] Sergio Franco. *Diseño con amplificadores operacionales y circuitos integrados analógicos*. McGraw-Hill Publishing Company, 3 edition, 2002.
- [12] Vergara M. Jarque-Bou NJ, Sancho-Bru JL. A systematic review of emg applications for the characterization of forearm and hand muscle activity during activities of daily living: Results, challenges, and open issues. sensors. *J Healthc Eng. PUBMED*, 2021.
- [13] Dimitris G. Manolakis John G. Proakis. *Tratamiento Digital de Señales*. PEARSON EDUCACIÓN S.A., 4 edition, 2007.
- [14] Matías Valdés Jorge Brazeiro, Sabrina Petraccia. Mano controlada por señales musculares. *Facultad de Ingeniería de la Universidad de la República, Montevideo*, 2015.
- [15] John G Webster J.W. Clark Jr. *Medical Instrumentation Application and Design*. ISBN -13 978-0471-67600-3, 4 edition, 2010.
- [16] Lifeder. <https://www.lifeder.com/musculos-brazo/>. *Consultado: 13/01/2023*.
- [17] Hua X Wang H Zhang W. Liu X, Xi X. Cross comparison of motor unit potential features used in emg signal decomposition. *J Healthc Eng. PUBMED*, 2020.
- [18] JOHN L.SEMMLOW. *Biosignal and Biomedical Image Processing MATLAB-Based Applications*. MARCEL DEKKER, INC, 1 edition, 2005.
- [19] MathWorks. <https://la.mathworks.com/products/matlab.html>. *Consultado: 18/01/2023*.

- [20] Ali Zamani Mohsen Ghofrani Jahromi, Hossein Parsaei\* and Daniel W. Stashuk. Cross comparison of motor unit potential features used in emg signal decomposition. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2018.
- [21] Jaime Jacob Calderón Nilo. Diseño e implementación de sistema para detección de señales electromiográficas. *Universidad de Talca, CURICÓ-CHILE*, 2018.
- [22] Huosheng Hu Mohammadreza Asghari Oskoei. Myoelectric control systems - a survey. biomedical signal processing and control. *Elsevier*, 2007.
- [23] Sarath Kodagodaa Kianoush Nazarpour Rami N. Khushabaa, Ali Al-Timemy. Combined influence of forearm orientation and muscular contraction on emg pattern recognition. *Elsevier Ltd.*, 2016.
- [24] Ericka Janet Rechy-Ramirez and Huosheng Hu. Stages for developing control systems using emg and eeg signals: A survey. *School of Computer Science and Electronic Engineering University of Essex, United Kingdom*, 2011.
- [25] Víctor Lobato Ríos. Modelo flexible de movimiento de torso, brazo, antebrazo y muñeca. *Instituto Nacional de Astrofísica, Óptica y Electrónica. © Coordinación de Ciencias Computacionales*, 2016.
- [26] AlAkkoumi M Kanj H Ghedira M Hutin E. Safi K, Aly WHF. Emd-based method for supervised classification of parkinson's disease patients using balance control data. *Bioengineering*, 2022.
- [27] Aimullah Taib Safie S I, Rosuhana Rahim. Surface emg signal analysis based on empirical mode decomposition for ruqyah recitation. *International Journal of Advanced Trends in Computer Science and Engineering*, 2020.
- [28] SENIAM. <http://www.seniam.org/>. *Consultado: 16/01/2023*.
- [29] Guo X Wang Y. Xiao F, Yang D. Emd-based denoising methods for surface electromyography signals. *J Healthc Eng. PUBMED*, 2019.
- [30] Xu Chenli Yang Bin Xu Mengying, Yang Xiaoli. Emg signal processing and application based on empirical mode decomposition. *Elsevier Ltd.*, 4:99–103, 2019.