



UNIVERSIDAD UTE

**FACULTAD DE CIENCIAS DE LA INGENIERÍA E
INDUSTRIAS**

CARRERA DE INGENIERÍA MECATRÓNICA

**CLASIFICACIÓN DE SEÑALES ELECTROMIOGRÁFICAS
DURANTE EL MOVIMIENTO DE LAS EXTREMIDADES
INFERIORES BAJO LA INFLUENCIA DE UNA CARGA,
UTILIZANDO REDES NEURONALES ARTIFICIALES**

**TRABAJO PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL TÍTULO DE INGENIERO EN
MECATRÓNICA**

ERICK MARCELO SOLA ROMERO

DIRECTOR: PhD. BONILLA VENEGAS FÉLIX VLADIMIR

Quito, enero 2022

© Universidad UTE. 2021

Reservados todos los derechos de reproducción

FORMULARIO DE REGISTRO BIBLIOGRÁFICO

PROYECTO DE TITULACIÓN

DATOS DE CONTACTO	
CÉDULA DE IDENTIDAD:	1721516555
APELLIDO Y NOMBRES:	Sola Romero Erick Marcelo
DIRECCIÓN:	Av. Huaynapalcón y Princesa Toa
EMAIL:	eric-kms@hotmail.com
TELÉFONO FIJO:	2652601
TELÉFONO MOVIL:	0983584059

DATOS DE LA OBRA	
TÍTULO:	CLASIFICACIÓN DE SEÑALES ELECTROMIOGRÁFIAS DURANTE EL MOVIMIENTO DE LAS EXTREMIDADES INFERIORES BAJO LA INFLUENCIA DE UNA CARGA, UTILIZANDO REDES NEURONALES ARTIFICIALES
AUTOR O AUTORES:	Sola Romero Erick Marcelo
FECHA DE ENTREGA DEL PROYECTO DE TITULACIÓN:	29 de noviembre del 2021
DIRECTOR DEL PROYECTO DE TITULACIÓN:	Ing. Bonilla Venegas Félix Vladimir, MSC
PROGRAMA	PREGRADO <input checked="" type="checkbox"/> POSGRADO <input type="checkbox"/>
TÍTULO POR EL QUE OPTA:	Ingeniero en Mecatrónica

RESUMEN: Mínimo 250 palabras

En el presente proyecto técnico de tesis, se muestra el diseño de un sistema para la adquisición y clasificación de señales electromiográficas (EMGs) durante el movimiento de las extremidades inferiores bajo la influencia de una carga utilizando redes neuronales artificiales. Se aplicó la metodología de modelos en V de sistemas mecatrónicos para el desarrollo del proyecto comenzando por la definición de los requerimientos del sistema con los parámetros o restricciones de operación para su funcionamiento, luego se desarrolló el diseño conceptual, el mismo que dio una idea general de los elementos físicos inmersos en el proyecto, a continuación el diseño específico donde se describió de manera más clara los subsistemas del sistema final entre ellos está el de tipo electrónico para la lectura y adquisición de la señal, luego el sistema de procesamiento digital con métodos estadísticos de caracterización y por último el sistema de control y clasificación de las señales EMGs. Por consiguiente, se elaboró la integración de todos ellos para luego aplicar el proceso de validación y verificación del funcionamiento comparando la salida de la red neuronal con el ángulo de posición de la pierna derecha determinando el tipo de red con el más alto grado de acierto y efectividad la cual fue tanto para el entrenamiento con un peso de 10 kilos que sin el peso, la red neuronal de 2 entradas y 20 neuronas en la capa oculta. Para finalizar se logró un sistema capaz de clasificar las señales EMGs generadas por los diferentes tipos de movimientos sometidos a una carga y sin ella.

PALABRAS CLAVE

Palabras clave: sensores electrodos, multicapa, capa oculta, procesamiento digital, caracterización.

ABSTRACT:

This technical project shows the design of a system for the acquisition and classification of electromyographic signals during the movement of the lower extremities. The methodology for mechatronic systems was applied in the development of the project starting with the definition of the system requirements, then the conceptual design was established, which gave a general idea of the physical elements related to its development, consequently, the specific design where the electrical subsystems for the reading and recording of signals were described and finally the digital processing with statistical methods and the control system and classification of EMG signals. The integration of all of them was elaborated to apply the process of validation and verification of the operation of the system by comparing the output of the neural network with a gyroscope. The most effective neural network was the one with 2 inputs and 20 neurons in the hidden layer for both types of training with and without load. Finally, a system capable of classifying the EMGs signals generated by the different types of movements with and without load was achieved.

KEYWORDS

Electrode sensors, multilayer, hidden layer, digital processing, characterization.

Se autoriza la publicación de este Proyecto de Titulación en el Repositorio Digital de la Institución.



f: _____

SOLA ROMERO ERICK MARCELO

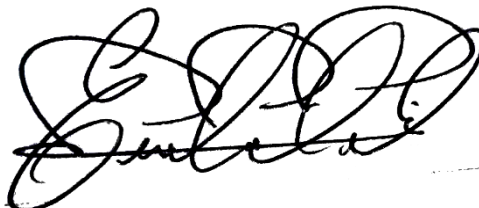
1721516555

DECLARACIÓN Y AUTORIZACIÓN

Yo, **SOLA ROMERO ERICK MARCELO**, con cedula de identidad CI: 1721516555 autor del proyecto titulado: **Clasificación de señales electromiográficas durante el movimiento de las extremidades inferiores bajo la influencia de una carga, utilizando redes neuronales artificiales** previo a la obtención del título de **INGENIERÍA EN MECATRÓNICA** en la Universidad UTE.

1. Declaro tener pleno conocimiento de la obligación que tienen las Instituciones de Educación Superior, de conformidad con el Artículo 144 de la Ley Orgánica de Educación Superior, de entregar a la SENESCYT en formato digital una copia del referido trabajo de graduación para que sea integrado al Sistema Nacional de información de la Educación Superior del Ecuador para su difusión pública respetando los derechos de autor.
2. Autorizo a la BIBLIOTECA de la Universidad UTE a tener una copia del referido trabajo de graduación con el propósito de generar un Repositorio que democratice la información, respetando las políticas de propiedad intelectual vigentes.

Quito, 29 de noviembre del 2021.



f: _____

SOLA ROMERO ERICK MARCELO

1721516555

CERTIFICACIÓN DEL TUTOR

En mi calidad de tutor de tesis de grado, certifico que el presente trabajo que lleva por título "Clasificación de señales electromiográficas durante el movimiento de las extremidades inferiores bajo la influencia de una carga, utilizando redes neuronales artificiales" para aspirar al título de Ingeniero/a en Mecatrónica fue desarrollado por Sola Romero Erick Marcelo, bajo mi dirección y supervisión, en la Facultad de Ciencias de la Ingeniería e Industrias; y que dicho trabajo cumple con las condiciones requeridas para ser sometido a la presentación pública y evaluación por parte del Jurado examinador que se designe.



ING. Bonilla Venegas Félix Vladimir, MSc

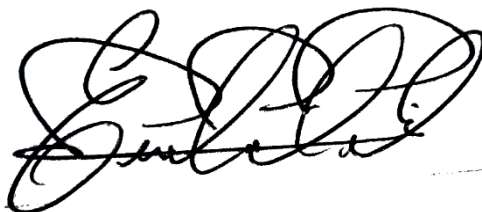
DIRECTOR DEL TRABAJO

C.I.1710300045

DECLARACIÓN JURAMENTADA DEL AUTOR

Yo SOLA ROMERO ERICK MARCELO, portador de la cedula de identidad N° 1721516555, declaro que el trabajo aquí descrito es de mi autoría; que no ha sido previamente presentado para ningún grado o calificación profesional; y, que he consultado las referencias bibliográficas que se incluyen en este documento.

La Universidad UTE puede hacer uso de los derechos correspondientes a este trabajo, según lo establecido por la Ley de Propiedad Intelectual, por su Reglamento y por la normativa institucional vigente.



SOLA ROMERO ERICK MARCELO

C.I.1721516555

DEDICATORIA

Quiero dedicar este trabajo de titulación a Dios quien me ha permitido concluir con gran satisfacción mi carrera universitaria.

A mis padres quienes son pilares fundamentales de mi vida y que me han enseñado y han sido una guía en lo moral y un apoyo en lo económico, a mi hermana que ha sido mi amiga de toda la vida y que todos juntos me han brindado una mejor vida y me han motivado a ser un buen estudiante, profesional, hijo, hermano y sobre todo una buena persona.

ÍNDICE DE CONTENIDOS

	PÁGINA
RESUMEN	1
ABSTRACT	2
1. INTRODUCCIÓN	3
2. METODOLOGÍA	10
2.1. REQUERIMIENTOS	11
2.2. DISEÑO CONCEPTUAL.....	12
2.2.1. DIAGRAMA DE DEFINICIÓN DE BLOQUES.....	12
2.2.2. DIAGRAMA INTERNO DE BLOQUES	13
2.3. DISEÑO ESPECÍFICO	14
2.3.1. DOMINIO ELECTRÓNICO	14
2.3.1.1. Sistema de adquisición de la señal electromiográfica	14
2.3.1.2. Preprocesamiento de la señal EMG.	15
2.3.1.3. Selección de tarjeta de adquisición de datos.....	16
2.3.2. ADQUISICIÓN DE DATOS.....	16
2.3.3. ADQUISICIÓN DE ÁNGULO DE POSICIÓN DE LA PIERNA DERECHA.....	19
2.3.4. REGISTRO DE SEÑALES.....	24
2.3.5. CLASIFICACIÓN DE LAS SEÑALES ELECTROMIOGRÁFICAS.....	30
2.4. INTEGRACIÓN DE SISTEMAS	36
3. RESULTADOS Y DISCUSIÓN	39
3.1. VALIDACIÓN Y VERIFICACIÓN	39
4. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	46
CONCLUSIONES.....	46
RECOMENDACIONES.....	47
BIBLIOGRAFÍA	48
ANEXOS	50

ÍNDICE DE TABLAS

	PÁGINA
Tabla 1. Señales Bioeléctricas	5
Tabla 2. Especificaciones técnicas Arduino Mega 2560.....	16
Tabla 3. Especificaciones técnicas de modulo MPU6050	19
Tabla 4. Tipos de entrenamiento para la red neuronal multicapa.....	35
Tabla 5. Resultados de entrenamiento del movimiento en reposo sin carga con 3 entradas y 5 neuronas en la capa oculta.....	41
Tabla 6. Resultados de entrenamiento del movimiento en reposo sin carga con 2 entradas y 10 neuronas en la capa oculta.....	41
Tabla 7. Resultados de entrenamiento del movimiento de extensión sin carga con 3 entradas y 15 neuronas en la capa oculta.....	42
Tabla 8. Resultados de entrenamiento del movimiento de extensión sin carga con 2 entradas y 20 neuronas en la capa oculta.....	42
Tabla 9. Resultados del porcentaje de acierto de cada red neuronal para cada tipo de movimiento.....	43
Tabla 10. Resultados de porcentaje de acierto total para el entrenamiento sin carga y con carga de 10 kilos.	44

ÍNDICE DE FIGURAS

PÁGINA

Figura 1. Musculo Esquelético	3
Figura 2. Unidad motora del musculo	4
Figura 3. Tipos de electrodos superficiales	6
Figura 4. Circuito de pierna derecho	7
Figura 5. Datalog MWX8	7
Figura 6. Esquema que muestra los pasos de procesamiento de EMG.	8
Figura 7. Red neuronal Backpropagation.....	8
Figura 8. Modelo probabilístico de señales EMG propuesto por Kyriacou.	9
Figura 9. Modelo en V para diseño de sistemas mecatrónicos.....	10
Figura 10. Diagrama de requerimientos del sistema.....	11
Figura 11. Diagrama de requerimientos del sistema de reconocimiento.....	11
Figura 12. Diagrama de estructura del sistema de clasificación.	12
Figura 13. Diagrama de definición de bloques del sistema de clasificación.	13
Figura 14. Diagrama interna de bloque del sistema de clasificación.....	14
Figura 15. Sensores electrodos superficiales.....	14
Figura 16. Cables de sensores de tres derivaciones	15
Figura 17. Diagrama de módulo AD8232	15
Figura 18. Ubicación de sensores electrodos en extremidades inferiores del cuerpo humano.	17
Figura 19. Posición inicial de estudio de movimientos.	17
Figura 20. Ubicación de pesa en el tobillo derecho del usuario.	19
Figura 21. Módulo de acelerómetro MPU 6050 en plataforma de Simulink .	20
Figura 22. Representación vectorial de pierna derecha en posición inicial de 0 grados.....	21
Figura 23. Representación vectorial de pierna derecha en posición final de 90 grados.....	21
Figura 24. Representación vectorial de aceleración de la gravedad (ag). ...	22
Figura 25. Representación vectorial de aceleración en Z(az) y la aceleración en el eje Y(ay).....	22
Figura 26. Ángulo de inclinación entre la aceleración del eje Z y la aceleración de la gravedad.	22
Figura 27. Bloques de Simulink de la función arco tangente cuadrado y conversión de radianes a grados.....	23
Figura 28. Bloque de función Map en Simulink.	23
Figura 29. Señal final de ángulo de posición de acelerómetro de una sesión de movimientos de 10 segundos.	24
Figura 30. Bloque de entrada de pin de Arduino en Simulink.	24
Figura 31. Señal final EMGs con su amplitud de onda(mV) en un periodo de tiempo de 10 segundos (Ts).	25
Figura 32. Bloque de datos de "Workspace".....	25
Figura 33. Parámetros de configuración de filtro Pasa Alto.	26

Figura 34. Señal EMGs aplicado su filtro pasa alto.....	27
Figura 35. Bloque de configuración de módulo de “Dead Zone” o Zona Muerta	27
Figura 36. Señal EMGs aplicada modulo “Dead Zone”	28
Figura 37. Bloque de parámetros de “Buffer” en Simulink.	28
Figura 38. Grafica de señal EMGs aplicada al cálculo de la raíz media cuadrada.....	30
Figura 39. Grafica de tres métodos estadísticos (VAR, IEMGs y RMS) aplicados a la señal EMGs.	30
Figura 40. Grafica de 3 señales estandarizadas en valores entre 0 y 1	31
Figura 41. Almacenamiento de variable P para 3 entradas de la red neuronal.	32
Figura 42. Almacenamiento de variable P para 2 entradas de la red neuronal	32
Figura 43. Gráfica de salida de red neuronal procesada.	33
Figura 44. Almacenamiento de variable T para salida de la red neuronal. ..	33
Figura 45. Bloque de configuración de red neuronal.....	34
Figura 46. Estructura de red neuronal con 3 entradas y 5 neuronas en capa oculta.	35
Figura 47. Diagrama de flujo de integración del sistema total de clasificación.	37
Figura 48. Gráfica del circuito electrónico del sistema total de adquisición y procesamiento de las señales EMGs.....	38
Figura 49. Gráfica de comparativa entre ángulo de posición y salida de red neuronal.....	39

ÍNDICE DE ANEXOS

PÁGINA

ANEXO 1. FICHA DE REGISTRO DE PROTOCOLO DE SEÑALES EMGS DE CADA USUARIO	50
--	-----------

RESUMEN

En el presente proyecto técnico de tesis, se muestra el diseño de un sistema para la adquisición y clasificación de señales electromiográficas (EMGs) durante el movimiento de las extremidades inferiores bajo la influencia de una carga utilizando redes neuronales artificiales. Se aplicó la metodología de modelos en V de sistemas mecatrónicos para el desarrollo del proyecto comenzando por la definición de los requerimientos del sistema con los parámetros o restricciones de operación para su funcionamiento, luego se desarrolló el diseño conceptual, el mismo que dio una idea general de los elementos físicos inmersos en el proyecto, a continuación el diseño específico donde se describió de manera más clara los subsistemas del sistema final entre ellos está el de tipo electrónico para la lectura y adquisición de la señal, luego el sistema de procesamiento digital con métodos estadísticos de caracterización y por último el sistema de control y clasificación de las señales EMGs. Por consiguiente, se elaboró la integración de todos ellos para luego aplicar el proceso de validación y verificación del funcionamiento comparando la salida de la red neuronal con el ángulo de posición de la pierna derecha determinando el tipo de red con el más alto grado de acierto y efectividad la cual fue tanto para el entrenamiento con un peso de 10 kilos que sin el peso, la red neuronal de 2 entradas y 20 neuronas en la capa oculta. Para finalizar se logró un sistema capaz de clasificar las señales EMGs generadas por los diferentes tipos de movimientos sometidos a una carga y sin ella.

Palabras clave: sensores electrodos, multicapa, capa oculta, procesamiento digital, caracterización.

ABSTRACT

This technical project shows the design of a system for the acquisition and classification of electromyographic signals during the movement of the lower extremities. The methodology for mechatronic systems was applied in the development of the project starting with the definition of the system requirements, then the conceptual design was established, which gave a general idea of the physical elements related to its development, consequently, the specific design where the electrical subsystems for the reading and recording of signals were described and finally the digital processing with statistical methods and the control system and classification of EMG signals. The integration of all of them was elaborated to apply the process of validation and verification of the operation of the system by comparing the output of the neural network with a gyroscope. The most effective neural network was the one with 2 inputs and 20 neurons in the hidden layer for both types of training with and without load. Finally, a system capable of classifying the EMGs signals generated by the different types of movements with and without load was achieved.

Keywords: electrode sensors, multilayer, hidden layer, digital processing, characterization.

1. INTRODUCCIÓN

1. INTRODUCCIÓN

En la actualidad los diferentes métodos o procesos de rehabilitación física tienen que adaptarse a muchos de los avances tecnológicos del mundo, uno de ellos es el uso y la implementación de exoesqueletos de apoyo laboral o colaborativo para extremidades o cualquier parte del cuerpo humano (Rabin et al., 2020). El estudio, diseño y construcción de esta tecnología ha desarrollado diferentes métodos o técnicas para su elaboración siendo uno de los grandes avances tecnológicos en campos de la medicina y la biomedicina (Cantillo Maldonado et al., 2018). Sin embargo, se hallan muchas carencias en el sistema de control de estos exoesqueletos.

Si bien existen dispositivos robotizados cuyo funcionamiento depende de una programación establecida de acuerdo con una señal de entrada que es controlada por el usuario, algunas no pueden ser manejadas según su movimiento (López et al., 2014).

Para lograr una correcta utilización de este tipo de equipos en el cuerpo humano se debe lograr una relación entre la movilidad del usuario con el de la máquina (Susanto et al., 2016). Al alcanzar esta conexión se mejora las capacidades motoras del sistema como la fuerza, resistencia y velocidad.

El estudio de la actividad bioeléctrica en los músculos esqueléticos, así como la adquisición y clasificación de las señales electromiográficas generadas por el movimiento o contracciones de los músculos juegan un papel fundamental en este tema ya que con ellos se logra la identificación de la magnitud de fuerza que se ejerce y la estimación del tipo de movimiento desarrollada en la extremidad a estudiar (Iáñez et al., 2016). En la Figura 1 se observa la estructura del músculo esquelético.

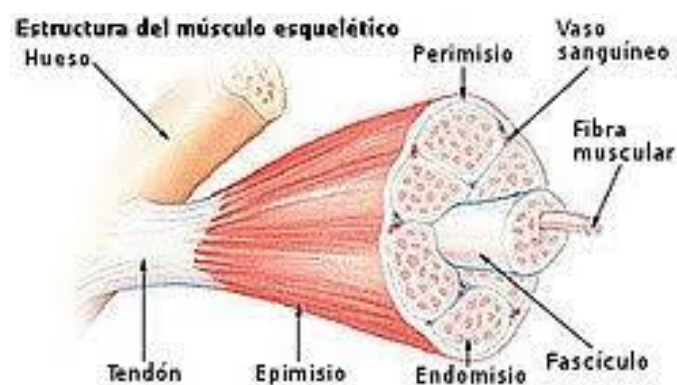


Figura 1. Musculo esquelético
(Cantillo Maldonado et al., 2018)

Estas contracciones nombradas anteriormente usualmente son de manera voluntaria es decir controladas mediante el sistema nervioso central el cual codifica el grado de contracción de las fibras musculares (FMs) según la frecuencia de impulsos nerviosos de las motoneuronas alfa. El conjunto que

forma una motoneurona alfa y las FMs invadas por ella se conoce como unidad motora (UM) (Cadena et al., 2015), la unidad funcional más pequeña para describir el control neural del proceso de contracción muscular y constituye la unidad anatómica y funcional del músculo como se muestra en la Figura 2.

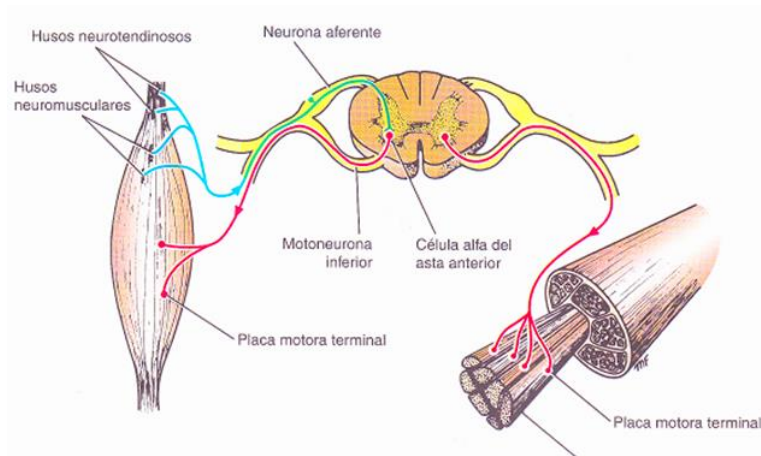


Figura 2. Unidad motora del músculo
(Del Vecchio et al., 2020)

En toda célula viva, entre ambos lados de la membrana de las fibras musculares existe una diferencia de potencial eléctrico (potencial de membrana en reposo) aproximadamente entre -80 a -90 mV cuando no está contraída, siendo el interior de la célula negativa respecto al exterior (Rivera et al., 2018). Este potencial es el resultado de:

- La distribución desigual de cargas asociadas a iones (sodio, potasio, cloro, etc.), proteínas y otras moléculas presentes en los medios intra y extracelular.
- La diferente permeabilidad de la membrana a los distintos iones (alta para el potasio, baja para el sodio).
- La acción de la enzima ATPasa $\text{Na}^+ \text{K}^+$ dependiente (la bomba de sodio potasio), un sistema metabólico de extracción activa del sodio intracelular.

Este potencial de acción se conoce como el registro de los cambios producidos por la descarga de fibras musculares de una determinada unidad motora. Si se supera un cierto nivel de umbral dentro del Na^+ afluencia, la despolarización de la membrana provoca un potencial de acción para cambiar rápidamente de - 80 mV hacia arriba hasta + 30 mV (Grado, 2017).

La señal EMG se basa en los potenciales de acción en la membrana de la fibra muscular como resultado de la despolarización.

El cuerpo humano en su totalidad puede generar diferentes tipos de señales biológicas, las cuales están las electromiográficas, electrocardiográficas,

electroencefalográficas, entre otras. En la Tabla 1 se puede observar de manera más detallada estas señales.

Tabla 1. Señales Bioeléctricas

Señal Bioeléctrica	Siglas abreviación	Fuente Biológica
Electrocardiograma	ECG	Corazón, Visto desde la superficie del cuerpo
Electrograma cardíaco	-	Corazón, Visto por dentro del cuerpo
Electromiograma	EMG	Musculo
Electroencefalograma	EEG	Cerebro
Electroóptigrama	EOG	Campo del dipolo del ojo
Electroretinograma	ERG	Retina del ojo
Electrogastrograma	EKG	Estomago
Potencial de Acción	-	Musculo o nervio

(Maza Peña, 2018)

La electromiografía es el estudio de la función muscular a través de las señales eléctricas enviadas por los músculos (Cantillo Maldonado et al., 2018). Esto genera un potencial de acción que muestra la actividad en las fibras musculares debido a la contracción muscular. La misión principal de esta técnica es que al momento de realizarse una contracción muscular emiten descargas eléctricas que son recogidas por el aparato conocido como electromiógrafo (Gila et al., 2019).

Existen diferentes aplicaciones para el uso de esta técnica entre ellas están:

Análisis de un gesto: Definir el tiempo de activación del musculo y su participación en un determinado gesto o analizar la acción de la musculatura de un segmento en respuesta a la movilización de otros segmentos. Muy importante en áreas de medicina del deporte, medicina laboral y estudios ergonómicos.

Análisis de la marcha: Orientación sobre los tiempos de activación y coordinación intermuscular, parámetros relevantes en la evaluación de patologías con trastornos del movimiento y trastornos de origen neurológico que afecta a la marcha en sí.

Evaluación de la fatiga: En este tipo de estudios se puede determinar o no la existencia de una fatiga, analizar su evolución y comparar su comportamiento en varias situaciones que genera el cuerpo humano.

Existe dos tipos de técnicas para la medición de las señales electromiográficas: la electromiografía de agujas en la cual se implica la inserción de electrodos en el musculo y por otro lado está la de tipo superficial

en donde se utiliza electrodos superficiales reemplazando a las agujas (Arias-Montiel et al., 2021).

Por medio de los electrodos de agujas se logra obtener el registro del potencial generado por una unidad motora en específico. Los más utilizados en el estudio y medición de las señales electromiográficas son los electrodos de agujas monopolares y de agujas concéntricas (Jeanette & Rodelas, 2020).

La amplitud de señal adquirida por los electrodos depende del área de trabajo y medición que estos ocupen además de la distancia de la aguja a la fuente de la señal (Rivera Cárdenas et al., 2019). Al ser bastante doloroso el uso de estos electrodos y además de requerir una supervisión médica, esta técnica es usada principalmente para diagnosticar enfermedades motoras y de uso clínico. Esto dificulta su aplicación para el estudio y diseño de prótesis o exoesqueletos ya que las personas ven muy molesto este método y su procedimiento.

Los electrodos superficiales como se observa en la Figura 3 son los más utilizados en la adquisición de las señales electromiográficas (EMGs), así como los diferentes tipos de señales biológicas. La causa de su mayoritaria utilización se debe a que su método de registro no requiere una inserción de aguja que provoque un dolor en la persona. Al momento que los electrodos son usados, la impedancia entre ellos y la piel debe ser reducida para obtener un registro técnicamente satisfactorio.



Figura 3. Tipos de electrodos superficiales
(Reyes Crusaley et al., 2019)

Mediante los dos tipos de lectura de señales EMG existe diferentes formas, métodos e instrumentos para la adquisición de la señal. Para el registro de la actividad motora del musculo esquelético se debe tomar varios factores entre ellos están la frecuencia de la señal y la eliminación del ruido.

Como lo sugiere Palacin en su proyecto de sistema de adquisición de señales electromiográficas (Palacin Vázquez, 2020) , lo más importante es la definición de las frecuencias con las que trabaja estas señales, con el fin de

registrar la mayor cantidad de potencial eléctrico generado. En este estudio se menciona que la señal tiene sus mayores potenciales entre los 0 Hz y 200 Hz, aunque existen algunos potenciales bajos a frecuencias superiores que hay que tomar en cuenta, por lo que usualmente se hace un registro entre 0 Hz y 500 Hz de la señal. Otro factor muy relevante es el ruido existente en la señal y en su alrededor ya que cualquier tipo de objeto o instrumento eléctrico puede generarlo. Para esto es necesario acondicionar la señal con el fin de minimizar lo máximo posible estas perturbaciones que causan una lectura errónea. Existen varios métodos o instrumentos para la adquisición de la señal de forma correcta.

En la Figura 4 se observa un circuito de acondicionamiento de las señales electromiográficas para la pierna derecha que se utiliza en equipos médicos (Avila, 2012). Ávila en su trabajo sugiere que estos equipos requieren realizar mediciones de señales EMG que sean menores a 1 mV ya que el ruido producido por estas complica su medición.

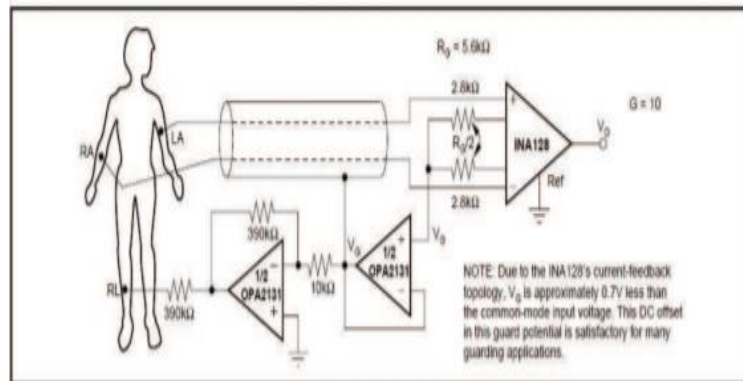


Figura 4. Circuito de pierna derecho (Rabin et al., 2020)

En la Figura 5 se ilustra un dispositivo llamado Datalog MWX8. Esta electromiografía tiene un enlace bluetooth para recopilar señales y datos de una amplia gama de sensores, incluidos goniómetros, torsiómetros, acelerómetros, etc. y un software de adquisición para registrar y almacenar datos.



Figura 5. Datalog MWX8 (Avila, 2012)

Para el procesamiento de las señales electromiográficas se necesita diferentes métodos para la extracción de las características de estas señales en las cuales existen varios filtros digitales que se han utilizado en el estudio de este proceso de adquisición.

En la Figura 6 se ve un método de adquisición, procesamiento y clasificación de señales para un estudio de la extremidad inferior desarrollado por Chen Yang (Yang et al., 2019) donde presenta un nuevo método experimental de uso de la raíz media cuadrada (RMS), la utilización de coeficiente de wavelet (WC) y entropía de permutación (PE). Para la clasificación el uso de una red artificial multicapa de propagación en retroceso (BP), red neuronal de regresión generalizada (GRNN) y máquina de regresión de vectores de soporte de mínimos cuadrados (LS-SVR) como modelos predictivos.

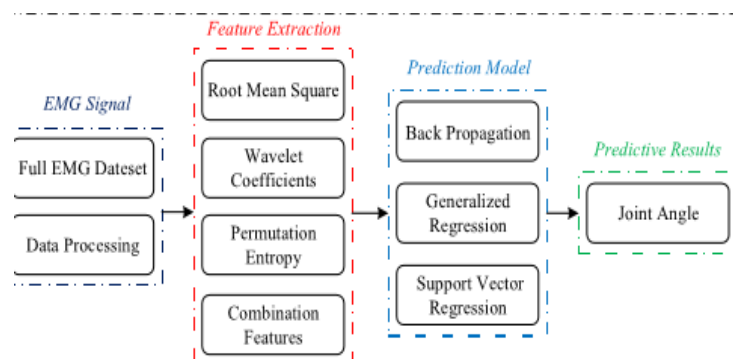


Figura 6. Esquema que muestra los pasos de procesamiento de EMG (Yang et al., 2019)

Todo lo mostrado en la Figura anterior vendría a ser el método final para el procesamiento de las señales. Luego del proceso de adquisición, preprocesamiento y procesamiento de la señal llega el último en el cual se estima el tipo de señal generada por un movimiento determinado. Para realizar la clasificación de las señales extraídas existen varias técnicas que se utilizan de manera representativa. La red neuronal “Backpropagation” es una de las más usadas y aplicadas en los procesos de clasificación (Yang et al., 2019). En la Figura 7 se puede ilustrar un modelo de este tipo de red neuronal.

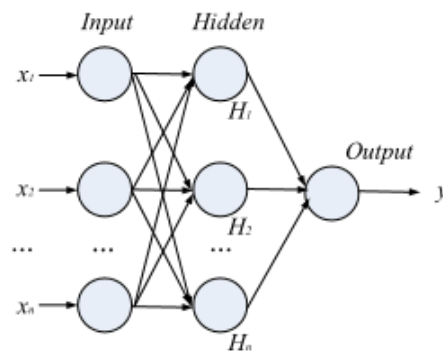


Figura 7. Red neuronal “Backpropagation” (Yang et al., 2019)

El modelo de clasificación desarrollado por Kyriacou como se observa en la Figura 8 captura la media y la covarianza de múltiples canales EMG. Luego de ello aprende una distribución sobre las señales que se pueden utilizar directamente a un clasificador de Bayes ingenuo o se aplican PCA y NMF para clasificar las pruebas de EMG en un espacio de características de menor dimensión.

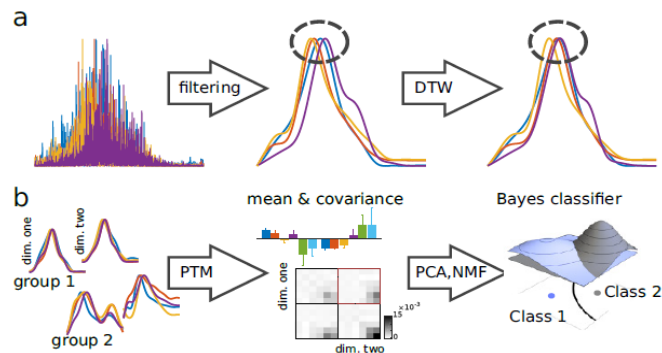


Figura 8. Modelo probabilístico de señales EMG propuesto por Kyriacou (Kyriacou et al., 2016)

Con base en lo expuesto y explicado anteriormente se propuso el siguiente objetivo principal: Diseñar un sistema para la adquisición y clasificación de señales electromiográficas generadas por el movimiento de las extremidades inferiores mediante la arquitectura de una red neuronal multicapa.

Para cumplir el objetivo general planteado se presenta a continuación los siguientes objetivos específicos:

- Adquirir las señales electromiográficas mediante electrodos superficiales.
- Preprocesar las señales adquiridas mediante un filtro y amplificador.
- Guardar las lecturas en una base de datos.
- Realizar el diseño y el entrenamiento de la red neuronal multicapa.
- Clasificar las señales mediante la red neuronal diseñada.
- Validar el correcto funcionamiento de la red comparándola con un giroscopio.

El presente proyecto se trata de la obtención, lectura, procesamiento y clasificación de señales electromiográficas generadas por los movimientos de flexión y extensión del cuádriceps femoral de la pierna bajo la influencia de una carga. Para la obtención y lectura se empleó electrodos superficiales ubicados sobre la piel del musculo a estudiar. Luego se diseñó un filtro y amplificador ya que estas producen mucho ruido a diferentes frecuencias y se complicará su detección. La siguiente etapa se utilizó un microcontrolador para procesar las señales adquiridas para luego desarrollar su clasificación mediante una red neuronal multicapa.

2. METODOLOGÍA

Con el propósito de lograr la clasificación de las señales electromiográficas durante el movimiento de las extremidades inferiores bajo la influencia de una carga, utilizando redes neuronales artificiales se llevó a cabo la metodología de modelo en V para sistemas mecatrónicos como se muestra en la Figura 9 en la cual se analizó, estudió y presentó todos los detalles conceptuales, específicos y prácticos que se necesitó para la ejecución del proyecto en sí, así como el cumplimiento de los objetivos planteados anteriormente.

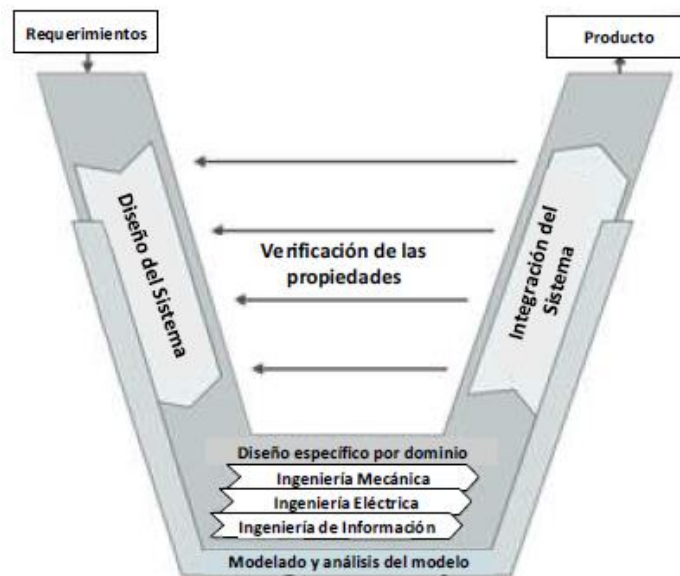


Figura 9. Modelo en V para diseño de sistemas mecatrónicos (Gausemeier & Moehring, 2002)

Inicialmente se estableció los requerimientos del sistema, los mismos que mostraron todas las características y condiciones para el funcionamiento de forma correcta del proyecto, los tipos de movimientos del usuario para el protocolo de la adquisición de las señales, las condiciones que se estudió para la estimación del movimiento y los parámetros de operación del sistema de clasificación del tipo de señal según el comportamiento del musculo de estudio.

Como segundo punto se desarrolló el diseño conceptual con los diferentes tipos de requerimientos planteados, los mismos que dieron una idea general de los elementos físicos que estuvieron inmersos en todo el proyecto. El siguiente paso fue el del diseño específico, en este paso se describió de una manera más clara los tipos de subsistemas que conformaron el proyecto final, el primero es el sistema electrónico de adquisición de las señales, el cual se diseñó el circuito de acondicionamiento y preprocesamiento de la señal generada mediante un filtro y amplificado de esta, luego está el procesamiento de la señal en la cual se aplicó un filtro digital así como métodos probabilísticos y estadísticos para el acondicionamiento y caracterización de la señal.

Para el sistema de control y clasificación se entrenó una red neuronal multicapa que clasificó las señales de acuerdo con el tipo de movimiento estudiado. Para finalizar se sometió a un proceso de validación y verificación del funcionamiento mediante la comparación de la salida de la red neuronal con un giroscopio de todo el sistema cumpliendo con los requerimientos planteados.

2.1. REQUERIMIENTOS

Como primera parte para el desarrollo del proyecto técnico están los requerimientos del sistema los cuales se definieron a continuación:

- Se utilizó electrodos de tipo superficiales no invasivos para la adquisición de señales electromiográficas del cuádriceps femoral de la pierna derecha.
- El sistema tuvo un acondicionamiento conformado por filtros que permitan obtener una mejor señal con un bajo nivel de ruido.

En la Figura 10 se muestra el diagrama de requerimiento del sistema.

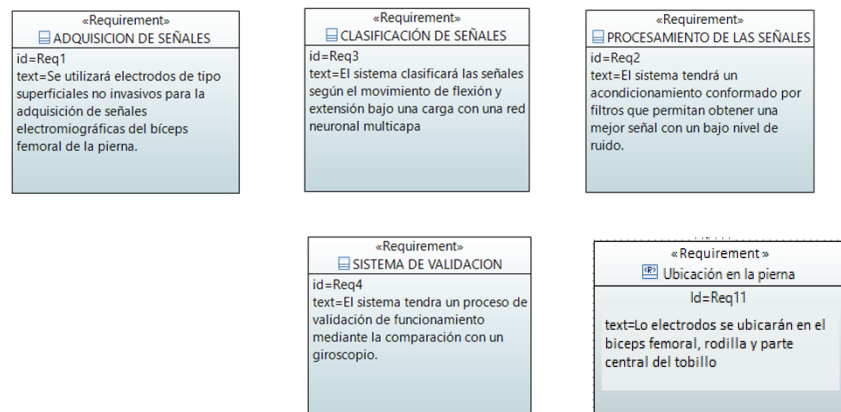


Figura 10. Diagrama de requerimientos del sistema.

En la Figura 11 se observa el diagrama de requerimientos del sistema de reconocimiento.

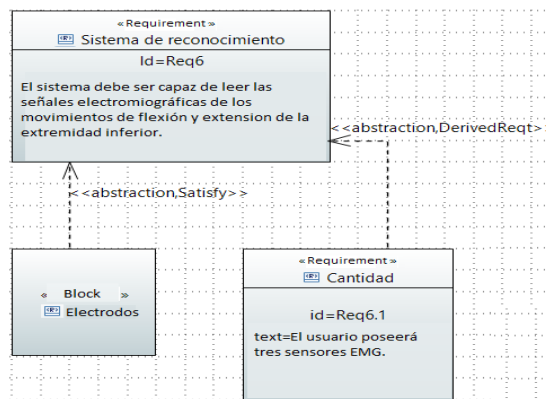


Figura 11. Diagrama de requerimientos del sistema de reconocimiento.

- El sistema clasificó las señales según el movimiento de reposo, flexión y extensión bajo diferentes tipos de condicionamiento: reposo, flexión y extensión sin carga, reposo y luego flexión y extensión con carga de 10 kilos.
- El sistema tuvo un proceso de validación de funcionamiento mediante la comparación con un giroscopio.
- Cada tipo de movimiento requirió de una duración de 10 segundos divididos de la siguiente forma: de 0 a 2.8 segundos en reposo (0°), de 2.8 a 5.6 segundos la extensión de la pierna (Hasta 90°), de 5.6 a 8.4 segundos la flexión a posición inicial (0°) y de 8.4 a 10 segundos la extensión de la pierna (Hasta 90°).

Estos requerimientos fueron estudiados detalladamente para el sistema de adquisición y clasificación de las señales electromiográficas.

2.2. DISEÑO CONCEPTUAL

En la Figura 12 se observa el diagrama de estructura del sistema para la adquisición y clasificación de señales electromiográficas.

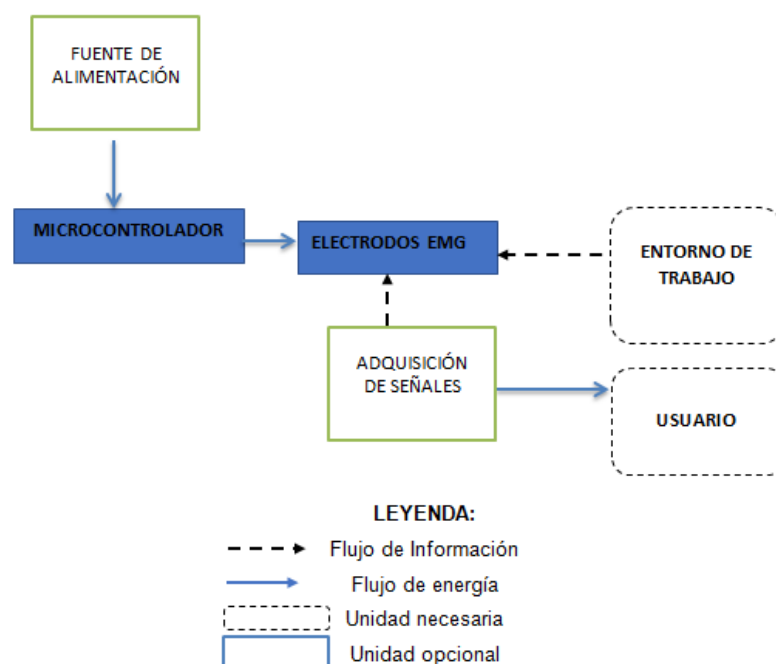


Figura 12. Diagrama de estructura del sistema de clasificación.

Mediante este diagrama se puede ilustrar el flujo de información, energía, así como la lógica e interrelación de todos los componentes del sistema.

2.2.1. DIAGRAMA DE DEFINICIÓN DE BLOQUES

En la Figura 13 se muestra y se describe las características y elementos físicos del sistema.

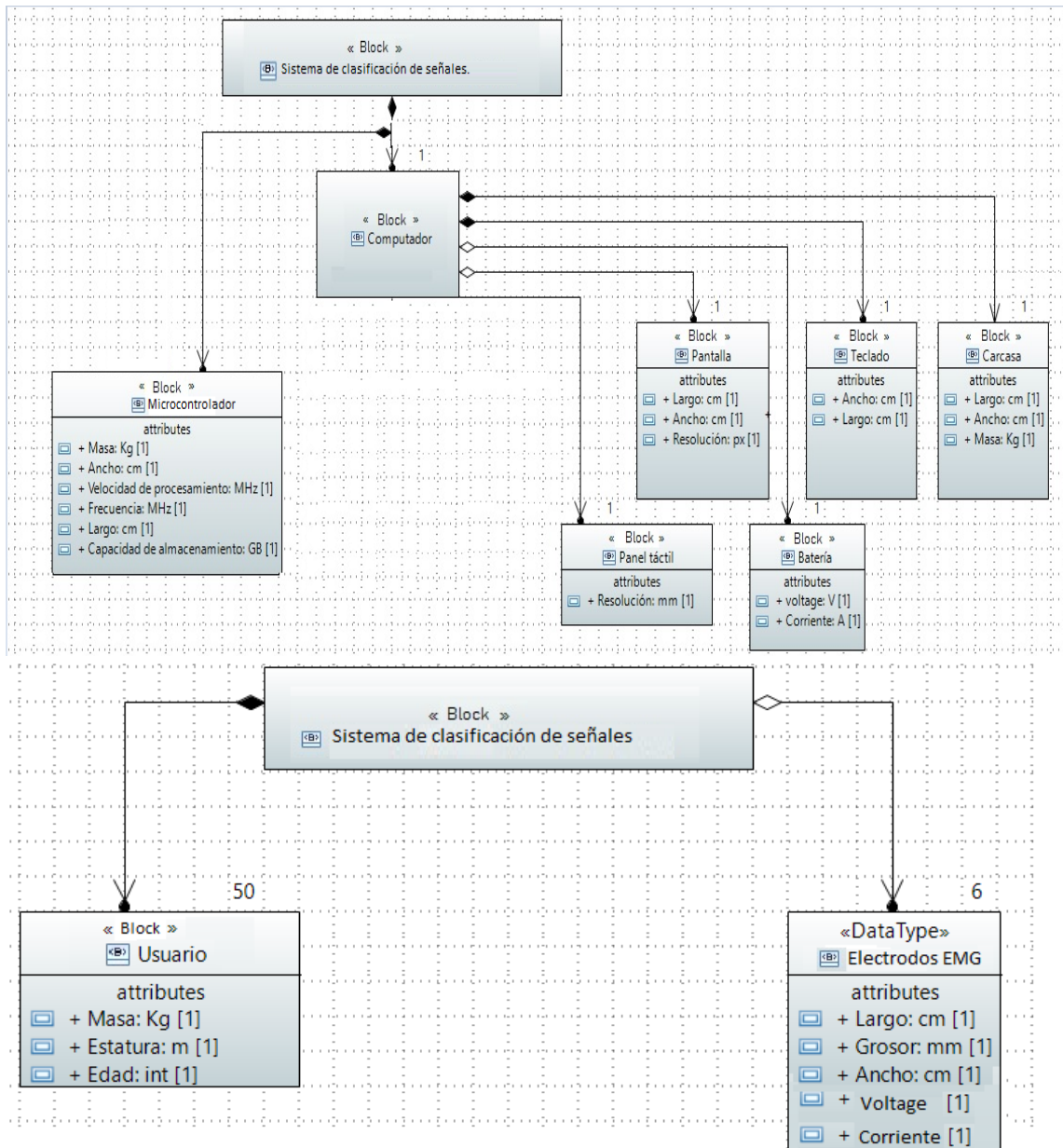


Figura 13. Diagrama de definición de bloques del sistema de clasificación

2.2.2. DIAGRAMA INTERNO DE BLOQUES

En la Figura 14 se muestra todos los elementos que están inmersos en el proceso de adquisición y clasificación de las señales electromiográficas.

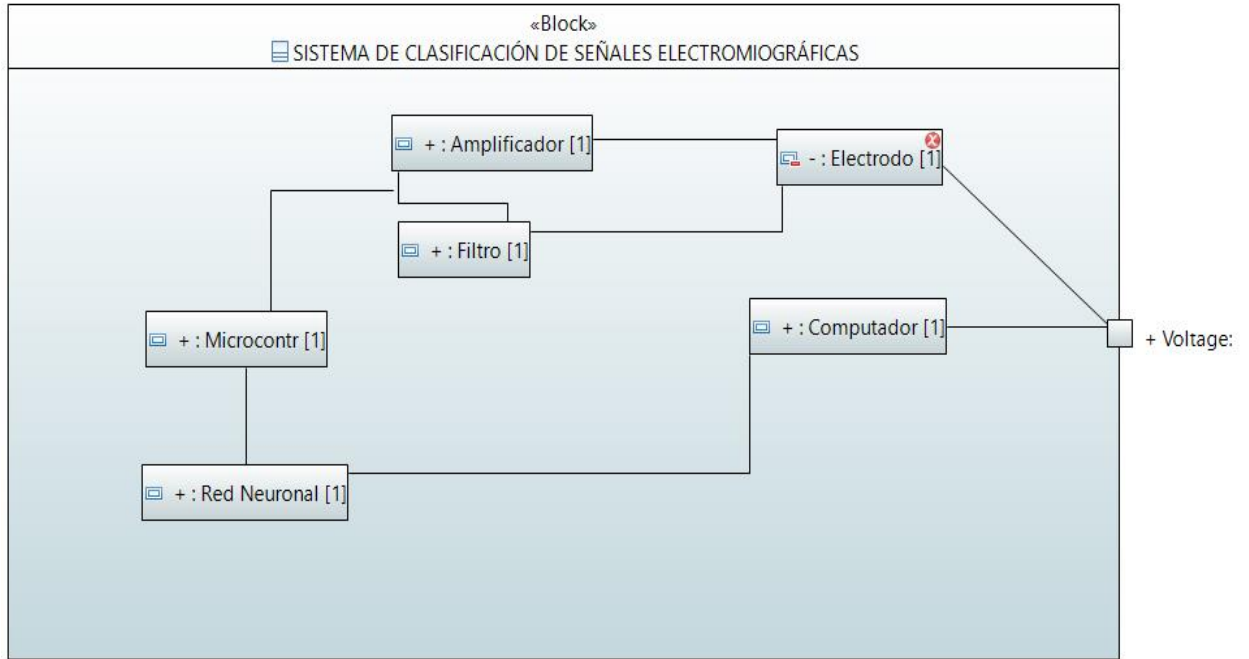


Figura 14. Diagrama interno de bloque del sistema de clasificación

2.3. DISEÑO ESPECÍFICO

2.3.1. DOMINIO ELECTRÓNICO

2.3.1.1. Sistema de adquisición de la señal electromiográfica

Para la adquisición y lectura de la señal electromiográfica generadas por el movimiento de la extremidad inferior se utilizó el método no invasivo con los llamados electrodos superficiales.

Estos tipos de sensores son transductores de tipo no invasivo para una mejor lectura (Reyes Crusaley et al., 2019). En la Figura 15 se muestra el electrodo que se utilizó de la marca Dorno que se puede encontrar en cualquier tipo de farmacia.



Figura 15. Sensores electrodos superficiales (Reyes Crusaley et al., 2019).

Los cables para los sensores que se utilizaron fueron de tipo Cables-set de tres derivaciones de 100 cm de longitud y cuenta con un conector de audio Jack de 3.5 mm como se muestra en la Figura 16.



Figura 16. Cables de sensores de tres derivaciones (Reyes Crusaley et al., 2019).

En los extremos está identificado con tres diferentes colores dos de los broches para el par de electrodos ubicados en el músculo y el último broche al electrodo de referencia.

2.3.1.2. Preprocesamiento de la señal EMG.

Modulo amplificador AD8232

En la Figura 17 se muestra el diagrama de funcionalidad de la tarjeta de adquisición y preprocesamiento de las señales generadas por el musculo. El módulo AD8232 es un bloque de acondicionamiento de señal integrado para ECG, EMGs y otras aplicaciones de medición de biopotencial. Está diseñado para extraer, amplificar y filtrar pequeñas señales de biopotencial en la presencia de condiciones ruidosas, como las creadas por el movimiento o colocación remota de electrodos, en este caso de tipo superficiales.

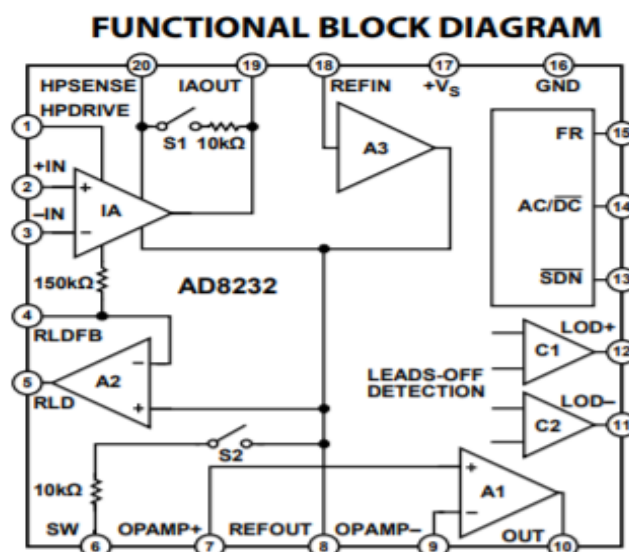


Figura 17. Diagrama de módulo AD8232 (Analog Devices, 2013).

El módulo tuvo un tipo de filtrado de pasa alto para la eliminación de ruido generado por artefactos de movimientos y una mejor detección en el potencial de acción del electrodo.

Para el preprocesamiento de la señal se necesitó un voltaje de alimentación de +- 3 voltios, para eso se utilizó dos baterías maxwell de 9 voltios para alimentar el circuito total de adquisición y procesamiento de las señales.

2.3.1.3. Selección de tarjeta de adquisición de datos

Para el procesamiento total de las señales, así como la adquisición de datos se planteó el uso del microcontrolador Arduino Mega, el cual se la aplicó de manera definitiva por su compatibilidad tanto con el módulo de procesamiento como con la flexibilidad en el uso de los sensores musculares. Se puede ilustrar sus especificaciones en la Tabla 2.

Tabla 2. Especificaciones técnicas Arduino Mega 2560.

Especificaciones	Valor o Tipo
Microcontrolador	ATmega2560
Tensión de trabajo	5V
Tensión de entrada (recomendada)	7-12V
Tensión de entrada (límite)	6-20V
Pines Digitales I/O	54 (de los cuales 15 proporcionan salida PWM)
Pines de entradas Analógicas	16
DC Corriente por Pin I/O	20 mA
DC Corriente por Pin 3.3V	50 mA
Memoria Flash	256 KB de los cuales 8 KB se usan por el bootloader
SRAM	8 KB
Velocidad del reloj	16 MHz

(Atmel, 2015)

Entre las especificaciones se encuentran el voltaje de entrada, números de pines digitales y analógicos, capacidad y tamaño de almacenamiento en su memoria Flash, SRAM y velocidad de procesamiento.

2.3.2. ADQUISICIÓN DE DATOS

Para la adquisición de datos se escogió 10 personas entre los 16 a 51 años y que no hayan tenido ningún tipo de lesión con anterioridad.

Como primer punto se eligió el posicionamiento de los electrodos superficiales en el músculo a estudiar. El posicionamiento de los sensores es muy importante en la recolección de registro EMGs. Por ellos se revisó material bibliográfico y asistencia médica especializada las cuales pueden identificar

con mayor precisión las regiones musculares con mayor compromiso en la realización de los movimientos de interés (Chen et al., 2018).

El músculo de estudio fue el cuádriceps exactamente el recto femoral de la pierna derecha. En la Figura 18 se puede observar la ubicación de los sensores en las extremidades inferiores como lo cita un artículo de Chen Yang basado en modelos de estimación de movimiento (Yang et al., 2019).

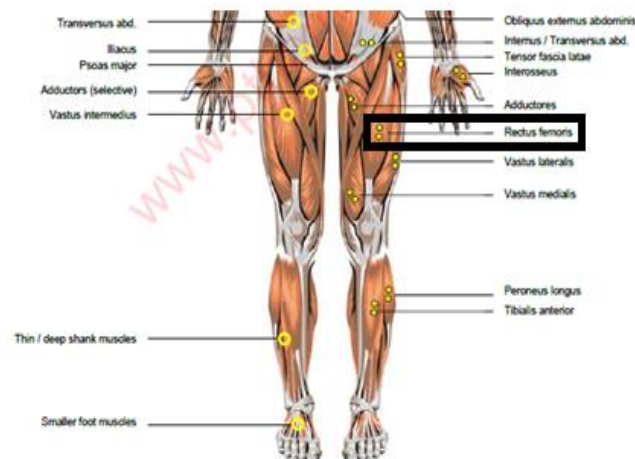


Figura 18. Ubicación de sensores electrodo en extremidades inferiores del cuerpo humano (Yang et al., 2019).

Los dos sensores de lectura específicamente se los ubicó en el recto femoral de los cuádriceps derechos señalados en un cuadro negro en la imagen anterior, mientras que el sensor de referencia se lo ubico en la rodilla.

En la Figura 19 se puede observar la posición inicial en la cual se empezó a realizar la rutina de movimientos para obtener los datos de estudio.

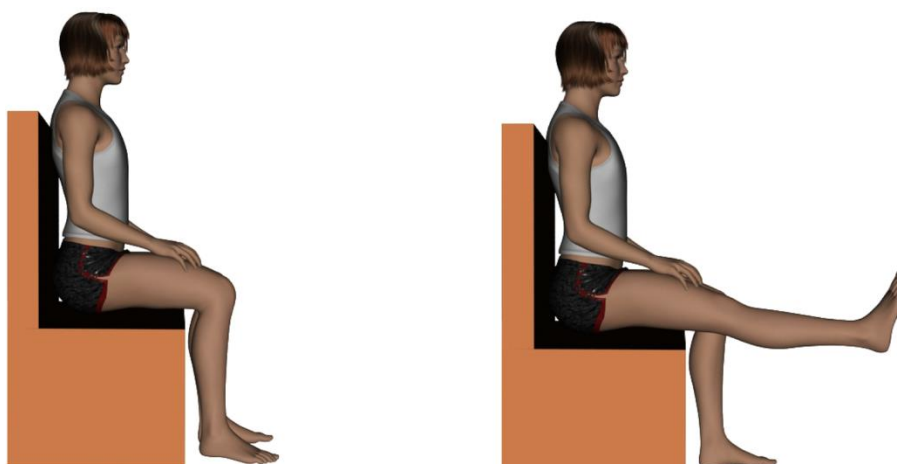


Figura 19. Posición inicial de estudio de movimientos. (Yang et al., 2019).

La posición de la izquierda es en reposo mientras que la de la derecha es la extensión de la pierna derecha del usuario.

La siguiente rutina de movimientos se la hizo sin carga y con carga para comenzar con el protocolo de adquisición.

Sin carga

En reposo: El usuario permaneció en la posición inicial con la pierna sin movimiento durante 2.8 segundos.

Extensión: Luego de 2.8 segundos se procedió a extender durante el periodo de tiempo establecido la pierna hasta estirla completamente.

Contracción o flexión: Después de estar estirada la pierna se procedió a regresar a la posición original en un periodo de 2.8 segundos.

Extensión: Por último, se volvió a extender la pierna hasta estirla completamente hasta llegar a los 10 segundos.

Con carga (10 kilos)

En reposo: El usuario se mantuvo en la posición inicial con la pierna sin movimiento durante 2.8 segundos.

Extensión: Luego de 2.8 segundos se procedió a extender durante el periodo de tiempo ya explicado la pierna hasta estirla completamente.

Contracción o flexión: Después de mantenerla estirada se procedió a regresar a la posición original en un periodo de 2.8 segundos.

Extensión: Por último, se volvió a extender la pierna hasta estirla completamente hasta llegar a los 10 segundos.

Cada sesión de los 4 movimientos duró 10 segundos y se realizó 10 intentos de la sesión por cada persona es decir cada uno tuvo 20 tipos de señales. Las 10 primera fueron sin carga y las otras 10 con carga.

El usuario lleno un registro donde se escribió todos los datos importantes de cada uno como edad, peso y talla. Después se anotó los ángulos que se generaron de acuerdo con los movimientos explicados. Este registro del protocolo de adquisición se lo encuentra en una ficha técnica al final del proyecto en anexos y que se les hizo llenar a cada uno al momento de realizar la prueba.

Para la carga se utilizó una pesa de tobillo de 10 kilogramos de peso.

La carga se posicionó en la parte inferior del tobillo como se ilustra en la Figura 20.



Figura 20. Ubicación de pesa en el tobillo derecho del usuario (Yang et al., 2019).

2.3.3. ADQUISICIÓN DE ÁNGULO DE POSICIÓN DE LA PIERNA DERECHA.

Acelerómetro módulo MPU6050

Con el fin de realizar la lectura del posicionamiento de la pierna en grados se empleó el módulo MPU6050. En la Tabla 3 se ilustra sus especificaciones técnicas.

Tabla 3. Especificaciones técnicas de módulo MPU6050

Especificaciones	Valor o Tipo
Sensor	MPU6050
Voltaje de operación	3V/3.3V~5V DC
Grados de libertad (DoF)	6
Rango acelerómetro	2g/4g/8g/16g
Rango Giroscopio	250Grad/Seg, 500Grad/Seg, 1000Grad/Seg, 2000Grad/Seg
Sensibilidad Giroscopio	131 LSBs/dps
Interfaz	I2C
Convertor AD	16 bits (salida digital)

(Ave, 2012)

El módulo cuenta con un giroscopio de 3 ejes más un acelerómetro triaxial. Un convertidor análogo digital de 16 bits en todos los ejes y una comunicación digital i2C.

Para el procesamiento digital y el análisis de las señales EMG se sugirió la digitalización mediante el muestreo como lo explica Chen en su trabajo de análisis de señales EMG (Chen et al., 2018). La tasa de muestreo en la práctica puede ser de 1000 Hz con el fin de registrar componentes de frecuencia en la señal hasta los 500 Hz según el teorema de Nyquist, o muestrear a una frecuencia de 500 Hz para registrar componentes de frecuencia hasta los 250 Hz. Para el procesamiento del proyecto técnico se utilizó una frecuencia de muestreo de 500 HZ. Esta frecuencia de muestreo logro procesar la máxima cantidad de datos y llegar al tiempo establecido de 10 segundos. La señal obtenida pasó por un filtrado y procesamiento digital para un mejor muestreo, segmentación y extracción de sus características.

El software que se empleó para el desarrollo del procesamiento digital, programa de control y clasificación de las señales electromiograficas fue en la plataforma de Matlab. Este programa es una plataforma de sistema de cómputo específico que brinda un entorno de desarrollo integrado con propio lenguaje de programación. En los últimos años se incrementó el número de prestaciones, como la de programar directamente procesadores digitales de señal o crear código VHDL. Donde se creó y se diseñó los bloques del programa para el ingreso, procesamiento digital y clasificación de las señales EMG fue una herramienta de Matlab llamada Simulink.

Registro de ángulo de posición

Mediante la plataforma de Simulink se implementó el programa de registro del ángulo de la posición de la pierna derecha.

Como primer punto se utilizó el bloque MPU6050 que se encontró en la librería de Simulink. Como se explicó anteriormente este tipo de acelerómetro tiene compatibilidad con la plataforma de programación. En la Figura 21 se observa este bloque como primer punto del programa.



Figura 21. Módulo de acelerómetro MPU 6050 en plataforma de Simulink

Este módulo contiene tres ejes con el cual se trabajó para el cálculo del ángulo de inclinación. Al ser un acelerómetro se utilizó la aceleración para calcular el ángulo de salida. Luego de que se observó las tres graficas se llegó a la conclusión que en el eje x se generó la aceleración verdadera y en el cual se produjo el giro de la pierna. En la Figura 22 se observa la representación vectorial de la extremidad inferior en su posición inicial.

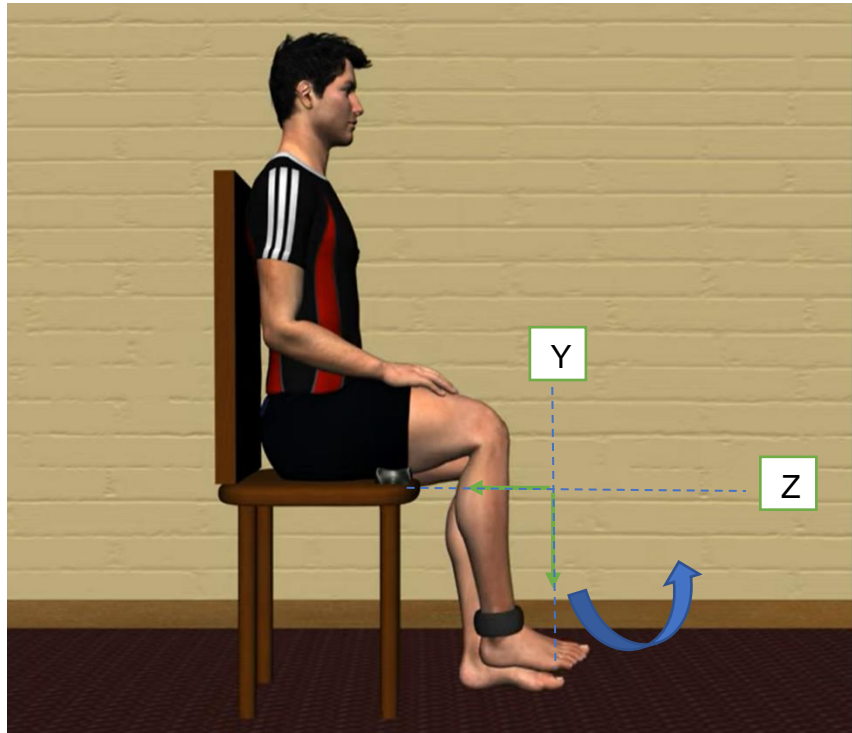


Figura 22. Representación vectorial de pierna derecha en posición inicial de 0 grados (Yang et al., 2019)

Luego su extensión hasta 90 grados como se observa en la Figura 23.

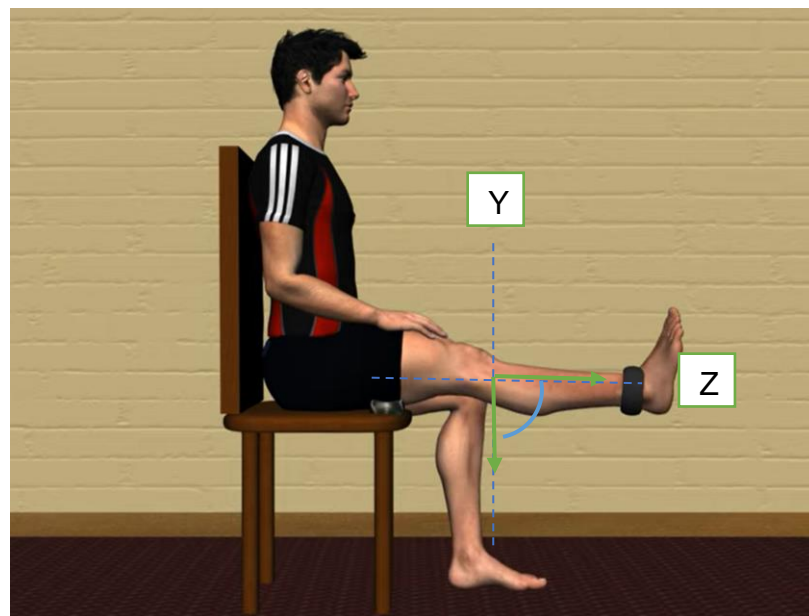


Figura 23. Representación vectorial de pierna derecha en posición final de 90 grados (Yang et al., 2019)

En la Figura 24 se observa que al momento de girar el módulo en el eje x se generó la aceleración de la gravedad. También se puede ilustra el ángulo de inclinación θ el cual fue la salida final.

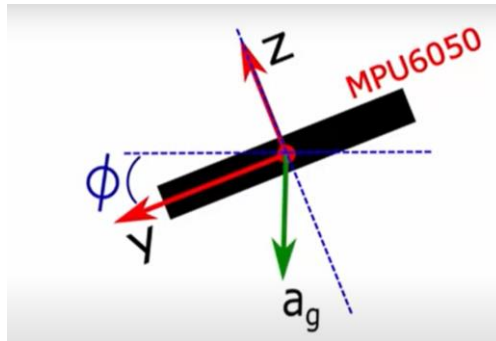


Figura 24. Representación vectorial de aceleración de la gravedad (a_g)

En la Figura 25 se muestra el vector de la aceleración de la gravedad y la aceleración en Z (a_z) además de la aceleración en Y (a_y). Estos componentes facilitaron el cálculo del ángulo de inclinación.

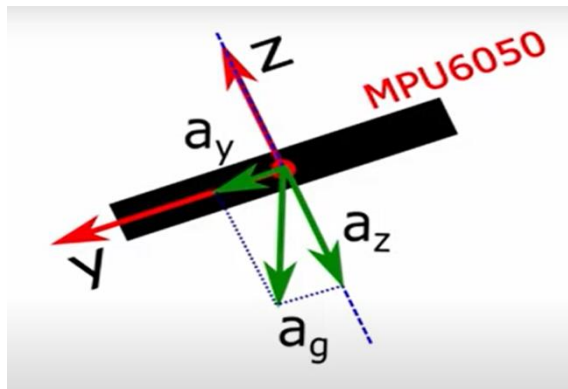


Figura 25. Representación vectorial de aceleración en Z (a_z) y la aceleración en el eje Y (a_y)

En la Figura 26 se puede ver que el ángulo de inclinación es el mismo que se forma entre la aceleración de la gravedad y la del eje z.

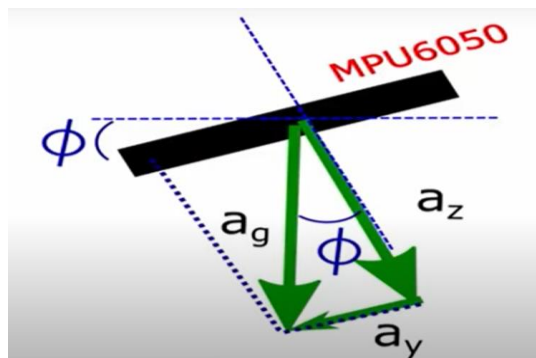


Figura 26. Ángulo de inclinación entre la aceleración del eje Z y la aceleración de la gravedad

Ahora mediante una función trigonométrica se formó la Ecuación 1 para calcular el ángulo.

Donde a_y es la aceleración en Y, a_z la aceleración en Z y ϕ el ángulo de inclinación.

$$\phi = \tan^{-1} \frac{a_y}{a_z} \quad [1]$$

Para realizar el cálculo en el programa se implementó el bloque de arco tangente usando las aceleraciones en Y, Z y luego la salida que obviamente se dio en radianes se aplicó un conversor a grados obteniendo el ángulo de inclinación en el eje X como se ilustra en la Figura 27.



Figura 27. Bloques de Simulink de la función arco tangente cuadrado y conversión de radianes a grados

Sin embargo, se observó que el módulo generaba al revés los ángulos. Es decir, cuando la pierna estaba en reposo tenía que dar el ángulo a 0 grados, pero al estar el módulo ubicado en la rodilla dio 90 grados y cuando la pierna estiraba viceversa. Ante este problema se aplicó el bloque llamado "Map" como se muestra en la Figura 28. Esta función lo que hizo fue tomar un valor de entrada asignado desde un valor mínimo y máximo posible y lo escalo a un mínimo de salida deseado.

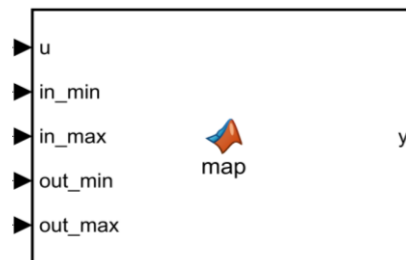


Figura 28. Bloque de función "Map" en Simulink

El bloque se constituyó con la variable u que fue el valor del ángulo inicial, un valor de entrada MIN y MAX que fueron los valores que se generaron de manera inicial y luego los máximos y mínimos de salida que fueron los deseados.

En la Figura 29 se observa la señal final del acelerómetro con los ángulos generados en una sesión de movimientos de 10 segundos.

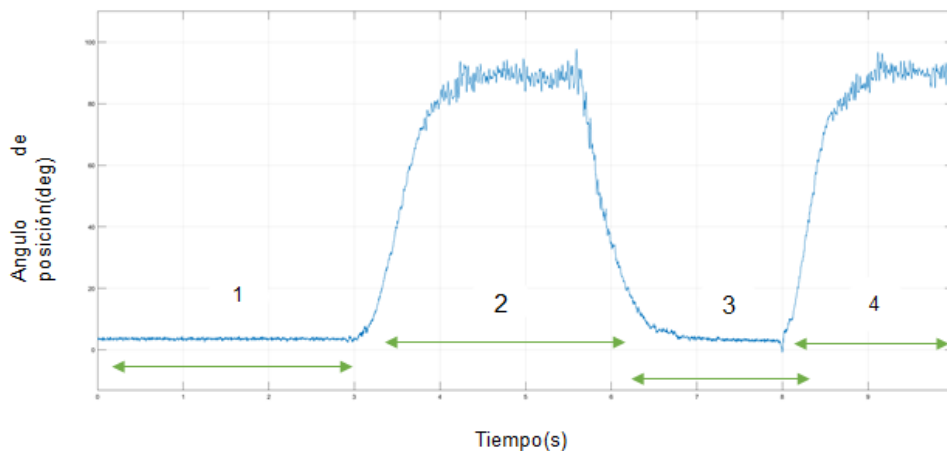


Figura 29. Señal final de ángulo de posición de acelerómetro de una sesión de movimientos de 10 segundos

Se puede observar que en el segmento 1 (0 a 2.8 s) no hay movimiento y a 0 grados, en el segmento 2 (2.8 a 5.6 s) se extendió la pierna hasta 90 grados, después en el segmento 3 (5.6 a 8.4) se flexionó la pierna hasta 0 grados y finalmente en el segmento 4 (8.4 a 10 s) se volvió a extender hasta 90 grados.

2.3.4. REGISTRO DE SEÑALES

En la plataforma de Simulink se utilizó diferentes bloques que se encuentran en la librería para el ingreso de la señal EMG. Para la entrada se utilizó el bloque de Arduino de entrada analógica como lo muestra la Figura 30 con el número de pin que se utilizó para la salida del módulo de preprocesamiento de la señal.

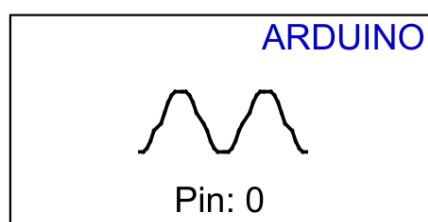


Figura 30. Bloque de entrada de pin de Arduino en Simulink

En la Figura 31 se puede observar la señal adquirida por el programa con una escala correcta y en una sesión de 10 segundos con los movimientos que se explicó anteriormente.

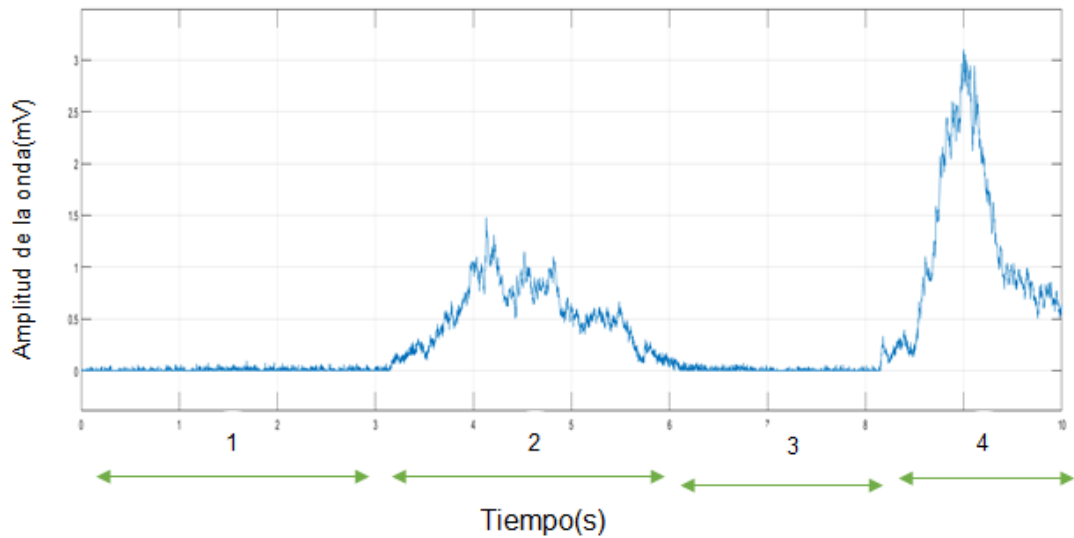


Figura 31. Señal final EMGs con su amplitud de onda(mV) en un periodo de tiempo de 10 segundos (Ts)

En el segmento 1 (0 a 2.8 s) no hay movimiento es decir en reposo, en el segmento 2 (2.8 a 5.6 s) se extendió la pierna y se generó un pico de voltaje, después en el segmento 3 (5.6 a 8.4 s) se flexionó la pierna manteniendo un nivel de voltaje bajo y sin actividad EMGs y finalmente en el segmento 4 (8.4 a 10 s) se volvió a extender la pierna generando actividad electromiográficas.

El pico de voltaje más alto varía de acuerdo con la salida de la ganancia del módulo de preprocesamiento de la señal.

Almacenamiento de señales EMG en base de datos

Para guardar las señales adquiridas se aplicó un bloque de Simulink llamado “Workspace” el cual registró la señal leída y la almacenó en un arreglo en el programa de Matlab en su base de datos interna como se ilustra en la Figura 32.

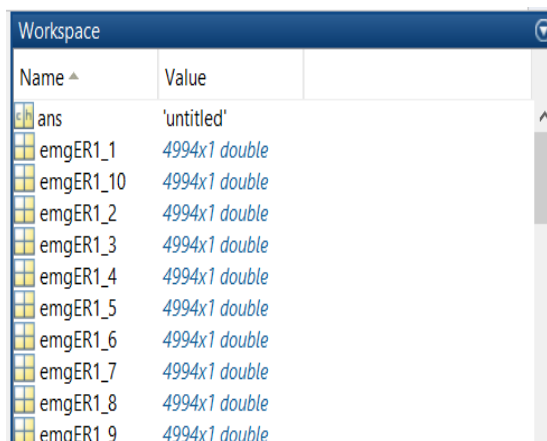


Figura 32. Bloque de datos “Workspace”.

En la Figura anterior se puede ilustrar cada señal almacenada en su arreglo del mismo tamaño y tipo de dato.

Filtrado digital

Uno de los primeros pasos para el procesamiento digital fue la aplicación de un filtro digital Pasa Alto. En este tipo de filtrado las frecuencias bajas son atenuadas para dar paso a las frecuencias altas. Se aplicó este tipo de filtro sobre todo para eliminar el ruido mecánico que quedó al momento del registro de la señal por el movimiento de los cables de electrodos, así como el ruido ambiental que existió en el exterior.

Al ser un filtrado digital se utilizó el bloque de simulink de tipo IIR (Respuesta de impulso infinito) siendo como cualidad no ser lineal en fase, pero en su contraparte, el número de pesos usados en un algoritmo es menor, siendo una gran ventaja en el ahorro de computación en los procesadores.

En la Figura 33 se observa los parámetros del filtrado para el sistema de procesamiento.

Highpass Filter
Design a FIR or IIR highpass filter
[Source code](#)

Main Data Types

Parameters

Filter type: IIR

Design minimum order filter

Stopband edge frequency (Hz): 8

Passband edge frequency (Hz): 10

Minimum stopband attenuation (dB): 120

Maximum passband ripple (dB): 0.1

Inherit sample rate from input

Input sample rate (Hz): 1/0.002

View Filter Response

Figura 33. Parámetros de configuración de filtro Pasa Alto.

Parámetros como el tipo de filtrado IIR, frecuencia de borde de la banda de parada de 8 Hz, así como como la frecuencia de muestreo de entrada de 500 Hz. Todas estas especificaciones se la pueden configurar o cambiar de acuerdo con las necesidades que necesite el sistema en su proceso de experimentación y pruebas a los usuarios.

En la Figura 34 se aprecia lo que es la señal después que se aplicó el filtro pasa alto.

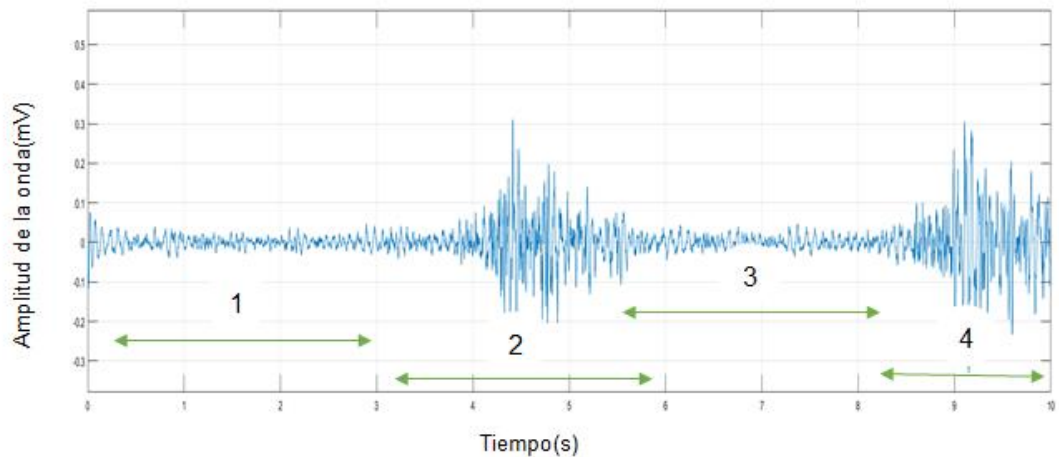


Figura 34. Señal EMGs aplicado su filtro Pasa Alto.

Se puede observar los segmentos 1,2 3 y 4 con sus diferentes tipos de movimientos explicados anteriormente pero ya aplicados el filtro digital con una ondulación máxima de la banda de paso de 0.1 y los 10 segundo de duración con la frecuencia de muestreo de 500 HZ.

En el periodo de la señal donde no existió movimiento es decir en el segmento 1 y 3 se formó pequeños picos ya que el musculo por inercia pese a estar en reposo generó pequeñas señales de voltajes que dependiendo el participante cambió el valor de esta variación. Por eso se incluyó un bloque llamado Zona Muerta como se indica en la Figura 35.

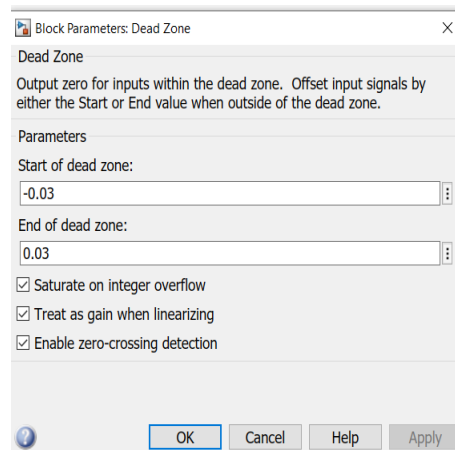


Figura 35. Bloque de configuración de módulo de "Dead Zone" o Zona Muerta

Donde se muestra en el bloque un rango entre -0.03 y 0.03 en este caso para el primer participante donde convirtió toda esa zona a 0 para que no exista estas variaciones cuando no haya movimiento. Para otro experimento los voltajes en la zona muerta variaron de diferente forma y la configuración cambió.

En la Figura 36 se observa la señal luego de la aplicación de este bloque de zona muerta.

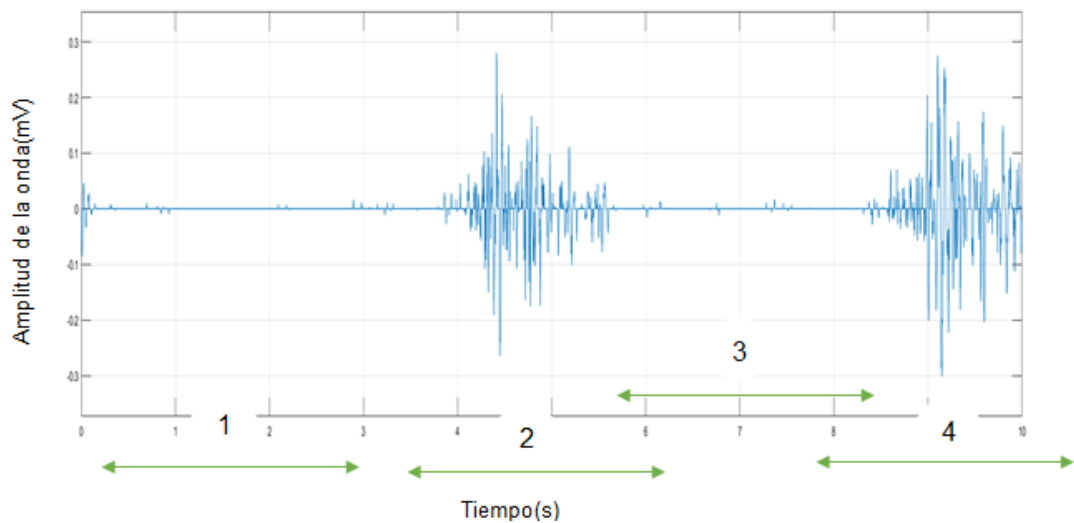


Figura 36. Señal EMGs aplicada modulo “Dead Zone”.

En la cual se vio como en la parte donde no existió movimiento específicamente en los bloques 1 y 3 prácticamente se transformó en una zona muerta con rangos de cero gracias al bloque explicado anteriormente.

Análisis de las señales

Para convertir muestras escalares en una salida de fotogramas a una velocidad menor se utilizó el bloque “Buffer”. Mediante el tamaño del “Buffer” de salida se determinó el periodo de tiempo en el cual el sistema va a tomar los datos para empezar a trabajar la extracción de sus características como lo muestra la Figura 37.

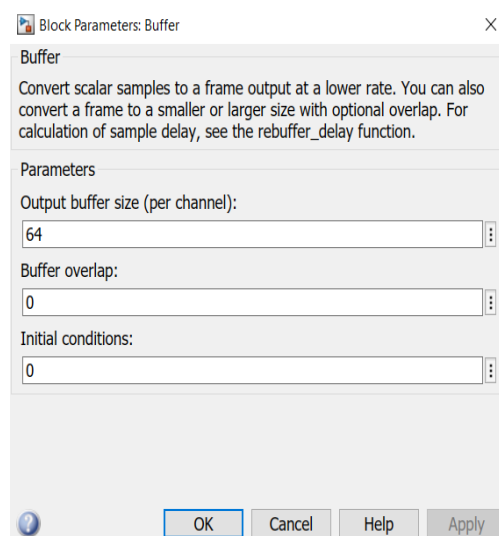


Figura 37. Bloque de parámetros de “Buffer” en Simulink.

Al tener el sistema una frecuencia de muestreo de 500 Hz y una salida o tamaño del "Buffer" de salida de 64 se calculó el periodo de tiempo de trabajo y toma de datos de 128 milisegundos.

Para la extracción de características se implementó varios métodos estadísticos descriptivos en el dominio del tiempo. Entre ellos están los siguientes: raíz media cuadrada (RMS), Varianza (VAR) y Valor integrado de EMGs (IEMG).

El RMS fue la raíz cuadrada de la media aritmética de los cuadrados de los valores. Es un método de caracterización de uso muy común para métodos estadísticos.

En este proyecto técnico para concordar la frecuencia de muestreo de las señales EMGs se obtuvo el RMS de cada 5 secuencias de datos de las señales sin procesar muestreadas a frecuencias de 500 Hz, por la cual se realizó la Ecuación 2.

$$X_{rms} = \sqrt{\frac{1}{n} (X_1^2 + X_2^2 + \dots + X_n^2)} \quad [2]$$

Donde X_{rms} es el valor eficaz de la secuencia de datos, X_1^2, X_2^2 son la secuencia de los datos y n es el número de datos que se procesó.

El siguiente método de extracción fue la varianza que consistió en la medida de dispersión que representó la variabilidad de una secuencia o serie de datos con respecto a su media. Se calculó este método mediante la Ecuación 3.

$$VAR(X) = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{X})^2}{n} \quad [3]$$

Donde X fue la variable de cálculo de la varianza, x_i es el dato de la secuencia \bar{X} es la media de la variable X y n es el número de observaciones.

El siguiente método estadístico de caracterización se basó en el cálculo de la integral de la señal EMGs para luego hacer una sumatoria final en el periodo de segmentación de datos. En la Ecuación 4 se puede observar su fórmula.

$$IEMG = \sum_{i=1}^N |X_i| \quad [4]$$

Dónde N es el tamaño de datos del segmento o secuencia y X_i es el valor de cada dato del segmento.

En la Figura 38 se observa la gráfica de la señal luego que se aplicó uno de los métodos en este caso el bloque RMS.

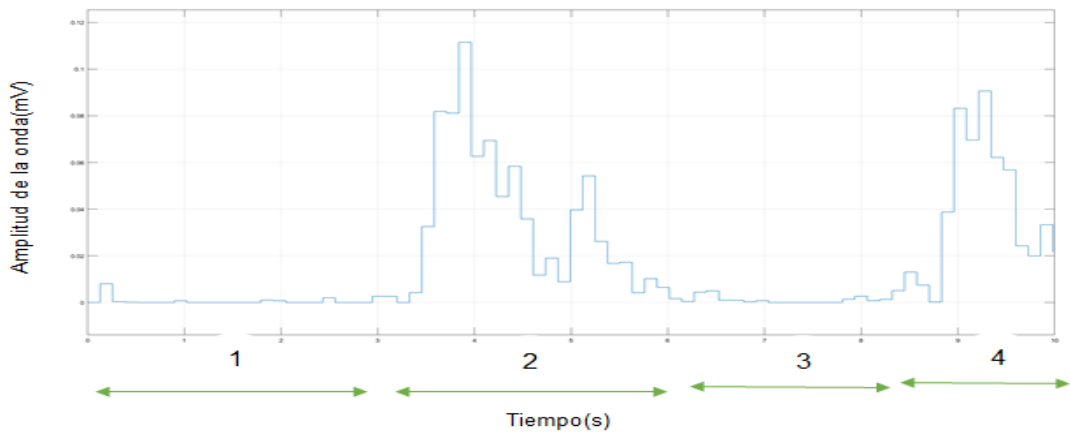


Figura 38. Grafica de señal EMGs aplicada al cálculo de la raíz media cuadrada.

Se observa los cuatro segmentos de movimientos la señal y su valor de raíz media cuadrada.

2.3.5. CLASIFICACIÓN DE LAS SEÑALES ELECTROMIOGRÁFICAS.

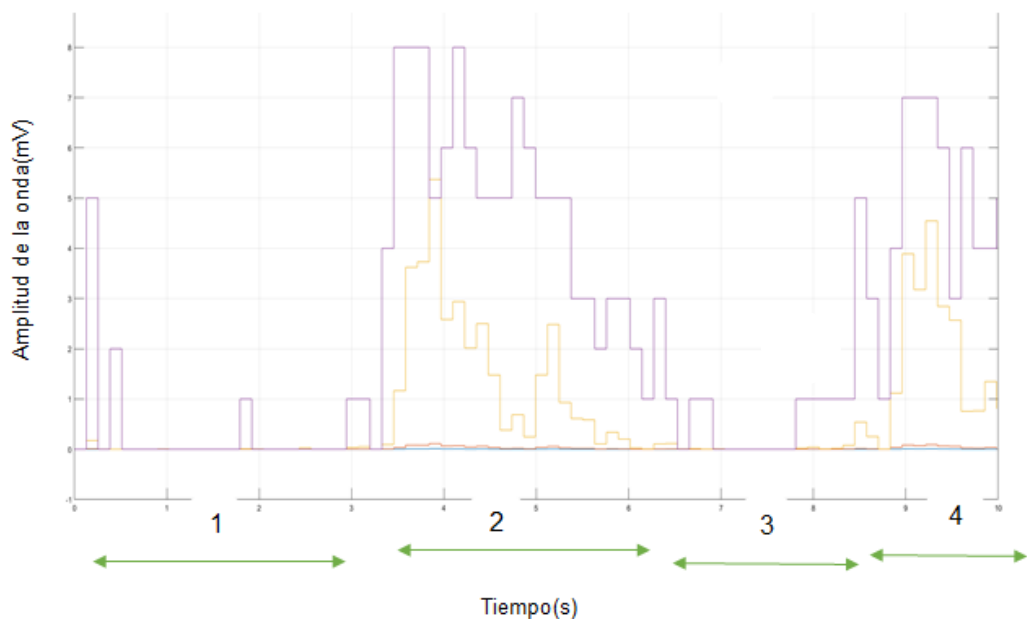


Figura 39. Grafica de tres métodos estadísticos (VAR, IEMGs y RMS) aplicados a la señal EMGs.

En la Figura 39 se ilustra que las señales de color morado y naranja tienen pesos mucho más grandes que las demás. Esto en el ingreso a la red neuronal se registró los pesos más grandes y en vez de 3 entradas solo detectó 2 y la red neuronal se construyó de manera incorrecta. Por eso se utilizó la técnica de estandarización de la señal. Esta técnica consistió en calcular el valor máximo en cada movimiento y el promedio de los máximos de los 10 intentos. Luego de ello se colocó una ganancia con una división entre uno y el valor

calculado anteriormente en cada método estadístico. Con esto, se estandarizó cualquier valor entre cero y uno. Cada valor máximo de las señales procesadas con los diferentes métodos de caracterización se guardó en diferentes variables. Estos varían de acuerdo con la persona y se almacenó en otra variable diferente. En la Figura 40 se ilustra las 3 salidas estandarizadas en valores entre 0 y 1 de un tipo de movimiento del usuario.

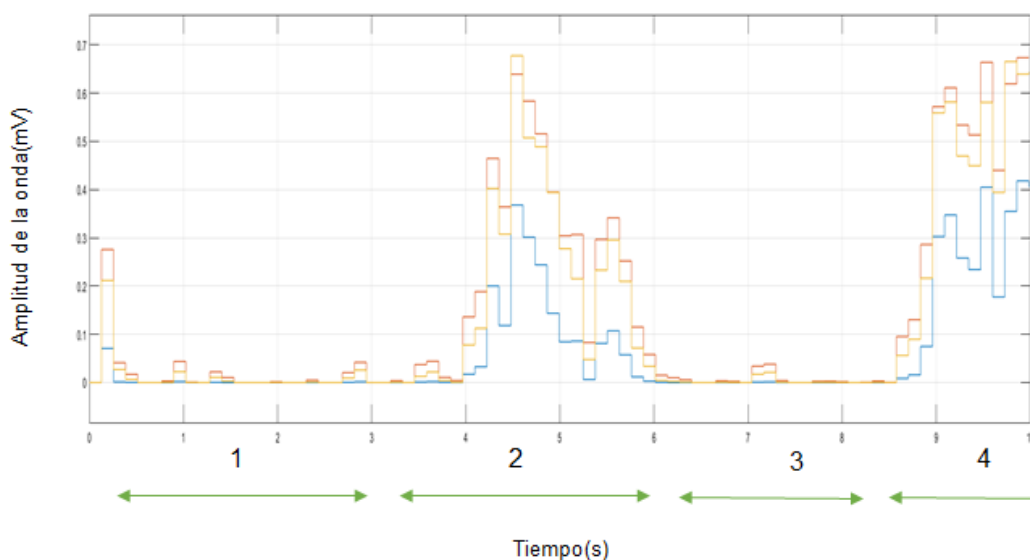


Figura 40. Grafica de 3 señales estandarizadas en valores entre 0 y 1

Con este método se logró estandarizar las señales logrando valores del mismo peso o en un rango similar para una mejor lectura al momento de registrar e ingresar las entradas en la red neuronal.

Después de estandarizar la señales o entradas se procedió a la clasificación mediante la red neuronal artificial.

Como primer punto en la etapa de clasificación se guardó las entradas que tendrá la red neuronal, así como los objetivos para el entrenamiento de esta.

Para el proyecto se empleó 2 y 3 entradas para el entrenamiento de las redes. Con el fin de determinar la arquitectura de la red neuronal se realizó las siguientes pruebas.

Se analizó 3 entradas las cuales fueron conformadas por las variables ya guardadas de cada uno de los métodos de caracterización de la señal ya procesada (VAR, IEMG y RMS), a la que se almacenó en un vector llamado P. En total se acumularon los 10 intentos que se aplicó a cada participante para al final almacenar todos los intentos en un solo P. Para concluir este P total se calculó su transpuesta. Todo este proceso se muestra en la Figura 41.

```

%guardar los P de primer experimento Erick
PVvar1=[zzerovarER1_1 zzerormsER1_1 zzeroiemgER1_1 ]
PVvar1=[PVvar1; zzerovarER1_2,zzerormsER1_2,zzeroiemgER1_2]
PVvar1=[PVvar1; zzerovarER1_3,zzerormsER1_3,zzeroiemgER1_3]
PVvar1=[PVvar1; zzerovarER1_4,zzerormsER1_4,zzeroiemgER1_4]
PVvar1=[PVvar1; zzerovarER1_5,zzerormsER1_5,zzeroiemgER1_5]
PVvar1=[PVvar1; zzerovarER1_6,zzerormsER1_6,zzeroiemgER1_6]
PVvar1=[PVvar1; zzerovarER1_7,zzerormsER1_7,zzeroiemgER1_7]
PVvar1=[PVvar1; zzerovarER1_8,zzerormsER1_8,zzeroiemgER1_8]
PVvar1=[PVvar1; zzerovarER1_9,zzerormsER1_9,zzeroiemgER1_9]
PVvar1=[PVvar1; zzerovarER1_10,zzerormsER1_10,zzeroiemgER1_10]
PZV=PVvar1'

```

Figura 41. Almacenamiento de variable P para 3 entradas de la red neuronal.

Para el almacenaje de las 2 entradas se utilizó los métodos de RMS e IEMG mostrada en la Figura 42.

```

%guardar los P de primer experimento Erick
PVvar2=[zzerormsER1_1 zzeroiemgER1_1 ]
PVvar2=[PVvar2; zzerormsER1_2,zzeroiemgER1_2]
PVvar2=[PVvar2; zzerormsER1_3,zzeroiemgER1_3]
PVvar2=[PVvar2; zzerormsER1_4,zzeroiemgER1_4]
PVvar2=[PVvar2; zzerormsER1_5,zzeroiemgER1_5]
PVvar2=[PVvar2; zzerormsER1_6,zzeroiemgER1_6]
PVvar2=[PVvar2; zzerormsER1_7,zzeroiemgER1_7]
PVvar2=[PVvar2; zzerormsER1_8,zzeroiemgER1_8]
PVvar2=[PVvar2; zzerormsER1_9,zzeroiemgER1_9]
PVvar2=[PVvar2; zzerormsER1_10,zzeroiemgER1_10]
PZrms=PVvar2'

```

Figura 42. Almacenamiento de variable P para 2 entradas de la red neuronal

Al igual que en el proceso anterior se muestra el mismo método de la variable P total pero solo con dos entradas y al final el cálculo de su transpuesta se guardó en la variable PZrms perteneciente al primer usuario.

Posteriormente se almacenó los objetivos que fueron la posición de cada señal o tipo de movimiento del usuario. En ella se usó la señal de ángulo con la caracterización RMS guardada en su bloque de espacio es decir una sola salida.

En este almacenamiento también se aplicó el bloque “Buffer” que se explicó anteriormente con la misma configuración de las señales. En la Figura 43 se ilustra la gráfica de la salida del giroscopio.

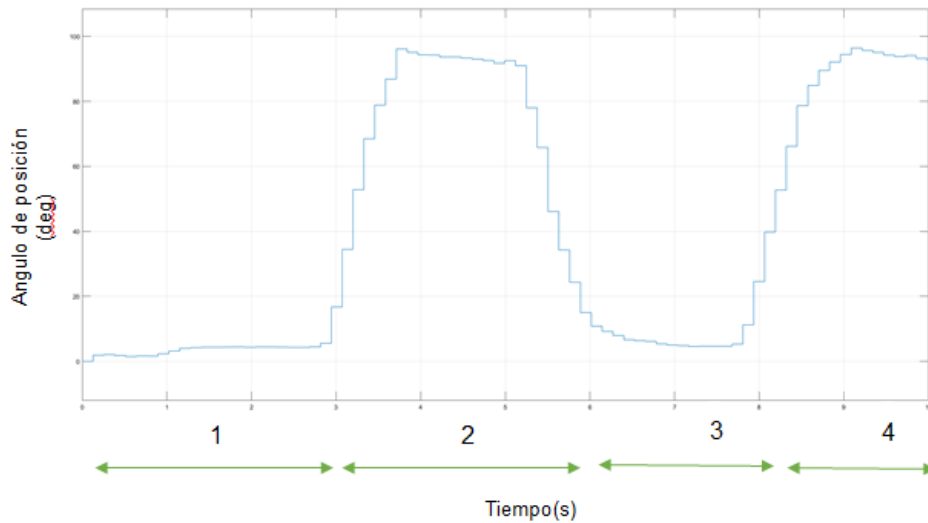


Figura 43. Gráfica de salida de red neuronal procesada

Donde se observa en cada segmento los ángulos de posición que posteriormente se guardó en el bloque de registro ya procesada con la función RMS. Esta fue la salida de cada uno de los movimientos del usuario.

Luego se guardó esta salida en una variable T para cada intento y todos los intentos en una T total para luego calcular su transpuesta. Todo esto se ilustra en la Figura 44.

```

%guardar los T de primer movimiento Erick
T1=[RMSsensER1_1]
T1=[T1;RMSsensER1_2]
T1=[T1;RMSsensER1_3]
T1=[T1;RMSsensER1_4]
T1=[T1;RMSsensER1_5]
T1=[T1;RMSsensER1_6]
T1=[T1;RMSsensER1_7]
T1=[T1;RMSsensER1_8]
T1=[T1;RMSsensER1_9]
T1=[T1;RMSsensER1_10]
TT1=T1'

```

Figura 44. Almacenamiento de variable T para salida de la red neuronal

Red neuronal

Para la clasificación de las señales electromiográficas se empleó una red neuronal de tipo multicapa. En la plataforma de Matlab se aplicó diferentes herramientas y funciones para tratar con este tipo de red neuronal y poder desarrollarla de forma correcta. Para la red neuronal multicapa se usó la de tipo “feedforward backpropagation”.

Para el entrenamiento de la red neuronal multicapa se utilizó los dos tipos de entrenamientos uno sin carga y el segundo empleando la carga de 10 kilos ya explicados anteriormente en el protocolo de adquisición. En cada entrenamiento se adaptó la red con 3 y 2 entradas ya almacenadas en el proceso anterior, además se implementó diferentes números de neuronas en la capa oculta de la red, primero con 5 neuronas después con 10 luego con 15 y por último con 20 neuronas además se aplicó varios tipos de entrenamiento para encontrar el mejor posible y que se acerque más al objetivo final.

Mediante la función “nntool” se logró configurar la red neuronal, su entrenamiento e indicar todas sus características como lo muestra la Figura 45.

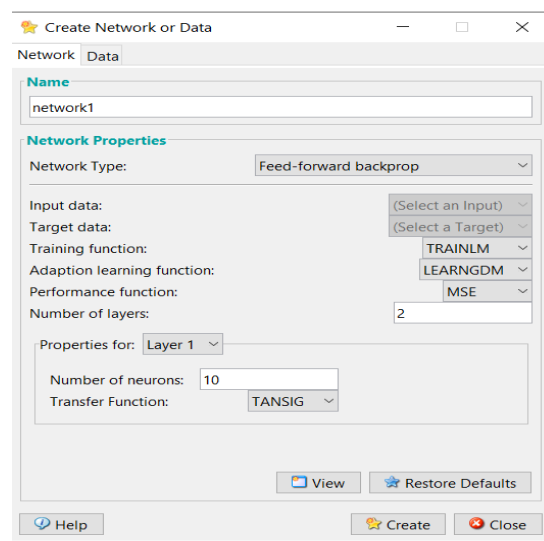


Figura 45. Bloque de configuración de red neuronal

En este bloque se determinó el nombre, tipo, entradas y objetivos que tendrá esta misma, así como el número de neuronas que conformó la estructura para su entrenamiento.

Otra configuración estándar fue el tipo de función de transferencia de cada capa. Al tener valores entre 0 y 1 en la primera capa se utilizó la función “LOGSIG” y en la última la función “PURELINE”. Estas fueron funciones de activación que calcularon la salida de una capa a partir de su entrada neta.

El resultado del entrenamiento de la red neuronal fue el ángulo de posición de la pierna derecha de acuerdo con su señal que provocó el tipo de movimiento que se explicó con anterioridad.

Para el entrenamiento de la red neuronal en la Tabla 4 se explica de manera más clara cuales fueron ellos.

Tabla 4. Tipos de entrenamiento para la red neuronal multicapa.

# Entradas	Sin Carga		# Entradas	Con Carga	
	3 entradas	2 entradas		3 entradas	2 entradas
	5 neuronas	5 neuronas		5 neuronas	5 neuronas
# Neuronas capa oculta	10 neuronas	10 neuronas	# Neuronas capa oculta	10 neuronas	10 neuronas
	15 neuronas	15 neuronas		15 neuronas	15 neuronas
	20 neuronas	20 neuronas		20 neuronas	20 neuronas

En esta tabla se determinó todos los tipos de entrenamiento que se implementó para cada uno de los 10 usuarios de prueba. Se dividieron de acuerdo con el número de entradas y neuronas en la capa oculta al igual que cada entrenamiento se lo aplico primero sin carga y luego con la carga de 10 kilos.

En la Figura 46 se puede observar la estructura de la red neuronal de uno de los tipos de entrenamiento.

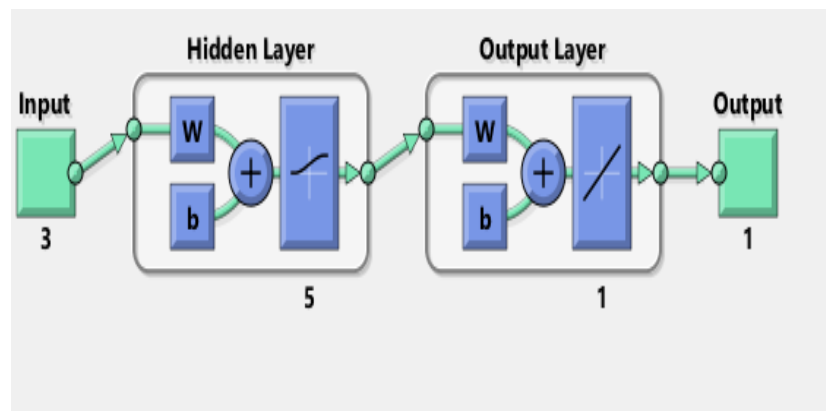


Figura 46. Estructura de red neuronal con 3 entradas y 5 neuronas en capa oculta

En este caso se observa la arquitectura de una red neuronal con 3 entradas y 5 neuronas en la capa oculta.

Registro de las señales en base de datos

En la Tabla 5 se muestra el formato de la base de datos que tuvo cada usuario para el registro de la información, datos personales, estatura, genero, el tipo de movimiento y entrenamiento además de los resultados del ángulo para cada sesión en conjunto con la de la posición de la pierna derecha para su respectiva comparación entre las dos medidas y su futuro análisis. Los datos de las señales fueron obtenidos de cada ficha de registro del protocolo de

adquisición que se encuentra al final en anexos ya explicados anteriormente y que se realizó a los 10 usuarios de estudio para cada tipo de movimiento.

Tabla 5. Base de datos en Excel de registro de señales.

Nombre	Edad	Talla	Genero	Tipo movimiento	Tipo de entrenamiento	Angulo goniómetro	Angulo del sistema
Erick	23	1,8 m	Masculino	Reposo	Sin carga, 3 entradas y 5 neuronas	12,61 °	10,65°
				Extensión	Sin carga, 3 entradas y 5 neuronas	12,61°	11,43°
				Flexion	Sin carga, 3 entradas y 5 neuronas	12,70°	11,88°
				Extensión	Sin carga, 3 entradas y 5 neuronas	10,62°	9,99°
				Reposo	Con carga, 3 entradas y 5 neuronas	10,43°	9,65°
				Extensión	Con carga, 3 entradas y 5 neuronas	11,61	10,43°
				Flexion	Con carga, 3 entradas y 5 neuronas	11,72°	10,88
				Extensión	Con carga, 3 entradas y 5 neuronas	11,62°	9,99°

Todos estos datos fueron trasladados y guardados en un archivo de tipo “.xlsx” los cuales tuvieron una ruta de acceso y ubicación del archivo “C:User/Desktop/Tesis/BasedeDatosTesis/”.

2.4. INTEGRACIÓN DE SISTEMAS

En esta etapa se integró todos los subsistemas del proyecto técnico. El primero en su integración fue la adquisición con el preprocesamiento de la señal EMGs. Estos dos subsistemas se montaron en conjunto con la adquisición del ángulo de posición de la pierna derecha. Tanto para la adquisición y acondicionamiento de la señal EMGs como para la lectura del ángulo se preprocesó de manera conjunta y al mismo tiempo ya que el ángulo de la señal debe ser el mismo que el de su respectiva señal.

Esta lectura tanto del ángulo como de la señal se la debe realizar en simultaneo con el programa de registro de datos realizado en Matlab. Por consiguiente, se guardó y almaceno todas las señales y ángulos registrados con sus respectivos movimientos explicados en la base de datos interna del software de programación.

Luego se pasó a integrar el sistema de lectura, procesamiento, registro de la señal EMG y el ángulo de posición con el procesamiento digital de la señal para luego registrar y guardar cada señal procesada en las entradas y objetivos que estructuraron para el siguiente y último subsistema que es de la clasificación. En este último se encontró la red neuronal multicapa que clasifico la señal procesada.

En la Figura 47 se muestra de manera más detallada la integración de los subsistemas y su orden en un diagrama de flujo.

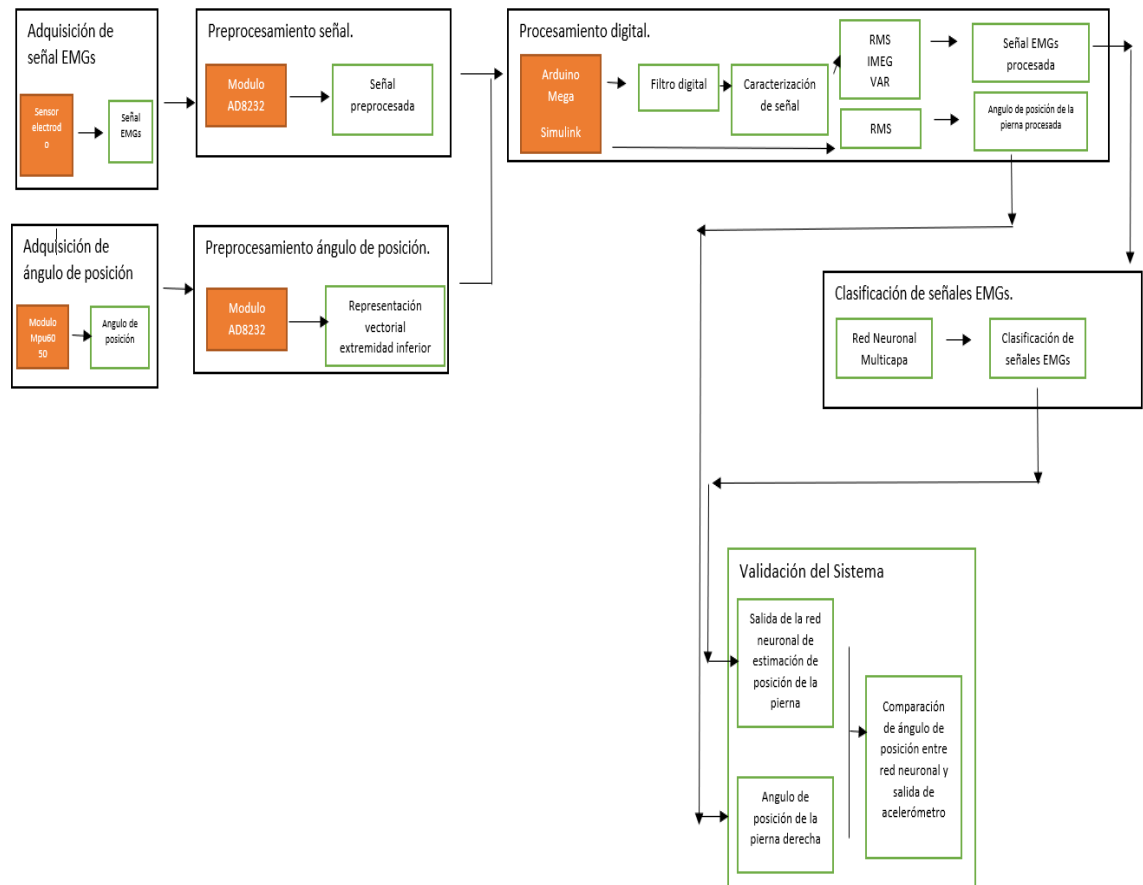


Figura 47. Diagrama de flujo de integración del sistema total de clasificación.

En este diagrama se observa cada bloque o parte del sistema descrito de forma ordenada desde la adquisición de la señal y el ángulo de posición luego por el preprocesamiento y procesamiento digital para luego la clasificación de las señales EMGs y por último la validación del sistema.

Finalmente, en la Figura 48 se muestra el circuito final del sistema de adquisición lectura y preprocesamiento de la señal EMGs en conjunto con el ángulo de posición, demostrando la interacción de todo el elemento inmersos en esta etapa del proyecto técnico.

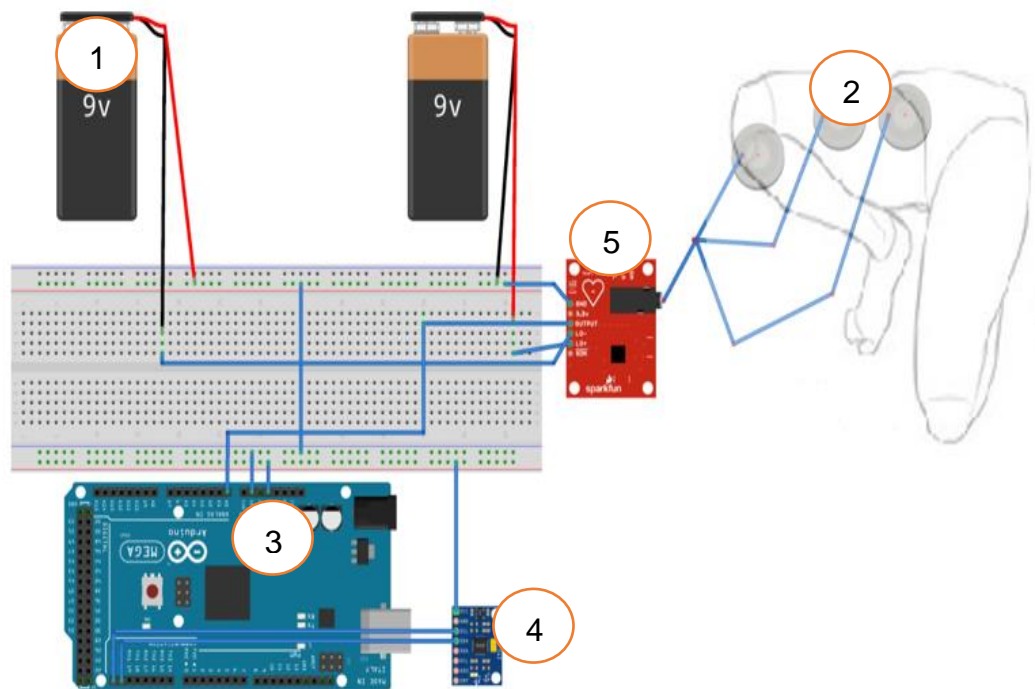


Figura 48. Gráfica del circuito electrónico del sistema total de adquisición y procesamiento de las señales EMGs

Aquí se observa todos los elementos del circuito inmersos para su funcionamiento. El elemento 1 se trató del par de baterías de alimentación de 9 voltios, el elemento 2 los sensores electodos ubicados en la pierna derecha del usuario, el elemento 3 el microcontrolador Arduino Mega, el elemento 4 el acelerómetro o giroscopio MPU6050 y para finalizar el elemento 5 que es el módulo AD8232 para lectura de las señales EMGs.

3. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Una vez terminadas las etapas de diseño e integración de todo el sistema a continuación se procede a realizar su respectiva validación y verificación de su correcto funcionamiento para cada entrenamiento de la red neuronal a los 10 diferentes usuarios de prueba.

3.1. VALIDACIÓN Y VERIFICACIÓN

Para la validación y verificación del sistema se utilizó la comparación de la salida de cada red neuronal con la salida del giroscopio que calculó la posición y el ángulo de inclinación del movimiento de la pierna derecha.

Para lograr esta comparación se unió la salida de la red neuronal con la de la señal de posición de la extremidad inferior.

Lo que se verificó fue que la red neuronal este dando la misma posición que el giroscopio según el tipo de movimiento. Las dos curvas debieron ser la misma para que se verifique la correcta funcionalidad de la red neuronal y su clasificación.

En la Figura 49 se ve la comparación de la salida de la red neuronal de una señal de movimiento con la señal de posición del giroscopio además del tipo de movimiento con su respectivo periodo de tiempo de duración.

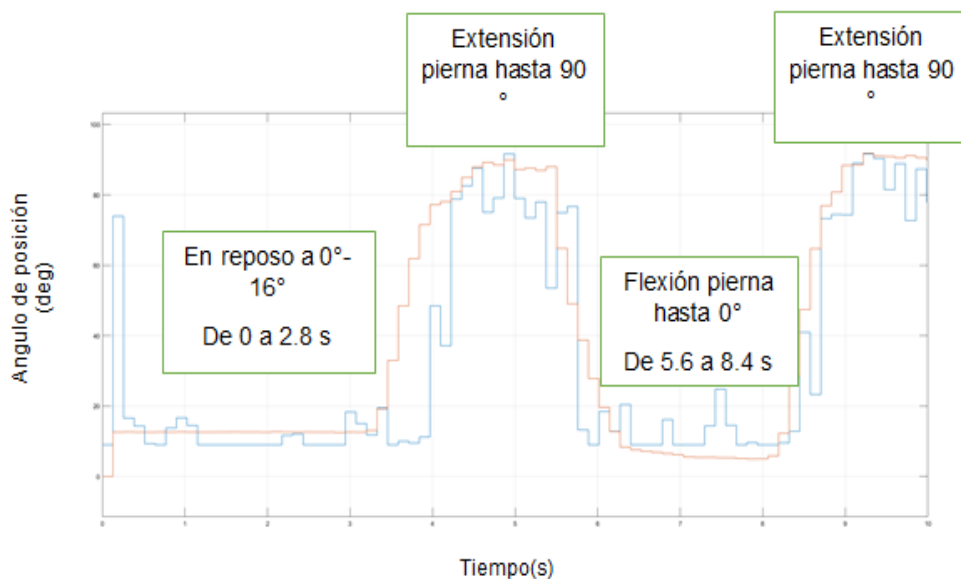


Figura 49. Gráfica de comparativa entre ángulo de posición y salida de red neuronal

La señal de color rojo es la posición del giroscopio mientras que la azul es la salida de la red neuronal.

Esta verificación se hizo en conjunto con el cálculo del error medio absoluto para medir la diferencia entre los dos valores comparados anteriormente.

En la Ecuación 5 se observa la fórmula para el cálculo del error medio del ángulo con la salida de la red neuronal.

$$EMA = \sum_{i=1}^N |\gamma_1 - \chi_1| \quad [5]$$

Dónde EMA es el error medio absoluto, γ_1 es el valor de la salida del cálculo del ángulo del giroscopio y χ_1 el valor calculado de la salida de la red neuronal.

Los resultados se interpretaron para cada tipo de movimiento que generó el usuario, el tipo de entrenamiento de la red neuronal y el movimiento realizado sin carga y con carga de 10 kilos.

Se analizó el primer entrenamiento con 3 entradas en la cual se realizó primeramente la comparación de la primera red con 5,10,15 y 20 neuronas en la capa oculta con el ángulo de posición de la pierna derecha en el primer tipo de movimiento en reposo a 0° como ángulo inicial.

Luego se prosiguió a calcular el porcentaje de efectividad y acierto de cada red neuronal y su proximidad al ángulo de posición correcto para cada movimiento y lograr su clasificación.

Para ello se tasó el porcentaje de acierto de cada usuario en cada tipo de movimiento mediante la Ecuación 6.

$$\%acierto = \left(\left(\left(\frac{EAM}{Y_1} \right) * 100 \right) - 100 \right) \quad [6]$$

Donde EAM es el error medio calculado anteriormente y Y_1 es el ángulo de posición del giroscopio.

Después de estimar el porcentaje de acierto de cada error se sacó la media aritmética o el promedio de estos porcentajes ya mostrada anteriormente.

$$\text{media aritmetica} = \sum \frac{\%acierto}{n} \quad [7]$$

Donde n es el número de datos calculados en un tipo de entrenamiento para el cálculo de la media aritmética.

A continuación, en la Tabla 6 se muestran los resultados para el movimiento en reposo y su respectivo entrenamiento con el diferente número de neuronas en la capa oculta y sus correspondientes entradas para su red neuronal artificial.

Tabla 6. Resultados de entrenamiento del movimiento en reposo sin carga con 3 entradas y 5 neuronas en la capa oculta

Usuario	Movimiento	Ángulo (deg) giroscopio	Ángulo (deg) sistema	Error medio (deg)
1	En reposo	12.61°	10.65°	1.96°
2	En reposo	6.34°	5.96°	0.38°
3	En reposo	5.51°	6.87°	1.36°
4	En reposo	6.94°	8.79°	1.85°
5	En reposo	4.43°	3.78°	0.65°
6	En reposo	4.29°	12.34°	8.05°
7	En reposo	4.39°	3.74°	0.65°
8	En reposo	6.49°	8.45°	1.96°
9	En reposo	3.62°	9.58°	5.96°
10	En reposo	12.05°	10.78°	1.27°

Donde los cálculos mostraron el porcentaje más alto de acierto con un 94.01 % para el usuario 2 y con una media de acierto total de un 80.92 %, para este tipo de entrenamiento para los 10 usuarios. El usuario 2 fue de género femenino, 27 años, 1.68 de altura y 65 kilos. Al tener una masa muscular más formada se logró leer de mejor forma el movimiento de su pierna derecha por consiguiente un mejor porcentaje de acierto.

A continuación, se analizó el segundo tipo de entrenamiento con 2 entradas en el cual se observa primeramente la comparación de la red neuronal en este caso con 10 neuronas en la capa oculta con el ángulo de posición de la pierna derecha en el primer tipo de movimiento ya explicado. Posteriormente en la Tabla 7 se muestran los resultados de este entrenamiento.

Tabla 7. Resultados de entrenamiento del movimiento en reposo sin carga con 2 entradas y 10 neuronas en la capa oculta

Usuario	Movimiento	Ángulo (deg) giroscopio	Ángulo (deg) sistema	Error medio (deg)
1	En reposo	4.39°	3.67°	0.72°
2	En reposo	6.49°	7.18°	0.69°
3	En reposo	5.43°	3.66°	1.77°
4	En reposo	4.68°	6.23°	1.55°
5	En reposo	12.61°	10.92°	1.69°
6	En reposo	6.34°	5.57°	0.77°
7	En reposo	4.39°	3.97°	0.42°
8	En reposo	5.56°	4.48°	1.08°
9	En reposo	6.88°	5.93°	0.95°
10	En reposo	4.46°	5.23°	0.77°

En estos resultados, se puede determinar que el usuario 7 obtuvo el porcentaje más alto con un 90.43% de acierto. Mientras que la media aritmética total de acierto para los 10 usuarios de este tipo de entrenamiento fue de un 82.16 % de acierto total. Para el siguiente análisis de datos se mostró los resultados del segundo tipo de movimiento que se estudió en cada usuario y como se hizo anteriormente se calculó el error medio para los dos

tipos de entrenamiento con 3 y 2 entradas con sus respectivos números de neuronas en la capa oculta. En las Tabla 8 se observan los resultados para el siguiente tipo de entrenamientos el cual fue con 3 entradas, 15 neuronas en la capa oculta para el segundo movimiento de extensión hasta 90°.

Tabla 8. Resultados de entrenamiento del movimiento de extensión sin carga con 3 entradas y 15 neuronas en la capa oculta.

Usuario	Movimiento	Ángulo (deg) giroscopio	Ángulo (deg) sistema	Error medio (deg)
1	Extensión	87.81°	68.24°	19.57°
2	Extensión	87.28°	80.24°	7.04°
3	Extensión	89.63°	84.31°	5,32°
4	Extensión	87.19°	84.09°	3.10°
5	Extensión	89.04°	87.55°	1.49°
6	Extensión	85.27°	80.02°	5.25°
7	Extensión	90.87°	79.21°	11.66°
8	Extensión	91.22°	85.81°	5.41°
9	Extensión	92.51°	82.95°	9.56°
10	Extensión	88.35°	88.34°	0.01°

En estos resultados se generó en el usuario 10 un porcentaje del 99.9% de acierto siendo este el más alto. Mientras que el total de la media aritmética fue de un 92.32 % de acierto para los 10 usuarios. El usuario 10 en este caso logro tener casi un 100% de acierto para el tipo de movimiento.

El participante 10 fue de género masculino, edad 24 años y peso de 70 kilos. La señal leída fue la más exacta de todos los usuarios y al tener 15 neuronas en la capa oculta ayudo a que se logre un porcentaje de acierto alto. Ahora con el mismo tipo de movimiento se aplicó el segundo entrenamiento, pero con dos entradas en la capa oculta para la comparación y cálculo del error medio entre las dos mediciones de posición.

Posteriormente, se muestra en la Tabla 9 los resultados del entrenamiento del movimiento de extensión sin carga con 2 entradas y 20 neuronas en la capa oculta.

Tabla 9. Resultados de entrenamiento del movimiento de extensión sin carga con 2 entradas y 20 neuronas en la capa oculta.

Usuario	Movimiento	Ángulo (deg) giroscopio	Ángulo (deg) sistema	Error medio (deg)
1	Extensión	86.64°	70.93°	15.71°
2	Extensión	87.27°	90.42°	3.15°
3	Extensión	89.53°	90.69°	1.16°
4	Extensión	87.90°	87.54°	0.36°
5	Extensión	91.18°	90.56°	0.62°
6	Extensión	81.83°	75.41°	6.42°
7	Extensión	90.87°	87.56°	3.31°
8	Extensión	91.22°	85.47°	5.75°
9	Extensión	92.51°	83.50°	9.01°
10	Extensión	88.35°	86.98°	1.37°

Se muestra que el usuario 4 obtuvo el porcentaje más alto con un 99.58% de acierto. En este caso el usuario 4 fue de género masculino, edad 52 años, talla 1.75 metros y con un peso de 80 kilos. Todos los cálculos del error medio, el porcentaje de acierto y la media aritmética de acierto total se realizó para todos los tipos de movimiento y las diferentes redes neuronales con sus números de entradas y neuronas en su capa oculta.

En la Tabla 10 se observa los resultados de la media aritmética del porcentaje de acierto total de cada tipo de movimiento y entrenamiento de la red neuronal.

Tabla 10. Resultados del porcentaje de acierto de cada red neuronal para cada tipo de movimiento.

# NEURONAS	SIN CARGA		CON CARGA	
	EN REPOSO		EN REPOSO	
	3 entradas	2 entradas	3 entradas	2 entradas
5 neuronas	80.92%	83.17%	83.44%	79.03%
10 neuronas	80.85%	82.16%	80.13%	81.42%
15 neuronas	81.94%	82.52%	80.16%	84.37%
20 neuronas	84.21%	86.21%	83.41%	86.90%
	EXTENSIÓN		EXTENSIÓN	
	3 entradas	2 entradas	3 entradas	2 entradas
5 neuronas	91.17%	91.26%	91.39%	90.73%
10 neuronas	90.32%	91.04%	90.77%	91.25%
15 neuronas	92.32%	93.05%	91.68%	92.69%
20 neuronas	90.67%	94.68%	90.19%	93.63%
	FLEXIÓN		FLEXIÓN	
	3 entradas	2 entradas	3 entradas	2 entradas
5 neuronas	82.33%	80.17%	86.98%	80.46%
10 neuronas	80.99%	80.63%	80.83%	84.38%
15 neuronas	81.89%	80.63%	80.29%	79.50%
20 neuronas	80.08%	80.81%	81.90%	82.10%
	EXTENSIÓN		EXTENSIÓN	
	3 entradas	2 entradas	3 entradas	2 entradas
5 neuronas	92.33%	91.80%	91.80%	91.52%
10 neuronas	91.84%	90.96%	92.33%	91.70%
15 neuronas	91.20%	90.61%	92.80%	92.32%
20 neuronas	92.40%	92.81%	93.96%	94.17%

Aquí se visualiza el porcentaje de acierto dividido para cada tipo de movimiento y cada uno de los entrenamientos establecidos, logrando una clasificación según el tipo de movimiento.

Después se analizó que red neuronal fue la que obtuvo el porcentaje más alto de acierto para los 4 tipos de movimiento primero sin carga y luego con la carga de 10 kilos, los resultados se muestran en la Tabla 11.

Tabla 11. Resultados de porcentaje de acierto total para el entrenamiento sin carga y con carga de 10 kilos.

TIPOS DE ENTRENAMIENTO							
SIN CARGA				CON CARGA (10 KILOS)			
3 entradas	% acierto	2 entradas	% acierto	3 entradas	% acierto	2 entradas	% acierto
5 neuronas	86.68%	5 neuronas	86.60%	5 neuronas	88.40%	5 neuronas	85.44%
10 neuronas	86 %	10 neuronas	86.19%	10 neuronas	86.02%	10 neuronas	87.19%
15 neuronas	86.83%	15 neuronas	86.70%	15 neuronas	86.23%	15 neuronas	87.22%
20 neuronas	86.84%	20 neuronas	88.63%	20 neuronas	87.37%	20 neuronas	89.20%

Aquí se muestra los resultados totales de la red neuronal más efectiva para la clasificación de las señales sin carga y con carga.

4. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

CONCLUSIONES

- Se desarrolló un sistema de clasificación de señales electromiográficas durante el movimiento de las extremidades inferiores bajo la influencia de una carga, utilizando redes neuronales artificiales de tipo “feedforward backpropagation” con 3 y 2 entradas de inicio y con 5,10,15 y 20 neuronas en la capa oculta para su entrenamiento.
- Se diseñó un sistema de adquisición de las señales electromiográficas y el ángulo de posición de la pierna derecha además de un programa de registro y almacenamiento utilizando un módulo de preprocesamiento AD8232 y sensores electrodos no invasivos para la adquisición de la señal; un giroscopio de tipo MPU6050 para el ángulo de posición y por último una tarjeta de adquisición Arduino en conjunto con el programa Matlab Simulink para el programa de registro de estos datos.
- Se diseñó un programa de procesamiento digital de las señales EMGs mediante la creación de un filtro digital Pasa Alto, un “buffer” de segmentación y los métodos estadísticos de caracterización los cuales fueron de tipo RMS, IEMGs Y VAR para el registro final de las señales electromiográficas.
- Se creó una base datos en el programa Excel para el registro y almacenamiento de los datos obtenidos y la información para cada usuario de estudio.
- Se entrenó la red neuronal multicapa que clasificó las señales electromiográficas de acuerdo con el tipo de movimiento de extensión flexión y reposo de la pierna derecha del usuario en la cual se determinó la de más alto grado de acierto y efectividad mediante la comparación de la salida de esta con el ángulo de posición del giroscopio. Para el entrenamiento sin carga fue la red neuronal con 2 entradas y 20 neuronas en la capa oculta dando un porcentaje de acierto del 88.63 % mientras que para el entrenamiento con carga de 10 kilos fue la red neuronal con 2 entradas y 20 neuronas en la capa oculta dando un porcentaje del 89.20% de acierto.
- Se estableció un modelo de clasificación de señale EMGs para la estimación del tipo de movimiento de la pierna derecha a 10 usuarios de prueba con un rango de edad de 16 a 51 años entre género tanto femenino como masculino con un promedio de estatura de 1.73 metros y un peso promedio de 68 kilos.
- Se logró la integración de los sistemas de clasificación de las señales EMGs durante el movimiento de las extremidades inferiores bajo la influencia de una carga, utilizando redes neuronales artificiales aplicando el modelo en V para la determinación y diseño de los componentes físicos inmersos en el proyecto, el sistema de adquisición y registro tanto de las señales EMGs como el ángulo de posición, el procesamiento digital de las señales y por último el entrenamiento de la red neuronal para el sistema

de clasificación según el movimiento de reposos, extensión y flexión de la pierna derecha.

RECOMENDACIONES

- Limpiar de manera correcta el área del músculo a estudiar al momento de colocar los electrodos superficiales para una mejor lectura de la señal EMGs.
- Evitar que exista bello muscular en el área de estudio ya que estos provocarían un obstáculo en un análisis más eficiente de su actividad bioeléctrica.
- Emplear diferentes tipos de caracterización de la señal además de los métodos aplicados en el proyecto técnico, entre ellos están los de tipo espectrales para señales EMGs.
- Analizar y enfocarse más en la aplicación de métodos de aprendizaje no supervisado para mejorar la efectividad de estimación y clasificación de las señales EMGs y la posición de la extremidad estudiada para un futuro y mejor estudio de lo que son técnicas de control de exosqueletos de apoyo laboral con señales EMGs.
- Aplicar filtros pasa bajos digitales para el procesamiento de la señal EMGs ya que estos generan una señal mucho más natural y similar a la formada por las extremidades inferiores y daría un resultado mucho más preciso.

BIBLIOGRAFÍA

- Analog Devices. (2013). AD8232 (1 channel) Single-Lead ECG 2/3 electrode. *Data Sheet*, 1–28. www.analog.com/AD8232
- Arias-Montiel, M., Martínez-Miguel, A., Lugo-González, E., Miranda-Luna, R., & Tapia-Herrera, R. (2021). Prototype of robotic hand controlled by electromyographic signals with a commercial device. *Computacion y Sistemas*, 25(2), 307–315. <https://doi.org/10.13053/CyS-25-2-3464>
- Atmel. (2015). Arduino Mega 2560 Datasheet. *Power*, 1–7. <http://www.robotshop.com/content/PDF/ArduinoMega2560Datasheet.pdf>
- Ave, B. (2012). MPU-6050 Datasheet. *InvenSense*, 1(408), 54. www.invensense.com
- Avila, E. V. C. (2012). *Obtención y análisis de señales electromiográficas de las articulaciones tibiofemoral y femororotuliana aplicada a la detección y rehabilitación de problemas musculares en el movimiento de la rodilla*.
- Cadena, F., Sanipatin, J., Verdezoto, G., Cervantes, H., Ortiz, D., & Ojeda, D. (2015). Acquisition and Conditioning of Electromyographic Signals for Prosthetic Legs. *Proceedings - 2015 Asia-Pacific Conference on Computer-Aided System Engineering, APCASE 2015*, 360–365. <https://doi.org/10.1109/APCASE.2015.70>
- Cantillo Maldonado, A., Gualdron Guerrero, O., & Ortiz Sandoval, J. (2018). Procesamiento De Señales Emg En Un Sistema Embebido Para El Control Neuronal De Un Brazo Robótico. *Revista Colombiana De Tecnologías De Avanzada (Rcta)*, 2(32), 139–147. <https://doi.org/10.24054/16927257.v32.n32.2018.3037>
- Chen, G., Wang, C. J., Zhang, Y., Yi, C., & Zhang, P. (2018). Effect of Heat Treatments on Microstructures and Tensile Properties of Cu–3 wt%Ag–0.5 wt%Zr Alloy. *Metals and Materials International*, 24(2), 255–263. <https://doi.org/10.1007/s12540-018-0025-7>
- Del Vecchio, A., Holobar, A., Falla, D., Felici, F., Enoka, R. M., & Farina, D. (2020). Tutorial: Analysis of motor unit discharge characteristics from high-density surface EMG signals. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, 53, 102426. <https://doi.org/10.1016/j.jelekin.2020.102426>
- Gausemeier, J., & Moehring, S. (2002). VDI 2206- A New Guideline for the Design of Mechatronic Systems. *IFAC Proceedings Volumes*, 35(2), 785–790. [https://doi.org/10.1016/s1474-6670\(17\)34035-1](https://doi.org/10.1016/s1474-6670(17)34035-1)
- Gila, L., Malanda, A., Carreño, I. R., Falces, J. R., & Navallas, J. (2009). Métodos de procesamiento y análisis de señales electromiográficas. *Anales Del Sistema Sanitario de Navarra*, 32 Suppl 3, 27–43. <https://doi.org/10.4321/s1137-66272009000600003>
- Grado, T. F. De. (2017). *Estimación mediante redes neuronales de la arquitectura de la unidad motora a partir de señales de scanning-EMG*.

- Iáñez, E., Costa, Á., Hortal, E., Úbeda, A., Rodríguez-Ugarte, M., & Azorín, J. M. (2016). New approach based on frequency features of EEG signals when obstacles suddenly appear during walking. *Proceedings of the Sixth International Brain-Computer Interface Meeting: BCI Past, Present, and Future*, 3, 188. <https://doi.org/10.3217/978-3-85125-467-9>
- Jeanette, C., & Rodelas, V. (2020). *Caracterización de señales bioeléctricas mediante Transformada Wavelet*.
- Kyriacou, E., Christofides, S., & Pattichis, C. S. (2016). A Mathematical Model of Discharge Coefficient for Prosthetic Valves' Performance Evaluation. *IFMBE Proceedings*, 57, 688–693. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-32703-7>
- López, R., Aguilar, H., Salazar, S., Lozano, R., & Torres, J. A. (2014). Modelado y control de un exoesqueleto para la rehabilitación de extremidad inferior con dos grados de libertad. *RIAI - Revista Iberoamericana de Automatica e Informatica Industrial*, 11(3), 304–314. <https://doi.org/10.1016/j.riai.2014.02.008>
- Maza Peña, S. R. (2018). *Electromiógrafo con sensores activos para determinar la fuerza de la mordida de una persona*. <https://repositorio.espe.edu.ec/handle/21000/14735>
- Palacin Vázquez, Á. (2020). Trabajo Fin de Grado. *Zaguan.Unizar.Es*, 70.
- Rabin, N., Kahlon, M., Malayev, S., & Ratnovsky, A. (2020). Classification of human hand movements based on EMG signals using nonlinear dimensionality reduction and data fusion techniques. *Expert Systems with Applications*, 149, 113281. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.113281>
- Reyes Crusaley, L. D., Cárdenas-Valdez, J. R., Enrico Vázquez, G., García Ortega, M. de J., & Calvillo Téllez, A. (2019). Sistema de clasificación SVM de señales electromiográficas extraídas en un sistema embebido. *Research in Computing Science*, 148(2), 135–141. <https://doi.org/10.13053/rcs-148-2-11>
- Rivera Cárdenas, G. E., Bonilla, V., Marcelo, M., Mosquera, G., & Litvin, A. V. (2019). Dispositivo mecatrónico para el análisis y mitigación de movimientos involuntarios en personas con enfermedad de Parkinson. *Enfoque UTE*, 10(1), 153–172. <https://doi.org/10.29019/enfoqueute.v10n1.452>
- Rivera, G., Bonilla, V., & Moya, M. (2018). Exoskeleton prototype to mitigate pronosupination tremors in people with Parkinson's disease. *Proceedings - 3rd International Conference on Information Systems and Computer Science, INCISCOS 2018, 2018-Decem*, 16–22. <https://doi.org/10.1109/INCISCOS.2018.00010>
- Susanto, Analia, R., & Song, K. T. (2016). Design of assistive torque for a lower limb exoskeleton based on motion prediction. *2016 55th Annual Conference of the Society of Instrument and Control Engineers of Japan, SICE 2016*, 172–177. <https://doi.org/10.1109/SICE.2016.7749261>

Yang, C., Xi, X., Chen, S., Miran, S. M., Hua, X., & Luo, Z. (2019). SEMG-based multifeatures and predictive model for knee-joint-angle estimation. *AIP Advances*, 9(9). <https://doi.org/10.1063/1.5120470>

ANEXOS

ANEXO 1.

FICHA DE REGISTRO DE PROTOCOLO DE SEÑALES EMGS DE CADA USUARIO.

PROTOCOLO DE ADQUISICIÓN Y REGISTRO DE SEÑALES ELECTROMIOGRÁFICA												
DATOS DEL USUARIO			INFORMACIÓN GENERAL									
NOMBRES Y APELLIDOS			Cada sesión de los 4 movimientos dura 10 segundos y se realiza 10 intentos de la sesión por cada persona es decir cada uno debe tener 20 tipos de señales.									
ERICK MARCELO SOLA ROMERO			Limpiarse con alcohol el area del cuerpo donde se va a realizar el estudio.									
EDAD	23 años											
PESO	65 Kg											
TALLA	1,80 metros											
TIPO DE MOVIMIENTO	DURACION	TIPO DE ENTRENAMIENTO		TIPO DE RED NEURONAL		# NEURONAS CAPA OCULTA				ANGULO GIROSCOPIO	ANGULO SISTEMA	
		SIN CARGA	CON CARGA	3 ENTRADAS	2 ENTRADAS	5	10	15	20			
EN REPOSO	2,8 segundos	x		x		x					84,86°	91,99°
EXTENSION 1	2,8 segundos	x		x		x					90,64°	83,60°
FLEXION	2,8 segundos	x		x		x					93,54°	80,88°
EXTENSION 2	1,6 segundos	x		x		x					94,07°	93,76°