

Desarrollo de una herramienta de simulación en tiempo real para el entrenamiento de personas en el manejo de prótesis mioeléctricas en nivel de desarticulación de muñeca mediante EMG.

Universidad Pedagógica Nacional.

Presentado por:

Johan Daniel Aponte Quiñones

Nelson David Camacho Ovalle

Universidad Pedagógica Nacional de Colombia

Facultad de Ciencia y Tecnología

Departamento de Tecnología

Licenciatura en Electrónica

2019

DESARROLLO DE UNA HERRAMIENTA DE SIMULACIÓN EN TIEMPO REAL PARA  
EL ENTRENAMIENTO DE PERSONAS EN EL MANEJO DE PRÓTESIS  
MIOELÉCTRICAS EN NIVEL DE DESARTICULACIÓN DE MUÑECA MEDIANTE EMG.

Trabajo de grado para optar el título de licenciado en electrónica

Johan Daniel Aponte Quiñones

2013103005

Nelson David Camacho Ovalle

2013203013


Asesor de trabajo de grado:  
M. Sc. Luis Jorge Herrera Fernández

Universidad Pedagógica Nacional

Facultad de Ciencia y Tecnología

Licenciatura en Electrónica

Bogotá D.C.

 UNIVERSIDAD PEDAGÓGICA NACIONAL <small>Revolución de la Educación</small>	<b>FORMATO</b>	
	<b>RESUMEN ANALÍTICO EN EDUCACIÓN - RAE</b>	
Código: FOR020GIB	Versión: 01	
Fecha de Aprobación: 10-10-2012	Página 1 de 2	

<b>1. Información General</b>	
<b>Tipo de documento</b>	Trabajo de grado
<b>Acceso al documento</b>	Universidad Pedagógica Nacional. Biblioteca Central
<b>Título del documento</b>	Desarrollo de una herramienta de simulación en tiempo real para el entrenamiento de personas en el manejo de prótesis mioeléctricas en nivel de desarticulación de muñeca mediante EMG.
<b>Autor(es)</b>	Aponte Quiñones, Johan Daniel; Camacho Ovalle, Nelson David
<b>Director</b>	Herrera Fernández, Luis Jorge
<b>Publicación</b>	Bogotá, Universidad Pedagógica Nacional, 2019. 109p.
<b>Unidad Patrocinante</b>	Universidad Pedagógica Nacional
<b>PALABRAS CLAVES</b>	DESARTICULACIÓN DE MUÑECA; SEÑALES EMG; DEEP LEARNING; REHABILITACIÓN; HERRAMIENTA DE ENTRENAMIENTO.

<b>2. Descripción</b>
<p>Este trabajo se realiza con el fin de desarrollar una herramienta de simulación en tiempo real para el entrenamiento de los músculos adyacentes a un nivel de desarticulación de muñeca, donde los usuarios puedan entrenar la activación muscular mediante la práctica continua de contracciones y relajaciones en el antebrazo, para que a futuro el acople de una extensión artificial de miembro superior les permita establecer nuevas relaciones con el entorno y cumplir con sus necesidades básicas. La herramienta busca dar un apoyo a los procesos de rehabilitación desde los lugares de residencia de los usuarios evitando así el traslado de las personas a centros asistenciales.</p>

<b>3. Fuentes</b>
<p>Akhmadeev, K., Aoustin, Y., Carpentier, E., Rampone, E &amp; Yu, T. <i>A testing system for a real-time gesture classification using surface EMG</i> [Sistema de prueba para la clasificación en tiempo real utilizando EMG]. International Federation of Automatic Control.</p>
<p>Ángel, J. (2016). <i>Control de una prótesis de mano para varios tipos de presión empleando comandos de voz</i>. Universidad Nacional De Colombia, Bogotá, Colombia.</p>
<p>Aponte, G., Gómez, E. &amp; Silva, D. (2013). <i>Selección de una wavelet madre para el análisis frecuencial de señales eléctricas transitorias usando WPD</i>. En Revista Chilena de Ingeniería. Vol. 21. pp (262-270)</p>

- Arias, D. & Barreto, F. (2018). *Sistema de conexión inalámbrico entre un brazalete Myo y una prótesis de miembro superior por medio de Bluetooth de baja energía*. Universidad Distrital Francisco José de Caldas. Bogotá, Colombia.
- Backyard Brains. (s.f.). *Experimento: usando señales EMG para controlar extremidades artificiales*. Recuperado de: <http://www.backyardbrains.cl/experiments/RobotHand>
- Bagnato, J. (2018). *¿Cómo funcionan las Convolutional Neural Networks? Visión por ordenador*. Recuperado de: <http://www.aprendemachinelearning.com/como-funcionan-las-convolutional-neural-networks-vision-por-ordenador/>
- Brown, S., (2011). *Measures of shape: Skewness and Kurtosis* [Medidas de la distribución: Skewness and Kurtosis]. Recuperado de: <http://oakroadsystems.com/>
- Chadwick, E. K. (1999). *Biomechanics of the upper limb: applications of motion analysis and force measurement techniques* [Biomecánica del miembro superior: aplicaciones de análisis de movimiento y técnicas de medición de fuerza]. University of Strathclyde, Glasgow.
- Chico, C. (2016). *Desarrollo de prototipo de prótesis de mano emulada en un ambiente virtual*. Universidad Nacional de Colombia, Bogotá.
- Codeburst. (2018). *2 important statistics terms you need to know in data science skewness and kurtosis* [Dos importantes términos estadísticos que necesitas conocer en la ciencia de datos: skewness y kurtosis]. Recuperado en 2019 de: <https://codeburst.io/2-important-statistics-terms-you-need-to-know-in-data-science-skewness-and-kurtosis-388fef94eeaa>
- Cordero, A., Delgado, E., Sandoval, C. & Villamizar, R. (2010). *Estimación de velocidad del movimiento de la mano usando redes neuronales artificiales y mediciones electromiográficas*. Universidad Industrial de Santander, Bucaramanga.
- Dalcame. (2005). *Dalcame investigación biomédica*. Obtenido de Dalcame: <http://www.dalcame.com/>
- Daubechies, I. (s.f.) *Ten Lectures on Wavelets* [Diez lecturas sobre Wavelets]. CBMS-NSF Regional Conference Series in Applied Mathematics. Philadelphia, PA: Society for Industrial and Applied Mathematics, 1992.
- Estévez, J., Estévez, M., & Machado, A. (2008). *El periodograma como método para la estimación de la densidad espectral de potencia*.
- Firat Yazicioğlu, R., Van Hoof, C., & Puers, R. (2009). *Biopotential Readout Circuits for Portable Acquisition System*. Heverlee: Springer.
- Galcerán, I. (2017). *Estudio de la funcionalidad y eficiencia en el control y uso de prótesis mioeléctrica en niños y adolescentes*. Madrid, España.
- Haro Sangoquiza, E. & Román Herrera, C. (2017). *Diseño y construcción de un prototipo de prótesis mioeléctrica para desarticulación de muñeca*. Sangolquí, Ecuador.
- Herrmann, C., Grigutsch, M. & Busch, N. (1999). *EEG oscillations and Wavelet analysis eventrelated potential a methods handbook* [Manual de métodos: Oscilaciones de EEG y análisis del potencial de Wavelet].
- Kim, P. (2017). *MATLAB Deep learning* [Matlab aprendizaje profundo]. ISBN: 978-1-4842-2845-6.
- Lara, J. (2016). *El electrocardiograma: una oportunidad de aprendizaje*. Recuperado de: [http://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S0026-17422016000600039](http://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0026-17422016000600039)

- Maas, R. (2014). *Biomechanics and optimal control simulations of the human upper extremity* [Biomecánica y simulaciones de control óptimo de la extremidad superior humana]. Universität Erlangen-Nürnberg.
- Macroption (s.f.). Recuperado de: [www.macroption.com](http://www.macroption.com)
- Mathworks. (s.f.). *Pretrained Deep Neural Networks* [Redes neuronales profundas pre-entrenadas]. Recuperado de: <https://la.mathworks.com/help/deeplearning/ug/pretrained-convolutional-neural-networks.html?jsessionid=e9827e5e47b6ad57b8ea6e58343b>
- McClintic, J. (1983). *Human Anatomy* [Anatomía humana]. California State University. Fresno. California.
- Minsalud. (2018). *Sala situacional de las personas con discapacidad (PCD)*. Ministerio de Salud y Protección Social. Colombia. Recuperado de: <https://www.minsalud.gov.co/sites/rid/Lists/BibliotecaDigital/RIDE/DE/PS/sala-situacional-discapacidad-junio-2018.pdf>
- Mmegias. (s.f.). *Tejido muscular*. Recuperado de: [https://mmegias.webs.uvigo.es/guiada\\_a\\_muscular.php#cardiaco](https://mmegias.webs.uvigo.es/guiada_a_muscular.php#cardiaco)
- Moreno, C. (s.f.). *¿Qué es deep learning y para qué sirve?* Recuperado de: <https://www.indracompany.com/es/blogneo/deep-learning-sirve>
- N.I. (s.f.). *Understanding FFTs and windowing* [Entendiendo FFT (transformada rápida de Fourier) y ventaneo]. National Instruments.
- Napier, J.R. (s.f.). *The prehensile movements of the human hand* [Los movimientos prensiles de la mano humana]. Londres, Inglaterra.
- North (s.f.). North. Recuperado de: <https://support.getmyo.com/hc/en-us/articles/202648103-Myo-Gesture-Control-Armband-tech-specs>
- Ottobock. (2016). *Ottobock*. Obtenido de [www.ottobock.com.co](http://www.ottobock.com.co).
- Renze, M. (2019). *The Data Science Hierarchy of Needs* [Jerarquía de necesidades de la ciencia de datos]. Recuperado de: <https://matthewrenze.com/articles/the-data-science-hierarchy-of-needs/>
- Reyes, D.A., Arias, M., Duarte, J.E. & Loaiza, H. (2015). *Implementación en FPGA de un clasificador de movimientos de la mano usando señales EMG*. *Redes de Ingeniería*, 6(1), 85-94.
- Rojas, M. (2012). *Analysis of forearm muscles activity by means of new protocols of multichannel emg signal recording and processing* [Análisis de la actividad de los músculos del antebrazo mediante los nuevos protocolos de grabación y procesamiento de la señal EMG multicanal]. Universidad Politécnica de Cataluña, España.
- Salas, C. (2014). *Diseño de una prótesis mioeléctrica para desarticulación de muñeca*. Lima, Perú.
- SENIAM (s.f.). *SENIAM (Surface ElectroMyoGraphy for the Non-Invasive Assessment of Muscles)*. Recuperado de: [www.seniam.org](http://www.seniam.org)
- Sheng, Y. (2000). *The transforms and applications Handbook: second edition* [Manual de transformadas y aplicaciones: segunda edición]. Boca Ratón. Estados Unidos.
- Tortora, G., Derrickson, B. (2014). *Principles of anatomy & physiology* [Principios de anatomía y fisiología].

Webb, C. (2003). *Smooth muscle contraction and relaxation* [Músculo liso, contracción y relajación]. Departamento de fisiología. Medical College of Georgia. Augusta. Georgia.

Welch, P.D. (1967). *The use of Fast Fourier Transform for the estimation of power spectra: A method based on time averaging over short, modified periodograms* [El uso de la transformada rápida de Fourier para la estimación del espectro de energía: un método basado en el promedio de tiempo en periodogramas cortos y modificados].

#### 4. Contenidos

##### Objetivos:

El trabajo de grado tuvo como objetivo principal: “Desarrollar una herramienta de simulación que represente las funciones básicas de la mano en tiempo real para el entrenamiento de personas en el manejo de prótesis mioeléctricas a nivel de desarticulación de muñeca mediante señales EMG”, de tal objetivo general se desprenden tres específicos que rezan: “Adquirir señales EMG mediante el uso de Myo-Armband para la caracterización de estas”, “Reconocer los movimientos de agarre cilíndrico, gancho de fuerza y pinza de precisión a través de señales EMG” y por último “Diseña e implementar un entorno gráfico presentando los movimientos de la mano en tiempo real”.

##### Antecedentes:

Los antecedentes que guiaron el desarrollo de trabajo fueron una serie investigaciones y desarrollos recientes de prótesis mioeléctricas que han logrado articular dispositivos mecánicos y electrónicos con el fin de satisfacer y evaluar el nivel de cumplimiento de las necesidades básicas de pacientes con desarticulación parcial o total de miembro superior, facilitando así el diseño de las extensiones artificiales. Adicionalmente, estudios y avances que han enlazado entornos virtuales y simulados para obtener una realimentación del proceso de rehabilitación por el que pasan dichas personas. Dichas investigaciones brindan elementos metodológicos y técnicos que permiten continuar y avanzar en esta área de trabajo.

##### Marco teórico:

Dado que el diseño de prótesis mioeléctricas para la rehabilitación de pacientes con desarticulación de muñeca comprende la convergencia de distintas áreas del conocimiento, como la biología, la química e ingeniería. En este enunciado se desarrolla el marco teórico que fundamenta este trabajo, aquí se encuentran conceptos relacionados con fisiología celular, potenciales de acción, tipos de fibras musculares, placa motora, efectos de movimiento a partir de contracciones musculares, prensiles de la mano, señales EMG y métodos de clasificación de la información entre otros. Como se puede notar los conceptos son descritos desde una microestructura hasta una macroestructura permitiendo así entender secuencialmente la relación entre ellos y la relevancia para el trabajo.

##### Desarrollo:

Aquí se describe de forma secuencial los pasos que facilitaron el cumplimiento tanto de los objetivos específicos como el general; se describen las acciones que tuvieron lugar en cada fase como el uso del dispositivo electrónico para extraer la información mioeléctrica del miembro superior, también las características de los datos obtenidos durante la ejecución de los prensiles, cómo se diseñaron los modelos de clasificación, gestión y desarrollo de la simulación para cada prensil y por último una prueba piloto de la herramienta con ayuda de un paciente que presenta desarticulación de muñeca.

#### 5. Metodología

El desarrollo de la herramienta en tiempo real se realizó teniendo en cuenta cinco fases: planeación, diseño, construcción, funcionalidad y ajustes; cada una de las etapas comprende a su vez un conjunto de subdivisiones que describieron los procesos que facilitaron el desarrollo.

En la fase de planeación se extraen los elementos más relevantes del objeto de estudio además de los procesos, técnicas y pasos a seguir para cumplir con los objetivos propuestos, para lo cual se organizaron los componentes individuales que formarían parte del desarrollo como elementos de anatomía, instrumentos de medición, métodos de clasificación y herramientas de modelado de entornos.

Para la etapa de diseño, se organizan los ítems nombrados en la fase de planeación para realizar una evaluación más detallada de los puntos a favor y en contra que tenían estos para permitir una estrecha relación con el cumplimiento de los objetivos. Lo anterior permite guiar los procesos de una forma más delimitada con el fin de evitar contratiempos.

Teniendo en cuenta las especificaciones anteriores, se avanza hacia la etapa de construcción, aquí se diseñan los métodos, funciones y algoritmos que permiten a la herramienta de simulación generar acciones sobre los gestos a partir de los elementos descritos en el diseño. En este punto se emplearon funciones y herramientas para acoplar el dispositivo electrónico empleado para la medición de la actividad muscular con la computadora y así extraer la información necesaria para la clasificación.

Para entrar a las fases finales, se realizan las pruebas de funcionalidad donde se evalúa que todos los elementos que componen la interfaz (modelos de clasificación, interfaz gráfica y comunicación) cumplen el propósito para el cual fueron diseñados, ejecutando cada componente por separado, desde los predictores, así como la comunicación entre los programas utilizados para la clasificación de los gestos y su posterior presentación en el entorno para encontrar errores y subsanarlos.

En la última fase, la de ajustes, se toma como referencia la información obtenida en el apartado anterior para realizar los cambios y adecuaciones a los algoritmos y funciones definidas en la etapa de construcción, así mismo se optimizan procesos para obtener mejores desempeños en la simulación y para finalizar, se reorientan los botones, indicadores y animaciones de la interfaz gráfica realizada con el propósito de que sean comprensibles por el usuario.

## 6. Conclusiones

- Se desarrolló una herramienta que simula los prensiles de fuerza y de precisión de la mano con un 99.93% de exactitud en el modelo de clasificación a partir de los datos obtenidos en la matriz de confusión; para personas con desarticulación de muñeca, la intención de movimiento depende del control voluntario de las zonas musculares adyacentes al muñón.
- El software Matlab de Mathworks presentó problemas en la fluidez de la respuesta al ser implementado en código dentro de un entorno gráfico para el usuario (GUIDE o AppDesigner) aumentado así el tiempo de respuesta del programa y empeorando el desempeño de la clasificación en tiempo real.
- La metodología utilizada ayudó a extraer los elementos necesarios del fenómeno estudiado desde una macroestructura a una microestructura, para el desarrollo secuencial y posterior culminación del trabajo, aunque condiciones de funcionalidad conllevaran a cambios en algunas de las etapas durante el proceso de construcción, estas no tuvieron incidencia directa en el cumplimiento del objetivo general.
- El diseño y construcción de los métodos denominados como *multi-input scalogram* y *multi-input spectrogram* demostraron resultados óptimos para el proceso de clasificación de señales EMG, pero no fueron implementados en una fase de prueba por problemas con el ordenador en el que se realizó la herramienta ya que este contaba con una GPU (*Graphic Process Unity*).

- Para aplicaciones con una mayor variedad de gestos se recomienda hacer uso de dispositivos con un ancho de banda más amplio, ya que el dispositivo empleado posee una limitación en el ancho de banda ya que este es de 100Hz y las señales EMG comprenden desde los 20Hz hasta 1KHz.

<b>Elaborado por:</b>	Aponte Quiñones, Johan Daniel; Camacho Ovalle, Nelson David
<b>Revisado por:</b>	Herrera Fernández, Luis Jorge

<b>Fecha de elaboración del Resumen:</b>	22	08	2019
--	----	----	------



## Tabla de contenido

<b>1. INTRODUCCIÓN</b> .....	<b>12</b>
<b>2. CAPÍTULO 1: PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN.</b> .....	<b>13</b>
PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA .....	13
FORMULACIÓN DEL PROBLEMA .....	14
JUSTIFICACIÓN .....	15
ALCANCES.....	16
LIMITACIONES .....	16
ANTECEDENTES .....	17
OBJETIVOS.....	22
Objetivo general .....	22
Objetivos específicos .....	22
<b>3. CAPÍTULO 2: MARCO DE REFERENCIA.....</b>	<b>23</b>
MARCO TEÓRICO.....	23
Membranas celulares.....	23
Canales iónicos.....	24
Placa motora.....	27
Tejidos musculares .....	28
Mano humana .....	31
Señales electromiográficas (EMG) .....	34
<b>4. CAPÍTULO 3: DISEÑO METODOLÓGICO. ....</b>	<b>44</b>
METODOLOGÍA .....	44
Planeación .....	44
Diseño .....	45
Construcción.....	45
Funcionalidad .....	46
Ajustes .....	46
DESARROLLO .....	47
Adquisición y clasificación de las señales EMG .....	47
<b>5. CAPÍTULO 4: RESULTADOS Y ANÁLISIS DE RESULTADOS.....</b>	<b>62</b>
RESULTADOS Y ANÁLISIS.....	62
Organización y extracción de características de los datos .....	62
Métodos de clasificación .....	71
Comparación de los algoritmos de clasificación.....	80
Entorno virtual.....	81
PRUEBAS DE VALORACIÓN.....	87
<b>6. CAPÍTULO 5: CONCLUSIONES Y TRABAJOS A FUTURO.....</b>	<b>93</b>
CONCLUSIONES:.....	93
TRABAJOS A FUTURO:.....	94
<b>7. REFERENCIAS .....</b>	<b>95</b>
<b>8. ANEXOS.....</b>	<b>100</b>
ANEXO 1. PRUEBAS DE SOFTWARE .....	100
ANEXO 2. FORMULARIO DE CONSENTIMIENTO INFORMADO. ....	102
ANEXO 3. ACTA DE CONSENTIMIENTO INFORMADO.....	104
ANEXO 4. FORMULARIO DE VALORACIÓN.....	105
ANEXO 5. PRUEBA DE VALORACIÓN.....	106
ANEXO 6. DIAGRAMAS DE FLUJO. ....	107

### ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Tiempo de preprocesamiento del árbol de decisiones.....	74
Tabla 2. Tiempo de retraso en obtención de la imagen (scalogram & spectrogram) más predicción.....	80
Tabla 3. Comparación del tiempo de preprocesamiento y predicción de los modelos de clasificación.....	80
Tabla 4. Prueba de valoración.....	92

### ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Modelo de mosaico para membranas celulares.....	24
Figura 2. Compuertas de activación e inactivación del canal de Na <sup>+</sup> del nervio.....	25
Figura 3. Potencial de acción del nervio.....	27
Figura 4. Fibras musculares lisas.....	29
Figura 5. Fibras musculares cardíacas.....	29
Figura 6. Fibras musculares esqueléticas.....	30
Figura 7. Agarres de fuerza (izquierda) y precisión (derecha) de la mano humana.....	32
Figura 8. Pinza de precisión.....	32
Figura 9. Fuerzas de rotación y traslación.....	33
Figura 10. Distribución de la fuerza durante el agarre cilíndrico vertical.....	34
Figura 11. Señales de biopotencial: electroencefalograma (EEG), electrocardiograma (ECG) y electromiograma (EMG). Fuente: (Van Hoof, 2009).....	35
Figura 12. Registro ECG.....	36
Figura 13. Registro EMG.....	37
Figura 14. Algoritmo de árbol de la DWT.....	39
Figura 15. Proceso de Machine learning.....	41
Figura 16. Sesgos de una distribución normal.....	41
Figura 17. Kurtosis en una distribución normal.....	42
Figura 18. Metodología de desarrollo.....	44
Figura 19. Myo Armband.....	48
Figura 20. Gestos reconocidos por Myo.....	49
Figura 21. Distribución de las tabletas en la circunferencia del antebrazo.....	50
Figura 22. Ubicación del dispositivo en el antebrazo.....	50
Figura 23. Señal EMG extraída de la tableta 2.....	52
Figura 24. Señal EMG extraída de la tableta 4.....	53
Figura 25. Señal EMG extraída de la tableta 8.....	53
Figura 26. Señal EMG para agarre cilíndrico.....	54
Figura 27. Modelo de clasificación con Wavelet.....	55
Figura 28. Banco de filtros de la Wavelet Haar.....	55
Figura 29. Redes pre-entrenadas en función de su precisión y tiempo de entrenamiento.....	59
Figura 30. Arquitectura del cálculo del espectrograma multi-entrada usando las capas RGB de una imagen.....	60
Figura 31. Arquitectura del cálculo del escalograma multi-entrada usando las capas RGB de una imagen.....	61
Figura 32. Jerarquía de necesidades de la ciencia de datos.....	62
Figura 33. Retardo de la respuesta de Wavelet Haar versus la señal EMG en el tiempo.....	63
Figura 34. Señal EMG y Wavelet Haar.....	64
Figura 35. Señal EMG y PSD por Welch.....	66
Figura 36. Comparación EMG de los tres prensiles.....	67
Figura 37. Distribución de los datos en las tabletas.....	68
Figura 38. Características EMG del agarre cilíndrico.....	69
Figura 39. Característica EMG de la pinza de precisión.....	70
Figura 40. Características EMG del gancho de fuerza.....	71
Figura 41. Características de los tipos de clasificadores.....	72
Figura 42. Entrenamiento del modelo de árbol.....	73
Figura 43. Matriz de confusión para árbol de decisiones.....	73
Figura 44. Entrenamiento de modelos para el modelo generalizado no optimizado.....	75
Figura 45. Matriz de confusión para el modelo generalizado no optimizado.....	75
Figura 46. Aporte de las operaciones predictoras.....	76

Figura 47. Entrenamiento de modelos para el modelo generalizado optimizado. ....	77
Figura 48. Matriz de confusión para el modelo generalizado no optimizado. ....	77
Figura 49. Precisión del entrenamiento de la red EMGnet. ....	78
Figura 50. Precisión del entrenamiento de la red EMGnet con escalograma. ....	79
Figura 51. Botones de inicio y siguiente. ....	81
Figura 52. Introducción del entorno. ....	82
Figura 53. Advertencia de enlace de Myo con la computadora. ....	83
Figura 54. Disposición del brazalete en el antebrazo. ....	83
Figura 55. Botones para la selección de gesto. ....	84
Figura 56. Entorno interactivo. ....	86
Figura 57. Animación de pinza de precisión. ....	86
Figura 58. Animación de gancho de fuerza. ....	87
Figura 59. Sindactilia de muñeca en desarticulación de muñeca. ....	89
Figura 60. Respuesta de la herramienta ante una contracción muscular. ....	90
Figura 61. Contracción muscular de antebrazo. ....	91
Figura 62. Código del filtro de primer orden. ....	100
Figura 63. Respuesta al impulso (filtro para la progresión de los movimientos). ....	101

## 1. Introducción

Este trabajo se realiza con el fin de desarrollar una herramienta de simulación en tiempo real para el entrenamiento de los músculos adyacentes a un nivel de desarticulación de muñeca, donde los usuarios puedan entrenar la activación muscular mediante la practica continua de contracciones y relajaciones en el antebrazo para que a futuro el acople con a una extensión artificial de miembro superior les permita establecer nuevas relaciones con el entorno y cumplir con sus necesidades básicas. La herramienta busca dar un apoyo a los procesos de rehabilitación desde los lugares de residencia de los usuarios evitando así el traslado de las personas a centros asistenciales.

De acuerdo con lo anterior, el objetivo general es el de diseñar un entorno que presente las funciones básicas de tres prensiles de la mano mediante la clasificación de las señales eléctricas que tienen origen en la actividad muscular del antebrazo, la ejecución de los gestos está categorizada en tres grupos asociados a cada agarre; en la clasificación de los gestos se evalúan métodos de *Machine Learning* y *Deep Learning*.

El desarrollo de la herramienta está orientado por cinco etapas; la primera de ellas tiene que ver con la *Planeación*, donde se tienen en cuenta los elementos que rodean el objeto de estudio en cuestión; la siguiente fase es el *Diseño* donde se extrae la información más relevante de la fase anterior para diseñar la herramienta de simulación; la fase tres, está relacionada con la construcción de la herramienta, aquí se desarrollan los algoritmos y funciones; para la fase de *Funcionalidad*, se evalúa que los algoritmos y funciones cumplan con las tareas para las cuales fueron diseñadas y por último en la etapa de *Ajustes* se corrigen y realizan los cambios necesarios para permitir su correcto funcionamiento.

## **2. Capítulo 1: Problema de investigación.**

### **Planteamiento del problema**

La electromiografía (EMG) es una técnica de diagnóstico utilizada en la medicina para medir la actividad eléctrica generada por la contracción y relajación de los músculos, las señales eléctricas resultantes reciben el nombre de mioeléctricas. Estas señales son monitoreadas con el objetivo de hallar anomalías médicas, estado de los músculos o analizar los movimientos musculares (Van Hoof, 2009).

El análisis de los movimientos musculares a través de las señales EMG permite el desarrollo de métodos precisos y particulares para el diseño, construcción y control de prótesis o extensiones artificiales en función de la necesidad de los pacientes. Actualmente, existen prótesis de mano controladas por señales EMG, mediante el análisis de características como amplitud y frecuencia, se obtiene información acerca de la intención del movimiento en los músculos residuales o adyacentes al muñón (sutura ubicada en el extremo periférico amputado) de personas en su nivel de desarticulación.

Junto con la remoción de los músculos y articulaciones de la mano, se pierden funciones biomecánicas propias del miembro, además de potencia en las contracciones ejercidas por los músculos que circundan el muñón y permiten el control de las prótesis a través de señales EMG. En este sentido es necesario el desarrollo de herramientas que permitan el readiestramiento de las funciones fisiológicas de los músculos comprometidos, además de la articulación con herramientas computacionales que faciliten la clasificación de las señales para predecir las intenciones de movimiento de la mano mediante una interfaz entre el paciente y un conjunto de técnicas y modelos predictivos que simulen el movimiento y de ese modo ejercer un control más preciso de la extensión artificial de mano.

## **Formulación del problema**

En este proyecto se pretende desarrollar un entorno simulado a través de una interfaz hombre-máquina para el readiestramiento de los músculos residuales del antebrazo, en un nivel de desarticulación de muñeca con el objetivo de ejercer un control preciso y natural en una prótesis mioeléctrica en función de las contracciones realizadas en el antebrazo y, que dicho proceso no sea dependiente en su totalidad de los métodos de diseño mecánico y electrónico sino que se enfoque en la recuperación de las funciones fisiológicas del brazo como parte del proceso de rehabilitación de los pacientes.

## **Justificación**

El presente trabajo resulta pertinente en la medida que posibilita el desarrollo de una herramienta para el entrenamiento del movimiento de prótesis mioeléctricas por medio de la integración de dispositivos electrónicos y herramientas de simulación, que así mismo, permiten evaluar y corregir el nivel de cumplimiento de las necesidades básicas de pacientes con desarticulación de muñeca, ya que como lo señala el Minsalud en su sala situacional de las personas con discapacidad (PCD) de 2018, el 19% de la población discapacitada de Colombia presenta dificultades para mover, llevar y utilizar objetos con las manos.

Desde la captura de datos obtenidos de la contracción de los músculos y por medio de una interfaz hombre-máquina, se puede inferir qué zonas musculares los pacientes pueden mover con facilidad y a voluntad, esto les permitirá interactuar con un entorno simulado que genera acciones de movimiento para tres agarres de la mano, este ejercicio permite controlar la fuerza suministrada por las zonas adyacentes al muñón a través de la realización repetitiva de las contracciones y relajaciones correspondientes, y así responder a unas de las sugerencias de mejora de la función de las prótesis que propone Galcerán (2017), que incluyen el entrenamiento y el aprendizaje motor.

La herramienta también brinda un soporte complementario a las actividades que se realizan en los centros asistenciales de rehabilitación fisiológica dado que el 22% de las personas discapacitadas necesitan de servicios de rehabilitación, evitando así el traslado de los pacientes a estos sitios y reforzando las actividades desde casa sin la necesidad de poseer equipos médicos especializados, pues el 58% de las personas que necesitan servicios de fisioterapia no asisten por razones de desconocimiento y distancia entre el centro de salud y su lugar de residencia siendo este el 21,3% de las personas que no asisten a rehabilitación.

**Alcances**

La herramienta de simulación brindará un apoyo a los procesos de rehabilitación de personas con desarticulación de muñeca, ya que permitirá entrenar la potencia suministrada en las contracciones y relajaciones de los músculos adyacentes al muñón desde el lugar de residencia de los pacientes, esto con el fin de controlar una extensión artificial de miembro superior cuando esta sea acoplada.

**Limitaciones**

El proyecto depende de tener acceso a personas con el tipo de desarticulación descrito ya que se estima que el 19% de la población discapacitada de Colombia posee limitaciones en sus extremidades superiores (Minsalud, 2018), mas no mencionan cifras exactas de los niveles de amputación de dicho porcentaje. Dicha muestra dificultará encontrar relaciones y generalizaciones significativas en la etapa de finalización del proyecto.



## **Antecedentes**

Las investigaciones y desarrollos recientes de prótesis mioeléctricas han logrado articular dispositivos mecánicos y electrónicos con el fin de satisfacer y evaluar el nivel de cumplimiento de las necesidades básicas de pacientes con desarticulación parcial o total de miembro superior, facilitando así el diseño de las extensiones artificiales, adicionalmente, han enlazado entornos virtuales y simulados para obtener una realimentación del proceso de rehabilitación por el que pasan dichas personas. Resulta pertinente revisar tales investigaciones ya que brindan elementos metodológicos y técnicos que permiten continuar y avanzar en esta área de trabajo. A continuación, se mencionan los antecedentes que sirvieron de apoyo en el desarrollo de este proyecto.

*Diseño y construcción de un prototipo de prótesis mioeléctrica para desarticulación de muñeca. (Haro & Román, 2017).* Con el objetivo de satisfacer las necesidades básicas de una persona con desarticulación de muñeca, se elaboró el diseño y la construcción de una prótesis controlada por señales EMG, que habilita a un usuario con una extensión artificial de mano para suplir funciones cotidianas que demanden la utilización de este miembro. En las conclusiones se observa la necesidad de un control en lazo cerrado para determinar la fuerza que el usuario provee a la prótesis.

*Estudio de la funcionalidad y eficiencia en el control y uso de prótesis mioeléctrica en niños y adolescentes. (Galcerán, 2017).* En esta tesis doctoral, se realizó un estudio sobre la eficiencia en el control de prótesis mioeléctricas en pacientes, entre 6 y 18 años, mediante una prueba que se realizó a usuarios de prótesis en cualquier nivel de desarticulación. Se valoró el desempeño obtenido por cada usuario desde la no ejecución de la tarea hasta la ejecución sin ayuda visual. Las conclusiones evidencian de la necesidad de articular expertos en distintas áreas del

conocimiento que desde su disciplina den los aportes necesarios para cumplir con el único objetivo de mejorar el funcionamiento y el manejo de las extensiones artificiales.

*Diseño de una prótesis mioeléctrica para desarticulación de muñeca. (Salas, 2014).* Mediante el uso de un control realimentado para intervenir en la presión suministrada por los actuadores, se diseñó una extensión artificial de mano de bajo costo y con insumos nacionales (en Perú) para pacientes con desarticulación de muñeca. Los aspectos más resaltados en las conclusiones son la necesidad de elementos de control para la prótesis basados en los resultados obtenidos del diseño y el modelado matemático de los movimientos mecánicos.

*Control de una prótesis de mano para varios tipos de prensión empleando comandos de voz (Ángel, 2016).* Mediante el uso de comandos de voz se diseñó el sistema de control de una prótesis mioeléctrica para desarticulación de muñeca. El sistema recolecta datos de movimiento por medio de cámaras y marcadores, se realizó el modelado matemático de los agarres esférico y cilíndrico. El sistema fue adecuado para obtener una respuesta en sus actuadores en función de comandos de voz. En el trabajo se concluye que existe una necesidad de implementar un comando de seguridad con alto nivel de precisión para el reconocimiento de los comandos, adicionalmente, las respuestas varían según el timbre y frecuencia en la voz del usuario, por último, el entrenamiento debe realizarse en lugares donde no exista ningún tipo de interferencia en las señales de audio y voz adquiridas para el control de la prótesis.

*Biomechanics and optimal control simulations of the human upper extremity. (Maas, 2015).* Establece un trabajo donde se determina una conexión entre un método de simulación de control óptimo actualmente desarrollado y aspectos de modelado biomecánico del movimiento humano ejecutado por los músculos en el manejo de la extremidad superior humana. El objetivo es proporcionar un método que permita la investigación del movimiento humano modelado con

dinámicas multicuerpo y la solución de futuros problemas de control óptimos mediante funciones fisiológicamente motivadas. Se resalta la utilización de técnicas numéricas que evitan la disipación de datos en energía y momento angular.

*Analysis of forearm muscles activity by means of new protocols of multichannel emg signal recording and processing. (Rojas, 2012).* El eje fundamental del trabajo fue el diseño de protocolos y algoritmos experimentales para extraer información fiable de las señales EMG multicanal en una y dos dimensiones del espacio identificando la fuerza de la contracción y dirección del movimiento para controlar interfaces hombre-máquina para entornos virtuales de rehabilitación. En una de sus conclusiones se resalta la sugerencia a la implementación de nuevos enfoques terapéuticos basados en los resultados obtenidos de las características de las señales y a la utilización de los métodos de clasificación para la identificación de sujetos en riesgo por la realización de tareas repetitivas.

*Implementación en FPGA de un clasificador de movimientos de la mano usando EMG. (Reyes, Arias, Duarte y Loaiza, 2015).* Realizan un trabajo que clasifica los movimientos de flexión, extensión y cierre de la mano a través de las señales EMG obtenidas del palmar largo y extensor común de los dedos. En el desarrollo del trabajo incluye dos bloques principales, la etapa de adquisición de datos e identificación de los movimientos en función del análisis de la información. Las conclusiones ilustran el desempeño del desarrollo en términos de los tiempos de respuesta para cada gesto y de los recursos de computo de la FPGA que se pueden destinar para hacer más rápido el tiempo de respuesta.

*Estimación de velocidad del movimiento de mano usando redes neuronales artificiales y mediciones electromiográficas. (Cordero, Delgado, Sandoval y Villamizar, 2010).* A través del desarrollo de un algoritmo computacional basado en redes neuronales artificiales se realizó el análisis del tiempo que tarda la mano en realizar los movimientos básicos. Los datos fueron capturados mediante señales EMG y un registro fotográfico de indicadores que trazan el desplazamiento angular de las posturas en el miembro. Entre las conclusiones destacan el uso de redes neuronales de tipo NARX (nonlinear autoregressive network with exogenous inputs) para la estimación del tiempo que toma realizar un gesto de forma lenta, ya que según el texto es más fácil de aproximar la función obtenida si se considera el error de estimación dada la referencia de la información capturada en forma de imágenes del foto tacómetro.

*A testing system for real-time gesture classification using Surface EMG. (Akhmadeev, Aoustin, Carpentier, Ramponne & Yu, 2017).* En el trabajo se realiza la evaluación de un sistema para el reconocimiento de patrones basado en estrategias de control mioeléctrico. El texto describe las estrategias y los componentes utilizados en el sistema propuesto, la adquisición de las señales EMG se realizó a través del dispositivo Myo™ Armband de los laboratorios Thalmic Inc™, se evaluaron seis gestos diferentes de siete personas. Entre las conclusiones destaca la sugerencia de trabajos futuros haciendo uso del hardware descrito (Myo™ Armband de los laboratorios Thalmic Inc™) ya que sus librerías son de código abierto y es un dispositivo relativamente económico.

*Sistema de conexión inalámbrico entre un brazalete Myo y una prótesis de miembro superior por medio de Bluetooth de baja energía. (Arias y Barreto, 2018).* Desarrollan un sistema para establecer una conexión entre el dispositivo Myo armband para adquirir señales EMG a partir de diferentes gestos y un sistema embebido a través del uso de bluetooth de baja energía (BLE), durante el desarrollo del trabajo se dan aportes sobre especificaciones y entornos de trabajo apoyados en el dispositivo para realizar desarrollos en ingeniería enfocados a reestablecer la calidad de vida de las personas con ausencia de extremidades superiores en cualquiera de sus tipos de desarticulación.

Los elementos expuestos anteriormente como el diseño de las prótesis, los métodos de control, adquisición y tratamiento de las señales EMG, uso y aprovechamiento de las características del dispositivo Myo armband y, por último, el análisis de las pruebas a las que son sometidas las extensiones artificiales después de su construcción, orientarán el diseño y la elaboración de una herramienta de simulación en tiempo real para el entrenamiento y rehabilitación de los músculos en pacientes con desarticulación de muñeca, haciendo uso de diferentes técnicas y algoritmos de clasificación que faciliten la interacción entre una interfaz hombre-máquina.

## **Objetivos**

### **Objetivo general**

- Desarrollar una herramienta de simulación que represente las funciones básicas de la mano en tiempo real para el entrenamiento de personas en el manejo de prótesis mioeléctricas a nivel de desarticulación de muñeca mediante señales EMG.

### **Objetivos específicos**

- Adquirir señales EMG mediante el uso de Myo-Armband para la caracterización de estas.
- Reconocer los movimientos de agarre cilíndrico, gancho de fuerza y pinza de precisión a través de señales EMG.
- Diseñar e implementar un entorno gráfico presentando los movimientos de la mano en tiempo real.

### **3. Capítulo 2: Marco de referencia.**

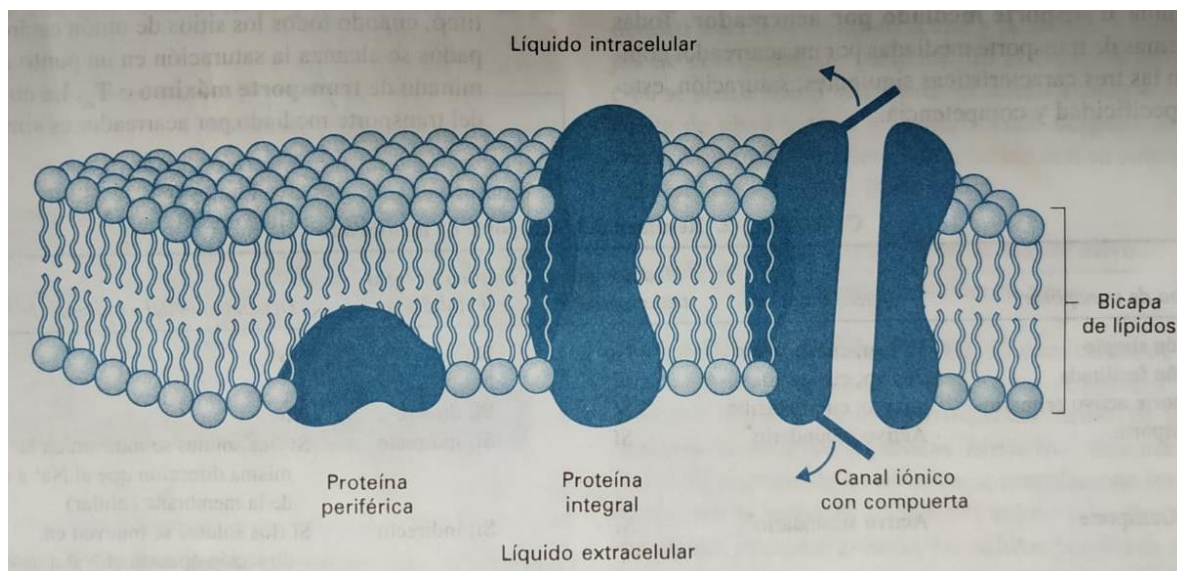
#### **Marco teórico**

Dado que el diseño de prótesis mioeléctricas para la rehabilitación de pacientes con desarticulación de muñeca comprende la convergencia de distintas áreas del conocimiento, como la biología, la química e ingeniería, a continuación, se desarrolla el marco teórico que fundamenta este trabajo, aquí se encuentran conceptos relacionados con fisiología celular, potenciales de acción, tipos de fibras musculares, placa motora, efectos de movimiento a partir de contracciones musculares, prensiles de la mano, señales EMG y métodos de clasificación de la información entre otros. Como se puede notar los conceptos fueron descritos desde una microestructura hasta una macroestructura permitiendo así entender secuencialmente la relación entre ellos y la relevancia para el trabajo.

#### **Membranas celulares**

Es una barrera que rodea y contiene el citoplasma de una célula, se describe mejor utilizando un modelo estructural llamado modelo de mosaico (Tortora, 2014). Son estructuras celulares que se componen de lípidos y proteínas, los lípidos poseen fosfolípidos, colesterol y glucolípidos (Constanzo, s.f.), el componente lípido es el causante de la permeabilidad de la membrana a sustancias solubles en agua como iones, glucosa y aminoácidos, mientras que el componente proteico posee transportadores, enzimas, receptores hormonales, antígenos de superficie celular y canales iónicos y acuosos.

Constanzo (s.f.) también menciona la existencia de dos tipos de proteínas que componen las membranas celulares, estas pueden ser integradas o periféricas ya sea que atraviesen la estructura o sólo se sitúen sobre un lado, en la figura 1 se observa el modelo de mosaico líquido para membranas celulares.



*Figura 1. Modelo de mosaico para membranas celulares.*

Fotografía tomada de: (Constanzo, s.f.)

Las proteínas integradas atraviesan la membrana y pueden actuar como transportadores o canales iónicos y así abrir camino a sustancias hidrosolubles a través de la bicapa hidrófoba de lípidos que se mostró en la figura 1. En el siguiente punto se describirá cómo los canales iónicos permiten el paso de iones a través de la membrana celular según la permeabilidad de las cargas eléctricas que los revistan, transportando información para la ejecución de tareas.

### **Canales iónicos**

Constanzo (s.f.), define los canales iónicos como proteínas integrales de la membrana celular que al abrirse permiten el paso de iones desde el interior hacia el exterior de la célula y un intercambio de estos entre el líquido intracelular y extracelular; son permeables dependiendo de las cargas eléctricas que los revisten, el tamaño y su conductancia depende de la probabilidad de que se encuentren abiertos o cerrados.



Los canales iónicos juegan un papel importante en el funcionamiento del cuerpo humano, entre ellos encontramos los que son selectivos a iones de  $K^+$  y  $Cl^-$ , siendo estos los más numerosos en la membrana y permitiendo el funcionamiento apropiado de órganos y tejidos para el caso de  $K^+$ , por otro lado, existen pocos canales permeables a los iones de  $Na^+$  y  $Ca^{2+}$ , siendo los primeros las unidades contráctiles del miocardio y los últimos los responsables de la conducción de impulsos nerviosos (Tortora, 2014).

Los canales son controlados por compuertas operadas por voltaje y por ligandos; los primeros, regulan los cambios de potencial en la membrana celular, controlan el flujo de iones dependiendo de la despolarización o polarización detectada y los ligandos controlan las compuertas a través de hormonas (Constanzo, s.f). Como se observa en la figura 2, las funciones de los canales iónicos para  $Na^+$  están dadas por una secuencia: reposo, disparo y repolarización.

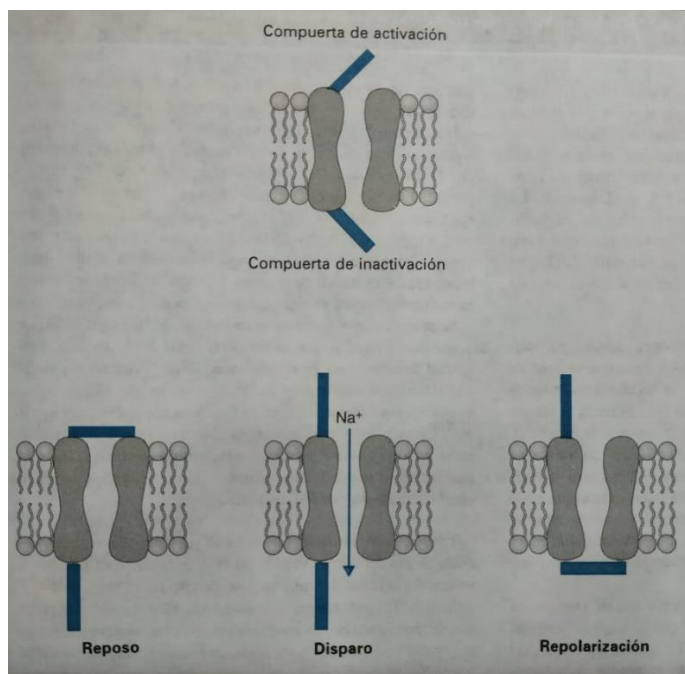


Figura 2. Compuertas de activación e inactivación del canal de  $Na^+$  del nervio.

Fotografía tomada de: (Constanzo, s.f.)

De acuerdo con lo anterior, la apertura de los canales iónicos da lugar a los potenciales de acción y reposo de una célula, ya que son el resultado de las diferencias de concentración de varios iones a través de la membrana celular (McClintic, 1983).

El potencial de reposo se establece debido a la difusión que resulta de la concentración de varios iones a través de la membrana celular, siendo cercano a los potenciales de equilibrio para  $K^+$  y  $Cl^-$  puesto que en reposo la permeabilidad de estos iones es alta y está lejos de los potenciales de equilibrio para  $Na^+$  y  $Ca^{2+}$  debido a que la infiltración de estos iones en reposo es baja. El potencial de reposo de las células excitables tiene un valor en el intervalo de los  $-70mV$  y  $-80mV$  (Costanzo, s.f.).

Constanzo (s.f) también manifiesta que, el potencial de acción es un cambio rápido del voltaje que presenta la membrana en reposo a consecuencia de un estímulo nervioso. Está dividido en tres partes; primera, fase de reposo donde el potencial de la membrana se encuentra en  $-90mV$ ; segunda, fase de despolarización donde el potencial cambia por la influencia de un estímulo nervioso, incrementándolo a  $-65mV$ , si el umbral es superado los canales iónicos activados por voltaje permiten la entrada de iones de  $Na^+$  estableciendo el voltaje de la membrana a  $+35mV$ ; por último, en la repolarización, los canales de  $K^+$  repolarizan la célula a  $-90mV$  debido a la bomba de sodio-potasio. En la figura 3 se observa el resultado de la polarización y repolarización de la membrana durante el potencial de acción generado por el nervio.

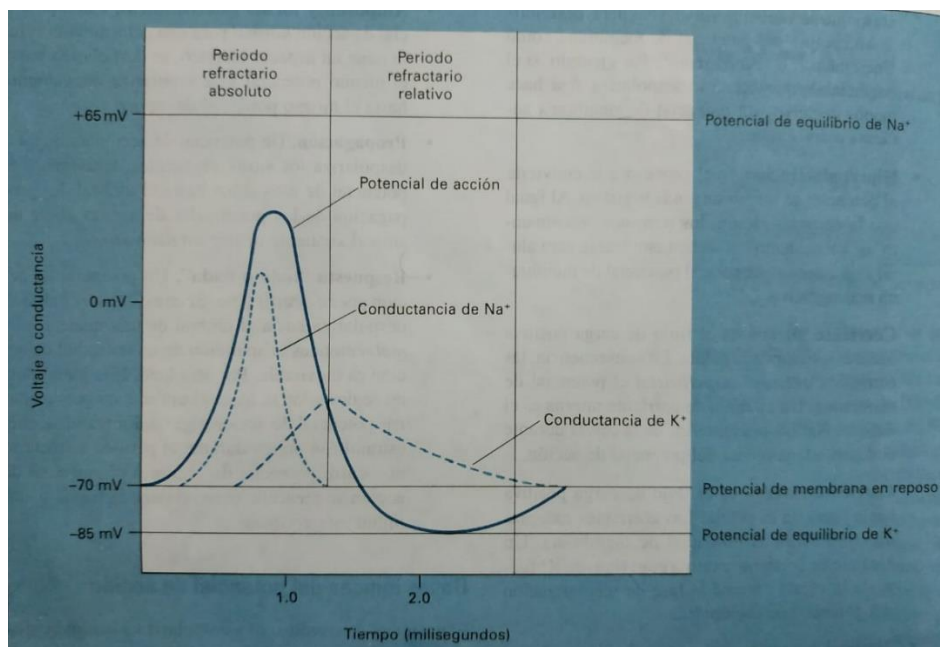


Figura 3. Potencial de acción del nervio.

Fotografía tomada de: (Constanzo, s.f.)

Resulta pertinente conocer el proceso que deriva en la contracción y relajación voluntaria de los músculos teniendo en cuenta la información descrita hasta el momento. La propagación de los potenciales de acción a través de un nervio o músculo debido a que las corrientes locales recorren de regiones activas e inactivas adyacentes, en reposo todas las células del axón del nervio tienen potencial en reposo (McClintic, 1983).

### Placa motora

La placa motora se define como el punto donde los nervios que se distribuyen a lo largo de un músculo esquelético intercambian información (impulsos nerviosos) hacia otro tipo de célula (McClintic, 1983), comúnmente células musculares, para así producir acciones sobre el cuerpo de forma voluntaria, los movimientos comúnmente están asociados a conservar posiciones y mover las articulaciones del cuerpo.

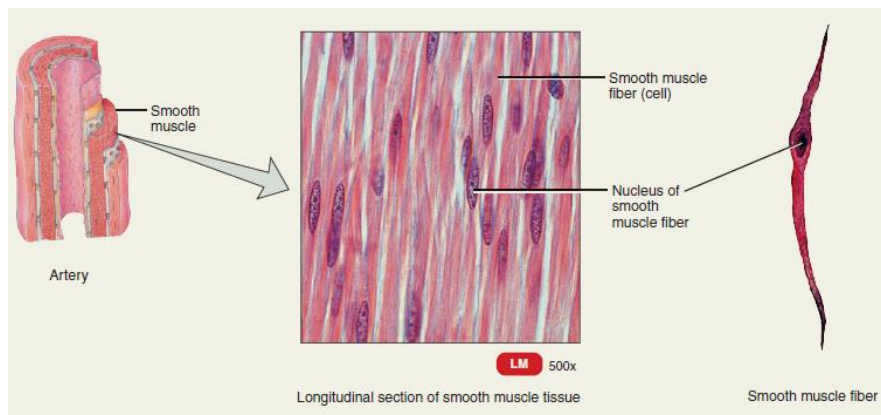
Los nervios que inervan las fibras musculares reciben el nombre de motoneuronas. Una sola motoneurona y las fibras musculares que inerva se conoce como unidad motora. La unidad motora puede cambiar su tamaño activando así miles de fibras musculares, cuando los potenciales de acción viajan a lo largo de una motoneurona hasta la unión neuromuscular (sitio donde se transmite la información entre una motoneurona y la fibra muscular) produce un potencial de acción en las fibras musculares que inerva y en consecuencia una contracción (Constanzo, s.f.).

Los músculos (esqueléticos) están compuestos por grupos de células musculares que sirven a un solo proceso nervioso, cuando cada unidad motora es estimulada contrae los músculos en función de la fuerza requerida para polarizarla. La fuerza de contracción depende adicionalmente de cuántas unidades motoras están estimuladas (McClint, 1983).

### **Tejidos musculares**

El tejido muscular mediante su capacidad de contraerse y relajarse proporciona al cuerpo la facultad de moverse (locomoción) o de trasladar material a través del cuerpo como el caso del sistema digestivo y circulatorio. Todos los tejidos musculares poseen la habilidad de variar su longitud original con el fin de cumplir con las funciones ya descritas (McClintic, 1983).

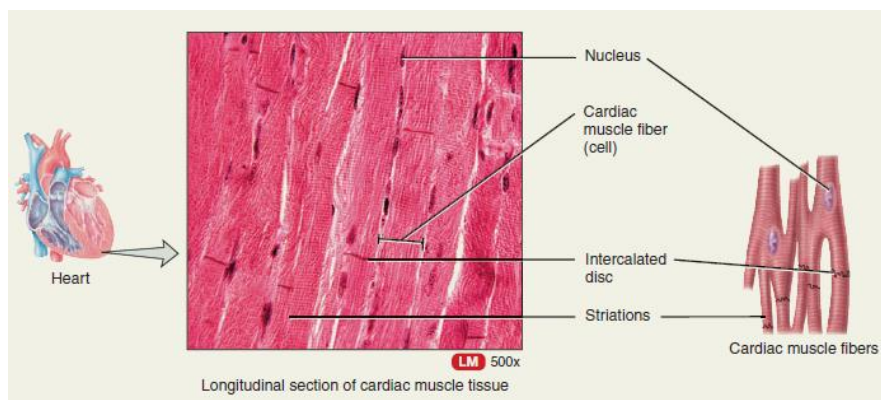
Existen dos grandes categorías que catalogan los tejidos musculares, entre ellos se encuentran el músculo liso y estriado, este último puede ser subdividido en cardíaco y esquelético; así que en el cuerpo podemos encontrar tres tipos de fibras musculares también llamadas miocitos (Tortora, 2014). El músculo liso se encuentra involucrado en las funciones de las estructuras musculares que no requieren contracciones voluntarias como el sistema digestivo, vías respiratorias, algunas glándulas, vasos sanguíneos y vejiga urinaria por mencionar algunas (Webb, 2003). En la figura 4 se aprecia cómo son las fibras musculares lisas.



*Figura 4. Fibras musculares lisas.*

Fuente: (Tortora, 2014)

Por otra parte, encontramos el músculo cardíaco o miocardio que forma las paredes del corazón y es el encargado de bombear sangre, mediante su contracción, a lo largo del cuerpo. Este tejido está formado por cardiomiocitos y su longitud es de aproximadamente  $80\mu\text{m}$  y  $15\mu\text{m}$  de ancho (Mmegias, s.f.), en la figura 5 se observan las fibras del tejido cardíaco.



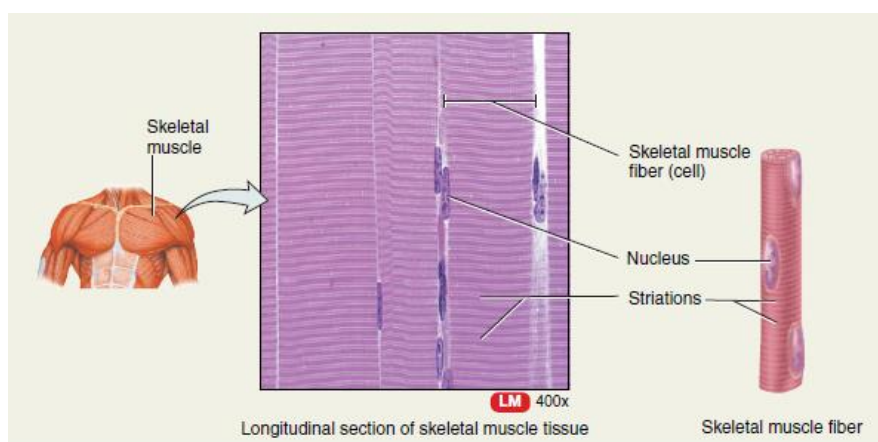
*Figura 5. Fibras musculares cardíacas.*

Fuente: (Tortora, 2014)

Para finalizar, las fibras musculares esqueléticas, ya que son las encargadas de generar los prensiles de la mano voluntariamente. Son los músculos que se encargan de mover los huesos del cuerpo humano de forma voluntaria (es decir que se encuentran inervados por fibras nerviosas del sistema nervioso central), ya que estos por sí solos no generan movimiento; están adheridos a los huesos por medio de los tendones, su contracción y relajación voluntaria mantiene las posiciones del cuerpo estabilizado y moviendo articulaciones (Tortora, 2014). En adición, la actividad muscular puede ser controlada conscientemente por medio de las neuronas del sistema nervioso somático que envían la información del control motor a dichos tejidos.

La unidad fundamental de los músculos esqueléticos es la fibra muscular, que son cilindros estriados que cambian entre franjas claras y oscuras vistas bajo un microscopio de luz, con un diámetro entre 10 y 100 $\mu\text{m}$  y una longitud de 2mm hasta 7.5 cm. En general cumplen la función de movimiento, postura, producción de calor y protección (McClintic, 1983).

En la figura 6 se puede apreciar la estructura de las fibras musculares esqueléticas bajo un microscopio de luz.



*Figura 6. Fibras musculares esqueléticas.*

Fuente: (Tortora, 2014)

Considerando la información expuesta hasta el momento, ahora se describirá qué caracteriza al agarre cilíndrico, pinza de precisión y gancho de fuerza.

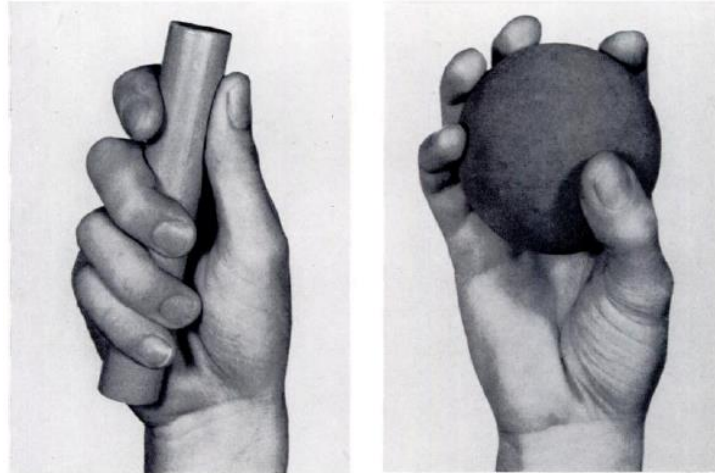
### **Mano humana**

La mano humana es el órgano terminal de la extremidad superior que posee 27 huesos, 39 músculos y 36 articulaciones que facilitan la interacción con el medio ambiente en el uso y empleo de objetos a través de los prensiles de agarre cilíndrico, gancho de fuerza y pinza de precisión para el desarrollo de tareas cotidianas (Ottobock, 2016) entre las que destacan manipular herramientas y comer; los elementos anteriores la convierten en un órgano importante para los seres humanos, por lo cual, su ausencia dificulta la realización de dichas tareas.

### **Tipos de agarre**

Los gestos seleccionados para su clasificación fueron escogidos en función de las necesidades básicas que facilitan la interacción con el medio ambiente y el desarrollo de las tareas diarias ya nombradas, en los cuales comúnmente intervienen el agarre cilíndrico, gancho de fuerza y pinza de precisión.

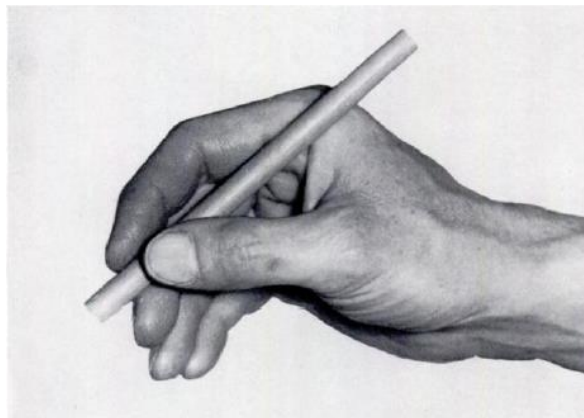
Palastanga (citado por Chico, 2016), describe los agarres de la mano en función del objeto y sus propiedades físicas, peso y forma; los agarres están clasificados como de precisión y fuerza, el primer grupo se define con la combinación del pulgar oponible con los demás dedos para producir presión; la segunda involucra la palma de la mano para realizar más fuerza en el agarre del objeto. En la figura 7 se puede observar la combinación del pulgar oponible con los demás dedos y de la palma de la mano para los agarres de precisión y fuerza.



*Figura 7. Agarres de fuerza (izquierda) y precisión (derecha) de la mano humana.*

Fuente: (Napier, s.f.)

Es así como el agarre de pinza de precisión está catalogado entre los agarres de precisión, en este los dedos índice, corazón, anular y meñique en su extensión total sujetan un objeto con ayuda del pulgar oponible (Napier, s.f.). En la figura 8 se muestra la ejecución de la pinza en un ejercicio de escritura.

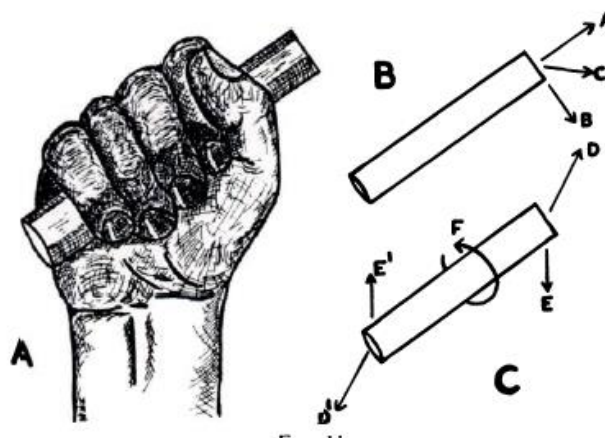


*Figura 8. Pinza de precisión.*

Fuente: (Napier, s.f.)



En la figura 9 se ilustra cómo el agarre cilíndrico proporciona un soporte para resistir las fuerzas incidentes en un objeto dentro del alcance del prensil, entre estas fuerzas se encuentran la traslación y rotación del objeto (Napier, s.f.); adicionalmente se observa cómo el pulgar envuelve los demás dedos para oponerse mejor algunas de estas fuerzas.

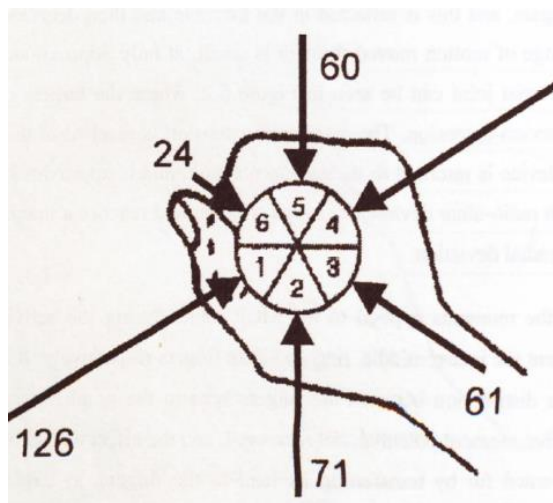


*Figura 9. Fuerzas de rotación y traslación.*

Fuente: (Napier, s.f.)

Los agarres de precisión y de fuerza poseen un análisis mecánico de tipo estático y dinámico, en su estudio dinámico refiere a los movimientos de la mano como un conjunto de articulaciones metacarpofalángicas que hacen parte de una misma estructura, los movimientos de cada unión dan información acerca de los ángulos que se forman entre las articulaciones complicando así su estudio dado que se debe reconocer un gran número de fases dentro de cada agarre. (Napier, s.f.).

En la figura 10 se puede observar el número de ángulos que forman las articulaciones metacarpofalángicas y la distribución de las fuerzas que actúan sobre un objeto durante la realización de un agarre cilíndrico.



*Figura 10. Distribución de la fuerza durante el agarre cilíndrico vertical.*

Fuente: (Cadwick, 1999)

### **Señales electromiográficas (EMG)**

Para terminar, se realizará la descripción de las señales EMG en función de la ejecución de los movimientos de la mano y cómo se diferencia el comportamiento de estas entre un gesto y otro, además de los métodos de clasificación que se utilizarán.

Las señales EMG son un registro de la actividad eléctrica generada en los músculos cuando estos se contraen o se relajan, son producidas por el intercambio de iones de  $\text{Ca}^{2+}$  a través de las membranas de las fibras musculares debido a una contracción (Dalcame, 2005). Por lo tanto, para el registro de la actividad eléctrica con el fin de monitorear la activación muscular, es necesario implementar electrodos para obtener un registro en amplitud y frecuencia de las señales generadas. Como se observa en la figura 11, las señales EMG se encuentran entre los rangos frecuenciales de 20Hz a 1KHz y de amplitud desde  $1\mu\text{V}$  hasta  $10\text{mV}$ .

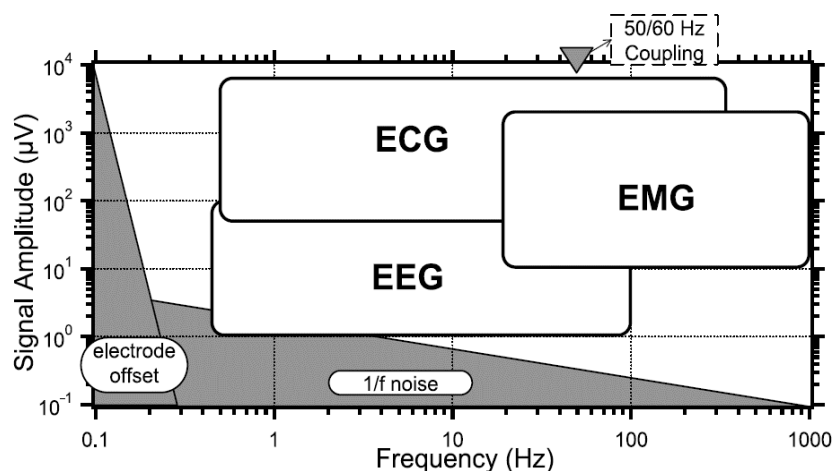


Figura 11. Señales de biopotencial: electroencefalograma (EEG), electrocardiograma (ECG) y electromiograma (EMG).

Fuente: (Van Hoof, 2009)

Así mismo el instituto de investigación Dalcame (2005) define los propósitos de obtener las señales EMG con el objetivo de obtener un punto de vista más amplio acerca de sus implicaciones, del registro de estas señales se puede extraer información acerca de la intención de movimiento, fuerza aplicada y el diagnóstico de afecciones de los músculos y su motricidad.

Los electrodos transforman un tipo de energía iónica en eléctrica, estos se dividen en dos grandes grupos, en primer lugar, electrodos invasivos los cuales miden los potenciales a través de la piel y, en segundo lugar, los electrodos superficiales que están en contacto con la piel, entre el electrodo y la superficie de contacto es necesario el uso de gel conductor para mejorar la conductividad entre la piel y el electrodo. (Dalcame, 2005).

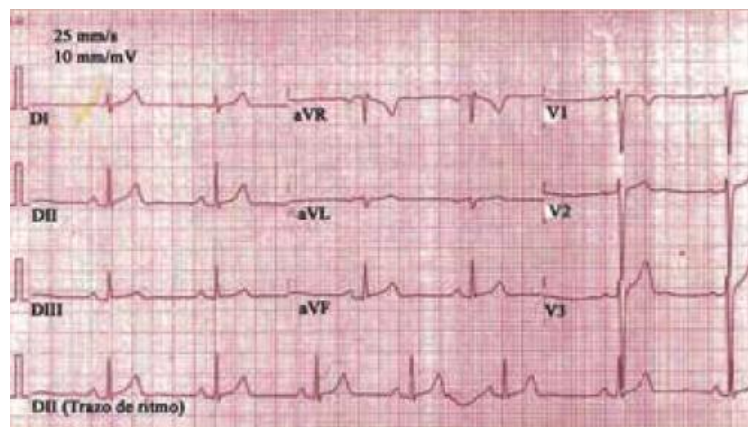
Las propiedades de las señales EMG varían según factores como la zona de actividad muscular donde son ubicados los electrodos, material y distancia entre ellos; el proyecto SENIAM define un conjunto de técnicas y recomendaciones para la adquisición y tratamiento de

las señales EMG, entre las que se encuentran: el tiempo y la intensidad de la contracción muscular, distancia entre los electrodos, las propiedades de la piel y la calidad del contacto con la misma, el diseño del amplificador y el almacenamiento posterior de la señal luego de la conversión analógico-digital.

### **Características para extraer de las señales EMG**

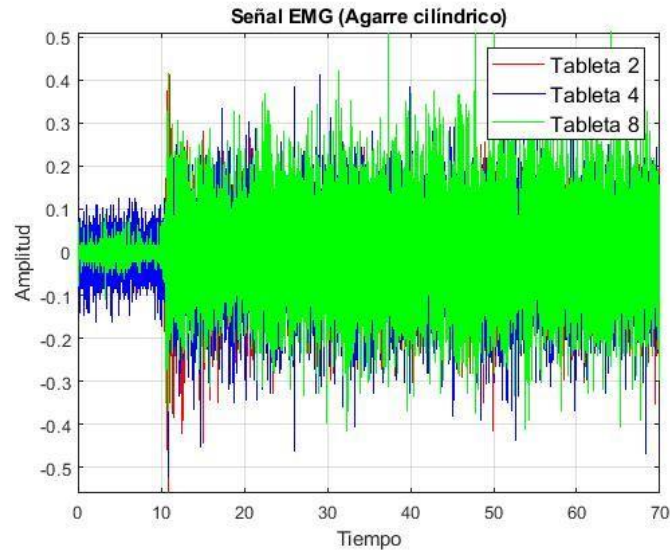
Al ser señales no estacionarias presentan una variación aleatoria en amplitud y frecuencia en función de otra variable, comúnmente el tiempo. Las señales estocásticas son generadas de forma natural como por ejemplo las señales de biopotencial, sonar sísmico, electrocardiograma y música (Sheng, 2000).

Ya que las señales EMG no poseen ningún patrón definido como el caso de las señales ECG, es necesario evaluar distintos métodos matemáticos y estadísticos que permitan diferenciar los movimientos a partir del comportamiento de sus señales, una vez analizadas bajo diferentes métodos. En las figuras 12 y 13 se observa el patrón de un registro ECG y la aleatoriedad de un electromiograma respectivamente.



*Figura 12. Registro ECG.*

Fuente: (Lara, 2016)



*Figura 13. Registro EMG.*

Fuente: propia

De acuerdo con lo anterior se utilizaron métodos analíticos en el dominio de la frecuencia para extraer características como: densidad espectral de la potencia (PSD), máxima magnitud de la frecuencia y frecuencia de la máxima magnitud, también métodos analíticos en el dominio del tiempo como: entropía, skewness, kurtosis y valor medio en el dominio del tiempo y la frecuencia.

### **Métodos de extracción de las características**

Con el objetivo de clasificar los tres gestos y obtener una respuesta en corto tiempo y con la menor variación, en el proyecto se utilizaron los siguientes métodos para la extracción de las características:

#### **Transformada de Wavelet (WT)**

Es una herramienta matemática desarrollada a mediados de los años ochenta para el análisis de señales no estacionarias y rápidas (Sheng, 2000), los primeros desarrollos de la transformada

fueron realizados de forma independiente en diferentes áreas entre las que se encuentran: matemáticas, física e ingeniería.

La transformada de una señal en el tiempo depende de dos variables, frecuencia y tiempo ya que el método provee una herramienta para la ubicación de cambios en alta y baja frecuencia por la propiedad de resolución variable (Aponte, Gómez y Silva, 2013). Secciona los datos de una función en diferentes componentes frecuenciales, y estudia cada componente con una resolución emparejada con su escala.

### **Transformada continua de Wavelet**

La base de la transformada de Fourier (FT) son las funciones seno y coseno, agregando una función ventana para analizar la señal por partes se utiliza la transformada en corto tiempo de Fourier (STFT), WT consiste en una relación entre los conceptos mencionados para analizar señales con ayuda de una resolución temporal y frecuencial (Daubechies, s.f.).

Es similar a la STFT como función ventana para analizar señales, pero en esta utiliza una ventana dinámica. La transformada de Wavelet continua de una función  $f(t)$  está descrita como:

$$Wf(s, \tau) = \frac{1}{\sqrt{s}} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \otimes h\left(\frac{t - \tau}{s}\right)^* dt$$

Donde \* denota el complejo conjugado. Sin embargo, la mayoría de las Wavelets se generan por una Wavelet madre a través de una función de escalado y desplazamiento que se define como:

$$h_{s,\tau} = \frac{1}{\sqrt{s}} h\left(\frac{t - \tau}{s}\right)$$

Donde  $s$  representa escalamiento y  $\tau$  desplazamiento.

## Transformada discreta de Wavelet

Cuando se evalúa computacionalmente la CWT (por su abreviatura en inglés *continuous wavelet transform*) los resultados son altamente redundantes debido a la gran cantidad de información (Sheng, 2000), por esto se emplea la DWT (por sus siglas en inglés *discrete wavelet transform*) en la cual los parámetros de dilatación ( $s$ ) y desplazamiento ( $\tau$ ) varían de acuerdo con las siguientes ecuaciones:

$$s = s_0^j \quad \tau = k\tau_0 s_0^j$$

Donde  $j$  y  $k$  son enteros positivos, siendo  $S_0$  mayor que 1 y la expresión  $\tau$  dependiente de la dilatación  $s_0^j$  (Sheng, 2000).

La DWT se calcula con una mejor eficiencia con el análisis de señales mediante filtros pasa bajos y pasa altos, donde los primeros brindan información del comportamiento de la señal en baja frecuencias (coeficientes de aproximación) y los segundos describen los coeficientes de detalle. En la figura 14 se observa el algoritmo de árbol para el banco de filtros con un submuestreo de 2 muestras.

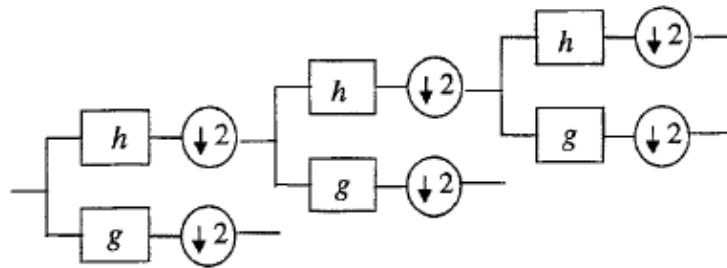


Figura 14. Algoritmo de árbol de la DWT.

Fuente: (Sheng, 2000)

### Estimación del PSD usando el periodograma por método de Welch

Cuando la entrada a un sistema se modela como un proceso aleatorio, parte de las características esenciales de la señal de entrada y de la de salida, son representadas por el valor promedio de algunas propiedades, como la densidad espectral de potencia (Estévez, Estévez y Machado, 2008).

El estimado del espectro de potencia también denominado periodograma se define como:

$$P_{xx}(\Omega) = \frac{1}{LU} |X(k)|^2$$

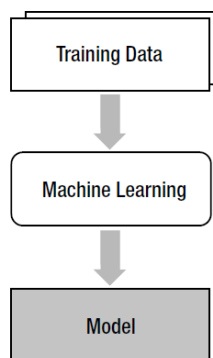
Donde  $X(k)$  corresponde a la transformada de Fourier de la función considerando un factor de ventana generado por el muestreo discreto de la señal; L es el total de valores en la muestra y U es una constante de valor 1.

### Machine learning

Kim (2017) define el aprendizaje automático como una técnica que determina un modelo de clasificación de información a partir de los datos con los cuales se entrena; los datos pueden ser tablas, documentos, audio e imágenes. El *modelo* es el producto que entrega este método.

También afirma que al procedimiento se le acuñe el término *aprendizaje* ya que el proceso evalúa los datos para encontrar la solución al método por sí solo, a los datos que se utilizan en el modelo de entrenamiento se denominan *data training* o datos de entrenamiento. En la figura 15 se puede observar a modo general cómo se generan los modelos de análisis y clasificación.





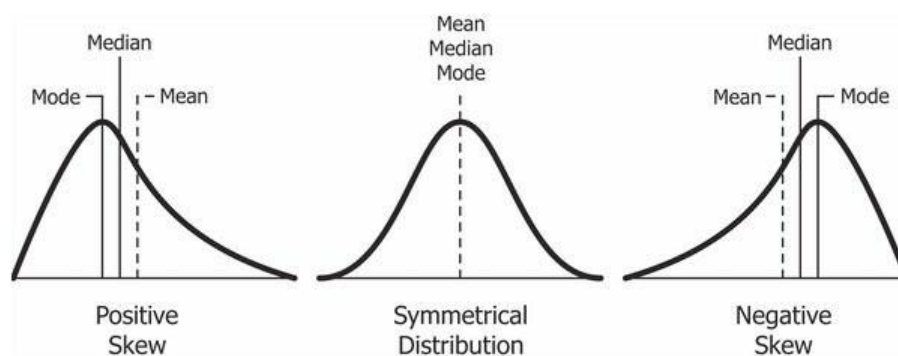
*Figura 15. Proceso de Machine learning.*

Fuente: (Kim, 2017)

Dos de los términos más conocidos en la ciencia de datos son la Skewness y Kurtosis:

### **Skewness**

Es el grado de distorsión de una distribución normal midiendo la falta de simetría en la distribución de los datos, si la simetría está hacia la derecha se llama se denomina sesgo positivo, de lo contrario se denomina sesgo negativo (Brown, 2011). La figura 16 describe los tipos de sesgos positivos y negativos presentados en una distribución normal de datos.



*Figura 16. Sesgos de una distribución normal.*

Fuente: (Codeburst, 2018)

El grado de distorsión se calcula de la siguiente manera (Macroption, s.f.):

$$S = \frac{m_3}{m_2^{3/2}}$$

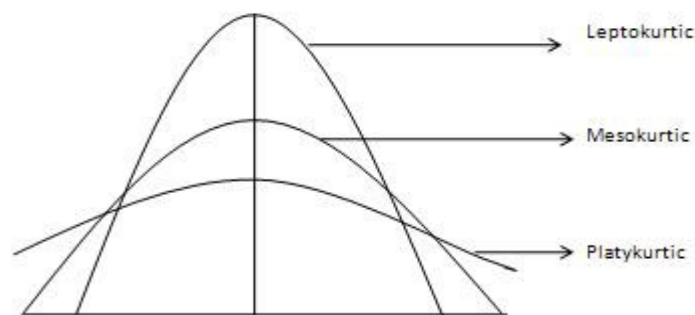
Donde  $m_2$  y  $m_3$  son respectivamente calculados como:

$$m_2 = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - X_{avg})^2}{n}$$

$$m_3 = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - X_{avg})^3}{n}$$

### **Kurtosis**

Si una distribución es simétrica, cabe preguntar cómo es el comportamiento de los datos según la altura de su pico central, la altura del pico en relación con todos los datos se mide con un número llamado Kurtosis (Brown, 2011), una mayor Kurtosis indica una mayor variabilidad en los datos con respecto a la media. La figura 17 describe los tipos de Kurtosis que se pueden encontrar en un grupo de datos.



*Figura 17. Kurtosis en una distribución normal.*

Fuente: (Codeburts, 2018)

Leptokurtic, mesokurtic y platkurtic describen respectivamente una distribución larga, normal y corta del pico de los datos. La Kurtosis se calcula como (Macroption, s.f.):

$$K = n \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - X_{avg})^4}{(\sum_{i=1}^n (X_i - X_{avg})^2)^2}$$

Donde n es el número de muestras, y  $X_{avg}$  el promedio de las muestras.

### **Deep learning**

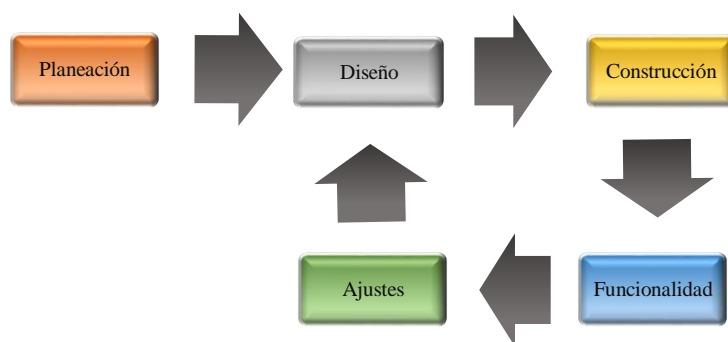
El Deep learning lleva a cabo el proceso de machine learning usando una red neuronal artificial que se compone de varias capas, algunas de ellas están escondidas, cada nivel de la red configura lo datos para extraer información relevante y pasarla a la siguiente capa o nivel con el objetivo de clasificar información (Moreno, s.f.).

Los modelos de machine learning se pueden implementar de varias formas siendo las redes neuronales uno de ellos (Kim,2017), para el caso se utilizó una red tipo CNN (*convolutional neural network*), que sus capas procesan imitando al córtex del ojo con el objetivo de identificar objetos, mientras más profunda la capa más se especializa en el reconocimiento de patrones como líneas y curvas (Bagnato, 2018).

#### 4. Capítulo 3: Diseño metodológico.

##### Metodología

El desarrollo de la herramienta en tiempo real se realizó teniendo en cuenta cinco fases: planeación, diseño, construcción, funcionalidad y ajustes; cada una de las etapas comprende a su vez un conjunto de subdivisiones que describieron los procesos que facilitaron el desarrollo, por lo tanto, en el siguiente diagrama se muestra cómo los procesos fueron llevados a cabo.



*Figura 18. Metodología de desarrollo.*

Fuente: propia

##### Planeación

En este apartado se elaboraron y definieron los conjuntos de técnicas y pasos a seguir para cumplir con los objetivos propuestos, para lo cual se organizaron los componentes individuales que formarían parte del desarrollo. Primero la selección de los instrumentos y técnicas de medición mioeléctrica según las zonas musculares de interés para la ejecución de los prensiles especificados. Segundo, determinar las características relevantes de la información capturada para la posterior selección de los modelos matemáticos que clasificaron los datos EMG, y

finalmente el diseño y la organización de la interfaz gráfica, botones, indicadores, modelo de la mano y comunicación entre el clasificador y la animación.

### **Diseño**

Después de organizar los ítems nombrados en la fase de planeación, se realizó una evaluación más detallada de los puntos a favor y en contra que tenían estos para permitir una estrecha relación con el cumplimiento de los objetivos, lo anterior permitió guiar los procesos de una forma más delimitada con el fin de evitar contratiempos.

Esta etapa se adelantó en cuatro fases de la siguiente manera: la primera fue la obtención y clasificación de las señales EMG, donde se evaluó y se interactuó con el instrumento de captura mioeléctrica Myo Armband a través de MATLAB®, la segunda fue la búsqueda de los métodos adecuados para la clasificación de los datos donde se tuvieron elementos en cuenta como el tiempo de respuesta y la variación entre gestos porque se buscaba una simulación rápida y precisa. Después de la clasificación se realizó el desarrollo de la animación para los tres prensiles de la mano. En esta fase se utilizó el motor gráfico Unity para facilitar la tarea, para ello se ubicaron los botones, textos e indicadores de la ejecución de los movimientos por pantalla, iluminación, y finalmente cambio de cámara. Para finalizar, se realizó en MATLAB® una aplicación para enlazar Myo Armband con la computadora y un entorno para el envío de los datos suministrados por los modelos de clasificación, esto con el objetivo de ser leídos por el motor gráfico y así generar una respuesta gráfica en función de cada estímulo.

### **Construcción**

Teniendo en cuenta las especificaciones anteriores, en este apartado se diseñaron los métodos, funciones y algoritmos que permitieron a la herramienta de simulación generar acciones sobre los gestos a partir de los elementos descritos en el diseño. En este punto se emplearon funciones

y herramientas para acoplar el dispositivo de los laboratorios Thalmic Inc con la computadora y así extraer la información necesaria para la clasificación. Se extrajeron las características de las señales con el uso de comandos de MATLAB® y así mismo se diferenciaron entre gestos con ayuda del software de cómputo numérico. Por último, se diseñó el código que permitió a la simulación producir una acción sobre el modelo de la mano.

### **Funcionalidad**

En esta etapa se evaluó que todos los elementos que componen la interfaz (modelos de clasificación, interfaz gráfica y comunicación) cumplieran el propósito para el cual fueron diseñados, ejecutando cada componente por separado, desde los predictores, así como la comunicación MATLAB-Unity y la ejecución de los movimientos para encontrar errores y subsanarlos. Por último, se determinó el rendimiento de la herramienta con todos sus componentes funcionando simultáneamente, en este punto se tuvieron en cuenta que los movimientos en los prensiles se realizaran con una velocidad que fuera acorde a los movimientos naturales de la mano a partir de los gestos hechos por el usuario.

### **Ajustes**

En esta fase se tomó como referencia la información obtenida en el apartado anterior para realizar los cambios y adecuaciones a los algoritmos y funciones definidas en la etapa de construcción, así mismo se optimizaron procesos para obtener mejores desempeños en la simulación y para finalizar, se reorientaron botones, indicadores y animaciones de la interfaz gráfica realizada con Unity con el propósito de que fueran comprensibles por el usuario.

## **Desarrollo**

En esta sección se describieron cómo fueron empleados los métodos de clasificación para las señales y adicionalmente qué elementos se tuvieron en cuenta para la selección de estos.

### **Adquisición y clasificación de las señales EMG**

#### **Adquisición**

La adquisición de señales se realizó con ayuda del dispositivo Myo Armband de los laboratorios Thalmic Inc. Es un hardware que integra en el mismo ocho electrodos secos bipolares y sensores inerciales para el reconocimiento de cinco gestos de la mano humana, a partir de las contracciones generadas por los músculos del antebrazo y el cambio de posición y orientación de este, para el control de aplicaciones digitales ejecutadas en ordenadores, teléfonos móviles y tecnologías orientadas al entretenimiento. Actualmente el instrumento es utilizado en el desarrollo y construcción de interfaces orientadas al control mioeléctrico en ingeniería y fisioterapia (*Akhmadeev, Aoustin, Carpentier, Rampone & Yu, 2017*) y (*Arias y Barreto, 2018*).

El diseño de aplicaciones está basado en el aprovechamiento de los recursos del hardware los cuales son: Bluetooth de baja energía (BLE) de referencia NRF51822 para la transmisión de los datos, el cual debe poseer línea de vista entre transmisor y receptor a una distancia menor a 15m. Adicionalmente, posee un procesador ARM Cortex M4 y una frecuencia de muestreo de 200Hz y 50Hz para la captura de información mioeléctrica y mediciones inerciales (IMU) respectivamente, con nueve grados de libertad repartidos en tres grados de libertad (GDL) para el acelerómetro, tres para el giroscopio y los restantes tres para el magnetómetro; retroalimentación háptica a través de vibraciones de corta, media y larga duración que brinda información al usuario sobre el tiempo de calibración y ejecución de gestos.

Además de las especificaciones técnicas descritas anteriormente, también posee características físicas que lo hacen conveniente para el desarrollo del presente proyecto. Entre estas destacan: distribución de los sensores EMG en ocho tabletas organizadas en forma de brazalete en un elastómero flexible y expandible entre 7.5 y 13 pulgadas en la circunferencia del antebrazo (North, s.f.) mediante el uso de ocho clips que sujetan el caucho y permiten contraer el instrumento según el contorno del brazo del usuario, electrodos elaborados en una mezcla de acero inoxidable y níquel con el fin de mantener al mínimo las reacciones alérgicas entre los materiales y la piel del usuario.

En la figura 19 se observan la forma y distribución de las tabletas del instrumento de medición mioeléctrico, en cada tableta hay tres electrodos (uno de referencia y dos para la diferencia de potencial) acompañados de un circuito impreso encargado del acondicionamiento de la señal, escondidas en las ocho pastillas hay dos baterías de Li-Ion de 2600mAh con una autonomía de un día aproximadamente y hay únicamente una tableta con el integrado para las lecturas IMU.



*Figura 19. Myo Armband.*

Fuente: (North, s.f.)



En la figura 20 se observan los cinco gestos que Myo armband detecta para la interacción con aplicaciones digitales, los cuales son (de izquierda a derecha): double tap, spread fingers, wave out, wave in y fist [doble pellizco con los dedos pulgar y corazón, mano abierta y mano en ángulo de 90° hacia afuera y hacia adentro y puño].

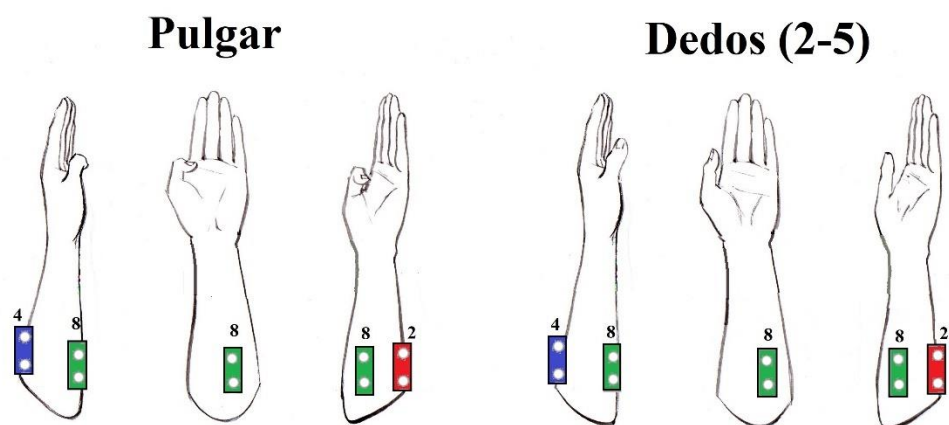


*Figura 20. Gestos reconocidos por Myo.*

Fuente: (North, s.f.)

El brazalete orienta hacia la izquierda las tabletas según el nivel de energía captado cuando se realiza el gesto de wave out, siendo la número cuatro la tableta que posee los marcadores LED; genera una referencia que brinda información acerca del brazo en el que está puesto y los gestos ejecutados. En nuestro caso el dispositivo se ubicó en las zonas del antebrazo que permiten el movimiento de las estructuras de la mano; flexor superficial de los dedos ya que dobla las falanges media y proximal de los dedos dos al cinco, y el extensor del pulgar, la distribución de las tabletas dos, cuatro y ocho se ajustan a dichos tejidos, por lo tanto, fueron los sensores de donde se extrajo la información.

La figura 21 muestra cómo es la disposición de las tabletas 2, 4 y 8 según las zonas musculares de interés; la tableta 4 (en azul) está ubicada en el flexor superficial de los dedos, la 2 (en rojo) en el extensor del pulgar y la 8 (en verde) se encuentra en la zona palmar del antebrazo y en la figura 22 se observa la forma de disponer del brazalete en el brazo.



*Figura 21. Distribución de las tabletas en la circunferencia del antebrazo.*

Fuente: (Backyard Brains, s.f.)



*Figura 22. Ubicación del dispositivo en el antebrazo.*

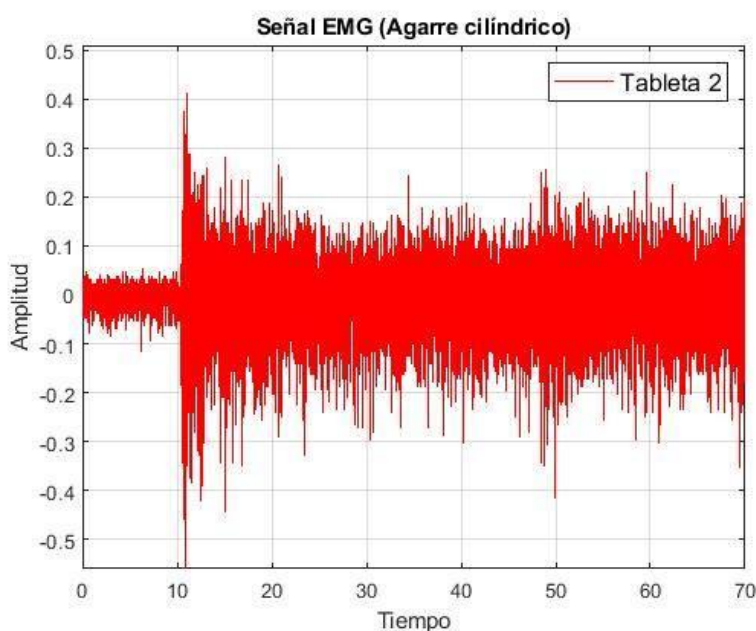
Fuente: propia.

Para tener acceso a dicha información entregada por Myo y hacer uso de ella en los diferentes algoritmos y técnicas de clasificación es necesario instalar “Myo Connect” y Myo SDK para Windows, ya que posibilitan la interacción con las muestras y hacer uso de ellas en el desarrollo de aplicaciones. Adicionalmente, Myo posee un grupo de herramientas para la compatibilidad con MATLAB® que así mismo permiten el análisis de los datos aprovechando el sistema de cómputo numérico.

Para vincular el hardware con MATLAB® se hace uso de la toolbox Myo SDK MATLAB MEX Wrapper desarrollada por Mark Tomaszewsky que consiste en un grupo de sentencias y funciones que acceden a los datos y permite trabajarlos en código en el formato convencional del software M. La primera fase de la adquisición estará establecida por la asignación de un arreglo de variables del dispositivo a un objeto, entre las que se encuentran información EMG e IMU, frecuencia de muestreo, gestos que se realizan, ubicación del brazo, entre otras. En el momento que es ejecutada la llamada al objeto los atributos que posee y el valor asociado a cada uno de ellos se actualizan, por lo tanto, fue necesaria la elaboración de una rutina que actualice las lecturas en cada periodo de muestreo.

El algoritmo obtiene las señales de tres tabletas ubicadas en las zonas de interés del antebrazo; las tabletas restantes no se activan dado que el tamaño de las muestras aumentaría el tiempo del cálculo de los predictores de los gestos. Los datos están contenidos en una ventana de 255 posiciones con corrimiento lateral hacia la izquierda indexando los datos de manera vertical, ya que la arquitectura de cómputo de MATLAB® accede a las direcciones de la RAM de esta manera. Este proceso optimiza el tiempo de cálculo en el cual las funciones anteriormente descritas se ejecutan dentro de un temporizador cada cinco milisegundos.

El registro preliminar de las respuestas de los músculos de los tres gestos definidos se realizó con personas sin desarticulación de muñeca, con el fin de que los predictores estuvieran asociados a contracciones y relajaciones naturales. La indexación de los tres vectores que contienen los datos se realizó durante 70 segundos por gesto y tomando 200 muestras por segundo lo que dio como resultado tres señales con un aproximado de 14000 datos para cada movimiento asociado. En las figuras 23 a 26 se observa el registro de las tabletas dos, cuatro y ocho durante la ejecución del prensil de agarre cilíndrico en un periodo de 70 segundos donde se aprecia la amplitud con respecto al tiempo, los primeros diez segundos corresponden al estado de relajación de los músculos.



*Figura 23. Señal EMG extraída de la tableta 2.*

Fuente: propia.

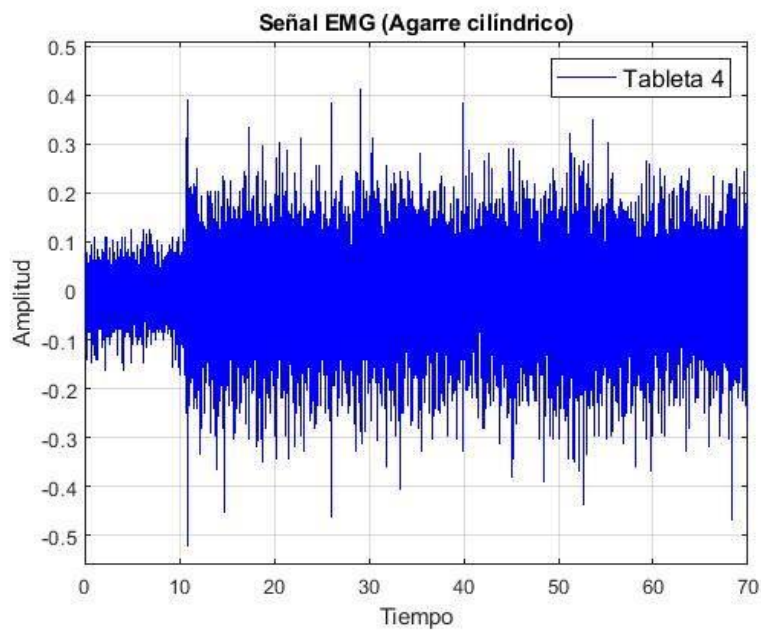


Figura 24. Señal EMG extraída de la tableta 4.

Fuente: propia.

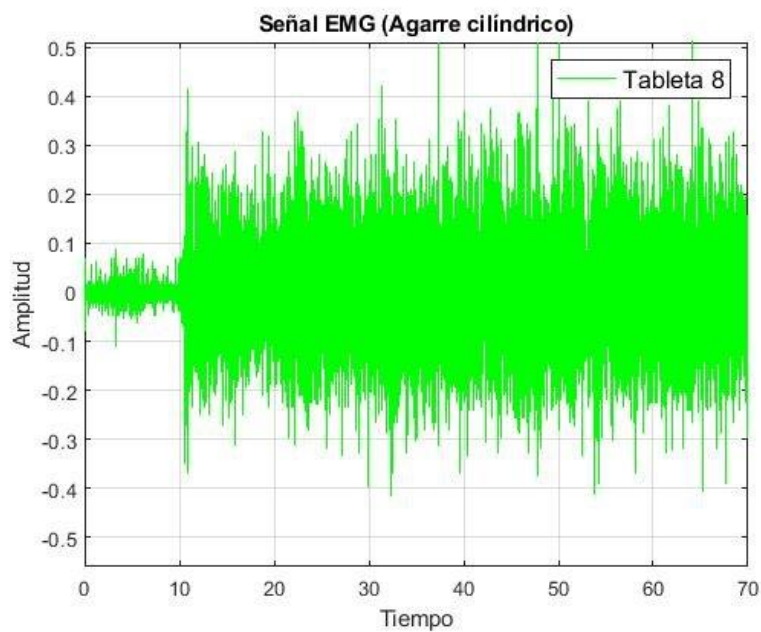


Figura 25. Señal EMG extraída de la tableta 8.

Fuente: propia.

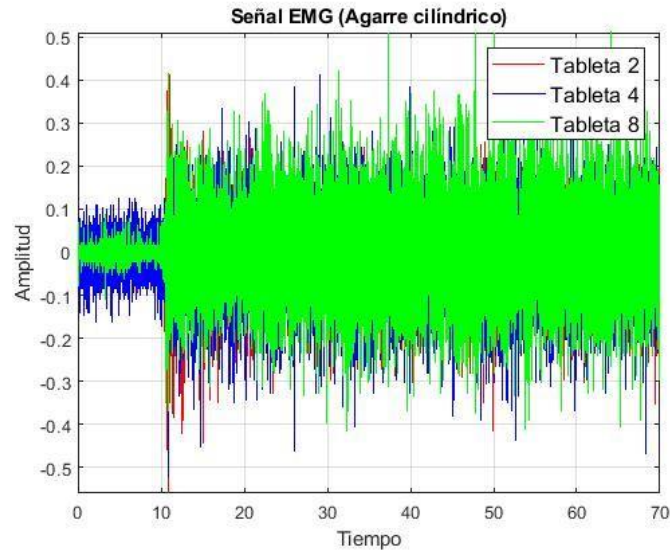


Figura 26. Señal EMG para agarre cilíndrico.

Fuente: propia.

### Extracción de características

En la extracción de las características de las señales se tuvieron en cuenta dos criterios, el tiempo de la respuesta y la variación de los datos de salida, a partir de lo anterior se pusieron en práctica los siguientes métodos de clasificación:

#### Banco de filtros Wavelet DWT

En una fase inicial se usó el algoritmo de árbol de la transformada discreta de Wavelet con ocho capas y filtros tipo FIR (*finite impulse reponse*) con coeficientes de la Wavelet Haar, los criterios para la selección de Wavelet Haar fueron principalmente dos: el orden del filtro y la demora que posee. En la figura 27 se presenta el diagrama de bloques realizado en Simulink para la extracción del valor medio absoluto de las señales obtenidas en cada gesto a través de los coeficientes de aproximación, con el objetivo de comparar los diferentes niveles y así obtener la etiqueta correspondiente a cada gesto:

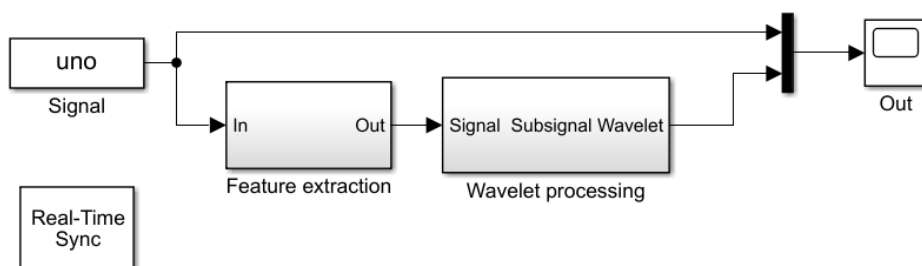


Figura 27. Modelo de clasificación con Wavelet.

Fuente: propia.

En el bloque “Signal” se carga la variable que almacena el resultado de la ejecución de los tres gestos separados por una relajación de aproximadamente 10 segundos, se halló el valor medio absoluto de la información al pasar la señal por el bloque *Feature extraction* que emplea un filtro de media móvil para suavizar la señal, dado que combina varios puntos de una señal muestreada hallando su promedio y así obtener una serie de valores que resta ruido de alta frecuencia y finalmente extraer los componentes de Wavelet apoyados en el bloque *Wavelet processing* con un banco de filtros de ocho capas el cual se puede distinguir en la figura 28.

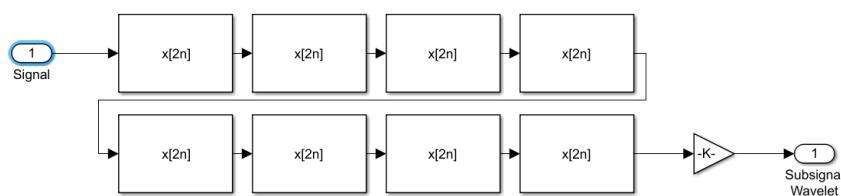


Figura 28. Banco de filtros de la Wavelet Haar.

Fuente: propia

Adicionalmente, posee un bloque de ganancia que forma parte de la función de escalamiento para el análisis en bajas frecuencias usando la Wavelet madre Haar.

### **Densidad espectral de la potencia**

Otro método que se implementó fue el análisis de potencia en el dominio de la frecuencia usando la transformada de Fourier, más específicamente examinando la potencia espectral en función del algoritmo de FFT (*Fast Fourier Transform*) llamado Periodograma. Para analizar el comportamiento de las señales en el dominio de la frecuencia evitando generar una demora entre los datos de entrada y salida se utilizó el método de Welch del periodograma para una aproximación de la estimación de la densidad espectral de potencia. Como señala Welch (1967) el algoritmo emplea menos cálculos que otros métodos pues transforma por secciones la totalidad de los datos y resulta útil en el análisis de señales no estacionarias; el cálculo descrito anteriormente permite extraer características como potencia promedio y frecuencia de la máxima potencia.

La rutina utilizada para la extracción de las características anunciadas se diseñó en el lenguaje de programación propio de MATLAB®, con el objetivo de evaluar el desempeño de la adquisición de datos por código. El programa carga los registros de la señal de prueba para los gestos, posteriormente asigna el tamaño de la ventana para el cálculo del PSD por el método de Welch y por último, extrae la potencia promedio y la frecuencia de la máxima potencia que retorna el valor del dato de la potencia en ganancia (en *dB* el eje *Y*) y el de la frecuencia (en *Hz* el eje *X*).

### **Periodograma y ventaneo del espectro**

Adicionalmente, se propuso evaluar el periodograma como análisis del PSD sin estimación. Para analizar el comportamiento de la señal en sus componentes propiamente frecuenciales se



utilizó el ventaneo del espectro, observando cómo está distribuida la energía en términos de la frecuencia fundamental y sus armónicos.

La función de ventaneo empleada fue la ventana de Hamming. La ventana de Hamming es una función que encierra una señal finita en el tiempo, la cual es encapsulada en un tramo cuyos lóbulos exteriores no son cerrados como lo sería la ventana de Hann. Esto permite analizar de igual manera energía alojada en los lóbulos exteriores con poca amplitud (N I, s.f.). La ecuación de la ventana de Hamming se describe a continuación:

$$v(n) = a_0 - a_1 \cos\left(\frac{2\pi n}{N-1}\right)$$

Donde N es el tamaño de la ventana y  $a_0$  y  $a_1$  corresponden a las constantes 0.53836 y 0.46164 respectivamente.

Utilizando MATLAB® tanto el tamaño de la ventana de Hamming y el periodograma son calculados en simultáneo, lo cual permite analizar el PSD en su ventana de forma rápida.

### **Machine learning**

También se obtuvieron modelos de clasificación haciendo uso de inteligencia artificial. La primera evaluación de los modelos se realizó con aprendizaje de máquina (*machine learning*) obteniendo las características de la señal, fue necesario definir criterios para agruparlos como un conjunto de datos que pertenecen a un gesto realizado, los valores categóricos utilizados fueron: Rest-0, Fist-1, Clamp-2 y Thumb-3.

Dado que el propósito del proyecto era la optimización para la ejecución en tiempo real, tomando como referencia la precisión, este fue un criterio importante en la elección de un modelo. Para clasificar, evaluar y seleccionar un modelo se utilizó la aplicación *Classification*

*learner app*, de la serie de aplicaciones de MATLAB® de la toolbox *Statistics and machine learning Toolbox*.

Los predictores para el entrenamiento de este modelo fueron el valor medio del PSD usando el periodograma bajo un total de 72378 registros, los datos fueron separados en un 75% para entrenar el modelo y un 25% para la valoración de este, con el fin de verificar su precisión frente a nuevos datos evitando *overfitting*.

Teniendo en cuenta lo anterior, la prioridad se le asignó al modelo de clasificación que tuvo un tiempo de predicción rápido que no retrasara las muestras, entre ellos destacaron árboles de decisión (*Decision trees*) y los modelos KNN (*k-nearest neighbor classifiers*) que son de entrenamiento rápido.

Para el entrenamiento de datos cuya dinámica no se conocía o los modelos de machine learning generalizado se utilizó un modelo que aplica 58 predictores de forma simultánea y así mismo arrojó los adecuados para la clasificación de la información según su naturaleza, entre los predictores están: *mean*, *median*, *IQR (Interquantile Range)*, *kurtosis*, *swekness*, *desviación estándar* y *cuantiles*, y también operaciones en el dominio de la frecuencia: *entropía espectral*, *máxima frecuencia* y *magnitud de la máxima frecuencia*, por mencionar algunas. Para mejorar la clasificación de la información según su naturaleza aleatoria, se aprovechó una herramienta llamada *fscna (Feature selection using neighborhood component analysis)* la cual determinó cinco funciones que no retrasan la categorización de los datos y optimizan el proceso de predicción. Una vez identificados estos predictores fueron empleados en el *Classification learner*.

## Deep learning

Por último, se implementó un modelo con Deep learning usando redes pre-entrenadas mediante *transfer learning*. Para la selección de la red se buscó una que cumpliera con los requerimientos de tiempo para el uso en la herramienta y de igual manera se tuvo en cuenta por su precisión.

En la figura 29 se encuentran de forma más clara los criterios de selección de la red, en el eje Y encontramos la exactitud con la que cuenta la red y en el eje X el tiempo aproximado de predicción.

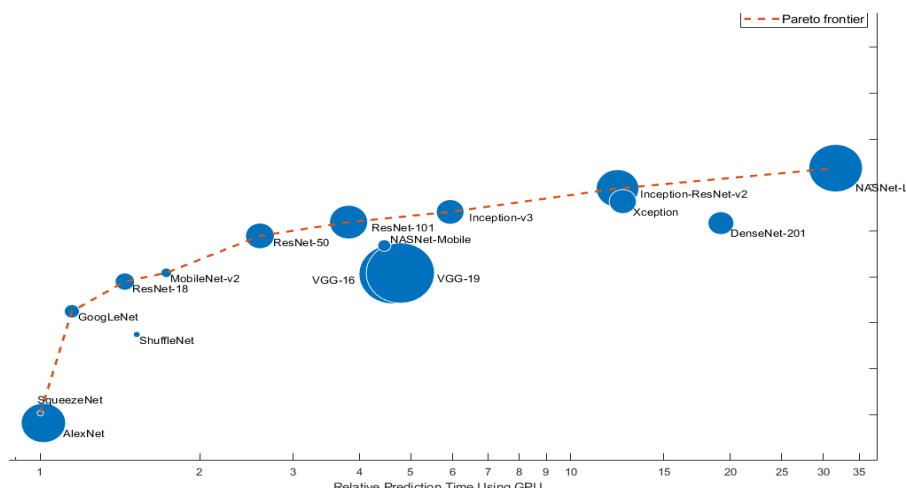


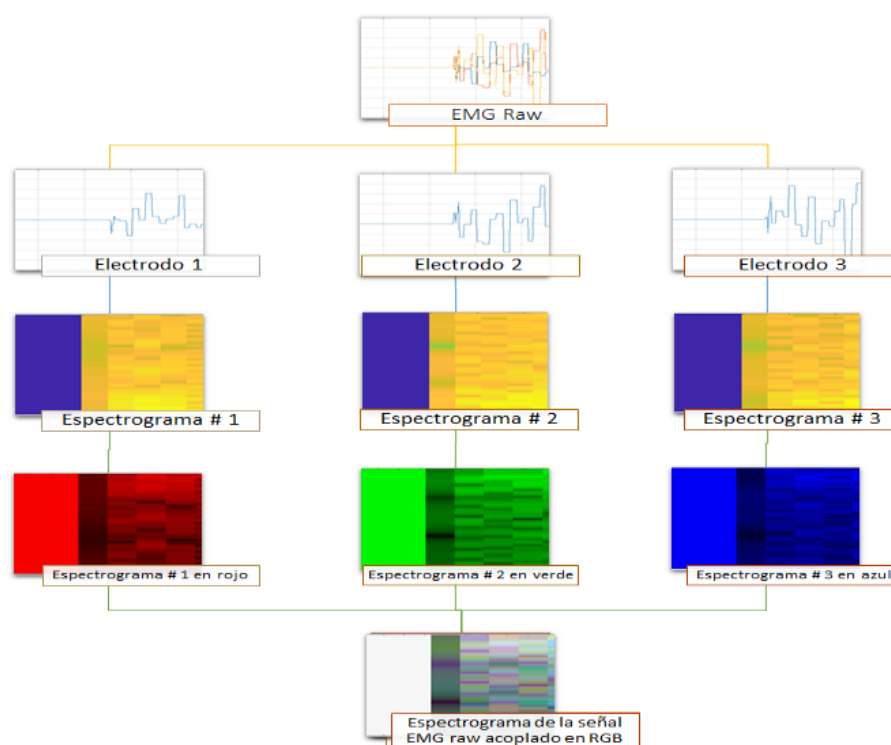
Figura 29. Redes pre-entrenadas en función de su precisión y tiempo de entrenamiento.

Fuente: (Mathworks, s.f.)

La arquitectura de la red seleccionada fue AlexNet que es una red CNN encargada de clasificar imágenes por medio de operaciones convolucionales en 2D. Como el arreglo de datos también denominado *dataset* de las señales estuvo en el tiempo y la red solo clasifica imágenes se propuso el siguiente método para convertir las señales en imágenes; se tomó individualmente la señal de cada tableta utilizada y haciendo uso del espectrograma, se realizó un análisis del

contenido frecuencial de las señales en ganancia por tramos, y para finalizar, se establece una formato de imagen usando las dimensiones de una imagen RGB (rojo, verde y azul), almacenando en cada una de ellas el espectrograma correspondiente a cada tableta.

Es decir, calculando el espectrograma de cada señal de manera independiente, pasándolo a la respectiva gama de colores de una dimensión y acoplándolos como una imagen RGB. El método descrito se aprecia de forma gráfica en la figura 30.



*Figura 30. Arquitectura del cálculo del espectrograma multi-entrada usando las capas RGB de una imagen.*

Fuente: propia

Una vez realizado el preprocesamiento de los datos para entregarlos en el formato específico de la capa de entrada, se procede a entrenar la red para los respectivos resultados categóricos.

Por último, se utilizó un método de clasificación similar al anterior, ya que el modelo anterior (*Multi-input Spectrogram using RGB layers*) estaba realizado en base a la STFFT (*Short-time fast Fourier transform*) las divisiones del espectrograma y su resolución eran fijas así que para un análisis preciso de una resolución dinámica se empleó la transformada Wavelet y tiene una representación en imagen como el espectrograma llamada escalograma. Estableciendo así una arquitectura similar a la del diagrama anterior, en la figura 31 se puede apreciar la extrapolación usando escalograma.

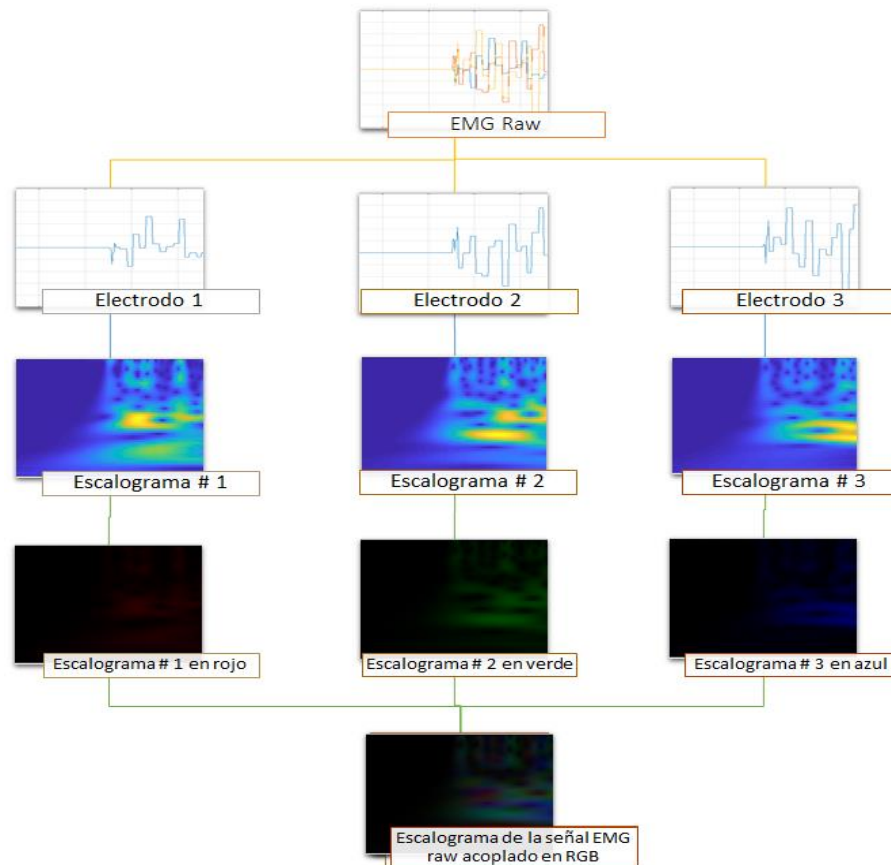


Figura 31. Arquitectura del cálculo del escalograma multi-entrada usando las capas RGB de una imagen.

Fuente: propia.

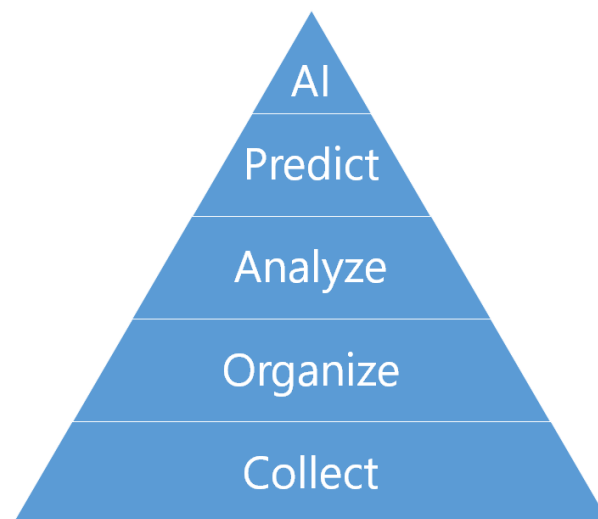
## 5. Capítulo 4: Resultados y análisis de resultados.

### Resultados y análisis

En esta sección se examinaron los desempeños obtenidos por cada método de análisis y de clasificación con el fin de seleccionar el que más se adecue a los requerimientos ya mencionados para la simulación (tiempo de respuesta y variación de los valores categóricos), también se presentan algunos de los registros obtenidos para los agarres y los comportamientos que los caracterizan, por último, el diseño y la gestión de la interfaz.

### Organización y extracción de características de los datos

Para la clasificación de los datos de las señales EMG es necesario analizarlos según el comportamiento que las define (ver figura 11) y organizarlos con el fin de utilizar modelos clasificatorios con un arreglo de datos óptimo según la jerarquía de necesidades de la ciencia de datos como lo muestra la figura 32.



*Figura 32. Jerarquía de necesidades de la ciencia de datos.*

Fuente: (Renze, 2019)

## Wavelet

En relación con los requerimientos técnicos mencionados a lo largo del documento, se analizaron los retardos y la precisión de estos utilizando el diagrama de la figura 27 al cual se le ingreso un registro de 70 segundos de la señal EMG de una sola tableta. En la figura 33 se observa en el gráfico que el resultado para una Wavelet Haar presenta un retardo de aproximadamente 1.17 segundos (dato obtenido a través del *Signal Analyzer* de MATLAB®, ver figura 33) entre el dato de entrada con respecto al dato de salida haciéndolo poco apropiado como método de clasificación de los gestos, ya que esto atrasa la ejecución de la animación una vez realizado el prensil, adicionalmente los procesos computacionales suman tiempo a la respuesta retrasando la señal por efecto de los filtros (media móvil y banco de filtros DWT) y predicción de los datos. En la figura 34 se observa de manera general una señal que emplea los tres gestos y su respuesta en función de la Wavelet Haar.

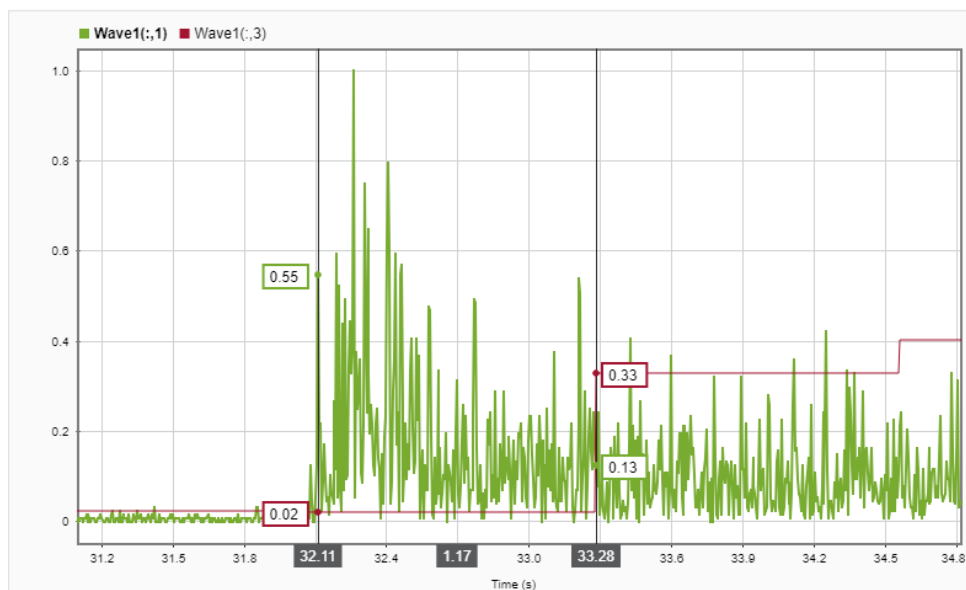
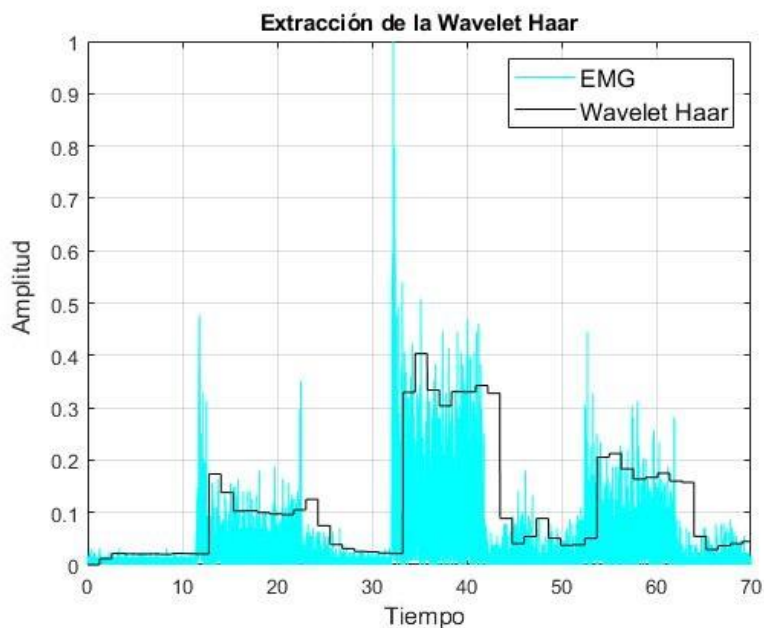


Figura 33. Retardo de la respuesta de Wavelet Haar versus la señal EMG en el tiempo.

Fuente: propia



*Figura 34. Señal EMG y Wavelet Haar.*

Fuente: propia.

Dado que la clasificación por banco de filtro de Wavelet se dio usando una tableta, los resultados demostraron un comportamiento variable y no estuvieron acordes a los gestos que se realizaban de forma simultánea. Inicialmente se eligió una tableta del dispositivo con el fin de replicar este modelo usando electromiógrafos de menor costo con solo un par de electrodos. Ya que el resultado no arrojaba una respuesta constante durante la prueba que se realizó obteniendo la información directamente del dispositivo y sin almacenarla, fue necesario añadir otra tableta que registrara información complementaria al músculo, es decir, si se analizaba la dinámica en un músculo palmar, era necesario analizar su correspondiente músculo dorsal y para adicionar datos relevantes se añadió una tercera tableta ubicada en la zona muscular que involucra el movimiento del pulgar.



De acuerdo con lo anterior el banco de filtros resultó inoportuno en términos de tiempo y precisión, también el método se dejó de lado ya que con el aumento del número de las tabletas empleadas (según la zona de actividad muscular) el tiempo para generar respuesta por parte del banco de los filtros aumentaría.

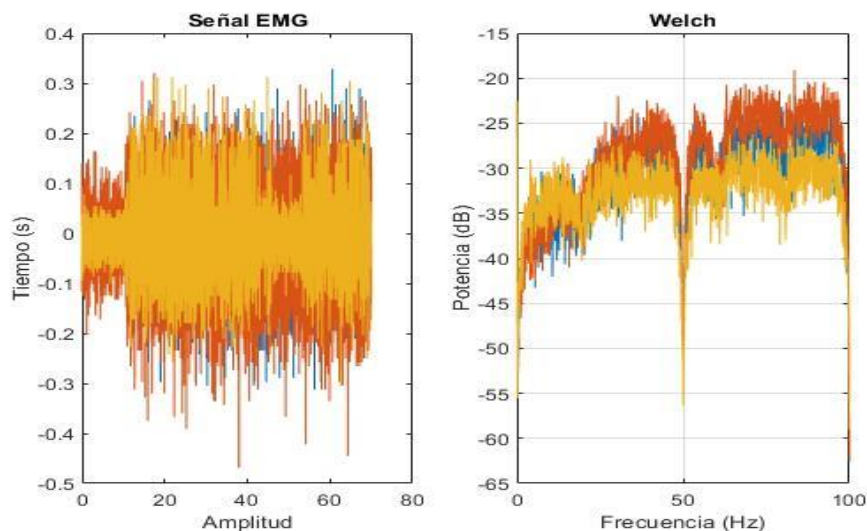
### **Estimación del PSD usando el periodograma con el método de Welch**

Ya que el método de Welch para la estimación del PSD es derivado de la FFT (*Fast Fourier Transform*) el tiempo de ejecución resultó más rápido que el método por el banco de filtros Wavelet, además mediante el acceso a los datos por código el flujo de estos se pudo controlar con ayuda de las sentencias que ofrece el software de cómputo numérico.

Sin embargo, para los registros con duración de 70s la clasificación arrojó un tiempo estimado de 557s para lo cual se pensó en optimizar el código de la siguiente manera: se cambiaron los vectores convencionales por *GPU array* ya que estos tardan menos tiempo en crearse; una vez realizado este cambio el tiempo aumentó a 584s que es un resultado inapropiado, a causa de esto, dicho proceso se omitió. El proceso gráfico fue completamente eliminado y se cambió la indexación de los vectores por una indexación vertical según la arquitectura de cómputo de MATLAB® dejando así un tiempo de clasificación de 70.289s.

La salida del método anterior presentaba una variación, ya que el movimiento articular de codo tenía incidencia en la captura de los datos, lo cual se convirtió en un factor a tener en cuenta para ajustar pues generaba ruido en los datos.

En la figura 35 se observan los datos obtenidos del procedimiento anterior comparados con la señal EMG sin tratamiento y estimación espectral de la potencia por el método de Welch.

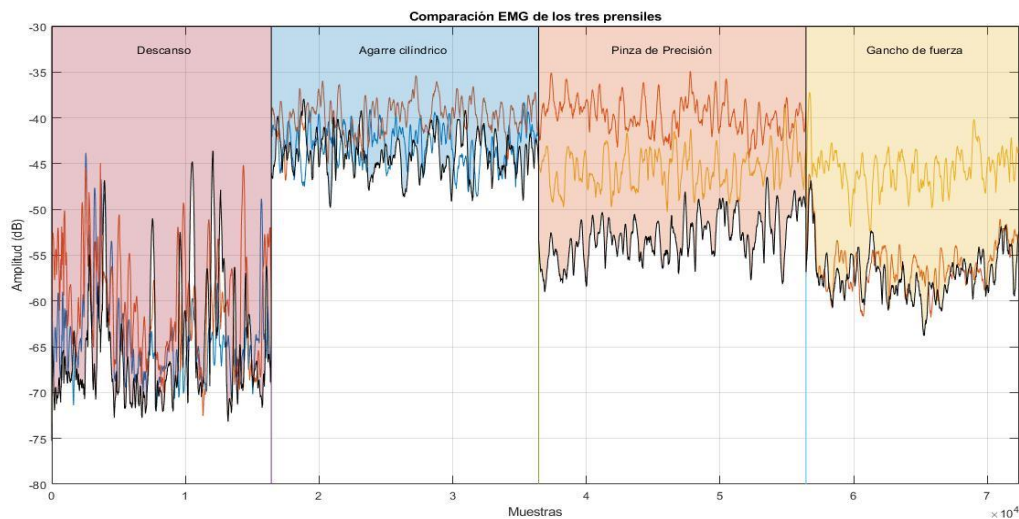


*Figura 35. Señal EMG y PSD por Welch.*

Fuente: propia.

Por otro lado, para evitar la variación de los resultados obtenidos por el método ya mencionado debido al movimiento articular de codo, se agrupó en la variable categórica “Rest-0” a todos aquellos movimientos derivados no propiamente de la contracción del antebrazo, es decir a los datos arrojados por el dispositivo cuando el brazo ejercía una contracción articular de codo, también todos los datos que correspondieran al sobre esfuerzo de los músculos implicados en cada prensil, obteniendo así una menor variación de los resultados para cada gesto.

A continuación, la figura 36 muestra los registros en ganancia promedio del espectro de frecuencias de la actividad eléctrica generada en los músculos del antebrazo en secuencia: estado de relajación, agarre cilíndrico, pinza de precisión y gancho de fuerza; adicionalmente, comprende el registro de los datos para el estado de relajación, sobre esfuerzo y movimientos articulares de codo y hombro, la actividad adicional fue capturada para evitar el cruce de información entre los movimientos preestablecidos y las acciones articulares que también tienen lugar en el brazo.

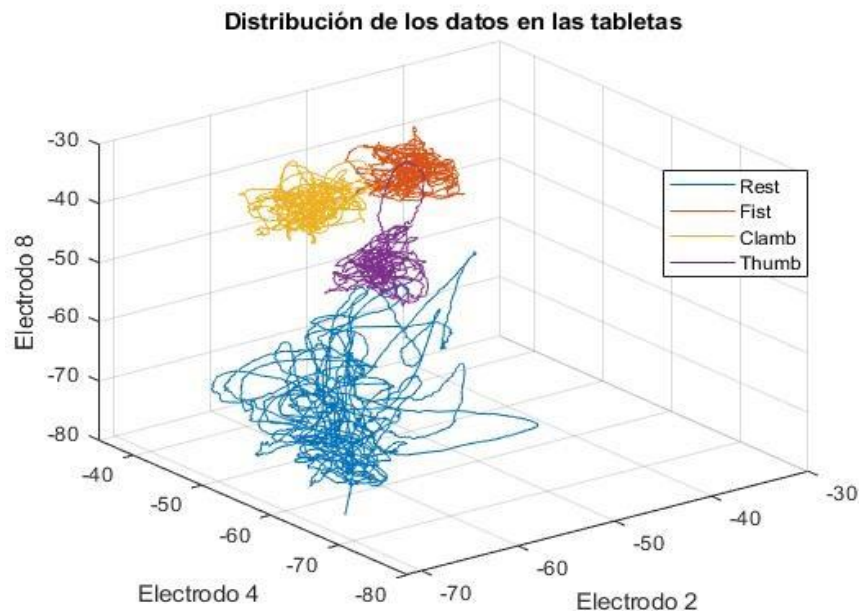


*Figura 36. Comparación EMG de los tres prensiles.*

Fuente: propia

La actividad expuesta en la figura anterior evidencia la presencia de información mioeléctrica que dificulta la clasificación de los gestos ya que está presente en más de un gesto, en el mismo intervalo de amplitud y presenta variación en la frecuencia en corto tiempo, ya que son señales estocásticas.

Para brindar una perspectiva más clara de cómo es la distribución de los datos en cada una de las tabletas escogidas para la captura y cómo se relacionan con las acciones generadas en los músculos palmares y dorsales del antebrazo que describen los movimientos, se agruparon los datos en tres grupos asociados a los movimientos y un cuarto grupo para el estado de relajación y movimientos articulares del brazo.



*Figura 37. Distribución de los datos en las tabletas.*

Fuente: propia

En la figura 37 se observan los datos recolectados para cada gesto y los grupos organizados de la siguiente manera: relajación y acciones articulares del brazo (azul), agarre cilíndrico (rojo), pinza de precisión (amarillo) y gancho de fuerza (morado); en cada grupo se pueden observar las tabletas que capturan la información y cómo esta se cruza con otros grupos de datos.

La figura 38a muestra la variación de la amplitud para el agarre cilíndrico; se evidencia que la amplitud está entre los -50dB y los -35.44dB, además se observa en la figura 38b que la tableta 4 que registra los datos de los músculos dorsales del antebrazo (ver figura 22) también registra actividad asociada al prensil de pinza de precisión ya que ambos el movimientos se caracterizan por las acciones ejercidas del flexor superficial de los dedos, pues los dedos 2 al 5 están involucrados en los prensiles de tipo precisión y fuerza por la acción articular de las falanges proximal y medial, es común encontrar el registro de actividad de la tableta 4 para dichos prensiles (ver figura 36).

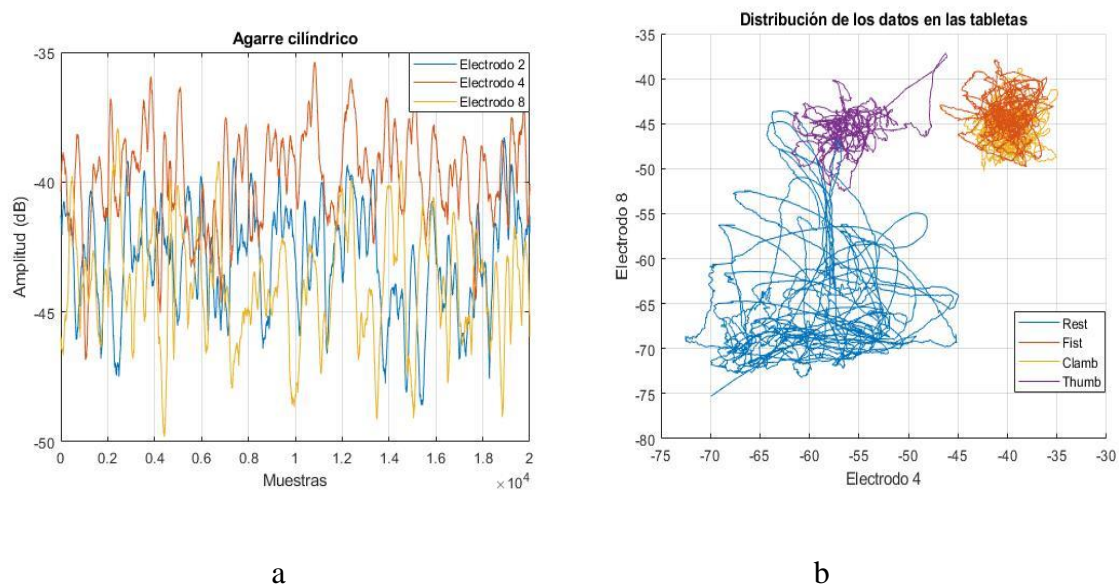


Figura 38. Características EMG del agarre cilíndrico.

Fuente: propia

Para el caso del prensil de pinza de precisión, la figura 39a evidencia el rango de amplitudes entre las que se encuentra, estas son  $-58.91\text{dB}$  y  $-34.97\text{dB}$ ; para la zona de actividad que se obtiene en la tableta 2 el rango de amplitud está entre  $-58.91\text{dB}$  y  $-46.48\text{dB}$  es decir, las acciones que recaen sobre el extensor del pulgar disminuyen en potencia ya que el pulgar no brinda resistencia sobre las fuerzas que actúan sobre el objeto agarrado, pues se trata de un prensil de precisión y estos no brindan soporte a tales fuerzas. La figura 39b muestra el cruce de datos entre el prensil de pinza de precisión y el gancho de fuerza en las lecturas de la tableta 2, esto se debe a la poca influencia del pulgar en tales gestos.

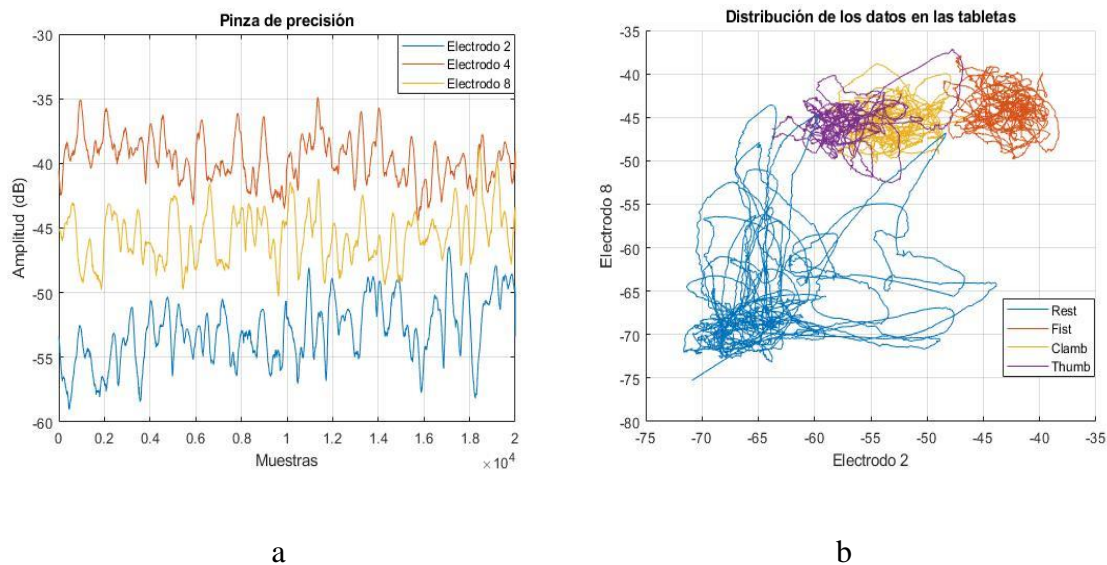


Figura 39. Característica EMG de la pinza de precisión.

Fuente: propia

Por último, en la figura 40a se observa el rango de amplitud que posee el gesto, este se encuentra entre los  $-63.78\text{dB}$  y  $-46.15\text{dB}$  para las tabletas 2 y 4; la disminución de la potencia para este gesto ocurre en los músculos encargados del movimiento de los dedos 2 al 5 y del pulgar, dado que estos forman un gancho para el transporte de objetos y no tienen una incidencia significativa sobre la acción. La figura 40b evidencia como el gesto posee datos que también están presentes para el estado de relajación del brazo y los movimientos articulares de hombro y codo, dado que los dedos no generan esfuerzo.

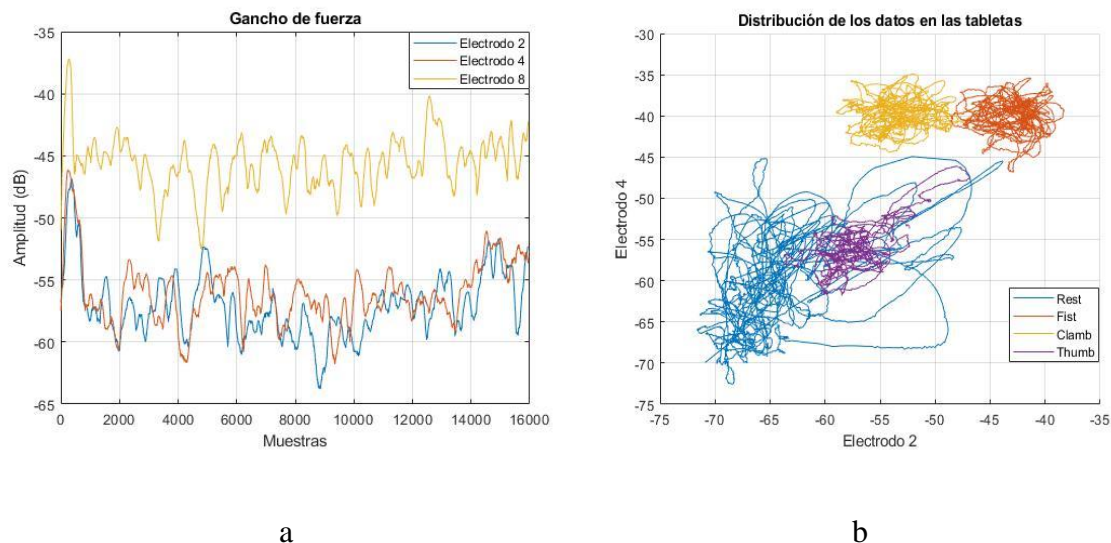


Figura 40. Características EMG del gancho de fuerza.

Fuente: propia

A lo largo del registro, para la tableta 8 se evidencia una distribución constante, tal grupo de datos está entre los  $-52.47\text{dB}$  y  $-37.23\text{dB}$ , ya que la zona muscular donde se encuentra ubicada es la zona palmar del antebrazo, esta es la responsable de los movimientos de flexión y abducción de la muñeca y la mano; durante la ejecución de los prensiles, la muñeca siempre conservó una posición estática, además, tales movimientos no se encuentran contemplados.

### Métodos de clasificación

Para la calificación de las características del set de datos se requieren modelos que permitan definir los gestos para la implementación a la herramienta de simulación, para ello se utilizaron y evaluaron modelos de *Machine learning* para los datos examinados previamente y de *Deep learning* como una alternativa dado que no se requiere analizar y extraer las características previamente para clasificar.

## Machine learning

Para el primer modelo de *machine learning*, se utilizó la aplicación de MATLAB® llamada *Classification learner* que permite analizar y comparar múltiples modelos de clasificación usando los datos en los cuales las características fueron extraídas.

Para los criterios del modelo a implementar, es necesario conocer la velocidad de predicción para la implementación en una herramienta en tiempo real (ver figura 41), por lo que los modelos con velocidad de predicción rápida son los seleccionados a evaluar; escogiendo así el de árbol de decisiones porque es el de mejor desempeño de los modelos, en cuanto a velocidad de predicción, uso de memoria e interpretabilidad, debido a que este se basa en condicionales lógicas anidadas. Entrenando el modelo de árbol de decisiones con los datos anteriores se obtiene una precisión del 99.9% (ver figura 42) clasificando de forma acertada los datos obtenidos con este modelo de análisis y extracción de características.

Characteristics of Classifier Types








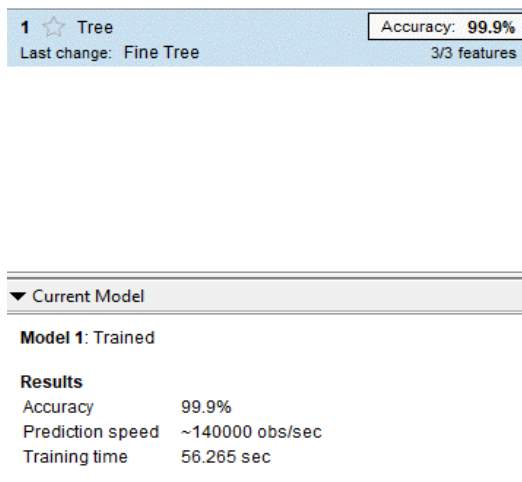
Classifier	Prediction Speed	Memory Usage	Interpretability
Decision Trees 	Fast	Small	Easy
Discriminant Analysis 	Fast	Small for linear, large for quadratic	Easy
Logistic Regression 	Fast	Medium	Easy
Support Vector Machines 	Medium for linear Slow for others	Medium for linear. All others: medium for multiclass, large for binary.	Easy for Linear SVM. Hard for all other kernel types.
Nearest Neighbor Classifiers 	Slow for cubic Medium for others	Medium	Hard
Ensemble Classifiers 	Fast to medium depending on choice of algorithm	Low to high depending on choice of algorithm	Hard
Naive Bayes Classifiers 	Medium for simple distributions Slow for kernel distributions or high-dimensional data	Small for simple distributions Medium for kernel distributions or high-dimensional data	Easy

Figura 41. Características de los tipos de clasificadores.

Fuente: (Mathworks, s.f.)

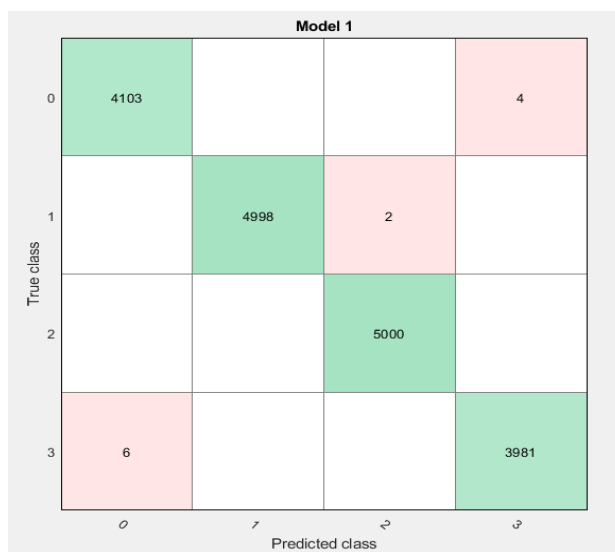




*Figura 42. Entrenamiento del modelo de árbol.*

Fuente: propia, obtenidos por MATLAB®.

Para el modelo se obtuvo una matriz que expresa en sus columnas el número de predicciones hechas para cada clase y en cada fila el valor real de la clase, a esta matriz se le denomina matriz de confusión y permite observar la cantidad de asignaciones correctas en la diagonal y los errores cometidos en las casillas fuera de la diagonal (ver figura 43).



*Figura 43. Matriz de confusión para árbol de decisiones.*

Fuente: propia

El tiempo de procesamiento más la predicción del árbol de decisiones se describe mejor en la tabla 1, dando cuenta de los desempeños para implementar en la herramienta de simulación.

*Tabla 1. Tiempo de preprocesamiento del árbol de decisiones.*

Ejecuciones	Preprocesamiento + Predicción
1	0,0057s
2	0,0052s
3	0,0060s
4	0,0054s
5	0,0053s
<b>Promedio</b>	0,0055s

Según lo anterior este modelo de clasificación de *machine learning* usando árbol de decisiones, es el elegido a implementar a la herramienta de simulación en función a la precisión y velocidad.

### **Modelos de clasificación generalizados**

Los modelos de clasificación generalizados son planteados como modelos que no requieren conocer el comportamiento de los datos. Estos modelos no se implementaron en la herramienta de simulación.

### **Machine learning generalizado**

Para el entrenamiento de un modelo generalizado no optimizado se obtuvo un 95.4% de precisión del modelo. La figura 44 describe de forma acertada los datos obtenidos con este modelo de entrenamiento y su matriz confusión en la figura 45.

1.1	☆ Tree	Accuracy: 87.5%
	Last change: Fine Tree	58/58 features
1.2	☆ Tree	Accuracy: 78.8%
	Last change: Medium Tree	58/58 features
1.3	☆ Tree	Accuracy: 71.7%
	Last change: Coarse Tree	58/58 features
1.4	☆ KNN	Accuracy: <b>95.4%</b>
	Last change: Fine KNN	58/58 features
1.5	☆ KNN	Accuracy: 84.9%
	Last change: Medium KNN	58/58 features
1.6	☆ KNN	Accuracy: 73.2%
	Last change: Coarse KNN	58/58 features
1.7	☆ KNN	Accuracy: 83.8%
	Last change: Cosine KNN	58/58 features
▼ Current Model		
<b>Model : Trained</b>		
<b>Results</b>		
	Accuracy	95.4%
	Prediction speed	~310 obs/sec
	Training time	31.494 sec

Figura 44. Entrenamiento de modelos para el modelo generalizado no optimizado.

Fuente: propia, obtenidos por MATLAB®

		Model			
		0	1	2	3
True class	0	2293	25	28	22
	1	26	293	17	1
	2	14	11	448	2
	3	7	1	6	255
		0	1	2	3
		Predicted class			

Figura 45. Matriz de confusión para el modelo generalizado no optimizado.

Fuente: propia

Los resultados de la matriz anterior dan cuenta de la influencia del tipo de modelo seleccionado y de cómo es necesario la caracterización preliminar de los datos con la herramienta fscna (*Feature selection using neighborhood component analysis*) para obtener operadores que actúen en función de las dinámicas de la información y así obtener un modelo adecuado, las operaciones que corresponden a los indicadores de la figura 46 son: *Skewness*, *Kurtosis*, *Entropía* y *máxima frecuencia* donde se observa el aporte de las operaciones predictoras. Los predictores relevantes para el modelo son solo 4, eliminando así 54 predictores innecesarios para la implementación de este set de datos a un modelo optimizado.



Figura 46. Aporte de las operaciones predictoras.

Fuente: propia

La precisión del modelo generalizado ya optimizado usando las 4 operaciones resultantes es de 97.2% como lo muestra en la figura 47 al igual que en la matriz de confusión como lo muestra la figura 48 mejorando la precisión del modelo no optimizado en 1.8% además de utilizar menos operaciones lo cual se traduce en menos tiempo de computo.

1.1	☆ Tree	Accuracy: 82.2%
	Last change: Fine Tree	4/4 features
1.2	☆ Tree	Accuracy: 76.2%
	Last change: Medium Tree	4/4 features
1.3	☆ Tree	Accuracy: 71.8%
	Last change: Coarse Tree	4/4 features
1.4	☆ KNN	Accuracy: <b>97.2%</b>
	Last change: Fine KNN	4/4 features
1.5	☆ KNN	Accuracy: 92.8%
	Last change: Medium KNN	4/4 features
1.6	☆ KNN	Accuracy: 76.6%
	Last change: Coarse KNN	4/4 features
1.7	☆ KNN	Accuracy: 90.1%
	Last change: Cosine KNN	4/4 features
1.8	☆ KNN	Accuracy: 92.6%
	Last change: Cubic KNN	4/4 features
1.9	☆ KNN	Accuracy: 96.9%
	Last change: Weighted KNN	4/4 features

---

Current Model

Model : Trained

Results

Accuracy	97.2%
Prediction speed	~28000 obs/sec
Training time	52.143 sec

Figura 47. Entrenamiento de modelos para el modelo generalizado optimizado.

Fuente: propia

		Model			
		0	1	2	3
True class	0	2336	7	12	13
	1	14	310	13	
	2	14	8	450	3
	3	10	1		258
		0	1	2	3
		Predicted class			

Figura 48. Matriz de confusión para el modelo generalizado no optimizado.

Fuente: propia

## Deep learning

Usando la arquitectura de la red AlexNet y Transfer Learning, se crearon una serie de sentencias que implementando *Multi-input Spectrogram* o *Multi-input Scalogram* de las capas de una imagen RGB, se dieron como ejemplo para que la red se entrenara usando los data set usados para el entrenamiento de los modelos de *Machine Learning* usados.

El proceso de entrenamiento de la red neuronal el cual se denominó EMGnet, fue realizado bajo el algoritmo del descenso del gradiente usando *momentum* o en sus siglas en ingles *sgdm* (*stochastic gradient descent with momentum*), si se usa un *learning rate* o tasa de aprendizaje de 0.001 (si es demasiado pequeño la convergencia de la red tarda más tiempo, de lo contrario la precisión de la red puede no converger) y un *momentum* de 0.9, en el cual se calcula el gradiente (Vector de derivadas parciales con respecto al coste de clasificación entre sus capas y sus función de activación) multiplicado por el *learning rate* y el gradiente se desplaza a los mínimos locales o globales. Los resultados obtenidos para este método se pueden apreciar en la figura 49.

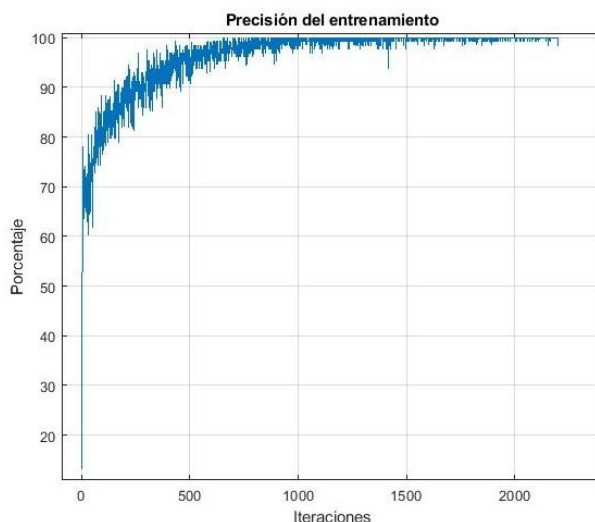


Figura 49. Precisión del entrenamiento de la red EMGnet.

Fuente: propia

Para la red realizada a través del escalograma se obtuvo el desempeño mostrado en la figura 50 en una comparativa con respecto al modelo de espectrograma.

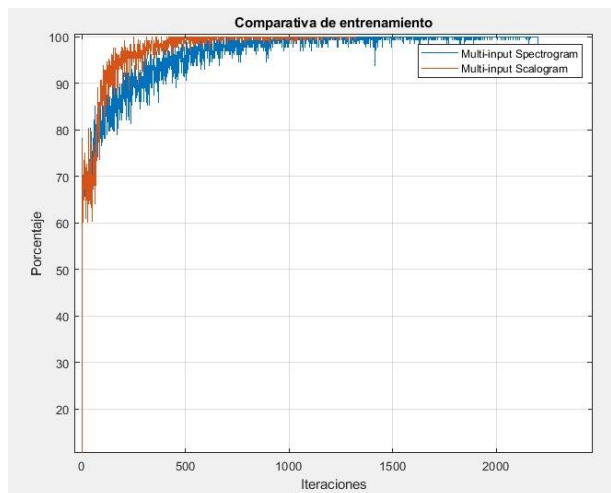


Figura 50. Precisión del entrenamiento de la red EMGnet con escalograma.

Fuente: propia

Se puede observar que el modelo usando *multi-input Scalogram* fue realizado con 1320 iteraciones y el modelo con *multi-input Spectrogram* fue realizado 2200, el número de iteraciones es dependiente de la precisión que se desee obtener del modelo y de la cantidad de datos utilizados para entrenar las redes neuronales. El modelo descrito presenta una variación de convergencia más rápido y menos marcado que el modelo con espectrograma, cabe aclarar que ambos tuvieron los mismos atributos para la tasa de aprendizaje y el *momentum*.

Midiendo los desempeños de la respuesta en tiempo para cada modelo, se obtuvieron los datos en una tabla comparativa que muestra el tiempo requerido por cada método (ver tabla 1).

Tabla 2. Tiempo de retraso en obtención de la imagen (scalogram & spectrogram) más predicción.

Ejecuciones	Tiempo (Spectrogram + Predicción)	Tiempo (Scalogram + Predicción)	Diferencia de tiempos
1	1,413s	1,360s	0,053s
2	1,949s	0,355s	1,594s
3	0,279s	0,330s	0,051s
4	0,250s	0,264s	0,014s
5	0,302s	0,253s	0,049s
<b>Promedio</b>	0,838s	0,512s	0,352s

A partir de estos resultados, se puede inferir que el proceso de predicción y la obtención de imagen en escalograma es más rápido que el espectrograma, también, los modelos de Deep learning, no son especialmente rápidos para usar uno modelo en tiempo real del tipo fuerte o duro a 200Hz como frecuencia de muestreo para los datos.

### Comparación de los algoritmos de clasificación

Para la selección del modelo de clasificación apropiado se tuvo en consideración los desempeños de tiempo del árbol de decisiones y los métodos diseñados de entrada multi capa *RGB (red, green y blue)* por escalograma y espectrograma; para obtener una idea general de los desempeños en la tabla 3 se encuentra la comparativa de los desempeños.

Tabla 3. Comparación del tiempo de preprocesamiento y predicción de los modelos de clasificación.

	Árbol de decisiones	Espectrograma multicapa	Escalograma multicapa
Tiempo promedio	0,0055s	0,8380s	0,5120s

Dados los tiempos de la tabla 3, el modelo seleccionado para ser implementado en la versión final del desarrollo es el árbol de decisiones ya que el uso de los condicionales lógicos que utiliza permite que las instrucciones se ejecuten en un tiempo promedio de 5.5ms clasificando así los gestos más rápidamente que los algoritmos de entrada multicapa.

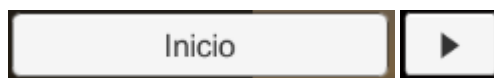


## Entorno virtual

El recurso utilizado para la presentación de los resultados en forma de animación de cada agarre fue desarrollado a través de Unity, ya que este es un software que permite la elaboración de videojuegos y entornos virtuales por medio de un lenguaje de scripting que se integra y comunica con otros lenguajes de programación con el fin de ejecutar acciones sobre animaciones, botones y escenarios. De acuerdo con lo anterior el software resultó conveniente para la creación de un entorno que simula los tres movimientos de la mano descritos en función de los resultados obtenidos por los métodos de clasificación.

Para el desarrollo de la simulación se tuvo en consideración el diseño de escenas de corta duración donde se presentan los propósitos generales del desarrollo, instrucciones de cómo disponer del dispositivo en el antebrazo, selección de gestos para entrenar y, por último, un escenario en el cual se aprecia la animación de la mano ejecutando los gestos.

Algunas de las escenas poseen mecánicas de interacción que permiten avanzar entre ellas a través de la ejecución de acciones con el ratón sobre los botones. Cada cuadro brinda información sobre el propósito de la simulación y los elementos que permiten su correcta ejecución y funcionamiento. En la figura 51 se muestran dos botones que permiten realizar las tareas descritas: el botón encargado del arranque de la aplicación y el encargado de avanzar entre cuadros.

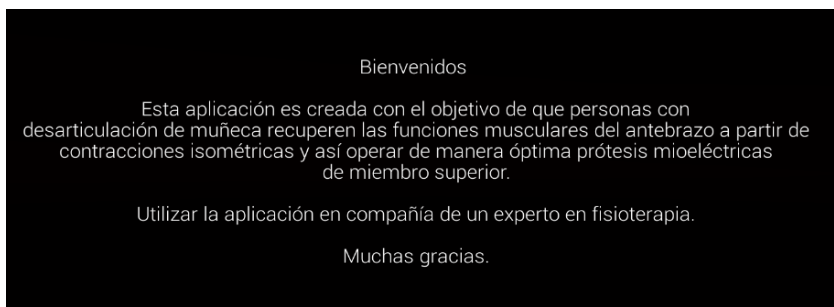


*Figura 51. Botones de inicio y siguiente.*

Fuente: propia

Las mecánicas de interacción del cuadro donde los movimientos tienen lugar están relacionadas con el uso del dispositivo electrónico Myo Armband, por medio de las contracciones de los músculos del antebrazo del usuario estas acciones se ven reflejadas en los gestos descritos a lo largo del documento. El dispositivo únicamente captura las señales para la clasificación de los gestos, no tiene incidencia en la navegación dentro del entorno, es decir, el uso del brazalete no genera acciones sobre los botones distribuidos a lo largo de cada cuadro.

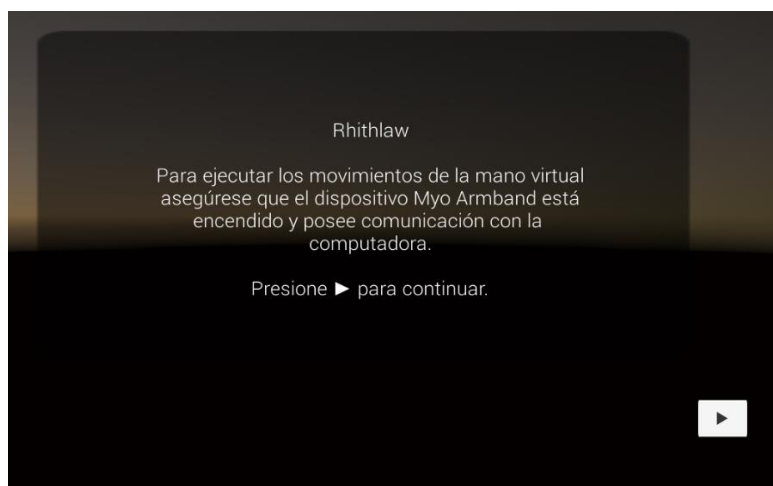
Por otro lado, la simulación posee un conjunto de guías en forma de texto que orientan a los usuarios y los profesionales que apoyan el proceso de rehabilitación a hacer un uso adecuado de la misma, estas guías están distribuidas a lo largo de las escenas; la primera es acerca de los objetivos y propósitos para los cuales fue desarrollado el trabajo, esta comprende también un aviso para que las tareas de entrenamiento se realicen junto a un profesional en el área que acompañe el proceso. En la figura 52 se aprecia la primera guía en forma de texto que expone lo antedicho.



*Figura 52. Introducción del entorno.*

Fuente propia

La segunda guía tiene que ver con los elementos necesarios que permiten su funcionamiento y cómo disponer del dispositivo a lo largo de la circunferencia del antebrazo tomando como referencia el indicador LED del brazalete. En las figuras 53 y 54 se observan los cuadros con los avisos que orientan al usuario a verificar que el dispositivo está correctamente colocado en el antebrazo y enlazado con el ordenador.



*Figura 53. Advertencia de enlace de Myo con la computadora.*

Fuente propia



*Figura 54. Disposición del brazalete en el antebrazo.*

Fuente: propia

La última guía, involucra una distribución de botones que permite la selección de uno de los tres gestos para entrenar y además indica cómo debe hacerse el cambio de estos mediante la interacción con los botones asociados a cada prensil. En la figura 55 se puede apreciar el juego de botones.



*Figura 55. Botones para la selección de gesto.*

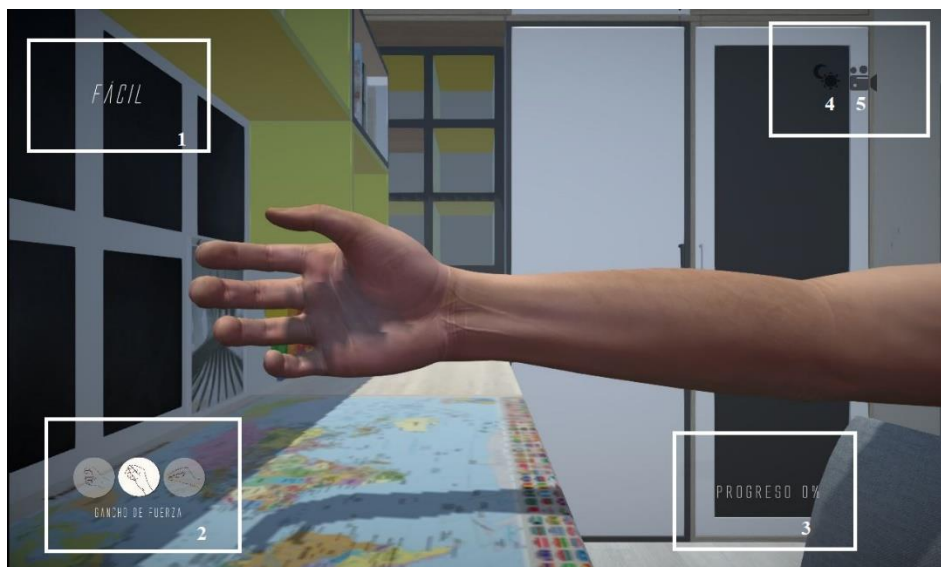
Fuente propia

Teniendo en cuenta las mecánicas de interacción y las guías propuestas para el uso adecuado de la simulación, se diseñó la escena de la actividad principal donde el usuario llevará a cabo las acciones que permitirán la rehabilitación de sus músculos. El escenario, está ambientado en un estudio que posee un grupo de objetos dispuestos de la siguiente manera: en la parte superior una repisa de libros, de fondo una puerta y una ventana, una silla en la parte lateral derecha y un mapa mundial sobre una mesa y arriba de este el modelo de la mano; los modelos de los artefactos que componen el lugar son estáticos ya que por sí mismos no poseen una función más allá de lo decorativo y la mano no posee interacción con los mismos, el único modelo dinámico dentro del cuadro es el de la extremidad superior.

En la actividad principal se dispone de un grupo de botones e indicadores que modifican el grado de cumplimiento de la tarea, cambian la perspectiva de visión de la mano y controlan cuál prensil será escogido; en la figura 56 ubicado en el recuadro 1 está situado un texto que indica la dificultad en la que se está ejecutando el movimiento, el nivel cambia con el ratón dando *click* sobre el texto y varía entre *fácil*, *medio* y *difícil*, cada criterio de dificultad aumenta o disminuye el tiempo en el que el gesto debe ser sostenido para su culminación, siendo *fácil* el que posee menos tiempo y *difícil* el que más tiempo tarda para terminar con la tarea.

El recuadro 2 de la figura 56 muestra la distribución de los botones que señalan en qué movimiento se está trabajando, se puede apreciar en ellos la imagen que corresponde a las articulaciones y los dedos involucrados en el gesto, de igual manera, indican el nombre del que esté seleccionado bajo el grupo de botones. Para cambiar entre ellos se debe deseleccionar el que se esté ejecutando y se escoge el que se desee entrenar.

Para indicar el grado de cumplimiento en los gestos, la escena final posee una barra que se llena gradualmente y muestra el progreso en porcentaje del 0 al 100% según el tiempo (dependiente de la dificultad) que el paciente permanece ejerciendo la contracción. Si la acción presenta interrupción o cese, la barra disminuye su avance. En el recuadro 3 de la figura 53 se observa la barra de cumplimiento. Por último en la casilla superior derecha de la misma figura y marcados con los números 4 y 5 se ilustran correspondientemente dos botones; el primero, en forma de sol y luna que permite el cambio de luz con el objetivo de darle tridimensionalidad al espacio recreado y al modelo de la mano; el segundo, con forma de cámara que cambia la posición en la cual es observada la extremidad con el fin de apreciar detalladamente la ejecución de cada movimiento, contempla la perspectiva lateral, superior y ambas en pantalla dividida.



*Figura 56. Entorno interactivo.*

Fuente: propia

El escenario descrito y mostrado anteriormente es donde el usuario estará durante la ejecución de las contracciones y relajaciones que le permitirán ejercer un control sobre los tres movimientos. A continuación, las figuras 57 y 58 son evidencia de algunos de los prensiles ejecutados por la simulación dentro del cuadro y vistos desde una perspectiva lateral.



*Figura 57. Animación de pinza de precisión.*

Fuente: propia



*Figura 58. Animación de gancho de fuerza.*

Fuente: propia

La herramienta de simulación recibe el nombre de “*Rhithllaw*”, la palabra es una combinación de dos términos del idioma galés, el primero de ellos es “*Rhith*” que traduce al español *virtual* y el otro término es “*Llaw*” que en nuestro idioma quiere decir *mano*, para así llamarse *mano virtual*, nombre que encierra o hace referencia a los propósitos generales del presente trabajo.

### **Pruebas de valoración**

En este apartado se encuentran consolidadas las pruebas a las que fue sometida la herramienta de simulación en tiempo real, así como las fallas evidenciadas durante la ejecución y la manera en que fueron resueltas, también describe el proceso de cómo se realizaron estas teniendo en cuenta los ítems de evaluación.

Las pruebas de funcionamiento se realizaron en dos fases, la primera corresponde a todas las pruebas de programación, aquí se evaluaron que los resultados obtenidos por los algoritmos y funciones cumplieran con las tareas para las cuales fueron realizadas. Se realizaron con personas que no presentan desarticulación de muñeca ya que esto permitía evidenciar la equivalencia entre

el gesto realizado de forma intencional por el usuario y el ejecutado por la herramienta; en el anexo 1 están registrados los fallos que se obtuvieron durante la fase de programación de la interfaz.

La segunda fase corresponde a las pruebas de valoración del prototipo final, esta comprende un plan de pruebas que se dividió en cuatro etapas; la primera de ellas fue la identificación de las funcionalidades a probar, aquí se determinaron qué características del software evaluar, entre las que destacan: comunicación MATLAB-Unity, ejecución de la animación y velocidad de entrada-salida de los datos obtenidos por el dispositivo electrónico; luego de la etapa anterior, se definieron las estrategias de pruebas, encontramos pruebas funcionales y no funcionales, en las primeras se comprenden elementos relacionados con lo que hace el sistema aquí se hayan, requerimientos y especificaciones funcionales; para las no funcionales encontramos las que describen aspectos de cómo el sistema trabaja, estrés desempeño, carga computacional y mantenimiento.

Luego de las etapas relacionadas con el software, la orientación cambió hacia el usuario, en esta fase se tuvo en cuenta los criterios de inicio, aceptación, suspensión de pruebas y tratamiento de datos recolectados, para lo cual fue necesaria la realización de un consentimiento informado que da cuenta de los riesgos y consecuencias de participar en la prueba de valoración, dicho documento se encuentra detallado en el anexo 2 y debidamente diligenciado por el usuario en el anexo 3.

Para finalizar la prueba, como última fase donde se estableció la metodología y el procedimiento para la prueba, esta se realizó en un paciente con sindactilia congénita de mano con ausencia de dedos, en la figura 59 se presenta el tipo de desarticulación del usuario que realizó la prueba de valoración para la herramienta de simulación en tiempo real.





*Figura 59. Sindactilia de muñeca en desarticulación de muñeca.*

Fuente: propia

Al usuario se le instruyó de manera general acerca de los objetivos y el funcionamiento de la herramienta de simulación, también sobre la metodología para la realización de las pruebas de valoración; en primer lugar, se presentó al usuario el dispositivo por el cual se iban a capturar las señales, cómo prenderlo, apagarlo y enlazarlo con la computadora fueron unos de los elementos a tener en cuenta para el uso de la herramienta por parte de los usuarios, además de su ubicación en el antebrazo de tal forma que abarque los grupos musculares necesarios para la ejecución de los movimientos.

Luego, la interacción con el entorno simulado haciendo uso de las guías dispuestas allí para la posterior realización de los gestos a través de la contracción y relajación y, por último, la puesta en marcha de la animación en el entorno simulado con el fin de generar una respuesta en función de las contracciones. En la figura 60 se evidencia la respuesta de la animación capturada ante el estímulo de la contracción muscular del antebrazo de la figura 61.



*Figura 60. Respuesta de la herramienta ante una contracción muscular.*

Fuente: propia



*Figura 61. Contracción muscular de antebrazo.*

Fuente: propia

Una vez terminadas las pruebas, se le solicitó al usuario que evaluara la experiencia para valorar el funcionamiento técnico por medio de un formulario (ver anexo 4) que consigna las generalidades del rendimiento de la herramienta; la respuesta a la puesta en marcha del prototipo final se encuentra diligenciada a detalle en el anexo 5.

A continuación, se presentan los resultados del funcionamiento del prototipo final:

*Tabla 4. Prueba de valoración*

Ítem a evaluar.	Funciona / No Funciona / Comentario
Guías.	Bueno. Se recomienda incluir audios y más imágenes de apoyo.
Mecánicas de interacción.	Bueno. Se sugiere hacer uso del dispositivo durante toda la simulación.
Indicadores.	Aceptable. Se recomienda hacerlos más grandes.
Intención de movimiento.	Bueno. Aunque con dificultad se puede diferenciar entre gestos.
Realización de los gestos	Regular. Se recomienda generar un perfil para cada usuario.

Además de las valoraciones consignadas en la tabla anterior y realizadas por el voluntario para las pruebas, él mismo dio algunas sugerencias de mejoramiento en base a su opinión, entre las cuales destacan:

- Las guías colocadas brindan la información suficiente y de forma adecuada para indicar a los usuarios cómo hacer uso de la herramienta, pero la ausencia de imágenes y audio hacen poco atractiva la herramienta.
- Las mecánicas de interacción podrían ser más llamativas con ayuda de los sensores inerciales del dispositivo ya que estos harían más eficiente el cambio de escena deslizando el brazalete en sentido horizontal.
- Los gestos son realizados gracias a la acción de contracción y relajación de los músculos adyacentes al muñón sobre los que el usuario genera una acción consciente, la herramienta permite un entrenamiento en el control de estos.

## 6. Capítulo 5: Conclusiones y trabajos a futuro

### Conclusiones:

- Se desarrolló una herramienta que simula los prensiles de fuerza y de precisión de la mano con un 99.9% de precisión en el modelo de clasificación; para personas con desarticulación de muñeca, la intención de movimiento depende del control voluntario de las zonas musculares adyacentes al muñón.
- El software MATLAB® de Mathworks presentó problemas en la fluidez de la respuesta al ser implementado en código dentro de un entorno gráfico para el usuario (GUIDE o AppDesigner) ya que es un software que requiere de bastantes recursos de la computadora como memoria RAM, disco duro y procesador, aumentado así el tiempo de respuesta del programa y empeorando el desempeño de la clasificación en tiempo real.
- El diseño de los métodos denominados como *multi-input scalogram* y *multi-input spectrogram* demostraron resultados óptimos para el proceso de clasificación de señales EMG en precisión, pero el tiempo de ejecución es lento para la aplicación en tiempo real en comparación al modelo de árbol de decisiones elegido.
- Para un análisis más completo del ancho de banda de las señales EMG, se recomienda hacer uso de dispositivos con mayor ancho de banda, ya que el dispositivo empleado posee una limitación de 100Hz y las señales EMG comprenden desde los 20Hz hasta 1KHz.

**Trabajos a futuro:**

- Implementación de la herramienta de simulación en un entorno de realidad virtual con el objetivo de hacer más inmersiva la experiencia de rehabilitación a través de la interacción del modelo virtual de la mano con objetos dispuestos en un escenario y diferentes actividades para culminar.
- Utilizar el sistema de realimentación háptica de Myo Armband para brindar información acerca de la interacción con los objetos dentro del entorno simulado o el cumplimiento de los gestos.
- Desarrollar una extrapolación de la herramienta de clasificación en plataformas de uso libre y livianas como Python para obtener el mayor rendimiento de los recursos del ordenador.
- Implementación de IoT (*internet of things*) para el entrenamiento de los músculos con brazos robóticos a distancia donde se evidencie las intenciones de los movimientos por parte de los usuarios.

## 7. Referencias

- Akhmadeev, K., Aoustin, Y., Carpentier, E., Rampone, E & Yu, T. *A testing system for a real-time gesture classification using surface EMG* [Sistema de prueba para la clasificación en tiempo real utilizando EMG]. International Federation of Automatic Control.
- Ángel, J. (2016). *Control de una prótesis de mano para varios tipos de presión empleando comandos de voz*. Universidad Nacional De Colombia, Bogotá, Colombia.
- Aponte, G., Gómez, E. & Silva, D. (2013). *Selección de una wavelet madre para el análisis frecuencial de señales eléctricas transitorias usando WPD*. En Revista Chilena de Ingeniería. Vol. 21. pp (262-270)
- Arias, D. & Barreto, F. (2018). *Sistema de conexión inalámbrico entre un brazalete Myo y una prótesis de miembro superior por medio de Bluetooth de baja energía*. Universidad Distrital Francisco José de Caldas. Bogotá, Colombia.
- Backyard Brains. (s.f.). *Experimento: usando señales EMG para controlar extremidades artificiales*. Recuperado de: <http://www.backyardbrains.cl/experiments/RobotHand>
- Bagnato, J. (2018). *¿Cómo funcionan las Convolutional Neural Networks? Visión por ordenador*. Recuperado de: <http://www.aprendemachinelearning.com/como-funcionan-las-convolutional-neural-networks-vision-por-ordenador/>
- Brown, S., (2011). *Measures of shape: Skewness and Kurtosis* [Medidas de la distribución: Skewness and Kurtosis]. Recuperado de: <http://oakroadsystems.com/>
- Chadwick, E. K. (1999). *Biomechanics of the upper limb: applications of motion análisis and force measurement techniques* [Biomecánica del miembro superior: aplicaciones de análisis de movimiento y técnicas de medición de fuerza]. University of Strathclyde, Glasgow.

Chico, C. (2016). *Desarrollo de prototipo de prótesis de mano emulada en un ambiente virtual*.

Universidad Nacional de Colombia, Bogotá.

Codeburst. (2018). *2 important statistics terms you need to know in data science skewness and*

*kurtosis* [Dos importantes términos estadísticos que necesitas conocer en la ciencia de datos:

skewness y kurtosis]. Recuperado en 2019 de: [https://codeburst.io/2-important-statistics-](https://codeburst.io/2-important-statistics-terms-you-need-to-know-in-data-science-skewness-and-kurtosis-388fef94eeaa)

[terms-you-need-to-know-in-data-science-skewness-and-kurtosis-388fef94eeaa](https://codeburst.io/2-important-statistics-terms-you-need-to-know-in-data-science-skewness-and-kurtosis-388fef94eeaa)

Cordero, A., Delgado, E., Sandoval, C. & Villamizar, R. (2010). *Estimación de velocidad del movimiento de la mano usando redes neuronales artificiales y mediciones electromiográficas*.

Universidad Industrial de Santander, Bucaramanga.

Dalcame. (2005). *Dalcame investigación biomédica*. Obtenido de Dalcame:

<http://www.dalcame.com/>

Daubechies, I. (s.f.) *Ten Lectures on Wavelets* [Diez lecturas sobre Wavelets]. CBMS-NSF

Regional Conference Series in Applied Mathematics. Philadelphia, PA: Society for Industrial and Applied Mathematics, 1992.

Estévez, J., Estévez, M., & Machado, A. (2008). *El periodograma como método para la estimación de la densidad espectral de potencia*.

Firat Yazıcıoğlu, R., Van Hoof, C., & Puers, R. (2009). *Biopotential Readout Circuits for*

*Portable Acquisition System*. Heverlee: Springer.

Galcerán, I. (2017). *Estudio de la funcionalidad y eficiencia en el control y uso de prótesis*

*mioeléctrica en niños y adolescentes*. Madrid, España.

Haro Sangoquiza, E. & Román Herrera, C. (2017). *Diseño y construcción de un prototipo de*

*prótesis mioeléctrica para desarticulación de muñeca*. Sangolquí, Ecuador.



- Herrmann, C., Grigutsch, M. & Busch, N. (1999). *EEG oscillations and Wavelet analysis eventrelated potential a methods handbook* [Manual de métodos: Oscilaciones de EEG y análisis del potencial de Wavelet].
- Kim, P. (2017). *MATLAB Deep learning* [Matlab aprendizaje profundo]. ISBN: 978-1-4842-2845-6.
- Lara, J. (2016). *El electrocardiograma: una oportunidad de aprendizaje*. Recuperado de: [http://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S0026-17422016000600039](http://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0026-17422016000600039)
- Maas, R. (2014). *Biomechanics and optimal control simulations of the human upper extremity* [Biomecánica y simulaciones de control óptimo de la extremidad superior humana]. Universität Erlangen-Nürnberg.
- Macroption (s.f). Recuperado de: [www.macroption.com](http://www.macroption.com)
- Mathworks. (s.f.). *Pretrained Deep Neural Networks* [Redes neuronales profundas pre-entrenadas]. Recuperado de: <https://la.mathworks.com/help/deeplearning/ug/pretrained-convolutional-neural-networks.html;jsessionid=e9827e5e47b6ad57b8ea6e58343b>
- McClintic, J. (1983). *Human Anatomy* [Anatomía humana]. California State University. Fresno. California.
- Minsalud. (2018). *Sala situacional de las personas con discapacidad (PCD)*. Ministerio de Salud y Protección Social. Colombia. Recuperado de: <https://www.minsalud.gov.co/sites/rid/Lists/BibliotecaDigital/RIDE/DE/PS/sala-situacional-discapacidad-junio-2018.pdf>
- Mmegias. (s.f.). *Tejido muscular*. Recuperado de: [https://mmegias.webs.uvigo.es/guiada\\_a\\_muscular.php#cardiaco](https://mmegias.webs.uvigo.es/guiada_a_muscular.php#cardiaco)

Moreno, C. (s.f.). *¿Qué es deep learning y para qué sirve?* Recuperado de:

<https://www.indracompany.com/es/blogneo/deep-learning-sirve>

N.I. (s.f.). *Understanding FFTs and windowing* [Entendiendo FFT (transformada rápida de Fourier) y ventaneo]. National Instruments.

Napier, J.R. (s.f.). *The prehensile movements of the human hand* [Los movimientos prensiles de la mano humana]. Londres, Inglaterra.

North (s.f.). North. Recuperado de: <https://support.getmyo.com/hc/en-us/articles/202648103-Myo-Gesture-Control-Armband-tech-specs>

Ottobock. (2016). *Ottobock*. Obtenido de [www.ottobock.com.co](http://www.ottobock.com.co).

Renze, M. (2019). *The Data Science Hierarchy of Needs* [Jerarquía de necesidades de la ciencia de datos]. Recuperado de: <https://matthewrenze.com/articles/the-data-science-hierarchy-of-needs/>

Reyes, D.A., Arias, M., Duarte, J.E. & Loaiza, H. (2015). *Implementación en FPGA de un clasificador de movimientos de la mano usando señales EMG*. *Redes de Ingeniería*, 6(1), 85-94.

Rojas, M. (2012). *Analysis of forearm muscles activity by means of new protocols of multichannel emg signal recording and processing* [Análisis de la actividad de los músculos del antebrazo mediante los nuevos protocolos de grabación y procesamiento de la señal EMG multicanal]. Universidad Politécnica de Cataluña, España.

Salas, C. (2014). *Diseño de una prótesis mioeléctrica para desarticulación de muñeca*. Lima, Perú.

SENIAM (s.f.). *SENIAM (Surface ElectroMyoGraphy for the Non-Invasive Assessment of Muscles)*. Recuperado de: [www.seniam.org](http://www.seniam.org)

- Sheng, Y. (2000). *The transforms and applications Handbook: second edition* [Manual de transformadas y aplicaciones: segunda edición]. Boca Ratón. Estados Unidos.
- Tortora, G., Derrickson, B. (2014). *Principles of anatomy & physiology* [Principios de anatomía y fisiología].
- Webb, C. (2003). *Smooth muscle contraction and relaxation* [Músculo liso, contracción y relajación]. Departamento de fisiología. Medical College of Georgia. Augusta. Georgia.
- Welch, P.D. (1967). *The use of Fast Fourier Transform for the estimation of power spectra: A method based on time averaging over short, modified periodograms* [El uso de la transformada rápida de Fourier para la estimación del espectro de energía: un método basado en el promedio de tiempo en periodogramas cortos y modificados].

## 8. Anexos

### Anexo 1. Pruebas de software

Durante la ejecución de las pruebas preliminares, se esperaba que la animación respondiera de forma progresiva hasta completar el gesto, pero, el tiempo que tardaba la ejecución de cada prensil era nulo, pasando así del estado de relajación a realizar el gesto de forma instantánea, evitando observar la progresión del movimiento. Para la solución de este problema se implementó un filtro discreto de primer orden y ganancia 1 que suavizara el movimiento del prensil en un tiempo aproximado de 1.5s y así, el control del movimiento no fuera de tipo on-off. En la figura 62 se puede apreciar el código implementado para el diseño del filtro.

---

```

%% Discretos
t=1.5;                %Tiempo de establecimiento.
P=4/t;               %Polo de la TF
x=tf(P,[1 P]);       %Definición de la TF
T=1/mmdata.rateEMG; %Periodo de muestreo
y=c2d(x,T);          %Discretización de la TF
[num,den]=tfdata(y,'v'); %Numerador y denominador de la TF discreta
y_k = num(2);        %Coeficiente de la ecuación en diferencias
u_k = 0;             %

```

---

*Figura 62. Código del filtro de primer orden.*

Fuente: propia

Se estableció el periodo de muestreo del filtro alrededor de 5ms para que estuviera asociado a la frecuencia de muestreo del brazalete ya que los datos de salida de los predictores poseían la misma frecuencia de muestreo para que no hubiera retención de los datos; la figura 63 se observa la respuesta al impulso del filtro diseñado.

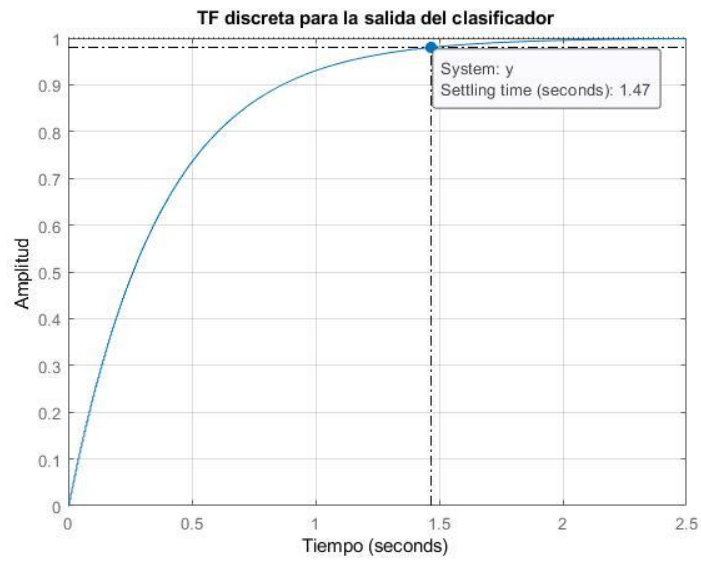


Figura 63. Respuesta al impulso (filtro para la progresión de los movimientos).

Fuente: propia

## Anexo 2. Formulario de consentimiento informado.

### FORMULARIO DE CONSENTIMIENTO INFORMADO

Usted ha sido seleccionado como usuario para participar en la validación del funcionamiento del trabajo de grado titulado “**Desarrollo de una herramienta de simulación en tiempo real para el entrenamiento de personas en el manejo de prótesis mioeléctricas en nivel de desarticulación de muñeca mediante EMG**”, presentado como opción de grado por Johan Daniel Aponte y Nelson David Camacho para obtener el título de licenciados en electrónica de la Universidad Pedagógica Nacional.

El objetivo de este proyecto es desarrollar una herramienta de simulación que representa las funciones básicas de la mano en tiempo real para el entrenamiento de personas en el manejo de prótesis mioeléctricas a nivel de desarticulación de muñeca mediante la captura de la información eléctrica originada por el movimiento de los músculos del antebrazo (señales EMG) y no pretende dar un diagnóstico médico del estado de los músculos adyacentes a la sutura del miembro ausente.

Las pruebas de funcionalidad consistirán en primer lugar de la ubicación en el antebrazo de un brazalete electrónico que captura la información eléctrica de los movimientos de los músculos, luego de la realización de los gestos a través de la contracción y relajación y, por último, la puesta en marcha de la animación en el entorno simulado con el fin de generar una respuesta en función de las contracciones.

La participación en esta actividad es voluntaria y no representa ningún daño o peligro para su salud física o mental. Usted puede negarse a participar en cualquier momento de la verificación de funcionamiento sin que deba dar razones para ello, ni recibir ningún tipo de sanción.

Los datos obtenidos serán de carácter confidencial, se guardarán en el anonimato, la identidad de los usuarios estará disponible sólo para los encargados del proyecto y se mantendrá completamente confidencial. Los datos estarán a cargo de los desarrolladores responsables para el posterior desarrollo de informes y publicaciones de carácter académico.

Si usted no desea participar no implicará sanción. Usted tiene el derecho a negarse a responder a preguntas concretas, también puede optar por retirarse de este estudio en cualquier momento y la información que hemos recogido será descartada del estudio y eliminada, para terminar, la información recolectada no será usada para ningún otro propósito, además de los señalados anteriormente, sin su autorización previa y por escrito.

Agradecemos desde ya su colaboración, y le saludamos cordialmente.

Johan Daniel Aponte y Nelson David Camacho

### ACTA DE CONSENTIMIENTO INFORMADO

Yo \_\_\_\_\_, acepto participar voluntaria y anónimamente en la investigación titulada “**Desarrollo de una herramienta de simulación en tiempo real para el entrenamiento de personas en el manejo de prótesis mioeléctricas en nivel de desarticulación de muñeca mediante EMG**”, realizada por Johan Daniel Aponte y Nelson David Camacho estudiantes de la Universidad Pedagógica Nacional.

Declaro haber sido informado de los objetivos y procedimientos del estudio y del tipo de participación. En relación con ello, acepto contribuir con las actividades propuestas para la verificación de funcionalidad del prototipo realizado en el domicilio del usuario.

Declaro haber sido informado que la participación no involucra ningún daño o peligro para la salud física o mental, que es voluntaria y que puedo negarme a participar o dejar de participar en cualquier momento sin dar explicaciones o recibir sanción alguna.

Declaro saber que la información entregada será **confidencial y anónima**. Entiendo que la información será analizada por los responsables en forma grupal y que no se podrán identificar las respuestas y opiniones de cada joven de modo personal.

Declaro saber que la información que se obtenga será guardada por el investigador responsable en dependencias de la Universidad Pedagógica Nacional y será utilizada sólo para este estudio.

Este documento se firma en dos ejemplares, quedando uno en poder de cada una de las partes.

\_\_\_\_\_

Nombre del participante

\_\_\_\_\_

Firma

Fecha: \_\_\_\_\_

\_\_\_\_\_

Nombre del investigador

\_\_\_\_\_

Firma

\_\_\_\_\_

Nombre del investigador

\_\_\_\_\_

Firma

Cualquier pregunta que desee hacer durante el proceso de investigación podrá contactar al profesor Luis Jorge Herrera del departamento de tecnología de la Universidad Pedagógica Nacional de Colombia. Celular: 300343810, Correo: [ljherreraf@pedagogica.edu.co](mailto:ljherreraf@pedagogica.edu.co)

## Anexo 3. Acta de consentimiento informado.

Universidad Pedagógica Nacional

ACTA DE CONSENTIMIENTO INFORMADO

Yo JAIRO ALBERTO VALDEZ, acepto participar voluntaria y anónimamente en la investigación titulada "**Desarrollo de una herramienta de simulación en tiempo real para el entrenamiento de personas en el manejo de prótesis mioeléctricas en nivel de desarticulación de muñeca mediante EMG**", realizada por Johan Daniel Aponte y Nelson David Camacho estudiantes de la Universidad Pedagógica Nacional.

Declaro haber sido informado de los objetivos y procedimientos del estudio y del tipo de participación. En relación con ello, acepto contribuir con las actividades propuestas para la verificación de funcionalidad del prototipo realizado en el domicilio del usuario.

Declaro haber sido informado que la participación no involucra ningún daño o peligro para la salud física o mental, que es voluntaria y que puedo negarme a participar o dejar de participar en cualquier momento sin dar explicaciones o recibir sanción alguna.

Declaro saber que la información entregada será **confidencial y anónima**. Entiendo que la información será analizada por los responsables en forma grupal y que no se podrán identificar las respuestas y opiniones de cada joven de modo personal.

Declaro saber que la información que se obtenga será guardada por el investigador responsable en dependencias de la Universidad Pedagógica Nacional y será utilizada sólo para este estudio.

Este documento se firma en dos ejemplares, quedando uno en poder de cada una de las partes.

JAIRO A. VALDEZ

Nombre del participante

Firma

Fecha: \_\_\_\_\_

Johan Daniel Aponte

Nombre del investigador

Firma

Nelson David Camacho

Nombre del investigador

Firma

Cualquier pregunta que desee hacer durante el proceso de investigación podrá contactar al profesor Luis Jorge Herrera del departamento de tecnología de la Universidad Pedagógica Nacional de Colombia. Celular: 300343810, Correo: [ljherreraf@pedagogica.edu.co](mailto:ljherreraf@pedagogica.edu.co)



## Anexo 4. Formulario de valoración.

Nombre: \_\_\_\_\_

Nivel de desarticulación: \_\_\_\_\_

	Malo	Regular	Aceptable	Bueno	Excelente
¿La información suministrada en la simulación fue suficiente para hacer uso de esta?					
Las mecánicas de interacción (botones y uso del dispositivo) fueron:					
La calidad de los indicadores de desempeño (barras y texto) y la simulación fueron:					
¿Las acciones ejecutadas por el modelo virtual de mano correspondían con su intención de movimiento?					
¿Realizó los tres movimientos con éxito?					

Observaciones:

--

## Anexo 5. Prueba de valoración.

PRUEBAS DE VALIDACIÓN

Nombre: DAVID ALBERTO VADEZ

Nivel de desarticulación: PARCIAL DE MANO (SIN DACTILIA)

	Malo	Regular	Aceptable	Bueno	Excelente
¿La información suministrada en la simulación fue suficiente para hacer uso de esta?				X	
Las mecánicas de interacción (botones y uso del dispositivo) fueron:				X	
La calidad de los indicadores de desempeño (barras y texto) y la simulación fueron:			X		
¿Las acciones ejecutadas por el modelo virtual de mano correspondían con su intención de movimiento?				X	
¿Realizó los tres movimientos con éxito?		X	/		

Observaciones: SE RECOMIENDA GENERAR UN PERFIL PARA EL USUARIO.

D. VADEZ

## Anexo 6. Diagramas de flujo.

Diagrama de flujo de la herramienta de simulación.

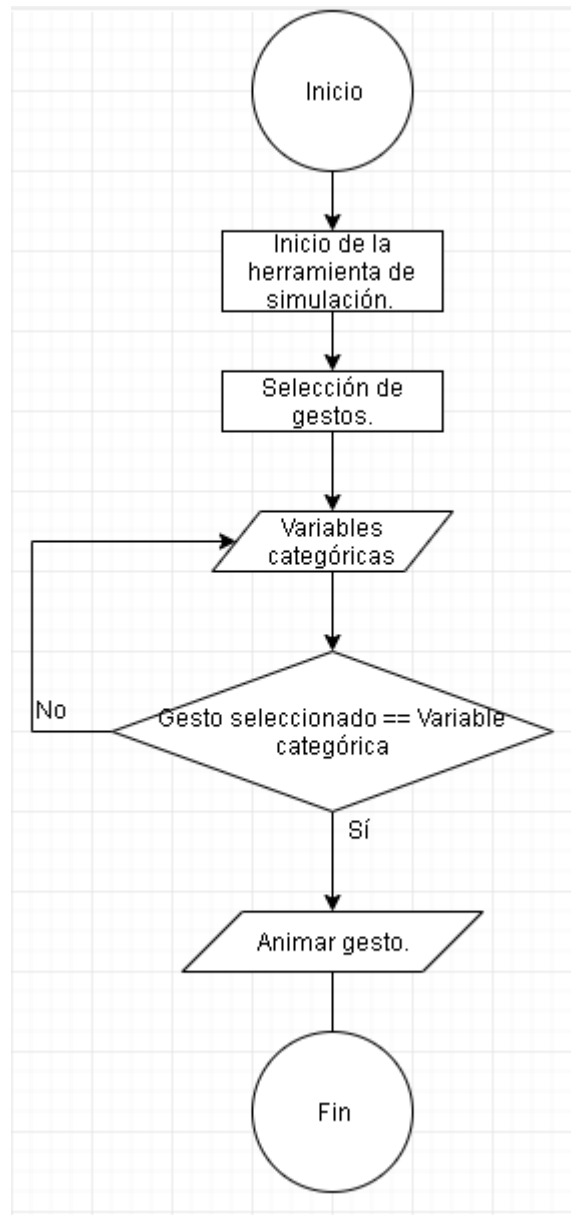


Diagrama de flujo de la caracterización de datos.

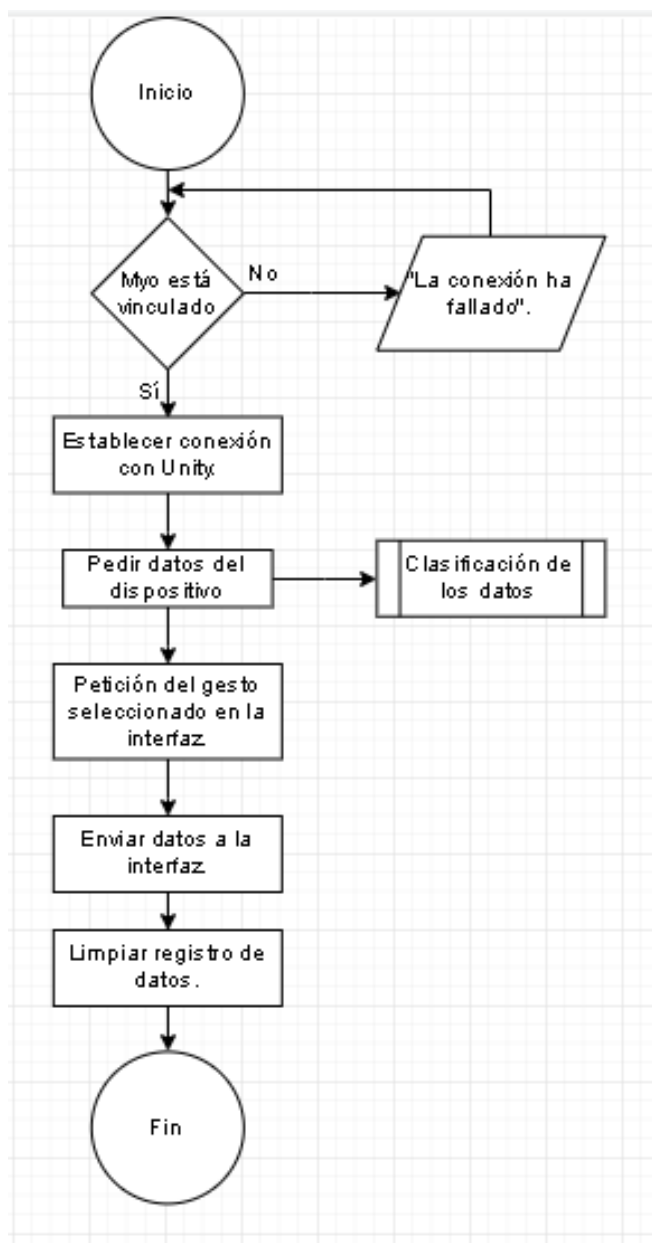


Diagrama de flujo de la interfaz gráfica.

