

Clasificación de gestos con inteligencia artificial para el control de una prótesis de miembro superior mediante señales de sEMG provenientes de una Myo Armband

Elizabeth Sánchez Rodríguez

Práctica Profesional

Tutores

**PhD Oscar Julián Perdomo Charry
Ing Antonio Pulido**



UNIVERSIDAD DEL ROSARIO
ESCUELA COLOMBIANA DE INGENIERÍA JULIO GARAVITO
PROGRAMA DE INGENIERÍA BIOMÉDICA
BOGOTÁ D.C
2022

Agradecimientos

En primer lugar les agradezco a mis padres y hermanos que siempre me han brindado su apoyo incondicional para poder cumplir todos mis objetivos personales y académicos. Ellos son los que con su cariño me han impulsado siempre a perseguir mis metas y nunca abandonarlas frente a las adversidades. También son los que me han brindado el soporte material y económico para poder concentrarme en los estudios y nunca abandonarlos. Le agradezco a mis tutores por su dedicación y paciencia, sin sus palabras y correcciones precisas no hubiese podido llegar a esta instancia tan anhelada. Gracias por su guía y todos sus consejos, los llevaré grabados para siempre en la memoria en mi futuro profesional.

Por último, les quiero agradecer a todos los profesores de la Universidad del Rosario y la Escuela Colombiana de Ingeniería Julio Garavito por sus enseñanzas a lo largo de esta carrera.

Resumen

En la actualidad existen diferentes factores por los cuales una persona podría padecer la pérdida de una de sus extremidades superiores, entre las más comunes están las anomalías congénitas y las amputaciones. Según la OMS estas anomalías se denominan también defectos de nacimiento y se trata de anomalías tanto estructurales como funcionales. Estas pueden desencadenar discapacidades crónicas que resultan en un gran impacto para la persona que lo padece, sus familias, los sistemas de salud y la sociedad.

Las prótesis de miembro superior son dispositivos que sustituyen un brazo o mano amputada. Estas pueden reemplazar miembros con amputaciones transcarpales, amputaciones por debajo o arriba del codo y desarticulaciones de muñeca, codo u hombro. Además existen diferentes tipos de tecnologías para estas, como por ejemplo: prótesis mecánicas, eléctricas, pasivas, neumáticas y mioeléctricas.

Algunas de las desventajas de estas prótesis son: en las pasivas no existe movimiento alguno, por lo que carece de funcionalidad para la persona, las prótesis mecánicas están limitadas debido a que la precisión es mínima, no se puede controlar la fuerza del agarre y la posición exacta para ejecutar diferentes gestos. Por último las prótesis mioeléctricas tienen más ventajas, debido a que las señales de control provienen de los músculos involucrados en los movimientos por lo tanto permite realizar una especie de lazo cerrado.

Debido a las desventajas que tienen cada una de estas prótesis, en los últimos tiempos se ha estado avanzando en el desarrollo de la inteligencia artificial (IA) para mejorar exactamente el control de estas. Uno de los retos más importantes es permitir la interacción natural entre humanos y robots mediante el aprovechamiento de las señales neuronales adquiridas del cuerpo humano para comunicarse con las máquinas, por lo que los sistemas de IA basados en sEMG son de los más populares. Estos sistemas de IA ofrecen diferentes métodos para resolver el sistema de comunicación cerebro-máquina y a su vez una precisión y control más alto durante los gestos de agarre, pinza y mano abierta.

Índice general

Agradecimientos	I
Resumen	II
1. INTRODUCCIÓN	1
1.1. Motivación	1
1.1.1. Empresa y Actividades	1
1.1.2. Justificación	1
1.2. Organización del documento	2
2. OBJETIVOS	3
2.1. General	3
2.2. Específicos	3
3. ESTADO DEL ARTE	4
3.1. Pérdida o ausencia de miembro superior	4
3.2. Prótesis y sus tipos de tecnología	4
3.2.1. Prótesis estéticas	5
3.2.2. Prótesis funcionales	5
3.2.2.1. Prótesis mecánicas	5
3.2.2.2. Prótesis eléctricas	6
3.2.2.3. Prótesis mioeléctricas	7
3.3. Inteligencia Artificial en prótesis	7
4. METODOLOGÍA	9
4.1. Creación de un banco de datos de señales de sEMG con una Myo Armband	10
4.2. Diseño del modelo basado en inteligencia artificial para la identificación de gestos a partir de las señales de sEMG	10
4.2.1. Entrenamiento y pruebas del modelo	11
4.3. Evaluación del modelo desarrollado a un prototipo de prótesis mecánica de FABRILAB	11
5. RESULTADOS Y DISCUSIÓN	12
5.1. Adquisición y creación de un BD de señales de sEMG con una MA	12
5.2. Diseño del modelo basado en inteligencia artificial para la identificación de gestos a partir de las señales de sEMG	12
5.3. Evaluación del modelo desarrollado a un prototipo prótesis mecánica de FABRILAB	13

5.4. DISCUSIÓN	15
6. CONCLUSIONES	17
7. RECOMENDACIONES Y TRABAJOS FUTUROS	18
BIBLIOGRAFÍA	19
ANEXO	20

Índice de figuras

3.1. Prótesis estética [14]	5
3.2. Prótesis Mécanica [17]	6
3.3. Prótesis Eléctrica Myo Hand Otto Bock [19]	6
3.4. Prótesis Mioeléctrica [21]	7
3.5. Esquema general de control Protesis Mioeléctricas [22]	8
4.1. Gestos básicos que se entrenan con el modelo y se implementan en la prótesis	9
(a). Gesto de Pinza	9
(b). Gesto de mano abierta	9
(c). Gesto de agarre	9
4.2. Diagrama del paso a paso para llevar a cabo los objetivos del proyecto y su desarrollo.	10
4.3. Diagrama del paso a paso para llevar a cabo la adquisición y creación del BD	10
4.4. Explicación gráfica del algoritmo K-NN [25]	11
5.1. Señales de sEMG de los gestos mencionados	12
(a). Mano abierta	12
(b). Agarre	12
(c). Pinza	12
5.2. Prótesis y su mecanismo para validación del modelo K-NN desarrollado de marca FABRILAB	13
(a). Prótesis de FABRILAB	13
(b). Mecanismo de la Prótesis de FABRILAB	13
5.3. Circuito de conexión prótesis-Raspberry Pi	14
5.4. Ejecución de gestos con prótesis FABRILAB	15
(a). Mano abierta	15
(b). Agarre	15
(c). Pinza	15
1. Digrama de Gannt	21

Índice de tablas

5.1. Matriz de confusión del Modelo K-NN	13
5.2. Tabla de resultados para evaluación del Modelo	14

Capítulo 1

INTRODUCCIÓN

Este capítulo presenta la motivación general de este proyecto. Esta motivación incluye: las estadísticas de la discapacidad, las tecnologías desarrolladas para falta o amputación de miembros superiores, una descripción de la empresa, el proyecto a desarrollar y la organización del documento.

1.1 Motivación

1.1.1. Empresa y Actividades

FABRILAB es una corporación donde la rehabilitación y las prótesis personalizadas ayudan a los niños que nacieron con una amputación o que experimentaron la pérdida de una extremidad; a ser independientes en sus escuelas, parques y actividades de la vida diaria. Es una entidad sin ánimo de lucro dedicada al desarrollo de tecnología asistencial y protocolos de intervención clínica y comunitaria para lograr la rehabilitación integral de los usuarios. Actualmente cuentan con un equipo multidisciplinario que desarrolla procesos y proyectos de innovación que impactan positivamente en la comunidad [1]. Durante el periodo de práctica dentro de la corporación las tareas asignadas fueron: verificación de diferentes softwares de control para las prótesis de marca FABRILAB, además de implementación y sugerencias de mejora de algunos ya desarrollados. Debido a que en FABRILAB surgía la necesidad de crear un sistema de control más eficaz para su uso en las prótesis, se opta por el desarrollo de un control mediante identificación de gestos con inteligencia artificial haciendo la lectura de la electromiografía (EMG) de los músculos del brazo.

1.1.2. Justificación

Según la Organización mundial de la salud (OMS) existen más de mil millones de personas que sufre algún tipo de discapacidad, es decir alrededor del 15% de la población. Debido a su condición, estas personas tienen menos acceso a servicios básicos de asistencia sanitaria, por lo que sus necesidades no son atendidas, además de que al recibir atención en salud, constantemente son objeto de estigmatización y discriminación por lo que reciben servicios de calidad deficiente [2]. Según registros administrativos del Ministerio de salud y protección social (MSPS) se estima que hasta agosto de 2020 en Colombia, cerca de 1.3 millones de personas presentaba alguna discapacidad, esta cifra equivale alrededor del 2.6% de la población

nacional. De este total de personas con discapacidad, alrededor del 18.3% se encuentran en Bogotá [3]. Ahora bien, los niños en esta situación son alrededor del 15% [4]. Las alteraciones más frecuentes en menores de 18 años son en el sistema nervioso, seguido por el movimiento del cuerpo (20%) y la voz y el habla (12%). Teniendo en cuenta estas alteraciones, los niños en esta condición tienen dificultades para ejercer actividades de la vida diaria, las que más se dificultan son: caminar, correr, saltar, además de llevar, mover, utilizar objetos con las manos y por último, alimentarse, asearse y vestirse por sí mismo [4].

Teniendo en cuenta que una población bastante amplia sufre de discapacidad a nivel mundial, se han creado dispositivos que ayuden a estas personas a realizar sus actividades diarias de una manera más eficiente [5]. Los dispositivos de asistencia sirven para ayudar a la persona en condición de discapacidad a mantener su autonomía en actividades de la vida diaria, a ser más participativo en mercados laborales, en educación y aliviar la carga del cuidador [6]. En discapacidad de miembros superiores se han desarrollado tecnologías, tales como las prótesis.

Las prótesis de miembro superior son dispositivos que realizan la sustitución de un brazo o mano amputada. Estas pueden reemplazar miembros con amputaciones transcarpales, amputaciones por debajo o arriba del codo y desarticulaciones de muñeca, codo u hombro. Estas tecnologías están divididas en: pasivo-funcionales, mecánicas y mioeléctricas [7]. Las pasivas suelen cubrir el aspecto estético y usualmente no tienen movimientos; Las mecánicas son funcionales y cuentan con dispositivos que permiten gestos de la mano por medio de cables y cintas de sujeción unidas al cuerpo, en donde se abren o cierran a voluntad, por la tracción ejercida por el tensor; Las mioeléctricas son controladas por los potenciales eléctricos de los músculos del brazo, es decir funcionan por la contracción o flexión del músculo produciendo una señal eléctrica llamada electromiografía (EMG) que es conducida y amplificada para obtener los gestos. Estas últimas se basan en el uso de motores eléctricos que son ejecutados por medio de controladores, pulsadores o interruptores. Finalmente, existen unas últimas denominadas prótesis híbridas que combinan sistemas mecánicos y mioeléctricos [8]. Teniendo en cuenta que en la Corporación FABRILAB se trabaja con niños en condición de discapacidad enfocada en falta o amputación de miembros superiores, surge la necesidad de crear una prótesis que pueda suplir las necesidades básicas del paciente, por lo que se decide desarrollar una prótesis controlada mediante señales de sEMG que son clasificadas por un algoritmo de inteligencia artificial (IA).

1.2 Organización del documento

Este documento presenta 9 capítulos que incluyen, Introducción, Objetivos, Estado del Arte, Metodología, Resultados, Discusión, Conclusiones y por último Recomendaciones de trabajos futuros. El Capítulo 2 expone los objetivos del presente trabajo. El Capítulo 3 presenta el estado del arte. En el Capítulo 4 se presenta la metodología usada para la construcción del trabajo desarrollado. El capítulo 5 presenta los resultados obtenidos del trabajo realizado. El Capítulo 6 presenta la discusión con la literatura de los resultados hallados. El Capítulo 7 presenta las conclusiones obtenidas y por último el Capítulo 8 establece algunas recomendaciones para trabajos y desarrollos futuros.

Capítulo 2

OBJETIVOS

2.1 General

Desarrollar la clasificación de gestos de la mano con un modelo de inteligencia artificial para el control de una prótesis de miembro superior mediante la adquisición de señales de sEMG con una Myo Armband.

2.2 Específicos

1. Crear un banco de datos de señales de sEMG obtenidas de la Myo Armband durante los gestos de agarre, pinza y mano abierta.
2. Diseñar un modelo basado en Inteligencia Artificial (IA) para la identificación de gestos a partir de las señales de sEMG.
3. Evaluar el modelo desarrollado en un prototipo de prótesis mecánica de FABRILAB.

Capítulo 3

ESTADO DEL ARTE

3.1 Pérdida o ausencia de miembro superior

Actualmente existen diferentes razones por las que una persona puede no tener una extremidad superior, entre las más comunes están las anomalías congénitas y las amputaciones.

Las anomalías congénitas segun la Organización Mundial de la Salud (OMS) se denominan también defectos de nacimiento, trastornos congénitos o malformaciones congénitas. Se trata de anomalías estructurales o funcionales, como los trastornos metabólicos, que ocurren durante la vida intrauterina y se detectan durante el embarazo, en el parto o en un momento posterior de la vida. Estas anomalías pueden ocasionar discapacidades crónicas que resultan en un gran impacto para la persona que lo padece, sus familias, los sistemas de salud y la sociedad [9].

Las amputaciones de miembro superior pueden ser causadas por diferentes factores, sin embargo los más frecuentes son por traumatismo (83.33 %), por accidentes de trabajo (39.10 %) y por explosivos de material pirotécnico (16.03 %). El nivel más frecuente son los dedos (33.97 %) y debajo del codo(25 %) [10].

Teniendo en cuenta que en Colombia existen aproximadamente 2.624.898 personas con discapacidad (según el censo del DANE), de las cuales el 37,7 % de la población tiene afectación del movimiento de sus extremidades/amputaciones [11], se requiere de una tecnología que brinde asistencia para facilitar el desarrollo de sus actividades de la vida diaria, como por ejemplo las prótesis que se explican a continuación.

3.2 Prótesis y sus tipos de tecnología

Las prótesis son un dispositivo diseñado para reemplazar una parte faltante del cuerpo o para hacer que una parte del cuerpo trabaje mejor. Los ojos, los brazos, las manos, las piernas o las articulaciones faltantes o enfermas comúnmente son reemplazados por dispositivos protésicos [12]. Aquellas que se utilizan en miembros superiores reemplazan o acompañan la funcionalidad de estos (Brazo completo, antebrazo, mano o dedos). A continuación se describen cada una de las tecnologías que son usadas para el desarrollo de prótesis de miembro superior.

3.2.1. Prótesis estéticas

En el caso específico de las prótesis de miembro superior estéticas o cosméticas, estas son desarrolladas con el objetivo de reemplazar un miembro o parte de él, teniendo como objetivo principal, el conseguir un dispositivo lo más estético posible, dejando en segundo plano la funcionalidad. Algunas de las características de este tipo de prótesis son: Menos componentes, en ocasiones se reduce a un socket, tienen un peso ligero debido a los materiales, no tiene ningún tipo de movimiento en muñeca o dedos es decir es una prótesis pasiva, tienen un menor costo sin embargo puede elegirse un tono similar a la piel del paciente [13].



Figura 3.1: Prótesis estética [14]

3.2.2. Prótesis funcionales

Las prótesis funcionales, a diferencia de las anteriores, proveen cierta movilidad intentando suplir las funciones del miembro natural amputado. En cuanto a las prótesis funcionales, éstas se pueden clasificar en mecánicas o mioeléctricas, siendo estas últimas las que ofrecen una mejor solución en cuanto al número y fuerza de los agarres, aunque tienen un mayor peso y precio.

3.2.2.1 Prótesis mecánicas

Estas prótesis de mano se usan con la función de cierre o apertura a voluntad, controlados por medio de diferentes mecanismos no electrónicos. Solo pueden ser utilizadas para el agarre de objetos relativamente grandes y redondos debido a la poca precisión del mecanismo [15]. Una prótesis mecánica se compone principalmente de: suspensión (arnés), encaje (socket),

articulaciones (depende del nivel de amputación), elementos de control (cables) y unidad terminal (garfio, gancho o mano mecánica) [16].

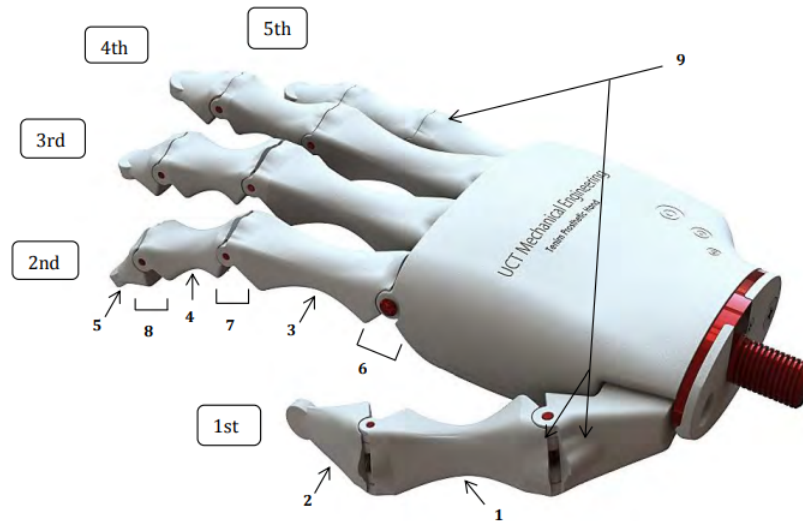


Figura 3.2: Prótesis Mecánica [17]

3.2.2.2 Prótesis eléctricas

Este tipo de tecnología utiliza motores eléctricos en los dispositivos terminales, como muñeca y codo, con una batería recargable. Su control se puede dar de varias maneras: servo control, un botón pulsador o un interruptor con arnés. El precio de adquisición es elevado. Existen además otras desventajas inherentes al mantenimiento más complejo, la baja resistencia a medios húmedos y el peso [18].



Figura 3.3: Prótesis Eléctrica Myo Hand Otto Bock [19]

3.2.2.3 Prótesis mioeléctricas

Son prótesis electrónicas controladas por medio de un poder externo bioeléctrico. Actualmente son el tipo de miembro artificial con más alto grado de rehabilitación, ya que sintetizan el mejor aspecto estético, tienen gran fuerza y velocidad de prensión, así como muchas posibilidades de combinación y ampliación. El control mioeléctrico es probablemente el esquema de control más popular. Se basa en el concepto de que siempre que un músculo en el cuerpo se contrae o se flexiona, se produce una pequeña señal eléctrica denominada electromiografía (EMG) que es creada por la interacción química en el cuerpo. Esta señal tiene un tamaño mínimo (5 a 20 V) y se capta con electrodos superficiales que entran en contacto con la superficie de la piel. Este tipo de prótesis tiene la ventaja de que sólo requieren que el usuario active sus músculos para operarla, a diferencia de las prótesis accionadas por el cuerpo que requieren un movimiento general. Tienen como desventaja que usan baterías para su funcionamiento que requieren mantenimiento para su recarga, y que hay desecharla o reemplazarla periódicamente [20].

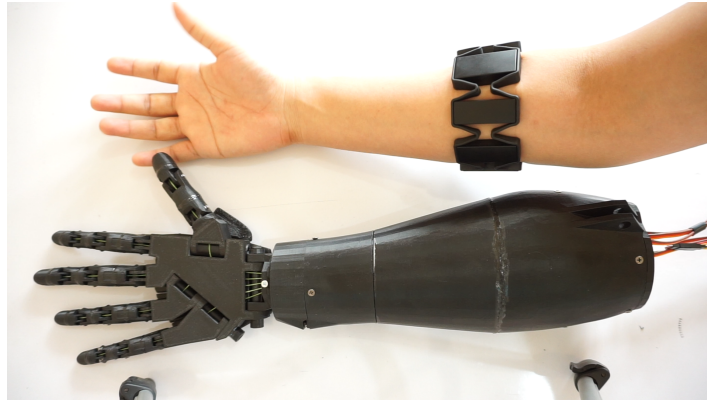


Figura 3.4: Prótesis Mioeléctrica [21]

3.3 Inteligencia Artificial en prótesis

Uno de los principales retos para permitir una interacción natural entre humanos y robots es el aprovechamiento de las señales neuronales adquiridas del cuerpo humano para comunicarse con las máquinas. A pesar de los recientes avances de las interfaces cerebro-máquina, en varios escenarios que van desde la rehabilitación hasta el control robótico, los sistemas basados en señales sEMG son los más populares para el control de manos robóticas [22].

En la figura 3.5 se evidencia un esquema general de como se realiza la adquisición de señales de sEMG y control del sistema de una prótesis mioeléctrica (ME).

En [22] la clasificación de los gestos de la mano para los diferentes tipos de agarre se realiza mediante la técnica de reconocimiento de patrones denominada máquina de soporte vectorial (*Support Vector Machine (SVM)*). El SVM es un algoritmo de ML supervisado en el que el entrenamiento se basa en la solución de un problema de optimización convexo para encontrar el hiperplano de separación óptimo entre dos clases de un conjunto de entrenamiento. El resultado del algoritmo de entrenamiento se utiliza entonces para discriminar entre las dos clases en los nuevos datos.

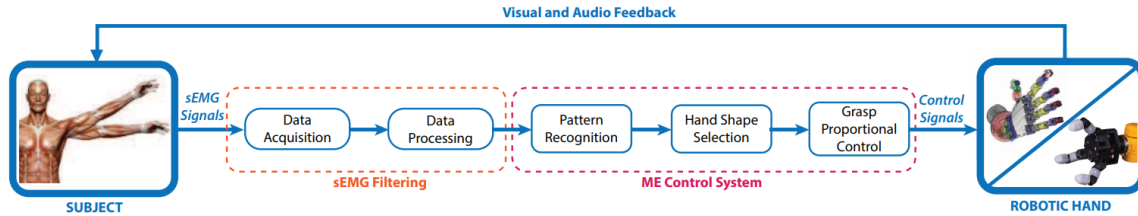


Figura 3.5: Esquema general de control Prótesis Mioeléctricas [22]

Para construir el clasificador, se requiere una sesión de entrenamiento para construir una base de datos de entrenamiento, que esta compuesto por muestras de 8 dimensiones de los valores RMS de los canales de sEMG. Después de esto, el clasificador SVM puede utilizarse en línea para reconocer los gestos de la mano.

Finalmente el sistema se probó durante experimentos de agarre en una mano robótica antropomórfica y en una pinza industrial montada en un manipulador, el resultado es un porcentaje de éxito del 96,3% entre 4 sujetos sanos.

En [23] proponen un nuevo enfoque de regresión mínimamente supervisado basado en sEMG que es capaz de realizar un ajuste no lineal sin necesidad de etiquetar los datos de entrenamiento punto por punto. El método propuesto explota una versión diferenciable de la similitud DTW (*Dynamic Time Warping*), denominada divergencia soft-DTW, como función de pérdida para una arquitectura de red neuronal flexible.

Como resultado de la implementación de dicho enfoque obtuvieron mediante una evaluación experimental con 10 sujetos sanos (cinco en un experimento offline y cinco en un experimento online), en la sesión experimental offline, se demuestra la robustez de la Red Neuronal (NN *por sus siglas en inglés*) soft-DTW propuesta frente a la desalineación temporal entre la salida del objetivo de la NN y el conjunto de datos de entrenamiento del sEMG, también se apoya por pruebas estadísticas. Los sujetos implicados de la sesión experimental en línea, fueron capaces de controlar una mano robótica simulada, y realizar el agarre de diferentes de diferentes objetos controlando el agarre de potencia, trípole y agarre cubital en una mano robótica real.

En [24] proponen un paradigma de adquisición de datos dinámicos en bucle cerrado en el que las configuraciones críticas del brazo se identifican en tiempo real y se le señalan al sujeto con una retroalimentación acústica, lo que lleva a los sujetos a forzar los movimientos en configuraciones críticas del brazo.

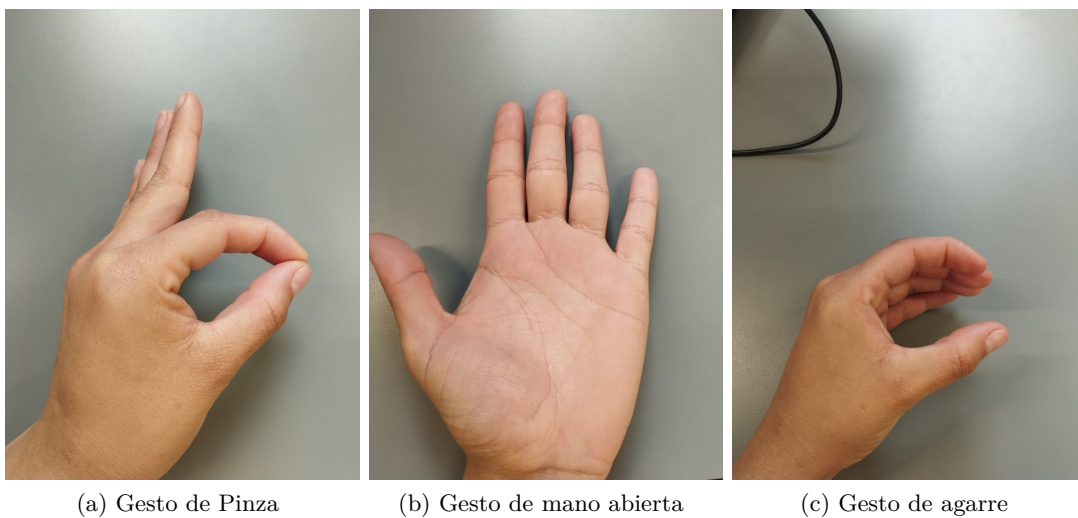
Se implementó el control mioeléctrico simultáneo y proporcional de una mano protésica mano con un modelo de Ridge Regression with Random Fourier Features. El modelo se entrenó en línea durante la adquisición de datos con un flujo de muestras de sEMG de 8 canales etiquetadas con velocidad normalizada de los dedos de la prótesis.

Finalmente como resultado obtuvieron que la implementación del bucle cerrado mejoró el rendimiento del control mioeléctrico en tareas de manipulación difíciles en sujetos no discapacitados.

Capítulo 4

METODOLOGÍA

Actualmente la Corporación FABRILAB cuenta con algunos modelos de control mediante sEMG, sin embargo tienen algunas fallas en cuanto a tiempo, identificación del gesto y capacidad de entrenamiento. Por lo tanto se toma como una oportunidad de mejora para implementar un modelo de detección de gestos con inteligencia artificial e implementar este en las prótesis con gestos básicos, como: pinza (4.1a), apertura de la mano (4.1b) y agarre (4.1c).



(a) Gesto de Pinza

(b) Gesto de mano abierta

(c) Gesto de agarre

Figura 4.1: Gestos básicos que se entrenan con el modelo y se implementan en la prótesis

Teniendo en cuenta el trabajo a realizar se establece un diagrama para la metodología, el cual se encuentra en la figura 4.2.

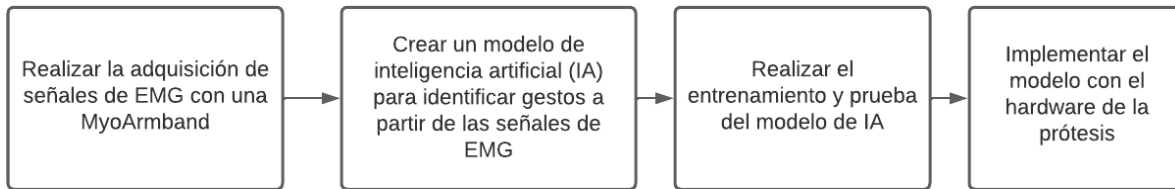


Figura 4.2: Diagrama del paso a paso para llevar a cabo los objetivos del proyecto y su desarrollo.

4.1 Creación de un banco de datos de señales de sEMG con una Myo Armband

Para realizar la toma de los datos, primero se realiza el acople de la Myo Armband con la Raspberry Pi, teniendo esto, se realiza la toma de la señal de sEMG durante los tres gestos que se mencionaron anteriormente (agarre, pinza y mano abierta), se verifica que la señal de sEMG adquirida se encuentre en un estado apto es decir filtrada de los ruidos que puedan provenir de la manilla y el montaje en general. Por último se toman estos datos y se realiza el almacenamiento en archivos diferentes para cada uno de los gestos ejecutados y así poder diferenciar las señales de sEMG.

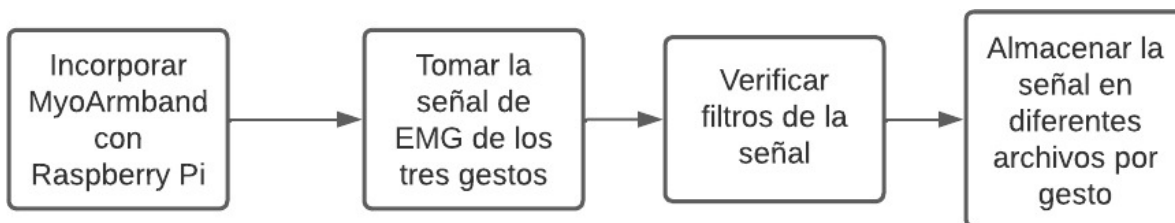


Figura 4.3: Diagrama del paso a paso para llevar a cabo la adquisición y creación del BD

4.2 Diseño del modelo basado en inteligencia artificial para la identificación de gestos a partir de las señales de sEMG

Para diseñar el modelo, se usan las señales puras adquiridas desde la Myo Armband y en este caso se utiliza el algoritmo de K vecinos más cercanos (K-NN *Por sus siglas en inglés*) que consiste en un clasificador de aprendizaje supervisado no paramétrico, que utiliza la proximidad para hacer clasificaciones o predicciones sobre la agrupación de un punto de datos individual. A continuación se explica paso a paso el procedimiento que realiza el algoritmo para clasificar los gestos. El funcionamiento del K-NN se puede explicar de la siguiente forma: Paso 1: Se debe seleccionar el número K de los vecinos. Paso 2: Calcular la distancia euclidiana de K número de vecinos. Paso 3: tome los K vecinos más cercanos según la distancia euclidiana calculada. Paso 4: entre estos k vecinos, cuente el número de puntos de datos en cada categoría. Paso 5: Asigne los nuevos puntos de datos a esa categoría para la cual el número de vecinos es máximo. Paso 6: Nuestro modelo está listo.

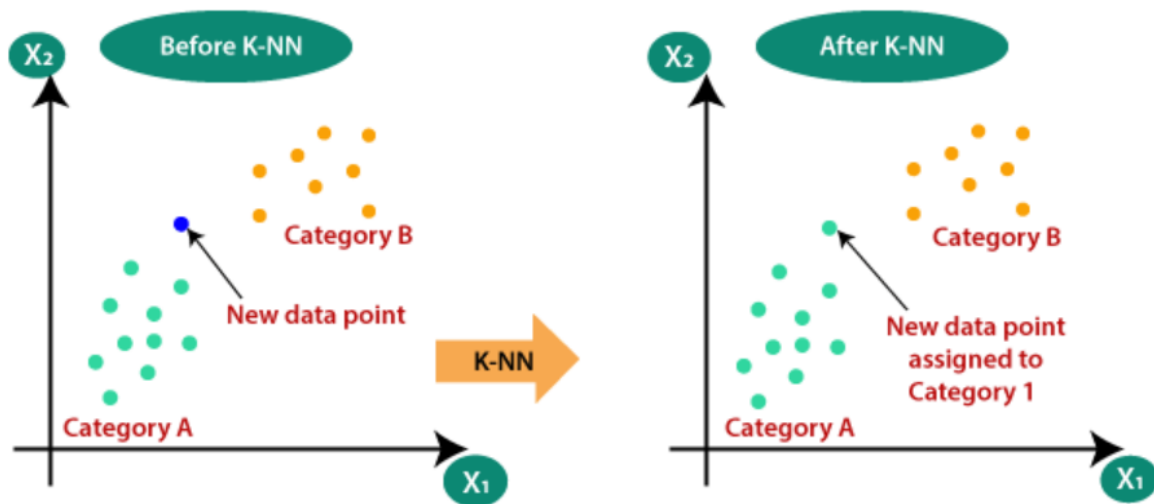


Figura 4.4: Explicación gráfica del algoritmo K-NN [25]

4.2.1. Entrenamiento y pruebas del modelo

Para esta sección se toman las señales registradas en el banco de datos de cada uno de los gestos establecidos (mano abierta, agarre y pinza) y se entrena el modelo diseñado. Se aplica en este caso un aprendizaje supervisado, ya que la clasificación de los gestos se realiza a partir de las señales previamente albergadas en el banco de datos. Después de entrenar el modelo con la cantidad de datos almacenados, se procede a realizar una serie de pruebas para validar el funcionamiento mediante la ejecución de cada uno de los gestos con una repetición de 15 veces cada uno y esperando un lapso de aproximadamente 3 segundos entre gesto, para un total de 45 gestos ejecutados y así validar la predicción, precisión, calidad y demás factores importantes del modelo.

4.3 Evaluación del modelo desarrollado a un prototipo de prótesis mecánica de FABRILAB

Luego de realizar las pruebas y entrenamiento del modelo, se realiza el ensamblaje del software al hardware correspondiente de la prótesis. Con esto se hace referencia a los actuadores de esta, entre los que se encuentra un mecanismo mecánico donde se utilizan servomotores y una serie de cuerdas para permitir el movimiento de cada uno de los dedos de la mano.

Con el ensamblaje se hace referencia a la configuración de cada uno de los parámetros necesarios (en este caso el ángulo) para que los motores puedan actuar en el momento en que el modelo detecte el gesto establecido.

Capítulo 5

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

El desarrollo del presente trabajo se llevo a cabo mediante el diagrama de metodología estipulado en la figura 4.2, cada uno de los resultados se encuentran en las siguientes secciones.

5.1 Adquisición y creación de un BD de señales de sEMG con una MA

El banco de datos se graba durante la ejecución de cada uno de los gestos por un tiempo aproximado de un minuto, después de esto se almacena en archivos que se encuentran en la Raspberry Pi y se diferencian por el número con el que se grabo el gesto (0,1,2...9). En la figura 5.1 se muestran ejemplos de las señales de sEMG durante los gestos de mano abierta, pinza y agarre.

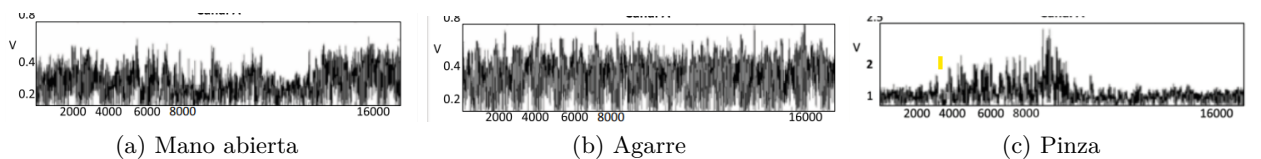


Figura 5.1: Señales de sEMG de los gestos mencionados

5.2 Diseño del modelo basado en inteligencia artificial para la identificación de gestos a partir de las señales de sEMG

A continuación se observan los parámetros de evaluación para el rendimiento del modelo KNN utilizado. Para evaluar el rendimiento se realizaron pruebas y se almacenaron los resultados en una matriz de confusión que se encuentra en la tabla 5.1.

Teniendo en cuenta esta matriz se calcula la Precisión, F-score, Recuperación o Recall y Kappa Score. Donde la precisión mide la calidad del modelo en clasificación, el recall la cantidad que el modelo es capaz de identificar, el F-Score permite combinar la precisión y el recall para así poder comparar el rendimiento combinado de estos entre varias soluciones y el Kappa Score mide el grado de concordancia entre los valores verdaderos y los valores pronosticados. Estos parámetros de evaluación se encuentran en la tabla 5.2.

		Real			Total
		Mano Abierta	Pinza	Agarre	
Previsto	Mano Abierta	15	0	0	15
	Pinza	3	10	2	15
	Agarre	1	1	13	15
Total		19	11	15	45

Tabla 5.1: Matriz de confusión del Modelo K-NN

5.3 Evaluación del modelo desarrollado a un prototipo prótesis mecánica de FABRILAB

En la figura 5.2a se presenta la prótesis de FABRILAB utilizada para realizar la validación del modelo desarrollado y en la figura 5.2b se observa el mecanismo que fue configurado para realizar cada uno de los gestos predecidos por el modelo.



Figura 5.2: Prótesis y su mecanismo para validación del modelo K-NN desarrollado de marca FABRILAB

Para ejecutar cada uno de los gestos en la prótesis, se realizó el circuito de la figura 5.3 entre los motores de la prótesis y la raspberry Pi con el fin de modificar los ángulos para cada movimiento.

Evaluación del Algoritmo	
Parámetro	Valor
Precisión General	84.44 %
Precisión Individual	Mano Abierta: 78.95 % Pinza: 90.91 % Agarre: 86.67 %
F-Score Individual	Mano Abierta: 88.24 % Pinza: 76.93 % Agarre: 86.67 %
F-Score General	83.95 %
Recuperación	Mano Abierta: 100 % Pinza: 66.67 % Agarre: 86.67 %
Kappa Score	76.7 %

Tabla 5.2: Tabla de resultados para evaluación del Modelo

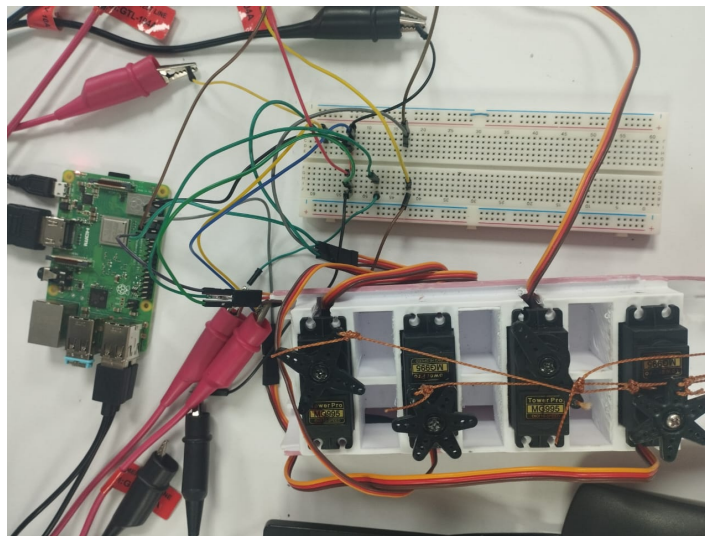


Figura 5.3: Circuito de conexión prótesis-Raspberry Pi

Para finalizar, en la figura 5.4 se observan cada uno de los gestos efectuados directamente

por la prótesis al identificar el gesto con la Myo Armband y el modelo K-NN.

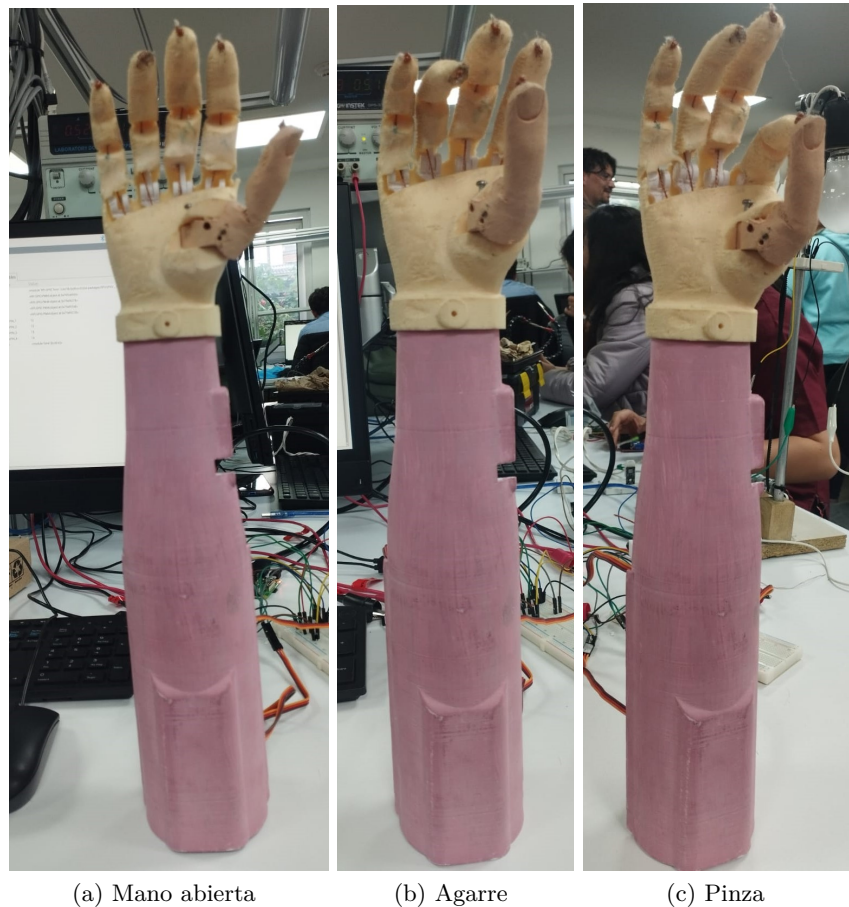


Figura 5.4: Ejecución de gestos con prótesis FABRILAB

5.4 DISCUSIÓN

Teniendo en cuenta los resultados de la matriz de confusión observados en la tabla 5.1 y de la evaluación del algoritmo en la tabla 5.2, se observa que el modelo identifica más fácilmente el agarre y la mano abierta basandonos en el Recall o Recuperación de estos dos, ya que son 86.67 % y 100 % respectivamente, este es un parámetro que identifica la cantidad del gesto que el modelo es capaz de identificar, este resultado puede deberse a que al realizar estos se activan una mayor cantidad de músculos, por lo que se tiene una señal de sEMG con mayor información. Mientras que el gesto con menor porcentaje de recall es el agarre con 66.67 % y se evidencia que se reconoce más difícilmente por el modelo debido a que se ven involucrados una menor cantidad de músculos.

En cuanto a la implementación del modelo en la prótesis, el manejo de los motores es la parte más difícil debido a que se debe configurar cada uno individualmente para que en conjunto realicen el gesto adecuado, además de que al ser servomotores se debe calibrar el cero inicial para asegurarse que el mecanismo pueda manejar el dedo de forma correcta. Uno de

los dedos más complejos, es el pulgar, debido a los grados de libertad que posee y la tensión y fuerza que debe hacer el motor para lograr moverlo a la posición adecuada. El gesto más difícil de ejecutar en la prótesis es el agarre ya que necesita mover todos los motores al tiempo y proporcionar estabilidad suficiente a la hora de coger los objetos, mientras que el más sencillo de realizar es la pinza porque solo se deben mover dos motores para ejecutarlo.

Capítulo 6

CONCLUSIONES

Teniendo en cuenta los objetivos planteados al inicio del proyecto, donde se buscaba principalmente generar un modelo que permitiera controlar los gestos de una prótesis, el modelo K-NN desarrollado tuvo una precisión del 84.4%, lo que da a entender que este es preciso y permite identificar mayormente los gestos de agarre y mano abierta, además el modelo no solo permite entrenar estos gestos, sino hasta 9 gestos diferentes, lo cual amplía la capacidad de las prótesis. También se creó un banco de datos que permite almacenar las señales de sEMG de cada uno de los gestos. Esto le permite a la empresa FABRILAB tener acceso al monitoreo constante de cada uno de los usuarios de las prótesis fabricadas (en este caso pacientes sanos) y de la evolución de cada uno de los músculos involucrados en los gestos para el personal de salud involucrado en la rehabilitación integral del paciente. Por último se buscaba evaluar el modelo de control desarrollado en una prótesis de marca FABRILAB, lo cual se logró mediante el ensamblaje del modelo K-NN al mecanismo de actuadores que presenta la prótesis realizando la configuración de parámetros como: ángulos del motor.

En cuanto a los gestos más sencillos de realizar son: agarre y mano abierta con un recall de 86.67% y 100% respectivamente, mientras que el más difícil es la pinza con un 66.67%. Para la implementación del modelo en la prótesis, el gesto con fácil implementación es la pinza, debido a la cantidad de motores a utilizar y el más difícil es el agarre porque se deben mover todos los motores. Finalmente, para mejorar el funcionamiento de la prótesis, se podría considerar el uso de motores DC para controlar la velocidad con la que se ejecuta el gesto y posición en un lazo cerrado, esto permitiría tener un manejo más adecuado para la posición exacta de cada dedo en los gestos. Además de esto, se puede implementar un tipo de silicona médica en la falange distal de cada dedo para aumentar la capacidad de agarre.

Capítulo 7

RECOMENDACIONES Y TRABAJOS FUTUROS

En cuanto al entrenamiento del modelo, se sugiere para pacientes con amputaciones, el uso de la tecnología de Realidad Virtual para facilitar el aprendizaje de los gestos que se vayan a realizar. Lo primero es determinar que la prótesis que se observe en la simulación 3D sea igual o muy similar a la que se va a usar, seguido de esto identificar una serie de ejercicios que el paciente pueda realizar como por ejemplo alcanzar una posición objetivo, estos ejercicios deberán graduar su nivel de complejidad para determinar si el paciente puede o no usar una prótesis mioeléctrica. Con este trabajo se disminuyen los gastos para la empresa, ya que se realiza una validación previa de si el paciente es apto o no para el uso de este tipo de prótesis.

Por último, en cuanto al tipo de Inteligencia artificial desarrollado se sugiere validar otros como por ejemplo el uso de Machine Learning en dispositivos pequeños (*TinyML Por sus siglas en inglés*) que consiste en desarrollar modelos de ML en dispositivos de bajo costo, capacidad y tamaño para reducir el consumo de energía. También se podría utilizar el sistema EdgeAI que consiste en utilizar modelos de ML para procesar datos generados por un dispositivo de hardware a nivel local. El dispositivo no necesita estar conectado a internet para procesar dichos datos y tomar decisiones en tiempo real, en cuestión de milisegundos. Con esto se consigue reducir considerablemente los costos de comunicación derivados del modelo en la nube. En otras palabras, el Edge AI lleva los datos y su procesamiento al punto más cercano de interacción con el usuario, ya sea un ordenador, un dispositivo IoT o un servidor Edge. Teniendo en cuenta estas tecnologías se podrían validar diferentes modelos de machine learning, como por ejemplo: algoritmos de regresión, bayesianos, árboles de decisión, redes neuronales o de aprendizaje profundo.

Bibliografía

- [1] FABRILAB, «<https://fabrilab.com.co/quienes-somos.html>,» 24-Sep-2022.
- [2] Discapacidad y Salud, «<https://www.who.int/es/news-room/fact-sheets/detail/disability-and-health>,» 24-Nov-2021.
- [3] M. de Salud, «Sala situacional de las Personas con Discapacidad (PCD) Ministerio de Salud y Protección Social Oficina de Promoción Social p. 34, 2017,» 2017.
- [4] S. A. Alzate Cubillos 6C. J. Perea Caro, «Boletines Poblacionales: Personas con Discapacidad-PCD 1 Oficina de Promoción Social I-2020. Minsalud - Gobierno de Colombia, 15.,» 2020.
- [5] M.Afschrift, F. De Groote, J. De Schutter, and I.Jonkers, «The effect of muscle weakness on the capability gap during gross motor function: A simulation study supporting design criteria for exoskeletons of the lower limb,» *Biomedical Engineer Online*, vol. 13, págs. 1-15, 2014.
- [6] T de asistencia, «<https://www.who.int/es/news-room/fact-sheets/detail/assistive-technology>,» 19-Feb-2020.
- [7] Prótesis para miembro superior, «<https://www.catalogodelasalud.com/>,» 27-09-2022.
- [8] Ayats, M, « Trabajo de Final de Grado, Diseño de una prótesis de mano adaptable para niños,» Abril de 2017.
- [9] Anomalías congénitas, «<https://www.who.int/es/news-room/fact-sheets/detail/congenital-anomalies>,» 28-02-2022.
- [10] Jorge Eduardo CASTRO APARICIO, «Etiología más frecuente de las amputaciones de miembro superior en el Instituto Especializado de Rehabilitación “Adriana Rebaza Flores” de enero 1999 a diciembre del 2002,» 2006.
- [11] M. O. M. Antonio, «Diseño de un sistema protésico para pacientes con amputación del miembro superior que se desempeñan en contextos acuáticos, brindando una excelente terapia de tratamiento y recuperación. Proyecto A L E T A,» 2020-05-28.
- [12] Prótesis, «<https://medlineplus.gov/spanish/ency/article/002286.html>,» 28-02-2022.
- [13] P. de mano, «<https://mediprax.mx/protesis-esteticas-de-miembro-superior>,» 22-11-2022.
- [14] P. de mano estetica, «<https://www.ortopediagordillo.com>,» 23-11-2022.
- [15] N. Loaiza Jair Arzola, «EVOLUCIÓN Y TENDENCIAS EN EL DESARROLLO DE PRÓTESIS DE MANO,» 16-08-2011.

- [16] Biblioteca digital USB, «<http://bibliotecadigital.usb.edu.co/bitstream/10819/7899/1/Protesis-Miembro-Superior-Rios-2020.pdf>,» 2020.
- [17] T. Severin, «DESIGN OF AN AFFORDABLE ANTHROPOMORPHIC MECHANICAL PROSTHETIC HAND,» 9-2014.
- [18] Diaz, J Dorador, «Mecanismos de transmision y actuadores utilizados en protesis de mano.,» *Memorias del congreso XV anual se la SOMIM. UNAM, Mexico D.F*, págs. 335-343, 2009.
- [19] Otto Bock, «MyoHand VariPlus Speed,<http://www.ottobock.com/cps/rde/xchg/ob-com-es/hs.xsl/19986.html>,» 2009.
- [20] Quinayás Burgos, Cesar Augusto, «DISEÑO Y CONSTRUCCION DE UNA PROTESIS ROBOTICA DE MANO FUNCIONAL ADAPTADA A VARIOS AGARRES,» *Universidad del Cauca*, 1-2010.
- [21] Jess Christopher, «3D-Printed Myoelectric Hand Prosthesis,<https://transmitter.ieee.org/makerproject/view/c180f>,» *IEEE Maker Project*, pág. 110,
- [22] R, Meattini S, Benatti U, Scarcia D, De Gregorio L, Benini C, Melchiorri, «An sEMG-Based Human–Robot Interface for Robotic Hands Using Machine Learning and Synergies,» *IEEE Transactions on Components, Packaging and Manufacturing Technology*, págs. 1149-1158, July 2018. DOI: 10.1109/TCPMT.2018.2799987.
- [23] R. Meattini, A. Bernardini, G. Palli y C. Melchiorri, «sEMG-Based Minimally Supervised Regression Using Soft-DTW Neural Networks for Robot Hand Grasping Control,» *IEEE Robotics and Automation Letters*, vol. 7, n.º 4, págs. 10144-10151, 2022. DOI: 10.1109/LRA.2022.3193247.
- [24] D. Brusamento, A. Gigli, R. Meattini, C. Melchiorri y C. Castellini, «Closed-loop Acquisition of Training Data Improves Myocontrol of a Prosthetic Hand,»
- [25] K-Nearest Neighbor algorithm for Machine Learning - Javatpoint, «<https://www.javatpoint.com/k-nearest-neighbor-algorithm-for-machine-learning>,» 21-11-2022.

ANEXO

En el diagrama 1 se presenta el cronograma estipulado para la realización del proyecto.

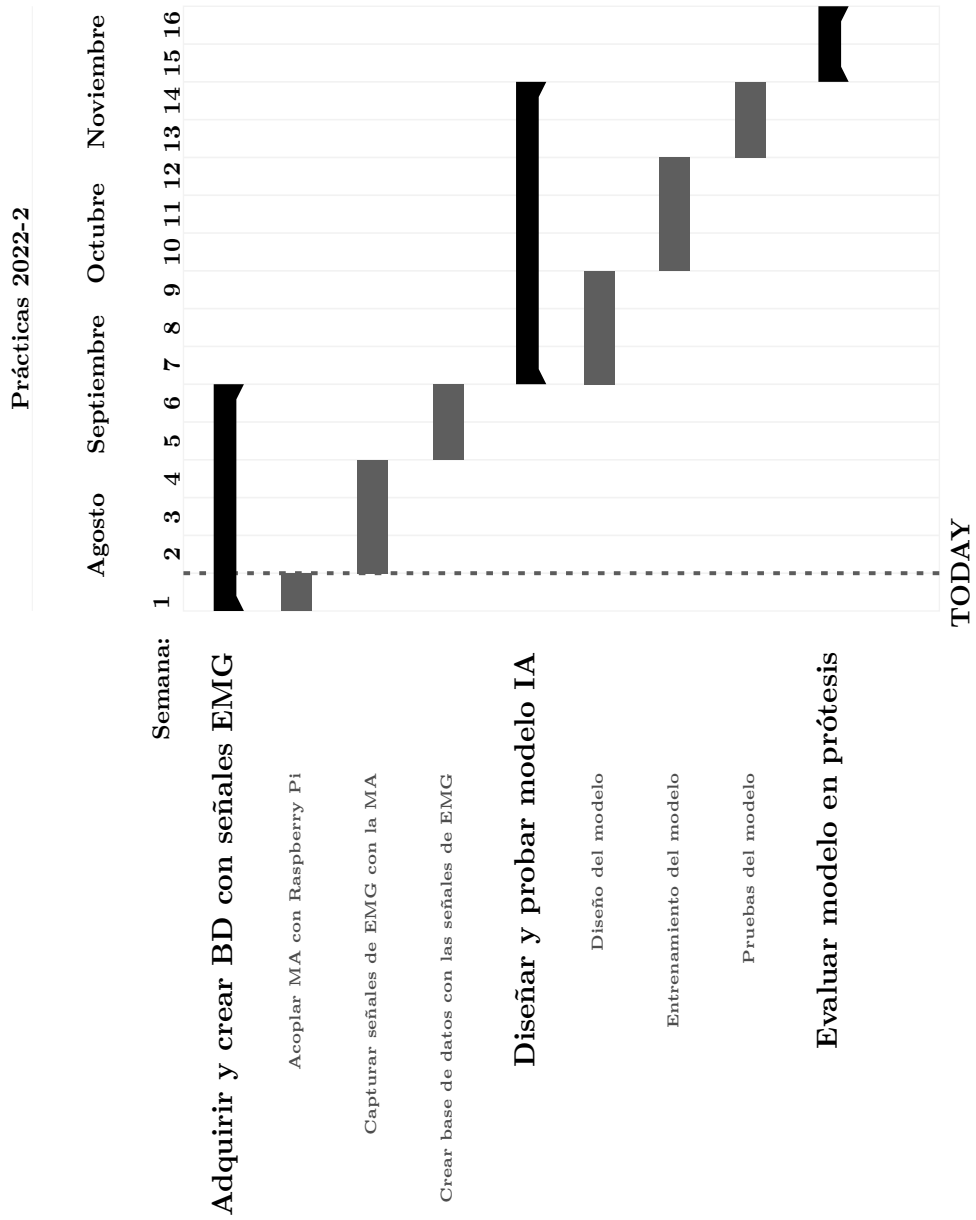


Figura 1: Digrama de Gannt