

UNIVERSIDAD DEL VALLE DE GUATEMALA
Facultad de Ingeniería



**Diseño e implementación de una interfaz biomédica y sensores
inerciales para el control de actuadores en tiempo real.**

Protocolo de trabajo de graduación presentado por Santiago José Rivera
Lemus, estudiante de Ingeniería Mecatrónica

Guatemala,

2024

Resumen

El objetivo principal del trabajo de graduación es desarrollar una interfaz biomédica que permita la comunicación efectiva con sensores inerciales para el control de actuadores en tiempo real mediante el uso de señales electromiográficas (EMG). Estas señales serán aprovechadas para crear un sistema que pueda interpretar y traducir dicha actividad en comandos precisos para el control de actuadores. Para lograr un uso eficiente de las señales EMG, se implementará una etapa de filtrado sofisticada que permitirá extraer las características más relevantes de las señales en crudo. Este proceso de filtrado es crucial, ya que asegura que la información capturada sea precisa y utilizable para posteriores análisis y decisiones. Una vez filtradas las señales, se aplicarán diferentes métodos de aprendizaje automático para desarrollar clasificadores altamente eficientes. Estos clasificadores tendrán la tarea de interpretar las características extraídas y traducirlas en comandos que los actuadores puedan ejecutar. El enfoque principal se centrará en el control de prótesis de miembros superiores, aunque la tecnología desarrollada tendrá la versatilidad para ser adaptada a prótesis de cualquier parte del cuerpo. La capacidad de los clasificadores para interpretar correctamente las señales EMG y convertirlas en movimientos fluidos y naturales representará un avance significativo en la investigación y desarrollo de prótesis controladas por señales electromiográficas. Este proyecto no solo mejorará la capacidad de generar movimientos diversos y precisos en las prótesis, sino que también ofrecerá una gran versatilidad y adaptabilidad en su aplicación médica. Al proporcionar un sistema adaptable, se podrá ajustar la tecnología para satisfacer las necesidades individuales de cada usuario, mejorando significativamente su calidad de vida.

Antecedentes

Interfaces Biomédicas

En tiempos recientes, el estudio de las señales del cuerpo ha sido un campo explorado para su uso dentro de diferentes aplicaciones para ayudar y mejorar la vida de las personas que lo lleguen a necesitar. Ya sea dentro del campo médico, con la creación de prótesis o en el campo de la robótica, para lograr el control de diferentes actuadores y robots en general, para tener un control sin necesidad de un mando físico, más bien un control con las señales del cuerpo.

En la Universidad del Norte se desarrolló un sistema con la capacidad de adquirir y visualizar señales EMG [1]. Por medio del uso de electrodos y ciertos microcontroladores se logró la captación de las señales, por medio de un procedimiento específico de adquisición utilizando circuitos de amplificación y diferentes filtros para lograr tener una señal limpia. Además, el uso de una conversión A/D y el uso de USART fueron implementados para una comunicación estable con un ordenador. La interfaz utilizó LabVIEW para lograr mostrar visualmente las señales EMG producidas por una persona.

En la Universidad de Cauca se realizó el desarrollo de una interfaz gráfica Hombre – Máquina de recolección y diferenciación de señales EMG por medio de tres diodos y diferentes sensores para lograr, analizar y procesar las señales [2]. En el desarrollo se utilizó

Aprendizaje Automático para lograr diferenciar las señales por el uso de características. Por ejemplo, en este proyecto se utilizaron las características de media, varianza, histograma de amplitudes y el valor RMS. Los algoritmos de control y la creación del sistema se hicieron utilizando LabVIEW 6i de National Instruments, donde se logró el control de diferentes aplicaciones como lo son un brazo robótico y su simulación, además del control de un robot móvil.

En 2019 en la Universidad Nacional de La Plata se creó una interfaz hombre – máquina con recolecciones en tiempo real de las señales y portátil [3]. Para conseguir una buena adquisición de señales, el proyecto seleccionó el microcontrolador MSP430G2553 de Texas Instruments y un circuito integrado ADS1299 para la etapa de alimentación del sistema. Los resultados obtenidos fueron satisfactorios y se logró la creación de un dispositivo portátil con vida útil de aproximadamente 38 horas.

Interfaces Biomédicas Desarrolladas en la UVG

En la Universidad del Valle de Guatemala se han estado desarrollando herramientas en los últimos años para lograr una mejor obtención y análisis de señales bioeléctricas. Empezando en el año 2020, con el trabajo de María Fernanda Girón [4], se implementaron diferentes algoritmos de reconocimiento de señales electromiográficas (EMG) para su implementación en el control de sistemas robóticos. Realizado por medio de algoritmos de Aprendizaje Automático con Maquinas de vectores de soporte (SVM) y Redes neuronales (RNAs), obteniendo rendimientos de clasificación superiores al 80 %.

En ese mismo año Rodrigo Ralda [5], desarrolló una primera iteración de una interfaz con la habilidad de manipular sistemas robóticos con el uso de señales electroencefalográficas obteniendo resultados similares al trabajo de Girón, con porcentajes superiores a un 80 %.

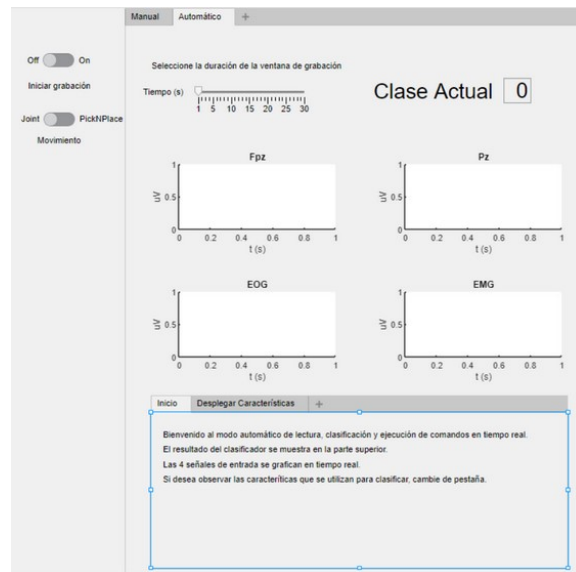


Figura 1: Primera fase de la interfaz UVG [5].

En el año 2021, se continuó la investigación y mejora de los trabajos previos dentro

de la Universidad del Valle de Guatemala con el trabajo de Roberto Cáceres [6]. En ese trabajo se implementó una unificación con los trabajos previos creando una sola interfaz con el mismo objetivo de control de sistemas robóticos con la implementación de algoritmos de aprendizaje automático.

En la investigación se obtuvieron rendimientos superiores a trabajos anteriores dentro de la universidad utilizando los dos tipos de señales bioeléctricas siendo las señales EEG como señales auxiliares. El rendimiento varió obteniendo un porcentaje de 85 % solo con características de la señal EMG, incrementando a un 87 % con el uso de las señales EEG como auxiliares.

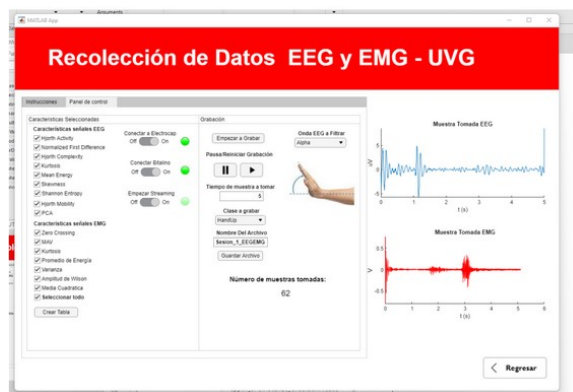


Figura 2: Segunda fase de interfaz [6].

La investigación dentro de la universidad continuó en el año 2023 con el trabajo de Fernando Sandoval [7] solventando una mejora en la disminución del tiempo computacional de los algoritmos y de extracción de señales con un cambio en el dispositivo optando por el sistema BIOPAC y con la base de datos del centro HUMANA. La mejora de los algoritmos llegó a un porcentaje de clasificación positivo mostrando un rendimiento superior a un 90 %.

Dentro de la simulación dentro de la interfaz a pesar de lograr obtener resultados positivos se mostraron porcentajes de clasificaciones erróneas, gracias a una variación en la clasificación de señales de un mismo sujeto las cuales fueron tomadas en diferentes días, esto siendo más pronunciado en las señales EEG.

En los proyectos observados en la UVG podemos analizar limitaciones que existieron con los proyectos anteriores. Estas entran a la falta de un control en tiempo real y rendimientos que pueden llegar a incrementarse para la clasificación de señales.

Las limitaciones mencionadas abren las puertas a una mejora en el reconocimiento de señales EMG y EEG para el uso de la interfaz biomédica UVG, además de una implementación física. Abriendo el campo de una implementación en tiempo real de los algoritmos para una aplicación específica dentro del campo médico con el uso de actuadores para la recreación de movimientos naturales del cuerpo.

Control de actuadores por medio de señales bioeléctricas

La investigación de la creación y programación de una prótesis o bien actuadores por medio de señales biomédicas ha sido importante durante las últimas épocas donde se han hecho varios avances con equipo capaz no solo de filtrar y obtener las señales si no que también con la capacidad de analizar y procesar las mismas.

Para poder encontrar y reconocer las diferentes señales obtenidas en el cuerpo y poder interpretarlas para un control más sistemático ha sido tema de discusión en tiempos recientes. El análisis de las mismas y la diferenciación de las mismas cae en las características de las diferentes señales.

Es necesario el uso de aprendizaje automático y el uso de características de las diferentes señales para lograr una clasificación. Ejemplos de estas pueden ser el valor medio absoluto, la longitud de forma de onda, cruces por cero, cambio de signo de pendiente, entre otros [8].

En el año 2015 en la Universidad de Zaragoza [9], se inició entorno experimental para pruebas de control con señales bioeléctricas, donde se logró una captación y lecturas de las señales EMG para crear movimientos de un brazo robótico por medio de la placa *Muscle Sensor v3* con la cual se lograron obtener movimientos simples relacionando señales tanto EMG como EEG y sus características.

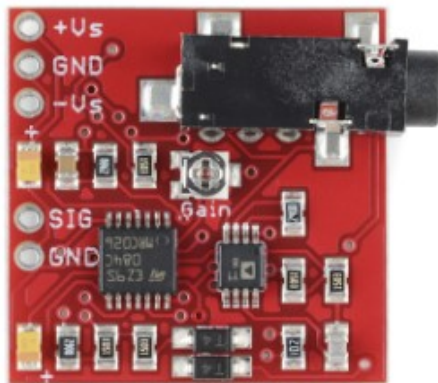


Figura 3: Placa Muscle Sensor v3 [9].

En el año 2020, se realizó un diseño y una prótesis de miembro superior en la Universidad del Valle de Guatemala hecho por Gonzalo Palarea [10], quien diseñó una prótesis electromecánica de bajo costo por medio de materiales impresos en 3D con la idea de crear una alternativa a los productos y precios de esos tiempos. Palarea logró crear un diseño bajo en costo con una programación basada en el sensor *Myoware* con el cual fue posible realizar movimientos simples reflejando movimientos naturales de la mano.

En los proyectos observados, las limitaciones que brindan recaen mucho en el análisis de las señales y el rendimiento de clasificación por medio del Aprendizaje Automático. Los sensores utilizados no brindaron una señal tan limpia y manipulable. La variedad de movimientos se ve limitada y trae consigo cierto porcentaje de error con el reconocimiento



Figura 4: Módulo Myoware [10].

de las señales.

Las limitaciones mencionadas brindan campo para mejora de control de los diferentes dispositivos, tanto con una recolección de datos más exacta como una mejora en el procesamiento y análisis de las señales. El control de actuadores por medio de señales bioeléctricas brinda la necesidad de optimizar y mejorar la forma de obtener las señales, los algoritmos de aprendizaje automatizado se muestran esenciales para el control exacto y buscado para aplicaciones específicas

Justificación

Hoy en día, la tecnología es parte necesaria dentro de nuestras vidas habituales, siendo dentro de diferentes campos de implementación, por ejemplo, dentro del campo médico. La tecnología dentro del ámbito médico muestra ser una clave esencial para el apoyo no solo para el personal médico, sino que brinda ayuda a personas que puedan llegar a tener alguna discapacidad o enfermedad.

El desarrollo y creación de prótesis ha sido un campo de investigación importante no solo en la actualidad, sino que a lo largo de la historia hay registros de usos de prótesis rudimentarias, siendo el primer registro histórico en el antiguo Egipto. La tecnología ha sido importante en la investigación actual de prótesis y un gran campo de desarrollo es el uso de señales bioeléctricas para el control de los mismos.

En la actualidad el desarrollo de prótesis, principalmente de extremidades, se ha enfocado en el uso de señales bioeléctricas para el control de las mismas. El estudio de las señales bioeléctricas ha traído una amplia gama de campos de trabajo no solo para el mencionado control de actuadores, se puede mencionar el análisis de los mismos para lograr un mejor entendimiento de como funciona el cuerpo humano.

El presente trabajo tiene como objetivo utilizar señales EMG y EEG para su uso dentro del control de diferentes actuadores, por medio de una interfaz biomédica y el uso de equipo

de extracción de señales. Es importante mencionar que las fases previas fueron capaces de implementar una interfaz capaz de realizar un análisis y diferenciación de diferentes señales bioeléctricas para su uso dentro de simulaciones y el uso en sistemas robóticos.

Este trabajo busca implementar una mejora en el método de recolección utilizado en las fases previas de investigación y mejorar el análisis de diferenciación entre las diferentes señales creadas por el cuerpo humano. El proyecto también busca implementar una lectura y análisis en tiempo real de las señales para lograr un control en tiempo real.

El control ideal propuesto en la investigación se implementará mediante el uso de aprendizaje automático, utilizando clasificadores que se basen en las características de diversas señales. Además de clasificar las señales de manera más precisa, se busca emplear otros tipos de sensores, como sensores de fuerza y giroscopios. Estos sensores no solo permitirán recrear movimientos exactos, sino también detectar y demostrar una señal que indique la intención de realizar un movimiento.

Objetivos

Objetivo General

Mejorar las interfaces biomédicas para control de sistemas robóticos desarrollada en fases previas, incorporar sensores fuerza e inerciales, implementar un sistema de control en tiempo real y adaptar las interfaces para el control de actuadores.

Objetivos Específicos

- Mejorar las interfaces biomédicas desarrolladas anteriormente, integrando un módulo de detección, muestreo y procesamiento en tiempo real de señales EMG.
- Evaluar sensores de fuerza e inerciales y adaptarlos para su uso dentro de las interfaces.
- Aplicar algoritmos de extracción de características y aprendizaje automático a señales EMG, para el control de actuadores.
- Implementar el control de actuadores por medio de señales EMG y sensores de fuerza y dirección.
- Validar las interfaces desarrolladas reconociendo movimientos comunes y controlando prótesis de miembro superior desarrolladas anteriormente en la UVG.

Marco teórico

Señales Bioeléctricas

Las señales bioeléctricas se refieren a las señales generadas por células nerviosas y células musculares, en específico en la membrana de potencial, las cuales producen una diferencia de potencial y corriente eléctrica para lograr diferentes procesos biológicos. Estas señales son

consideradas como las señales biomédicas más importantes dentro del estudio del cuerpo humano, esto gracias a que la mayoría de sistemas dentro del cuerpo utilizan células excitables hace posible que las señales bioeléctricas sean esenciales para conocer cómo funcionan los mismos [11].

Las señales bioeléctricas se pueden clasificar principalmente en el biosistema en el que actúan los mismos, dentro de los más estudiados y utilizados en diferentes campos podemos encontrar: señales electroencefalográficas (EEG), señales electrocardiográficas (ECG) y señales electromiográficas (EMG) [12].

Señales EMG

Las señales electromiográficas son señales producidas por el sistema muscular esquelético del cuerpo humano o bien el “motor” que mueve al ser humano. Las señales EMG son generadas durante una contracción muscular y la actividad eléctrica que se genera durante este proceso la cual se diferencia en la comparación de voltajes en el proceso. Las señales EMG en lo regular se encuentran con un voltaje entre 70 a 90 mV en reposo. Estas señales son importantes en diferentes campos de investigación e innovación en el mundo científico, siendo parte clave en diferentes estudios sobre el comportamiento del cuerpo humano.

La extracción de estas señales se puede hacer por diferentes formas, principalmente podemos analizar los electrodos de superficie o bien por electrodos intramusculares [13].

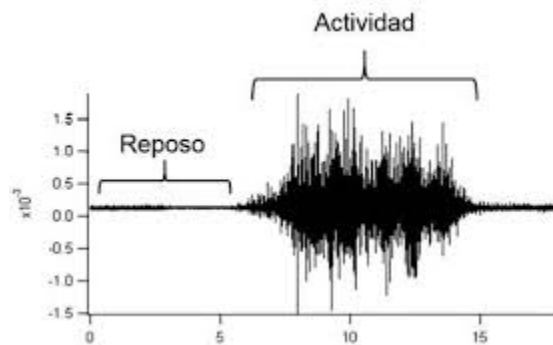


Figura 5: Ejemplo de señal EMG [14].

BITalino

PLUX Biosignals es una empresa cuyo objetivo es obtener soluciones para el trato y estudio de bioseñales. Cumpliendo con su objetivo, PLUX Biosignals ha desarrollado diferentes herramientas y servicios con el objetivo de apoyar a desarrollo de tecnologías basadas en el uso de bioseñales. Dentro de las herramientas y kits desarrollados podemos encontrar el BITalino siendo una plataforma de bioseñales open source diseñado para captar y analizar señales bioeléctricas [15].

BITalino es compatible con el software OpenSignals y tiene bloques de hardware con sensores capaces de captar señales electrocardiográficas, electromiográficas, electroencefalo-

gráficas, actividad electrodermica, entre otros [15].

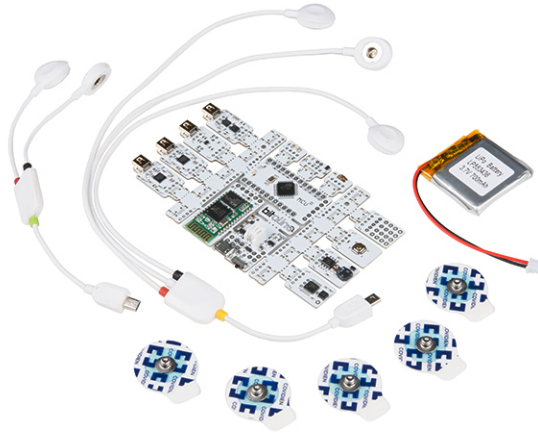


Figura 6: Kit de desarrollo BITalino [15].

Myoware

MyoWare 2.0 es un sensor creado por la empresa Advancer Technologies, con el objetivo de captar y visualizar señales electromiográficas por medio del uso de tres electrodos. El sensor tiene una variedad de accesorios para la mejora en la captación de señales, el sensor está diseñado para ser trabajado con un microcontrolador Arduino con la capacidad no solo de captar las señales, sino que amplificarlas y rectificarlas para facilitar el análisis y uso de las señales [16].



Figura 7: Muscle Sensor MyoWare 2.0 [16].

Aprendizaje automático

El aprendizaje automático, también conocido como *Machine Learning*, es una rama de la inteligencia artificial, la cual pretende automatizar la construcción de diferentes modelos analíticos con base en series de ejemplos [17].

Gracias al uso de diferentes datos ejemplares es posible crear una mejora en el “conocimiento” de la máquina para lograr predecir o identificar diferentes series de datos, basándose no solo por analogía o por experiencia.

El aprendizaje automático tiene diferentes ramas en las cuales se han ido creando basándose en diferentes técnicas de aprendizaje, siempre con el objetivo de mejorar con el tiempo y ser adaptable a cambios en los diferentes campos establecidos. Las dos ramas principales del aprendizaje automático se conocen como aprendizaje supervisado y el aprendizaje no supervisado [18].

Aprendizaje no supervisado

El aprendizaje no supervisado se refiere al tipo de aprendizaje sin el uso de etiquetas establecidas en los datos alimentados al sistema, es decir, que el sistema es el encargado de generar y establecer las diferencias entre los diferentes tipos de datos y clasificarlos por su cuenta propia. Principalmente, el aprendizaje no supervisado trata de utilizar técnicas de agrupamiento para lograr la clasificación de la serie de datos [19].

Aprendizaje supervisado

El aprendizaje supervisado es una rama del aprendizaje automático basado en el uso de series de datos con etiquetas establecidas para entrenar a la máquina. Este tipo de aprendizaje puede ser considerado como un aprendizaje guiado por el programador, el objetivo general de este tipo de aprendizaje es generalizar series de datos con base en la experiencia que se le ingresa a la máquina [20].

El aprendizaje automático se puede utilizar en diferentes campos, por ejemplo en la identificación y diagnóstico de una enfermedad por medio de comparación de síntomas, otro ejemplo también es la diferenciación y clasificación de señales eléctricas para su uso práctico o análisis [20].

■ Máquina de vectores de soporte

Las máquinas de vectores de soporte (SVM) es un método de aprendizaje supervisado utilizado para una clasificación estadística y basándose en un análisis de regresión [18].

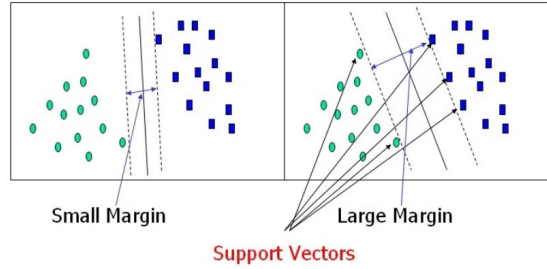


Figura 8: Representación de SVM [21].

Siendo parte del aprendizaje supervisado al momento las SVM al tener 2 o más series de datos etiquetadas, este puede actuar como un clasificador discriminativo, haciendo uso de un hiperplano óptimo para lograr la separación de las clases. Un hiperplano bajo la definición matemática se puede establecer como un subespacio plano en razón a las dimensiones de un plano general, es decir, que para un espacio n-dimensional el hiperplano tiene dimensiones n-1 [22].

Al momento en el que las SVM no pueden dividir claramente los grupos de puntos, existe la opción de utilizar funciones de kernel las cuales ayudan al sistema a ampliar los datos en diferentes grados de dimensiones para encontrar alguna dimensión en la cual, si exista una curva establecida para separar de manera perfecta los grupos de datos, siempre haciendo uso de los hiperplanos para las diferentes y altas dimensiones que se puedan alcanzar.

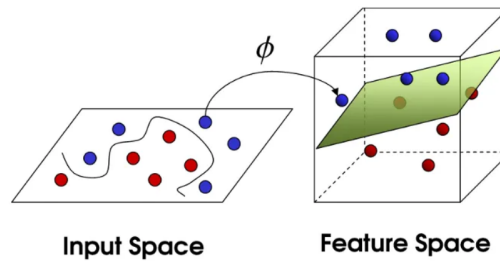


Figura 9: Representación de funciones de Kernel y representación de hiperplanos [21].

Gracias a esto, las SVM son consideradas eficaces en diferentes casos, principalmente en los grupos de datos con una dimensionalidad alta, aunque por preferencia las SVM funcionan con mejor eficacia con grupos de datos no muy extensos y que no posean muchos valores atípicos [22].

- One vs All
- One vs One

■ Redes Neuronales

Las redes neuronales artificiales (RNA) o también conocidas como redes neuronales, son un método de aprendizaje supervisado que se basa en el funcionamiento de las

neuronas en el cerebro humano, analizando los datos por medio de diferentes capas de procesamiento [18].

Los RNA se representan por medio de diferentes puntos o nodos, los cuales están interconectados teniendo un valor el cual se cambia mediante más datos ingresen al sistema. Este funciona gracias a los diferentes procesos que ocurren en las diferentes capas, es decir que al momento que ingresa un dato a la primera capa este lo procesa y lo manda a la segunda capa con el propósito de ir descomponiendo los datos originales en valores más abstractos dejando únicamente la información “importante” para el aprendizaje del sistema [20].

En mención, los RNA más simples solo constan de 3 capas, siendo una capa de entrada, una de procesamiento y otra de salida, aprendiendo principalmente sobre el ajuste de los parámetros que van cambiando por su cuenta gracias al algoritmo común para este método de aprendizaje. Este proceso se conoce como entrenamiento, por lo que al momento que el algoritmo termina de trabajar es posible ingresar valores reales para comprobar el funcionamiento del algoritmo [20].

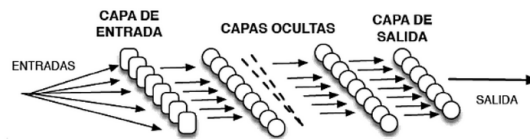


Figura 10: Representación de capas de una Red neuronal artificial simple [20].

Las redes neuronales son los algoritmos más utilizados por las ventajas que traen siendo capaces de reconocer patrones, prototipos y relaciones entre los conjuntos de datos alimentados al sistema [18].

Interfaz HMI (Human-Machine Interface)

Las interfaces humano-máquina es conocida como la interacción entre las personas con una interfaz diseñada para una interacción con un sistema o herramienta. Las interfaces HMI han sido importantes con el desarrollo de la tecnología para permitir la interacción con el usuario y el producto. Las implementaciones de las interfaces pueden tener diferentes formas, las cuales dependen de las necesidades del sistema y como se desea el control de la misma.

El rol de las interfaces HMI para facilitar las interacciones pueden caer dentro de: una interacción intuitiva del usuario, la capacidad de traer información al usuario, integrar diferentes sistemas, entre otros [23].

Sensores Inerciales

Los sensores inerciales son dispositivos que tienen la capacidad de medir aceleraciones tanto lineales como angulares. Estos dispositivos normalmente están compuestos por medio de acelerómetros, giróscopos y magnetómetros. Además muestran ser útiles en diferentes

campos como lo son: la robótica, animación, estudios del movimiento humano, entre otros [24].

Actuadores

Un actuador es un dispositivo capaz de convertir energía eléctrica en movimiento o torque. Existen diferentes tipos de actuadores, clasificados según sus especificaciones y usos. Estos dispositivos son fundamentales para el desarrollo tecnológico y tienen múltiples aplicaciones, tales como el control automatizado, la robótica y el posicionamiento de componentes, entre otros [24].

Prótesis

De acuerdo a la enciclopedia A.D.A.M. una prótesis es un dispositivo diseñado para reemplazar una parte faltante del cuerpo o ayudar a que una parte del cuerpo funcione mejor [25].

Las prótesis han sido parte importante dentro de la historia de la humanidad, donde se han encontrado evidencias que se han realizado prótesis a lo largo de la historia. Siendo de las más antiguas una momia con una prótesis del dedo gordo del pie hecha de cuero para ayudar al movimiento de la persona [26].



Figura 11: Prótesis realizada en el antiguo Egipto [26].

Hoy en día se muestran diferentes investigaciones y desarrollos sobre como mejorar las prótesis para la gente con la necesidad de una, con el desarrollo de prótesis biónicas con el objetivo de lograr que el miembro artificial tenga la capacidad de ser controlado por las señales naturales del cuerpo sin la necesidad de tener movimientos fijos y preestablecidos. La implementación de motores y el desarrollo de tecnologías de inteligencia artificial han permitido una evolución en la creación de prótesis [26].

Metodología

Evaluación de fases previas

En trabajos previos en la UVG se han desarrollado cuatro interfaces, todas con la capacidad de procesar y analizar señales, clasificar las señales mediante sus características y controlar sistemas robóticos. La primera interfaz trabaja con señales EMG [4], la segunda con señales EEG [5], la tercera combina las dos interfaces previas [6] y la cuarta también utiliza ambos tipos de señales [7]. Aunque estas interfaces emplean diferentes métodos, tienen la limitación de no poder trabajar con señales en tiempo real; solo funcionan con bases de datos establecidas o segmentos extraídos de señales. Se propone adaptar las interfaces existentes para su uso en tiempo real, con el objetivo de controlar un actuador a partir de las señales obtenidas.

Adquisición y segmentación de señales EMG

Para adquirir las señales electromiográficas (EMG), se plantea utilizar un método no invasivo mediante un sensor de superficie. Se investigarán diferentes sensores de superficie para lograr la extracción de señales utilizando electrodos. Es crucial determinar la posición ideal de los electrodos para obtener las señales más precisas. Además de las etapas de filtrado para minimizar el ruido en la señal, es importante implementar un método de segmentación que permita obtener un número óptimo de muestras para la clasificación efectiva. Esto asegurará que las señales procesadas sean adecuadas para el análisis y la clasificación en tiempo real.

Clasificación de señales EMG

Para implementar la clasificación de señales, se utilizarán características específicas de las señales en diferentes dominios, como el dominio del tiempo y el dominio de la frecuencia. El uso de aprendizaje automático es esencial para lograr una separación clara y automática de las señales. La clasificación se llevará a cabo utilizando el software MATLAB, mediante técnicas de aprendizaje supervisado como Máquinas de Vectores de Soporte y Redes Neuronales. La eficiencia de los diferentes métodos se evaluará mediante matrices de confusión. Este tipo de clasificación permitirá que el sistema diferencie movimientos o gestos establecidos que se deseen utilizar. Es necesaria la creación de una colección de datos con una cantidad suficiente de señales deseadas para el entrenamiento del sistema. Contar con un gran número de señales es crucial para que los modelos de aprendizaje automático alcancen mejores porcentajes de precisión en las matrices de confusión, mejorando así el rendimiento del sistema.

Desarrollo de interfaz

Es necesario el desarrollo de una aplicación que sea capaz de utilizar los clasificadores entrenados para obtener una clasificación en tiempo real de las señales obtenidas. Se utilizará

el software MATLAB para el desarrollo de la aplicación y desarrollar una comunicación entre la aplicación con diferentes actuadores. La utilización de los clasificadores hace posible la diferenciación de las señales para su uso como señal de control de diferentes sistemas. Se pretende realizar el control de actuadores en tiempo real utilizando las señales obtenidas

Evaluación de sensores de fuerza e inerciales

Se pretende utilizar sensores externos a la interfaz para lograr un mejor control sobre los actuadores a utilizar en el trabajo. Es necesario evaluar diferentes sensores para encontrar la mejor combinación sensores – interfaz. Por lo que es necesario hacer pruebas de calidad y respuesta de los sensores, determinando cuál es el sensor ideal para lograr una comunicación y control estable dentro de los actuadores deseados.

Implementación de control de actuadores

Para desarrollar un sistema de control para actuadores, primero es necesario determinar el tipo de actuador que se desea utilizar. En este proyecto, se pretende evaluar prótesis de miembros superiores que han sido desarrolladas en la UVG. Por lo tanto, es fundamental probar las diferentes prótesis creadas en la universidad. Una vez establecido el tipo de actuador, se debe crear una colección de datos con los gestos y movimientos deseados para el control de la prótesis. Para implementar el control de los actuadores, es esencial utilizar un microcontrolador que gestione la comunicación entre todos los elementos del sistema.

Cronograma de actividades

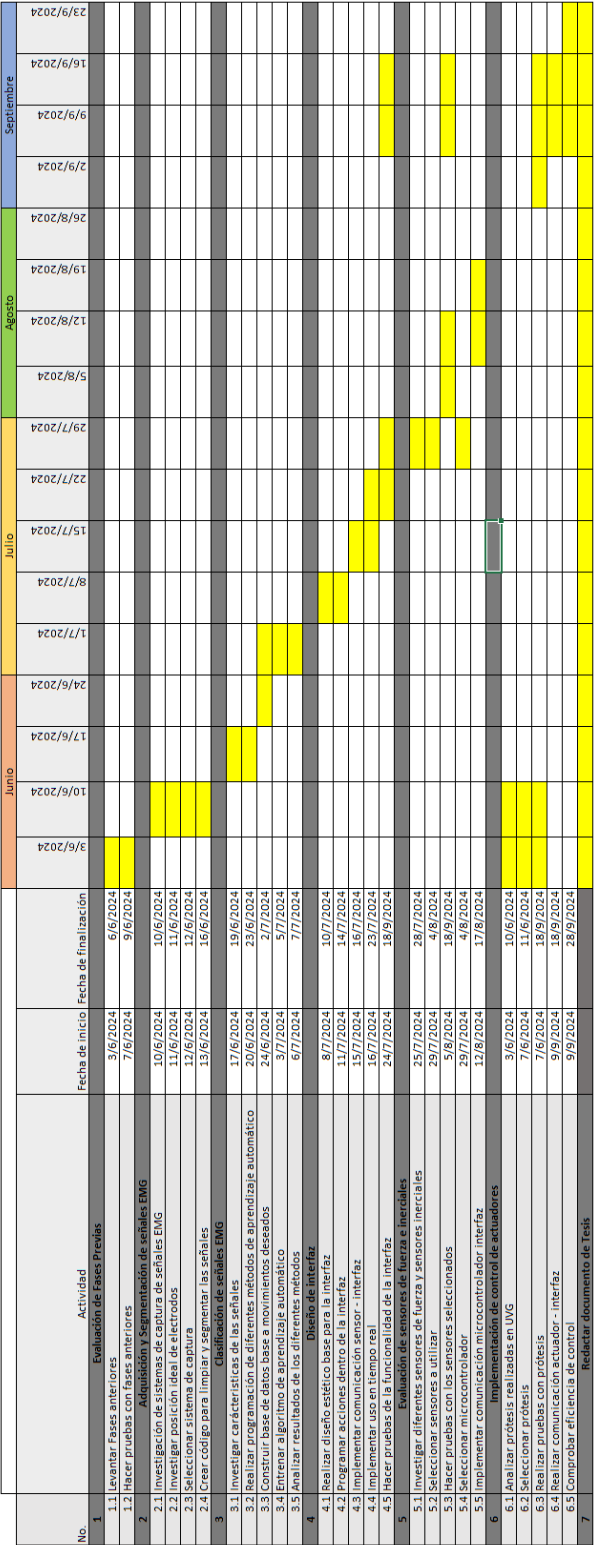


Figura 12: Cronograma de Actividades

Índice preliminar

Prefacio

Lista de figuras

Lista de cuadros

Resumen

Abstract

1. Introducción

2. Antecedentes

3. Justificación

4. Objetivos

5. Alcance

6. Marco teórico

a) Señales Bioeléctricas

b) Señales EMG

c) BITalino

d) MyoWare

e) Aprendizaje Automático

1) Aprendizaje no supervisado

2) Aprendizaje supervisado

a' Maquina de vectores de soporte

b' Redes Neuronales

f) Interfaz HMI (Human-Machine Interface)

g) Sensores Inerciales

h) Actuadores

i) Prótesis

7. Evaluación de fases previas

8. Adquisición y segmentación de señales EMG

9. Clasificación de señales EMG

10. Desarrollo de interfaz

11. Evaluación de sensores de fuerza e inerciales

12. Implementación de control de actuadores

13. Conclusiones

14. **Recomendaciones**
15. **Bibliografía**
16. **Anexos**
17. **Glosario**

Referencias

- [1] J. F. Delgado, E. Vallejo y J. Torres, “Diseño y Construcción de un Sistema de adquisición y Visualización de Señales Electromiográficas,” *Universidad del Norte*, 2007.
- [2] E. Muñoz, O. H. Paruma y J. F. Florez, “Aplicaciones de las Señales Mioelectricas para el Control de Interfaces Hombre-Maquina,” *Universidad del Cauca*, 2004.
- [3] D. Capdevila, E. Spinelli y A. Veiga, “Plataforma Vestible para Interfaces Hombre-Máquina,” *Universidad Nacional de La Plata*, 2019.
- [4] M. F. Girón, “Interfaz Biomédica para el Control de Sistemas Robóticos Utilizando Señales EMG,” Tesis de licenciatura, Universidad Del Valle de Guatemala, 2020.
- [5] R. Ralda, “Interfaz Biomédica para el Control de Sistemas Robóticos Utilizando Señales EEG,” Tesis de licenciatura, Universidad Del Valle de Guatemala, 2020.
- [6] R. J. Cáceres, “Interfaz para el Control de Sistemas Robóticos Utilizando Combinaciones de Señales Biomédicas,” Tesis de licenciatura, Universidad Del Valle de Guatemala, 2021.
- [7] F. J. Sandoval, “Aplicación sistemática de algoritmos de aprendizaje automático y reconocimiento de patrones a señales bioeléctricas obtenidas de HUMANA y con el sistema Biopac,” Tesis de licenciatura, Universidad Del Valle de Guatemala, 2023.
- [8] H. A. Romo, J. C. Realpe y P. E. Jojoa, “Análisis de Señales EMG Superficiales y su Aplicación en Control de Prótesis de Mano,” *Avances en Sistemas e Informática*, 2007.
- [9] C. Alquézar, “Proyecto Roujin: Entorno experimental para pruebas de control con señales bioeléctricas,” Tesis de licenciatura, Universidad de Zaragoza, 2015.
- [10] G. Palarea, “Diseño y Fabricación de una Prótesis Electromecánica de Mano Humana, Controlada por Señales EMG de Superficie,” Tesis de licenciatura, Universidad Del Valle de Guatemala, 2021.
- [11] J. D. Bronzino, *The Biomedical Engineering Handbook*. CRC Press, 2000.
- [12] L. Sörnmo y P. Laguna, *Bioelectrical Signal Processing in Cardiac and Neurological Applications*. Elsevier Science, 2005.
- [13] P. A. Parker y R. Merletti, *Electromyography Physiology, Engineering, and Non-Invasive Applications*. Wiley, 2004.
- [14] E. Guzmán-Muñoz y G. Méndez-Rebolledo, “Electromiografía en las Ciencias de la Rehabilitación,” *Revista Salud Uninorte*, 2018.
- [15] PLUX Biosignals, *BITalino: Learning and exploring biosignals everywhere*, <https://www.pluxbiosignals.com/pages/bitalino>, Accessed: 2024-05-11, 2024.

- [16] MyoWare, *MyoWare 2.0 Muscle Sensor*, <https://myoware.com/products/muscle-sensor/>, Accessed: 2024-05-11, 2024.
- [17] J. Adamssen, *Inteligencia Artificial: Cómo el aprendizaje automático, la robótica y la automatización han dado forma a nuestra sociedad*. Efalón Acies, 2020.
- [18] J. Muñoz, *Inteligencia Computacional Inspirada en la Vida*. SPICUM - Universidad de Málaga, 2010.
- [19] C. Pineda, *Aprendizaje automático y profundo en python*. Ediciones de la U, 2022.
- [20] E. Sorias, M. Sánchez-Montañes, R. G. anf Borja Castillo y P. Cano, *Sistemas de Aprendizaje Automático*. Ra-Ma S.A. Editorial y Publicaciones, 2023.
- [21] C. Chique, *Maquina de Soporte Vectorial*, <https://medium.com/@csarchiquerodriguez/maquina-de-soporte-vectorial-svm-92e9f1b1b1ac>, Accessed: 2024-05-12, 2020.
- [22] L. Wang, *Support Vector Machines: Theory and Applications*. Springer, 2005.
- [23] C. Ltd., *Mastering HMI*. Cybellium Ltd., 2023.
- [24] L. Corona, G. Abarca y J. Mares, *Sensores y Actuadores*. Grupo Editorial Patria, 2014.
- [25] MedlinePlus, *Prothesis*, <https://medlineplus.gov/ency/article/002286.htm>, Accessed: 2024-05-12, 2023.
- [26] J.-M. Seeber, *Reconstruyendo el cuerpo*. Teacher Created Materials, 2022.