

UNIVERSIDAD DEL VALLE DE GUATEMALA
Facultad de Ingeniería



**Interfaz para el Control de Sistemas Robóticos Utilizando
Combinaciones de Señales Biomédicas**

Protocolo de trabajo de graduación presentado por Roberto José
Cáceres García, estudiante de Ingeniería Mecatrónica

Guatemala,

2021

Resumen

El trabajo de graduación propuesto tiene como principal objetivo el poder desarrollar una interfaz biomédica para el control de sistemas robóticos utilizando la combinación de señales biomédicas como las señales electromiográficas (EMG) y las señales electroencefalográficas (EEG). Para lograr utilizar estas señales y traducirlas en comandos para sistemas robóticos como el brazo robótico R17 de la Universidad del Valle de Guatemala. Se desarrollará una etapa de filtrado para poder adquirir las señales, para luego poder extraer características de estas señales y con técnicas de *Machine Learning* como lo son las máquinas de vectores de soporte (SVM) y las redes neuronales (RN) para implementar algoritmos de clasificación que presenten un rendimiento alto. Luego se tiene que traducir los resultados del clasificador y a la vez de las señales en comandos para sistemas robóticos físicos. La combinación de estas señales aportarán mucho a mejorar los sistemas de control en sistemas robóticos físicos ya que se tendrá mucha más información y se podrá mejorar el control dependiendo de los gestos que se realicen y apoyará a futuras investigaciones sobre el control de dispositivos de asistencia médica, ya que se tendrá la opción de tener la combinación de varias señales y no solo se utilizará una.

Antecedentes

A lo largo de las últimas décadas el estudio de la señales bioeléctricas han determinado un crecimiento en la forma de afrontar los problemas relacionados a la carencia de ciertas partes del cuerpo, esto ha mejorado la forma de vida que por cualquier causa no cuenten con alguna parte de su cuerpo. En su mayoría las investigaciones y trabajos que se han hecho en base a estos estudios toman a las señales Electroencefalográficas (EEG) y a las señales Electromiográficas (EMG) como base para estudios enfocados a las prótesis en humanos. Esto se debe a lo práctico de los métodos para estudiar las señales ya que este es un método no invasivo y permite al investigador realizar pruebas sin la necesidad de contar con supervisión médica.

Tanto para señales EEG como para señales EMG se han realizado estudios sobre la clasificación y extracción de características de cada una de las señales. La extracción de características en señales EMG tiene que tratar de ser lo menos redundante posible al momento de buscar un vector de características para la clasificación de las señales como se muestra en [1] donde se tratan de agrupar las señales por medio de propiedades matemáticas de las señales. Las señales específicamente se pueden agrupar en 4 grupos: energía y complejidad, frecuencia, modelo de predicción y dependencia del tiempo, a demás de encontrar las características en el dominio de la frecuencia. Para las señales EEG sucede lo mismo al momento de clasificar las señales, aparte de la clasificación de señales por sus características se tiene que escoger un método para la extracción de estas señales como en [2]. En este se explican diversos métodos para la extracción de características como el método de descomposición empírica.

Hay una diversa cantidad de investigaciones con respecto a la clasificación de cada una de los tipos de señales biomédicas, por lo que se tiene que indagar más con respecto a trabajos que utilicen diferentes tipos de señales biomédicas pero que logren combinarlas de modo que éstas puedan dar un mejor control a ciertas tareas que se necesiten implementar. En [3] se explora la fusión de ambas señales módulo de detección para identificar movimientos en las extremidades inferiores. Las señales se clasificaron en paralelo y en cascada mientras que el rendimiento de la combinación de las señales fue evaluado por medio de la precisión en la predicción y el tiempo computacional del procesamiento.

En la Universidad del Valle de Guatemala se ha investigado la clasificación y selección tanto de señales EMG como EEG para traducirlas en comandos que puedan aplicarse en sistemas robóticos como en [4] y [5]. Utilizando técnicas de *Machine Learning*, se lograron extraer las características de ambos tipos de señales y se logró desarrollar dos interfaces capaces de traducir los dos tipos de señales en comandos para sistemas robóticos simulados por computadora. Estas fases previas cuentan con la particularidad de haberse desarrollado en una época singular ya que no se logró tener un acceso total a todas las herramientas y equipo con los que cuenta la universidad, debido a la pandemia del COVID-19. Por esta razón las interfaces presentan carencias, no en cuanto a la calidad de los clasificadores, sino a la poca cantidad de pruebas que se lograrán realizar. Esto es un punto de partida para el presente trabajo, ya que estos clasificadores se tienen que poder implementar en sistemas robóticos físicos.

Justificación

A lo largo de los años la innovación y desarrollo en la tecnología han permitido que la vida de millones de personas cambie, logrando dar una calidad de vida mayor, así como facilitar el día a día de las personas. Todos los dispositivos electrónicos a lo largo de los años han cambiado su forma de interactuar con los humanos, pasando desde un sistema de botones convencionales hasta los asistentes inteligentes de diferentes *smartphones*, el desarrollo en la HMI no se ha dado en solo estos aspectos. Se pueden encontrar muchos trabajos de la comunidad científica que tratan el estudio de las señales biomédicas implementadas por medio de interfaces para poder controlar sistemas robóticos o prótesis.

Este proyecto busca a través de la extracción de características de las señales biomédicas como lo son las señales EEG y EMG lograr implementar un sistema de control combinado, es decir, poder tener un control más fiel sobre los sistemas robóticos como el brazo articulado R17 teniendo ahora dos referencias, las cuales son las dos señales utilizadas para el análisis en tiempo real. El presente trabajo también busca la implementación de las fases previas en sistemas físicos y no solo en simulaciones. Es importante mencionar esto ya que las fases previas a este trabajo que implementaban interfaces que traducían las señales biomédicas provenientes de movimientos y gestos preestablecidos en comandos para robots, haciendo que estos realizarán una acción ya establecida. Por la pandemia del COVID-19 probar las interfaces en los sistemas robóticos con los que contaba la Universidad del Valle fue imposible, por lo que en este trabajo se busca la implementación de estas interfaces en sistemas robóticos físicos. También se busca poder evaluar y optimizar estas interfaces, pudiendo así plantear oportunidades de mejora en el entrenamiento de los clasificadores que se utilizan en estas interfaces.

El hecho de buscar el control de prótesis o sistemas robóticos por medio de señales combinadas, esto se logra creando clasificadores con características combinadas. El objetivo de crear una interfaz que combine señales biomédicas es poder contribuir al estudio de las señales en aplicaciones para prótesis de personas que tenga por ejemplo amputaciones que lleguen hasta el codo, esto implica que al no tener una parte de su brazo al utilizar señales EEG las señales no logren funcionar bien en los clasificadores por falta de correlación entre las características. Esto dado por la condición del paciente. Combinando las señales de tal forma que las señales EEG funcionen como un complemento a las señales EMG para la identificar de forma correcta los movimientos de la mano o muñeca, esto funcionaría de buena manera ya que las señales EEG no son dependientes de las condiciones de amputación con las que pueda contar un paciente. En otras palabras, este trabajo busca que las señales EEG funcionen como un tipo de señal auxiliar a las señales EMG, esto con el objetivo de poder mejorar los patrones de reconocimiento. Este trabajo puede sentar las bases para futuros estudios en los que se pueda experimentar directamente en el diseño de prótesis que estén enfocadas en pacientes con condición de amputación.

Objetivos

Objetivo General

Mejorar y combinar las interfases biomédicas para sistemas robóticos desarrolladas en fases previas y adaptar la nueva interfaz combinada a sistemas físicos.

Objetivos Específicos

- Optimizar la interfaz biomédica que utiliza señales EEG desarrollada en la fase anterior, y adaptarla a sistemas físicos de la UVG.
- Optimizar la interfaz biomédica que utiliza señales EMG desarrollada en la fase anterior, y adaptarla a sistemas físicos de la UVG.
- Combinar las interfaces para lograr un control de los sistemas físicos por medio de múltiples señales biomédicas.

Marco teórico

Señales Electromiográficas EMG

Este tipo de señales es generada por la contracción de fibras musculares y en su mayoría los métodos para medir estas señales son métodos no invasivos como la aplicación superficial de los electrodos en la piel [6]. Estas señales son producidas por la contracción muscular, esta contracción muscular provoca actividad eléctrica, que se puede traducir en una señal, estas señales son esencia unidimensionales y esto es lo que permite la extracción de características para el reconocimiento de patrones [6].

Electromiografía

Es una técnica que puede evaluar la función muscular midiendo la diferencia de potencial generada por los músculos en la superficie de la piel, esto se logra por medio de electrodos que se pueden localizar en la superficie muscular. Una unidad motora se define por una moto neurona y todas las fibras que esta inerva. Cuando un impulso nervioso es enviado por el cerebro a través de las ínter-neuronas hasta llegar a la moto neurona, este impulso es mejor conocido como potencial de acción, este activa las fibras musculares y provoca la activación de las células musculares y esto pone en funcionamiento la maquinaria contractil del musculo, esto se traduce a cambios en las propiedades eléctricas de la membrana de las células musculares y es donde se puede medir la señal por medio de los electrodos. En otras palabras las señales EMG son las sumas de los potenciales de acción de las unidades motoras que se detectan a través de los electrodos [7].

Posición de electrodos en los músculos

La distancia inter-electrodos se define como la distancia centro a centro del área conductiva de electrodos. Como se menciona en [8] la medición de señales EMGs necesita de un conjunto de por lo menos 2 electrodos individuales, en la mayoría de casos se utiliza una única señal EMG como un diferencial de potencial eléctrico entre electrodos colocados separados en el musculo.

- **Forma del electrodo:** En [8] no se recomienda un estándar en la forma del electrodo que sea defendible ya que no se espera una influencia importante en la señal EMG porque se tomen diferentes formas en estos, sin embargo si se menciona que se tiene que dejar claro que forma se está utilizando.
- **Tamaño de electrodos:** El tamaño del electrodo varía entre 1 mm hasta un poco más de 2 cm, el tamaño del electrodo es mucho más importante que la forma ya que el tamaño si influye en la señal directamente.
- **Posición del sensor:** Esta posición se deriva del principio: respecto a la ubicación longitudinal en dirección de la fibra, en [8] se recomienda colocar el sensor en la mitad de la zona más distal de la placa terminal motora y el tendón distal y con respecto a

la ubicación transversal del sensor en el músculo, se recomienda ubicar el sensor en la superficie lejos del borde con otras subdivisiones de manera que la distancia a otros músculos sea maximizada.

Señales Electroencefalográficas EEG

Una señal EEG es una medida de las corrientes que fluyen durante las excitaciones sinápticas de las dendritas de muchas neuronas en forma piramidal en la corteza cerebral, cuando se activan las células del cerebro (neuronas), las corrientes sinápticas se producen dentro de las dendritas. Esto provoca un campo magnético medible, siendo estas señales EMG, pero también producen un campo eléctrico secundario sobre el cuero cabelludo que es medible por sistemas EEG. [9].

Electroencefalografía

Es una técnica de exploración que tiene como base el registro de la actividad eléctrica cerebral. Las diferencias de potenciales son causados por la suma de potenciales posinápticos de las células piramidales que crean dipolos eléctricos entre el soma y dendritas apicales, que se ramifican a partir de neuronas. La corriente en el cerebro se genera principalmente bombeando los iones positivos de sodio, N_a+ , potasio $K+$, calcio Ca^{++} y el ion negativo de cloro Cl^- , a través de las membranas de las neuronas en la dirección que determine el potencial de la membrana [9].

La cabeza humana tiene varias capas en las que se puede encontrar el cuero cabelludo, el cráneo, el cerebro y dentro de estas hay varias capas intermedias. Solo el cráneo atenúa las señales cien veces más los tejidos blandos como la piel, esto quiere decir que solo las grandes poblaciones de neuronas activas para ser grabadas usando los electrodos del cuero cabelludo [10].

Ondas Cerebrales

El sistema bioeléctrico de potenciales transmembranales producen en los grandes grupos celulares ondas electromagnéticas que se perciben en el córtex. Son voltajes eléctricos oscilantes en el cerebro que miden apenas unas millonésimas de voltio, hay cinco ondas cerebrales ampliamente reconocidas como se puede observar en el Cuadro 1 [11].

Banda de frecuencia	Frecuencia	Estado del cerebro
Ondas Gamma γ	$> 35Hz$	Concentración
Ondas Beta β	12-35 Hz	Ansiedad Dominante, Atención externo, relajado
Ondas alpha α	8-12 Hz	Atención relajada
Ondas Theta θ	4-8 Hz	Profundamente relajado
Ondas Delta δ	0.5-4 Hz	Durmiendo

Cuadro 1: Tabla de ondas Cerebrales.

Sistema de Posicionamiento 10-20

El sistema de posicionamiento 10-20 es un método reconocido internacionalmente por describir la localización de cada uno de los electrodos. Los números 10-20 se refieren al porcentaje (10 y 20 respectivamente) de distancia en la que deben de estar colocados los electrodos en la parte frontal, occipital del lado izquierdo y derecho del cráneo. Se tiene una letra para identificar los lóbulos y el número para ubicar el hemisferio.

Electrodo	Lóbulo
F	Frontal
T	Temporal
C	Central
P	Parietal
O	Occipital

Cuadro 2: Tabla de lóbulos

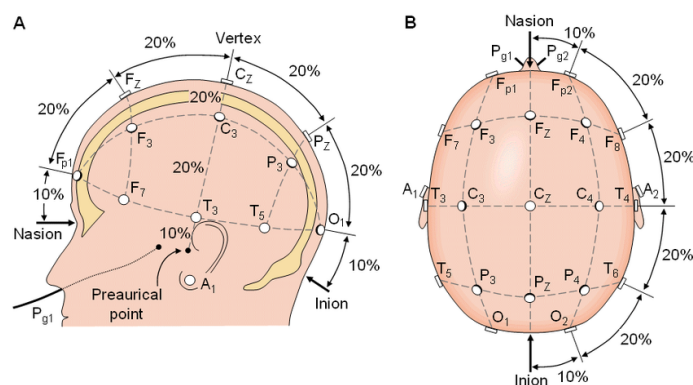


Figura 1: Sistema de Posicionamiento 10-20 [12].

Aprendizaje Automático

El aprendizaje automático o *Machine Learning*, se podría entender como automatizar las tareas manuales, pero este en vez de automatizar las tareas manuales, este realiza tareas frecuentes de volumen grande y que se computarizan de manera confiable y sin fatiga. El aprendizaje automático sigue dependiendo del humano para configurar el sistema y que este se haga las preguntas correctas. La IA se adapta a través de algoritmos de aprendizaje progresivo para permitir que los datos hagan la programación. La IA encuentra estructura y regularidades en los datos para que el algoritmo adquiera una habilidad entonces, vuelve a estos algoritmos clasificadores o predictores [13].

Redes Neuronales

Las neuronas como las conocemos comúnmente son células del cerebro cuya función principal es la recolección, procesamiento y esparcimiento de señales eléctricas. Pero cuando se

habla de una neurona artificial esta se refiere a una unidad de procesamiento de información fundamental para el funcionamiento de una red neuronal. Estas neuronas reciben entradas x y pesos w , dentro de estas neuronas se realiza una suma aritmética seguida de una función de activación. La suma aritmética es la siguiente:

$$net = \sum_{i=0}^n w_i x_i$$

Se asocia un *function fact* que en resultado da la salida de la neurona, la función en si limita la salida de la neurona ya que está tiene dos condiciones, una es "activar" la neurona cuando las entradas a esta son las correctas y "desactivar" la neurona cuando las entradas son las correctas. Hay varias funciones de activación como la del umbral lineal, escalonada, escalonada arbitraria etc[14].

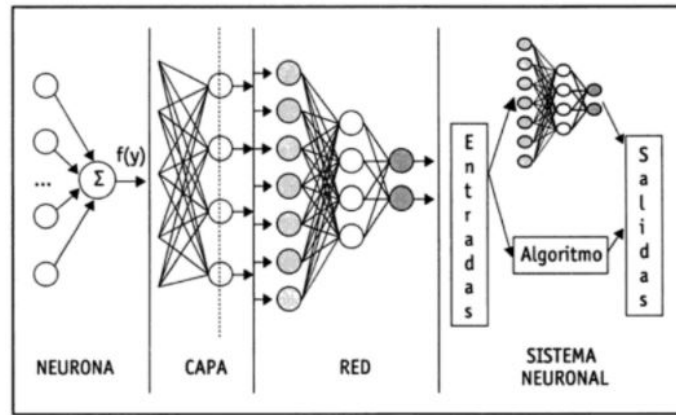


Figura 2: Esquema Red Neuronal [15].

Máquina de soportes de Vectores

Las máquinas de vector de soportes fueron desarrolladas en el marco de la Teoría de Aprendizaje Estadístico (SLT). Son entrenadas por algoritmos de optimización convexa (que existe una única solución) y construidas a partir de una estructura que depende de un subconjunto de Vectores Soporte (VS) estas ayudan a la interpretación del modelo [16].

Clasificación de Patrones con MSV

Durante las tareas de clasificación existen dos fases, la fase del aprendizaje automático y la fase de reconocimiento, en la primera se seleccionan todas las características y atributos del espacio de entrada y así se logra entrenar el clasificador, el entrenamiento da como resultado un conjunto de parámetros llamados pesos w que definen al clasificador y la función discriminante que representa la frontera entre clases o regiones, en la segunda fase el modelo obtenido del clasificador ya entrenado se encarga de asignar los nuevos datos de entrada a una de las clases según la similitud de sus características [16].

Hiperplano de separación óptimo y margen máximo

Las MSV poseen la capacidad de aprender a partir de un conjunto de N muestras experimentales el cual se llama conjunto de entrenamiento. Donde cada muestra (\vec{x}_i, y_i) para $i = 1 \dots N$ esta formada por un vector de n características con una etiqueta que indica la clase $\{\pm 1\}$ a la clase que pertenece cada muestra. El objetivo de esto es encontrar la regla de clasificación o función subyacente que clasifique correctamente las nuevas muestras pertenecientes al conjunto de prueba [16].

Interacción Hombre-Máquina (HMI)

Es un método mediante el cual un usuario ordena a un sistema mecánico-eléctrico un estado deseado. Esta tiene que tener la capacidad de comunicar los movimientos del usuario previstos al sistema robótico. Las *Human Machine Interface* pueden detectar los gestos naturales del usuario y los traduce en acciones de robot deseadas mientras este solo hace transiciones seguras, las HMI pueden ser invasivas y no-invasivas [17].

Interfaz Cerebro-Computadora (BCI)

La idea principal de las interfaces cerebro-computadora es la de capturar las señales eléctricas de la actividad cerebral de los deseos de comunicación del usuario y traducirlas en comandos que se interpretan y se ejecutan por una computadora. La interfaz examina las señales cerebrales utilizadas, tiene diferentes tipos de adquisición y de procesamiento para así poder traducir las señales del usuario [18]

Metodología

Implementación de fases previas en sistemas físicos

En trabajos previos de la UVG se desarrollaron dos interfaces gráficas, ambas procesan señales, clasifican por medio de características y envían comandos a sistemas robóticos, una lo hace con señales EEG [4] y la otra lo hace con señales EMG [5], ambas interfaces tienen un modo manual y un modo automático. Estos modos permiten al usuario poder utilizar la interfaz con señales obtenidas en tiempo real y también tienen la opción solo enviar los comandos ya establecidos. Ambas interfaces fueron limitadas a simulaciones por computadora en su desarrollo ya que por la pandemia del COVID-19 no se tuvo acceso a los sistemas físicos que tiene la universidad para poder implementar los comandos que se crearon clasificando a las señales por sus características. Se plantea el poder optimizar estas interfaces y así poder adaptarla a los diferentes sistemas robóticos con los que cuenta la universidad.

Criterios de evaluación para interfaces de fases previas

Se tienen que desarrollar criterios de evaluación para poder determinar todo aquello que se puede utilizar de las interfaces previas para poder más adelante crear la interfaz que combine ambas interfaces, también se tienen que desarrollar los criterios de evaluación para determinar con certeza que ambas interfaces cumplen con su función más general, que es la de enviar comando a sistemas robóticos para que estos realicen una acción y también se tiene que tener criterio para evaluar los clasificadores de ambas interfaces.

Áreas de mejora para interfaces de fases previas

Metodología para desarrollar sistemas de control utilizando señales EEG y EMG

Al hacer todas las pruebas necesarias con las interfaces de fases previas, se tienen que empezar a desarrollar la interfaz que combine ambas señales para traducirse en comandos. Se tienen que rescatar algoritmos ya implementados en las fases anteriores para facilitar muchas partes del proceso de esta interfaz. Se tiene que tener en cuenta que se pueden encontrar mejores características para utilizar en los clasificadores a implementar y también tiene que encontrar un clasificador que funcione bien para la combinación del conjunto de características que se van a tomar de ambas señales. En resumen se puede decir que el desarrollo de esta interfaz se tienen que realizar en 4 etapas importantes.

- Etapa 1: Adquisición y segmentación de datos
- Etapa 2: Extracción de características
- Etapa 3: Clasificación
- Etapa 4: Interfaz

Adquisición y segmentación de datos

Adquisición de señales EMG

Se tiene que poder extraer las señales electromiográficas a través de un método no invasivo, por medio de un sensor de señales EMG de superficie. En este caso se utilizaría el dispositivo BITalino que utiliza electrodos de superficie [19]. Se tienen que escoger los músculos y el número de canales con los que se estarán obteniendo los datos. Se tiene que hacer una etapa de filtrado para eliminar el ruido de las señales, que viene derivado por el contacto de los electrodos, las tolerancias del dispositivo y diversos motivos que se tienen que tomar en cuenta. También se tiene que poder segmentar las señales al momento de su funcionamiento ya que se tienen que encontrar un segmento donde la señal pueda dar la información necesaria para la extracción de características.

Adquisición de señales EEG

El sistema utilizado será el sistema 10/20 que es uno de los más utilizados para el estudio de potenciales con configuraciones no clínicas, este sistema se basa en la estandarización de la colocación de los electrodos, también se tiene que hacer una etapa de filtrado de la señal en 60 Hz ya existe un posible ruido generado por la red de distribución eléctrica en Guatemala.

Extracción de características

La extracción de características consiste en volver a la señal sin procesar en una estructura de datos relevantes, o sea un vector de características. Esto se logra con las etapas de filtrado antes mencionadas y resaltando las características de las señales antes mencionadas. A este vector que se obtenga de la extracción de características hay que aplicarle una reducción de dimensionalidad con la que se tiene que poder eliminar los datos redundantes del vector esto ayudará mucho al momento de realizar el proceso de la clasificación.

Extracción de características señales EMG

Las señales EMG tienen tres tipos de características como se mencionó anteriormente, en el dominio de la frecuencia, en el dominio del tiempo y en el dominio del tiempo-frecuencia. En las literaturas citadas se menciona que para este tipo de señales, las características en el dominio del tiempo son muy efectivas para poder describir a las señales. Siempre basándose en las fases previas sobre las características utilizadas y siempre tomando en cuenta que el objetivo en este trabajo es la mejora de estos. Se explorarán más características y su efectividad para luego utilizarlas en el reconocimiento de patrones.

Extracción de características señales EEG

Al igual que las señales EMG está cuenta con las características en el dominio del tiempo, de la frecuencia y del tiempo-frecuencia, sin embargo las características varían ya que a diferencia de las señales EMG éstas cuentan con diferentes frecuencias, α , β , γ y θ que son usadas en diferentes aplicaciones.

La selección de las características en este trabajo se basará en las fases previas y referencias citadas, aunque es importante mencionar que la selección de éstas puede variar si la optimización de las interfaces lo requiere.

Clasificación

La clasificación se realizará en el software Matlab, con técnicas de clasificación como Redes neuronales (RN) y Máquinas de Vectores de Soporte (SVM), se evaluará el rendimiento de cada una de las técnicas de evaluación con matrices de confusión. Implementar estas técnicas significa implementar un algoritmo que clasifique las señales según el gesto

o movimiento realizado que nosotros queramos utilizar. El entrenamiento de estos clasificadores se tiene que lograr por medio de una base de datos que combine por lo menos dos señales biomédicas para así poder hacer la combinación de señales. Para esta parte se tiene que poder clasificar de forma que el vector de características cuente con las suficientes y necesarias y que aparte no afecte a los métodos utilizados para el entrenamiento, se tendrán que usar matrices de confusión para poder determinar con qué características y qué método el entrenamiento funciona mejor, evaluando el rendimiento del clasificador.

Interfaz y Aplicaciones

Se tiene que desarrollar una aplicación que sea capaz de utilizar los clasificadores ya entrenados y optimizados para poder traducir los resultados de la clasificación en tiempo real para que sean utilizados en sistemas robóticos físicos y simulados. Los clasificadores tienen que permitir a la interfaz poder interpretar las señales para poder enviarlas como comandos al brazo robótico R17. Todo esto según los gestos o movimientos que haga el usuario. Se enviará el comando al brazo robótico R17. Se usará el *Robotic System Toolbox* implementado en Matlab desarrollado por Peter Corke, esto facilitando mucho la parte de la implementación. Se tienen que integrar las interfaces previas en la interfaz completa, es decir, el usuario tiene que poder escoger entre usar señales, EMG, EEG o usar la combinación de señales.

Cronograma de actividades

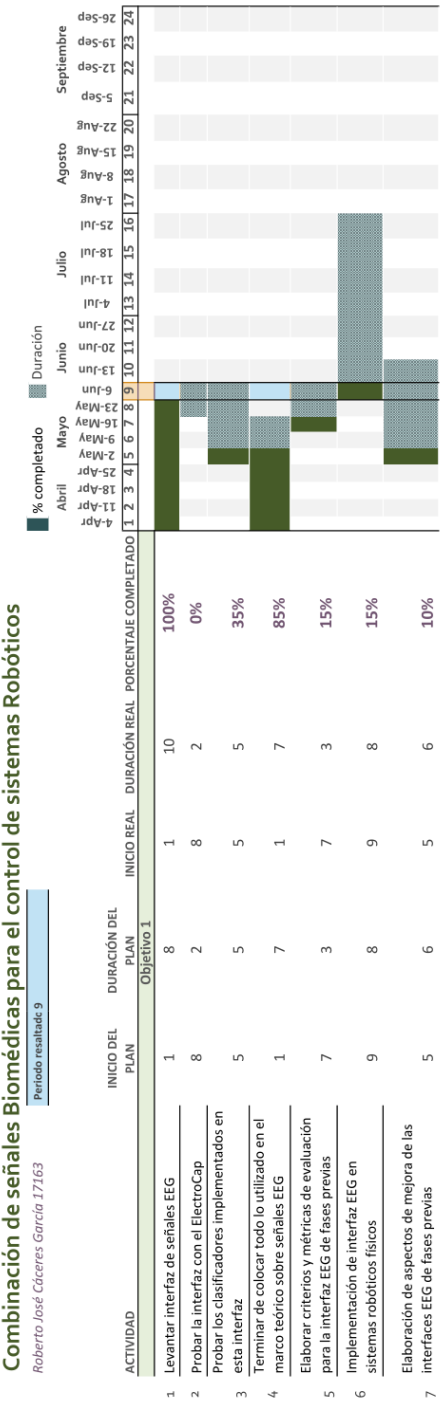


Figura 3: Cronograma de Actividades Objetivo 1

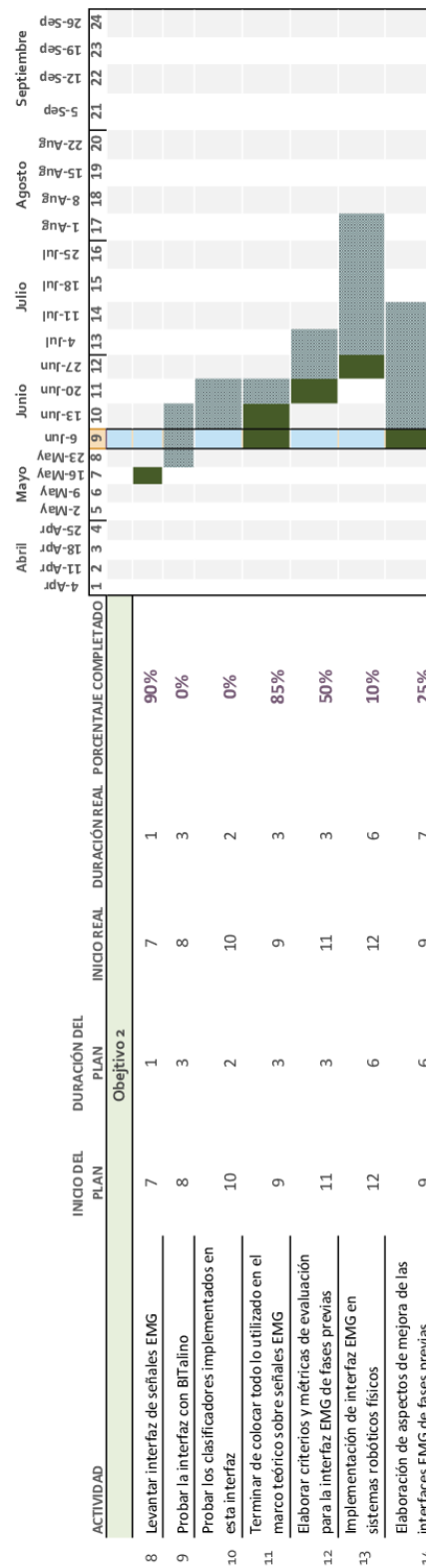


Figura 4: Cronograma de Actividades Objetivo 2

Índice preliminar

Prefacio	15
Lista de figuras	15
Lista de Cuadros	15
Resumen	15
Abstract	15
Introducción	15
Antecedentes	15
Justificación	15
Objetivos	15
Objetivo General	15
Objetivos específicos	15
Alcance	15
Marco teórico	15
Señales Electromiográficas EMG	15
Electromiografía	15
Posición de electrodos en los músculos	15
Características de las Señales electromiográficas	15
Características en el dominio del tiempo	15
Características en el dominio de la frecuencia	15
Características en el dominio de tiempo-frecuencia	15
Señales Electromiográficas EEG	15
Electroencefalografía	15

Ondas Cerebrales	15
Sistema de Posicionamiento 10-20	15
Características de las Señales electroencefalograficas	15
Características en el dominio del tiempo	15
Características en el dominio de la frecuencia	15
Características en el dominio de tiempo-frecuencia	15
Aprendizaje Automático	15
Redes Neuronales	15
Máquina de soportes de Vectores	15
Implementación de fases previas en sistemas robóticos físicos	15
Criterios de evaluación para interfaces de fases previas	15
Adquisición de señales EEG y EMG	15
Extracción de características	15
Clasificación de movimientos	15
Desarrollo de interfaz	15
Conclusiones	15
Recomendaciones	15
Bibliografía	15
Anexos	15
Glosario	15

Referencias

- [1] P. Angkoon, P. Pornchai y L. Chusak, «Feature reduction and selection for EMG signal classification,» Artículo Científico, Prince of Songkla University, 2012.
- [2] R. Farhan, H. Ali, R. Saad, N. Imran Khan y D. Kim, «EMD based Temporal and Spectral Features for the Classification of EEG Signals Using Supervised Learning,» Artículo Científico, National University of Sciences y Technology, Islamabad, 2016.
- [3] H. Neha, D. Ratan y K. Neelesh, «Fusion of EEG and EMG signals for classification of unilateral foot movements,» Artículo Científico, Biomedical Instrumentation Unit, CSIR-Central Scientific Instruments Organisation, Chandigarh, 160030, India, 2020.
- [4] R. Ralda, «Interfaz Biomédica para el Control de Sistemas Robóticos Utilizando Señales EEG,» Tesis de licenciatura, Universidad del Valle de Guatemala, 2020.
- [5] M. F. Girón, «Interfaz Biomédica para el Control de Sistemas Robóticos Utilizando Señales EMG,» Tesis de licenciatura, Universidad Del Valle de Guatemala, 2020.
- [6] J. D. Avila y F. Fajardo, «Análisis Entre señales electromiograficas en los musculos cervicales y el ángulo de inclinación de la cabeza en niños con PCI entre 5 y 10 años aplicada a terapia CERVICAL,» Tesis de licenciatura, Universidad Politécnica Salesiana Sede Cuenca, 2019.
- [7] J. Basmajian, *Muscles Alive THEIR FUNCTIONS REVEALED BY ELECTROMYOGRAPHY*. Baltimore: The williams & Wilkins Company, 1967.
- [8] D. Stegeman y H. Hermens, «Standards for suface electromyography: The European project Surface EMG for non-invasive assessment of muscles (SENIAM),» vol. 1, ene. de 2007.
- [9] S. Sanei y J. A. Chambers, *EEG signal processing*. John Wiley & Sons Ltd, The Atrium, Southern Gate, Chichester, West Sussex PO19 8SQ, England: John Wiley & Sons, Ltd, 2007.
- [10] J. Mosher, P. Lewis y R. Leahy, *Multiple dipole modeling and localization from spatio-temporal MEG data*. California: IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 1992.
- [11] P. Abhang, B. Gawali y S. Mehrotra, *Introduction to EEG- and Speech-Based Emotion Recognition*. India: Ambedkar Marathwada University, Aurangabad, India, 2009.
- [12] C. Novo-Olivas, L. Guitiérrez y J. Bribiesca, «Mapeo Electroencefalográfico y Neurofeedback,» en. feb. de 2010, págs. 371-412, ISBN: 978-970-764-911-8.
- [13] J. Adamssen, *Inteligencia artificial cómo el aprendizaje automático, la robótica y la automatización han dado forma a nuestra sociedad*. Brasil: Efalon Acies, 2020.
- [14] V. Bennett, K. Bowman y S. Wright, «Stages for Developing Control Systems using EMG and EEG Signals: A survey,» School of Computer Science y Electronic Engineering University of Essex, United Kingdom, inf. téc. CES-513 ISSN 1744-8050, jun. de 2011.
- [15] R. López, J. Fernandez y J. Fernández, *Las Redes Neuronales Artificiales*, ép. Metodologia y Análisis de Datos en Ciencias Sociales. Netbiblo, 2008, ISBN: 9788497452465. dirección: <https://books.google.com.gt/books?id=XOuLwi1Ap4QC>.

- [16] R. González, A. Barrientos, M. Toapanta y J. Del Cerro, «Aplicación de las Máquinas de Soporte Vectorial (SVM) al diagnóstico clínico de la Enfermedad de Párkinson y el Temblor Esencial,» *Revista Iberoamericana de Automática e Informática industrial*, vol. 50, n.º 14, págs. 394-405, 2017.
- [17] K. A. Strausser y H. Kazerooni, «The development and testing of a human machine interface for a mobile medical exoskeleton,» en *2011 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, 2011, págs. 4911-4916. DOI: 10.1109/IR0S.2011.6095025.
- [18] J. Gutiérrez, J. Cantillo, R. Cariño y E. Viñas, «Los sistemas de interfaz cerebro-computadora: una herramienta para apoyar la rehabilitación de pacientes con discapacidad motora,» *medigraphic*, n.º 2, págs. 62-69, 2013.
- [19] BITalino, *BITalino (r)evolution Board Kit Data Sheet*, Wireless Biosignals, S.A, 1050-059 Lisbon, Portugal, 2020.