



**CENTRO DE INVESTIGACIÓN Y DE ESTUDIOS AVANZADOS DEL
INSTITUTO POLITÉCNICO NACIONAL**

UNIDAD ZACATENCO

**DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA ELÉCTRICA
SECCIÓN DE BIOELECTRÓNICA**

**“Propuesta de Uso de las Señales Electromiográficas para la
Rehabilitación Funcional del Miembro Superior en el Caso de
EVC y Amputados”**

Tesis que presenta

M. en C. Cinthya Lourdes Toledo Peral

**para obtener el Grado de
Doctora en Ciencias**

**en la Especialidad de
Ingeniería Eléctrica**

Director de la Tesis: Dr. Lorenzo Leija Salas

Ciudad de México

Mayo 2024

A mi familia, mi esposo Gabriel que siempre ha estado a mi lado apoyándome e impulsándome a llegar a donde me he propuesto. A mis hijos Isabella y Gabriel Germán por su paciencia y por los tiempos que me he robado; a los tres por las sonrisas y el amor incondicional.

A mis papás, Ruth y Germán porque gracias a sus enseñanzas, su crianza, su amor y su apoyo incondicional he logrado mis metas, que también son tuyas. A mis hermanas Ruth y Tixiana, por siempre apoyarme con amor y comprensión.

A mi segunda familia, Vega Martínez, por apoyarme como a una hija más y celebrar mis éxitos conmigo. Su apoyo en estos años me ha permitido concluir este esfuerzo.

Contenido

Capítulo 1. Introducción	5
1.1. Justificación del Problema Propuesto	7
1.2. Objetivo General	8
1.2.1 Objetivos Específicos	8
Capítulo 2. Antecedentes y Descripción del Estado del Arte	10
2.1. Detección y Acondicionamiento de la Señal sEMG	12
2.2. Técnicas de Extracción de Información	14
2.3. Técnicas de Clasificación por Biorretroalimentación Basadas en la Señal Mioeléctrica	15
2.4. Aplicaciones	17
2.4.1. Prótesis Mioeléctricas Transmurales	18
2.4.2. Prótesis Funcionales	18
2.4.3. Biorretroalimentación Basada en Señales sEMG	19
Capítulo 3. Propuesta de Solución al Problema	20
3.1. Detección de Señales sEMG	20
3.1.1. Diseño y Fabricación de Electrodo Secos	24
3.1.2. Evaluación de los Electrodo Secos	24
3.1.3. Evaluación de Funcionalidad para el Arreglo FELT	27
3.1.4. Arreglo de Electrodo Secos para Colocación en el Antebrazo	31
3.2. Protocolo de Adquisición de Señales sEMG	31
3.2.1. Dispositivos de Adquisición	32
3.3. Acondicionamiento de la Señal Electromiográfica de Superficie – sEMG	34
3.4. Entrenamiento Muscular	35
3.4.1. Entrenamiento para el Clasificador por Biorretroalimentación por Control Directo de 1 Canal	35
3.4.2. Entrenamiento para el Clasificador por Biorretroalimentación por Control Directo de 2 Canales	36
3.4.3. Entrenamiento para el Clasificador por Biorretroalimentación por Niveles de Amplitud	36
3.4.4. Entrenamiento para el Clasificador por Biorretroalimentación por Reconocimiento de Patrones	37
3.5. Análisis Tiempo-Frecuencia	39

3.6.	Clasificación de Movimientos de la Mano	39
3.6.1.	Diseño del Clasificador para Biorretroalimentación por Control Directo con 1 Canal	39
3.6.2.	Diseño del Clasificador para Biorretroalimentación por Control Directo con 2 Canales	40
3.6.3.	Diseño del Clasificador para Biorretroalimentación por Niveles de Amplitud con 1 Canal	41
3.6.4.	Diseño del Clasificador para Biorretroalimentación por Reconocimiento de Patrones	41
Capítulo 4.	Resultados Obtenidos	43
4.1.	Detección de Señales sEMG	43
4.1.1.	Colocación de Electrodo de Superficie	43
4.1.2.	Diseño & Fabricación de Electrodo Seco para la Adquisición de la Señal sEMG	44
4.1.3.	Evaluaciones para los Electrodo Seco	45
4.1.4.	Evaluaciones FELT	48
4.2.	Adquisición de la Señal sEMG	49
4.3.	Acondicionamiento de la Señal sEMG	49
4.4.	Procesamiento de la Señal sEMG para la Clasificación de Movimientos de la Mano utilizando Registros sEMG	50
4.4.1.	Resultados del Clasificador por Biorretroalimentación por Control Directo con 1 Canal	50
4.4.2.	Resultados del Clasificador por Biorretroalimentación por Control Directo con 2 Canales	51
4.4.3.	Resultados del Clasificador por Biorretroalimentación por Niveles de Amplitud con 1 Canal	52
4.4.4.	Resultados del Clasificador por Biorretroalimentación por Reconocimiento de Patrones	56
4.5.	Aplicación de la Clasificación por Biorretroalimentación Visual basada en la Señal sEMG – Videojuego	62
Capítulo 5.	Discusión de los Resultados Obtenidos	65
Capítulo 6.	Conclusiones	69
	Productos Académicos Resultantes del Desarrollo de esta Tesis	72
	Artículos de Revistas indexadas JCR	72
	Referencias	79

Resumen

La rehabilitación de una función motora perdida en el miembro superior es un objetivo en donde la aplicación del desarrollo tecnológico debe estar orientado a ayudar a una persona a recobrar su calidad de vida luego de una lesión, accidente, trauma o enfermedad. Los eventos mencionados pueden tener como consecuencia un daño físico (p.ej. amputación) o un daño funcional (p.ej. secuelas de la Enfermedad Cerebral Vascular–EVC por sus siglas en inglés). En el caso del daño físico, las opciones inmediatas son las órtesis y las prótesis, cumpliendo generalmente una función estética y funcional. En el caso del daño funcional, es necesaria la rehabilitación, que es la intervención de la extremidad lesionada por medio de terapia física y ocupacional, en donde las asistencias tecnológicas, como la unión del desarrollo de algoritmos utilizando señales electromiográficas de superficie (sEMG) para el control de interfaces de usuario por computadora, reportan mayor adherencia del paciente al tratamiento. Sin embargo, es relevante mencionar que, hasta el día de hoy, con los procedimientos de rehabilitación mencionados, se logra recobrar hasta un 80–90 % de la función original de la persona.

Para resolver el problema del control motor en los eventos mencionados, se debe analizar, dependiendo del daño, la señal sEMG remanente con la que se cuenta. Esto se debe a que posterior a una lesión existen modificaciones en los patrones de movimiento comparados con los registrados en un sujeto sano. Esta señal remanente está condicionada por los objetivos logrados durante la terapia de rehabilitación física.

Otra consideración, es el acceso a la tecnología. Las opciones para la terapia de sustitución de la función son las prótesis mecánicas, eléctricas y mioeléctricas, cada una con opciones de retroalimentación y con diferentes grados de complejidad. Las órtesis estáticas, dinámicas e instrumentadas para asistencia, son útiles en el proceso de rehabilitación, ya que trabajan principalmente con estabilidad y fuerza.

Además, el correcto uso del dispositivo y su control, para lo cual es necesario llevar a cabo una etapa de entrenamiento. Dependiendo del tipo de retroalimentación y de aplicación elegida; se diseña el protocolo de entrenamiento, pudiendo requerir el uso de interfaces por computadora, así como la adquisición y procesamiento de señales sEMG.

Es importante evaluar el tiempo que le tomará al paciente aprender a utilizar cada tipo de propuesta de aplicación de biorretroalimentación basada en las señales sEMG, la eficiencia en

su uso está condicionada por factores como la sencillez de uso, la naturalidad del movimiento, y el tipo de biorretroalimentación.

Sin embargo, el factor más importante para tener una rehabilitación exitosa es la adherencia a la terapia y al entrenamiento. Esta, es el resultado de la sinergia de la rehabilitación con un alto componente psicológico, no solamente de capacidades físicas, sino por la funcionalidad que se logra recuperar.

La integración de las diversas etapas de la rehabilitación se potencia con la biorretroalimentación; proceso con el cual se están integrando diversas funciones y su evolución continua en el tiempo. Esta propuesta de rehabilitación tiene la capacidad para registrar y procesar señales sEMG, utilizando algoritmos basados en técnicas de inteligencia artificial, logrando un mayor impacto sobre las capacidades funcionales restauradas en el paciente y con una progresión en los resultados a corto, mediano y largo plazo.

Por ello, en esta tesis se proponen soluciones para personalizar la activación de interfaces de biorretroalimentación de miembro superior basadas en señales sEMG, con enfoque en su aplicación clínica. Una de estas soluciones es la terapia de rehabilitación para pacientes post-EVC, donde las señales sEMG remanentes o contralaterales se utilizan para iniciar o seleccionar un movimiento de la mano que se puede rehabilitar. Otra solución propuesta se enfoca en el entrenamiento que los pacientes amputados pueden llevar a cabo para prepararse para el uso de una prótesis mioeléctrica. Para implementar lo anterior, se desarrollaron aplicaciones de biorretroalimentación cuyos algoritmos contemplan 4 diferentes tipos de control mioeléctrico: control directo de 1 canal, control directo de 2 canales, control por niveles de amplitud y reconocimiento de patrones.

Adicionalmente, la adquisición de la señal sEMG se realiza usando un arreglo anatómico diseñado en base a mediciones de antropometría y a una serie de plantillas, ambas mediciones tomadas de forma individual a un grupo de sujetos sanos. La ubicación de los 8 canales de registro se colocó en la forma de un arreglo anatómico de electrodos, llamado FELT; en donde el reto fue posicionar según el patrón anatómico muscular 16 electrodos en una zona reducida como lo es la sección proximal del antebrazo. Además, los electrodos secos diseñados fueron caracterizados eléctricamente y validados utilizando el método estadístico Bland-Altman.

Abstract

Regarding the rehabilitation of lost motor function in the upper limb, the application of technological developments must be aimed at helping a patient recover their quality of life after an injury, accident, trauma, or illness. These events may result in physical damage (e.g. amputation) or functional damage (e.g. sequelae of Cerebral Vascular Disease – CVD). In the case of physical damage, the immediate options are orthoses and prostheses, generally fulfilling more of an aesthetic than functional function. In the case of functional damage, rehabilitation is necessary, which is the intervention of the injured limb through physical and occupational therapy, where technological assistance, such as the alliance of algorithms development using surface electromyographic signals (sEMG) to control user interfaces, report greater patient adherence to treatment. However, it is relevant to mention that, to this day, with the mentioned rehabilitation procedures, it is possible to recover up to 80–90% of the patient original function. To solve the problem of motor control, the remaining sEMG signal that is available must be analyzed, depending on the damage. This is because after an injury there are modifications in movement patterns compared to those recorded in a healthy subject. This remaining signal is conditioned by the objectives achieved during physical rehabilitation therapy.

Another consideration is access to technology. Options for function replacement therapy include mechanical, electrical, and myoelectric prostheses, each with feedback options and varying degrees of complexity. Static, dynamic, and instrumented orthoses for assistance are useful in the rehabilitation process since they work mainly with stability and strength.

Another consideration is the correct use of the device and its control, for which it is necessary to carry out a training stage. Depending on the type of feedback and application chosen, the training protocol is designed, which may require the use of computer interfaces, as well as the acquisition and processing of sEMG signals.

It is important to evaluate the time it will take the patient to learn to use each type of biofeedback application proposal based on sEMG signals, the efficiency in its use is conditioned by factors such as simplicity of use, the naturalness of the movement, and the type of biofeedback.

However, probably the most important factor for successful rehabilitation is adherence to therapy and training. This is the result of the synergy of rehabilitation with a high psychological component, not only of physical abilities, but also of the functionality that is recovered.

The integration of the various stages of rehabilitation is enhanced with biofeedback; a process with which various functions are being integrated and its continuous evolution over time is assessed and followed up. This rehabilitation proposal has the capacity to record and process sEMG signals, using algorithms based on artificial intelligence techniques, achieving a greater impact on the functional capabilities restored in the patient and with a progression in results in the short, medium, and long term.

Therefore, in this thesis some solutions are proposed to personalize the activation of upper limb biofeedback interfaces based on sEMG signals, with a focus on their clinical application. One such solution is rehabilitation therapy for post-stroke patients, where remnant or contralateral sEMG signals are used to initiate or select a hand movement that can be rehabilitated. Another proposed solution focuses on the training that amputee patients can undertake to prepare for the use of a myoelectric prosthesis. To implement the above, biofeedback applications were developed whose algorithms contemplate 4 different types of myoelectric control: direct control of 1 channel, direct control of 2 channels, control by amplitude levels, and pattern recognition. Additionally, the acquisition of the sEMG signals is performed using an anatomical arrangement designed based on anthropometry measurements and a series of insoles, both measurements taken individually from a group of healthy subjects. The location of the 8 recording channels was placed in the form of an anatomical arrangement of electrodes, called FELT, where the challenge was to position 16 electrodes according to the muscular anatomical pattern in a reduced area such as the proximal section of the forearm. Furthermore, the designed dry electrodes were electrically characterized and validated using the Bland-Altman statistical method.

Capítulo 1. Introducción

De acuerdo con [1], las principales aplicaciones de las señales de electromiografía de superficie (sEMG) incluyen la fisioterapia y terapia de entrenamiento, la evaluación de la eficacia de algún tratamiento, el seguimiento de la mejoría de un paciente, el uso de músculos residuales para el control externo de extremidades humanas remanentes, lesionadas o paralizadas, y las interfaces de biorretroalimentación. Todas estas aplicaciones se basan en descifrar la información contenida en las señales sEMG.

A pesar de que la incidencia es mayor en miembro inferior que en miembro superior, respecto a amputaciones, secuelas de enfermedades neurológicas y otros trastornos periféricos, las actividades de la vida diaria y la independencia de los pacientes se ve afectada en mayor medida cuando los padecimientos se presentan en miembros superiores, sobre todo al perder las funciones de la mano [2].

El sistema músculo esquelético permite al ser humano realizar una gran variedad de posiciones, movimientos y funciones, como mantenerse de pie, caminar o escribir. Este sistema está compuesto tanto por los músculos como por los huesos que en conjunto dan estructura, forma y movimiento al cuerpo humano. Para que una acción se lleve a cabo, un complejo mecanismo debe ponerse en marcha. Inicialmente, se envía una señal de activación desde la zona motora del cerebro que viaja por el tallo cerebral y baja hasta las neuronas motoras hasta unirse con los músculos para activar las pequeñas estructuras de miosina, que al moverse sobre la actina generan una contracción muscular [3]. La correcta coordinación de las contracciones de los músculos involucrados permite al ser humano caminar, abrochar un botón o hasta realizar impresionantes hazañas que podemos admirar en eventos deportivos, como las Olimpiadas, o exposiciones de arte [4], [5].

Cualquier interrupción en el origen o el recorrido de la señal de activación muscular, provoca una discapacidad que puede ser temporal o permanente. De acuerdo con la Organización Mundial de la Salud (OMS), más de mil millones de personas viven con alguna forma de discapacidad lo que equivale al 15 % de la población mundial [6]; cuyas consecuencias trascienden los ámbitos sociales, éticos, jurídicos y económicos del individuo que la padece, así

como de su familia y círculo de apoyo. A nivel de sector salud existe una gran preocupación por los resultados sanitarios, laborales y académicos. En Latinoamérica, el 50 % de las personas con una discapacidad motora está en etapa productiva, y sólo el 2-3 % tiene acceso a programas y servicios de rehabilitación [7].

La rehabilitación está definida como la restauración de una función o actividad perdida debido a una enfermedad o traumatismo. La terapia de rehabilitación puede marcar la diferencia en la recuperación de un paciente [8]. Los pacientes que reciben rehabilitación luego de una lesión cerebral o física tienen una mejor recuperación que aquellos que no reciben ninguna terapia, la rehabilitación previene el deterioro posterior a la lesión y otras complicaciones, asimismo, ayuda al proceso natural de recuperación pues genera avances orientados a la recuperación funcional [9]. Además, la rehabilitación apoyada por equipo especializado acelera la posibilidad de readaptación al entorno [10].

Dependiendo de la ubicación y tipo de daño (daño del sistema nervioso central o periférico: corteza cerebral, médula espinal, nervio periférico; daño muscular: en la extremidad; o extremidad faltante/remanente) se deben aplicar distintas estrategias de tratamiento y rehabilitación. Dividiremos la discapacidad motora en dos tipos: por pérdida de la extremidad y por pérdida de la función. La discapacidad por pérdida es aquella donde la extremidad se ha perdido debido a algún trauma, a un trastorno genético o congénito, como pueden ser las amputaciones o las malformaciones congénitas, como los defectos por reducción del miembro superior. La discapacidad funcional es aquella en donde la funcionalidad de una extremidad está comprometida debido a un daño en la corteza cerebral motora o en la médula espinal. La Enfermedad Vasculare Cerebral (EVC) es una complicación neurológica donde existe un bloqueo del flujo sanguíneo, o una hemorragia, en alguna parte de la corteza motora del cerebro. Lo que ocasiona un daño físico en la zona de la lesión, cuando ésta se origina en la corteza motora las señales de activación muscular que envía son muy débiles o sufren distorsiones lo que puede provocar debilidad muscular o espasticidad [11]. La Lesión Medular (LM) es un daño en la médula espinal, parcial o total, que provoca debilidad muscular o incluso pérdida completa del control de las partes del cuerpo controladas por nervios ubicados por debajo del punto donde se produce la lesión [12]. Ambos padecimientos generan discapacidad funcional, sin embargo, en

el caso del EVC, la terapia de rehabilitación permite una recuperación de la función perdida. Opuesto a esto, en la LM el paciente sólo cuenta con la actividad muscular y funcional que logra recuperar tras llevar terapia de rehabilitación del trauma que provocó la lesión.

Entre las opciones de tratamiento y rehabilitación se encuentran las prótesis, que son equipos bioelectrónicos que reemplazan una parte faltante o dañada del cuerpo humano. Las guerras de la mitad del Siglo XX propiciaron un fuerte repunte tecnológico que dio pie a posibilidades de estudio de las señales mioeléctricas en músculos remanentes [13]. Actualmente, el estudio de dichas señales hace factible el desarrollo de prótesis mioeléctricas para uso clínico.

La armoniosa conformación de la extremidad superior del ser humano, principalmente de articulaciones, huesos, tendones y músculos, genera movimientos controlados, desde suaves y finos hasta fuertes o impulsivos. La activación oportuna y modulada de cada músculo de la extremidad superior contribuye a mejorar la estabilidad de cada articulación. Los movimientos suaves y naturales que puede realizar un brazo humano guardan una gran complejidad. Su fiel reproducción es aún un reto para los grupos de investigación de todo el mundo.

Las prótesis tienen como objetivo imitar estos movimientos para recuperar la calidad de vida del paciente que ha perdido la extremidad o su función. Por lo mismo existen diversos tipos de prótesis con diferentes objetivos. Para el caso que compete a este trabajo, se incluirán aplicaciones para prótesis físicas y prótesis funcionales. Las prótesis son dispositivos diseñados para reemplazar una parte del cuerpo posterior a una amputación. Las prótesis funcionales son aquellas que reemplazan una función cuando esa parte del cuerpo ya no la puede desempeñar, como en el caso de las hemiplejias o hemiparesias.

1.1. Justificación del Problema Propuesto

No sólo contar con tecnología de punta es importante, si bien siempre es deseable beneficiarse con desarrollos tecnológicos que encabecen el estado del arte, es fundamental dirigir los esfuerzos a la necesidad del paciente. Cada paciente requiere un enfoque personalizado ya que, según la patología que cursa, va a presentar distintos niveles de funcionalidad muscular. Esto es muy importante pues está documentado que la tasa de rechazo de prótesis mecánicas de

miembro superior es de ~35 % y para prótesis mioeléctricas de miembro superior es de ~45 % [14]. Cuando las necesidades del paciente no son cubiertas, las tasas de abandono de prótesis pueden llegar hasta el 64 %; asimismo, la literatura muestra que los pacientes usan mayormente las prótesis de miembro superior en eventos sociales o de trabajo, donde éstas son usadas de forma más estética que funcional [15].

Para lograr la correcta adherencia del paciente a programas de terapia de rehabilitación o al uso de prótesis es necesario involucrar correctamente al individuo dependiendo de su patología, edad y perfil [16], [17], [18]. Por ello, existen 2 factores determinantes para el mejor aprovechamiento de terapias de rehabilitación y de prótesis físicas, personalizar el tipo de control que realizará el individuo y realizar una etapa previa de entrenamiento del uso del control para familiarizarle con las actividades a realizar. Actualmente, la literatura reporta el uso de videojuegos para rehabilitación, en un esfuerzo aún mayor por captar la atención y el gusto del paciente por sus terapias [19]. Se ha reportado que los entrenadores basados en videojuegos llegan a ser más efectivos que la terapia tradicional en pacientes post EVC [20]; este enfoque basado en biorretroalimentación puede sumar muchas de sus ventajas a la probada eficiencia de las terapias de rehabilitación convencionales.

1.2. Objetivo General

Proponer una solución personalizada de retroalimentación mioeléctrica para aplicaciones de rehabilitación de miembro superior con señales electromiográficas de superficie (sEMG) para el caso de EVC y amputados.

1.2.1 Objetivos Específicos

- ✓ Proponer un algoritmo de control directo por umbral, activado por 1 canal de la señal sEMG de miembro superior.
- ✓ Proponer un algoritmo de control directo por umbral, activado por 2 canales de señales sEMG de miembro superior.
- ✓ Proponer un algoritmo de control por niveles, activado por 1 canal de la señal sEMG de miembro superior.

- ✓ Proponer un algoritmo de control por reconocimiento de patrones, activado por 8 canales de la señal sEMG de miembro superior y basado en métodos de inteligencia artificial.
- ✓ Analizar los diferentes tipos de control mioeléctrico, para encontrar el mejor enfoque para las aplicaciones deseadas.
- ✓ Proponer los protocolos experimentales de pruebas y mediciones para la validación del funcionamiento y la eficacia de las propuestas de control, para las aplicaciones en prótesis de miembro superior.
- ✓ Establecer un protocolo de pruebas para la validación de los tipos de control mioeléctrico en pacientes voluntarios, según la aplicación.

Capítulo 2. Antecedentes y Descripción del Estado del Arte

Las señales electromiográficas (EMG) registran la actividad muscular cuando se realiza un movimiento [1]. Los músculos actúan como un amplificador de la señal de activación, proveniente de una unidad motora. Una unidad motora es el elemento básico funcional del sistema neuromuscular [1]. Dentro de la unidad motora se tiene una motoneurona que incluye la neurona, sus dendritas y axón, y las fibras musculares que ésta inerva, figura 1 [1].

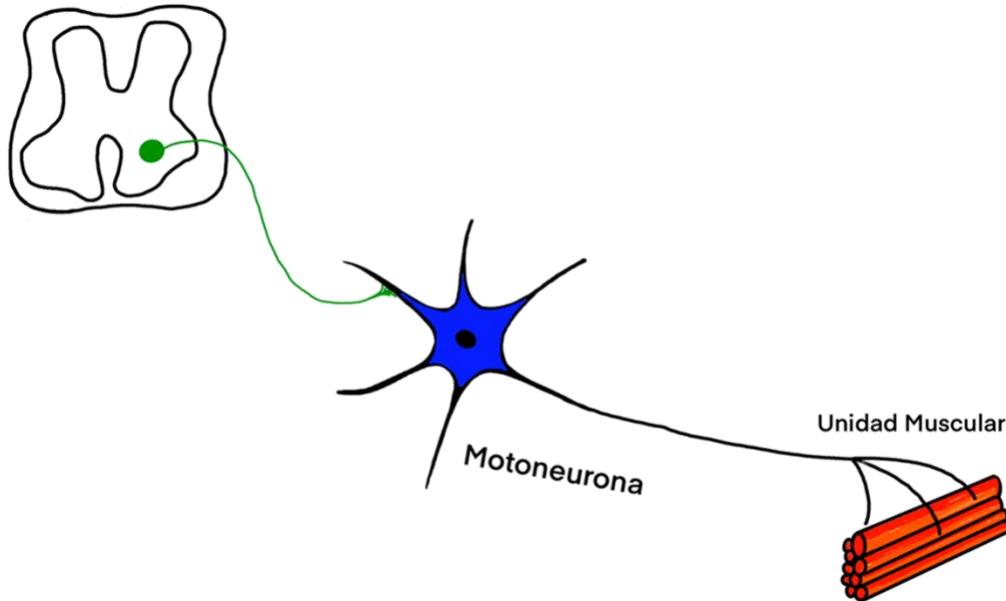


Figura 1. Anatomía de la innervación muscular, desde la corteza motora y la motoneurona, hasta la unidad muscular.

Las fibras musculares que son inervadas por el axón son llamadas unidad muscular [1]. Desde la columna vertebral viajan las señales de control, que a su vez provienen de la corteza motora. La fuerza muscular depende del grupo de unidades musculares que se ubican en cada músculo, el número de unidades motoras dependen también del tamaño y función del músculo [1].

La capacidad de fuerza máxima de una unidad muscular depende del área transversal de fibras musculares [1], a mayor área mayor número de fibras reclutadas. Las señales de EMG, pueden ser registradas sobre la superficie de la piel, y en este caso éstas son conocidas como sEMG por sus siglas en inglés (surface electromyography).

La señal sEMG es la representación eléctrica de la activación muscular, los registros se realizan de forma bipolar, utilizando 2 electrodos separados 2.5 cm entre sí, aproximadamente, con un 3er electrodo como referencia en una zona dieléctrica relativamente cercana; como recomienda el SENIAM [21]. La amplitud de la señal corresponde al valor proporcional de la contribución de las fibras musculares que se han activado durante la contracción. Los valores de amplitud se ubican en el rango de los microvolts (μV) a los milivolts (mV); tiene un ancho de banda útil de 20 Hz – 500 Hz (aunque en recientes desarrollos de amplificadores de señales para sEMG se omite el filtro pasa-altos de 20 Hz, permitiendo obtener la contribución en frecuencia de esta banda de la señal, su utilidad no se discute en esta tesis [22]); la frecuencia de muestreo mínima recomendada es de 1,000 Hz (se ha demostrado que frecuencias de muestreo menores y anchos de banda más estrechos permiten una correcta identificación y clasificación de señales y movimientos [23], [24], [25]). Al ser una señal estocástica es importante realizar un correcto procesamiento digital de señales, para no perder información relevante a la señal ya que ésta puede confundirse con el ruido debido a la instrumentación o artefactos de movimiento, especialmente en ambientes no-ideales como son las aplicaciones con pacientes en ambiente hospitalario, así como en aplicaciones de uso de la vida diaria [26].

Existen muchas razones por las cuales la señal sEMG ha sido utilizada en las últimas décadas para realizar aplicaciones de retroalimentación, comenzando con la idea de controlar una función utilizando una acción conocida por el cuerpo, es muy interesante que las curvas de aprendizaje se reducen [27]. El enfoque más utilizado es el de estimar la intensidad del sEMG utilizando la amplitud de la señal por medio de su adquisición con electrodos superficiales [28], [29]; sin embargo, esto solo permite controlar un movimiento a la vez, por lo que generalmente requiere de la implementación de interruptores mecánicos, lo que puede limitar las posibilidades de control mioeléctrico.

La señal sEMG es de sencilla adquisición, no es invasiva y dependiendo del tipo de electrodos usados puede o no requerir de gel para la conducción de la señal desde el músculo hacia el transductor [30].

2.1. Detección y Acondicionamiento de la Señal sEMG

La correcta colocación de los electrodos sobre la superficie de la piel es de vital importancia para obtener una señal sEMG de calidad que permita el procesamiento necesario para los controles que se desean implementar. Esto es particularmente importante al adquirir señales de pacientes que presentan alguna patología, pues estas señales remanentes son distintas en contenido de frecuencia y amplitud, que las señales sEMG que se pueden encontrar en un músculo sano.

En 1996 se reunió un consejo europeo como parte del Programa Biomédico de Salud e Investigación (BIOMED II) de la Unión Europea para crear el proyecto SENIAM (por sus siglas en inglés, *Surface EMG for a Non-Invasive Assessment of Muscles*), cuyo principal objetivo fue establecer recomendaciones en puntos clave de la adquisición de la señal sEMG, como el tipo de transductor, colocación de electrodos, procesamiento de señales y modelado [31]. El SENIAM recomienda el uso de electrodos de Ag/AgCl de 1 cm de diámetro (disponibles comercialmente y pregelados), colocados sobre el vientre muscular con una separación de 2.5 cm y, hacer una limpieza previa de la zona donde se colocarán los electrodos. Estas recomendaciones también aplican para el uso de electrodos secos, pues en el caso de aplicaciones de larga duración, es más conveniente usar electrodos reutilizables, como pueden ser las prótesis transhumerales o los dispositivos de asistencia.

Las primeras técnicas de control mioeléctrico fueron diseñadas por Reiter R. en dispositivos que datan de 1948 [32]; otras investigaciones independientes sobre control mioeléctrico comenzaron alrededor de la década de 1960, usando tecnología de transistores. Para 1970 la prótesis mioeléctrica de mano ya tenía uso clínico en la URSS, Gran Bretaña y Canadá [32]. En las últimas décadas se han desarrollado diversas prótesis comerciales y de investigación, con diferentes grados de libertad, mejoras en la retroalimentación sensorial y en la integración entre el miembro remanente y la prótesis, basando sus especificaciones y funcionamiento en el control mioeléctrico [33], [34], [35], [36], [37]; por ello es cada vez más común su uso en prótesis activas [38], [39], [40]. La señal sEMG también es usada ampliamente como método de control en otro tipo de aplicaciones como bandas comerciales [41], videojuegos [42] e incluso en casas inteligentes [43].

Por ello, a la par del desarrollo tecnológico, se han reportado avances en el control mioeléctrico con diferentes propuestas sobre cuantos canales se deben utilizar y que movimientos son los que se deben intentar reproducir [35]. De la misma forma, la investigación y desarrollo de electrodos de larga duración para su uso en prótesis se ha llevado a cabo. En [44] se realizó un estudio comparativo entre electrodos de superficie e intramusculares, donde los últimos resultaron disminuir significativamente el ruido de la señal y el error de clasificación. También se ha demostrado que el tamaño, posición y separación de los electrodos puede mejorar la nitidez de la señal sEMG medida [28].

Así mismo, estos enfoques de control mioeléctrico se han utilizado en aplicaciones de prótesis funcionales o Neuroprótesis (NP) motoras [45], [46], [47]. Este es el caso de las NP motoras que se basan en la aplicación de electroestimulación y son controladas por señales de sEMG; su objetivo puede ser suplir una función disminuida debido a secuelas como la hemiparesia o utilizarse como una terapia de rehabilitación. Las NP motoras utilizan Estimulación Eléctrica Funcional o FES (por sus siglas en inglés, *Functional Electrical Stimulation*) para estimular a los músculos paréticos y ayudarles a reclutar suficientes fibras musculares para generar un movimiento funcional. Lesiones cerebrales, como la EVC, generan secuelas en el cuerpo humano como la hemiparesia, que es la disminución de la fuerza y el rango de movimiento, sin llegar a la parálisis. Estas alteraciones funcionales también provocan que las señales sEMG producidas por los músculos de la extremidad sean distintas a las encontradas en una extremidad remanente posterior a una amputación o en un músculo sano.

Existe evidencia en varios estudios prospectivos sobre como la práctica de movimientos repetitivos en un ambiente real, mejora la recuperación de pacientes de EVC. La FES aplicada a la extremidad hemiparética, especialmente cuando es activada por una contracción muscular voluntaria, mejora la función motora del brazo y la mano. En una NP motora, la FES activada por sEMG facilita la recuperación funcional de la extremidad, ya que recluta un mayor número de fibras musculares lo que provoca una mayor contracción muscular que es además proporcional a la amplitud de la señal sEMG voluntaria, lo cual ayuda a la retroalimentación propioceptiva y por tanto a regular el sistema por sí mismo [48].

Los tipos de movimientos de la mano están definidos por la posición final que representan, los más importantes son: abrir mano, cerrar mano, supinación y pronación de la mano, así como flexión y extensión de la muñeca [49]. Además, existen diversos cierres de mano y sus nombres en la mayoría de los casos se relacionan con el tipo de objetos que permiten sostener, como cierre de pinza gruesa, cilíndrico, esférico, tipo gancho, cónico, pinza fina, pulgar y dos dedos, punta lateral y cúbico [50]. La reproducción de dichos movimientos utilizando una prótesis o una NP motora no es trivial; la diferenciación de ellos tampoco. Dependiendo del tipo de control se pueden activar uno o más movimientos de la mano y dependiendo del tipo de las opciones de la prótesis se puede generar diferente número de movimientos.

2.2. Técnicas de Extracción de Información

La señal sEMG puede ser utilizada como comando de control o activación, esto puede aplicarse desde los escenarios más básicos hasta los más complejos. Existen diferentes tipos de activación que deben ser utilizados dependiendo de la necesidad.

El tipo de activación más sencilla se basa en procesar la señal, obtener su amplitud promedio y comparar este valor contra un valor de referencia de dicha amplitud [51]. Este valor de referencia es llamado Umbral. También es considerado un *Switch* de encendido y apagado, y puede aplicarse para activar una función [51], [52]. Si se cuenta con más de un canal y, por tanto, con señal sEMG de más de un sitio muscular, se puede activar más de una función. La principal ventaja de este método es su utilidad en usuarios, que debido a un trauma físico o neurológico no pueden realizar una contracción compleja; este *Switch* puede ser activado con cualquier actividad remanente, de forma contralateral, desde otra extremidad o con los músculos pectorales.

El siguiente tipo de control, en orden de complejidad, es el control directo proporcional que puede llevarse a cabo con 1 o 2 canales, es decir, la señal sEMG puede provenir de 1 o 2 zonas musculares. Este tipo de control es el más utilizado y puede ser encontrado en prótesis mioeléctricas comerciales [53], [54]. El control proporcional trata de aumentar la velocidad con la que se realiza la acción, proporcionalmente a la amplitud de la contracción muscular. Este tipo de control permite la activación de movimientos antagónicos que son coherentes a la

intención del usuario, por lo tanto, es más fácil de aprender que otros métodos. Además, se logra presentar de forma sencilla la retroalimentación visual.

Asimismo, existen otros tipos de control que son más complejos, por ejemplo, las técnicas de control de sEMG por niveles de amplitud de contracción muscular que requieren un largo tiempo (meses) de entrenamiento por parte del usuario; sin embargo, permiten controlar de 2 a 3 funciones utilizando sólo 1 canal o señal muscular [55].

El tipo más complejo, es el control por reconocimiento de patrones de la señal sEMG, el cual requiere un número mayor de canales de adquisición, pues consiste en determinar cuál es el patrón de combinación de varios músculos –por medio de varios canales de adquisición– para cada movimiento realizado por el usuario. Las ventajas de este método incluyen que el control es más intuitivo y natural, así como la mayor cantidad de acciones que se pueden activar por medio de la señal sEMG [38], [56], [57], [58]. Sin embargo, también implican una mayor inversión en infraestructura, así como en gasto computacional, al involucrar un procesamiento de señales más complejo, como el uso de redes neuronales.

2.3. Técnicas de Clasificación por Biorretroalimentación Basadas en la Señal Mioeléctrica

El tipo de control más sencillo se basa en procesar la señal, obtener su amplitud promedio y comparar este valor contra un valor de referencia de dicha amplitud [51]. Este valor de referencia es llamado Umbral. También puede ser considerado un *Switch* de encendido y apagado, y aplicarse para activar una función [51], [52]. Si se cuenta con más de un canal y, por tanto, con señal sEMG de más de un sitio muscular, se puede activar más de una función. La principal ventaja de este método es su utilidad en usuarios que debido a un trauma físico o neurológico no pueden realizar una contracción compleja; este *Switch* puede ser activado con cualquier actividad remanente, por ejemplo, de forma contralateral, desde otra extremidad o en los músculos pectorales.

El siguiente tipo de clasificador de biorretroalimentación, en orden de complejidad, es el control directo proporcional que puede llevarse a cabo con 1 o 2 canales, es decir, la señal sEMG puede provenir de 1 o 2 zonas musculares. Este tipo de control es el más utilizado y puede ser

encontrado en prótesis mioeléctricas comerciales [53], [54]. El control proporcional trata de aumentar la velocidad con la que se realiza la acción proporcionalmente a la amplitud de la contracción muscular. Este tipo de control permite la activación de movimientos antagónicos que sean coherentes a la intención del usuario, por lo tanto, es más fácil de aprender que otros métodos y logra presentar de forma sencilla una retroalimentación visual.

Asimismo, existen otros tipos de control que son más complejos, por ejemplo, las técnicas de control de sEMG por niveles de amplitud de contracción muscular que requieren un largo tiempo (meses) de entrenamiento por parte del usuario; sin embargo, permiten controlar de 2 a 3 funciones utilizando sólo 1 canal o zona muscular [55]. Otro caso es el control por reconocimiento de patrones, el cual requiere un número mayor de canales de adquisición, pues consiste en determinar cuál es el patrón de combinación de varios músculos –por medio de los canales de adquisición– para cada movimiento realizado por el usuario; las ventajas de este método incluyen un control más intuitivo y natural, así como una mayor cantidad de acciones que se pueden activar por medio de la señal sEMG [38], [56], [57], [58]. Sin embargo, también implican una mayor inversión en infraestructura, así como en gasto computacional al involucrar un procesamiento de señales más profundo.

Además, todo proceso de control conlleva una etapa de entrenamiento para aprender a utilizar el método elegido, éste puede ser simple o complejo de aprender por el usuario, dependiendo del diseño del control y la aplicación final [59]. Esta etapa es también una importante herramienta para personalizar el control a cada usuario, ya que provee al algoritmo de procesamiento con ejemplos de la señal sEMG particulares al problema a resolver en el momento. Es decir, si se opta por un control directo de 1 canal, el software elige un umbral automatizado basado en los valores de contracción mínima y/o máxima del usuario presentados en el momento en que se está trabajando. Si pasado cierto tiempo el usuario ya no puede alcanzar los valores determinados inicialmente, el sistema se puede reentrenar para ajustarse a los nuevos valores que el usuario puede lograr. De esta forma se puede prolongar el uso de la aplicación sin que el usuario deba sobre esforzarse en cada etapa de la sesión [59].

En resumen, las características de los métodos planteados se describen en la Tabla 1.

Tabla 1. Características de los métodos de clasificación por Biorretroalimentación basados en la señal mioeléctrica.

Propiedad Método	Tiempo de Entrenamiento Previo	Tipo de Prótesis	Activación	Tipo de Análisis o Procesamiento de la Señal sEMG
Control Directo 1 Canal	~ 1 mes	Mioeléctrica, requiere interruptores físicos o co-contracción para cambiar entre movimientos y también para determinar el sentido del movimiento	Gancho activado electrónicamente	Suavizado de la señal rectificadas, promediado de la amplitud de la señal, establecer valor de umbral para determinar activación/descanso
Control Directo 2 Canales	~ 1 mes	Mioeléctrica, requiere interruptores físicos o co-contracción para cambiar entre movimientos	Gancho activado electrónicamente	Suavizado de la señal rectificadas, promediado de la amplitud de la señal, establecer valor de umbral para determinar activación/descanso
Control por Niveles	~ 4 a 6 meses	Mioeléctrica, requiere interruptores físicos o co-contracción para cambiar el sentido de los movimientos	Gancho activado electrónicamente	Suavizado de la señal rectificadas, promediado de la amplitud de la señal, establecer valor de umbral para determinar activación/descanso para cada nivel establecido (3 a 5 niveles)
Control por Reconocimiento de Patrones	~ 1 semana	Mioeléctrica, el número de grados de libertad de la prótesis está integrado al número de movimientos programados en el control	Mano mioeléctrica con ~ 3 a 5 grados de libertad	Acondicionamiento de la señal, extracción de características, clasificador basado en inteligencia artificial (red neuronal artificial o análisis de discriminante lineal)

2.4. Aplicaciones

En la actualidad existe una gran variedad de aplicaciones para la clasificación por Biorretroalimentación de señales sEMG. El control mioeléctrico de prótesis de miembro superior es la más conocida, sin embargo, una variedad de aplicaciones de entrenamiento y rehabilitación han tomado relevancia en especial debido a tecnologías que se han vuelto más accesibles, como el diseño de videojuegos e interfaces de biorretroalimentación basadas en realidad virtual y realidad aumentada. Así como el control de terapias de rehabilitación de pacientes con patologías neurológicas como la EVC o la LM.

2.4.1. Prótesis Mioeléctricas Transhumerales

Mundialmente, cada año aumenta entre 150,000 y 200,000 el número de amputados, sumados a los 4 millones existentes; de estos, el 30 % de los pacientes presentan amputación de extremidad superior. El 60 % de las amputaciones de brazo se encuentra en el rango de los 21 a los 64 años, mientras que el 10 % son pacientes menores de 21 años [60]. El 70 % de las amputaciones debidas a un trauma o accidente involucran a las extremidades superiores [61].

La pérdida de una extremidad no sólo limita a una persona en la realización de sus actividades cotidianas, sino que también limita su desarrollo social y laboral. La evolución de las prótesis ha permitido a las personas que han perdido una extremidad reincorporarse a sus actividades cotidianas y tener una mejor calidad de vida. Desde psicológica hasta físicamente, una prótesis representa un nuevo comienzo en la vida del paciente, ya que su objetivo es compensar las funciones perdidas de la extremidad ausente. Además, desde el punto de vista clínico, el paciente debe reorganizar su actividad neuromuscular para poder controlar su prótesis o su entrenador. Por ello, es de suma importancia generar una interfaz de control entre el paciente y la prótesis que estimule la biorretroalimentación y consecuentemente la neuroplasticidad.

Los individuos con amputación bilateral son quienes obtienen los mayores beneficios del uso del control mioeléctrico para realizar movimientos controlados por las contracciones de los músculos remanentes, pues no pueden apoyarse en la extremidad contralateral para completar algunos de los movimientos perdidos.

2.4.2. Prótesis Funcionales

Para el caso de la pérdida de la función de la extremidad, ésta se puede deber a dos tipos de lesión del sistema nervioso central (SNC), sea por LM o por EVC. De acuerdo con la OMS, la EVC es la segunda causa global de muerte (9.7 %) [62], y es la quinta en México según el reporte de 2017 [63]. Es un problema de salud pública en nuestro país que requiere soluciones de vanguardia por su alta prevalencia, genera una notable discapacidad física y laboral, ocurre en todas las edades, ambos sexos y en todas las razas. La incidencia de la EVC aumenta con la edad y es responsable de un importante gasto en el sistema de salud por los recursos que consume. Los sobrevivientes quedan con secuelas motoras de moderadas a severas. Las

personas experimentan hemiplejia o hemiparesia de brazos y manos, son incapaces de alcanzar y sujetar objetos, tienen dificultad de realizar actividades básicas de la vida diaria, por lo que requieren de un familiar o cuidador para su asistencia. 85 – 90 % de los afectados por EVC no recuperan la función motora totalmente a pesar de largas sesiones de fisioterapia. Para este caso, una propuesta de terapia es el uso de NP motoras no invasivas [64], [65], [66] formadas por un sistema controlado por la señal sEMG residual y un actuador de FES que estimula con un patrón específico a la extremidad superior. El objetivo de este tipo de prótesis no es sólo suplir una función de forma temporal sino alcanzar la rehabilitación al mejor nivel posible [66], [67].

2.4.3. Biorretroalimentación Basada en Señales sEMG

Todo proceso de clasificación por Biorretroalimentación conlleva una etapa de entrenamiento para aprender a utilizar el método elegido, este puede tener una curva de aprendizaje simple o compleja para el usuario, dependiendo del diseño de la biorretroalimentación y la aplicación final [59]. La etapa de entrenamiento permite personalizar el control para cada usuario, ya que provee al algoritmo de procesamiento con ejemplos de la señal sEMG individuales, particulares al problema a resolver en el momento. Es decir, si se opta por un control directo de 1 canal, el software elige un umbral automatizado basado en los valores de contracción mínima y/o máxima del usuario presentados en el momento en que se está trabajando. Si pasado cierto tiempo el usuario ya no puede alcanzar los valores determinados inicialmente, el sistema se puede ajustar a los nuevos valores que el usuario puede lograr. De esta forma se puede prolongar el uso de la aplicación sin que el usuario deba sobre esforzarse en cada etapa de la sesión [59].

Capítulo 3. Propuesta de Solución al Problema

El control mioeléctrico de diversas aplicaciones tiende cada vez más a tener un enfoque personalizado. Por ello, es importante ofrecer soluciones en donde se pueda aplicar ese objetivo, de una forma que también permita al paciente aprender a utilizarlo, en un número reducido de sesiones.

3.1. Detección de Señales sEMG

La correcta detección de señales sEMG depende de varios factores. Lo primero que se debe conocer es la anatomía de la zona donde se colocarán los electrodos. Se debe buscar la zona del músculo donde se tenga la mayor área transversal, conocida como el vientre muscular; con ello se asegura que se está registrando una señal sEMG con la mayor contribución de información del músculo. La adquisición de señales sEMG se realiza de forma bipolar, lo que requiere el uso de 2 electrodos en la zona de interés y 1 electrodo de referencia, que debe ser colocado en una zona dieléctrica. Dependiendo del sistema de adquisición utilizado, se deberá tener 1 o más referencias a colocar.

Al aumentar el número de canales que se desea registrar, el número de electrodos a colocar aumenta rápidamente. Esto plantea la necesidad de idear una forma de colocar los electrodos en el menor tiempo posible, pues este procedimiento por sí mismo podría aumentar el tiempo de terapia o uso de ~20 a 40 minutos, según la experiencia adquirida y el número de electrodos.

Esto plantea la necesidad de diseñar arreglos de electrodos que permitan la colocación de una gran cantidad de electrodos en poco tiempo.

Para ello se propone el diseño y fabricación de electrodos secos, así como su colocación sobre una manga textil que permita la colocación y retiro de 8 canales de registro de forma simultánea, ahorrando así tiempo para la realización de la terapia. La colocación se realiza mediante un arreglo de electrodos que permite que todos los canales queden colocados en una posición preseleccionada.

Los procedimientos desarrollados en esta sección tienen como objetivo plantear una prueba de concepto para evaluar la funcionalidad de un conjunto de electrodos secos con posicionamiento

basado en la anatomía. Todos los procedimientos fueron aprobados por los Comités Institucionales de Ética e Investigación, como parte del protocolo No. 38/16.

Para diseñar una matriz de electrodos secos para la adquisición de señales sEMG basada en el posicionamiento anatómico, el primer paso fue localizar los músculos de interés en el antebrazo, es un área pequeña con múltiples músculos, la mayoría de ellos estrechos y cortos. Para cada movimiento de la mano hay un conjunto de músculos conocidos involucrados, Tabla 2 [1], [68].

Se evaluó un total de 22 sujetos sanos voluntarios, los cuales participaron en 2 tipos de evaluaciones. Del total de sujetos, 17 participaron en las mediciones antropométricas y 5 sujetos participaron en el protocolo de adquisición de señales sEMG para realizar el procesamiento digital de los datos. Todos los sujetos firmaron una carta de consentimiento informado.

Tabla 2. Músculos involucrados en los movimientos de la mano.

Movimiento	Músculos Implicados
Mano Abierta	Extensor de los dedos, extensor del quinto dedo, extensor índice, extensor largo del pulgar, extensor corto del pulgar, abductor largo del pulgar
Pinza Gruesa	Palmar largo, flexor superficial de los dedos, flexor profundo de los dedos de la mano, flexor largo del pulgar, braquiorradial
Pinza Fina	Palmar largo, flexor superficial de los dedos, flexor largo del pulgar, braquiorradial
Supinación	Supinador largo, supinador corto
Pronación	Pronador cuadrado, pronador redondo

Para la primera evaluación, 17 sujetos voluntarios sanos participaron en el protocolo de posicionamiento anatómico de electrodos (8 mujeres de 22.8 ± 3.14 años, altura de $1.72 \text{ m} \pm 16.2 \text{ m}$, peso de $72, 12 \text{ kg} \pm 16.20 \text{ kg}$; y 9 machos de 23 ± 3.1 años, altura de $1.73 \text{ m} \pm 0.12 \text{ m}$, peso de $71.75 \text{ kg} \pm 16.10 \text{ kg}$). Para rastrear la mejor posición en el antebrazo para la adquisición de señales EMG, se localizaron 8 sitios musculares identificando las inserciones de los tendones y la parte ventral de los músculos de interés. Luego, se pidió a los sujetos que realizaran 5 repeticiones de 6 movimientos de la mano: mano abierta, agarre fuerte, pellizco fino, supinación, pronación y reposo, mientras se palpaban los músculos.

Posteriormente se marcó la posición para el canal de adquisición bipolar centrado sobre la zona ventral de los músculos de interés con una separación de 2.5 centímetros. Este proceso comenzaba en el músculo braquiorradial y se repetía hacia la región lateral del antebrazo, de forma externa. Se obtuvo un mapa personalizado del posicionamiento anatómico de los electrodos sEMG para cada sujeto, que luego se transfirió a una hoja de acetato para crear las Plantillas Individuales. Las marcas iniciales para los electrodos se colocaron en el braquiorradial, por lo que este músculo se utilizó como punto común para superponer las Plantillas Individuales. Las posiciones resultantes se utilizaron para proponer la Plantilla General del Arreglo de Posicionamiento Anatómico (APA). Estos pasos se ejemplifican en la figura 2.

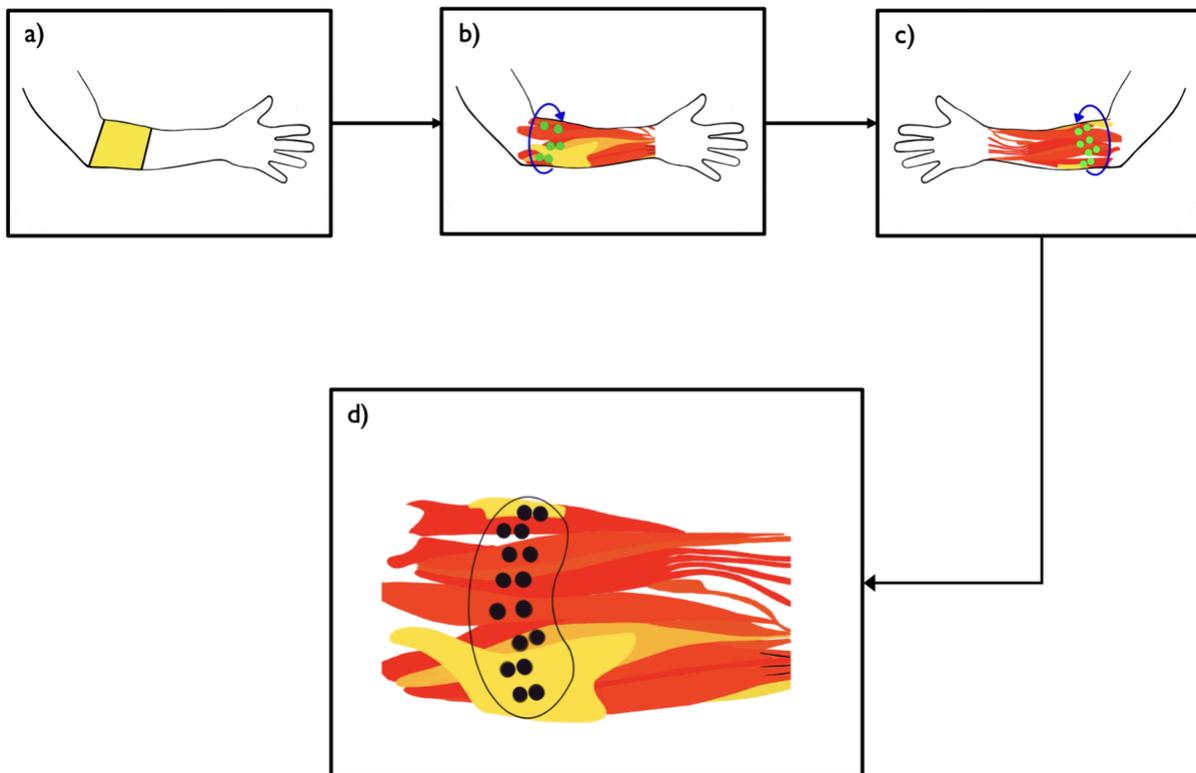


Figura 2. Modelo esquemático del protocolo para mapear los sitios anatómicos para el posicionamiento de los electrodos. a) Área aproximada donde se ubica el sitio ventral de los músculos objetivo en el antebrazo. b) Ubicación de la zona ventral de los músculos del antebrazo desde la vista lateral. c) Ubicación de la zona ventral de los músculos desde la vista medial. d) Plantilla de antebrazo con la ubicación de 8 sitios principales de activación muscular durante los movimientos de la mano. Este diagrama es una representación desplegada de los músculos que se encuentran en las vistas lateral y medial.

Para encontrar la posición de los electrodos, se buscan los sitios anatómicos de los músculos que generan los 5 patrones diferentes de los movimientos de la mano; se marcaron y etiquetaron los sitios de colocación de los electrodos en el vientre del músculo en la piel.

Además, a cada sujeto se le realizó una medición antropométrica del brazo, utilizando como variables la longitud entre el codo y la muñeca, la mitad de esta longitud y la mitad de la mitad de esta longitud. Este sitio se utilizó para hacer la medición de la circunferencia del antebrazo; asimismo se midió la circunferencia de la muñeca.

Se propuso y desarrolló el diseño de un arreglo de electrodos secos. Para la colocación de los electrodos secos se propuso y se desarrolló un diseño de funda textil con base en las medidas antropométricas de los participantes de la siguiente manera:

- Circunferencia de la muñeca
- Longitud entre el codo y la muñeca
- La mitad de la longitud del codo-muñeca
- La circunferencia del antebrazo en la mitad de la longitud del codo-muñeca

En esencia, la longitud del antebrazo se divide en 4 segmentos: proximal, medial-proximal, medial-distal y distal. La circunferencia del antebrazo se mide en el límite entre los segmentos proximal y medial proximal. Este último sitio coincide con la zona del antebrazo donde se ubican la mayoría de los electrodos de la Plantilla General. Esta área se muestra en la figura 2a.

Se colocó un electrodo seco de referencia común en el olécranon (por ser un sitio dieléctrico) utilizando un trozo de tela elástica separado de la funda textil. El tejido utilizado para la fabricación de la manga fue 92% poliéster, 8% elastano y soporta una temperatura de 160 °C.

El APA se montó en una funda textil que se colocó sobre el antebrazo para adquirir 8 canales bipolares de señales sEMG de los movimientos de la mano. Este arreglo anatómico de electrodos secos para el antebrazo recibió el nombre de FELT (Forearm ELecTrode set), y es una evolución de un primer arreglo propuesto en [69].

Los electrodos secos diseñados y el FELT fueron sometidos a las siguientes evaluaciones funcionales:

- Evaluación de electrodos secos
 - Caracterización de la impedancia eléctrica de la interfaz electrodo–piel
 - Evaluación Estadística Bland-Altman
- Evaluación de la funcionalidad para el Arreglo FELT
 - Arreglo de Posicionamiento Anatómico – APA
 - Adquisición de Señales y Procesamiento de Datos

3.1.1. Diseño y Fabricación de Electrodos Secos

Se siguieron las recomendaciones de SENIAM para todos los pasos del diseño, fabricación y pruebas para la adquisición de señales sEMG. El área de contacto con la piel de los electrodos secos diseñados, llamados sEMG-DRY, fue de 12 mm de diámetro con una cuerda de 10 mm de longitud para la conexión, todo esto en una sola pieza; fueron diseñados en un software CAD (Dassault Systèmes SolidWorks Corporation, EE. UU.). Luego, el diseño se exportó a un software CAM (Espritcam, EE. UU.) Donde las trayectorias de corte se tradujeron a un código de control numérico para que los electrodos se pudieran fabricar en una máquina de Control Numérico por Computadora (CNC). Para ello se utilizó una barra de acero inoxidable 304 de ½ pulgada. Posteriormente, se sujetó el electrodo a la máquina para pulir la superficie de contacto hasta obtener un efecto espejo; finalmente, se colocó una tuerca de bellota en la rosca del electrodo.

3.1.2. Evaluación de los Electrodos Secos

Los electrodos sEMG-DRY se caracterizaron, evaluaron y compararon con electrodos desechables de Ag / AgCl (tipo H124SG, Covidien Medtronic ©), llamados sEMG-GEL, considerando el estándar de referencia para la adquisición de señales sEMG. La caracterización de los electrodos comprendió medidas de impedancia eléctrica para un rango de frecuencia específico, adquisición de señal sEMG y su procesamiento. Se utilizó el método de Bland-Altman [70] para evaluar la concordancia o no entre las mediciones de la señal sEMG con electrodos sEMG-DRY y sEMG-GEL para verificar si el nuevo método podría reemplazar al utilizado universalmente.

3.1.2.1. Caracterización de la Impedancia Eléctrica de la Interfaz Electrodo-Piel

El circuito utilizado para las medidas de impedancia es alimentado por una señal sinusoidal de 8 Vpp proporcionada por un generador de funciones (AFG320, Sony Tektronix ©) que actuaba como fuente de alimentación. Se conectó en serie con una resistencia de 100 kΩ y luego a un electrodo seco en contacto con la piel. Otro electrodo seco, que también estaba en contacto con la piel, se conectó a la tierra del generador, figura 3, [71].

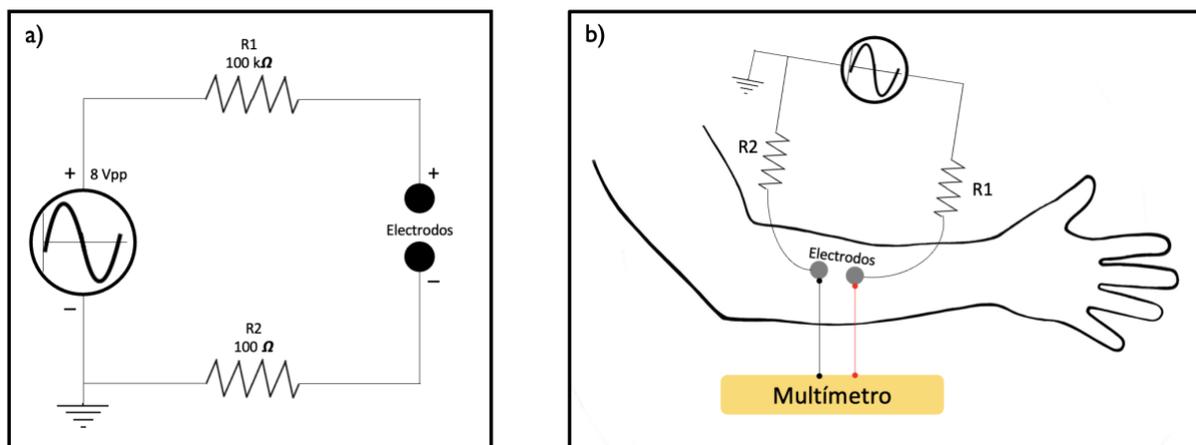


Figura 3. Mediciones en la interfaz piel–electrodo seco. a) Circuito eléctrico para alimentar a los electrodos. b) Configuración usada para medir la impedancia eléctrica de la interfaz electrodo seco-piel.

Los electrodos sEMG-DRY se colocaron y se dejaron reposar durante 15 minutos antes de adquirir señales a través de ellos. La respuesta de impedancia eléctrica del electrodo se midió para un rango de frecuencia entre 20 Hz y 500 Hz, ya que éste es el rango de frecuencia de interés para las señales sEMG. Para ello, se realizó un barrido de frecuencia con incrementos de 20 Hz (para el rango de frecuencia 20 Hz - 100 Hz y 400 Hz - 500 Hz) y 50 Hz (para el rango de frecuencia 100 Hz - 400 Hz). Los cambios en el voltaje pico a pico se midieron con un multímetro (FLUKE®, modelo 189); la corriente eléctrica se calculó mediante la ecuación 1 y los valores de impedancia eléctrica se calcularon con la ecuación 2 [71].

$$I = \frac{V_{ab}}{R_1}, \quad (1)$$

$$Z = \frac{V_{bc}}{I}, \quad (2)$$

donde I es la corriente, V_{ab} es el voltaje medido que pasa por R_l que es una resistencia de valor $100\text{ k}\Omega$, V_{bc} es el voltaje medido que pasa por los electrodos a caracterizar y Z es la impedancia eléctrica calculada. La medición de la impedancia eléctrica se realizó para cada frecuencia en pasos de 10 Hz . Estas mediciones se repitieron 10 veces tanto para los electrodos sEMG-DRY como para los sEMG-GEL con la participación de una mujer sana de 23 años, previo consentimiento informado.

3.1.2.2. Evaluación Estadística Bland-Altman

Se aplicó la prueba de Bland-Altman para evaluar la concordancia entre las señales adquiridas mediante los electrodos sEMG-DRY y los sEMG-GEL. El parámetro de Amplitud Temporal Media se eligió para evaluar la concordancia entre estas señales mediante el área bajo la curva (A) de la señal, durante un período de tiempo definido (N). Este parámetro se calculó usando la ecuación 3, para las señales sEMG obtenidas con los electrodos sEMG-DRY y los electrodos sEMG-GEL.

$$A = \int_0^N f(t)dt \quad (3)$$

donde $f(t)$ es la señal de interés de longitud N .

El gráfico de Bland-Altman, o gráfico de diferencias, es un método gráfico estadístico que se utiliza para analizar la concordancia entre las medidas de dos instrumentos, en este caso, las señales sEMG adquiridas utilizando 2 tipos de electrodos. Este gráfico comparó las señales sEMG-DRY –la nueva técnica de medición– con las señales sEMG-GEL –el estándar de referencia–. Este gráfico ayudó a evaluar la magnitud de la discrepancia (o *bias*) y a determinar si había alguna tendencia. Se espera que si las diferencias se distribuyan normalmente (Distribución Gaussiana), esto significa que el 95% de las diferencias se encontrarán entre los límites de concordancia (media de las diferencias ± 1.96 desviaciones estándar). Por lo tanto, si el sesgo (estimado por la diferencia media y la desviación estándar de las diferencias) es menor al 5% , los dos métodos se pueden usar indistintamente o la nueva técnica puede reemplazar a la establecida.

Para calcular los límites de concordancia se calculó el error estándar de la media (SEM) y el error estándar de los límites de concordancia (SELA) mediante las ecuaciones 4 y 5, respectivamente, para determinar la precisión de las estimaciones.

$$SEM = \sqrt{SD^2/n} \quad (4)$$

$$SELA = \sqrt{3 \cdot SD^2/n} \quad (5)$$

donde n es el tamaño de la muestra, y SD es la desviación estándar de las diferencias.

El intervalo de confianza (IC) del 95% para el *bias* se calculó mediante la ecuación 6. El IC del 95 % para el límite inferior (LL) se calculó mediante la ecuación 7. Para el límite superior (UL) el IC del 95% se calculó utilizando la ecuación 8.

$$CI(95\%) = -\bar{d} \pm (t \cdot SEM) \quad (6)$$

$$CI(95\%) LL = -LL \pm (t \cdot SELA) \quad (7)$$

$$CI(95\%) UL = -UL \pm (t \cdot SELA) \quad (8)$$

donde, \bar{d} es el promedio de las diferencias o *bias* de las mediciones entre los electrodos sEMG-DRY y los electrodos sEMG-GEL. Los valores de SEM y $SELA$ se calcularon con las ecuaciones 4 y 5, respectivamente; t es 2.0010 [70].

Se adquirieron las señales sEMG de 4 mujeres sanas, con un rango de edad de 20 a 22 años, que realizaron repeticiones del movimiento de cierre con pinza gruesa de la mano, para obtener los registros utilizando los electrodos sEMG-DRY y los electrodos sEMG-GEL para el gráfico de Bland-Altman. Esas señales se obtuvieron del músculo braquiorradial del brazo derecho. Se realizaron tres repeticiones de 3 s, con un descanso de 5 s; la señal adquirida se dividió en segmentos de 0.5 s para el análisis estadístico, que es la longitud de la ventana seleccionada para el algoritmo de procesamiento.

3.1.3. Evaluación de Funcionalidad para el Arreglo FELT

3.1.3.1. Arreglo de Posicionamiento Anatómico – APA

Para un sujeto sano masculino de 35 años, se utilizó el FELT para adquirir señales de sEMG. La colocación del FELT se realizó siguiendo el protocolo de posicionamiento FELT, que se describe más adelante, y se muestra en la figura 4.

1. Colocar el antebrazo en posición supina.
2. Colocar el FELT al lado con las costuras mirando hacia arriba.
3. Deslizar la mano por el FELT, manteniendo la posición para ambos.
4. Alinear las costuras del FELT con la línea formada por el punto medio del retináculo flexor y la fosa cubital.
5. Verificar que el FELT esté bien ajustado sobre el antebrazo.
6. Retirar la parte inferior del FELT.
7. Colocar el electrodo de referencia en el olécranon utilizando un trozo de tela elástica.

Los electrodos colocados en contacto con la piel se dejaron reposar durante 15 minutos antes de adquirir las señales.



Figura 4. Protocolo de posicionamiento para el FELT. Los números coinciden con los pasos diseñados para garantizar una colocación anatómica adecuada. (1) Coloque el antebrazo en posición supina. (2) Coloque el FELT al lado con las costuras mirando hacia arriba. (3) Deslice la mano por el FELT, manteniendo la posición para ambos. (4) Alinee las costuras del FELT con la línea formada por el punto medio del retináculo flexor y la fosa cubital. (5) Verifique que el FELT esté bien ajustado sobre el antebrazo. (6) Retire la parte inferior del FELT. (7) Coloque el electrodo de referencia en el olécranon utilizando un trozo de tela elástica.

3.1.3.2. Adquisición y Procesamiento de Señales sEMG

La adquisición de señales sEMG se realizó utilizando 1 canal en configuración bipolar tanto para sEMG-DRY y sEMG-GEL; los electrodos se colocaron sobre el vientre del músculo braquiorradial con una separación de 2.5 cm entre los electrodos; la referencia se colocó en el olécranon. Se colocaron los electrodos sEMG-DRY y se dejaron reposar durante 15 min antes de adquirir señales. El amplificador utilizado fue una unidad *EMG Shimmer3* (Shimmer ©) que se conectó a través de Bluetooth. La señal se adquirió utilizando 1,024 Hz como frecuencia de muestreo; la ganancia fija para el amplificador fue de 12.

Todo el procesamiento de señales presentado en adelante se realizó en Matlab®. Para esta evaluación, un sujeto voluntario masculino sano, de 34 años, realizó 5 sesiones de adquisición de señales EMG utilizando el FELT. Para la adquisición de la señal sEMG, se implementó un protocolo: se realizaron 4 ensayos, cada uno de los cuales consistió en dos contracciones con una duración de 3 s y 10 s de descanso en el medio. El algoritmo utilizado para adquirir la señal sEMG directamente a Matlab ® se muestra en la figura 5.

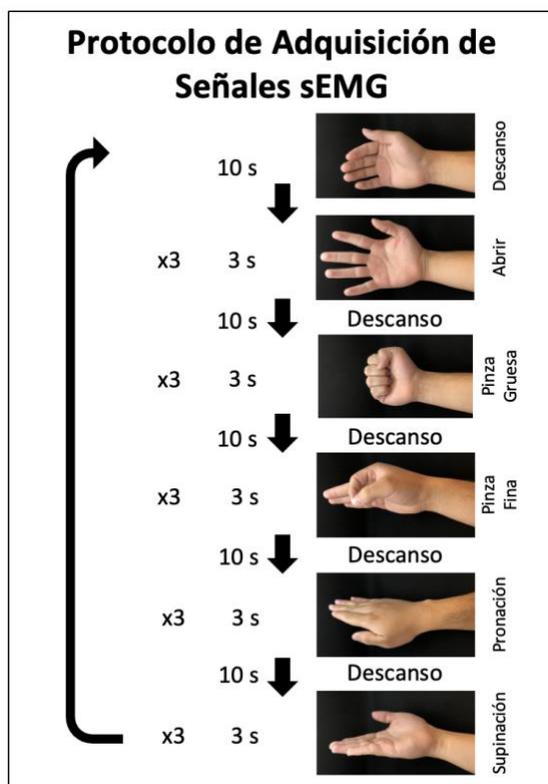


Figura 5. Protocolo de adquisición de señal sEMG usando un Shimmer3.

Para el caso del sEMG–GEL, fue necesario limpiar previamente la piel para mejorar el contacto y que el adhesivo aguante más tiempo. Luego, se colocaron los electrodos utilizando la Plantilla General y el electrodo de referencia se colocó en el olécranon. Se implementó un protocolo de adquisición de señales EMG y se realizaron 5 ensayos, cada uno de los cuales constaba de 3 contracciones con una duración de 3 segundos y descansos de 10 segundos entre ellas. El protocolo de movimiento de la mano se muestra en la figura 6.

Posteriormente, el procesamiento *offline* se realizó en base al algoritmo de la Figura 6, publicado en [23], [72] que se ajusta a las diferencias de la señal sEMG adquiridas con diferentes sistemas de adquisición. Los filtros digitales tienden a eliminar más información de la señal procesada de la deseada. Con los métodos tiempo-frecuencia, como la transformada wavelet discreta (DWT), es posible discriminar el contenido de la señal y eliminar solo las partes que corresponden al ruido, variaciones debidas a artefactos o la respiración.

El uso de la DWT con la familia Daubechies es apropiado para procesar las señales sEMG ya que su forma de onda es similar. Estas similitudes permiten a la wavelet resaltar los componentes de la señal sEMG; aumentando así la cantidad de información preservada de las señales.

Respecto al algoritmo, primero, la señal pasó por un filtro Notch para eliminar la interferencia de línea de 60 Hz. Para la señal resultante, se realizó una descomposición de 8 niveles usando una wavelet madre Daubechies *db9* para la eliminación de la línea de base; luego, se eligió una descomposición de 2 niveles de wavelet madre Daubechies *db4* para eliminar el ruido. Después de esto, se rectificó la señal para pasar finalmente por una wavelet madre Haar, usando una descomposición de 9 niveles para encontrar la envolvente. Esta última señal es usada para establecer un umbral y fue utilizada para segmentar la señal sEMG. La figura 6 muestra el proceso completo.

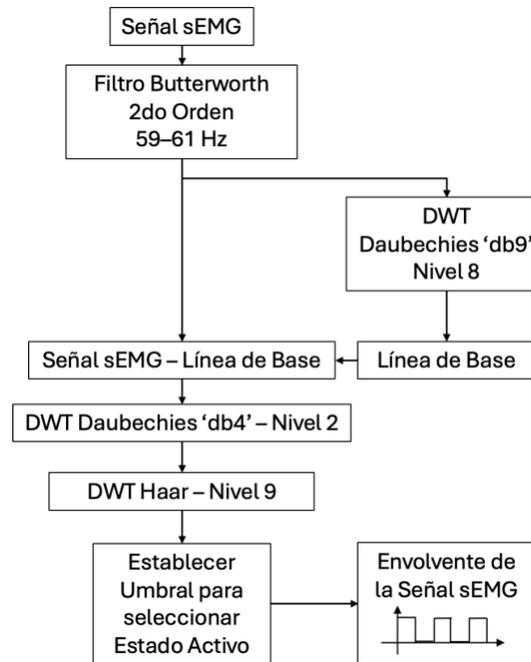


Figura 6. Algoritmo de procesamiento de señales sEMG, basado en descomposición por DWT.

3.1.4. Arreglo de Electrodo Secos para Colocación en el Antebrazo

Se propuso un arreglo de posicionamiento para 8 canales bipolares de electrodos sEMG-DRY. Para encontrar la posición de los electrodos, se encontraron los sitios anatómicos de los músculos que se conjugan para formar 5 patrones diferentes de movimiento de la mano y se marcaron y etiquetaron los sitios de colocación de los electrodos en el vientre del músculo en la piel. Además, cada sujeto fue medido antropométricamente, utilizando como variables la longitud entre el codo y la muñeca, la mitad de esta longitud y, la mitad de la mitad, de esta longitud. El lugar de esta medición se utilizó para hacer la medición de la circunferencia del antebrazo; asimismo se midió la circunferencia de la muñeca.

3.2. Protocolo de Adquisición de Señales sEMG

Para obtener registros de los movimientos de la mano por medio de señales sEMG se diseñó un protocolo de adquisición. Éste consiste en limpiar la piel, colocar los electrodos de acuerdo con las recomendaciones del SENIAM, y posteriormente solicitar al sujeto de pruebas realizar una serie de 3 repeticiones de 5 movimientos de la mano: abrir mano, pinza gruesa, pinza fina, pronación y supinación, estos movimientos se alternan con periodos de descanso entre repeticiones, las contracciones tienen una duración de 3 segundos y los descansos tienen una

duración de 10 segundos. Entre cada conjunto de movimientos se concede un descanso de 3 a 5 minutos.

Estas señales son utilizadas para desarrollar algoritmos que cuenten con suficientes ejemplos para realizar el tratamiento de la señal previo a la implementación de los clasificadores por Biorretroalimentación.

3.2.1. Dispositivos de Adquisición

3.2.1.1. Sistema de Entrenamiento Muscular con Retroalimentación Visual

Para la adquisición de señales sEMG para el control por niveles se utilizó el *Sistema de Entrenamiento Muscular con Retroalimentación Visual* [73]. Este sistema cuenta con un hardware para la adquisición de dos canales de registro bipolares con una frecuencia de muestreo fija de 1 KHz; así como un software de usuario que permite visualizar la amplitud de la señal por medio de una barra cuya altura cambia de forma directamente proporcional a la amplitud, en milivolts, de la contracción muscular, el mismo valor se observa simultáneamente en gráficas circulares.

Para realizar la calibración del sistema de entrenamiento se deben tomar en cuenta dos valores; el factor y el ruido. El factor es la ganancia por software de la señal. Su valor predeterminado es de uno, pero se puede variar según el caso. El valor de ruido sirve para contrarrestar el ruido externo en el momento de realizar la prueba. Estos ajustes del sistema permiten personalizar la adquisición para cada usuario o paciente. Para realizar esta calibración y obtener el valor del factor, se colocan los electrodos al paciente y se le pide realizar una contracción máxima, se reajusta para este valor hasta que el paciente pueda llenar la barra indicadora. Dependiendo del nivel al que llegue el paciente por sí solo, se debe ajustar el factor para que le sea cómodo llenar la barra indicadora. Posteriormente, se debe reducir el factor a la mitad para que sea incluso más sencillo para el paciente realizar el entrenamiento, esto debido a la cantidad de veces que se debe realizar el movimiento, procurando así evitar la fatiga muscular. De igual forma se debe ajustar el valor del ruido dependiendo de cuanto ruido se filtre del sistema, los electrodos y el ambiente en el momento de la prueba.

Para generar el archivo se debe palomear la caja que indica *Generar Archivo*. Se selecciona un nombre que automáticamente genera archivos numerados de 1 minuto cada uno, con formato *'txt'*. Con los botones *Iniciar* y *Detener* se controla la generación de archivos. El botón *Detener* interrumpe la adquisición de datos para poder modificar valores, sin embargo, al volver a pulsar *Iniciar* empieza en un archivo nuevo a realizar la adquisición.

Gráficamente se pueden observar dos canales, para cada uno hay dos gráficas una circular que marca el porcentaje de la contracción y una barra que indica en qué nivel se encuentra la contracción: Nivel 1, Nivel 2 o Nivel 3.

3.2.1.2. Sistema de Adquisición OpenBCI

La adquisición de señales sEMG se realizó con el sistema de adquisición de hardware abierto OpenBCI. El cual tiene una frecuencia de muestreo de 250 Hz, una ganancia fija de 24, y una configuración bipolar de 1 canal. La señal sEMG se adquiere a través del software de código abierto OpenViBe y se procesa fuera de línea.

De igual forma, las señales pueden ser adquiridas y procesadas en línea a través de la mencionada plataforma desarrollada [74] por el grupo de trabajo del Instituto Nacional de Rehabilitación “Luis Guillermo Ibarra Ibarra”.

3.2.1.3. Sistema de Adquisición Shimmer3

Para la configuración del dispositivo se selecciona el puerto *bluetooth* de la computadora, se declara un nombre de archivo en el cual se guardan las señales sEMG adquiridas crudas, las señales sEMG filtradas, la envolvente de la señal sEMG filtrada, la frecuencia de muestreo y el número de muestras utilizadas durante el procesamiento. El objetivo de generar este archivo permitir trabajar con los datos fuera de línea. Así como eventualmente contar con una base de datos de señales sEMG de diversos movimientos.

Posteriormente, se declara el uso de los canales de adquisición, la frecuencia de muestreo y el número de muestras a analizar por ventana de procesamiento.

En base al controlador que provee el fabricante del dispositivo *Shimmer3* [75], se realiza la declaración de parámetros requeridos para la interacción del dispositivo con Matlab® (The MathWorks Inc.); aquí se declaran las clases (que corresponden a las opciones de salida del algoritmo, p.ej.: mano abierta y mano cerrada), se especifica la frecuencia de muestreo a la que se adquiere la señal sEMG y se configuran otros sensores que contiene el dispositivo –estos sensores no son utilizadas en este desarrollo–. En esta etapa también se declaran las líneas animadas específicas para generar las gráficas dentro de la pantalla de la plataforma, lo que permite que las señales se grafiquen de forma animada con retrasos no perceptibles. Una vez concluida la etapa de configuración se procede a la adquisición de los datos.

3.3. Acondicionamiento de la Señal Electromiográfica de Superficie – sEMG

El procesamiento de las señales sEMG es de gran importancia. Para estandarizar este procedimiento, se diseñó y se siguió un protocolo de adquisición de señales, figura 7. Una vez adquiridas las señales se procede al procesamiento de la señal, el cual conlleva varios pasos, figura 6. Para comenzar, la señal se procesa en ventanas de cierto número de muestras. Luego, la señal pasa por un filtro Notch para atenuar los componentes que corresponden a la línea eléctrica. El filtro Notch que se utilizó es un filtro Butterworth IIR de nivel dos, con frecuencias de corte de 59 Hz y 61 Hz. Una vez que se ha filtrado el ruido, la señal se procesa usando la DWT, como se explica a continuación.

El desplazamiento de la línea de base se localiza utilizando la wavelet *db9* de la familia Daubechies y 5 niveles de descomposición, para encontrar los componentes de la frecuencia más baja (> 1 Hz) y eliminarlos. Luego, la señal que corresponde al desplazamiento de la línea de base se reconstruye usando solo coeficientes de aproximación. Esta señal se resta de la señal sEMG para eliminar los cambios de la línea de base.

La segunda DWT utiliza la wavelet *db4* de la familia Daubechies con 1 nivel de descomposición, para la eliminación general de ruido en la señal. Después de descomponer la señal procesada, los coeficientes de detalle se utilizan para la reconstrucción. Con esta transformación, obtenemos como resultado una señal con menos ruido que tendrá más contraste entre los movimientos y el reposo, esto ayudará a mejorar el comportamiento del *Switch ON / OFF*.

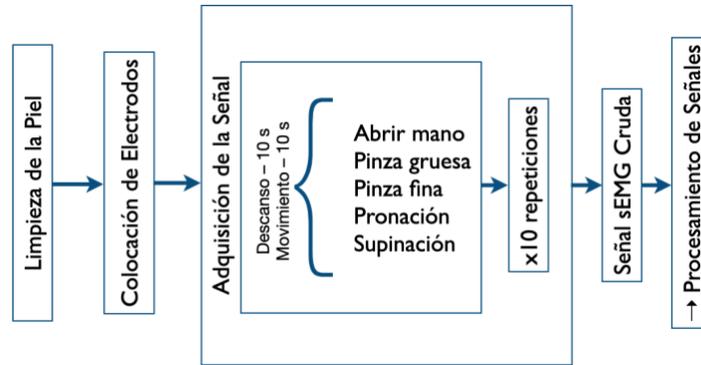


Figura 7. Protocolo de adquisición de señales sEMG para hacer procesamiento *offline*.

A partir de esta señal procesada, se calcula el valor absoluto. La señal resultante se descompone de nuevo utilizando la wavelet Haar con 8 niveles de descomposición. En esta ocasión, la señal se reconstruye con los coeficientes de aproximación, lo que da como resultado la envolvente de la señal sEMG procesada.

3.4. Entrenamiento Muscular

Para cada tipo de control presentado se han generado protocolos de entrenamiento, desarrollados con dos fines: primero dar la oportunidad al sujeto de pruebas de reconocer la interacción que tendrá con el sistema, segundo para dar datos del sujeto al sistema y generar tipos de control personalizados.

3.4.1. Entrenamiento para el Clasificador por Biorretroalimentación por Control Directo de 1 Canal

Para el control por *Switch* ON/OFF, el primer paso es calcular el valor promedio de la señal envolvente para cada ventana de procesamiento. Es necesario concatenar el número de ventanas que corresponden a 3 contracciones musculares isotónicas y 3 descansos (tanto las contracciones como los descansos tiene la misma duración) y determinar su valor máximo, para establecer el umbral que activa al *Switch* se utiliza la mitad del valor máximo.

Para que se realicen las contracciones, se muestra al sujeto de pruebas el tipo de movimiento de la mano que debe reproducir y cuando debe realizar un descanso.

3.4.2. Entrenamiento para el Clasificador por Biorretroalimentación por Control Directo de 2 Canales

La primera etapa del entrenamiento del *Switch* de 2 canales consta de 12 segundos donde se realiza la adquisición y el pre-procesamiento. En esta etapa se muestra al sujeto de pruebas el tipo de movimiento que debe reproducir y cuando debe realizar un descanso. La segunda sección corresponde al momento en que se alcanzan los 12 segundos de adquisición, en donde se calcula el umbral de la señal –mitad del valor máximo promedio–.

En cada sección se guarda un archivo ‘.mat’ con los datos adquiridos y procesados hasta el momento. Además, una vez terminada la operación, se vuelve a guardar el archivo. Esto con el objetivo de mantener el archivo de datos adquiridos actualizado al último momento de adquisición y procesamiento de la señal sEMG.

Las secciones del entrenamiento son independientes para cada uno de los canales de adquisición del dispositivo. Es decir, cada canal va a establecer un umbral automatizado independiente. Al momento de evaluar la salida del *Switch* de 2 clases se utilizan las condiciones de ambos canales.

Abrir la mano. Si el valor del umbral de canal 1 es sobrepasado y el valor del umbral de canal 2 no es sobrepasado, la salida del *Switch* será activada para Abrir Mano.

Cerrar la mano. Si el valor de ambos umbrales –canal 1 y canal 2– es sobrepasado, la salida del *Switch* será activada para cierre de mano en Pinza Gruesa.

Descanso. Si ningún umbral es sobrepasado, el *Switch* se mantendrá en Descanso, el valor a la salida es cero.

3.4.3. Entrenamiento para el Clasificador por Biorretroalimentación por Niveles de Amplitud

En cada sesión de entrenamiento se deben practicar las contracciones necesarias para lograr los 3 niveles de amplitud progresiva. Cada sesión se compone de 3 fases.

Fase 1. Se deben alcanzar los 3 niveles en el orden acordado con retroalimentación visual del paciente en la pantalla. Se realizarán 10 series para completar la fase.

Fase 2. Se deben alcanzar los 3 niveles en el orden acordado con retroalimentación visual del paciente en la pantalla. Se realizarán 10 series para completar la fase.

Fase 3. Se deben alcanzar los 3 niveles en el orden acordado sin permitir que el paciente vea la pantalla, es decir, sin retroalimentación visual. Se realizarán 10 series para completar la fase.

El protocolo completo de aprendizaje para el entrenamiento se divide en etapas. El número de etapas puede variar dependiendo de los resultados que se obtenga del sujeto de prueba.

Etapas 1. Se realizan 20 sesiones, en cada sesión se llevan a cabo las 3 fases ya mencionadas. En esta etapa se realizan los tres niveles de amplitud en orden progresivo, es decir, primero se pide al paciente alcanzar el Nivel 1, posteriormente el Nivel 2 y finalmente el Nivel 3.

Etapas 2. Se realizan 20 sesiones, en cada sesión se llevan a cabo las 3 fases ya mencionadas. Esta etapa se realiza en 2 partes. Las primeras 10 sesiones, se pide al paciente realizar los tres niveles en un cierto orden escogido al azar, por ejemplo: Nivel 2, Nivel 1 y Nivel 3. En las siguientes 10 sesiones se cambia el orden. Si el paciente logra alcanzar los niveles en el orden requerido se pasa a la etapa 3.

Etapas 3. Se realizan 20 sesiones, en cada sesión se llevan a cabo las 3 fases ya mencionadas. En esta etapa se realizan los tres niveles en diferente orden de fuerza en cada sesión.

Etapas 4. Se realizan 20 sesiones, en cada sesión se llevan a cabo las 3 fases ya mencionadas. En esta etapa se realizan los tres niveles en orden progresivo en cada sesión.

Etapas 5. Se realizan 20 sesiones, en cada sesión se llevan a cabo las 3 fases ya mencionadas. En esta etapa se realizan los tres niveles en orden progresivo en cada sesión.

Las etapas 4 y 5 son realizadas en orden progresivo, pues su objetivo es comprobar y mantener el aprendizaje.

3.4.4. Entrenamiento para el Clasificador por Biorretroalimentación por Reconocimiento de Patrones

Se le pide al sujeto que realice el movimiento de la mano, mostrado como una imagen en la pantalla. La tarea comienza con un descanso de 10 segundos y continúa con una contracción

isométrica de 10 segundos de mano abierta, pinza gruesa, pinza fina, pronación o supinación, alternando descansos con la misma duración. Las imágenes se muestran aleatoriamente hasta que el sujeto complete 10 repeticiones de cada movimiento. Las señales sEMG se guardaron como archivos ‘.csv’ que incluyen la información de 8 canales y 1 para el vector de tiempo.

Este tipo de clasificador se probó en combinación con la aplicación de estimulación FES en diferentes escenarios, se realizó el protocolo de adquisición de acuerdo con lo presentado en la figura 8. Con este protocolo se entrena al sujeto en el uso y aplicación de FES. Los escenarios consisten en que el sujeto de pruebas realice los movimientos de la mano, en cada escenario se registra:

1. La señal sEMG voluntaria.
2. La señal sEMG evocada por FES.
3. La señal sEMG voluntaria sumada a la evocada por FES.

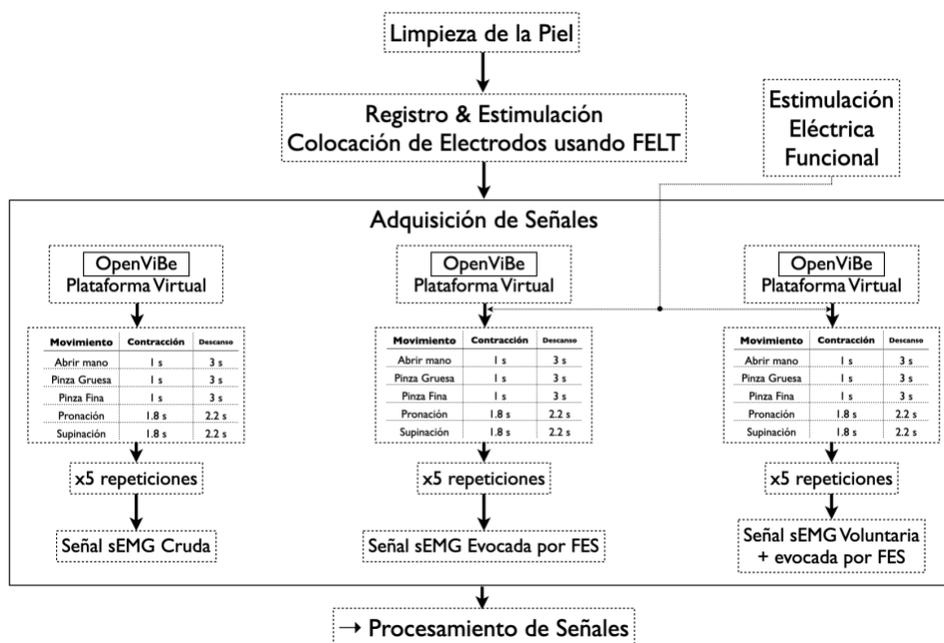


Figura 8. Adquisición de la señal sEMG para realizar movimientos de la mano (mano abierta, agarre con fuerza, pellizco fino, pronación y supinación) simultáneamente a estimulación FES. El sujeto realiza una contracción isotónica para cada parte de la prueba. El movimiento se repite 5 veces por sección. Una sesión incluye 5 repeticiones de contracciones voluntarias, seguidas de 5 repeticiones de sEMG evocado por FES y finalmente 5 repeticiones de contracción voluntaria más el sEMG evocado por la estimulación FES.

3.5. Análisis Tiempo-Frecuencia

Después de la adquisición, los datos se acondicionan usando la DWT. El sistema de adquisición Shimmer3 no cuenta con un filtro pasa-altas, por lo que la señal sEMG cruda contiene componentes de baja frecuencia que no permiten que se observen fácilmente las etapas de actividad muscular y las etapas de reposo durante los movimientos. Por la misma razón, tampoco es posible extraer correctamente datos, principalmente de parámetros temporales, de las señales crudas. Por ello, se desarrolló el algoritmo de pre-procesamiento que contiene un filtro que rechaza las frecuencias de 60 Hz; posteriormente, se aplica la DWT hasta el nivel 8 de descomposición utilizando la wavelet madre Daubechies-4 y se resta la señal reconstruida para eliminar las variaciones de baja frecuencia de la línea base [76], Figura 6.

Posteriormente, se aplica nuevamente la DWT a una descomposición de ocho niveles, pero esta vez se utiliza una wavelet madre Haar para encontrar la envolvente de la señal. Este procedimiento permite encontrar automáticamente las partes de la señal sEMG que representan a la activación muscular, Figura 6.

3.6. Clasificación de Movimientos de la Mano

Como se describió en los antecedentes, cada tipo de control tiene objetivos específicos, de igual manera la clasificación de los datos requiere de algoritmos distintos, como los descritos a continuación.

3.6.1. Diseño del Clasificador para Biorretroalimentación por Control Directo con 1 Canal

Una vez calculado un umbral de señal, las señales adquiridas en línea deberán superar este umbral para dar como resultado una salida positiva $ON = 1$. Si las señales procesadas entrantes no superan el umbral, la salida es negativa $OFF = 0$. Este enfoque permite que la aplicación opere en línea después de las primeras tres activaciones musculares y sus respectivos períodos de descanso, periodo usado como una calibración o entrenamiento previo a un uso efectivo del *Switch*.

Para aplicaciones de tiempo real, es importante tener el menor retraso posible, por lo que se recomienda usar ventanas de menos de 1 segundo para el procesamiento en línea, teniendo en

cuenta que la señal envolvente, debe mantener las características necesarias mencionadas anteriormente para operar eficientemente con el interruptor.

Por tanto, el procedimiento descrito anteriormente se probó con ventanas de 100, 125, 150 y 200 muestras, que corresponden a ventanas de 0.4, 0.5, 0.6 y 0.8 segundos, según la frecuencia de muestreo establecida utilizada para esta aplicación.

3.6.2. Diseño del Clasificador para Biorretroalimentación por Control Directo con 2 Canales

Para realizar la adquisición de las señales sEMG se utilizó el dispositivo para adquisición de bioseñales *Shimmer3* (Shimmer ©) [75]. El *Shimmer3* es un módulo portátil con conexión *bluetooth* que consta de dos canales de adquisición diferencial, con una referencia común, permite conectar electrodos pregelados comerciales por medio de un cable estándar.

Los electrodos se colocan en el vientre del músculo de interés con 2.5 cm de separación, en este caso canal 1 en el músculo braquiorradial y canal 2 en los flexores, la referencia se coloca en el olecranon. Previamente, se realiza la limpieza de la piel en la zona donde se colocarán los electrodos, frotando la piel con una torunda con alcohol; esto sirve para eliminar las células muertas y la grasa natural de la piel y disminuir el tiempo de acoplamiento de la interfaz electrodo piel [77].

Se diseñó un algoritmo de adquisición y procesamiento que fue integrado a la “*Plataforma de Control y Configuración de una Neuroprótesis para Rehabilitación de Miembro Superior*” diseñada previamente por el grupo de trabajo [78]. El algoritmo se puede dividir en cuatro partes principales, en donde se procesan señales para 2 canales:

- 1) Configuración del dispositivo *Shimmer3*,
- 2) Adquisición de la señal sEMG,
- 3) Procesamiento de la señal sEMG,
- 4) Selección de umbral automática para Switch de 2 clases.

3.6.3. Diseño del Clasificador para Biorretroalimentación por Niveles de Amplitud con 1 Canal

Una vez que la señal sEMG está limpia y acondicionada, se realiza la clasificación de niveles. El proceso inicia con DWT y la descomposición de la señal a nivel 10 usando la wavelet madre Haar. La señal obtenida representa los elementos de baja frecuencia que pertenecen a la señal sEMG original, por lo que puede interpretarse como la envolvente de la señal sEMG y se utiliza para seleccionar las regiones donde están contenidos los niveles. Para este fin, se establece un umbral para generar una representación binaria que sirve como una máscara para las regiones de interés. El valor medio de la señal dentro de cada región se calcula para encontrar los niveles correspondientes de contracción del entrenamiento. Esto crea un vector que se puede etiquetar.

El proceso de etiquetado permite encontrar y etiquetar cada nivel de contracción automáticamente, ayudando en el proceso de clasificación. El algoritmo viaja por el vector obtenido de la segmentación y toma conjuntos de 3 valores para encontrar el valor máximo y mínimo, asignando la etiqueta '1', '2' o '3' según el valor de amplitud de menor a mayor.

Con esta técnica de clasificación offline, el orden en que se realizan los niveles durante el entrenamiento no es relevante. Además, si falta un nivel (por ejemplo, el paciente no lo logró o el nivel se perdió durante el procesamiento de la señal), el orden no se pierde, el algoritmo simplemente elegirá los siguientes tres valores, sin confundirse por su ausencia. Esta no es una técnica en tiempo real para usar en ningún tipo de control.

3.6.4. Diseño del Clasificador para Biorretroalimentación por Reconocimiento de Patrones

La DWT, nuevamente a una descomposición de ocho niveles utilizando la wavelet Haar, encuentra la envolvente de la señal sEMG, que se obtuvo a partir de su reconstrucción. Esta envolvente se utilizó para encontrar las partes de la señal sEMG que representaban un movimiento, en este caso mano abierta o pinza gruesa.

3.6.4.1. Extracción de Parámetros Característicos

Para encontrar los rasgos característicos de los movimientos: mano abierta, pinza gruesa, pinza fina, pronación y supinación, se calculan los siguientes parámetros: Valor absoluto medio -

MAV (ecuación 9), Longitud de onda - WL (ecuación 10), Cruce por cero - ZC (ecuación 11), Desviación estándar - SD (ecuación 12), Integral del valor absoluto - IAV (ecuación 13), Varianza - V (ecuación 14) y Cambio de signo de pendiente - SSC (ecuación 15).

$$MAV = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_i| \quad (9)$$

$$WL = \sum_{i=1}^n |x_i - x_{i-1}| \quad (10)$$

$$ZC = \sum_{i=1}^{n-1} \begin{cases} 1, & x_{i+1} < 0 \ \& \ x_i > 0 \\ 1, & x_{i+1} > 0 \ \& \ x_i < 0 \\ 0 \end{cases} \quad (11)$$

$$SD = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad (12)$$

$$IAV = \sum_{i=1}^n x_i \quad (13)$$

$$V = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \quad (14)$$

$$SSC = \begin{cases} 1 & x_i > x_{i+1} \ \& \ x_i > x_{i-1} \\ 1 & x_i < x_{i+1} \ \& \ x_i < x_{i-1} \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (15)$$

A partir de estos parámetros, se selecciona un subconjunto para la clasificación según la separabilidad entre movimientos y la precisión de la clasificación. El nuevo conjunto de parámetros se utiliza para la clasificación.

Para la clasificación de las señales sEMG, se realiza un análisis de la longitud de la ventana y de las características de los 8 canales. La señal de la envolvente sEMG se utiliza para la selección de patrones activos en la etapa de procesamiento. A partir de ~10 s de actividad sEMG, se utilizan ventanas de: 20 ms, 50 ms, 100 ms, 300 ms, 500 ms, 1 s y 3 s de longitud, con una superposición del 25 %, para calcular las 7 características descritas en las ecuaciones 9 a 15.

Capítulo 4. Resultados Obtenidos

La biorretroalimentación, basada en la señal sEMG, asiste en los procesos de neuroplasticidad cerebral, que es una característica imprescindible de la terapia de rehabilitación. El proceso de adquisición, procesamiento y clasificación de las señales sEMG permite generar imágenes que se correlacionan directamente con la actividad que la persona está realizando. Por ello, el resultado de cada etapa es relevante para mantener una activa interacción entre la interfaz de biorretroalimentación y el sujeto que desempeña la prueba.

A continuación, se presentan los resultados de cada etapa del proceso, así como de los diferentes tipos de biorretroalimentación y clasificación implementados para las variaciones de terapia que pueden requerirse de acuerdo con la evolución del sujeto.

4.1. Detección de Señales sEMG

La correcta detección de señales biológicas es de gran importancia para minimizar el pre-procesamiento, así como para lograr extraer la información deseada que se convertirá en la señal de control de alguna aplicación de rehabilitación.

4.1.1. Colocación de Electroodos de Superficie

Para la correcta colocación de los electrodos, se diseñó y desarrolló un *Protocolo para Colocación de Electroodos Superficiales*.

Para encontrar los puntos donde se deben colocar los electrodos superficiales, se utilizó el siguiente protocolo:

- a. Limpiar la zona donde se pondrán los electrodos con alcohol y algodón para eliminar la grasa en la superficie de la piel.
- b. Ubicar anatómicamente los músculos de interés, solicitando además al paciente que realice diferentes contracciones y relajaciones en las zonas de interés.
- c. Se colocan 2 electrodos por cada canal. El punto medio entre ambos electrodos se ubica en el centro del vientre muscular, se debe corroborar que los electrodos se coloquen con una separación de 2.5 cm.
- d. Para colocar el electrodo de referencia, el brazo debe estar en posición anatómica para ubicar zonas dieléctricas.

Para facilitar la colocación de los electrodos, se realizó una plantilla personalizada para cada sujeto de pruebas. En la figura 9 se muestran ejemplos de plantillas de 2 canales y de 8 canales.

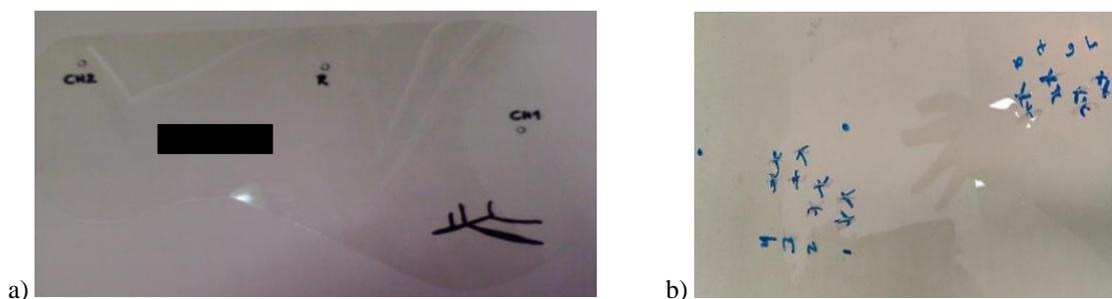


Figura 9. Plantilla para colocación de electrodos superficiales. a) 2 canales, b) 8 canales.

Para el caso del reconocimiento de patrones, donde se utilizaron 8 canales de adquisición, se realizó una plantilla individual para la colocación de electrodos para cada uno de los 17 sujetos voluntarios (8 mujeres de 22.8 ± 3.14 años, altura $1.72 \text{ m} \pm 16.2 \text{ m}$, peso $72.12 \text{ kg} \pm 16.20 \text{ kg}$; y 9 hombres de 23 ± 3.1 años, altura $1.73 \text{ m} \pm 0.12 \text{ m}$, peso de $71.75 \text{ kg} \pm 16.10 \text{ kg}$).

Posteriormente, las plantillas individuales se utilizaron para diseñar una *Plantilla de Posicionamiento General* que se convirtió en el arreglo de electrodos sEMG-DRY. Las medidas antropométricas tomadas a estos voluntarios se utilizaron para diseñar y fabricar una manga textil que mantendría el arreglo en el lugar correcto para la adquisición de señales sEMG con suficiente calidad para diferenciar 5 movimientos de la mano: mano abierta, pinza gruesa, pinza fina, supinación y pronación de la mano, y descanso.

4.1.2. Diseño & Fabricación de Electrodos Secos para la Adquisición de la Señal sEMG

La figura 10 muestra el diseño final del prototipo de electrodo seco en SolidWorks®. La figura 11 muestra el electrodo sEMG-DRY fabricado; la tuerca de bellota encaja perfectamente con la sección de rosca del electrodo seco, y atenúa la actuación del vástago roscado del electrodo como una antena que captaría señales de interferencia de otras fuentes externas, como la línea eléctrica. El área de contacto del electrodo sEMG-DRY es plana, lo que asegura un contacto

uniforme con la piel. El método utilizado para fabricarlos en CNC fue similar al de una producción en serie; por lo tanto, todos los electrodos se construyeron de manera idéntica.

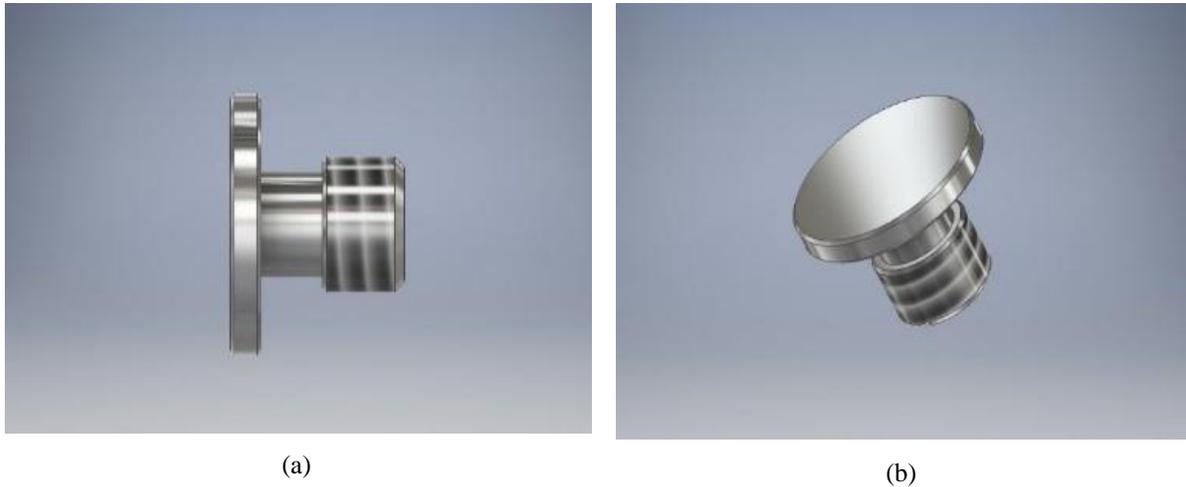


Figura 10. Diseño del prototipo de electrodo seco. El electrodo tiene 1.2 cm de diámetro para la zona de contacto y 1.5 cm de longitud, hilo incluido. (a) Vista lateral y (b) vista isométrica.

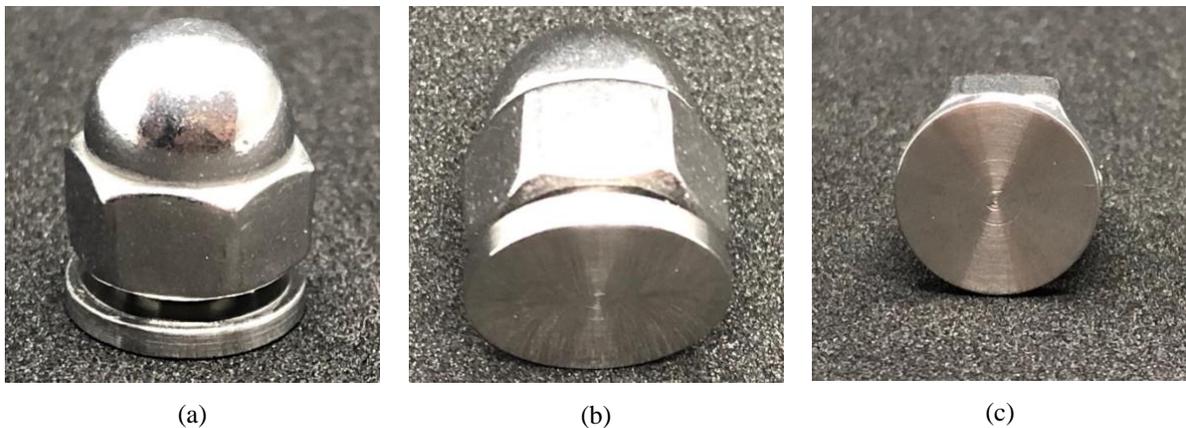


Figura 11. Prototipo de electrodo seco de acero inoxidable, (a) vista superior; (b) vista lateral; y (c) vista inferior, área de contacto del electrodo.

4.1.3. Evaluaciones para los Electrodo Secos

La figura 12 muestra las medidas de impedancia eléctrica de la piel del electrodo para un rango de frecuencia de 20 Hz a 550 Hz, para electrodos sEMG-DRY y sEMG-GEL.

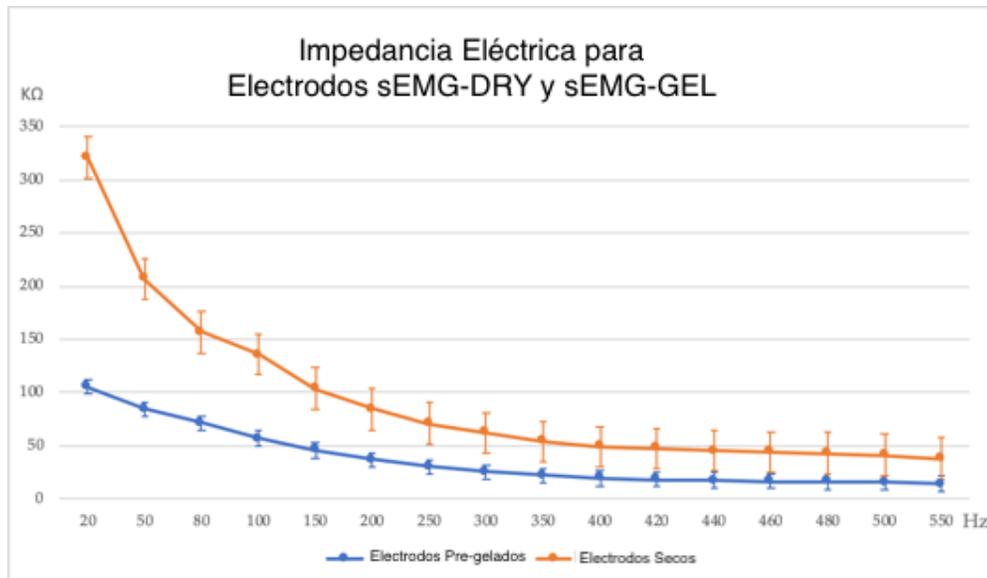


Figura 12. Respuesta de la impedancia eléctrica para un rango de frecuencia de 20 Hz a 550 Hz, para electrodos sEMG-DRY y para electrodos sEMG-GEL.

La respuesta de impedancia eléctrica tuvo un comportamiento similar para los electrodos sEMG-DRY y para los electrodos sEMG-GEL con respecto a la atenuación de su amplitud al aumentar la frecuencia, como se observa en ambos gráficos a lo largo del rango de frecuencia. Como era de esperar, los valores de impedancia fueron más altos para los electrodos sEMG-DRY, especialmente a frecuencias más bajas.

El parámetro de amplitud temporal media se calculó mediante la ecuación 3 para 60 repeticiones de señales sEMG adquiridas para los electrodos sEMG-DRY y sEMG-GEL. Los resultados se presentan en la Tabla 3. Con estos datos, se realizaron los cálculos para el gráfico de Bland-Altman y el resultado se representa en la figura 13.

La figura 13 ilustra el gráfico de Bland-Altman de diferencias contra promedios de los valores de amplitud temporal media de la señal sEMG adquirida utilizando electrodos sEMG-DRY y electrodos sEMG-GEL. Los límites de concordancia (-6,7164 mV, 49,2496 mV) exhibieron la presencia del 95 % (57/60) de los datos. La diferencia media (*bias*) de las mediciones entre los electrodos sEMG-DRY y los electrodos sEMG-GEL para la adquisición de la señal sEMG fue $\bar{d} = 21.2666 \text{ mV}$. La desviación estándar de las diferencias fue 13.9915 mV y el ancho del 95 % de los límites de concordancia fue 55.966 mV.

Tabla 3. Amplitud temporal media (A) de las señales sEMG adquiridas con los electrodos sEMG-DRY y sEMG-GEL.

Repetición	Electrodos sEMG-DRY				Electrodos sEMG-GEL			
	Amplitud temporal media [mV]				Amplitud temporal media [mV]			
	Sujeto 1	Sujeto 2	Sujeto 3	Sujeto 4	Sujeto 1	Sujeto 2	Sujeto 3	Sujeto 4
1	34.08	80.35	29.84	35.66	50.28	37.23	57.97	65.83
2	50.71	100.16	45.20	29.48	65.55	50.09	60.18	69.47
3	63.62	85.05	39.77	30.40	50.45	41.14	60.09	59.08
4	56.38	66.48	42.90	29.31	48.80	44.99	55.66	49.87
5	52.21	46.00	35.57	27.17	41.77	45.46	48.76	37.03
6	40.39	93.62	37.06	22.55	36.01	27.03	27.63	44.99
7	45.19	85.02	25.89	25.50	40.55	48.07	47.19	74.51
8	59.60	79.76	31.23	48.86	44.72	50.94	43.87	51.41
9	54.84	65.69	37.71	51.56	33.07	45.78	48.57	40.32
10	61.46	55.55	36.56	25.61	31.17	42.58	50.55	40.91
11	56.70	85.59	26.79	36.92	36.20	41.73	38.93	44.23
12	54.37	87.13	26.58	26.91	32.45	43.51	43.20	70.20
13	57.30	79.17	34.02	54.40	39.12	39.36	43.91	64.18
14	51.14	77.06	33.80	46.94	30.54	39.29	53.28	48.93
15	44.63	63.27	36.90	26.82	33.57	42.69	49.12	42.23

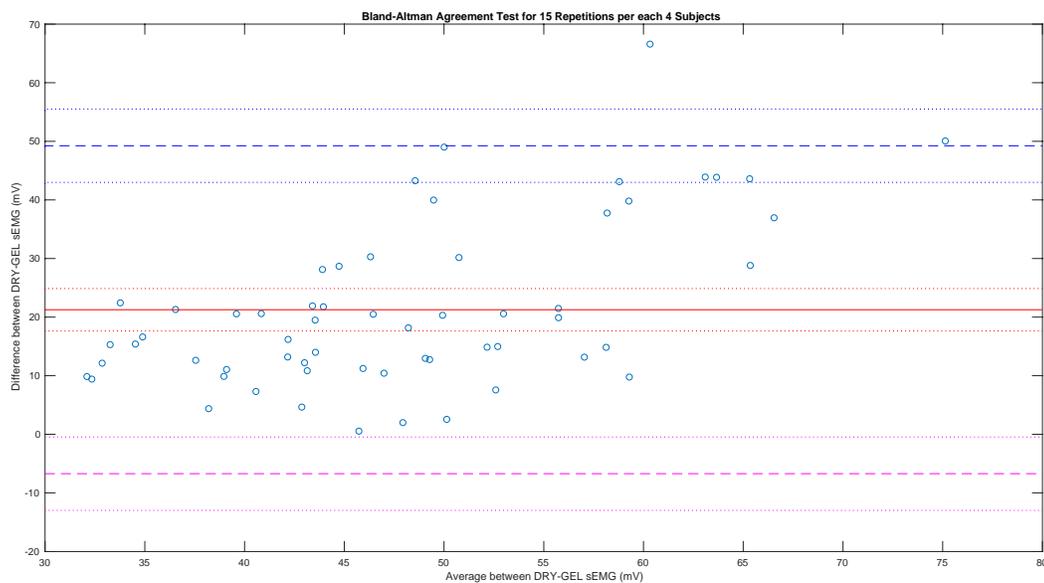


Figura 13. Gráfico de concordancia de Bland-Altman. Las diferencias entre los electrodos sEMG-DRY y los electrodos sEMG-GEL se comparan con la media de las medidas pareadas.

Los valores de diferencia tienen una distribución normal (Gaussiana), es decir, aproximadamente el 73 % de las diferencias (44/60) estaban dentro de 1 desviación estándar de la media. Aproximadamente el 95 % se encontraba dentro de 2 desviaciones estándar (57/60) y el 98.3 % estaba dentro de 3 desviaciones estándar (59/60).

El intervalo de confianza (IC) del 95 % se calculó encontrando el punto de distribución t , con $n-1$ grados de libertad, sumando/restando el error estándar t . Para los datos de amplitud, ecuaciones 4 y 5, la desviación estándar fue 13.9915 mV; SEM fue 1.8063 mV y SELA fue 31286 mV. El IC del 95 %, ecuación 6, tenía 59 grados de libertad y $t = 2.0010$. Por lo tanto, el IC del 95 % para el sesgo fue de 17.6522 mV a 24.8810 mV. El IC del 95 % para el límite inferior (LL) de concordancia, ecuación 7, fue de -12.9767 mV a -0.4560 mV. Para el límite superior (UL) de acuerdo, ecuación 8, el IC del 95 % fue de 42.9893 mV a 55.5099 mV.

4.1.4. Evaluaciones FELT

Para utilizar los electrodos sEMG–DRY diseñados, se fabricó una manga textil, el conjunto es llamado FELT. La manga FELT fue diseñada como un arreglo de posicionamiento universal cuyo propósito principal es simplificar el registro de las señales sEMG, así como la colocación de los electrodos de estimulación, para la aplicación clínica de una NP motora basada en FES para rehabilitación de la extremidad superior y la mano. No existen diseños o técnicas estandarizadas para localizar sitios sEMG con fines de registro o estimulación. Las señales sEMG adquiridas para Abrir mano y el Cierre de Pinza Gruesa se utilizan para evaluar la posición correcta de los electrodos de registro en el FELT.

El objetivo principal fue colocar todos los electrodos necesarios manteniendo el equilibrio entre tener posiciones disponibles para adquirir 8 canales bipolares de sEMG y espacio suficiente para colocar también 5 canales de estimulación bipolar. Es muy importante mencionar que los electrodos de estimulación son más grandes en área (5x5 cm), mientras que los electrodos de registro son pequeños (1 cm de diámetro); por lo tanto, fue difícil encontrar el lugar correcto para todos los electrodos en un área pequeña como es el antebrazo y aun así tener señales útiles que podrían procesarse y clasificarse.

4.2. Adquisición de la Señal sEMG

Se utilizaron dispositivos Shimmer3 (Shimmer ©), configurados para la adquisición de señales sEMG, con una frecuencia de muestreo de 1024 Hz y una ganancia fija de 24. Se utilizó el protocolo de pruebas que se muestra en las figuras 5 y 7, el cual consiste en pedir al sujeto de pruebas o paciente que realice una serie de movimientos de la mano para registrar las contracciones musculares correspondientes.

4.3. Acondicionamiento de la Señal sEMG

El sistema de adquisición elegido, Shimmer3, no cuenta con un filtro pasa-altas, por lo que la señal sEMG cruda contiene componentes de baja frecuencia que no permiten que se observen fácilmente las etapas de actividad muscular y las etapas de reposo durante los movimientos. Por la misma razón, tampoco es posible extraer correctamente datos, principalmente de parámetros temporales, de las señales crudas. Por ello, se desarrolló el algoritmo de pre-procesamiento que contiene un filtro que rechaza las frecuencias de 60 Hz y que posteriormente utiliza la DWT para eliminar las variaciones de la línea de base de la señal cruda, figura 14.

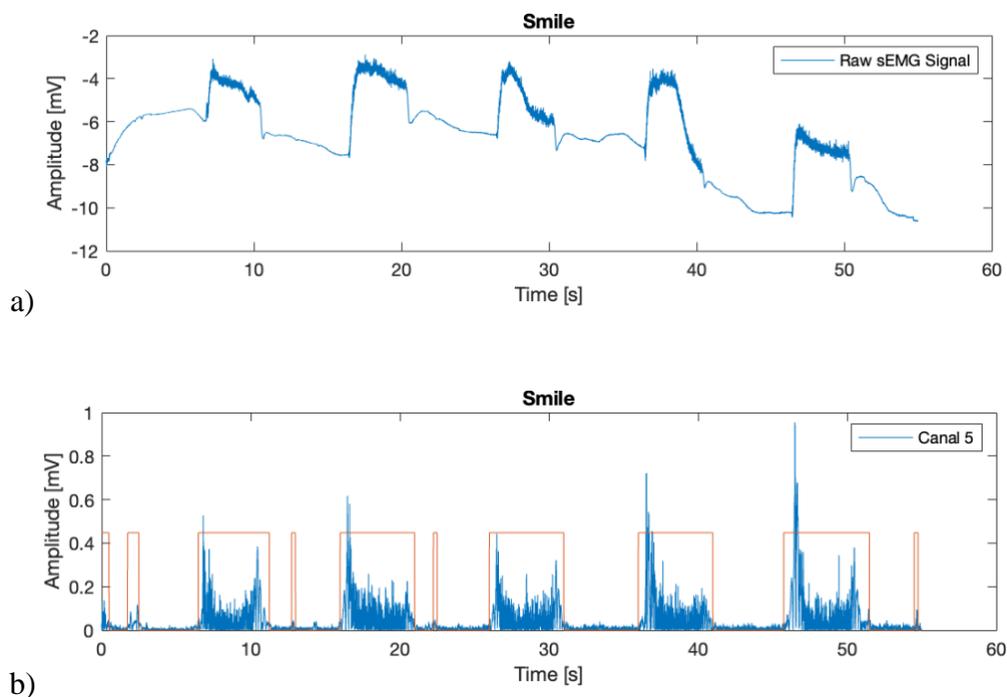


Figura 14. Procesamiento de señales de sEMG adquiridas correspondientes al movimiento Abrir Mano. a) Señal sEMG sin procesar adquirida utilizando la unidad Shimmer3. b) Señal sEMG procesada, la envolvente calculada selecciona el estado activo durante las repeticiones realizadas.

4.4. Procesamiento de la Señal sEMG para la Clasificación de Movimientos de la Mano utilizando Registros sEMG

Una vez realizado el pre-procesamiento y la segmentación de las secciones activas de la señal sEMG, se procede a realizar la extracción de características. Esta etapa es relevante para realizar la clasificación de las acciones realizadas, pues no se puede comparar la señal completa punto a punto. Por ello, se elige una o más características para representar a la señal sEMG que permitan resaltar las diferencias entre los movimientos de la mano.

4.4.1. Resultados del Clasificador por Biorretroalimentación por Control Directo con 1 Canal

Se probaron los algoritmos de procesamiento y clasificación de señales para la activación de 1 movimiento de la mano, o de descanso. En la figura 15 se observa el funcionamiento del *Switch* de control directo de 1 canal fuera de línea. Se muestra como las variaciones de la señal sEMG que no superan el umbral no generan la activación del *Switch*.

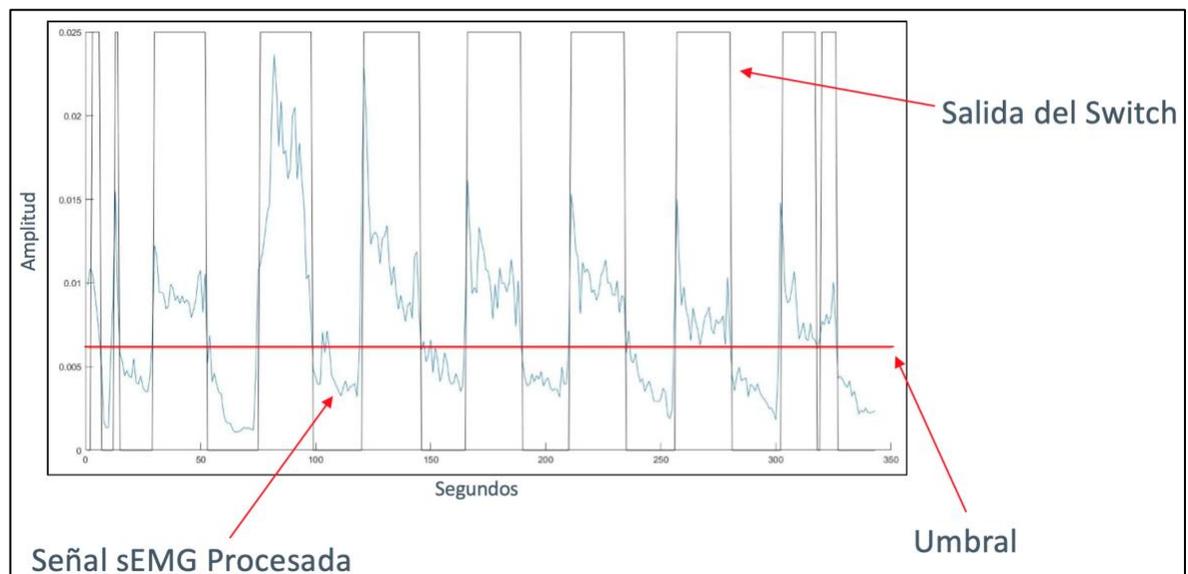


Figura 15. Switch de 1 Canal, ejemplo de procesamiento *offline*. Se observa la envolvente de la señal procesada, el umbral previamente establecido (usando toda la señal sEMG) y la salida del *Switch*, la cual es positiva cuando la señal sEMG sobrepasa el umbral.

En la figura 16 se observa el funcionamiento del *Switch* de control directo de 1 canal en línea. Se muestra como las variaciones de la señal sEMG que no superan el umbral no generan la

activación del *Switch*. También se puede observar la etapa de entrenamiento donde se genera el umbral automáticamente, a partir de las señales sEMG adquiridas.

Esta etapa de entrenamiento tiene como ventaja que permite al algoritmo adaptarse a la señal de cada sujeto de prueba. Inclusive, si luego de cierto tiempo el sujeto se siente cansado o entra en fatiga muscular, el entrenador vuelve a calcular el umbral automáticamente en base a las nuevas señales que se le presenten. Una relativa desventaja es tener que hacer cierto número de repeticiones cada vez que se va a utilizar el *Switch*.

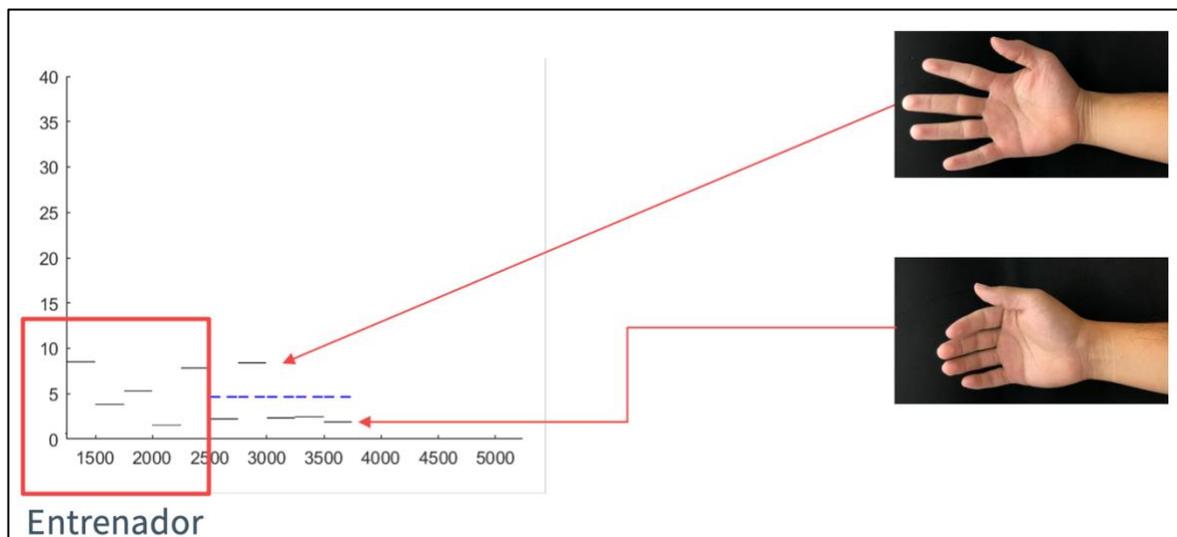


Figura 16. Switch de 1 Canal, ejemplo de funcionamiento *online*. La etapa de entrenamiento se observa dentro de la caja roja, corresponde a 12 segundos de señal adquirida y consiste en pedir al usuario que realice los movimientos deseados y el descanso.

4.4.2. Resultados del Clasificador por Biorretroalimentación por Control Directo con 2 Canales

En el caso del control directo de 2 clases (abrir y cerrar mano), se establecieron 2 umbrales, uno por cada canal de sEMG.

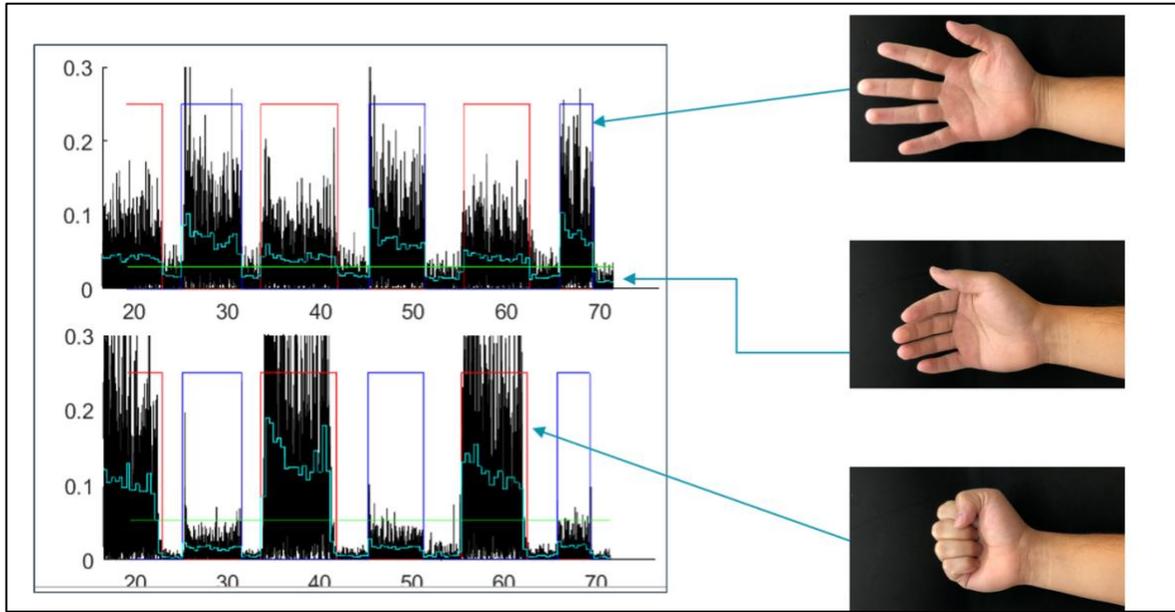


Figura 17. Funcionamiento del *Switch* de 2 Canales. Se observa la contribución de cada canal en la salida y como al hacer los movimientos se activan de distinta forma las señales sEMG. Este es el ejemplo más sencillo de un patrón de contracción.

4.4.3. Resultados del Clasificador por Biorretroalimentación por Niveles de Amplitud con 1 Canal

Entrenamiento Etapa 1

Para iniciar el estudio se utiliza el *Sistema de Entrenamiento Muscular con Retroalimentación Visual* de dos canales que cuenta con una interfaz de barra vertical, cuya amplitud depende de la fuerza del movimiento realizado por el paciente amputado, figura 18.

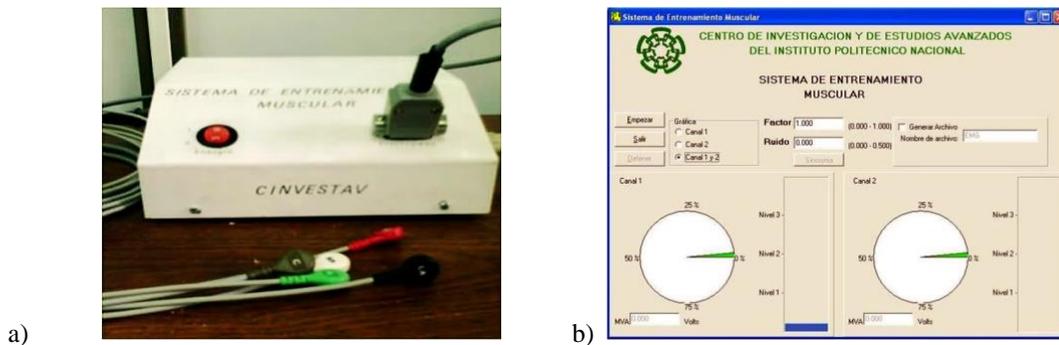


Figura 18. Sistema de Entrenamiento Muscular con Retroalimentación Visual. a) Equipo para la adquisición de señales sEMG. b) Visualizador de la intensidad de la señal muscular.

Entrenamiento Etapa 2

Posteriormente, se migró al sujeto al *Sistema de Entrenamiento Muscular*, en donde se contaba con una animación de los movimientos que el brazo realizaría en caso de que el sujeto active alguno de los 3 niveles de fuerza, figura 19. El sistema realiza 6 movimientos: flexión, extensión, pronación, supinación, apertura de la mano, cierre de la mano. Se siguió el mismo Protocolo de Entrenamiento Muscular.

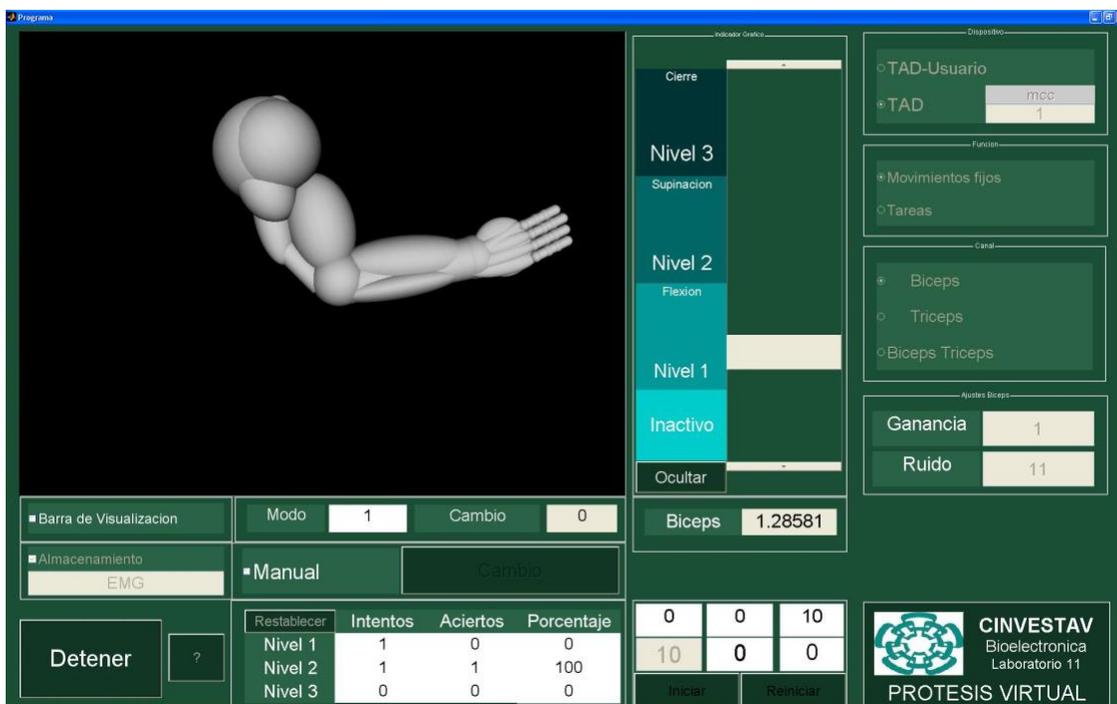


Figura 19. Entrenador Muscular de Interfaz Virtual

En total, se realizó el entrenamiento de la señal mioeléctrica con 4 pacientes amputados durante el transcurso de 2 años. Con esto se formó una pequeña base de datos de señales sEMG que serán procesadas posteriormente.

4.4.3.1. Procesamiento de la Señal sEMG para el Clasificador por Biorretroalimentación por Niveles de Amplitud

Una de las primeras aproximaciones para procesar las señales sEMG de entrenamiento se realizó de manera semiautomática. Se procesaron las primeras 3 etapas del Entrenamiento 1, realizadas por un sujeto voluntario masculino de 64 años con amputación transhumeral derecha, quien cual

reunió 55 sesiones. Se puede observar la evolución del control del paciente sobre los niveles de contracción a lo largo de las tres etapas.

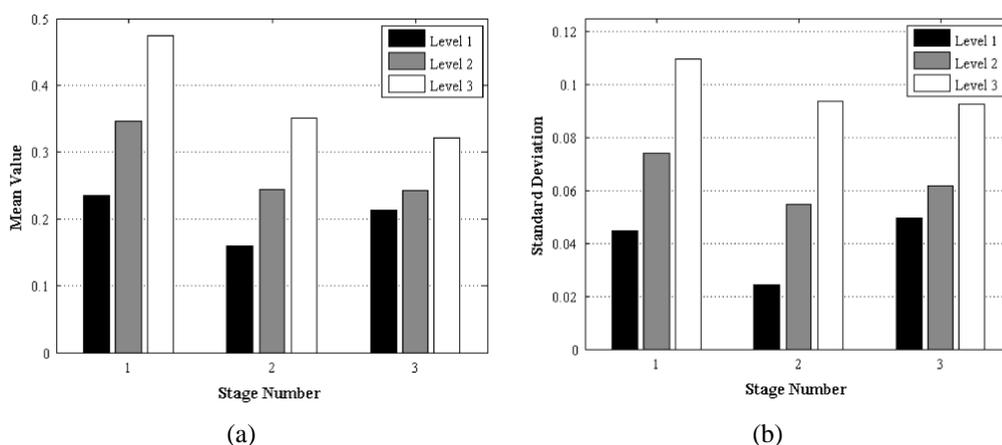


Figura 16. Resultados globales, (a) Valor Absoluto y (b) Desviación Estándar, de los tres niveles de fuerza en relación con cada etapa de entrenamiento.

En la figura 20, se observa la tendencia del paciente a estabilizar la fuerza de cada una de las contracciones, teniendo una evolución positiva a través de las tres etapas de entrenamiento. En la tabla 4 se resumen los coeficientes de variación de cada etapa.

Tabla 4. Coeficientes de variación de las Etapas de Entrenamiento.

	Etapa 1 [%]	Etapa 2 [%]	Etapa 3 [%]
Nivel 1	23.09	21.44	18.92
Nivel 2	26.74	22.47	15.27
Nivel 3	28.88	25.36	23.20

Se observa la disminución gradual de los valores y se destaca que el paciente logró controlar las contracciones musculares de acuerdo con los niveles entrenados disminuyendo el porcentaje de variación. También se puede observar que, a mayor nivel de contracción, mayor la variación presente.

Para el *Sistema Virtual de Entrenamiento Muscular*, se obtuvo la tabla de Porcentaje de *Aciertos* contra *Intentos*, los resultados se observan en la figura 21.

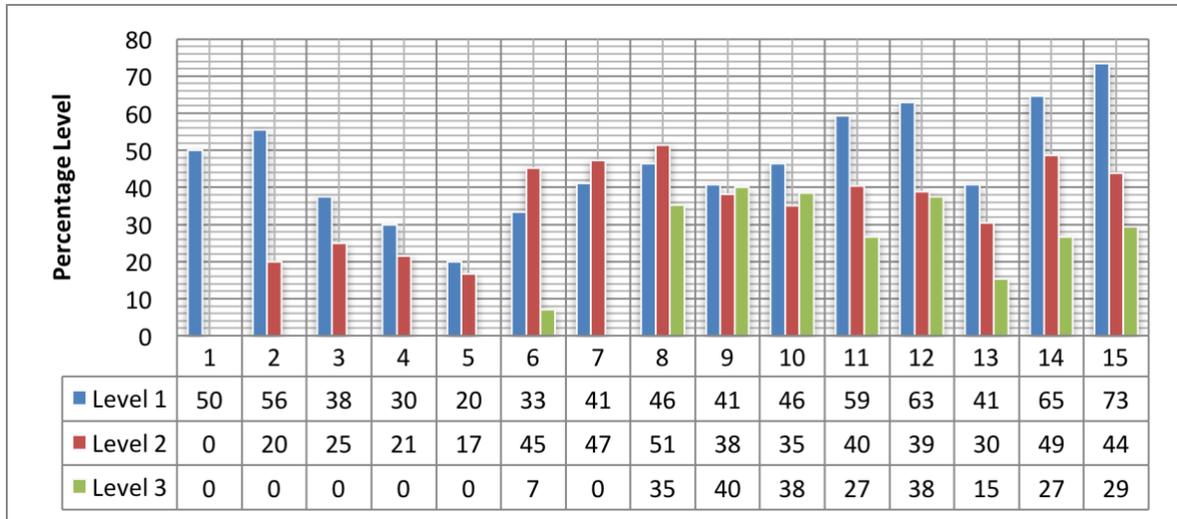


Figura 21. Resultados de la evaluación automática, Entrenamiento 2, porcentaje de Aciertos contra Intentos. Para el nivel 1, un intento es mantener una contracción isométrica por 3 s y un acierto son 2 s más, para completar 5 s. Para el nivel 2, un intento es mantener una contracción isométrica por 3 s y un acierto es 1 s más, para completar 4 s. Para el nivel 3, un intento es mantener una contracción isométrica por 2 s y un acierto es 1 s más, para completar 3 s. El Porcentaje indica la relación entre aciertos e intentos.

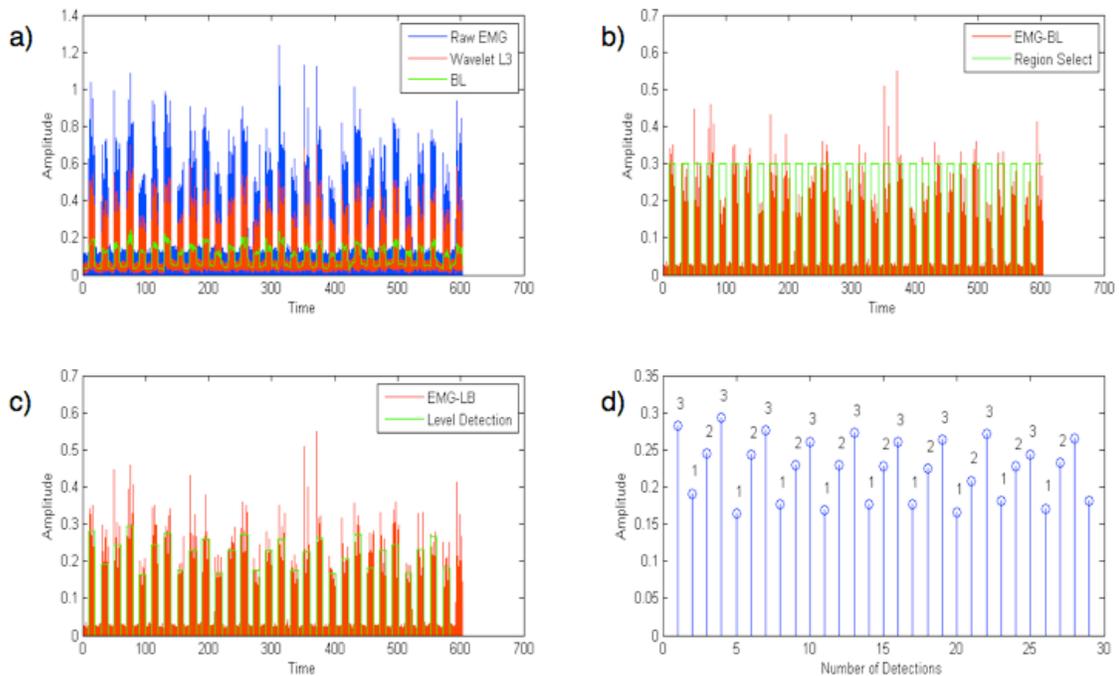


Figura 22. Segmentación y etiquetado. a) Sesión de entrenamiento 7. Señal sEMG cruda, descomposición de wavelet L-3 y línea de base. b) Sesión de entrenamiento 7. Señal sEMG L-3 and y umbral binario. c) Sesión de entrenamiento 7. Señal sEMG procesada y de Detección de Nivel. d) Sesión de entrenamiento 7. Valor absoluto de cada nivel de contracción. Etiquetado.

Fuera de línea y en base a los algoritmos de procesamiento mencionados anteriormente, se clasifican los niveles de fuerza ejercidos por el sujeto de pruebas durante el entrenamiento y se etiqueta cada región, figura 22.

Posteriormente se requería evaluar de forma objetiva el aprendizaje del usuario. Para ello se desarrolló un algoritmo con el cual se puede observar la disminución de las variaciones en los entrenamientos. La figura 23 muestra las curvas de aprendizaje obtenidas.

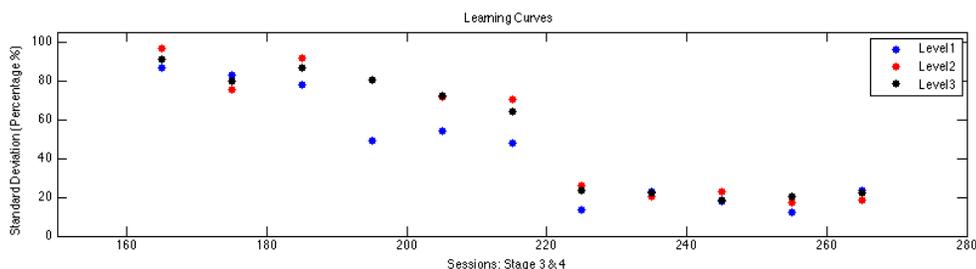


Figura 23. Curvas de aprendizaje de los niveles entrenados.

4.4.4. Resultados del Clasificador por Biorretroalimentación por Reconocimiento de Patrones

En la etapa de pre-procesamiento, a partir de la señal sEMG sin procesar, obtuvimos una señal de línea base libre de deriva, figura 24. Todas las sesiones de los 6 sujetos se sometieron a este procesamiento. La señal de sEMG en la figura 24a tiene una línea de base grande, mientras que en la figura 24b se muestra una señal de sEMG más limpia a pesar de la deriva de la línea de base, también está claro las diferencias entre cada repetición de contracción.

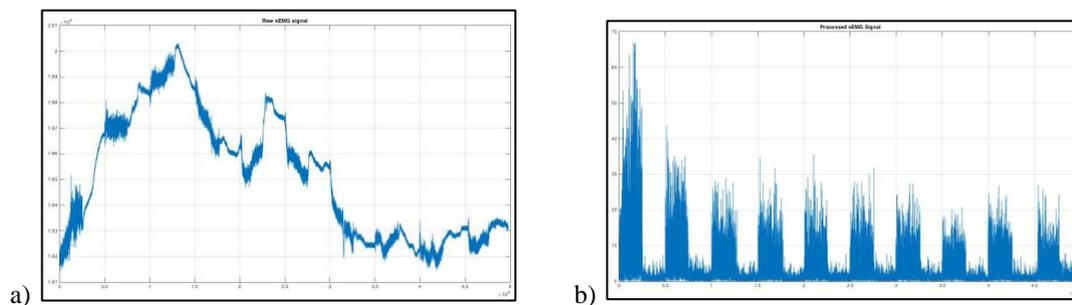


Figura 24. Sujeto 1, Abrir Mano/Reposo. Comparación de la señal sEMG antes y después del procesamiento usando DWT, a) Señal sEMG sin procesar que contiene variaciones de la línea de base y ruido de 60 Hz, b) Señal sEMG procesada, se observan los patrones de actividad muscular y reposo.

El procesamiento de las señales muestra que, independientemente del ruido de 60 Hz y la variación de la línea de base, la señal con información útil se puede separar para la extracción y clasificación de características.

La figura 25 muestra un ejemplo de 2 de los 8 canales sEMG procesados y la señal de envolvente obtenida que muestra las secciones activas seleccionadas de la señal sEMG; estos ejemplos corresponden a movimientos de Pinza Gruesa y Abrir Mano.

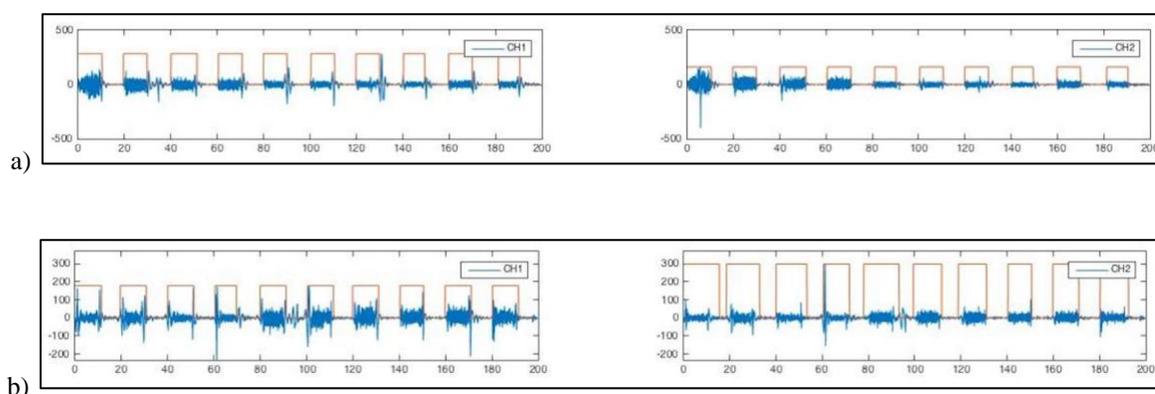


Figura 25. Para el sujeto 1, a) Abrir mano, b) Pinza Gruesa, sEMG procesado y señal de envolvente obtenida para la selección de patrón activo, ejemplo para los canales 1 y 2, de 8.

A partir del análisis de las combinaciones de características, número de canales y longitud de ventana para todos los sujetos, encontramos que con solo 5 características (MAV, WL, SD, IAV y V) se tiene suficiente información para hacer una clasificación por encima del 90 % de precisión, figura 26.

Aquí se puede observar en la figura 26b que cuando la longitud de la ventana es mayor, para características como MAV o SD es más fácil encontrar una separación clara en el valor de los parámetros. Sin embargo, las ventanas más pequeñas de 20 ms, figura 26a, funcionan con una precisión del 80.69 %. Entonces, es importante encontrar un compromiso entre la longitud de la ventana y el rendimiento del clasificador.

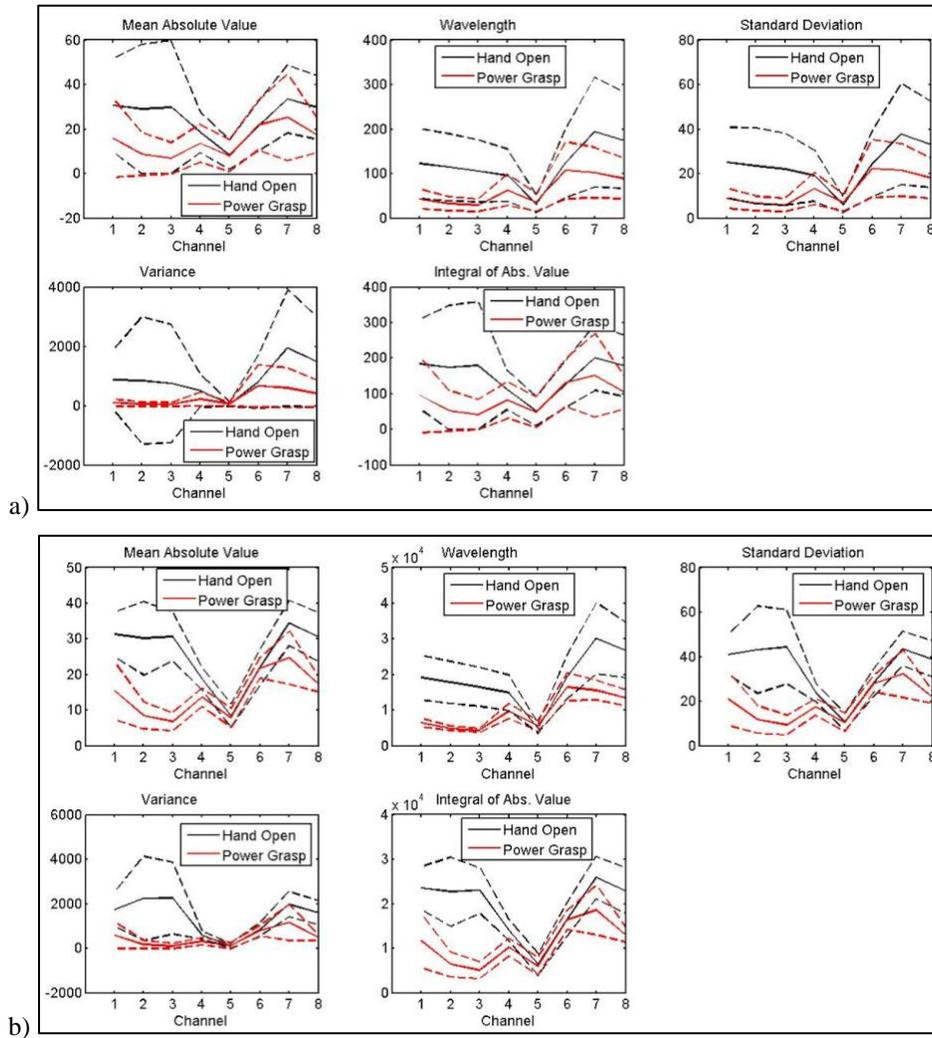


Figura 26. Análisis de la longitud de la ventana para a) 20 ms y b) 3 s, para todas las características (MAV, WL, SD, IAV y V) y 8 canales, utilizando datos de 6 sujetos.

A partir de este análisis, utilizando 9 de cada 10 repeticiones de cada movimiento por sesión; sesión 1 para entrenar y sesión 2 para probar, encontramos que las características MAV, WL y SD y una longitud de ventana de 0.50 segundos es la mejor combinación para que el clasificador, con solo 4 canales (CH1, CH2, CH3, CH7), obtenga una eficiencia de clasificación del 95.83 %. Los resultados de todas las combinaciones se pueden observar en la Tabla 5.

Tabla 5. Análisis de combinaciones con mejor rendimiento durante el entrenamiento, para canales seleccionados y parámetros para cada longitud de ventana. Las filas resaltadas corresponden a precisiones de clasificación superiores al 95 %.

Longitud de la Ventana (s)	Canales	Parámetros	Eficiencia del Clasificador (%)
0.02	1-3	WL, SD	80.69
0.05	1-3	WL, SD	88.23
0.10	1-3	WL, SD, V	91.56
0.30	1-3, 7-8	MAV, WL, SD, V	93.86
0.50	1-3, 7	MAV, WL, SD	95.83
1.00	1-4, 7-8	MAV, WL, SD, V, IAV	94.68
3.00	1-3, 7-8	MAV, WL, SD, IAV	95.14

Este estudio y análisis se realizó para minimizar las entradas del clasificador, con el objetivo de acercarnos más a una aplicación en tiempo real. Este análisis es un método de clasificación para múltiples sujetos, para generar un control impulsado por sEMG para una aplicación de NP motora basada en FES. Un ejemplo de las señales sEMG obtenidas para el Sujeto 1 usando FELT, para el canal 1 y 2, se muestran en la figura 27. Podemos observar que para la sesión de la figura 27b la señal fue más ruidosa, pero aún es posible que el algoritmo de procesamiento encuentre las secciones activas de la señal sEMG.

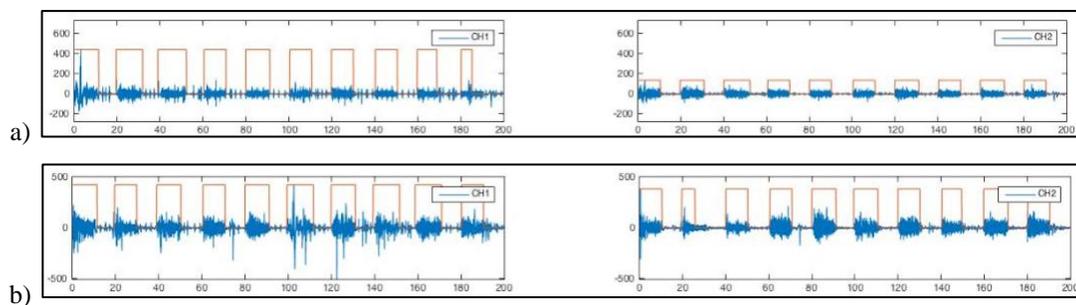


Figura 27. Para el Sujeto 1 usando FELT, a) Canal 1 y 2 para Abrir Mano, b) Canal 1 y 2 para Pinza Gruesa.

En el caso de la adquisición de señales sEMG (evocadas/voluntarias) y las señales de estimulación FES utilizando el FELT, las señales resultantes se pueden observar en la figura 28.

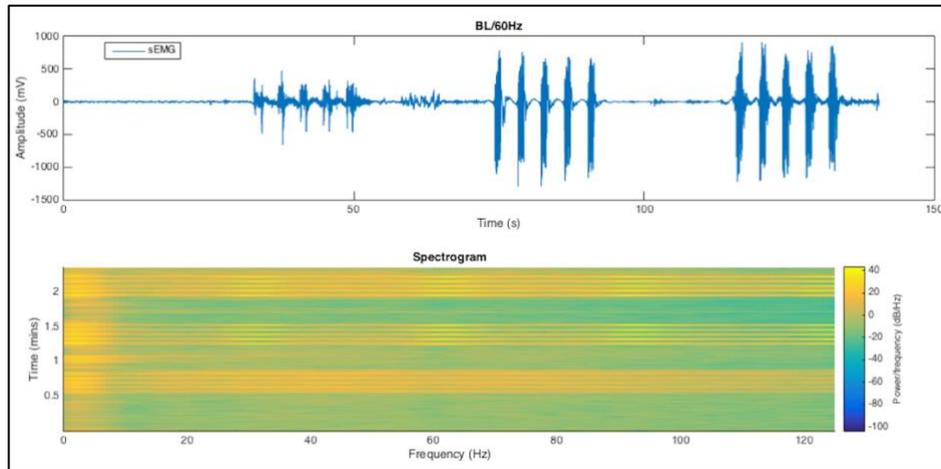


Figura 28. Señal sEMG para Pinza Gruesa, canal 1. La línea de base se ha eliminado. Espectrograma de la señal sEMG, se observan las bandas de 30 Hz para el 2º y 3º conjunto de movimientos, y los armónicos.

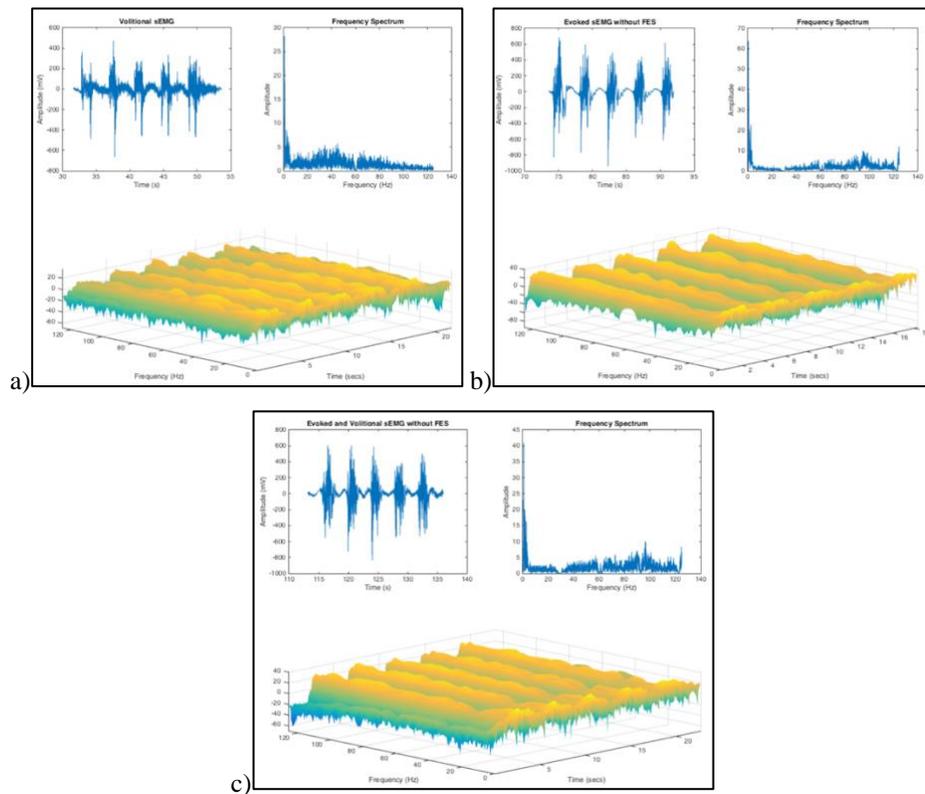


Figura 29. Pinza gruesa, sujeto 1, canal 1, señales sEMG de las 3 partes de la prueba. a) 5 contracciones isométricas del movimiento seleccionado, cada una de 1 segundo con 3 segundos de descanso. b) 5 estimulaciones FES del movimiento seleccionado, cada una de 1 segundo con 3 segundos de descanso. c) 5 contracciones isométricas durante estimulaciones de FES del movimiento seleccionado, cada una con una duración de 1 segundo con 3 segundos de descanso.

En la figura 29, se presentan los conjuntos de repeticiones de las 3 partes de la prueba; se puede observar el espectro de frecuencias y un espectrograma en 3D.

Para comparar los efectos de la señal sEMG evocados por FES con el caso donde hay una contribución voluntaria de sEMG, la figura 30 muestra los conjuntos de contracciones para ambas condiciones.

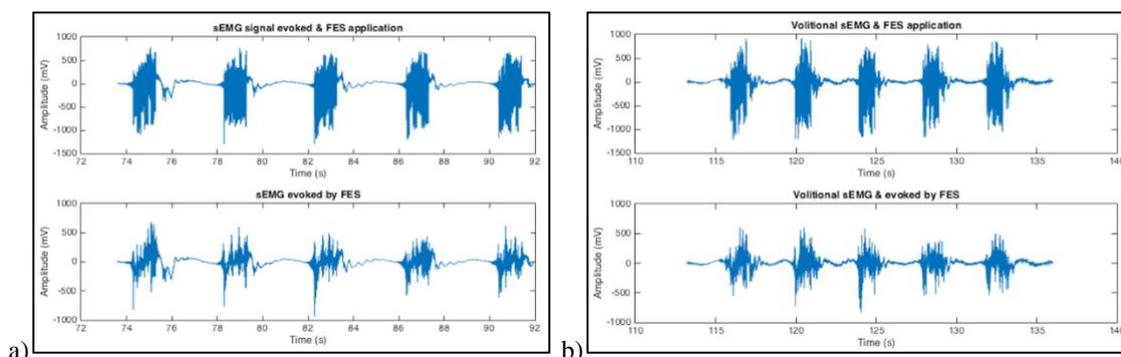


Figura 30. Comparación de señales sEMG entre 2 partes de las pruebas que involucran la aplicación de FES. a) Señal sin procesar que incluye FES (arriba), señal sEMG evocada por FES libre del estímulo (abajo). b) Señal sin procesar que incluye sEMG voluntario y FES (arriba), señal sEMG voluntaria sumada a la evocada por FES (abajo). Se puede observar como el FES ya fue filtrado en esta etapa.

Para cada repetición se calculan los valores RMS y MAV, en la Tabla 6 se muestra un ejemplo de los valores calculados.

Tabla 6. Valores de RMS y MAV obtenidos para 3 sujetos sanos, comparación entre sEMG evocado por FES y la combinación de señales volitivas y evocadas por FES. Valores obtenidos del movimiento Pinza Gruesa, canal 1.

Sujeto	Género	sEMG evocado por FES		sEMG Voluntario + sEMG evocado FES	
		RMS [mV]	MAV [mV]	RMS [mV]	MAV [mV]
1	Hombre	147.5061	105.6109	147.4792	104.6412
2	Hombre	159.2150	109.0613	169.7005	126.7346
3	Mujer	306.5072	200.5491	215.4075	138.3950

Una sesión está conformada por 9 repeticiones de 3 s de contracción y descanso para cada movimiento. La señal sEMG se procesa previamente y 3 características son extraídas en ventanas de análisis de 50 y 100 ms (valor absoluto medio, valor cuadrático medio y varianza).

Se propone un clasificador de red neuronal de perceptrón multicapa entrenado por el método de retropropagación, utilizando validación cruzada de 5 vías. Para probar el clasificador, la contracción se dividió en partes de 1 s; para todas las pruebas de 1 s, se procesa la parte media de 1 s de la contracción.

La precisión del clasificador se utiliza para encontrar la mejor combinación de WL y ventana de prueba, sin conexión. Para la ventana de 50 ms de la señal de 3 s, la precisión de clasificación fue del 96.71 %; para la ventana de 50 ms de la señal de 1 s, se tiene 99.36 %; para la ventana de 100 ms y señal de 3 s, 98.22 %; y, para una ventana de 100 ms con señal sEMG de 1 s, 99.33 %. El tiempo de ejecución más bajo (~ 140 ms) para las pruebas con la mejor precisión de clasificación (99.36 %) se obtiene con una ventana de 50 ms y la parte media de una señal de 1 s. Se logró un esquema de clasificación multiclase con ventanas angostas, siendo un procedimiento prometedor para la operación en línea de FES-NP de miembros superiores.

El objetivo final es personalizar el clasificador para el tema y la sesión, ajustándose a una señal sEMG cambiante durante la terapia de rehabilitación del miembro superior.

4.5. Aplicación de la Clasificación por Biorretroalimentación Visual basada en la Señal sEMG – Videojuego

Como parte del trabajo de tesis, se desarrolló una interfaz computacional en modalidad de videojuego en la plataforma Unity®, que consiste en una banda sin fin donde una cápsula se desliza hacia adelante; se cuenta con 3 carriles en los cuales aparecen monedas aleatoriamente, figura 31. La cápsula inicia su recorrido siempre en el carril de en medio, y debe desplazarse a la derecha o izquierda para tocar y ganar las monedas según el carril en el que vayan apareciendo. Para mover la cápsula de carril se utiliza la señal sEMG, donde una flexión de muñeca significa moverse 1 carril a la izquierda y una extensión de muñeca significa moverse 1 carril a la derecha, esto para el caso de la mano derecha. Para el caso en que se desee usar la mano izquierda los movimientos se registran de forma invertida, es decir, una flexión de muñeca significa moverse 1 carril a la derecha y una extensión de muñeca significa moverse 1 carril a la izquierda. Para lograr esto, solo se deben colocar los canales de forma invertida en cada extremidad. El procesamiento de las señales sEMG se realizó en Matlab© y para el registro de

las señales se utilizó el sistema de adquisición Shimmer3. Para el procesamiento inicial de los registros sEMG se utilizó el algoritmo de procesamiento de la figura 6. Este tipo de control es muy intuitivo y permite que el videojuego pueda ser utilizado indistintamente a la lateralidad de la lesión, así como puede ser controlado por cualquier par de músculos antagonicos.

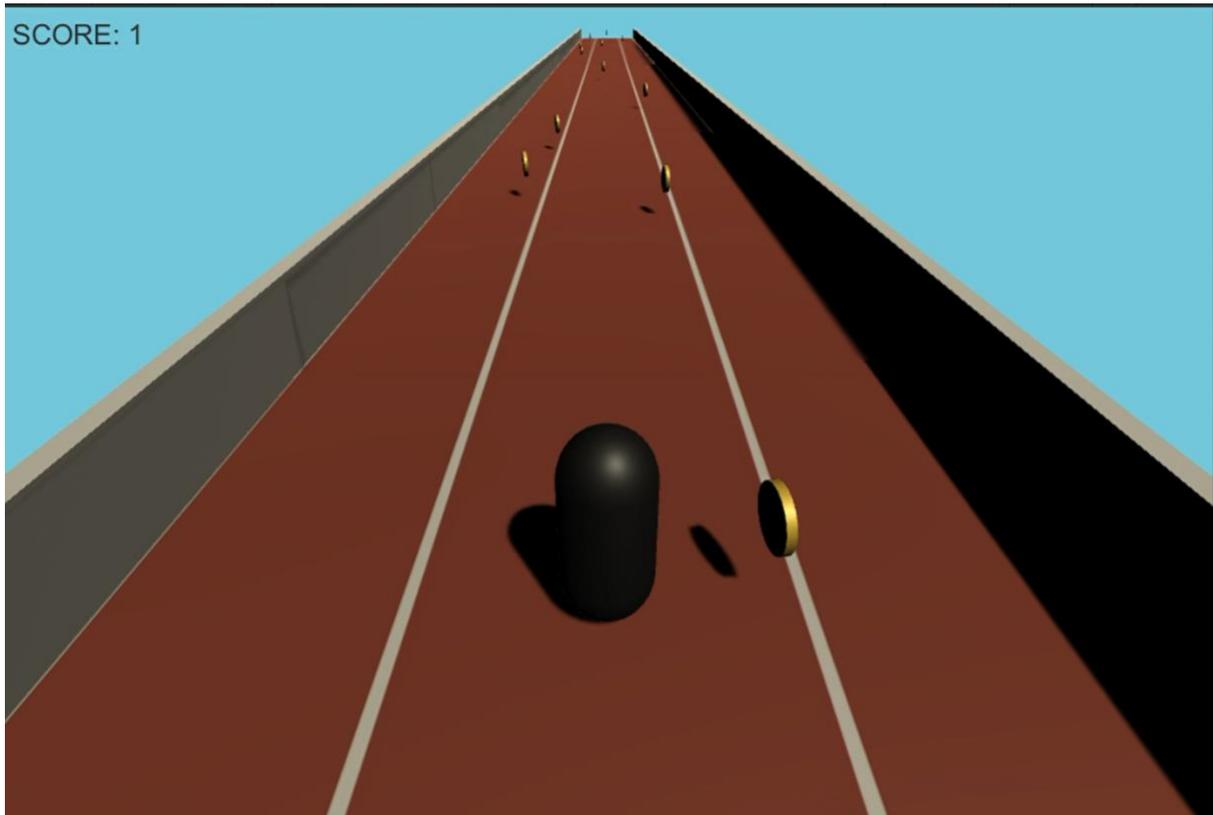


Figura 31. Interfaz computacional para videojuegos.

Cabe mencionar que, para el correcto uso de la interfaz, el algoritmo lleva a cabo una calibración de los valores de la señal sEMG, similar al descrito para el uso del Control Directo de 2 Canales, figura 17.

El videojuego diseñado incluye un menú de inicio y 3 niveles de dificultad. El 1er nivel de dificultad tiene una cantidad máxima de 10 monedas a recolectar y una velocidad normal para el desplazamiento de la cápsula. El 2do nivel aumenta el número de monedas y la velocidad de desplazamiento de la cápsula. El 3er nivel adiciona obstáculos que deben ser esquivados.

Respecto a la interfaz, el principal obstáculo son los retrasos en la comunicación entre Matlab© y Unity®, lo que nos llevó a tener retrasos por hasta 6 segundos entre la emisión de la orden y el movimiento de la cápsula. Esto se debe a varios factores, primero, Matlab© realiza las operaciones de los algoritmos de forma secuencial y tiende a ser lento, comparado con otras plataformas de programación actuales, el sistema de adquisición Shimmer3 tiene su propio protocolo de comunicación por bluetooth basado en un software de terceros llamado RealTerm y es actualmente la única forma de interfazar los dispositivos con Matlab©. Además, la comunicación entre Unity® y Matlab© se realiza por medio un protocolo TCP/IP. Todos estos hechos hacen casi imposible que se tenga una respuesta en tiempo real del sistema.

Capítulo 5. Discusión de los Resultados Obtenidos

Arreglo de Posicionamiento Anatómico – FELT

Para registrar la señal sEMG, se utiliza un arreglo anatómico basado en mediciones antropométricas y plantillas obtenidas individualmente de un grupo de sujetos sanos. Los arreglos de registro de señales sEMG que se encuentran en la literatura son geométricos y muchas veces moopolares, lo que permite realizar mapeos de las zonas de interés, a diferencia del arreglo diseñado en esta tesis, llamado FELT, que permite realizar registros de los patrones de movimiento de la mano. Además del desafío que implica colocar 16 electrodos en una zona reducida como la sección proximal del antebrazo, siguiendo el patrón anatómico muscular.

Para garantizar la precisión de las señales sEMG capturadas, se realizó un exhaustivo proceso de calibración y validación de los electrodos utilizando el método estadístico Bland-Altman. Esta técnica es utilizada para comparar nuevos instrumentos con el estándar de oro, validando que los electrodos secos diseñados pueden sustituir en este caso a los electrodos pre-gelados.

Esta novedosa técnica de colocación de electrodos abre nuevas oportunidades en el ámbito de la electromiografía de superficie, proporcionando una herramienta avanzada para investigaciones de control mioeléctrico y motor. Sin duda, esta propuesta representa un avance significativo en el estudio de la actividad muscular y su aplicación en diversos campos, como la rehabilitación, la ergonomía y el entrenamiento pre-protésico.

Técnicas de Procesamiento de la Señal sEMG

Las técnicas de procesamiento de señales desarrolladas en esta tesis permiten preservar los componentes de la señal sEMG. Esto se debe en parte debido al uso de la DWT y en parte a que el algoritmo de pre-procesamiento fue diseñado con este enfoque particular, figura 6. El diseño está basado en máscaras creadas con señales de baja frecuencia que permiten encontrar y segmentar las secciones activas de las señales que corresponden a los movimientos realizados. Así se pueden extraer características de la señal de la porción activa. Además, el algoritmo es suficientemente dinámico para permitir realizar el procesamiento hasta el punto de la

segmentación y la umbralización permitiendo que en las aplicaciones los retardos generados mantengan la impresión de que el sistema funciona en tiempo real.

Además, el algoritmo permite diferenciar entre movimientos mediante la extracción y clasificación de características en casos como el clasificador de reconocimiento de patrones. En donde no es necesario tener una señal de sincronización para encontrar las secciones de las señales sEMG que representan el patrón de cada movimiento.

Aplicaciones de Clasificadores para Control Mioeléctrico

Las aplicaciones de control más conocidas y utilizadas para las señales sEMG están orientadas al uso de prótesis mioeléctricas, como las descritas en el Capítulo I. Introducción. Durante el desarrollo de este trabajo se desarrollaron técnicas de procesamiento de señales que permitirían el control de prótesis mioeléctricas de diferentes grados de libertad.

Las prótesis mioeléctricas básicas requieren control directo bidireccional con algún tipo de *switch* que permita cambiar el control a una articulación diferente. En este trabajo presentamos 2 tipos de control directo, de 1 canal y de 2 canales, ambos permiten la activación de movimientos del brazo, lo cual puede aplicarse de distintas formas al control de una prótesis. En el caso del control de 1 canal, un *switch* permite cambiar la dirección del movimiento y un segundo tipo de *switch* permitirá que el control cambie de articulación. En el caso del control de 2 canales, solo se requiere un *switch*, pues los cambios solo deben hacerse entre articulaciones; ya que la dirección del movimiento se controla automáticamente con la señal muscular adquirida de movimientos antagónicos generalmente.

También presentamos un control por niveles que permite aprovechar al máximo la señal sEMG remanente cuando los pacientes sólo cuentan con una zona de activación; con la desventaja de requerir un largo tiempo de entrenamiento.

Finalmente, el control por reconocimiento de patrones es la técnica más utilizada en laboratorios de investigación, así como en algunas de las prótesis de reciente incorporación al mercado comercial [79]. Este método se adapta a las capacidades del usuario y a las características de la

señal sEMG en el momento que se inicia el uso de la prótesis; esta técnica permite re-calibrar el control mioeléctrico cuando llegue a ser necesario. Es importante poder realizar ajustes durante el uso de las prótesis, pues el control puede no responder correctamente debido a diversos factores, como fatiga muscular o el movimiento de algún electrodo.

Aplicaciones de Clasificadores por Biorretroalimentación

Sin embargo, las prótesis mioeléctricas no son la única herramienta que puede ser controlada con las señales sEMG. Prácticamente, cualquier terapia de rehabilitación está basada en alguna forma de biorretroalimentación, pues no sólo se trata de realizar movimientos para reeducar alguna parte del cuerpo; sino que se forman nuevos caminos para el envío y recepción de la información entre la parte dañada y el cerebro, estos cambios estructurales y funcionales conforman el proceso conocido como neuroplasticidad [80].

La literatura marca que cuando se añaden otros medios de retroalimentación como los medios audiovisuales o las bioseñales como medios de control, los tiempos de la terapia se acortan y los logros de la rehabilitación tienden a ser superiores a cuando se aplica la terapia tradicional exclusivamente [81]. La integración de ambas técnicas es clínicamente útil [82], mejorando los beneficios obtenidos por el paciente.

En una revisión sistemática realizada durante el desarrollo de esta tesis [81], se verificó que los resultados de diversos estudios que utilizan terapias con medios de retroalimentación basados en realidad virtual, realidad aumentada y videojuegos en una pantalla, mejoran la adherencia de los pacientes a su terapia, quienes muestran un mayor interés en completarla, así como un efecto psicológico positivo.

Adicionalmente, el uso de bioseñales como la sEMG tiene ventajas como evitar la fatiga, percepción de control de la terapia por parte del usuario, disminución del tiempo de terapia, entre otros [81]. La literatura contiene artículos donde se utilizan sensores y señales sEMG para controlar ambientes virtuales e interfaces computacionales, principalmente para aplicaciones de rehabilitación de secuelas de la EVC o entrenamiento para el uso de prótesis.

El objetivo principal de los sistemas de biorretroalimentación es que la terapia y su control no se sientan ajenos al paciente, por ejemplo, el uso de las señales sEMG permite registrar el movimiento para el cual el paciente desea recibir terapia [81]. Esta estrategia ha sido comprobada en el uso de FES controlado por sEMG, en donde el paciente realiza un movimiento para recibir una estimulación eléctrica que le permitirá completar ese movimiento de mejor manera [69].

Trabajo Futuro

Se deben realizar más registros de señales sEMG en pacientes con diferentes patologías neuromusculares o traumáticas para poder encontrar como se ve afectada la señal muscular por estas. Se propone la implementación a futuro de la **Base de Datos sEMG–LAREMUS/INR** para consulta de la vasta cantidad de registros electromiográficos con los que se cuenta actualmente, más los que se sigan añadiendo en la posteridad.

Siempre cabe espacio para la mejora de los algoritmos implementados, el análisis tiempo-frecuencia realizado con la aplicación de la transformada wavelet tiene muchas facetas que aún no hemos explorado. El análisis de la fatiga muscular y los transitorios de la activación muscular podrían ser entendidos de mejor forma utilizando herramientas como la transformada wavelet continua o la wavelet packet.

Respecto al videojuego, este puede ser optimizado cambiando el sistema de adquisición de señales sEMG y software de procesamiento de datos, se propone el uso de Bitalino© y Python™ para solucionar estos problemas. Posterior a la observación de estos problemas de desempeño, es de nuestro interés volver a implementar los algoritmos de procesamiento utilizando herramientas como Python™.

Finalmente, el análisis fino de las señales sEMG y su caracterización más allá del ancho de banda de la señal o de la correspondencia anatómica está aún por ser realizado; parte de la intención de este trabajo es contribuir a describir los matices de esta compleja señal que nos permite realizar nuestras actividades de la vida diaria sin pensarlo demasiado, desde levantarnos por las mañanas hasta salir a hacer una caminata el fin de semana.

Capítulo 6. Conclusiones

En esta tesis se proponen soluciones para la personalización de la activación de una prótesis de miembro superior basado en señales sEMG orientado al uso clínico. Una de estas soluciones es la terapia de rehabilitación para pacientes post-EVC en la cual las señales sEMG remanentes o contralaterales se utilizan para activar el inicio o la selección del movimiento que se va a estimular usando FES. Otra aplicación del uso de la señal sEMG, se centra en el entrenamiento que el paciente amputado puede realizar en su preparación para el uso de una prótesis mioeléctrica.

Se proponen diferentes algoritmos de control mioeléctrico con un nivel de complejidad progresivo. El procesamiento de señales que proponemos está basado en la transformada wavelet discreta (DWT), éstas se indican a continuación:

1. Control directo 1 canal. Algoritmo de clasificación para 1 clase o movimiento de la mano (se pre-configura cualquiera de los 5 movimientos disponibles para su estimulación con FES). La adquisición de las señales sEMG se realiza con los dispositivos *Shimmer3*. La implementación del algoritmo se realizó en Matlab©. Se realizaron las pruebas *online* con usuarios sanos. El error de clasificación es de 1.2 %. Se considera un tipo de control sencillo, fácil de entrenar y utilizar; el control mioeléctrico puede realizarse desde cualquier músculo funcional del cuerpo, sólo debe ser un músculo capaz de realizar una contracción sostenida de 1 segundo de duración.
2. Control directo 2 canales. Aplicación de biorretroalimentación en base al algoritmo de clasificación para 2 clases o movimientos de la mano: abrir mano y pinza gruesa. La adquisición de las señales sEMG se realiza con los dispositivos *Shimmer3*. La implementación del algoritmo se realizó en Matlab©. Se realizaron las pruebas *online* con usuarios sanos. Los tiempos de respuesta de la aplicación varían dependiendo de la frecuencia de muestreo y el número de muestras de la ventana de procesamiento, la mejor combinación para obtener los tiempos más cortos es utilizar una frecuencia de muestreo de 256 Hz y ventanas de 0.25 segundos de procesamiento. Cada canal tiene un error de clasificación es de 1.2 %. El control mioeléctrico puede realizarse con 2 músculos funcionales del cuerpo, sólo deben ser músculos capaces de realizar una contracción sostenida de 1 segundo de duración. Aun cuando esta técnica está pensada para músculos

antagonistas, puede ser usada de forma menos tradicional para lograr el objetivo de activación.

3. Control por niveles. Algoritmo de detección de 3 niveles de amplitud de 1 canal (o músculo) sEMG. La adquisición se realizó con un sistema de adquisición de señales sEMG desarrollado en una tesis de maestría del CINVESTAV-IPN previamente. La implementación del algoritmo se realizó en Matlab©. Se comprobó que este método no permite tener un control certero, además de requerir varios meses de entrenamiento con al menos 3 sesiones por semana. Por ello, se descarta como método de control disponible para pacientes, pues durante un proceso de rehabilitación los músculos y señales deben cambiar y no es factible realizar este tipo de entrenamiento en un ambiente clínico por múltiples razones. Las pruebas *online* con el entrenador virtual desarrollado previamente en una tesis de maestría del CINVESTAV-IPN. La tasa de éxito es muy baja para considerarla un sistema de control estable para un ambiente clínico y terapéutico, de ~70 % en el mejor de los casos ~50 % en promedio.
4. Control por reconocimiento de patrones. Algoritmo de clasificación de 6 clases (5 movimientos de la mano y descanso) con 8 canales de adquisición de señales utilizando 4 unidades de hardware *Shimmer3*. Las pruebas de clasificación se han realizado en modo *offline* con una eficiencia de clasificación del 96.71 % al 99.36 % con diferentes anchos de ventana para el procesamiento de la señal.

Además, para adquirir la señal sEMG, se emplea un arreglo anatómico creado a partir de mediciones antropométricas y plantillas, ambas obtenidas de forma individual de un grupo de sujetos sanos. Los 8 canales de registro se ubicaron siguiendo un diseño anatómico de electrodos llamado FELT, donde el reto fue la colocación de 16 electrodos en una zona reducida como la sección proximal del antebrazo, siguiendo el patrón anatómico muscular. Los electrodos secos diseñados se caracterizaron eléctricamente y se validaron mediante el método estadístico de Bland-Altman.

Para garantizar la calidad de las señales sEMG obtenidas, se llevó a cabo un riguroso proceso de calibración y validación de los electrodos. Los resultados mostraron una alta precisión y fiabilidad en la captura de la actividad muscular validados con el método de Bland-Altman, lo que permitirá un análisis detallado y preciso de los datos registrados. Este enfoque innovador

en la colocación de electrodos abre nuevas posibilidades en el campo de la electromiografía, ofreciendo una herramienta avanzada para estudios de rehabilitación y control motor. Por ello, este método representa un avance significativo en la investigación de la actividad muscular y su aplicación en diversas áreas, como la rehabilitación, la ergonomía y los entrenadores pre-protésicos.

Productos Académicos Resultantes del Desarrollo de esta Tesis

Artículos de Revistas indexadas JCR

1. **Cinthy L. Toledo-Peral**, Ana I. Martín-Vignon-Whaley, Jorge A. Mercado-Gutiérrez, Arturo Vera-Hernández, Lorenzo Leija-Salas, Josefina Gutiérrez-Martínez. *Development and Validation of a Dry Electrode Array for sEMG Recording and Hand Movement Recognition*, Ingeniería e Investigación, vol. 44, no. 1, e106558, Febrero 2024. <https://doi.org/10.15446/ing.investig.106558>. **Factor de Impacto: 1.092.**
2. **Toledo-Peral, C.L.**; Vega-Martínez, G.; Mercado-Gutiérrez, J.A.; Rodríguez-Reyes, G.; Vera-Hernández, A.; Leija-Salas, L.; Gutiérrez-Martínez, J. *Virtual/Augmented Reality for Rehabilitation Applications Using Electromyography as Control/Biofeedback: Systematic Literature Review*. Electronics 2022, 11, 2271. <https://doi.org/10.3390/electronics11142271>. **Factor de Impacto: 2.9.**
3. **C Toledo-Peral**, J Gutiérrez-Martínez, J Mercado-Gutiérrez, A Martín-Vignon-Whaley, A Vera-Hernández, and L Leija-Salas. *sEMG Signal Acquisition Strategy towards Hand FES Control*, Journal of Healthcare Engineering, vol. 2018, Article ID 2350834, 11 pages, 2018. <https://doi.org/10.1155/2018/2350834>. **Factor de Impacto: 2.375.**
4. A.G. Ramirez-Nava, J.A. Mercado-Gutiérrez, J. Quinzaños-Fresnedo, **C. Toledo-Peral**, G. Vega-Martínez, M.I. Gutiérrez, M.R. Pacheco-Gallegos, C. Hernández-Arenas, J. Gutiérrez-Martínez. *Functional electrical stimulation therapy controlled by a P300-based brain-computer interface, as a therapeutic alternative for upper limb motor function recovery in chronic post-stroke patients. A non-randomized pilot study*. Front. Neurol., 17 August 2023 Sec. Neurorehabilitation, Volume 14 – 2023. <https://doi.org/10.3389/fneur.2023.1221160>. **Factor de Impacto: 3.4.**
5. Gutierrez, M.I.; Poblete-Naredo, I.; Mercado-Gutierrez, J.A.; **Toledo-Peral, C.L.**; Quinzaños-Fresnedo, J.; Yanez-Suarez, O.; Gutierrez-Martinez, J. *Devices and Technology in Transcranial Magnetic Stimulation: A Systematic Review*. Brain Sci. 2022, 12, 1218. <https://doi.org/10.3390/brainsci12091218>. **Factor de Impacto: 3.3.**
6. Josefina Gutiérrez-Martínez, **Cinthy Toledo-Peral**, Jorge Mercado-Gutiérrez, Arturo Vera-Hernández, Lorenzo Leija-Salas. *Neuroprosthesis Devices Based on Micro- and*

Nanosensors: A Systematic Review, Journal of Sensors, vol. 2020, Article ID 8865889, 19 pages, 2020. <https://doi.org/10.1155/2020/8865889>. **Factor de Impacto: 1.9.**

Otras Publicaciones Arbitradas Internacionales

7. Martínez-Coria, E., **Toledo-Peral, C.L.**, Castellanos-Abrego, N.P., Luna M., Gutiérrez-Martínez, J., *Densidad mineral ósea volumétrica medida por tomografía de cálculo cuantitativo: valores de referencia para la población pediátrica mexicana*, Investigación en Discapacidad 2022; 8(1):8-15. doi:10.35366/103938.
8. **C. Toledo**, F. Ramos, G. Vega, A. Vera, L. Leija, J. Gutiérrez. *An Application for Skin Macules Characterization based on a 3-Stage Image Processing Algorithm for Patients with Diabetes*, Journal of Healthcare Engineering, Special Issue on Image Segmentation Techniques for Healthcare Systems, Volume 2018, <https://doi.org/10.1155/2018/9397105>. **Factor de Impacto: 2.375.**
9. **C. Toledo**, F.J. Ramos, A. Vera, L. Leija and J. Gutierrez. *Pilot Study of the Correlation between Skin Macules & Manifestations and Variables related to the Patient with Diabetes: Preliminary Findings*, Transylvanian Review Journal, Vol. XXV, No. 17, Mayo 2017.
10. A. Ramírez-García, **C. Toledo**, L. Leija, R. Muñoz. *Status of Elbow Myoelectric Protheses: CINVESTAV-IPN Prosthesis*, Revista Mexicana de Ingeniería Biomédica, Vol. XXX, Núm. 1, pp. 66 73, Julio 2009.

Reconocimientos

Se destacará el artículo *Development and Validation of a Dry Electrode Array for sEMG Recording and Hand Movement Recognition*, en el siguiente número de la *Revista Ingeniería e Investigación*, con factor de impacto 1.092, que corresponde al Vol. 44 No. 2 (2024).

Estimada Cinthya L Toledo Peral,

Le escribimos en nombre del comité de la revista Ingeniería e Investigación para informarle que hemos seguido su trayectoria en el campo de la bioelectrónica. Nos ha llamado mucho la atención su enfoque riguroso y su contribución significativa, especialmente en áreas como el procesamiento de señales e imágenes médicas y el control mioeléctrico de prótesis.

Le extendemos una invitación para participar en una entrevista en vivo, en la cual nos gustaría discutir su carrera investigativa y su reciente publicación, "Desarrollo y validación de un arreglo de electrodos secos para la adquisición de señales sEMG y el reconocimiento de los movimientos de la mano". Este artículo ha sido seleccionado como el destacado de nuestro próximo número debido a su relevancia y contribución a la comunidad científica.

Apreciaríamos si pudiera indicarnos su disponibilidad para esta entrevista virtual en las próximas semanas. Nos adaptaremos a su agenda para facilitar la organización del evento.

Gracias por considerar nuestra invitación.

Atentamente,



Editorial Team
Ingeniería e Investigación
DOI: 10.15446/ing.investig
SSN-L: 0120-5609



Artículos presentados en Congresos Internacionales

1. **Toledo, C.** Leija, L. y Vera, A. "*Propuesta de un Protocolo de Calibración de un Medidor de Flujo Sanguíneo con Phantom de Flujo Sanguíneo*", Congreso Ibersensor 2008, Noviembre 2008, Sao Paulo, Brasil.
2. **Toledo C.**, Leija L. Vera A., Ramos A. y Bazán I. "*Desarrollo de Phantoms de Músculo Liso para la Experimentación de Inducción de Temperatura Controlada*", Congreso Andescon 2008, Cusco, Perú, Octubre 2008.
3. **Toledo, C.**, Leija, L., Munoz, R., Vera, A. y Ramirez, A. "*Upper Limb Prostheses for Amputations Above Elbow: A Review*", ISBN 978-1-4244-3668-2, Pan American Health Care Exchanges 2009, 7 de Julio de 2009, CDMX.
4. **Toledo C.**, Leija L., Muñoz R., and Vera A. "*Tracking Training Evolution: Patient with Upper Limb Amputations Above the Elbow*" pp. 2259-2262, 32nd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, EMBC 2010, Buenos Aires, Argentina.
5. D. Moreno, A. Ramírez-García, L. Leija, R. Muñoz, A. Vera and **C. Toledo**. "*Using Stall Detection as an Auxiliary Mechanism for Sensing Obstacles and Hand Grasping in Arm Prosthesis*", pp. 507-510, 32nd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, EMBC 2010, Buenos Aires, Argentina.
6. **C. Toledo-Peral**, L. Leija, R. Muñoz, and A. Vera, "Silicone Rubber for Prosthesis Cover: First Approximation", Congreso Internacional de Investigación en Rehabilitación 2010, CDMX, Mexico.
7. Barraza-Madriral JA, **Toledo C**, Muñoz R., L. Leija, Lomeli A., Ramirez A., "Virtual Training System: Myoelectric Control for an Upper Limb Prosthesis", Congreso Internacional de Investigación en Rehabilitación 2010, CDMX, Mexico.
8. Altamirano, **C. Toledo**, A. Vera, R. Muñoz, L. Leija., "Muscle-Electrode Interface Simulation" Consol Conference 2011, Boston, EU. 13 al 15 de Octubre 2011
9. **Toledo C.**, Muñoz R., A. Vera and Leija L. "sEMG Signal Detector using Discrete Wavelet Transform", Pan American Health Care Exchange 2012, Miami, Florida, US.
10. **C. Toledo**, A. Simon, R. Muñoz, A. Vera, L. Leija, and L. Hargrove, "A Comparison of Direct and Pattern Recognition Control for a two Degree of Freedom Above Elbow Virtual

- Prosthesis”, 34th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, EMBC 2012, San Diego, California, EU.
11. **Toledo C.**, Muñoz R., Vera A. y Leija L., “Criterios de Selección de Parámetros para un Clasificador de Señales EMG”, 3er Congreso Internacional de Investigación en Rehabilitación 2012, Instituto Nacional de Rehabilitación, CDMX, Mexico.
 12. **C. Toledo**, F.J. Ramos, J. Gutierrez, A. Vera and L. Leija, “Non-Invasive Imaging Techniques to Assess Diabetic Foot Ulcers: A State-of-the-Art Review”, PanAmerican Health Care Exchanges 2014, 7–12 de Abril, San Paulo, Brasil.
 13. Ruvalcaba, A. Altamirano, **C. Toledo**, R. Muñoz, A. Vera, L. Leija, “Multichannel EMG Acquisition System for Arm and Forearm Signal Detection”, Proceedings of the 2014 IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference (I2MTC), May 12-15, 2014, Montevideo, Uruguay, pp. 1075-1078, DOI: 10.1109/I2MTC.2014.6860907
 14. G. Vega-Martínez, **C. Toledo-Peral**, C. Alvarado-Serrano, L. Leija-Salas, O.G. Aztati-Aguilar, A. de Vizcaya-Ruiz, “SDNN index of heart rate variability as an indicator of change in rats exposed to fine particles: Study of the impact of air pollution in Mexico City”, 11th International Conference on Electrical Engineering, Computing Science and Automatic Control (CCE) 2014, pp. 1-4, DOI: 10.1109/ICEEE.2014.6978319.
 15. **C. Toledo**, A. Vera, R. Muñoz, L. Leija, “Novel Learning Assessment Method for EMG Training”, 36th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, Chicago IL, EU, Agosto 2014.
 16. G. Vega, **C. Toledo**, O.G. Aztatzi-Aguilar, C. Alvarado-Serrano, A. De-Vizcaya- Ruiz, L. Leija “QRS Region Location for R-wave Identification using Wavelet Packet in Rat EKG for Heart Rate Variability Analysis”, 36th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, Chicago IL, EU, Agosto 2014.
 17. **C. Toledo**, F.J. Ramos, J. Gutierrez, A. Vera and L. Leija, “Técnicas de Segmentación aplicadas a las máculas de la piel como método de detección temprana de la progresión del pie diabético”, V Congreso Internacional de Investigación en Rehabilitación, 10 al 14 de Noviembre 2014, Instituto Nacional de Rehabilitación, CDMX, Mexico.
 18. Ruvalcaba, A. Altamirano, **C. Toledo**, R. Muñoz, A.Vera, L. Leija, “Design and Measurement of the Standards of a Miniaturized sEMG Acquisition System with Dry

- Electrodes Integrated”, International Conference on Mechatronics, Electronics and Automotive Engineering (ICMEAE) 2015, pp. 99-104, DOI: 10.1109/ICMEAE.2015.34
19. A.I. Martín, **C. Toledo**, J.A. Mercado, A. Vera, L. Leija, and J. Gutierrez, “Evaluation of dry electrodes for sEMG recording”, 2018 GMEPE / PAHCE, Porto, Portugal; Marzo 19-24, 2018.
 20. J. Fuentes, J. Mercado, **C. Toledo**, P. Castellanos, J Gutiérrez, “Propuesta de una plataforma para aplicaciones de estimulación eléctrica funcional activada por sEMG”, 3er Congreso Nacional De Ingeniería Biomédica De Las Universidades Tecnológicas Y Politécnicas, Silao, Guanajuato, Abril 24, 2018.
 21. **C. Toledo**, E. Flores, J. Mercado, P. Castellanos, J. Gutiérrez, "Multiclass sEMG signal processing and classification for upper-limb FES-NP control”, Biomed. Eng.-Biomed. Tech. 2018; 63(s1), BMT, Aachen, Septiembre 28–28, 2018.
 22. J Mercado, J Fuentes, **C Toledo**, E Velez, P Castellanos, J Gutiérrez, “Design of a Flexible Platform for prototyping of FES-based Motor Rehabilitation Systems”, Congreso iFESS 2018, Agosto 28–31, Nottwil, Suiza.
 23. J. A. Mejía, G. Hernández, **C. Toledo**, J. Mercado, A. Vera, L. Leija, J. Gutiérrez, “Upper Limb Rehabilitation Therapies Based in Videogames Technology Review”, 2019 GMEPE / PAHCE, Buenos Aires, Argentina; Marzo 23–31, 2019.
 24. J. Gutiérrez, J. Mercado, O. Castillo, **C. Toledo**, I. Hernández, J. Quinzaños ,A. V. Aguirre, L. Leija, A. Vera, “Characterization of Occipital Alpha Rhythm Towards a Brain Activated Motor Neuroprosthesis”, 2019 GMEPE / PAHCE, Buenos Aires, Argentina; Marzo 23–31, 2019.
 25. Mercado JA, Castillo O, Gutiérrez J, **Toledo C**, Quinzaños J, Aguirre AV, Leija L, Vera A, “A Simple Approach for EEG-FES Triggered Upper Limb Rehabilitation” International Functional Electrical Stimulation Society Conference (IFESS), Rehabweek 2019, Junio 24–28, 2019.
 26. **C. Toledo**, G. Hernández, J. A. Mejía, J. Mercado, A.V. Aguirre, J. Quinzaños, A. Vera, L. Leija, J. Gutiérrez, "ON/OFF sEMG Switch for FES Activation," 2019 16th International Conference on Electrical Engineering, Computing Science and Automatic Control (CCE), 2019, pp. 1-5, doi: 10.1109/ICEEE.2019.8884497.

27. **C. Toledo**, G. Vega, R. Peralta, J.H. Guadarrama, J.G. Franco, J. Gutiérrez, C. Alvarado, A. Vera, L. Leija, "Experience of Use of the BiTalino Kit for Biomedical Signals Recording during Ergometric Test," 2020 17th International Conference on Electrical Engineering, Computing Science and Automatic Control (CCE), 2020, pp. 1-6, doi: 10.1109/CCE50788.2020.9299174.
28. **C. Toledo**, A. Vera, L. Leija and J. Gutiérrez, "The Importance of Rehabilitation for COVID-19 Sequelae," 2021 Global Medical Engineering Physics Exchanges/ Pan American Health Care Exchanges (GMEPE/PAHCE), 2021, pp. 1-5, doi: 10.1109/GMEPE/PAHCE50215.2021.9434868.
29. J. Gutiérrez-Martínez, **C.L. Toledo-Peral**, G. Vega-Martínez, J.A. Mercado-Gutiérrez, "Medical Equipment Design based on Risk Analysis: General Considerations", 2023 Global Medical Engineering Physics Exchanges/ Pan American Health Care Exchanges (GMEPE/PAHCE), Incheon, Korea; Marzo 27-31, 2023, pp. 1-6.

Referencias

- [1] M. Barbero, R. Merletti, and A. Rainoldi, *Atlas of Muscle Innervation Zones*. Milano: Springer Milan, 2012. doi: 10.1007/978-88-470-2463-2.
- [2] W. Choi, “Effects of Cognitive Exercise Therapy on Upper Extremity Sensorimotor Function and Activities of Daily Living in Patients with Chronic Stroke: A Randomized Controlled Trial,” *Healthcare (Switzerland)*, vol. 10, no. 3, Mar. 2022, doi: 10.3390/healthcare10030429.
- [3] W. Ganong, *Fisiología Médica*, 24th ed. México DF: McGraw Hill Interamericana Editores, SA de CV, 2013.
- [4] C. Helland *et al.*, “Training strategies to improve muscle power: Is olympic-style weightlifting relevant?,” *Med Sci Sports Exerc*, vol. 49, no. 4, pp. 736–745, 2017, doi: 10.1249/MSS.0000000000001145.
- [5] G. G. Haff *et al.*, “Force-time curve characteristics of dynamic and isometric muscle actions of elite women olympic weightlifters.,” *J Strength Cond Res*, vol. 19, no. 4, pp. 741–8, Nov. 2005, doi: 10.1519/R-15134.1.
- [6] World Health Organization, “Disability and health,” www.who.int. Accessed: Aug. 01, 2020. [Online]. Available: <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/disability-and-health>
- [7] J. M. Guzmán-González, “Presente y futuro de la rehabilitación en México,” *Cir Cir*, vol. 84, no. 2, pp. 93–95, Mar. 2016, doi: 10.1016/j.circir.2016.03.001.
- [8] C. Truchon, N. Fallah, A. Santos, J. Vachon, V. K. Noonan, and C. L. Cheng, “Impact of Therapy on Recovery during Rehabilitation in Patients with Traumatic Spinal Cord Injury.,” *J Neurotrauma*, vol. 34, no. 20, pp. 2901–2909, 2017, doi: 10.1089/neu.2016.4932.
- [9] F. de N. A. P. Shelton, B. T. Volpe, and M. Reding, “Motor Impairment as a Predictor of Functional Recovery and Guide to Rehabilitation Treatment After Stroke,” *Neurorehabil Neural Repair*, vol. 15, no. 3, pp. 229–237, 2001, doi: 10.1177/154596830101500311.
- [10] B. H. Dobkin and A. Dorsch, “New Evidence for Therapies in Stroke Rehabilitation,” *Curr Atheroscler Rep*, vol. 15, no. 6, p. 331, Jun. 2013, doi: 10.1007/s11883-013-0331-y.

- [11] R. de O. Cacho *et al.*, “The spasticity in the motor and functional disability in adults with post-stroke hemiparetic,” *Fisioterapia em Movimento*, vol. 30, no. 4, pp. 745–752, 2017, doi: 10.1590/1980-5918.030.004.ao09.
- [12] Mayo Clinic, “Spinal Cord Injury,” www.mayoclinic.org. Accessed: Aug. 02, 2020. [Online]. Available: <https://www.mayoclinic.org/diseases-conditions/spinal-cord-injury/symptoms-causes/syc-20377890>
- [13] M. Kazamel and P. P. Warren, “History of electromyography and nerve conduction studies: A tribute to the founding fathers,” *Journal of Clinical Neuroscience*, vol. 43, pp. 54–60, Sep. 2017, doi: 10.1016/J.JOCN.2017.05.018.
- [14] E. Biddiss and T. Chau, “Upper limb prosthesis use and abandonment: A survey of the last 25 years,” *Prosthet Orthot Int*, vol. 31, no. 3, pp. 236–257, 2007, doi: 10.1080/03093640600994581.
- [15] J. Davidson, “A survey of the satisfaction of upper limb amputees with their prostheses, their lifestyles, and their abilities.,” *J Hand Ther*, vol. 15, no. 1, pp. 62–70, doi: 10.1053/hanthe.2002.v15.01562.
- [16] J. Young and A. Forster, “Rehabilitation after stroke,” *Br Med J*, vol. 334, no. 7584, pp. 86–90, 2007, doi: 10.1136/bmj.39059.456794.68.
- [17] World Health Organization, “International perspectives on spinal cord injury,” www.who.int. Accessed: Aug. 01, 2020. [Online]. Available: https://www.who.int/disabilities/policies/spinal_cord_injury/en/
- [18] S. Marshall *et al.*, “Motor impairment rehabilitation post acquired brain injury,” *Brain Inj*, vol. 21, no. 2, pp. 133–60, Feb. 2007, doi: 10.1080/02699050701201383.
- [19] J. A. Mejia *et al.*, “Upper Limb Rehabilitation Therapies Based in Videogames Technology Review,” in *2019 Global Medical Engineering Physics Exchanges/ Pan American Health Care Exchanges (GMEPE/PAHCE)*, IEEE, Mar. 2019, pp. 1–5. doi: 10.1109/GMEPE-PAHCE.2019.8717317.
- [20] Y. X. Hung, P. C. Huang, K. T. Chen, and W. C. Chu, “What do stroke patients look for in game-based rehabilitation: A survey study,” *Medicine (United States)*, vol. 95, no. 11, pp. 1–10, 2016, doi: 10.1097/MD.0000000000003032.

- [21] M. Besomi *et al.*, “Consensus for experimental design in electromyography (CEDE) project: Electrode selection matrix,” *Journal of Electromyography and Kinesiology*, vol. 48, no. July, pp. 128–144, 2019, doi: 10.1016/j.jelekin.2019.07.008.
- [22] Shimmer, “Shimmer,” <http://www.shimmersensing.com>. Accessed: Aug. 02, 2020. [Online]. Available: <http://www.shimmersensing.com>
- [23] C. L. Toledo-Peral, J. Gutiérrez-Martínez, J. A. Mercado-Gutiérrez, A. I. Martín-Vignon-Whaley, A. Vera-Hernández, and L. Leija-Salas, “sEMG Signal Acquisition Strategy towards Hand FES Control.,” *J Healthc Eng*, vol. 2018, p. 2350834, Mar. 2018, doi: 10.1155/2018/2350834.
- [24] S. Masson, F. S. Fortuna, F. S. Moura, and D. C. Soriano, “Integrating Myo Armband for the Control of Myoelectric Upper Limb Prosthesis,” *XXV Congresso Brasileiro de Engenharia Biomédica - CBEB 2016*, no. October, pp. 1–4, 2016, doi: 10.13140/RG.2.2.20998.63045.
- [25] F. Gaetani, G. A. Zappatore, P. Visconti, and P. Primiceri, “Design of an Arduino-based platform interfaced by Bluetooth low energy with Myo armband for controlling an under-actuated transradial prosthesis,” *ICICDT 2018 - International Conference on IC Design and Technology, Proceedings*, no. September, pp. 185–188, 2018, doi: 10.1109/ICICDT.2018.8399787.
- [26] M. B. I. Reaz, M. S. Hussain, and F. Mohd-Yasin, “Techniques of EMG signal analysis: Detection, processing, classification and applications,” *Biol Proced Online*, vol. 8, no. 1, pp. 11–35, 2006, doi: 10.1251/bpo115.
- [27] C. Toledo Peral, A. Vera, R. Muñoz, and L. Leija, “Novel Learning Assessment Method for EMG Training,” in *36th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, Chicago, IL, US, 2014, pp. 1–2. doi: 10.0/Linux-x86_64.
- [28] E. Scheme and K. Englehart, “Electromyogram pattern recognition for control of powered upper-limb prostheses: State of the art and challenges for clinical use,” *J Rehabil Res Dev*, vol. 48, no. 6, pp. 643–660, 2011, doi: 10.1682/JRRD.2010.09.0177.
- [29] P. Parker, K. Englehart, and B. Hudgins, “Myoelectric signal processing for control of powered limb prostheses,” *Journal of Electromyography and Kinesiology*, vol. 16, no. 6, pp. 541–548, 2006, doi: 10.1016/j.jelekin.2006.08.006.

- [30] U. Ghoshdastider, C. Lange, R. Viga, and A. Grabmaier, “A modular and wireless exg signal acquisition system with a dense array of dry electrodes,” *Proceedings of IEEE Sensors*, pp. 1–4, 2012, doi: 10.1109/ICSENS.2012.6411473.
- [31] H. J. Hermens, B. Freriks, C. Disselhorst-Klug, and G. Rau, “Development of recommendations for SEMG sensors and sensor placement procedures,” *J Electromyogr Kinesiol*, vol. 10, no. 5, pp. 361–74, Oct. 2000, doi: 10.1016/s1050-6411(00)00027-4.
- [32] D. S. Childress, “Historical Aspects of Powered Limb Prostheses,” *Clinical Prosthetics & Orthotics*, vol. 9, no. 1, pp. 2–13, 1985.
- [33] Inc. Motion Control, “The Utah Arm.” Accessed: Aug. 02, 2020. [Online]. Available: <http://www.utaharm.com>
- [34] Inc. Liberating Technologies, “Liberating Technologies.” Accessed: Aug. 02, 2020. [Online]. Available: <http://www.liberatingtech.com>
- [35] Z. Escudero, L. Leija, J. Álvarez, and R. Muñoz, “Prótesis para Extremidad Superior Controlada Mediante la Interpretación de la Señal Mioeléctrica en Músculos Remanentes,” *CINVESTAV*, vol. 14, pp. 1–4, 2008.
- [36] M. Bumbaširević *et al.*, “The current state of bionic limbs from the surgeon’s viewpoint,” *EFORT Open Rev*, vol. 5, no. 2, pp. 65–72, 2020, doi: 10.1302/2058-5241.5.180038.
- [37] G. C. Orthotics & Prosthetics, “‘Bionic Man’ Reality Now at Hand,” Pensacola, FL, 2011.
- [38] J. Lobo-Prat, P. N. Kooren, A. H. Stienen, J. L. Herder, B. F. J. M. Koopman, and P. H. Veltink, “Non-invasive control interfaces for intention detection in active movement-assistive devices,” *J Neuroeng Rehabil*, vol. 11, no. 1, 2014, doi: 10.1186/1743-0003-11-168.
- [39] X. Zhang and H. Huang, “A real-time, practical sensor fault-tolerant module for robust EMG pattern recognition,” *J Neuroeng Rehabil*, vol. 12, no. 1, pp. 1–16, 2015, doi: 10.1186/s12984-015-0011-y.
- [40] L. Resnik, H. H. Huang, A. Winslow, D. L. Crouch, F. Zhang, and N. Wolk, “Evaluation of EMG pattern recognition for upper limb prosthesis control: A case study in comparison with direct myoelectric control,” *J Neuroeng Rehabil*, vol. 15, no. 1, p. 23, Dec. 2018, doi: 10.1186/s12984-018-0361-3.

- [41] S. Masson, F. S. Fortuna, F. S. Moura, and D. C. Soriano, “Integrating Myo Armband for the Control of Myoelectric Upper Limb Prosthesis,” *XXV Congresso Brasileiro de Engenharia Biomédica - CBEB 2016*, no. October, pp. 1–4, 2016, doi: 10.13140/RG.2.2.20998.63045.
- [42] S. Gorzkowski and G. Sarwas, “Exploitation of EMG signals for video game control,” *Proceedings of the 2019 20th International Carpathian Control Conference, ICCCC 2019*, pp. 1–6, 2019, doi: 10.1109/CarpathianCC.2019.8765983.
- [43] Y. Vasylykiv, A. Neshati, Y. Sakamoto, R. Gomez, K. Nakamura, and P. Irani, “Smart home interactions for people with reduced hand mobility using subtle EMG-Signal gestures,” *Stud Health Technol Inform*, vol. 257, no. April, pp. 436–443, 2019, doi: 10.3233/978-1-61499-951-5-436.
- [44] L. H. Smith and L. J. Hargrove, “Comparison of surface and intramuscular EMG pattern recognition for simultaneous wrist/hand motion classification.,” *Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc*, vol. 2013, no. 10.1109/EMBC.2013.6610477, pp. 4223–6, 2013, doi: 10.1109/EMBC.2013.6610477.
- [45] E. Ambrosini *et al.*, “An EMG-controlled neuroprosthesis for daily upper limb support: A preliminary study,” *Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, EMBS*, pp. 4259–4262, 2011, doi: 10.1109/IEMBS.2011.6091057.
- [46] E. Ambrosini *et al.*, “The combined action of a passive exoskeleton and an EMG-controlled neuroprosthesis for upper limb stroke rehabilitation: First results of the RETRAINER project,” *IEEE International Conference on Rehabilitation Robotics*, pp. 56–61, 2017, doi: 10.1109/ICORR.2017.8009221.
- [47] E. Heald, K. Kilgore, R. Hart, C. Moss, and P. H. Peckham, “Myoelectric signal from below the level of spinal cord injury as a command source for an implanted upper extremity neuroprosthesis - A case report,” *J Neuroeng Rehabil*, vol. 16, no. 1, pp. 1–6, 2019, doi: 10.1186/s12984-019-0571-3.
- [48] Y. Hara, “Neurorehabilitation with new functional electrical stimulation for hemiparetic upper extremity in stroke patients.,” *J Nippon Med Sch*, vol. 75, no. 1, pp. 4–14, Feb. 2008, doi: 10.1272/jnms.75.4.

- [49] R. Merletti and D. Farina, *Surface Electromyography Physiology, Engineering, and Applications*. Hoboken, New Jersey, USA: John Wiley & Sons, Inc., 2016. doi: 10.1002/9781119082934.
- [50] N. Jarrassé, A. Ribeiro, A. Sahbani, W. Bachtá, and A. Roby-Brami, “Analysis of hand synergies in healthy subjects during bimanual manipulation of various objects,” *J Neuroeng Rehabil*, vol. 11, no. 1, p. 113, 2014, doi: 10.1186/1743-0003-11-113.
- [51] M. Tavakoli, C. Benussi, and J. L. Lourenco, “Single channel surface EMG control of advanced prosthetic hands: A simple, low cost and efficient approach,” *Expert Syst Appl*, vol. 79, pp. 322–332, Aug. 2017, doi: 10.1016/j.eswa.2017.03.012.
- [52] C. L. Toledo Peral *et al.*, “ON/OFF sEMG Switch for FES Activation,” in *2019 16th International Conference on Electrical Engineering, Computing Science and Automatic Control (CCE)*, IEEE, Sep. 2019, pp. 1–5. doi: 10.1109/ICEEE.2019.8884497.
- [53] C. Toledo, A. Simon, R. Muñoz, A. Vera, L. Leija, and L. Hargrove, “A Comparison of Direct and Pattern Recognition Control for a Two Degree of Freedom above Elbow Virtual Prosthesis,” in *Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2012 Annual International Conference of the IEEE*, San Diego, CA, US, 2012, pp. 4332–4335. doi: 10.1109/EMBC.2012.6346925.
- [54] T. Lenzi, S. M. M. De Rossi, N. Vitiello, and M. C. Carrozza, “Proportional EMG control for upper-limb powered exoskeletons,” in *2011 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, IEEE, Aug. 2011, pp. 628–631. doi: 10.1109/IEMBS.2011.6090139.
- [55] C. Toledo, L. Leija, R. Muñoz, and A. Vera, “Tracking training evolution: patient with upper limb amputation above the elbow,” *Conference proceedings: ... Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Conference*, 2010, doi: 10.1109/IEMBS.2010.5627709.
- [56] A. Gigli, V. Gregori, M. Cognolato, M. Atzori, and A. Gijsberts, “Visual Cues to Improve Myoelectric Control of Upper Limb Prostheses,” in *Proceedings of the IEEE RAS and EMBS International Conference on Biomedical Robotics and Biomechatronics*, 2018. doi: 10.1109/BIOROB.2018.8487923.

- [57] M. Isakovic, N. Miljkovic, and M. Popovic, "Classifying sEMG-based hand movements by means of principal component analysis," *Telfor Journal*, vol. 7, no. 1, pp. 26–30, 2015, doi: 10.5937/telfor1501026i.
- [58] E. Scheme and K. Englehart, "On the robustness of EMG features for pattern recognition based myoelectric control; A multi-dataset comparison," *2014 36th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, EMBC 2014*, pp. 650–653, 2014, doi: 10.1109/EMBC.2014.6943675.
- [59] B. A. Lock, K. Englehart, and B. Hudgins, "Real-time myoelectric control in a virtual environment to relate usability vs. accuracy," *Proceedings of the 2005 MyoElectric Controls/Powered Prosthetics Symposium*, no. May 2014, pp. 17–20, 2005, [Online]. Available: <http://dukespace.lib.duke.edu/dspace/handle/10161/2721>
- [60] E. Vázquez, *Los amputados y su rehabilitación. Un reto para el estado.*, 1st ed. Intersistemas, S.A. de C.V., 2016.
- [61] The Amputee Coalition, "Amputee Coalition of America's National Limb Loss Information Center." Accessed: Aug. 02, 2020. [Online]. Available: <http://www.amputee-coalition.org>
- [62] W. H. Organization, "The top 10 causes of death," 2018.
- [63] I. for H. M. and Evaluation, "Global Burden of Disease (GBD)," Seattle, WA, US, 2019.
- [64] A. Prochazka, "Neural Prostheses for Neurotrauma," in *Translational Neuroscience*, Boston, MA: Springer US, 2016, pp. 457–478. doi: 10.1007/978-1-4899-7654-3_24.
- [65] J. A. Mercado-Gutierrez *et al.*, "A Flexible Pulse Generator Based on a Field Programmable Gate Array Architecture for Functional Electrical Stimulation," *Front Neurosci*, vol. 15, Jan. 2022, doi: 10.3389/fnins.2021.702781.
- [66] E. M. Camilo, J. A. M. Gutierrez, O. P. Ramirez, J. G. Martinez, A. V. Hernandez, and L. L. Salas, "A Functional Electrical Stimulation Controller for Contralateral Hand Movements Based on EMG Signals," *2020 17th International Conference on Electrical Engineering, Computing Science and Automatic Control, CCE 2020*, Nov. 2020, doi: 10.1109/CCE50788.2020.9299199.
- [67] Jorge Airy Mercado Gutiérrez, "Plataforma de Estimulación Eléctrica Funcional Controlada por Interfaz Cerebro-Computadora para Rehabilitación de Miembro Superior

en Pacientes con Lesión del Sistema Nervioso Central,” CINVESTAV-IPN, CDMX, 2022.

- [68] J. Y. G. A. Hall, *Guyton & Hall: Tratado De Fisiología Medica*. 2011. doi: 10.1016/j.joca.2014.09.025.
- [69] C. L. Toledo-Peral, J. Gutiérrez-Martínez, J. A. Mercado-Gutiérrez, A. I. Martín-Vignon-Whaley, A. Vera-Hernández, and L. Leija-Salas, “sEMG Signal Acquisition Strategy towards Hand FES Control,” *J Healthc Eng*, vol. 2018, p. 2350834, Mar. 2018, doi: 10.1155/2018/2350834.
- [70] J. M. Bland and D. G. Altman, “Statistical methods for assessing agreement between two methods of clinical measurement.,” *Lancet*, vol. 1, no. 8476, pp. 307–10, Feb. 1986.
- [71] A. I. Martin, C. Toledo, J. A. Mercado, A. Vera, L. Leija, and J. Gutierrez, “Evaluation of dry electrodes for sEMG recording,” in *2018 Global Medical Engineering Physics Exchanges/Pan American Health Care Exchanges (GMEPE/PAHCE)*, IEEE, Mar. 2018, pp. 1–5. doi: 10.1109/GMEPE-PAHCE.2018.8400758.
- [72] C. L. Toledo Peral *et al.*, “ON/OFF sEMG Switch for FES Activation,” in *2019 16th International Conference on Electrical Engineering, Computing Science and Automatic Control (CCE)*, IEEE, Sep. 2019, pp. 1–5. doi: 10.1109/ICEEE.2019.8884497.
- [73] A. Ramírez, “Desarrollo de un Sistema de Entrenamiento Muscular con Retroalimentación Visual,” CINVESTAV-IPN, 2005.
- [74] J. Mercado, J. Fuentes, C. Toledo, E. Velez, N. Castellanos, and J. Gutiérrez, “Design of a Flexible Platform for prototyping of FES-based Motor Rehabilitation Systems,” in *International Functional Electrical Stimulation Society Conference*, 2018.
- [75] Shimmer, “Shimmer.” Accessed: May 16, 2020. [Online]. Available: <https://www.shimmersensing.com>
- [76] G. Vega-Martínez, C. Alvarado-Serrano, and L. Leija-Salas, “ECG baseline drift removal using discrete wavelet transform,” *CCE 2011 - 2011 8th International Conference on Electrical Engineering, Computing Science and Automatic Control, Program and Abstract Book*, 2011, doi: 10.1109/ICEEE.2011.6106625.
- [77] N. Meziane, J. G. Webster, M. Attari, and A. J. Nimunkar, “Dry electrodes for electrocardiography,” *Physiol Meas*, vol. 34, no. 9, pp. R47–R69, Sep. 2013, doi: 10.1088/0967-3334/34/9/R47.

- [78] J. Mercado, J. Fuentes, C. Toledo, E. Velez, N. Castellanos, and J. Gutiérrez, “Design of a Flexible Platform for prototyping of FES-based Motor Rehabilitation Systems,” in *International Functional Electrical Stimulation Society Conference*, 2018.
- [79] “Coapt – Myoelectric Pattern Recognition for Upper Limb Prostheses.” Accessed: Mar. 02, 2024. [Online]. Available: <https://coaptengineering.com/>
- [80] M. Puderbaugh and P. D. Emmady, “Neuroplasticity,” *Physiotherapy for Adult Neurological Conditions*, pp. 1–30, May 2023, doi: 10.1007/978-981-19-0209-3_1.
- [81] C. L. Toledo-Peral *et al.*, “Virtual/Augmented Reality for Rehabilitation Applications Using Electromyography as Control/Biofeedback: Systematic Literature Review,” *Electronics (Switzerland)*, vol. 11, no. 14. MDPI, Jul. 01, 2022. doi: 10.3390/electronics11142271.
- [82] F. Cerritelli *et al.*, “The Challenges and Perspectives of the Integration Between Virtual and Augmented Reality and Manual Therapies,” *Frontiers in Neurology*, vol. 12. Frontiers Media S.A., Jun. 30, 2021. doi: 10.3389/fneur.2021.700211.