

Rehabilitador de tobillo mediante identificación de señales electromiográficas clasificadas con Redes Neuronales Artificiales

Ankle rehabilitation through identification of
electromyography signals classified with Artificial
Neural Networks

Vera Narvaez, Elias Ivan*
Universidad de las Fuerzas Armadas, ESPE
Ecuador
eliasiveran@gmail.com

Marín Quevedo, Luis Fernando
Universidad de las Fuerzas Armadas, ESPE
Ecuador
nando.mq@hotmail.com

Duran Olivares, Xiomara Marina
Universidad Técnica de Machala
Xiomid55@gmail.com

Revista Cumbres Vol.6 N°2

Versión electrónica ISSN 1390-3365
<http://investigacion.utmachala.edu.ec/revistas/index.php/Cumbres>

RESUMEN

La investigación tiene como propósito el diseño de un prototipo para recuperar la movilidad de los músculos alrededor del área que involucra el tobillo, metodológicamente es de tipo cuantitativa con un diseño cuasi-experimental. El objetivo es implementar el soporte mecánico estructural y crear patrones de reconocimiento para que se pueda identificar los movimientos fundamentales del tobillo para rehabilitación muscular haciendo uso de redes neuronales artificiales (RNA). Está dirigido a personas con lesión en el área del tobillo, las mismas que fueron parte de una rehabilitación activa en edades de entre 15 y 30 años, con un IMC máximo de 26. Se desarrolló un entrenamiento progresivo de una RNA, a partir de impulsos eléctricos generados por actividad muscular, utilizando un equipo de sensores electromiográficos. Para validar la información de las señales presentes en el proceso de recuperación se usó patrones de movimiento en una arquitectura de identificación basado en RNA (red Madeline multicapa de tres salidas con realimentación). Se utilizó una interfaz gráfica que facilitó la visualización de los movimientos y el resultado de la red neuronal; con una banda de histéresis de 0.15 - 5 % de error de identificación de los movimientos: eversión, dorsiflexión e inversión.

Palabras clave: tobillo, RNA, Madaline, rehabilitador.

ABSTRACT

prototype to regain the mobility of the muscles around the area that involves the ankle, methodologically it is quantitative in type with a quasi-experimental design. The goal is to implement structural mechanical support and create recognition patterns so that you can identify fundamental ankle movements for muscle rehabilitation using artificial neural networks (RNAs). It is aimed at people with injuries in the ankle area, the same who were part of an activated rehabilitation at ages between 15 and 30 years, with a maximum BMI of 26. A progressive training of an RNA was used, from electrical impulses generated by muscular activity, using a team of electromyographic sensors. To validate the information of the signals present in the recovery process, movement patterns were used in an RNA-based identification architecture (multilayer three-line Madeline with red feedback). A graphic interface was considered that facilitated the visualization of the movements and the result of the red neuronal; with a hysteresis band of 0.15 - 5% movement identification error: eversion, dorsiflexion and inversion.

Keywords: ankle, RNA, Madaline, rehabilitator.

INTRODUCCIÓN

La experiencia metódica que la humanidad reúne tras el pasar del tiempo se va complementando a partir de los avances y adquisiciones que aportan dentro del estudio de músculos y tejidos. Con un horizonte definido en abrir un campo de estudio de tejidos vivos que reemplacen a los emisores a través de los modelos que son extraídos del comportamiento de las células. Ahora nos adentraremos en las particularidades de un análisis de cuerpos bióticos que forman los tejidos, y mantendremos un estudio experimental en la matriz de comportamiento sensorial que estimula a los músculos para realizar un trabajo (Romo, Realpe, & Jojoa, 2007). Un potencial de acción de la unidad motora (MUAP) se origina en el cerebro que es el emisor de pulsos eléctricos encargados de manipular una unidad motora comprendida de varias fibras musculares interconectadas por tejidos con una base celular agrupada de manera estructural sólida y resistente llamados tendones (Ceres, Ángel Mañanas, & María Azorín, 2011). Esta base neurosensorial que maneja una diferencia de potencial eléctrico de ± 80 mV de forma constante y sin atenuación, se propaga por la contracción y relajación muscular, por esta razón; a estas señales se las denomina electromiográficas, dentro de un patrón de trenes de pulso que relacionan un movimiento o reacción muscular al cumplir con las relaciones de construcción de actividades, con la intervención simultánea de los músculos coordinados por el cerebro (Mendoza, Peña, Muñoz-Bedoya, & Velandia-Villamizar, 2013): .Cuando la actividad sensorial resulta de las señales electromiográficas abre una puerta a la experimentación del comportamiento de estas con diferentes circunstancias externas de oposición al movimiento, las variables dentro de este campo de estudio serán conocidas por sus siglas EMG (Romo et al., 2007). Para cada movimiento le acompañan múltiples combinaciones de estímulos eléctricos, convertirlos en movimientos es función del sistema nervioso central, que dependen de la actividad producida en la célula externa de fibras musculares alteradas la magnitud de amplitud de señal. Cada impulso deberá de ser medido por su amplitud registrada en cantidades máximas pico RMS (Son los puntos máximos de amplitud registrados en las lecturas del sensor). Estos valores amplitud por onda utilizadas para estandarizar las señales en proporción al esfuerzo muscular. En los últimos años la robótica ha mostrado gran interés en el uso de las señales EMG aplicadas al campo de rehabilitación médica desarrollando sistemas o dispositivos de asistencia como órtesis activas, prótesis, exoesqueletos, etc (Torres-Hernández, Amaro-Amaro, Ramírez-Vera, Mendoza-Gutiérrez, & Bonilla-Gutiérrez, 2017).

Así, las órtesis activas son dispositivos robóticos creados en función de las actividades reales que cumplen funciones específicas en el desenvolvimiento del ser humano ante circunstancias de trabajo simultáneo con la aplicación de conocimientos vinculados en la rehabilitación funcional mecánica para el cual se emplean la actuación electro-mecánica para aplicar fuerzas a las extremidades humanas y el área sensorial de estímulos eléctricos para manejar los impulsos reales del sistema nervioso como potencial centro de procesamiento de movimientos (Uriel Cárcel, 2017).

Los biopotenciales que sostiene el desarrollo de los exoesqueletos bilaterales contrastan las características biológicas propias de reacción bioestimular, reemplazado por un número de potenciales de reacción Mieléctricos (Orozco & Giraldo, 2007), para sostener un peso con un impulso de 0.6 ms por reacción y estímulo recibido desde el área de influencia. Esto marca un referente de tiempo de reacción para músculos bilaterales (Vázquez, s. f.). Tener en consideración que para el diseño se busca contrarrestar el equilibrio de la gravedad tomando en cuenta los ángulos de apoyo y estructura mecánica: fija y móvil, para administrar los pesos en el área sobredimensionada con simples varillas juntas fijas y resistencia articular despreciable para controlar una pieza articulable. Esto se debe poner a consideración para que las señales EMG (Caldés Almanza, 2015) manejen un peso articular dimensionado real, Además que el impulso es solo una variación eléctrica no permanente, que debe ser almacenada y controlada con una variante atenuadora. Tomando en consideración la presencia de marcadores bioquímicos en prótesis para modelar sus movimientos biomecánicos técnicos. Desarrollados a lo largo del tiempo por bioquímicos especializados en el tejido biopolímero abrasivo, para profundizar un estudio del comportamiento y activación de músculos que manejan métodos de control y activación mioeléctrica cruda resultante (MES) (Uriel Cárcel, 2017). Estos signos indican que las extremidades protético-biónicas tiene aplicaciones de alto desgaste en área sensibles.

Las terapias de rehabilitación convencionales involucran la asistencia permanente de profesionales fisioterapeutas, con enormes cantidades de tiempo, dinero, entre otros recursos (Caldés Almanza, 2015). Por lo cual el uso de nuevas tecnologías propone: Nuevos procedimientos para terapias altamente intensivas y eficientes, basadas en movimientos repetitivos de las extremidades superiores e inferiores, que le permite al paciente recibir una rehabilitación visual efectiva y funcional que determine constatar si el movimiento realizado es correcto (Cardona, Spitia, & López, 2010; Uriel Cárcel, 2017; Vázquez, s. f.). La función principal de estas tecnologías es ayudar a recuperar del movimiento en extremidades inferiores a través de la monitorización de las señales EMG.

Durante la construcción de prótesis para extremidades, se requieren de señales patrón generadas previas al movimiento, sin embargo, para asimilar la información en tiempo real, como por ejemplo el área tibioperoneoastragalina que es sometida a una reconstrucción parcial de la movilidad del tobillo se le permita articular el pie con la libertad de movimiento al mismo tiempo que se realiza la actividad (Caldés Almanza, 2015).

En la biomedicina se ha estructurado parámetros de estudio desde la monitorización activa de músculos involucrados con el movimiento que comparten señales generadas desde el cerebro (Ceres et al., 2011), estudiando su comportamiento amplitud, variabilidad, esfuerzo, términos de patrones de activación muscular y frecuencia de aparición, promediando parámetros espaciotemporales y EMG (Lopez, López, Sánchez, & Correa, 2015). A lo largo de numerosos movimientos secuenciales en la rehabilitación de la articulación, se obtiene datos EMG combinados con parámetros diferentes para cada movimientos en las rutinas de reafirmación muscular, gracias a esto se obtie-

ne sincretizando y combinando los patrones de movimiento con los patrones de adquisición EMG (Mendoza et al., 2013) y juntos son realimentados en un prototipo de red clasificador neuronal («Universidad Santo Tomás», 2015.).

MATERIALES Y MÉTODOS.

Sensor Myo brazalete ajustable con comunicación Bluetooth de batería de litio a 3.5 V y 500 mA de salida, compuesto de 8 sensores: unidad de medida inercial (IMU), acelerómetro, giroscopio y orientación a los ejes x, y, z, como esta en la Figura 1. El sensor es adaptado para tomar medidas de una extremidad secundaria que no sea el brazo, siguiendo las especificaciones del fabricante Thalmic. Además, se toma gestos voluntarios de una extremidad que ha sido motivo de investigación en el área de prótesis con control EMG.



Figura 1. Sensor Myo y señales de interés

El sistema propuesto permite la monitorización y medición de avances de recuperación de movilidad del área, en pacientes con un grado no inferior al 50% de actividad muscular. Además, presenta comodidad y seguridad para el usuario, permitiendo el control de terapia por el médico, la Figura 2 describe la interacción del paciente con el sistema planteado.

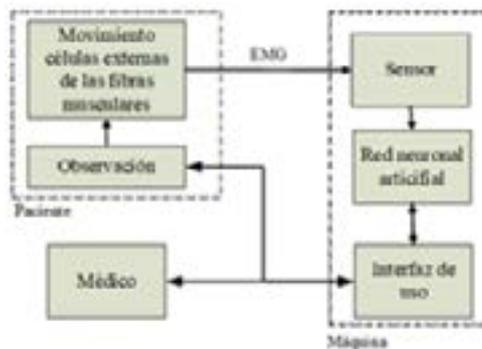


Figura 2. Diagrama de bloque del sistema de rehabilitación

La interacción entre el usuario y la máquina se da por una comunicación de dos vías, dicho de otra forma, además de permitir la monitorización del médico; la interfaz de usuario señala el movimiento que intentará rea-

lizar el paciente. Luego se envía las señales del movimiento a través del sensor electromiográfico Myo hacia la red neuronal, la cual se encarga del análisis con clasificación de los movimientos. Por medio del interfaz de usuario se define los movimientos requeridos para la rehabilitación y que han sido previamente cargados por el especialista.

El proceso se divide en tres etapas, las cuales están definidas por la acción que toman estas en el sistema, estas se identifican como: entrada de señales, procesamiento señales y presentación de resultados (Interfaz de usuario).

La estructura estática está diseñada utilizando acero ASTM A36, por ser acero estructural de buena soldabilidad, los sujetadores de la extremidad se realizan en neopreno. El uso de este material se debe a la elasticidad, conductividad térmica, impermeabilidad y adecuada respuesta en contacto con la piel (Santamaría, 2015), como se observa en la figura 3.



Figura 3. Soporte estático del rehabilitador

Toma de señales

La relación de un movimiento para encapsular la información EMG dentro de un patrón de señales RMS, que permite reconocer el gesto o movimiento que realiza las fibras musculares de la extremidad inferior en el área del tobillo (Pérez-Ibarra & Siqueira, 2017), sigue una distribución Normal $N(t, \omega) = N(0, \sigma_m, \omega)$. Donde el instante de tiempo y el número de patrones son independientes de las interacciones, pero relacionan en un número i -ésimo de muestras tomadas a partir de la primera reacción incremental de señal con RMS alto superior al de los movimientos voluntarios para anular cualquier falso movimiento (Al-Quraishi, Ishak, Ahmad, & Hasan, 2014).

Análisis Vectorial

La información EMG son el resultado de los sensores reconocidos como valores RMS, éstos se agrupan en espacios vectoriales llamados índices de filas, que corresponde al número de registros tomados en una estimación de tiempo para una menor repetitividad, e índice de columnas al número de sensores involucrados en la medición. Es decir: $x = \text{índice de filas}$, $y = \text{índice de columna}$. Dentro de cada movimiento se estructura una matriz llamada "e" que contiene a los vectores a las coordenadas "E" como en la figura 4.



Figura 4. Análisis del vector posición para los movimientos

$$E(x, y) = |v| \quad (1)$$

Donde: $E(x,y)$ = la coordenada en el espacio bidimensional fila y columna. Representan un movimiento realizado en intervalos de 230 milisegundos, $|v|$ = valor absoluto del vector que contiene las RMS de la señal, el vector v = el valor del sensor que recibe la señal para reconocer el valor RMS de activación al discriminar el ruido y los falsos movimientos (Diedrich, Charoensuk, Brychta, Ertl, & Shiavi, 2003).

Procesamiento de señales

Se unifica los vectores de movimiento que representan todos los sensores 1-8 en un intervalo de tiempo 230 ms y con un número de $n=50$, que es un estimado de iteraciones por movimiento. Los vectores son acumulados para generar una matriz de entrenamiento representada por la letra "e" que contienen espacios bidimensionales de filas y columnas $\forall E(x,y) \in e$. El vector movimiento contiene todos los valores posibles siendo movimientos de acción y contracción [+R, R-] y n valores, comprendidos por el número de muestras a utilizar.

Si es el conjunto de valores representados por números que van desde -200 hasta +200 que el sensor registra tras cada movimiento sin filtrar los falsos impulsos o sobre impulsos ocasionados por las variaciones de presión arterial que tiene el sujeto. Esta matriz v al ser filtrados por un umbral $u(x,y)$ se convierte en una matriz organizada de filas y columnas universal u que la llamaremos matriz de clasificación para el ingreso de datos (cuando definimos el número de interacciones (n). Para que la matriz de entrenamiento (e), almacene matrices reales en el rango de los valores $R+$ y necesarias para la adquisición de datos.

Identificación es un apartado de salidas de n interacciones para la asimilación de la mejor matriz identificación para los gestos o movimientos definidos de manera que

$$\exists \text{ gesto } \forall \text{ matriz movimiento } \therefore \mathbb{C} \rightarrow \mathbb{R} \equiv u(x, y), \text{ si } Z_v \neq \mathbb{C} \rightarrow u(x, y)_n$$

partiendo del teorema del gradiente en el que la aproximación más adecuada es el complemento de la matriz identificación siendo la matriz identidad donde Z son la entradas a la red y u contiene el universo de matrices entrenamiento

$$Z \in \sum y_n \rightarrow u \in \mathbb{R} \in \sum x_n$$

Dentro del proceso de verificación, se reúne los puntos más cercanos a la confiabilidad de la identificación, para presentar cada matriz identificación, contra todo el universo de muestras posibles, esto fundamentado en una red Adaline para relacionar de forma directa la salida (Watanabe, Endo, & Morita, 2016), hacia la entrada distinguiendo el complemento del error cuadrático medio en cada una de sus interacciones.

Las actualizaciones de los parámetros de error cuadrático medio, renuevan los pesos y coeficientes que son parámetros en la red, para seguir interactuando y actualizando el número de veces necesarias hasta acercarse a un error del 0.001%. Dentro de un universo aproximado de 500 muestras solo se tomarán en cuenta las más cercanas, dentro del teorema de aproximación del error se limita al uso de 2 hasta 5 partes del mismo para ser las neuronas de paso intermedio hacia la identificación del aproximado 92% de éxito para una terapia de recuperación del movimiento. (Diedrich, Charoensuk, Brychta, Ertl, & Shiavi, 2003).

Red Neuronal

Se toma los 3 principales movimientos independientes: dorsiflexión o movimiento de elevación 20° desde una línea de acción, inversión o movimiento de contracción de la mortaja subastragalina y eversión o inclinación planear de pie sobre su línea de acción para estirar el tendón de Aquiles y ligamentos subyacente como se observa en la figura 5, para una rehabilitación activa propuestos a ser identificados con el 92% de éxito.

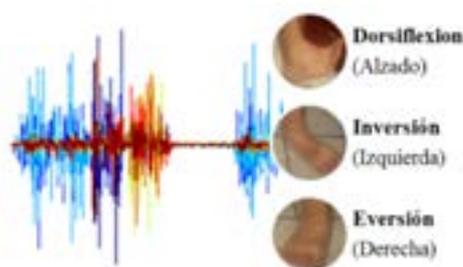


Figura 5. Se ve alterado los sensores asociados a los colores azul y turquesa en Dorsiflexión, marrón tomate y rojo en Eversión, amarillo, verde claro y verde oscuro en Inversión.

Para clasificar los movimientos en una red basa su salida en cuanto se ha equivocado la respuesta del patrón mostrado en la de entrada, para compararlo con el patrón de entrenamiento, con el objeto de tener un error relativo porcentual según la Ecuación 2.

$$E = \sum_{p=1}^m E^p = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^m (Salida - entrada)^2$$

Donde: E =error Global, busca validar las muestras con los resultados de movimientos, para ello se manifiesta un error proporcional al número de entrenamientos realizados conocido como E^p =error porcentual que contiene: las *salidas*= valores obtenidos en la última capa, *entradas*= valores mostrados en la matriz de entrenamiento.

Los componentes de la red son un porcentaje experimental dentro de la variación de coeficientes de entrenamiento, parte de 500 muestras, se recoge 4% de conjunto universo para ser el número de neuronas intermedias posibles y la cantidad de gestos representa las salidas de la red neuronal artificial.

Las matrices de movimiento están compuestas de vectores seleccionados para cada tipo de acción, las que requieren de una RNA que pueda identificar patrones de reconocimiento con las amplitudes mayores en cada posición del vector, el número de filas es igual al número de entradas de la red como se ve en la figura 6, se toma varios ensayos desde 100 hasta 500 vectores por cada movimiento.

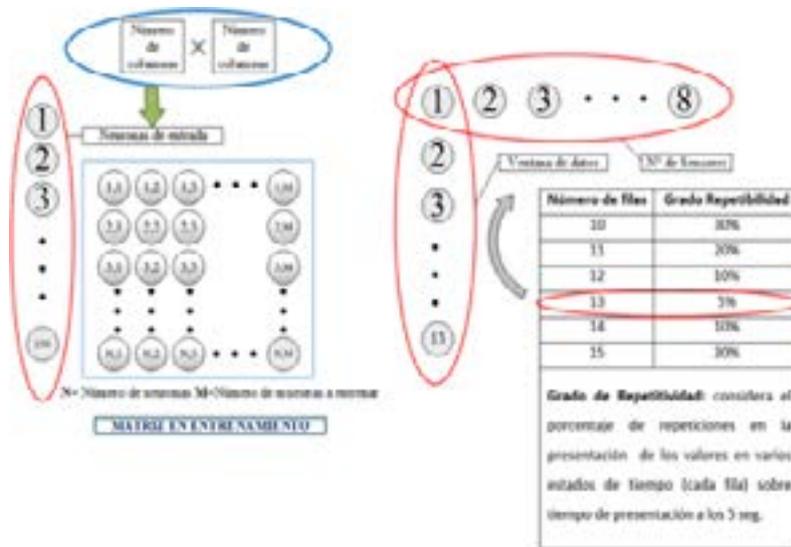


Figura 6. Los datos que se almacenan se organizan entre el dato leído y el número de interacciones de los sensores que a un movimiento lo hace periódico que cumple con un patrón identificación

Algoritmo de la red Adaline

Dentro de un proceso de interacciones van mostrándole uno a uno los patrones y van a modificar los pesos sinápticos utilizando la regla del gradiente y según el error cuadrático medio se va actualizando por los pesos

sinápticos siguiendo la lógica de la Figura 7. Los valores planteados para el algoritmo son 104 neuronas de entrada, mediante la metodología experimental se compara el comportamiento a partir de 5 a 20 neuronas, para evitar la sobresaturación de memoria y un sobre aprendizaje (Overfitting), una capa oculta y una constante de entrenamiento de 0,001. Además, se presentan los resultados en una neurona en la capa de salida. Se usó una red neuronal con una capa de 104 entradas, los cuales están conectadas a una capa oculta de 20 neuronas para generar una capa de salida que permite detectar tres posibles movimientos. Si no se satisface movimiento alguno, se interpretará como erróneo.

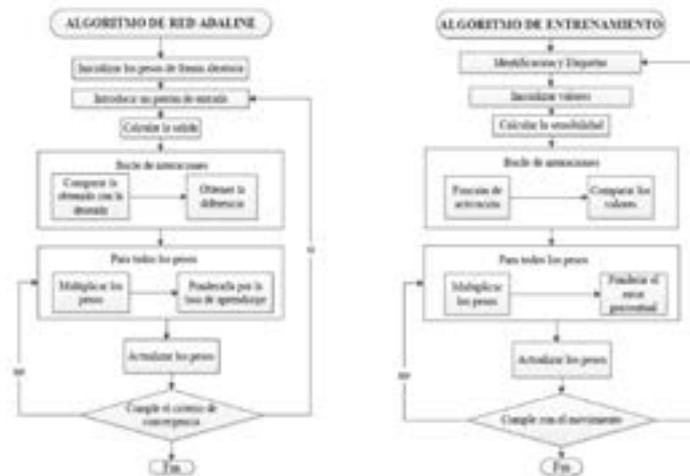


Figura 7. Diagrama de flujo del algoritmo de la RNA

Presentación de datos (Interfaz Gráfica)

Para dar a conocer los resultados de la comparación y el avance del proceso de rehabilitación se realiza una interfaz de usuario donde se tiene la orden hacia el paciente y la actuación de este en el proceso, en si es la interacción con el usuario donde puede visualizar si cumple con los objetivos de rehabilitación.

RESULTADOS

Las señales son recolectadas desde la matriz de agrupación de vectores movimiento: Movimientos consecutivos son gráficas con una confirmación del 70% y una toma de 500 datos por minuto genera una matriz movimiento compuesta de 104 vectores de entrada, en 8 posiciones donde cada uno es representado por el impulso mioeléctrico recibido por los EMG como se ve en la figura 8.



Figura 8. Registro de la señal EMG, cada señal que recibe toma un color para identificar que sensor es el que interactúa, se representan desde el sensor 1 hasta el 8 que les corresponde: amarillo, tomate, rojo, marrón, azul, turquesa, verde claro y verde oscuro.

El clasificador de señales utiliza un proceso de discriminación en base a los patrones de movimiento que son devueltas por el programa y rectificadas usando funciones matemáticas como la norma y el unitario para compilar y estandarizar los valores sin alterar los valores originales de amplitud que varían de (50-110) RMS, pero sin considerar valores de ruido estático que oscilan de (5-10) RMS, de igual manera mediante funciones matemáticas, ya con el resultado presentado. Ingresan estas señales al clasificador y los resultados son de la tabla 1.

Tabla 1. Respuesta EMG por cada movimiento

Tipo de movimiento	Rangos	Señal
ALZADO	RMS MÁXIMO: 106 RMS MÍNIMO: 23 FRECUENCIA: 0.01 seg TIEMPO DE RESPUESTA: 7 seg REPETIBILIDAD: 90.3 %	
DERECHA	RMS MÁXIMO: 75 RMS MÍNIMO: 45 FRECUENCIA: 0.01 seg TIEMPO DE RESPUESTA: 4 seg REPETIBILIDAD: 91.3 %	
IZQUIERDA	RMS MÁXIMO: 106 RMS MÍNIMO: 23 FRECUENCIA: 0.01 seg TIEMPO DE RESPUESTA: 5 seg REPETIBILIDAD: 90.0 %	

El factor de aprendizaje es equivalente al valor de confianza, ya que este recibe los datos de los movimientos validos más concurrentes en varias interacciones, para compararlos entre sí y reconocer los mejores valores de movimientos en la tabla 2.

Tabla 2. Valoración del entrenamiento de las señales

		Entrenamiento de señales Electromiográficas											
		REPETITIVIDAD	AMPLITUD	FRECUENCIA	HISTÉRESIS								
PORCENTAJE DE CONFIANZA - RECONOCIMIENTO	Validación	1	3	1	1	1	1	1	1	1			
	Confianza	1	1	1	1	1	2	1	2	1	1		
	Identificación	1	1	1	1	3	1	1	3	3	2	1	2
	Seguridad	1	1	1	1	1	2	1	2	1	3	3	1
1= Muy Compatible 2= Compatible 3= Poco Compatible		Rojo= Dorsiflexión Azul = Eversión Amarillo = Inversión											
Ejercicio de recuperación													

Entrenamiento vs Porcentaje de Confianza - Reconocimiento

Para alcanzar una validación de 95 % de efectividad se estudia cuatro variables: la repetitividad que manifiesta la singularidad del patrón de movimiento con otros similares, con un grado de confianza del 5% que no va a confundir el arreglo neuronal. La amplitud de los valores digitalizados por el sensor describe un pico, cuando alcanza el rango más alto de esfuerzo muscular gracias al realizado en cada movimiento fuera del rango de dolor, llegando hasta 120 RMS. La frecuencia es el parámetro que se ajusta para recolectar los patrones de movimiento en muestreo y ayudan a validar que movimiento es correcto y no incurra en falso positivo, se manifiesta en los movimientos con mayor grado de dificultad en cada una de las fases de resultados. Entre los valores positivos de flexión y negativos de relajación definimos un margen llamado histéresis para que no se confunda la red por causa de espasmos involuntarios.

Validación: es el nivel reconocimiento de cada movimiento individual; confianza: es la cantidad de aciertos; identificación: refiere al reconocimiento grupal de movimientos y seguridad que, al vincularlas con lo obtenido en las variables ya mencionadas durante cada ejercicio de recuperación, nos refleja que es muy compatible en su mayoría para el entrenamiento de la red con las señales electromiográficas obtenidas.

CONCLUSIONES

Los patrones de reconocimiento son las áreas de discriminación mayor a 20 RMS y menores a -20 RMS identificables por 500 patrones que contienen parámetros de codificación grafica para identificar a que movimiento corresponde la señal. La matriz de movimiento se compone de 104 vectores tomados en un minuto, componen un patrón de movimiento.

Mediante un ensayo de funcionamiento aplicado a 20 personas con dolencia muscular y 5 personas en recuperación por fisura, satisface en un 85%

en el movimiento planar, en un 75% en movimiento de deflexión y en un 90% movimiento de inversión.

La confianza del rehabilitador en la identificación de movimientos es de un 85%, lo cual se puede dar como satisfactorio, la red Madeleine da un error cuadrático medio del 8% en relación del número de interacciones realizadas.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Caldés Almanza, D. (2015). *Diseño de una interfaz para el sensado y cuantificado de variables en el entorno que se rehabilitan los pacientes* (Thesis). Universidad Central «Marta Abreu» de Las Villas. Recuperado de <http://dspace.uclv.edu.cu:8089/xmlui/handle/123456789/3118>
- Cardona, M. A. C., Spitia, F. R., & López, A. B. (2010). Exoesqueletos para potenciar las capacidades humanas y apoyar la rehabilitación. *Revista Ingeniería Biomédica*, 4(7), 63-73.
- Ceres, R., Ángel Mañanas, M., & María Azorín, J. (2011). Interfaces y Sistemas en Rehabilitación y Compensación Funcional para la Autonomía Personal y la Terapia Clínica. *Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial RIAI*, 8(2), 5-15. doi:10.1016/S1697-7912(11)70021-8
- Lopez, D. A. R., López, M. A., Sánchez, J. E. D., & Correa, H. L. (2015). IMPLEMENTACIÓN EN FPGA DE UN CLASIFICADOR DE MOVIMIENTOS DE LA MANO USANDO SEÑALES EMG. *Redes de Ingeniería*, 6(1), 85-94. doi:10.14483/udistrital.jour.redes.2015.1.a06
- Mendoza, L. E., Peña, J., Muñoz-Bedoya, L. A., & Velandia-Villamizar, H. J. (2013). Procesamiento de Señales Provenientes del Habla Subvocal usando Wavelet Packet y Redes Neuronales. *TecnoLógicas*, 655-667. doi:10.22430/22565337.371
- Orozco, Á., & Giraldo, E. (2007). Caracterización dinámica de señales electromiográficas usando filtros adaptativos. *Scientia et Technica*, 1(34). doi:10.22517/23447214.5523
- Romo, H. A., Realpe, J. C., & Jojoa, P. E. (2007). ANÁLISIS DE SEÑALES EMG SUPERFICIALES Y SU APLICACIÓN EN CONTROL DE PRÓTESIS DE MANO. *Avances en Sistemas e Informática*, 4(1). Recuperado de <https://revistas.unal.edu.co/index.php/avances/article/view/9725>
- Torres-Hernández, A. M., Amaro-Amaro, B. E., Ramírez-Vera, V. I., Mendoza-Gutiérrez, M. O., & Bonilla-Gutiérrez, I. (2017). Cuantificación del Avance en Terapia de Rehabilitación de Miembros Superiores Mediante el Uso de una Interfaz Háptica y Realidad Aumentada. *Memorias del Congreso Nacional de Ingeniería Biomédica*, 2(1), 297-300.
- Universidad Santo Tomás. (2015). Recuperado 22 de septiembre de 2018, de <https://repository.usta.edu.co/handle/11634/9947>
- Uriel Cárcel, Á. (2017). Desarrollo de un sistema para la rehabilitación de una articulación superior mediante la combinación de un interfaz cerebro-computador y señales de electromiografía. Recuperado de <https://riunet.upv.es/handle/10251/87909>

- Vázquez, G. M. R. (s. f.). *Biotecnología: generalidades, riesgos y beneficios*, 20.
- Santamaría, S. (2015). *Órtesis de hombro con sistema de electroestimulación y termoterapia*. Instituto Tecnológico Metropolitano, Colombia.
- Watanabe, T., Endo, S., & Morita, R. (2016). Development of a prototype of portable FES rehabilitation system for relearning of gait for hemiplegic subjects. *Healthcare Technology Letters*, 3(4), 284-289. <https://doi.org/10.1049/htl.2016.0045>
- Perez-Ibarra, J., & Siqueira, A. (2017). Comparison of kinematic and EMG parameters between unassisted, fixed- and adaptive-stiffness robotic-assisted ankle movements in post-stroke subjects. 2017 International Conference On Rehabilitation Robotics (ICORR). doi: 10.1109/icorr.2017.8009291
- Al-Quraishi, M. S., Ishak, A. J., Ahmad, S. A., & Hasan, M. K. (2014). Multichannel EMG data acquisition system: Design and temporal analysis during human ankle joint movements. En 2014 IEEE Conference on Biomedical Engineering and Sciences (IECBES) (pp. 338-342). <https://doi.org/10.1109/IECBES.2014.7047516>
- Diedrich, A., Charoensuk, W., Brychta, R. J., Ertl, A. C., & Shiavi, R. (2003). Analysis of raw microneurographic recordings based on wavelet de-noising technique and classification algorithm: wavelet analysis in microneurography. *IEEE Transactions on Bio-Medical Engineering*, 50(1), 41-50. <https://doi.org/10.1109/TBME.2002.807323>
- Al-Quraishi, M. S., Ishak, A. J., Ahmad, S. A., & Hasan, M. K. (2014). Multichannel EMG data acquisition system: Design and temporal analysis during human ankle joint movements. En 2014 IEEE Conference on Biomedical Engineering and Sciences (IECBES) (pp. 338-342). <https://doi.org/10.1109/IECBES.2014.7047516>
- Diedrich, A., Charoensuk, W., Brychta, R. J., Ertl, A. C., & Shiavi, R. (2003). Analysis of raw microneurographic recordings based on wavelet de-noising technique and classification algorithm: wavelet analysis in microneurography. *IEEE Transactions on Bio-Medical Engineering*, 50(1), 41-50. <https://doi.org/10.1109/TBME.2002.807323>