

Control de una Mano Biónica basado en Redes Neuronales y técnicas de reconocimiento de gestos mediante múltiples sensores EMG

J.S. Artal-Sevil
 Department of Electrical Engineering
 Higher Technical Engineering School
 University of Zaragoza
 Zaragoza, Spain
jsartal@unizar.es

F.J. Pérez-Cebolla
 Department of Electronic Engineering
 Higher Technical Engineering School
 University of Zaragoza
 Zaragoza, Spain
fperez@unizar.es

A. Pascual-Acón, J.A. Domínguez
 Department of Electrical Engineering
 Higher Technical Engineering School
 University of Zaragoza
 Zaragoza, Spain
jadona@unizar.es

Abstract— En el presente documento se muestra el desarrollo e implementación de un algoritmo de control, basado en redes neuronales, destinado al accionamiento de una pequeña prótesis robótica. El sistema de reconocimiento de gestos está basado en múltiples sensores EMG superficiales. De esta forma ha resultado posible controlar el prototipo desarrollado de una forma sencilla y eficaz. Estos sensores sirven como puente para detectar los pequeños pulsos eléctricos producto de la actividad muscular y transformarlos en una señal analógica que el módulo de control es capaz de filtrar e interpretar. El trabajo Fin de Grado/Máster (TFG/TFM), constituye una tarea académica que permite valorar el conjunto de habilidades y competencias adquiridas por los estudiantes durante su periodo de formación. En general, el desarrollo de sistemas robóticos siempre supone una motivación extra en los estudiantes. De este modo se presenta una aplicación electrónica novedosa y de actualidad como es la activación y estrategia de control de una prótesis biónica. El propósito ha sido simular el movimiento real de los dedos de la mano. Al mismo tiempo se discuten los diferentes conceptos y detalles de su implementación. La aplicación de redes neuronales como estrategia de control de la mano biónica ha permitido desarrollar un control en tiempo real, obteniéndose unos resultados muy satisfactorios.

Keywords— Neural Networks, Bionic Hand, Robotic Arm, Sensor based Medical Application, ECG/EMG signals, Arduino, Surface EMG Sensor, Open Source Projects, Data Acquisition System, Biomechanical model, Low Cost.

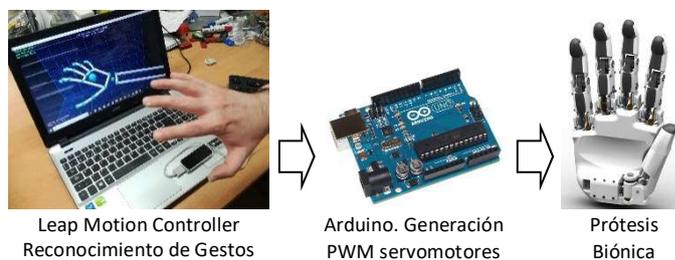
I. INTRODUCCIÓN

En la actualidad diferentes soluciones tecnológicas y biomédicas están apareciendo con el propósito de ayudar a las personas a recuperar algunas de sus funciones físicas perdidas o incluso a acelerar los procesos de rehabilitación. Así en estos últimos años han aparecido muchos proyectos *Open Source*, de código abierto y sin ánimo de lucro, que permiten desarrollar distintas prótesis robóticas impresas en tecnología 3D [1], [2]. En general estos modelos mecánicos poseen una baja precisión, pero permiten implementar fácilmente diferentes algoritmos de control, siempre con el propósito de simular los movimientos de la mano en tiempo real. De este modo, el documento aquí presentado muestra una aplicación electrónica novedosa y de actualidad, el desarrollo e implementación de un sistema de control por reconocimiento de gestos, mediante la aplicación de redes neuronales y múltiples sensores EMG superficiales.

En este supuesto, el propósito ha sido el desarrollo de una estrategia de control para conseguir que las acciones llevadas a cabo por la mano biónica se parezcan lo máximo posible a su equivalente real. Considerando en todo momento la

influencia del movimiento a realizar. En la Fig. 1 se puede observar el diagrama del procedimiento seguido. Por otra parte, el coste de fabricación de estos prototipos no resulta excesivamente elevado. Esta tecnología ha demostrado su diversidad en múltiples aplicaciones en el campo médico. De este modo la aplicación de técnicas de impresión-3D ha permitido realizar el diseño de forma sencilla y posteriormente aplicarlo al modelado de una prótesis robótica. Así la utilización de estos diseños en trabajos fin de Grado o Máster (TFG/TFM) resulta una solución viable y factible para estimular a los estudiantes universitarios y motivarlos en el aprendizaje de nuevas técnicas de control avanzado. Desarrollar e implementar técnicas de control sobre diferentes elementos robóticos de forma local o remota es un ejemplo de actividad académica que siempre provoca un factor de motivación extra en los estudiantes de Ciencias, Tecnología o Ingeniería (STEM).

Fig. 1. Ejemplo del diagrama esquemático del entorno de usuario: reconocimiento de gestos (*Leap Motion Controller*), procesado y envío de



la información (*Arduino*) junto con la prótesis biónica.

El objetivo inicial ha sido desarrollar una técnica de control mediante redes neuronales de fácil implementación por los estudiantes y destinada a la simulación de los movimientos de una prótesis biónica con múltiples grados de libertad (5-DOF). La aplicación de sensores superficiales electromiográficos (EMG/ECG) ha permitido llevar a cabo el control del prototipo de una forma bastante sencilla y eficaz. El propósito ha sido mostrar la utilidad de la teoría con un caso biomédico práctico-real, al mismo tiempo que el estudiante desarrolla su TFM (Trabajo Fin de Máster).

Así pues, se presenta un algoritmo de control implementado sobre una pequeña prótesis robótica. La estrategia de control utilizada está basada en la aplicación de redes neuronales. Los objetivos iniciales marcados al comienzo del proyecto se han resuelto de manera satisfactoria. Como resultado se ha desarrollado el control de un prototipo que es capaz de emular los diferentes grados de libertad (5-DOF) correspondientes a los dedos de una mano. De este

modo se ha obtenido un prototipo de mano biónica que ha superado las expectativas iniciales.

Este documento está organizado y estructurado de la siguiente manera. La sección 1 muestra una breve introducción del problema abordado indicando los objetivos perseguidos. El *state-of-the-art* de la tecnología utilizada, comparando algunos ejemplos y trabajos de investigación, es presentado en el epígrafe 2. Por otra parte, la sección 3 expone el procesado de la información. El sistema constituido por sensores EMG también es analizado. Así se presenta la estructura y los diferentes principios físicos que rigen el comportamiento del prototipo. Mientras el apartado 4 presenta la red neuronal utilizada y las diferentes reglas implementadas. *Matlab/Simulink* ha sido el software utilizado para verificar el comportamiento del sistema, así como su respuesta dinámica. Por último, las conclusiones junto con las distintas ventajas e inconvenientes de la estrategia implementada son mostradas en la sección 5.

II. STATE-OF-THE-ART

En esta última década, la literatura científica recoge diferentes técnicas y estrategias de control destinadas al manejo de prótesis robóticas. En la mayoría de las ocasiones son elementos externos controlados mediante las señales eléctricas que se producen cuando se contrae y expande el músculo de forma voluntaria. Muchos de estos subsistemas están basados en el procesado de las señales electromiográficas (EMG) obtenidas por medio de los sensores colocados sobre la piel. Esta técnica permite la detección y medición de los distintos biopotenciales eléctricos, que a su vez son adquiridos mediante varios electrodos ubicados en la superficie del brazo [1], ver ejemplo de electrodos en la Fig. 2.

Algunos investigadores como Beneteau *et al.* [3] y Benatti *et al.* [4] describen la implementación de un sistema de bajo coste destinado a la adquisición y procesado de señales EMG. Como novedad los equipos desarrollados son inalámbricos mientras que la información es procesada mediante un microcontrolador MSP430-TI o un ASIC, dependiendo del caso analizado. Los resultados obtenidos muestran una buena efectividad del hardware, durante el proceso de adquisición de datos. Así como un buen reconocimiento de gestos de los subsistemas en tiempo real. Los sistemas poseen la precisión de una interface analógica combinado con la flexibilidad de un μC de baja potencia y un alto rendimiento durante el periodo de procesamiento.

En los últimos años, numerosos autores han publicado estudios sobre la aparición de la tecnología de control avanzado por gestos y su posible interacción con la robótica. En esta misma línea, Artal-Sevil *et al.* [5], [6] presentan el diseño y control de un brazo robótico articulado. La técnica de control implementada se encuentra basada en el dispositivo *Leap Motion Sensor*. El objetivo es el control del prototipo en tiempo real y de forma inalámbrica. El diseño, desarrollo e implementación del brazo robótico son descritos a lo largo del documento. Los algoritmos asociados a la estrategia de control también son presentados. Asimismo, son mostrados los resultados obtenidos, indicando las diferentes ventajas e inconvenientes de la solución adoptada. Otros autores como Martín *et al.* [7] presentan el sistema de control de un brazo robótico basado en algoritmos de visión por computador, sensores ECG y dispositivos de medida inercial (IMU). La visión por computador está siendo utilizada en robótica para

determinar la posición de objetos en el espacio o la localización del sistema robótico. En este supuesto la estrategia de control está implementada en un ordenador debido a la necesidad de procesar gran cantidad de información.

Asimismo, Krausz *et al.* [8] presentan el diseño y desarrollo de una mano robótica con 6-DOF. El proyecto mostrado es gratuito y de código abierto (*Open Source*). En el documento es posible observar el diseño de cada uno de los mecanismos de movimiento de los dedos, así como los distintos elementos utilizados. Durante su diseño, los autores consideraron que el aspecto y las dimensiones de la mano biónica fuesen lo más parecido posible a un supuesto real. Finalmente, el prototipo fue testeado y posteriormente fabricado con el propósito de comprobar “*in-situ*” diferentes técnicas de control.

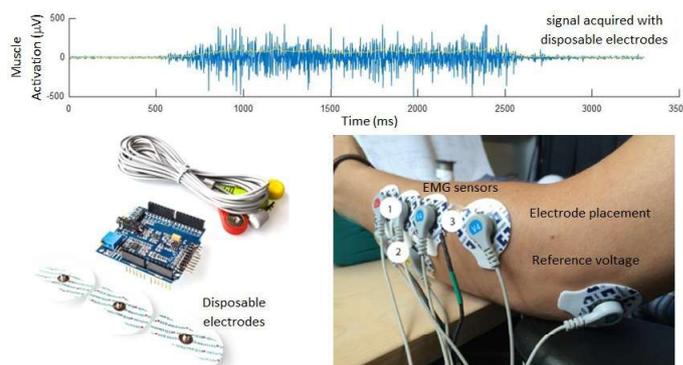


Fig. 2. Ejemplo de sensores EMG superficiales utilizados para el control de la mano biónica. El sistema incluye los diferentes electrodos EMG y la etapa de instrumentación en modo diferencial con objeto de obtener la señal analógica.

Con la implementación de los nuevos métodos de control, aparece la posibilidad de generar aplicaciones de carácter muy intuitivo. Así varios autores han publicado estudios sobre la aparición e interacción con la tecnología neuronal. De este modo, Ahmad *et al.* [9], proponen el uso de una estructura de red neuronal DNN para el control de una prótesis biónica. El propósito fue mejorar la adquisición de señales EMG para incrementar la precisión y robustez del módulo de control. Los resultados mostrados indican que el sistema es capaz de capturar las señales EMG e información de forma significativa. Del mismo modo Calderón *et al.* [10], plantean una red neuronal del tipo perceptrón multicapa (MLP) para la identificación de señales EMG en tiempo real. Este sistema sirve como interface entre el usuario y la prótesis robótica. El sistema está basado en el algoritmo de aprendizaje supervisado *backpropagation*. La red neuronal es ejecutada mediante un sistema embebido en la plataforma Arduino. Mientras tanto Luo *et al.* [11], proponen un nuevo enfoque de algoritmo de control constituido por una red neuronal radial (RBFNN) y posteriormente lo comparan con el modelo biomecánico. En este supuesto se utiliza como variable de entrada el valor medio absoluto (MAV) de la señal EMG obtenida. Los resultados experimentales mostrados validan la eficiencia del modelo presentado.

Por otra parte, mejorar la eficiencia del sistema de control con el mínimo número de sensores EMG disponibles también constituye parte activa en la investigación más reciente. Así Junlasat *et al.* [12], proponen un algoritmo para la detección de los movimientos de los dedos basado en la posición de múltiples sensores EMG. Las señales obtenidas por el sistema

MyoWare Muscle Sensor son luego procesadas por la plataforma Arduino. Dada su capacidad de procesamiento, para determinar el movimiento de un dedo los autores consideran la diferencia entre el valor máximo y el valor medio de la señal proporcionada por el correspondiente sensor EMG. A su vez Seguna *et al.* [13] plantean una estrategia de control destinada al reconocimiento de gestos en una prótesis biónica. Asimismo, presentan un sistema analógico de bajo coste compuesto por múltiples sensores EMG. Los resultados obtenidos durante los diferentes experimentos son mostrados a lo largo del documento. Mientras que Oleinikov *et al.* [14] estudian la posibilidad de controlar una prótesis biónica con una red neuronal simple y el mínimo número de electrodos posibles. Para ello plantean distintos movimientos predeterminados (mano abierta, cerrada, agarre, etc.) y analizan la eficiencia del sistema de control en cada caso. A su vez Ruhunage *et al.* [15] plantean el control híbrido de un brazo robótico (6-DOF), como novedad técnica incorporan un conjunto de sensores ECG y EMG. Debido a su complejidad, la arquitectura de red neuronal utilizada está constituida por 5 capas (3 ocultas).

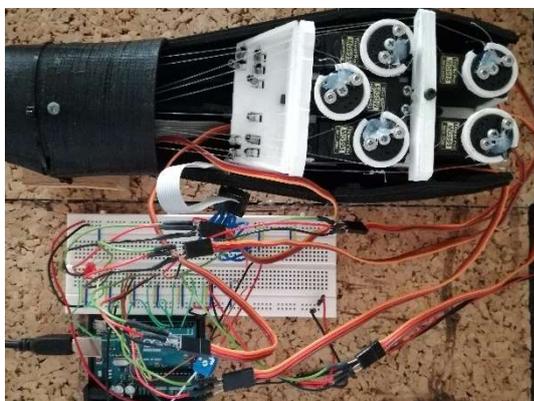


Fig. 3. Detalle de los diferentes servos, cables y muelles destinados al accionamiento de cada uno de los dedos del brazo robótico. El control está realizado mediante el controlador Arduino, quien proporciona una señal PWM para el accionamiento de cada uno de los diferentes servos HiTech.

III. RECONOCIMIENTO DE GESTOS MEDIANTE SENSORES EMG SUPERFICIALES

En estos últimos años el desarrollo de nuevos modelos de prótesis robóticas ha estado en continua evolución. La impresión 3D ha supuesto un gran avance en el diseño e implementación de estas aplicaciones robóticas. Así por ejemplo la biomecánica ha sido una tecnología que se ha modificado por completo, Fig. 3. La tecnología de impresión 3D ha permitido construir modelos más complejos de forma rápida y sencilla. Además, su principal ventaja es que permite reducir sus costes de fabricación [16].

Un diseño de brazo robótico muy avanzado y evolucionado son los modelos mioeléctricos. Estas prótesis son controladas mediante diferentes bioseñales, las cuales interpretan los movimientos musculares. Algunos artículos de investigación [12], [15] presentan el control de prótesis biónicas mediante señales electromiográficas (EMG) o electroencefalográficas (ECG). El brazo articulado aquí descrito presenta una completa articulación de 5 dedos con movimientos de flexión-extensión y oposición del dedo pulgar. Su sistema de control está basado en diferentes sensores superficiales mediante la aplicación de electrodos EMG musculares.

El principal problema del diseñador y programador de estos sistemas robóticos es el escaso número de posiciones para ubicar los electrodos EMG asociados al control muscular. Esta causa incrementa la complejidad durante la implementación del algoritmo de control. Así pues, un hándicap de la investigación es la sincronización de todas las señales EMG con la velocidad y par motor de la mano biónica. El propósito es conseguir un funcionamiento natural con el simple desplazamiento de la mano del usuario. Un ejemplo sencillo de señal EMG que refleja directamente la activación muscular es mostrada en la Fig. 4.

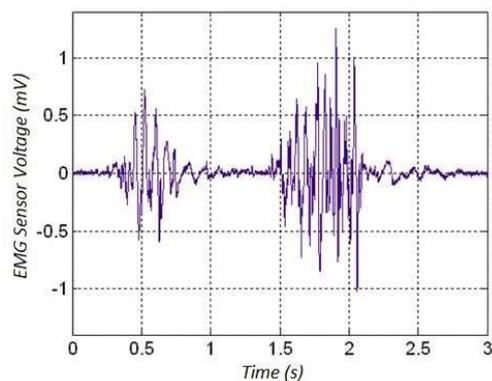


Fig. 4. Ejemplo de bioseñal EMG registrada con electrodos en el músculo bíceps durante dos breves contracciones intermitentes. Estos electrodos utilizan un gel electrolítico para incrementar la conductividad.

La literatura científica recoge la detección del movimiento de cada dedo en función de su activación muscular. De este modo se han estudiado posibles ubicaciones para los electrodos EMG en el antebrazo humano. La solución está dividida principalmente en dos métodos diferenciados: técnicas invasivas y no invasivas. Como consecuencia de la complejidad, altas restricciones en el uso y alto coste asociado a los métodos invasivos se han optado generalmente por técnicas no invasivas. Estas técnicas no invasivas se caracterizan por el uso de sensores EMG/ECG superficiales. Como inconveniente asociado no proporcionan la solución exacta y gradual para detectar el movimiento de cada dedo. En el supuesto analizado la detección del movimiento en cada dedo ha sido efectuada por separado, para posteriormente estudiar movimientos mucho más complejos.

La Fig. 3 muestra el modelo mecánico desarrollado para ejercer el movimiento de los diferentes dedos. Este mecanismo está compuesto por cables y muelles colocados a modo de tensores. A su vez estos cables son activados por diferentes poleas incorporadas sobre los servos *HiTech*. De este modo el desplazamiento angular de cada accionamiento es controlado por la señal PWM proporcionada por el controlador Arduino. Por último, en el extremo de cada dedo se ha incorporado un pequeño pulsador. Su propósito ha sido obtener un buen *feedback* con respecto al agarre de los diferentes objetos o indicar cuando la mano se ha cerrado por completo.

A. Etapa diferencial y dispositivos EMG

Como se ha comentado en anteriores epígrafes las técnicas electromiográficas están centradas en la adquisición y el análisis de los diferentes impulsos bioeléctricos (señales EMG) obtenidos como consecuencia del desarrollo de una actividad muscular. Ahora bien, para poder utilizar estos pequeños pulsos eléctricos es recomendable efectuar un

adecuado proceso de acondicionamiento de la señal. El propósito es inmunizar frente al ruido. De este modo resulta necesario que el subsistema desarrollado posea los siguientes bloques: pre-amplificación, filtrado para eliminar el ruido y rectificación de señal.

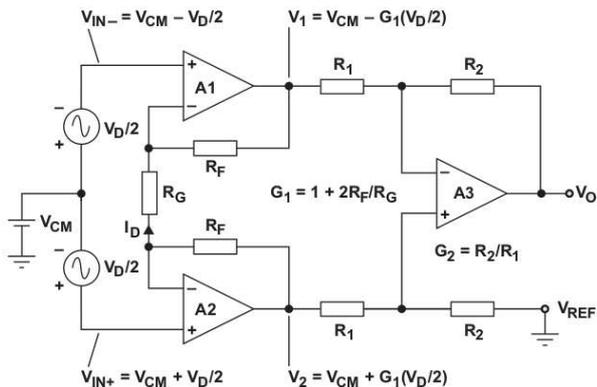


Fig. 5. Estructura y ganancia del amplificador EMG. La señal obtenida por parte de los sensores EMG posee una magnitud del orden de los mV.

Por otra parte, el rango de voltaje obtenido en estas señales EMG es relativamente bajo (del orden de $\mu\text{V}/\text{mV}$). De este modo el contenido de ruido se suma durante el proceso de adquisición. En estos sistemas se incorporan filtros analógicos o digitales con una frecuencia de corte entre 20/150Hz. Por lo general el sensor EMG proporciona una medida diferencial dentro del rango de $\pm 1,65\text{mV}$. Todo esto supone que la ganancia ($G_{Av} = G_2 \times G_1$) del bloque amplificador sea superior a 1000. Otras especificaciones destacadas en el amplificador son bajo ruido $12\text{nV}/\sqrt{\text{Hz}}$, alta impedancia de entrada $1\text{T}\Omega$ y alto rechazo en modo común CMRR (*Common-Mode Rejection Ratio*).

La señal EMG no puede ser utilizada directamente para el movimiento/activación de cada dedo. Esto es debido a que la naturaleza de esta señal es relativamente compleja y en muchas ocasiones el movimiento está ocasionado por una sinergia de varios músculos. Así la señal EMG mostrada en la Fig. 4 se obtuvo colocando distintos electrodos en los bíceps del brazo derecho y realizando una sencilla secuencia de contracción-relajación-contracción. El principal inconveniente de estos sistemas es el ruido ambiental. El ruido suele acompañar a la señal obtenida e incluso en ocasiones puede superarla en varios órdenes de magnitud. Como posible solución, un amplificador diferencial puede neutralizar buena parte del ruido existente ya que mide la diferencia de tensión entre los electrodos EMG activos con respecto al terminal considerado como referencia (1).

$$v_O = v_1 - v_2 = G_2 \left[v_{CM} + G_1 \frac{v_D}{2} - v_{CM} + G_1 \frac{v_D}{2} \right] = G_2 G_1 v_D \quad (1)$$

Los voltajes adquiridos por los electrodos ($v_D/2$) deben ser posteriormente amplificados y filtrados. En este caso el amplificador de instrumentación elegido ha sido el INA128 (Texas Instruments). En esta topología se ha añadido un filtro paso bajo en el lazo de realimentación con objeto de eliminar la componente continua de salida (Fig. 5).

A su vez, el fabricante recomienda este amplificador para su uso en diferentes aplicaciones biomédicas. El *datasheet* presenta varios circuitos opcionales que nos permiten ajustar la tensión de offset. Así pues, en el caso mostrado en la Fig. 5 la resistencia R_G nos permite cambiar fácilmente la ganancia

de la etapa amplificadora diferencial. Mientras que su salida v_O está referenciada sobre el terminal de referencia, normalmente masa (v_{REF}). El voltaje de referencia v_{REF} aplicado sobre este terminal es sumado a la salida v_O . Por último, la señal obtenida una vez filtrada y amplificada, es rectificada mediante un rectificador de precisión con objeto de cuantificar y analizar la intensidad de la señal EMG adquirida.

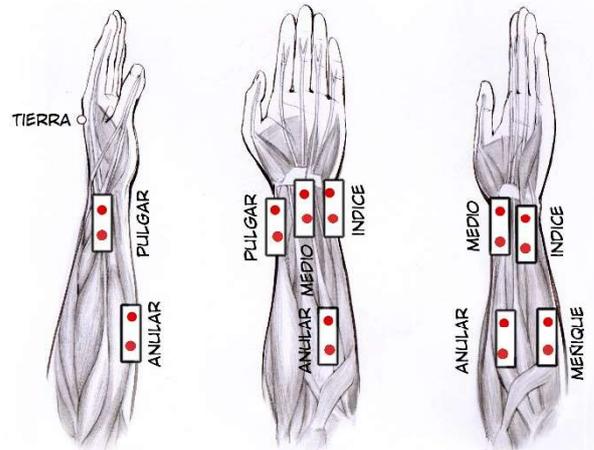


Fig. 6. Alternativas para la colocación de los diferentes sensores EMG superficiales en el antebrazo humano [5].

B. Ubicación de los sensores EMG Superficiales

Los electrodos EMG son elementos no invasivos, ideales para aplicaciones como rehabilitación, entrenamiento o control de prótesis biónicas activas. Para la obtención de los voltajes bioeléctricos los dispositivos EMG pueden ser colocados en diferentes posiciones del brazo, seleccionando los diferentes grupos musculares. La finalidad siempre ha sido aumentar su precisión. La Fig. 6 muestra las diferentes posiciones utilizadas en el antebrazo izquierdo del usuario. En el caso analizado resulta necesaria la combinación de 5 canales para la detección del movimiento de cada uno de los dedos. De esta forma es posible descodificar las distintas señales implicadas en cada desplazamiento individual.

Sin embargo, un solo sensor EMG no puede proporcionar la detección del movimiento de los dedos, resulta necesaria la combinación de varios sensores. En este documento se presenta la detección del movimiento de los dedos en función de la posición óptima de los sensores EMG, Fig. 6. El tipo de movimiento seleccionado fue la flexión-extensión individual de cada dedo, es decir, pulgar (T), índice (I), medio (M), anular (R), y menique (L). Con el propósito de captar las señales asociadas a cada movimiento se efectuó el proceso de flexión de cada dedo (5 veces consecutivas) durante un periodo de 5 segundos. Con objeto de disponer de una amplia muestra de datos fueron desarrolladas varias secuencias de movimientos.

Para la adquisición de la tensión EMG en modo diferencial es necesario al menos 3 electrodos (Fig. 5). Uno de ellos es utilizado como potencial de referencia v_{CM} . Por lo general, está ubicado en una zona sin musculo, como por ejemplo en el dorso de la mano o el codo. Mientras, los otros dos electrodos ($v_D/2$) están ubicados sobre las distintas posiciones musculares donde se desea medir los potenciales bioeléctricos, Fig. 6. Estos sensores pueden estar conectados en el mismo músculo o diferentes, la única condición para que la captura de los datos sea adecuada es que la distancia entre los electrodos EMG debe ser superior a $> 2\text{cm}$.

IV. RED NEURONAL (NN) Y ALGORITMO DE APRENDIZAJE

Las distintas señales procedentes de los sensores EMG son almacenadas como un vector y posteriormente convertidas en una matriz de entradas para el entrenamiento y comprobación del sistema. En todo este proceso es importante el número de muestras y el tiempo de muestreo, ya que de estos parámetros depende la velocidad de aprendizaje de la red neuronal (NN). Estos datos son almacenados en dos grupos. Un primer grupo destinado al entrenamiento de la red neuronal y un segundo grupo que contiene los datos utilizados para validar la red neuronal, así como su entrenamiento. De este modo, una red neuronal es un modelo matemático que nos permite procesar fácilmente la información. Su principal ventaja es la habilidad para representar ambas relaciones lineales y no-lineales, al mismo tiempo que aprende estas relaciones directamente de los datos proporcionados. Así pues, la NN es utilizada para estudiar la relación entre las diferentes señales EMG y los movimientos de los dedos.

Las señales de los sensores EMG, correspondientes a cada dedo, son convertidas a señales digitales (ADC) y transferidas posteriormente vía serie al *workspace* de *Matlab*. El propósito ha sido procesar la información. De este modo se requiere un bajo tiempo de computación. Generalmente una red neuronal utiliza un grupo de capas que son entrenadas para solucionar un problema de optimización no lineal de forma efectiva. Una estructura NN típica consiste de tres capas comunes (i) *input layer*, (ii) *hidden layer* y (iii) *output layer* (Fig. 7). Las redes neuronales requieren de un continuo entrenamiento para desarrollar la eficiencia requerida. De esta forma, tres parámetros tienen influencia en el rendimiento de la red neuronal: (i) la topología de interconexión, (ii) pesos en los nodos de interconexión y (iii) función de activación usada. Una neurona *ith* se define matemáticamente como (2),

$$y_i = \sum_{j=1}^m w_j h_j \quad (2)$$

$$h_j(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (3)$$

donde y_i ($i = 1-5$) es la salida de la neurona i siendo el resultado de la aplicación de la función de activación $h_j(x)$ sobre la capa oculta; mientras que m el número de neuronas en la capa oculta. A su vez w_j es el peso (parámetro escalar ajustable) del nodo j en la capa oculta ($j = 1-6$). Los pesos w_j de la capa oculta tienen un papel importante para conseguir un mejor rendimiento de la red neuronal. Estos coeficientes w_j son ajustados por las reglas de aprendizaje para garantizar los criterios de error.

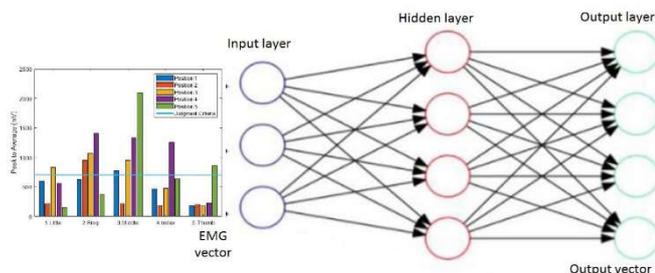


Fig. 7. Ejemplo de arquitectura básica de una Red Neuronal (NN) y señales de entrada (EMG vector).

En la capa de entrada, un vector $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ es usado para entrenar la NN, en este caso consiste de las señales

procedentes de los sensores EMG. La suma de los pesos de las entradas está limitada por la función de activación, y está definida como *threshold function*. Así, durante el proceso de entrenamiento, los pesos w_j son entrenados correctamente para transformar el vector de datos de entrada en el vector de datos de salida deseado $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$. En este caso el vector Y está formado por el accionamiento correspondiente a cada dedo.

Con respecto a la función de activación se ha utilizado la función sigmoide (3) debido principalmente a su bajo coste computacional al implementarla en un controlador Arduino. El aprendizaje de la red neuronal se efectúa por las conexiones entre las neuronas (coeficiente peso w_j). Es decir, estos pesos representan el conocimiento de la NN. Indicar también que la NN ha sido entrenada utilizando un aprendizaje supervisado; pues en esta ocasión se conoce el vector resultante $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_5\}$ asociado a cada vector de entrada $X = \{x_1, x_2, \dots, x_5\}$. De esta forma el algoritmo de aprendizaje es el encargado de reducir el error de las salidas.

Con frecuencia en un sistema de control no lineal se utiliza una red neuronal RBFNN. Esta topología ha sido implementada mediante la *Neural Network toolbox* dentro del entorno *Matlab/Simulink*. La red neuronal utilizada posee 3 capas, con una capa oculta. Asimismo, está constituida por: 5 neuronas en su capa de entrada (que se corresponden con los diferentes vectores EMG), 6 neuronas en su capa oculta y 5 neuronas en su capa de salida correspondientes con cada uno de los actuadores (dedos), ver estructura básica en la Fig. 7. De este modo la arquitectura es del tipo *feedforward*. El sistema está basado en el algoritmo de aprendizaje supervisado *back-propagation* implementado por *Matlab*.

Antes del proceso de entrenamiento, todos los pesos w_j se inicializan aleatoriamente entre un valor de -1 y $+1$ para las distintas capas de red. Aumentar la cantidad de neuronas dentro de la capa oculta mejora el rendimiento de la red neuronal, al mismo tiempo que incrementa la cantidad de operaciones y recursos necesarios para obtener resultados. Todo ello ocasiona un aumento en el tiempo de computación. Al mismo tiempo se ha utilizado el parámetro MSE (*Mean Squared Error*) como función de análisis del error (4),

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_{si} - y_i)^2 \quad (4)$$

donde n es el número de muestras; mientras que y_{si} y y_i son el valor objetivo deseado y el valor obtenido en el nodo de salida *ith*, respectivamente. Así pues, para evaluar el rendimiento del modelo se ha utilizado el factor MSE. A menor valor de MSE menor será el error. Se adoptó un factor $MSE = 1 \times 10^{-7}$ como criterio de parada predeterminado, así para valores menores se interrumpe el proceso de entrenamiento. De este modo la señal de salida es comparada con la señal deseada y se calcula un error para cada una de las salidas. Los errores obtenidos se propagan hacia atrás (método *back-propagation*), desde la capa de salida hacia las neuronas de las capas anteriores con el propósito de ajustar los pesos y por tanto reducir el error. Cuando el error es el deseado finaliza el entrenamiento de la red neuronal y se almacenan los diferentes coeficientes w_j correspondientes a los pesos.

Las características de este estudio se han extraído del dominio del tiempo porque es más simple y sólo está basado en la amplitud. No obstante, existen diferentes funciones de error. Así varias métricas han sido analizadas con objeto de

simplificar los resultados de la red. De este modo se han observado: el valor medio absoluto MAV (*Mean Absolute Value*), la desviación standard STD (*Standard Deviation*), el error RMS (*Root Mean Square*), la varianza VAR, la longitud de onda WL (*Waveform Length*) o el parámetro DMAV que representa la diferencia de la señal de entrada con respecto al valor medio, (5) – (10) respectivamente.

$$MAV = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n |x_{ik}| \quad (5)$$

$$STD = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{k=1}^n (x_{ik} - MAV)^2} \quad (6)$$

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n x_{ik}^2} \quad (7)$$

$$VAR = \frac{1}{n-1} \sum_{k=1}^n (x_{ik} - MAV)^2 \quad (8)$$

$$WL = \sum_{k=1}^{n-1} |x_{ik-1} - x_{ik}| \quad (9)$$

$$DMAV = x_{ik} - MAV \quad (10)$$

Donde n representa el número de muestras, siendo k la k -ésima muestra extraída; mientras que x_i ($i = 1-5$) se corresponde con el coeficiente asociado al vector de entrada i (sensor EMG). El sistema de control extrae muestras cada 100ms. Además, se ha podido contrastar que las características del dominio del tiempo poseen divergencia suficiente para determinar los distintos movimientos. La principal ventaja de estos parámetros es que requieren un tiempo de cálculo relativamente bajo. El MAV es una de las técnicas computacionales en el dominio del tiempo más populares que se pueden utilizar para la obtención de características del sistema. La operación del MAV está basada en un proceso de segmentación de la señal EMG. Luego estima un valor en cada segmento. Este parámetro es simplemente el promedio del valor absoluto de los datos en la señal EMG. Así este coeficiente puede ser utilizado con relativa facilidad para el accionamiento del modelo, sin consumir una gran cantidad de recursos. En este estudio se ha usado el MAV (5) como método de análisis de señales EMG. El prototipo de brazo articulado controlado por la plataforma Arduino es mostrado en la Fig. 8.

Obviamente el parámetro desviación standard STD puede ser usada para encontrar el nivel de activación de la actividad muscular; ya que proporciona la cantidad de variación desde el valor medio para cada elemento. Del mismo modo un alto valor de la varianza VAR puede indicar algún pequeño trastorno muscular. Por otra parte, como el valor medio de la señal EMG suele tender a cero, el parámetro RMS puede resultar una buena medida para caracterizar estas señales ya que permite cuantificar la señal eléctrica durante la contracción muscular. Mientras que el parámetro WL proporciona la longitud de la onda con respecto al periodo de tiempo analizado, es decir presenta un coeficiente asociado con la amplitud de la oscilación o variación de la señal EMG. Mientras que el coeficiente DMAV indica el movimiento de los dedos, ya que considera el cambio entre el valor máximo y el valor medio.

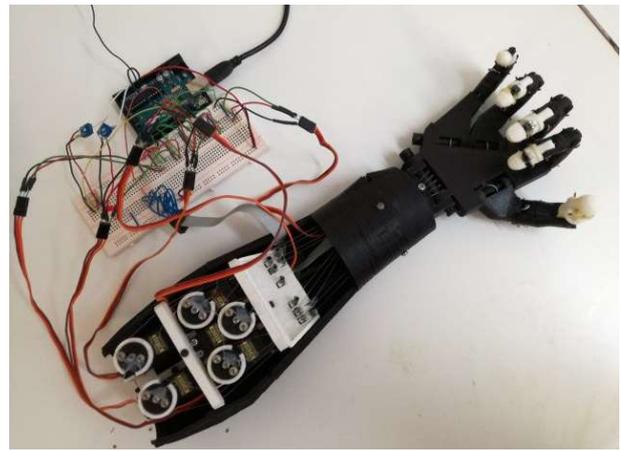


Fig. 8. Prototipo de brazo robótico desarrollado mediante impresión 3D. La imagen muestra los diferentes servomotores que actúan sobre cada uno de los dedos. El sistema de control está basado en el controlador Arduino.

De acuerdo con la literatura, estas especificaciones son las más comúnmente utilizadas para la extracción de resultados [9], [12]. Su principal ventaja reside en el bajo coste de computación del controlador embebido. Ahora bien, si no se requiere de una precisión excesiva en el reconocimiento de los gestos de la mano biónica, estos parámetros pueden ser suficientes para que el sistema de control sea capaz de discriminar los diferentes movimientos de los dedos, siendo capaz de interpretar gestos más complejos que impliquen el movimiento simultáneo de varios dedos.

La aplicación de la NN sobre el modelo de mano biónica ha permitido alcanzar una exactitud de movimientos superior al 90%. Es posible incrementar este parámetro incrementando el número de neuronas (complejidad de la NN), al mismo tiempo que se selecciona un factor MSE menor durante el periodo de entrenamiento. También hay que indicar que la selección de parámetros afecta al rendimiento del modelo, de forma que tiene un papel crucial durante el proceso de reconocimiento y replicación de los gestos en tiempo real.

TABLE I. ANÁLISIS DE LA RESPUESTA DE LAS SEÑALES EMG EN EL PROCESADO DIRECTO.

Dedo Movimiento	Meñique (L)	Anular (R)	Medio (M)	Índice (I)	Pulgar (T)
Sensor Pos. L	Si	Si	No	No	No
Sensor Pos. R	No	Si	Si	No	No
Sensor Pos. M	Si	Si	Si	No	No
Sensor Pos. I	No	Si	Si	Si	No
Sensor Pos. T	No	No	No	No	Si

Otra forma de resolver el problema del reconocimiento de gestos es el procesamiento directo de las múltiples señales proporcionadas por los sensores EMG. Así la Fig. 9 muestra la comparación entre las señales proporcionadas por cada sensor EMG en el movimiento de cada dedo. La detección se ha producido cuando la amplitud de la señal es superior al criterio prefijado. Del mismo modo la Tabla I indica el análisis de respuesta con las opciones para detectar el movimiento. El inconveniente de este método es la sensibilidad de estos sensores frente al ruido. En ocasiones, esta perturbación origina confusión en los movimientos. Así pues, aunque es una solución factible, este método es mucho menos preciso que el basado en NN. Aunque como ventaja resulta un método

sencillo de implementar utilizando una unidad de bajo coste y bajo procesamiento.

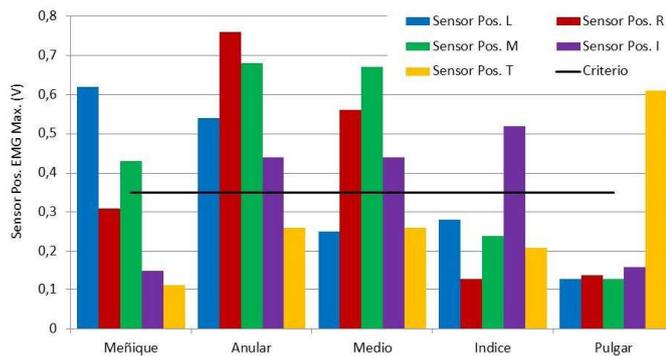


Fig. 9. Comparación de las señales EMG en el movimiento de cada uno de los dedos.

V. CONCLUSIONES

En este documento se ha presentado la implementación de un algoritmo de control basado en redes neuronales para el reconocimiento de gestos de una prótesis biónica. Se han utilizado múltiples sensores EMG como señales de entrada procedentes del modelo humano, con objeto de facilitar la detección de las diferentes bioseñales musculares. Estos elementos han permitido optimizar la capacidad de control y facilitar su manejabilidad. Su implementación ha resultado más compleja de lo esperado; el ruido ha sido uno de los mayores inconvenientes en esta aplicación. Así el propósito inicial ha sido desarrollar una técnica de control mediante redes neuronales de fácil implementación por los estudiantes y destinada a la simulación de los movimientos de una prótesis biónica con múltiples grados de libertad (5-DOF).

La realización de trabajos académicos TFG/TFM en el contexto de ciencias, tecnologías o ingenierías, permiten la evaluación de las competencias adquiridas por los estudiantes durante su proceso de formación universitaria. De este modo la construcción de pequeños proyectos permite incrementar el grado de motivación e implicación del estudiante. En este caso existen en la web gran cantidad de proyectos *Open Source* que permiten desarrollar prototipos de brazos articulados mediante técnicas de impresión 3D. Otro punto clave en el desarrollo del proyecto ha sido la obtención de múltiples datos EMG, asociados a los movimientos del usuario, con el propósito de entrenar la red neuronal. Disponer de una buena base de datos ayuda en el entrenamiento de la red neuronal. Sin embargo, para que el sistema desarrollado responda de forma adecuada al reconocimiento de gestos resulta necesario un pequeño conjunto de datos relacionados con el usuario final. También se han mostrado distintos criterios de evaluación para detectar el movimiento de los dedos mediante el análisis de múltiples señales EMG.

Por último, desarrollar diferentes algoritmos de control puede resultar una tarea gratificante que añade un factor extra de motivación en los estudiantes. En el caso presentado los estudiantes no tenían conocimientos previos sobre el uso de redes neuronales. Inicialmente supuso un pequeño hándicap para los alumnos pues, aunque tenían conocimientos de técnicas de control desconocían métodos avanzados. De este modo el desarrollo del TFM ha permitido complementar su

itinerario formativo. Finalmente, los objetivos iniciales se han resuelto de manera satisfactoria, obteniendo como resultado un modelo robótico que ha superado las expectativas iniciales y con un coste reducido.

AGRADECIMIENTOS

Los autores agradecen el apoyo financiero de la Universidad de Zaragoza para el desarrollo del presente trabajo, a través del Programa de Innovación e Investigación Educativa (PIIDUZ 2019/20). Reference: PIIDUZ_19_268.

REFERENCES

- [1] Wan-Ting Shi, Zong-Jhe Lyu, Shih-Tsang Tang, Tsorng-Lin Chia and Chia-Yen Yang, (2018). "A bionic hand controlled by hand gesture recognition based on surface EMG signals: A preliminary study". *Biocybernetics and Biomedical Engineering, Elsevier ScienceDirect*. Vol. 38; pp.: 126 to 135.
- [2] J. Koprnicky, P. Najman and J. Safka, (May 2017). "3D printed bionic prosthetic hands". *International Workshop of Electronics, Control, Measurement, Signals and their Application to Mechatronics (ECMSM 2017)*. *IEEEExplore Digital Library*. Donostia-San Sebastian, Spain. 24-26 May'17; pp.: 1 to 6.
- [3] A. Beneteau, G. Di Caterina, L. Petropoulakis and J.J. Soraghan. (2014) "Low-cost wireless surface EMG sensor using the MSP430 microcontroller". *6th European Embedded Design in Education and Research Conference, EDERC'14*. *IEEEExplore Digital Library*. 11-12 September 2014. Milano, Italy; pp.: 264 to 268.
- [4] S. Benatti, F. Casamassima, B. Milosevic, E. Farella, P. Schönle, S. Fateh, T. Burger, Q. Huang and L. Benini. (2015). "A Versatile Embedded Platform for EMG Acquisition and Gesture Recognition". *IEEE Transactions on Biomedical Circuits and Systems*. *IEEEExplore Digital Library*. October 2015. Volume 9, issue: 5; pp.: 620 to 630.
- [5] J. S. Artal-Sevil and J. L. Montañés, "Development of a robotic arm and implementation of a control strategy for gesture recognition through Leap Motion device," *2016 Technologies Applied to Electronics Teaching (TAE)*. *IEEEExplore Digital Library*. Seville, 2016, pp. 1-9, doi: 10.1109/TAE.2016.7528373.
- [6] J.S. Artal-Sevil, J.L. Montañés, A. Acón and J.A. Domínguez, "Control of a Bionic Hand using real-time gesture recognition techniques through Leap Motion Controller," *2018 XIII Technologies Applied to Electronics Teaching Conference (TAE)*. *IEEEExplore Digital Library*. La Laguna, 2018, pp. 1-7, doi: 10.1109/TAE.2018.8476122.
- [7] H. Martin, J. Donaw, R. Kelly, Y.J. Jung and Jong-Hoon Kim. (2014). "A novel approach of prosthetic arm control using computer vision, biosignals, and motion capture". *IEEE Symposium on Computational Intelligence in Robotic Rehabilitation and Assistive Technologies, CIR2AT'14*. *IEEEExplore Digital Library*. 9-12 December 2014. Orlando, USA. pp.: 26 to 30.
- [8] N.E. Krausz, R.A.L. Rorrer and R.F. Weir. (2016). "Design and Fabrication of a Six Degree-of-Freedom Open Source Hand". *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*. *IEEEExplore Digital Library*. Volume: 24, issue: 5, pp.: 562 to 572.
- [9] J. Ahmad, A.M. Butt, M. Hussain, M.A. Akbar and W.U. Rehman, (2018). "The Deep Neural Network based Classification of Fingers Pattern using Electromyography". *2nd IEEE Advanced Information Management, Communicates, Electronic and Automation Control Conference (IMCEC 2018)*. *IEEEExplore Digital Library*. 24-26 May'17; pp.: 455 to 461.
- [10] C.A. Calderon, L. Jaramillo, J. Zuñiga, W. Hernandez, and F. Rivas-Echeverría, (2018). "A Neural Network embedded system for real-time identification of EMG signals". *IEEE International Conference on Automation/XXIII Congress of the Chilean Association of Automatic Control (ICA-ACCA 2018)*. *IEEEExplore Digital Library*. Greater Concepcion, Chile. 17-19 October'18, pp.: 1 to 7.
- [11] J. Luo, C. Liu & C. Yang. (2019). "Estimation of EMG-Based Force Using a Neural-Network-Based Approach". *IEEE Access*. *IEEEExplore Digital Library*. May 2019. Volume: 7; pp.: 64856 to 64865.
- [12] A. Junlasat, T. Kamolklang, P. Uthansakul and M. Uthansakul. (2019). "Finger Movement Detection Based on Multiple EMG Positions". *11th International Conference on Information, Technology and Electrical Engineering (ICITEE'19)*. *IEEEExplore Digital Library*. 11-12 October 2019. Pattaya, Thailand; pp.: 1 to 4.

- [13] C. Seguna, A. von Brockdorff, J. Scerri and K. Scicluna. (2018) "Development of a New Low-Cost EMG Monitoring System for the Classification of Finger Movement". *New Generation of CAS (NGCAS 2018)*. *IEEEExplore Digital Library*. November 2018. Valleta, Malta; pp.: 126 to 129.
- [14] A. Oleinikov, B. Abibullaev, A. Shintemirov, M. Folgheraiter and A. Kazakhstan. (2018). "Feature Extraction and Real-Time Recognition of Hand Motion Intentions from EMGs via Artificial Neural Networks". *6th International Conference on Brain-Computer Interface (BCI 2018)* *IEEEExplore Digital Library*. January 2018; GangWon, South Korea; pp.: 1 to 5.
- [15] I. Ruhunage, S. Mallikarachchi, D. Chinthaka, J. Sandaruwan and T.D. Lalitharatne. (2019). "Hybrid EEG-EMG Signals Based Approach for Control of Hand Motions of a Transhumeral Prosthesis". *Global Conference on Life Sciences and Technologies (LifeTech 2019)*. *IEEEExplore Digital Library*. March 2019. Osaka, Japan; pp.: 50 to 53.
- [16] J.S. Artal-Sevil, A. Acón, J.L. Montañés and J.A. Domínguez, "Design of a Low-Cost Robotic Arm controlled by Surface EMG Sensors," *2018 XIII Technologies Applied to Electronics Teaching Conference (TAE)*. *IEEEExplore Digital Library*. La Laguna, 2018, pp. 1-8.