

# Sistema para detectar algunos símbolos del alfabeto de la lengua de señas colombiana a través de señales de electromiografía

System to detect certain symbols of the Colombian Sign Language alphabet through electromyography signals

Freddy Alexander Cepeda Ortiz\* y Juan Sebastián Rubiano Labrador\*\*

---

---

## Cómo citar:

Cepeda Ortiz, F. A., & Rubiano Labrador, J. S. (2019). Sistema para detectar algunos símbolos del alfabeto de la lengua de señas colombiana a través de señales de electromiografía. *Ingeciencia*, 4, 96-115.

\* Estudiante de Ingeniería Electrónica, Universidad Central. Integrante del semillero de Microelectrónica. Correo: fcepedao@ucentral.edu.co

\*\* Ingeniero electrónico. MSc. en Ingeniería Electrónica y de Computadores. Profesor Asistente del Departamento de Ingeniería Electrónica. Profesor de la Facultad de Ingeniería y Ciencias Básicas, Universidad Central. Integrante del grupo de investigación Bioingeniería, Nanotecnología y Comunicaciones (SPIN) de la Universidad Central. Correo: jrubianol@ucentral.edu.co

## Resumen

Este artículo presenta la implementación de un prototipo de sistema que busca dar una alternativa para que las personas con discapacidad auditiva y discapacidad del habla se comuniquen con las personas del común. El sistema, un *wearable* con componentes hardware y software, identifica en un computador algunos símbolos del alfabeto de la lengua de señas colombiana mediante los movimientos de los dedos de la mano. Específicamente, se implementó un prototipo electrónico de adquisición, amplificación, filtrado y procesamiento de las señales de electromiografía (EMG) del antebrazo. Para procesar la información que arroja el dispositivo se desarrolló un software que emplea la aproximación temporal y espectral, así como las redes neuronales artificiales (RNA) como método para clasificar los patrones. Este software identifica los símbolos del alfabeto de la lengua de señas que una persona realiza con los dedos de la mano y los traduce en imágenes de las letras, las cuales se proyectan en un dispositivo electrónico, en este caso un computador.

**Palabra clave:** bioingeniería, discapacidad, electromiografía, lenguaje de señas, procesamiento digital de señales, reconocimiento de gestos, reconocimiento de patrones, redes neuronales artificiales (RNA).

---

## Abstract

This article presents the implementation of a prototype wearable that seeks to provide an alternative for people with hearing and speech disabilities to communicate with ordinary people. The system is a wearable, with hardware and software components, it identifies in a computer some symbols of the Colombian sign language alphabet through the movements of the fingers. Specifically, an electronic prototype of acquisition, amplification, filtering and processing of the electromyography (EMGs) signals of the forearm was implemented. To process the information thrown by the device, software was developed that uses temporal and spectral approximation, as well as artificial neuronal networks (ANN) as a method to classify the patterns. This software identifies the symbols of the alphabet of the sign language that a person makes with the fingers of the hand and translates them into images of the letters, which are projected on an electronic device, in this case a computer.

**Keywords:** artificial neural networks (ANN), bioengineering, digital signal processing, disability, electromyography, gesture recognition, sign language, pattern recognition.

## 1. Introducción

La electromiografía ha sido de gran ayuda en el tratamiento de pacientes con lesiones y discapacidad en distintos músculos del cuerpo humano. Esta se basa en la obtención de señales eléctricas de los músculos cuando están en reposo o cuando se realiza algún movimiento, lo cual genera potenciales debido a la entrada y salida de iones (Caicedo & López, 2009).

Estos potenciales de acción son de valores del orden de microvoltios (valores positivos y negativos). Con el análisis en tiempo y frecuencia de los valores de la señal de electromiografía (EMG) es posible determinar los movimientos musculares que realiza la persona, ya sea en extremidades superiores o inferiores. En esta investigación se analizan las señales de los miembros superiores (antebrazo) para determinar las señales que se obtienen de ciertos músculos cuando las personas realizan diferentes símbolos con los dedos de la mano, ya que anatómicamente los músculos principales que mueven los dedos y la mano se encuentran en el antebrazo.

Por medio del análisis de señales de electromiografía en miembros superiores se han logrado avances en diferentes campos, por ejemplo en la construcción de mecanismos como prótesis, que ayudan a rehabilitar a las personas que han sufrido alguna discapacidad o pérdida de sus extremidades (manos, antebrazos o brazos) (Caicedo & López, 2009). Estos análisis tienen el propósito de que las prótesis sean más dinámicas para el paciente, de modo que le den independencia para realizar movimientos básicos y complejos, así como también generar autoestima y confianza en la persona.

Otro campo de acción de la electromiografía en miembros superiores es la robótica, específicamente en el diseño y elaboración de brazos robóticos, los cuales se usan en procesos que requieren precisión, como en cirugías, la manipulación de objetos pequeños, el trabajo en ambientes peligrosos y la manipulación de sustancias tóxicas y volátiles (Cifuentes, 2010).

Hoy en día también es importante tener en cuenta el entretenimiento como factor fundamental en el desarrollo humano. Este es el caso de los videojuegos, donde el uso de señales de electromiografía también es protagonista, puesto que en este campo se diseñan dispositivos que ayudan a generar una experiencia más real del usuario con el entorno virtual (Riaño & Quintero, 2010). Sin embargo, esto también es aplicable en la vida cotidiana, porque con el solo movimiento de un dedo se le pueden dar órdenes a un electrodoméstico, automóvil u otro artefacto que se desee, siempre y cuando sea compatible con el dispositivo de electromiografía.

## 2. Prototipado

El proyecto de investigación desarrolló el prototipo, denominado DetSim, de acuerdo con cuatro etapas: (1) alimentación, (2) adquisición y acondicionamiento de la señal, (3) control y procesamiento por hardware y (4) procesamiento por hardware (figura 1). A continuación, se describe con detalle cada uno de estos procesos.

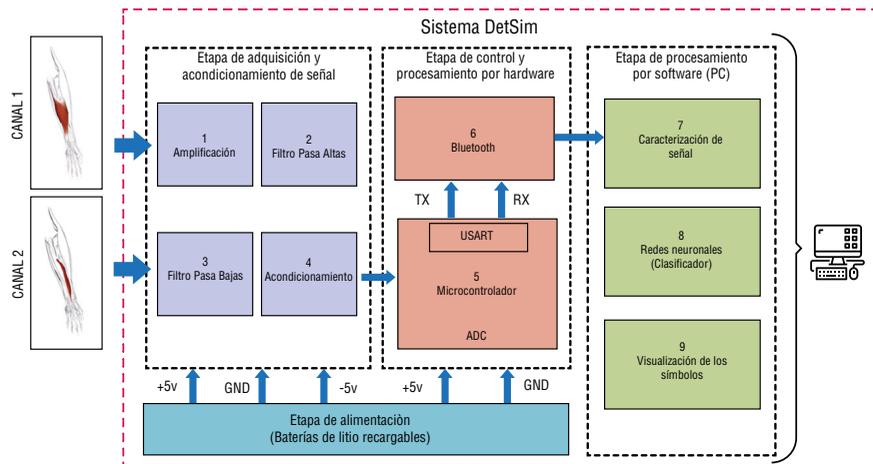


Figura 1. Diagrama de bloques del prototipo DetSim.

Fuente: elaboración propia.

## 2.1 Etapa 1. Alimentación

Como el prototipo desarrollado es portátil, es necesario que tenga una fuente de alimentación independiente que soporte los 100 mA de consumo del dispositivo. Esto se logró usando dos baterías recargables de litio de 9 V a 250 mA, una para el voltaje negativo y la otra para el voltaje positivo, ya que los amplificadores operacionales manejan estos voltajes para leer la señal EMG de forma correcta. Sin embargo, para que todos los circuitos, tanto el de acondicionamiento de señal como el de control y el Bluetooth, manejen el mismo voltaje, se empleó reguladores de voltaje LM7805 (regulador de 5 V) y LM7905 (regulador de -5 V).

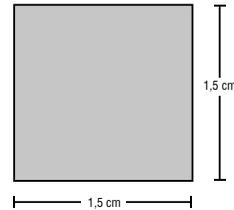
## 2.2 Etapa 2. Adquisición, filtrado y acondicionamiento

En este apartado se presenta la forma de diseñar, calcular e implementar la etapa de adquisición, amplificación, filtrado y acondicionamiento de las señales adquiridas (etapas 1, 2, 3 y 4 en la figura 1). También se presenta el tipo de sensores utilizados y de qué manera se realizó la tarjeta electrónica con este fin.

### 2.2.1 Electrodo

Existen distintos electrodos para capturar señales de EMG: se encuentran electrodos invasivos que penetran la piel de la persona, de manera que no fueron una opción viable en el desarrollo del prototipo de este trabajo. También existen electrodos no invasivos, que son superficiales (EMG) y no penetran la piel de la persona. Otros más actuales son los electrodos inteligentes o sensores de EMG inteligentes. Inicialmente se buscó que el dispositivo se pudiera utilizar fácilmente con solo ajustarlo en el brazo, por esto se investigó y se encontró que hay electrodos EMG contruidos con acero inoxidable (Cifuentes, 2010). Estos electrodos tienen una ventaja con respecto a los usados superficialmente de Ag-Ag/Cl: se pueden utilizar varias veces, mientras que los otros usan adhesivo y solo sirven tres veces.

Por esta razón, se diseñaron y construyeron cinco electrodos en acero inoxidable para el prototipo: uno como referencia, dos para el canal del músculo flexor largo del pulgar y dos para el canal del músculo flexor superficial común de los dedos. Las dimensiones y forma de los electrodos se pueden apreciar en la figura 2.

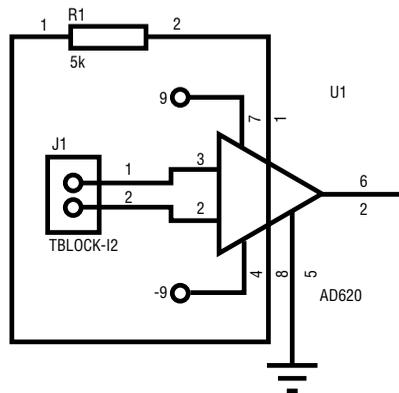


**Figura 2.** Dimensiones de los electrodos de acero inoxidable que se diseñaron y construyeron para el prototipo.

**Fuente:** elaboración propia.

### 2.2.2 Amplificador operacional de instrumentación

Para adquirir las señales y amplificarlas es necesario utilizar un amplificador de instrumentación, ya que este posee un CMRR (Common Mode Rejection Ratio) alto para que el ruido no afecte la señal original, que tiene una amplitud muy pequeña, por lo general del orden de mV (figura 3).

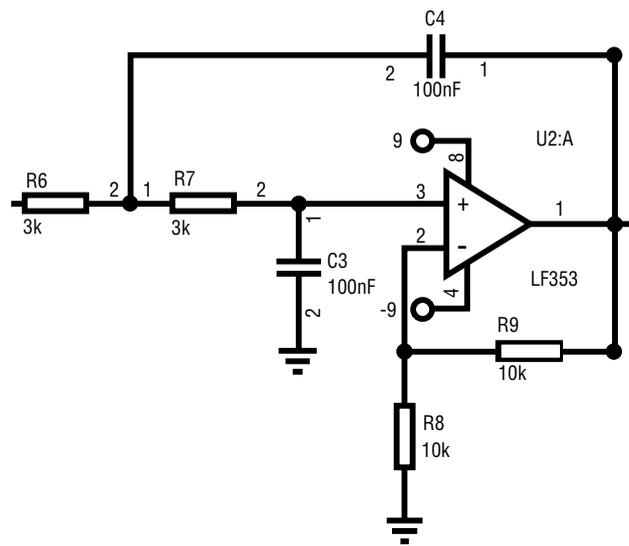


**Figura 3.** Configuración del amplificador AD620.

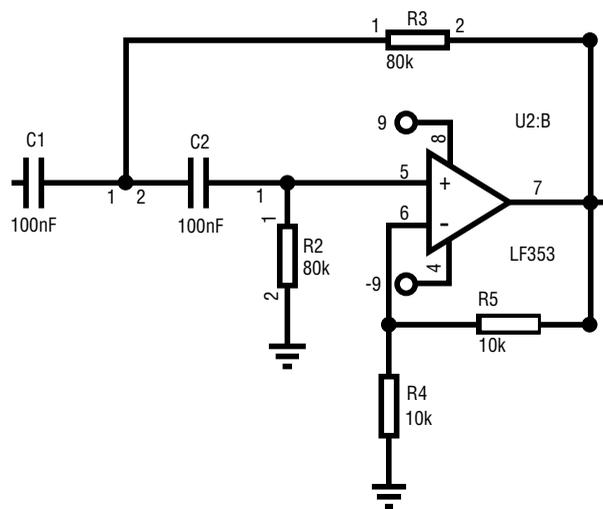
**Fuente:** elaboración propia.

### 2.2.3 Filtrado

Una vez se ha realizado la primera etapa de adquisición y amplificación, se procede a filtrar la señal original con el fin de discriminar las señales no deseadas y dejar las señales de frecuencia importantes, que en este caso tienen entre 20 Hz y 500 Hz, que es el umbral donde trabajan las señales de EMG. Primero se utiliza un filtro pasa altas Butterworth de segundo orden con una frecuencia de corte de 20 Hz (figura 4) y posteriormente un filtro pasa bajas Butterworth de segundo orden con una frecuencia de corte de 500 Hz (figura 5).

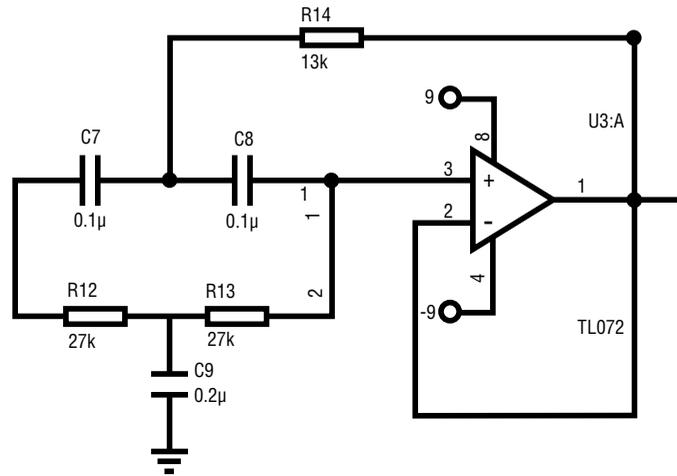


**Figura 4.** Configuración empleada para el filtro pasa altas.  
Fuente: elaboración propia.



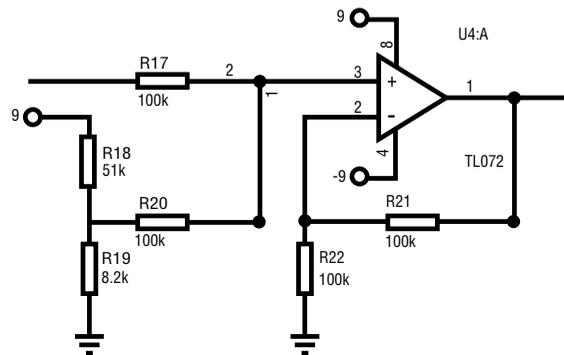
**Figura 5.** Configuración empleada para el filtro pasa bajas.  
Fuente: elaboración propia.

Las señales de EMG tienen amplitudes muy pequeñas con valores en mV o  $\mu$ V, de manera que estas señales bioeléctricas son susceptibles a ruidos, especialmente a los generados por la red eléctrica de 110 V 60 Hz, que las pueden afectar por adición de armónicos indeseables. Para corregir este problema se implementó un filtro Notch de 60 Hz (filtro muesca) (figura 6).



**Figura 6.** Configuración empleada para el filtro Notch.  
Fuente: elaboración propia.

El microcontrolador elegido trabaja con voltajes positivos, ya que si obtiene voltajes negativos es posible que sufra daños o lecturas erróneas del ADC. Por tal razón, es necesario implementar un amplificador sumador, el cual suma las señales que se encuentren en sus entradas o le suma un valor DC a determinada señal. Con esta configuración se ajustó un valor DC a la señal de EMG de 2,5 V (figura 7).



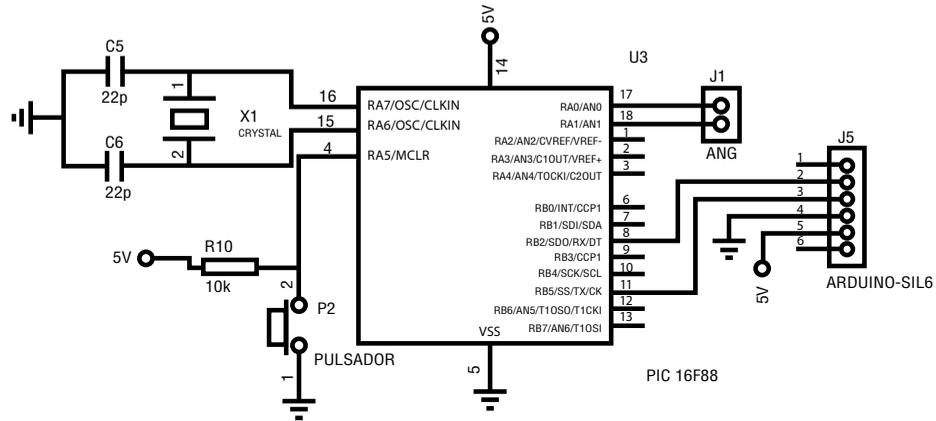
**Figura 7.** Configuración empleada para el sumador.  
Fuente: elaboración propia.

### 2.3 Etapa 3. Procesamiento y control

Para realizar el procesamiento y control de las señales de EMG ya amplificadas, filtradas y acondicionadas se empleó el microcontrolador PIC16F87 de 8 bits trabajando a 20 MHz. La frecuencia de muestreo utilizada fue de 1000 Hz con un ADC de resolución de 10 bits.

La velocidad de comunicación de la UART fue configurada en este caso a 115200 bps, con un bit de inicio y un bit de parada, 8 bits de datos y sin paridad. El microcontrolador se comunica con el módulo Bluetooth HC-05 por medio de comunicación serial

asíncrona, y este último se encarga de enviar inalámbricamente la información de las señales de EMG capturadas a un computador personal (PC) (figura 8).



**Figura 8.** Esquema electrónico del bloque de control y procesamiento.

**Fuente:** elaboración propia.

## 2.4 Etapa 4. Interfaz gráfica y procesamiento por software

Con el fin de determinar qué tipo de movimiento se realiza, es necesario emplear métodos de caracterización y discriminación de señales. Por tal razón se empleó el software Matlab, con el cual se desarrolló una interfaz gráfica de usuario que se ejecuta en el computador personal que recibe inalámbricamente los datos de las señales de EMG capturadas para luego procesarlas. A continuación, se exponen los métodos utilizados.

### 2.4.1 Caracterización de las señales EMG

En este proyecto se siguieron los métodos de caracterización de señales en aproximación temporal y espectral, que se basan en los trabajos de Riaño y Quintero (2010), y Betancourt *et al.* (2004).

#### 2.4.1.1 Aproximación temporal

##### 2.4.1.1.1 Valor RMS

El valor RMS se expresa como el producto entre  $1/N$  muestras por la raíz cuadrada de la sumatoria de  $k=1$  a  $N$  muestras de la señal al cuadrado en el instante  $k$  (ecuación 1)

$$RMS = \frac{1}{N} \sqrt{\sum_{k=1}^N X_k^2} \quad (\text{Ecuación 1})$$

#### 2.4.1.1.2 Cruces por cero

Una manera de identificar una señal es determinar cuántas veces pasa por cero en dos muestras consecutivas  $X(k)$  y  $X(k+1)$ . Sin embargo, es necesario establecer un umbral  $\varepsilon$  con el fin de separar de la señal EMG los cruces por cero generados por el ruido. Esto, si se cumplen las condiciones de la ecuación 2.

$$\begin{aligned} & \{X_k > 0\} \text{ y } \{X_{k+1} < 0\} \\ & \text{O} \\ & \{X_k < 0\} \text{ y } \{X_{k+1} > 0\} \end{aligned} \quad \text{(Ecuación 2)}$$

$$\text{Y}$$

$$|X_k - X_{k+1}| \geq \varepsilon$$

#### 2.4.1.1.3 Cambios de pendiente

Los cambios de pendiente se pueden obtener definiendo un umbral  $\varepsilon$ , con lo cual se evita que el ruido sume cambios de pendiente inadecuados en la caracterización de la señal. Posteriormente, se toman tres muestras de señal  $X_{k-1}$ ,  $X_k$  y  $X_{k+1}$ , que puedan cumplir las condiciones que se plantean en la ecuación 3.

$$\begin{aligned} & \{X_k > X_{k-1}\} \text{ y } \{X_k > X_{k+1}\} \\ & \text{O} \\ & \{X_k < X_{k-1}\} \text{ y } \{X_k > X_{k+1}\} \end{aligned} \quad \text{(Ecuación 3)}$$

$$\text{Y}$$

$$|X_k - X_{k-1}| \geq \varepsilon \text{ O } |X_k - X_{k+1}| \geq \varepsilon$$

#### 2.4.1.1.4 Longitud de onda

Para determinar esta característica temporal es necesario tomar dos muestras consecutivas de la señal, medir la distancia entre ellas y acumularlas. Con el valor obtenido se pueden definir otros parámetros, como la amplitud, la frecuencia y la duración. Por lo tanto, la longitud de onda da una idea de lo complejo que es una señal en un segmento pequeño. La expresión que determina la longitud de onda se muestra en la ecuación 4.

$$l_o = \sum_{k=1}^N |x_k - x_{k-1}| \quad \text{(Ecuación 4)}$$

### 2.4.1.2 Aproximación espectral

Las aproximaciones espectrales se pueden hacer de distintas formas, sin embargo la más usual es la transformada de Fourier. Específicamente, en este proyecto se emplearon dos métodos basados en Riaño y Quintero (2010), y Betancourt *et al.* (2004): el periodograma y el espectrograma.

#### 2.4.1.2.1 Periodograma

La herramienta empleada para hallar el periodograma es la Fast Fourier Transform (FFT), denominada la transformada rápida de Fourier. Al conocer la FFT se obtiene su módulo elevado al cuadrado y su resultado final es la densidad espectral de potencia (PSD) o el espectro de potencia. Con esta información se puede obtener la potencia máxima y promedio de una señal (ecuación 5).

$$P_{xx}(k) = \frac{|x(k)|^2}{N} \quad (\text{Ecuación 5})$$

#### 2.4.1.2.2 Espectrograma

Como se mencionó anteriormente, la transformada de Fourier tiene distintas derivaciones dependiendo de la forma como se tome la señal y el tipo de señal. Así, para determinar el espectrograma de una señal se emplea la transformada de Fourier en tiempo corto (Short Time Transform Fourier [STFT]). Esta herramienta toma la señal completa y la divide en pequeñas ventanas deslizantes, con lo cual se obtiene mayor información de una señal porque a cada ventana se le calcula la transformada de Fourier. Con los resultados de este proceso se pueden calcular parámetros como la energía promedio y máxima de la señal.

En el proyecto se decidió realizar el procesamiento de información y la interfaz gráfica en Matlab, como se mencionó anteriormente, ya que este software facilita el procesamiento de alta resolución de cálculos complejos, posee herramientas para el desarrollo de interfaces gráficas, tiene Toolbox ('caja de herramientas') en redes neuronales artificiales (RNA), procesamiento de señales, transformada Wavelet, entre otros. Por último, Matlab permite empaquetar los proyectos en un archivo ejecutable, el cual puede ser usado en computadoras que no tengan instalado el programa.

## 2.4.2 Redes neuronales artificiales (RNA)

Las redes neuronales se pueden ejecutar con o sin supervisión. En este proyecto se empleó el método de supervisión *feed forward back propagation*, un tipo de red perceptrón multicapa, por lo que es necesario entregarle los datos de entrada y de salida deseados. De esta manera, cada vez que realice un cálculo, la red obtiene el porcentaje de error y se lo entrega a las neuronas para que ajusten los pesos sinápticos por medio del gradiente descendente; así se supervisa que la red alcance los datos de salida que se le han proporcionado. Inicialmente se cargan los datos de entrada (Matriz 16x50) y los datos de salida (Matriz 5x50), los cuales se han definido como una combinación binaria que identifica el tipo de movimiento realizado.

Una vez se han cargado los datos, se procede a entrenar la red neuronal, para lo cual se define el tipo de red —en este caso se eligió el método *feed forward back propagation*—,

el número de neuronas que se van a emplear en la capa oculta que realizarán el entrenamiento —16— y, por último, se define la cantidad de neuronas de la capa de salida —5—.

Cabe aclarar que el porcentaje de error siempre estará presente y no es posible alcanzar el 100% de acierto. Específicamente, en este proyecto se logró un porcentaje de acierto del 97,4%, lo cual es bastante alto. El entrenamiento se guarda en una variable previamente definida, la cual contiene los pesos sinápticos y los resultados obtenidos, y sirve para poder establecer qué tipo de movimiento se realizará de acuerdo con sus parámetros de entrada.

### 3. Análisis de resultados

#### 3.1 Electrodo

Como resultado inicial se presentan los ajustes del brazo y los electrodos elaborados en acero inoxidable con las dimensiones indicadas anteriormente. Para cada canal de señal de EMG se emplearon dos electrodos y uno para la referencia. Los electrodos se aseguraron a las bandas elásticas con velcro en los extremos para hacer una toma adecuada de las señales EMG en los músculos seleccionados (figura 9).

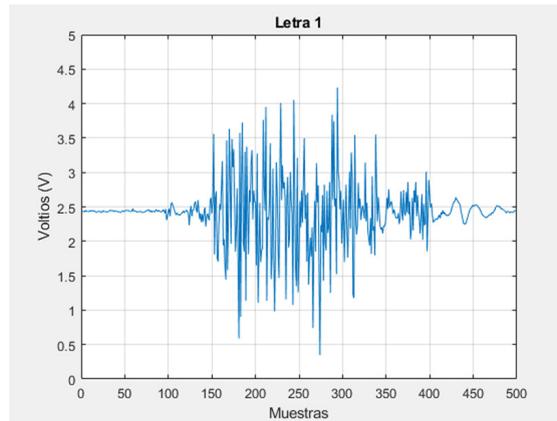


**Figura 9.** Electrodo de acero inoxidable ajustados en la banda elástica con velcro en los extremos (ajustes para el brazo).

**Fuente:** elaboración propia.

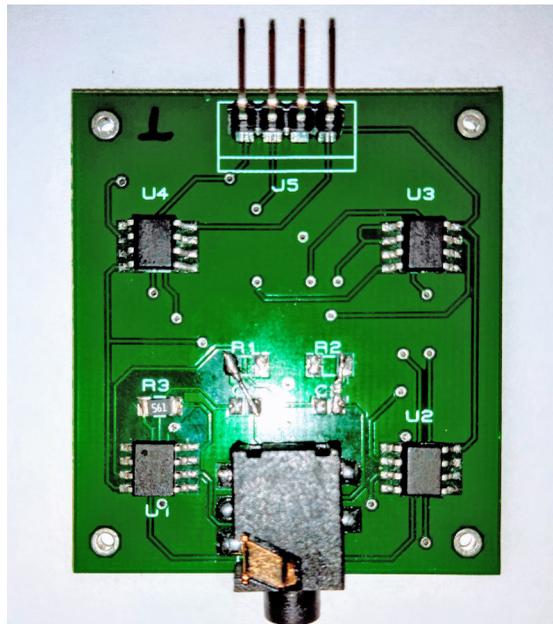
### 3.2 Hardware

Otro resultado del proyecto fue el acondicionamiento que se realizó a la señal de EMG en el músculo flexor superficial común de los dedos con la tarjeta electrónica diseñada. Esta señal se presenta en la figura 10.



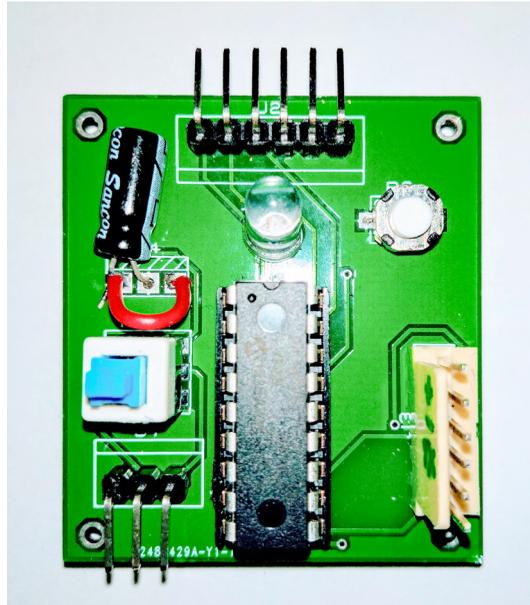
**Figura 10.** Señal de EMG obtenida con el prototipo desarrollado.  $F_s = 1000$  Hz.  
**Fuente:** elaboración propia.

Asimismo, se diseñó y elaboró el circuito impreso (PCB) de la etapa de adquisición, filtrado y acondicionamiento de señales de EMG (figura 11).



**Figura 11.** Tarjeta de adquisición, filtrado y acondicionamiento.  
**Fuente:** elaboración propia.

También se puede mencionar como resultado el circuito de control y procesamiento de señales de EMG (figura 12).



**Figura 12.** Tarjeta de control y procesamiento de señales de EMG.

**Fuente:** elaboración propia.

El prototipo (figura 13) posee seis compartimentos: en dos se encuentran los circuitos de regulación (el regulador de voltaje negativo de 5 V y positivo de 5 V, y las baterías de 9 V). Dos compartimentos para cada canal, donde se encuentran los circuitos de amplificación y filtrado de señal. Finalmente, un compartimento para el circuito de control y procesamiento, y el último para el Bluetooth.



**Figura 13.** DetSim, el prototipo desarrollado, con sus compartimentos y accesorios.

**Fuente:** elaboración propia.

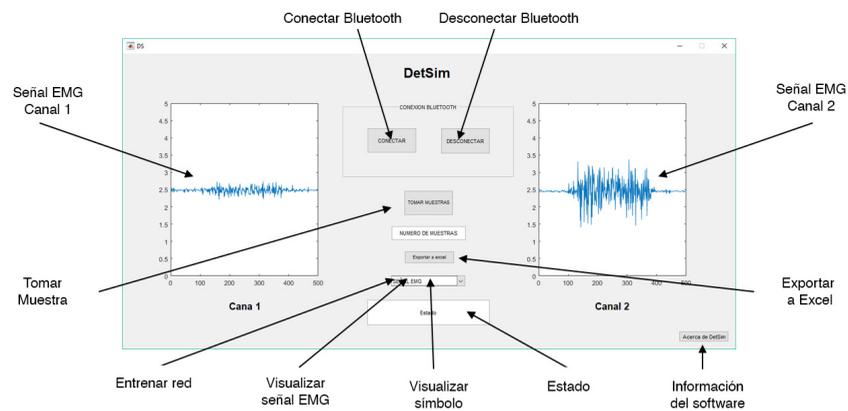
Para situar los electrodos adecuadamente, se utilizaron tres bandas elásticas con velcro en sus extremos: una banda para los dos electrodos del músculo flexor superficial común de los dedos, una banda para los dos electrodos del músculo flexor largo del pulgar y el último para el electrodo de referencia situado en la muñeca (Hermens, 1999). Los canales y la referencia se conectaron por medio de un cableado a las tarjetas de amplificación y filtrado (figura 14).



**Figura 14.** Localización y ajuste del prototipo en el antebrazo.  
Fuente: elaboración propia.

### 3.3 Software de interfaz gráfica

La interfaz gráfica que se desarrolló en Matlab enlaza el prototipo hardware con el PC para recibir la información necesaria de las señales de EMG. Luego se realiza el procesamiento mediante aproximación temporal y espectral, y posteriormente todos estos datos se pueden almacenar en vectores o exportarlos a Excel para entrenar más adelante la red neuronal artificial (RNA). Por último, una vez ha sido entrenada la red, se pueden obtener nuevamente señales de EMG y determinar qué símbolo del alfabeto de la lengua de señas se ha realizado con el detector desarrollado (figura 15).



**Figura 15.** Software de procesamiento e interfaz gráfica desarrollada.  
Fuente: elaboración propia.

### 3.4 Comparación de la adquisición de las señales de EMG con dispositivo certificado

Para comparar la adquisición de señales de EMG del prototipo desarrollado con un dispositivo certificado, se utilizó el equipo Biopac MP36 (figura 16), que permite obtener señales biomédicas como EMG, ECG, EEG, entre otras. El fabricante provee un software en el cual se pueden visualizar las señales capturadas y guardar los datos y las gráficas obtenidas, así como realizar algunas funciones, como la transformada de Fourier, integración y derivación. Se debe aclarar que este dispositivo solo adquiere señales, pero no realiza entrenamiento con redes neuronales o reconocimiento de patrones de movimiento en tiempo real. Los datos capturados con este dispositivo sirvieron para probar el algoritmo de detección de señas que se implementó en el software de interfaz gráfica desarrollado.



Figura 16. Dispositivo Biopac MP36.

Fuente: Biopac (2018).

En la figura 17 se presenta una señal de EMG obtenida con el dispositivo Biopac MP36 en el músculo flexor superficial común de los dedos con electrodos de superficie adhesivos desechables.

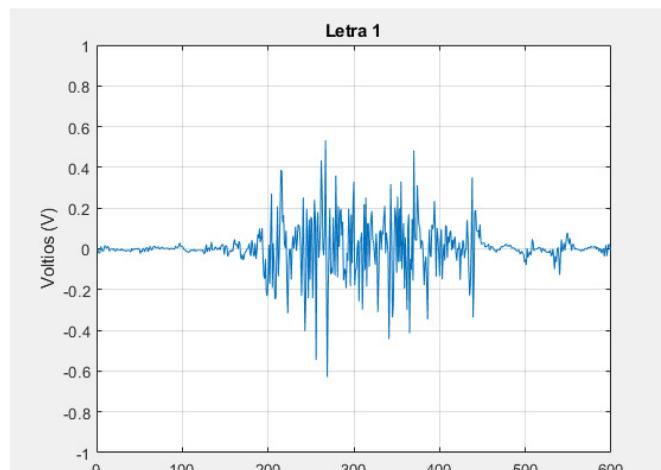


Figura 17. Señal obtenida con el dispositivo Biopac MP36.

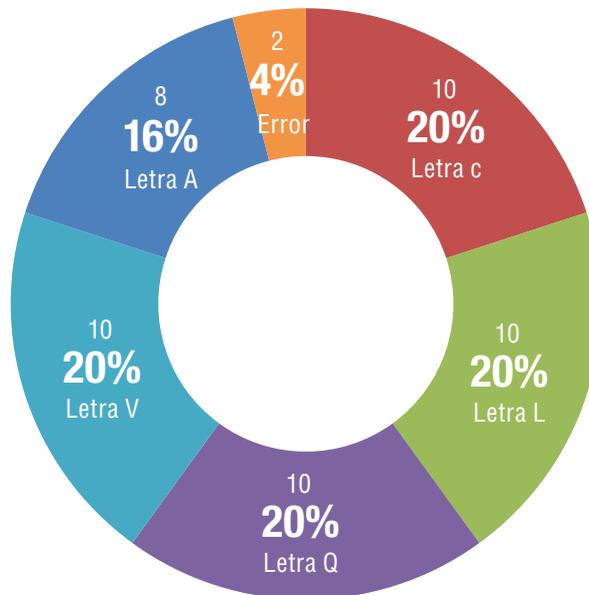
Fuente: elaboración propia.

### 3.5 Resultados finales

Los datos de las señales de EMG registradas con el prototipo DetSim y con el equipo Biopac MP36 se procesaron en el software desarrollado para comprobar el funcionamiento de la detección de los gestos de cada símbolo del alfabeto elegido de la lengua de señas. A continuación, se muestran los resultados de la detección de los cinco gestos para los símbolos del alfabeto elegidos de la lengua de señas (A, C, L, Q y V).

#### 3.5.1 Resultados con datos Biopac MP36

A partir de los datos analizados (figura 18) se puede inferir que de 50 movimientos realizados, 10 para cada gesto representado, el entrenamiento obtuvo un porcentaje de éxito del 96%. Esto equivale a 48 gestos reconocidos y a un porcentaje de error del 4%, que equivale a dos movimientos no identificados. El único movimiento que no fue reconocido en su totalidad fue la letra A, con ocho movimientos identificados y dos erróneos.



**Figura 18.** Diagrama circular que representa el entrenamiento realizado con los datos obtenidos con el dispositivo Biopac MP36.

**Fuente:** elaboración propia.

#### 3.5.2 Resultados con datos del prototipo DetSim

En contraste con la información anterior, el prototipo DetSim obtuvo un porcentaje de acierto en tiempo real del 86%, que equivale a 100 movimientos entrenados (tabla 1). El porcentaje de error fue del 14%, es decir, 14 movimientos no identificados. Los movimientos poco reconocidos (gestos reconocidos) corresponden a los símbolos del alfabeto A y C, con un porcentaje del 16% y 15%, que significa 31 símbolos identificados de 40 realizados (figura 19).

Tabla 1. Símbolos que detectó DetSim de cien movimientos realizados

Símbolos (letras)	Movimientos detectados
Letra 1 (A)	16
Letra 2 (C)	15
Letra 3 (L)	19
Letra 4 (Q)	18
Letra 5 (V)	18
Error	14
Total	100

Fuente: elaboración propia.

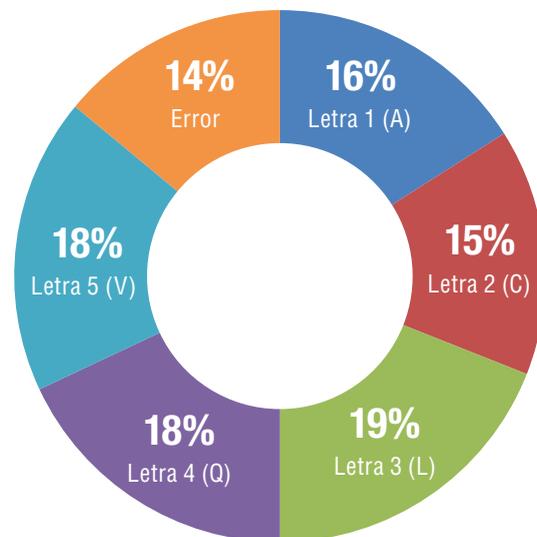


Figura 19. Diagrama circular que representa el entrenamiento realizado con los datos obtenidos con el prototipo DetSim.

Fuente: elaboración propia.

Como se puede observar, los símbolos 1 y 2 (A y C, respectivamente) no fueron reconocidos correctamente. Esto se debe a que no es adecuado seleccionar dos músculos flexores porque se confunden entre sí cuando la persona realiza movimientos de cierre (figura 20), de tal manera que no es posible obtener un porcentaje alto del 100% en el entrenamiento de la red neuronal. En cambio, los símbolos 3, 4 y 5 (L, Q y V, respectivamente) tienen movimientos donde no actúa el músculo flexor superficial común de los dedos, sino el músculo extensor común de los dedos. Además, en la ejecución de estos símbolos no se flexiona el músculo flexor largo del pulgar, pero sí actúan otros músculos que se encargan de la pronación y extensión del pulgar.

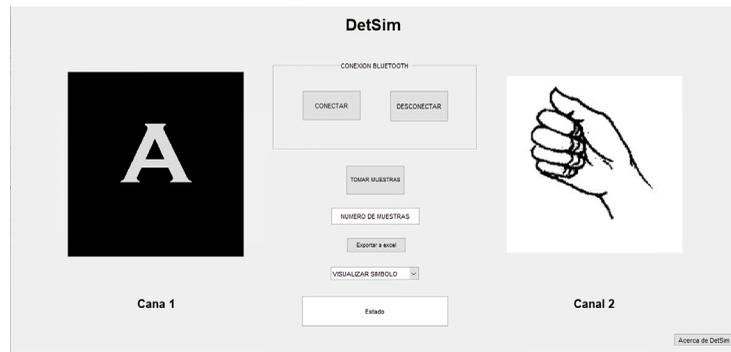


Figura 20. Visualización del símbolo detectado en el software desarrollado.

Fuente: elaboración propia.

De acuerdo con los resultados, se puede determinar el error absoluto (ecuación 6).

$$\begin{aligned} \text{Error absoluto} &= |\text{test} - \text{entrenamiento}| \\ \text{Error absoluto} &= |86 - 99| = 13 \end{aligned} \quad (\text{Ecuación 6})$$

También se determinó el error relativo (ecuación 7).

$$\begin{aligned} \text{Error relativo} &= \frac{|\text{test} - \text{entrenamiento}|}{\text{entrenamiento}} \\ \text{Sensibilidad} &= \frac{86}{86 + 14} = 0.86 \end{aligned} \quad (\text{Ecuación 7})$$

Por último, se calculó la sensibilidad, que es una estimación usada en bioestadística para detectar que un parámetro es realmente positivo a partir de los verdaderos positivos (VP) y los falsos negativos (FN) (ecuación 8).

$$\begin{aligned} \text{Sensibilidad} &= \frac{VP}{VP + FN} \\ \text{Sensibilidad} &= \frac{86}{86 + 14} = 0.86 \end{aligned} \quad (\text{Ecuación 8})$$

## 4. Conclusiones

Cuanto mayor número de muestras se definan, más altos serán los porcentajes de acierto, lo cual es conveniente cuando entra a operar la red neuronal artificial (RNA), ya que entonces tendría un rango amplio para comparar las características de la señal y así poder determinar qué símbolo se ha realizado. Esto se comprobó tomando pocas muestras de los movimientos: aunque la red realizaba bien el entrenamiento, cuando hacía el reconocimiento en tiempo real el porcentaje de acierto bajaba para cada movimiento entre el 50% y el 70%.

Los resultados evidencian que se requiere ajustar la velocidad de transmisión y el procesamiento en el microcontrolador de los dos canales EMG adecuados, con el fin de alcanzar

el doble de la frecuencia más alta de la señal 500 Hz para poder reconstruirla según los requerimientos de muestreo de Nyquist. Por esta razón, fue necesario configurar el Timer para obtener 1000 muestras por segundo, así como procesar y transmitir los datos en la ventana de tiempo de 1 mS. Además, la transmisión serial asíncrona se configuró en el sistema a 115 200 bits/s.

Para cada sujeto de prueba es necesario realizar un análisis de señales diferente, ya que la fisonomía del brazo cambia para cada persona y esto puede afectar las señales de EMG capturadas.

Para evitar problemas en la adquisición de las señales es necesario situar adecuadamente los electrodos de acuerdo con la normatividad Seniam y mantener el brazo en una posición correcta, ya que cuando la persona realiza el movimiento de pronación de la mano, los músculos cambian de posición y los electrodos toman señales de zonas no apropiadas.

Los parámetros espectrales entregan una mejor información para discriminar la señal, ya que los parámetros temporales pueden variar por características o por las zonas elegidas de los músculos del antebrazo.

## Agradecimientos

Este trabajo se realizó en los laboratorios de la Facultad de Ingeniería y Ciencias Básicas de la Universidad Central. Nos gustaría agradecer a todos los miembros del personal de este laboratorio que siempre estuvieron dispuestos a apoyarnos durante este trabajo.

## Referencias

- Betancourt O., G., Giraldo Suárez, E., & Franco B., J. (2004). Reconocimiento de patrones de movimiento a partir de señales electromiográficas. *Scientia Et Technica*, 3(26). <https://doi.org/10.22517/23447214.7045>
- Biopac. (2018). Upgrade to mp36 system. <https://www.biopac.com/product/upgrade-to-mp36-system/>
- Caicedo Bravo, F., & López Sotelo, J. (2009). *Una aproximación práctica a las redes neuronales artificiales*. Universidad del Valle.
- Cifuentes González, I. A. (2010). *Diseño y construcción de un sistema para la detección de señales electromiográficas* [tesis de pregrado, Universidad Autónoma de Yucatán] Repositorio Institucional UADY. <http://redi.uady.mx/>
- Hermens, H. J., Freriks, B., Merletti, R., Stegeman, D., Blok, J., Rau, G., Disselhorst-Klug, C., & Hägg, G. (1999). *European recommendations for Surface Electromyography Results of the SENIAM project*. Renssingh Research and Development. <http://www.seniam.org/pdf/contents8.PDF>
- Riño Ríos, C. A., & Quintero Machado, V. E. (2010). *Control de una mano virtual usando señales electromiográficas* [tesis de pregrado, Universidad Militar Nueva Granada]. Repositorio Institucional UMNG. <http://hdl.handle.net/10654/3302>