

# **SISTEMA DE CONTROL DE MANO ROBÓTICA POR MEDIO DE UNA RASPBERRY PI Y UNA INTERFAZ EN PYTHON**

*ROBOTIC HAND CONTROL SYSTEM THROUGH MEANS  
OF A RASPBERRY PI AND A PYTHON INTERFACE*

***Cinthya Noemí León Sánchez***

Universidad Autónoma Metropolitana, unidad Azcapotzalco, México  
*al2152002181@azc.uam.mx*

***Cesar Benavides Álvarez***

Universidad Autónoma Metropolitana, unidad Azcapotzalco, México  
*cesarbenavides@azc.uam.mx*

***Carlos Avilés Cruz***

Universidad Autónoma Metropolitana, unidad Azcapotzalco, México  
*caviles@azc.uam.mx*

***Arturo Zúñiga López***

Universidad Autónoma Metropolitana, unidad Azcapotzalco, México  
*azl@azc.uam.mx*

***Gabriel de Jesús Celis Escudero***

Universidad Autónoma Metropolitana, unidad Azcapotzalco, México  
*al210332794@azc.uam.mx*

**Recepción:** 24/noviembre/2023

**Aceptación:** 13/junio/2024

## **Resumen**

El cuerpo humano se compone por distintos sistemas, los cuales utilizan señales eléctricas para comunicarse entre sí. Las señales eléctricas viajan a través de las células, y por medio de estos impulsos nerviosos, es posible el movimiento de los músculos. En el presente trabajo se plantea la creación de un prototipo no invasivo de prótesis de mano basado en la programación de una Raspberry Pi con una interfaz en Python, asociando un sistema de control para detectar impulsos eléctricos provenientes del brazo humano, capturando las señales de voltaje por medio de sensores mioeléctricos y la aplicación de servomotores para la reproducción de seis movimientos diferentes. Las señales obtenidas son procesadas para la generación de espectrogramas que actúan como entradas para

el entrenamiento de una red neuronal, la cual da un resultado de precisión del 99.7%.

**Palabras Clave:** Espectrogramas, Impulsos eléctricos, Prototipo no invasivo, Python, Señales EMG.

## **Abstract**

*The human body consists of different systems that communicate with each other via electrical signals that travel through cells and enable muscle movement via nerve impulses. This work proposes the creation of a non-invasive hand prosthesis prototype based on the programming of a Raspberry Pi with a Python interface, associating a control system to detect electrical impulses coming from the human arm, capturing the voltage signals by means of myoelectric sensors and the application of servomotors for the reproduction of six different movements. The obtained signals are processed to produce spectrograms that serve as inputs for training a neural network, resulting in a 99.7% accurate outcome.*

**Keywords:** *Electrical impulses, EMG signals, Non-invasive prototype, Python, Spectrograms.*

## **1. Introducción**

La aplicación de la electrónica en el área de la salud ha tenido un gran impacto para el desarrollo de la investigación en este campo. Esto ha permitido consolidar la creación de modelos y prototipos necesarios para el tratamiento de diversos padecimientos. En donde se involucra el desarrollo de la robótica como parte de la identificación de estructuras y procesos que realiza el cuerpo humano, como lo son las distintas funcionalidades de las extremidades. El desarrollo de la robótica orientado al área de la salud permite facilitar tareas complejas, o bien, funge como parte de la disposición de mecanismos y recursos primordiales para la atención y rehabilitación de los pacientes.

La captación de las señales eléctricas producidas por los músculos durante una contracción muscular se conoce como electromiografía (EMG) [Cutipa, 2023]. Las señales EMG describen la variación del voltaje en el tiempo dado un movimiento

determinado [Sapsanis, 2013]. Por medio de sensores mioeléctricos se puede obtener las señales EMG emitidas por el cuerpo humano en movimiento.

El modelo de redes neuronales fue creado con la finalidad de imitar la estructura y la capacidad de aprendizaje y adaptación del cerebro humano [Sánchez, 2006]. Las redes neuronales están basadas en el procesamiento distribuido para la resolución de problemas de manera secuencial. Los comportamientos del sistema son modificados a través de un modelo de entrenamiento computacional aplicable a condiciones ambientales generando respuestas consistentes [Véliz, 2020], [Urbas, 2022].

La aplicación de una red neuronal convolucional (CNN), en este proyecto, tiene como propósito clasificar las señales electromiografías a través de la identificación de patrones de las señales capturadas con los sensores mioeléctricos. En [Fang, 2022] y [Cha, 2022], proponen un método de reconocimiento simultáneo de gestos y fuerzas para la clasificación de señales EMG por medio de una red CNN.

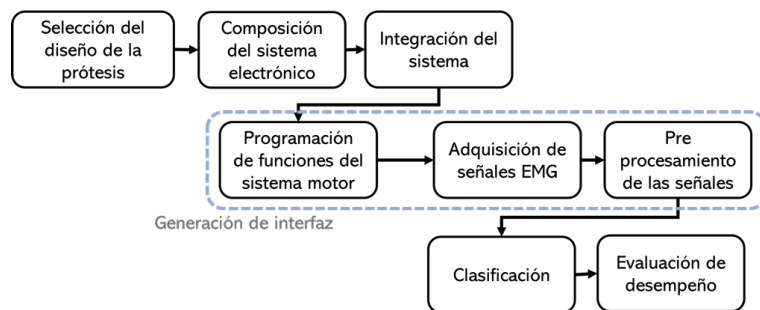
En este trabajo se plantea la creación de un prototipo de prótesis de mano, asociando un sistema de control establecido por: la aplicación de sensores mioeléctricos para la consolidación de una base de datos; y la reproducción de movimientos a través de actuadores. De forma complementaria, se relaciona la implementación de un sistema de clasificación supervisado haciendo referencia a seis movimientos distintos, a través de una red CNN.

## **2. Métodos**

La estructura de este proyecto está conformada por el enlace electromecánico entre un modelo de mano impresa en 3D, un sistema de cuatro servomotores MG90S, tres sensores mioeléctricos AD8232 y una placa Raspberry Pi. La integración de todo el sistema involucra una interfaz gráfica, programada en Python. Esta relaciona el funcionamiento de los sensores junto con un convertidor analógico a digital (ADC) MCP3008, que permite la obtención de los impulsos eléctricos provenientes del antebrazo para la identificación de las señales de voltaje. Posteriormente, se realiza el procesamiento de la información contenida. Para el proyecto correspondiente, se tomaron en cuenta cinco etapas fundamentales:

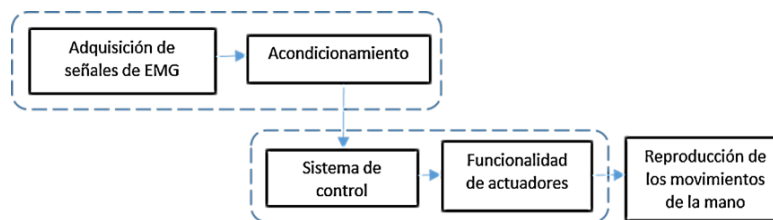
- Etapa 1. Selección del diseño de la prótesis
- Etapa 2. Integración del sistema
- Etapa 3. Programación de funciones del sistema
- Etapa 4. Generación de interfaz de usuario
- Etapa 5. Entrenamiento de red neuronal convolucional

En la figura 1 se muestra el diagrama a bloques del prototipo. Sobre este, se presenta la metodología esquematizada para la identificación de cada una de las etapas que lo conforman. En la figura 2 se presenta el diagrama esquemático de las funcionalidades de la interfaz de usuario; esta permite la interacción entre el usuario y el prototipo para controlar las funciones definidas. Incluyendo un algoritmo de procesamiento de las señales capturadas, así como los comandos necesarios para el accionamiento del sistema motor.



Fuente: elaboración propia

Figura 1 Diagrama a bloques del prototipo.



Fuente: elaboración propia

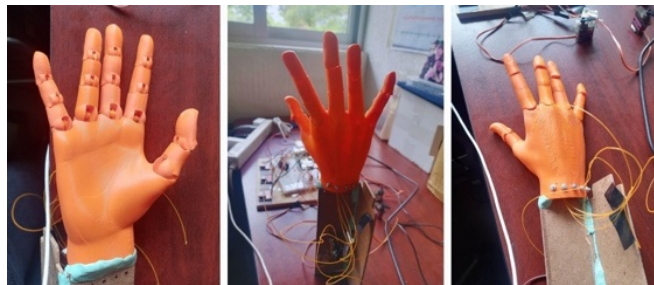
Figura 2 Diagrama esquemático de las funcionalidades de la interfaz de usuario.

### **Etapa 1. Selección del diseño de la prótesis**

La disposición del modelo en la red específica que el enlace de descarga cuenta con licencia CC-BY-SA, lo cual, indica que el autor permite la distribución de su

obra. Por tanto, el diseño extraído corresponde a los diseñadores de “BQ 3D”. La fecha de publicación de este archivo se estableció el 8 de febrero de 2016 en la plataforma Cults3D. El enlace donde se encuentra contenido el modelo de referencia y su liga de descarga se puede ver en [Cults3D, 2023]. El modelo tridimensional se generó haciendo uso de la impresora Zortrax M300 Dual, aplicando filamento ABS de diámetro de 1.75 mm. En la figura 3 se muestra la mano articulada, correspondiente a la estructura principal del prototipo.

Cabe resaltar que, la unión de las falanges se realizó por medio de filamento de nylon en las secciones intermedias. Permitiendo mantener una posición en los dedos de la mano, al tener tensión entre las falanges, e incluyendo la recuperación de la posición inicial de la mano.



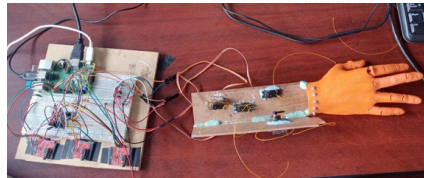
*Fuente: elaboración propia*

Figura 3 Mano impresa en 3D.

## **Etapa 2. Integración del sistema**

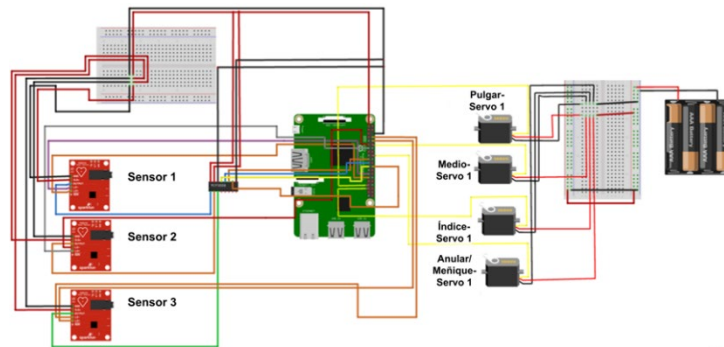
Esta etapa tiene como primer paso la construcción del circuito de detección de señales mioeléctricas. El cual contiene dos bloques principales: el primero, comprende el enlace entre las salidas analógicas de los sensores mioeléctricos hacia los canales del convertidor MCP3008. Para la conversión de señales analógicas a señales digitales, con la finalidad de que estas puedan ser procesadas. El segundo bloque, corresponde a la transmisión de las señales digitales a los pines GPIO de la placa de desarrollo. A su vez, se encuentra la interconexión de cuatro servomotores a la placa Raspberry Pi, para generar el movimiento de las falanges del modelo tridimensional, por medio de pulsos PWM. Por otro lado, se requirió armar un circuito para las conexiones a tierra y voltaje con el objetivo de colocar una fuente de alimentación externa de 5 V a 1.5 A. La figura 4 muestra las conexiones

correspondientes a la integración del sistema con el modelo en 3D y los componentes electrónicos interconectados. Por su parte la figura 5 se muestra el esquemático de conexiones del prototipo. En las tablas 1 y 2 se muestran las conexiones correspondientes al enlace entre los sensores de electromiografía y la placa Raspberry Pi. Las conexiones de los pines de tierra y de voltaje de los tres sensores, se conectan al pin 6, tierra, y pin 1, voltaje 3.3 V, de la placa de desarrollo. Finalmente, cada uno de los pines de alimentación de los servomotores se conectaron a una fuente externa. En la tabla 3 se muestran las conexiones respectivas al enlace entre el convertidor MCP3008 y la placa Raspberry Pi 3B+.



*Fuente: elaboración propia*

Figura 4 Enlace de sistema electrónico con modelo 3D.



*Fuente: elaboración propia*

Figura 5 Diagrama esquemático de conexiones.

Tabla 1 Conexiones entre sensores AD8232 y convertidores MCP3008.

Componente	Pin	Componente enlazado	Pin	Nemónico
Sensor 1	LO-	Raspberry Pi 3B+	29	GPIO 5
Sensor 1	LO+	Raspberry Pi 3B+	31	GPIO 6
Sensor 1	OUT	MCP3008	1	CH0
Sensor 2	LO-	Raspberry Pi 3B+	11	GPIO 17
Sensor 2	LO+	Raspberry Pi 3B+	13	GPIO 27
Sensor 2	OUT	MCP3008	2	CH1
Sensor 3	LO-	Raspberry Pi 3B+	8	GPIO 14
Sensor 3	LO+	Raspberry Pi 3B+	10	GPIO 15
Sensor 3	OUT	MCP3008	3	CH2

*Fuente: elaboración propia*

Tabla 2 Conexiones de servomotores hacia Raspberry Pi 3B+.

Componente	Pin	Comp. enlazado	Pin	GPIO
Servomotor 1	PWM	Raspberry Pi 3B+	33	5
Servomotor 2	PWM	Raspberry Pi 3B+	12	18
Servomotor 3	PWM	Raspberry Pi 3B+	35	19
Servomotor 4	PWM	Raspberry Pi 3B+	18	24

Fuente: elaboración propia

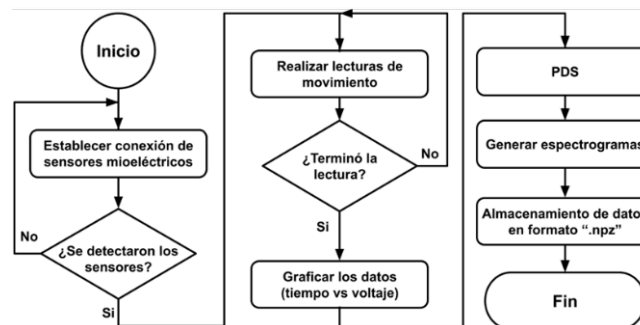
Tabla 3 Enlace de conexiones entre convertidor MCP3008 y Raspberry Pi 3B+.

Componente	Pin	Nemónico	Componente conectado	Pin	GPIO
MCP3008	16	VDD	Raspberry Pi 3B+	1	3.3 V
MCP3008	15	Vref	Raspberry Pi 3B+	1	3.3 V
MCP3008	14	AGND	Raspberry Pi 3B+	6	GND
MCP3008	13	CLK	Raspberry Pi 3B+	23	SCLK
MCP3008	12	DOUT	Raspberry Pi 3B+	21	MISO
MCP3008	11	DIN	Raspberry Pi 3B+	19	MOSI
MCP3008	10	CS	Raspberry Pi 3B+	12	CE0
MCP3008	9	DGND	Raspberry Pi 3B+	6	GND

Fuente: elaboración propia

### Etapa 3. Programación de funciones del sistema

El diagrama de flujo de la figura 6 especifica el proceso del programa que se requiere para la consolidación de la base de datos del prototipo.

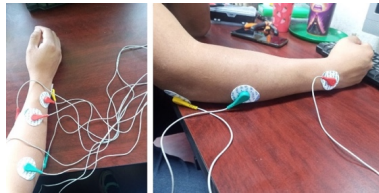


Fuente: elaboración propia

Figura 6 Diagrama de flujo correspondiente a la generación de la base de datos.

La programación de las funciones del prototipo se desarrolló en el lenguaje de programación Python. La estructura cuenta con diferentes procesos para generar la movilidad de las falanges, así como para poder hacer la detección de las señales mioeléctricas del brazo. Para ello, se colocó un convertidor MCP3008 con la finalidad de extraer lecturas de voltaje provenientes de los electrodos colocados en los músculos del voluntario. Posteriormente, se almacenó la información obtenida en archivos con extensión “.txt”, “.csv” y “.npz” para su visualización gráfica. En la

figura 7 el bloque “PDS” corresponde a la aplicación de un filtro pasa banda y de la transformada rápida de Fourier para el procesamiento de los datos obtenidos. El proceso inicial de la interfaz corresponde a la detección de la respuesta de los electrodos colocados sobre la musculatura del voluntario. Estos dispositivos, forman parte de los sensores EMG. En la figura 8 se muestra la verificación de la conexión de los tres sensores.



Fuente: elaboración propia

Figura 7 Conexión de electrodos enlazados a sensores mioeléctricos AD8232.

```
cinpack05@raspberrypi:~$ source ~/mcp3008-demo-venv/bin/activate
(mcp3008-demo-venv) cinpack05@raspberrypi:~$ cd mcp3008-demo-venv/
(mcp3008-demo-venv) cinpack05@raspberrypi:~/mcp3008-demo-venv$ python 9interfaz.py
Estan conectados correctamente los electrodos de mioelectrico 1
Estan conectados correctamente los electrodos de mioelectrico 1
Estan conectados correctamente los electrodos de mioelectrico 2
Estan conectados correctamente los electrodos de mioelectrico 2
Estan conectados correctamente los electrodos de mioelectrico 3
Estan conectados correctamente los electrodos de mioelectrico 3
```

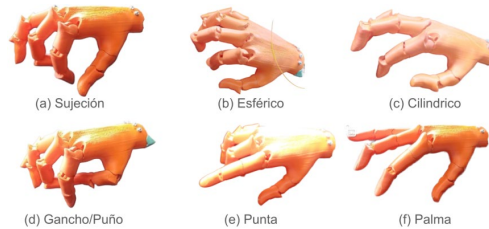
Fuente: elaboración propia

Figura 8 Mensaje de detección de sensores AD8232.

La ejecución de las lecturas para cada movimiento se determinó por un tiempo total de 10 segundos con un periodo de muestreo de 0.002 segundos. El programa realizado especifica seis repeticiones por movimiento. Para obtener información precisa y puntual de los valores de voltaje de la actividad muscular, el código se ejecutó diez veces, para así obtener sesenta gráficas por sensor. Posteriormente, esta información se utilizó como descriptor de cada tipo de movimiento, al momento de implementar la red neuronal convolucional. Se realizó la programación del conjunto de actuadores que permiten la movilidad del prototipo, estableciendo posiciones angulares por medio de los servomotores. El sistema motor está conformado por cuatro servomotores MG90S, para realizar los movimientos de: sujeción, esférico, cilíndrico, puño, punta y palma abierta, figura 9. La estructura de la mano articulada está conformada por cinco falanges principales. En la tabla 4 se indican los actuadores correspondientes a cada uno de los dedos del modelo



tridimensional. En la figura 10 se muestra el diagrama de flujo respecto a la programación referente a la movilidad del prototipo.



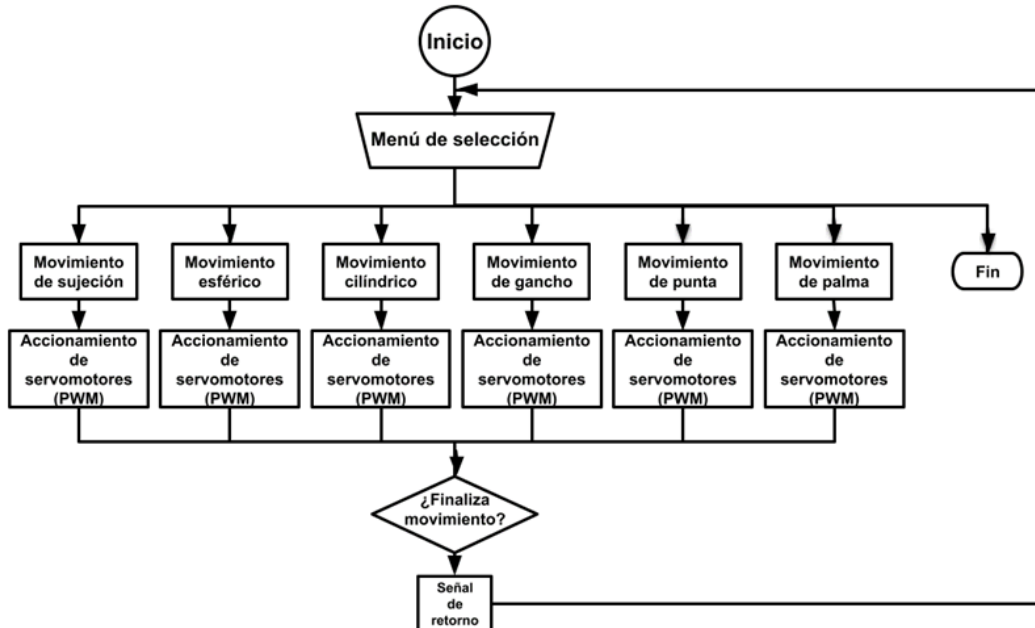
Fuente: elaboración propia

Figura 9 Movimientos ejecutados.

Tabla 4 Organización de falanges enlazadas a actuadores.

Falange	Servomotor
<b>Pulgar</b>	Servomotor 1
<b>Índice</b>	Servomotor 2
<b>Medio</b>	Servomotor 3
<b>Anular</b>	Servomotor 4
<b>Meñique</b>	Servomotor 4

Fuente: elaboración propia



Fuente: elaboración propia

Figura 10 Diagrama de flujo de la funcionalidad de movimiento.

En la tabla 5 se especifican los servomotores que se activan para cada movimiento.

Tabla 5 Movimiento del sistema motor con teclado y actuadores correspondientes.

Tecla	Movimiento	Servomotores activos
1	Sujeción	Servomotor 2, 3 y 4
2	Esférico	Servomotor 1, 2, 3 y 4
3	Cilíndrico	Servomotor 1, 2, 3 y 4
4	Gancho	Servomotor 1, 2, 3 y 4
5	Punta	Servomotor 3 y 4
6	Palma abierta	Servomotor 1, 2, 3 y 4

Fuente: elaboración propia

#### Etapa 4. Generación de interfaz de usuario

En la figura 11 se presenta la interfaz visual de usuario. En ella, se pueden apreciar tres partes fundamentales:

- Los movimientos que puede realizar la estructura
- El procesamiento de las señales mioeléctricas
- El tratamiento de los datos obtenidos.

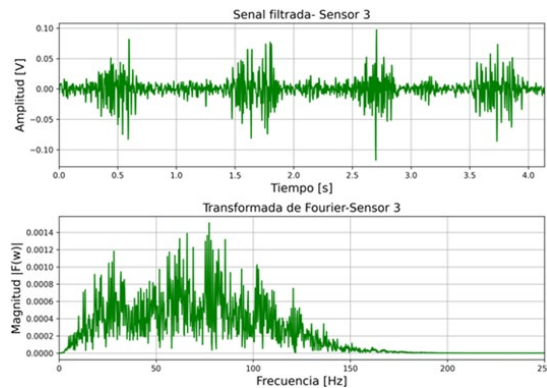


Fuente: elaboración propia

Figura 11 Visualización de interfaz de usuario.

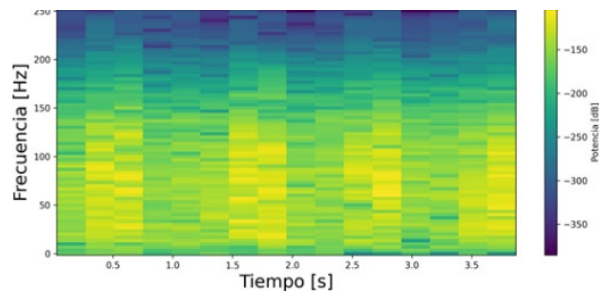
La primera sección comprende los movimientos del prototipo para la ejecución del sistema motor. El cual puede ser controlado, a través del teclado de computadora, o bien, por medio de la selección del movimiento deseado con el puntero. La segunda parte de la interfaz se relaciona con el procesamiento de datos. En donde están involucrados: la detección de los sensores, la ejecución de las lecturas,

generación de las gráficas iniciales, extracción de las muestras, aplicación de filtros y generación de espectrogramas durante la actividad muscular, figuras 12 y 13. La tercera y última sección de la interfaz, se generó con la finalidad de obtener las repeticiones de cada uno de los movimientos planteados. Para de esta forma, conformar la estructura de los datos, que se utilizarán como entrada a la red neuronal convolucional, figura 14.



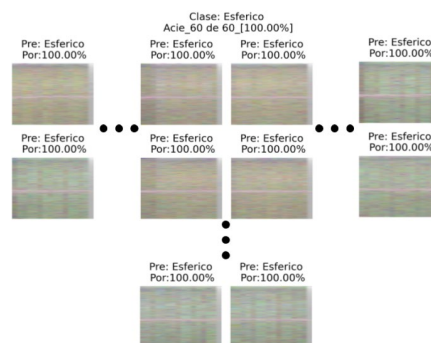
Fuente: elaboración propia

Figura 12 Filtrado y aplicación de transformada de Fourier a señal de sensor 3.



Fuente: elaboración propia

Figura 13 Espectrograma del movimiento de sujeción de sensor 3.

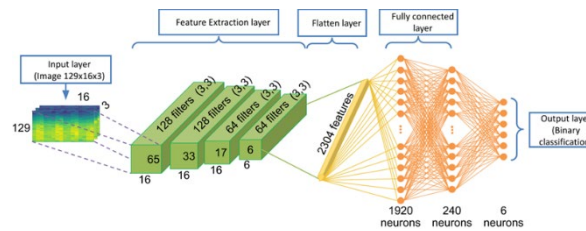


Fuente: elaboración propia

Figura 14 Representación de la clase 2 para el movimiento esférico.

## Etapa 5. Propuesta y diseño de red neuronal convolucional para clasificación de los movimientos

Adicionalmente, se propuso la implementación de una red neuronal convolucional CNN. En la figura 15, se representa la información de las capas, que conforman el modelo convolucional preestablecido.



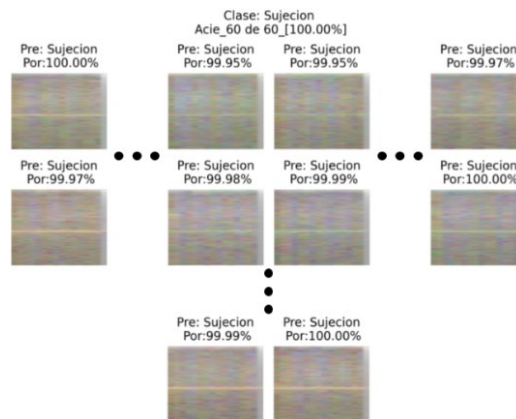
Fuente: elaboración propia

Figura 15 Capas de la red neuronal convolucional.

Para la primera capa, se delimitó como entrada un tamaño de imagen de 129x16x3. La primera capa oculta corresponde a una capa convolucional con un tamaño de imagen de 129x16x128 filtros. La segunda capa oculta indica un Maxpooling. Esta reduce a la mitad el tamaño de la imagen a 65x16x128. Mientras que en la tercera capa se tiene un LeakyReLU en donde los datos se posicionan en rangos o intervalos. La siguiente capa convolucional, tiene un tamaño de 65x16x128 filtros delimitando un Maxpooling de tamaño de imagen de 33x16x128, conservando el tamaño del LeakyReLU. Otra capa convolucional de 33x16x64 filtros, que reduce el número de filtros a  $17 \times 16 \times 64$ . Este tamaño de imagen se mantiene para el ReLU. La capa convolucional posterior, tiene un tamaño de 17x16x64 filtros con una reducción de tamaño en el Maxpooling a 6x6x64. Como paso siguiente, se tiene una función de Dropout. A continuación, se introdujo un Flatten de 2304 parámetros con una matriz de tamaño  $6 \times 6 \times 64$  filtros. Se tiene una capa densa de 1920 neuronas, que posteriormente, se reduce a 240 neuronas, y al final se obtuvo una capa de salida con 6 neuronas que corresponde a los 6 movimientos anatómicos planteados. Para la evaluación del rendimiento se procede a detectar la métrica de precisión y perdida. En la perdida, se establece el comportamiento mínimo de error, y en la precisión, se establece la cantidad de datos clasificados correctamente para obtener la matriz de confusión.

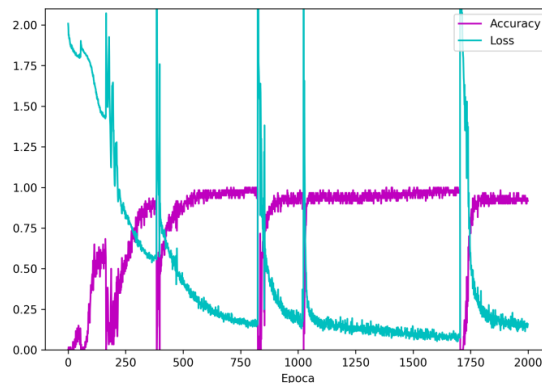
### 3. Resultados

En esta sección se muestran los resultados del desempeño del sistema de clasificación para la red neuronal convolucional. La figura 16 presenta el resultado de clasificación para el movimiento de sujeción. En la figura 17 se muestran las métricas de pérdida y precisión graficadas obtenidas del entrenamiento del modelo aplicable al prototipo. En esta, se puede observar la relación respecto a las sesenta repeticiones de cada uno de los movimientos ejecutados, identificando que la pérdida está por debajo del 20% y que la precisión llega al 99.7%. La evaluación del sistema de clasificación de la red neuronal convolucional está representada en la figura 18. En esta se aprecia la matriz de confusión con un porcentaje de clasificación del 99.7%, para las clases contenidas en la base de datos.



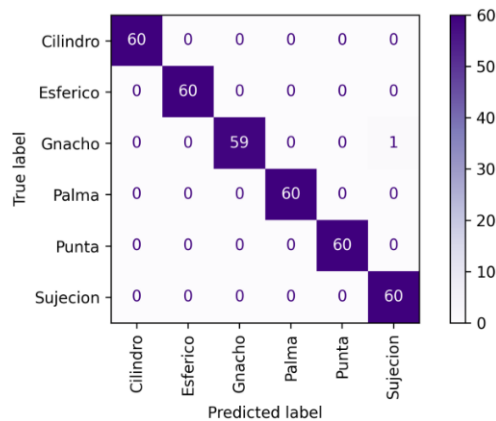
Fuente: elaboración propia

Figura 16 Clasificación de las 60 muestras para el movimiento de sujeción.



Fuente: elaboración propia

Figura 17 Gráfica de métricas desempeño del entrenamiento del modelo.



Fuente: elaboración propia

Figura 18 Matriz de confusión para la base de datos de entrenamiento.

#### 4. Discusión

Uno de los aportes diferenciadores, respecto a la realización de este proyecto, se destaca principalmente en el uso de espectrogramas, esto tiene como objetivo llevar a cabo un proceso inicial de clasificación de los movimientos indicados. La información contenida en estas representaciones visuales refiere al análisis en el dominio de la frecuencia, a través de características relevantes, tales como: patrones asociados, tonalidades, entre otras. La identificación de componentes no deseados sobre las lecturas iniciales dio apertura a la aplicación de filtros digitales y así obtener un comportamiento más nítido en la caracterización de las señales. Incluyendo el proceso de cuantificación de las amplitudes, vinculadas a cada movimiento, ya que las franjas más intensas indican la presencia de las frecuencias predominantes de las señales, en función del tiempo. Por lo tanto, se facilita la detección de los sensores de mayor relevancia, lo que permite el análisis de la composición espectral referente a los patrones de movimiento.

#### 5. Conclusiones

El desarrollo de este modelo electromecánico tiene un impacto relevante, debido a que permite el estudio de la actividad muscular para el análisis de las señales anatómicas del cuerpo humano. Así como también, la ejecución de un sistema motorizado, basado en la operación de actuadores, los cuales permiten la movilidad de las falanges del prototipo.

La obtención de lecturas respecto a seis movimientos diferentes permitió determinar distintas características fundamentales para la generación de clases, al momento de poner en marcha la ejecución de la red neuronal convolucional. Así como su enlace posterior para el análisis de las métricas de pérdida con un 2% y precisión al 99.7%.

## **6. Bibliografía y Referencias**

- [1] Cha, H., An, S., Choi, S., Yang, S., Park, S., (2022). Study on Intention Recognition and Sensory Feedback: Control of Robotic Prosthetic Hand Through EMG Classification and Proprioceptive Feedback Using Rule-based Haptic Device. *IEEE Trans Haptics*, Vol. 15 (3), pp. 560-571. doi: 10.1109/TOH.2022.3177714. Epub 2022 Sep 27. PMID: 35622790.
- [2] Cults3D, (2023). Diseño de la mano 3D de "BQ 3D". Fecha revisión 28 julio 2023 plataforma Cults3D. Disponible en: <https://cults3d.com/es/modelo-3d/variado/jointed-hand>.
- [3] Cutipa, P. D. R., Coaguila, Q. C. G., Yanyachi, P. R., (2023). A low-cost robotic hand prosthesis with apparent haptic sense controlled by electroencephalographic signals, *HardwareX*. doi: 10.1016/j.ohx.2023.e00439. PMID: 37323804; PMCID: PMC10267598.
- [4] Fang, B., Wang, C., Sun, F., Chen, Z., Shan, J., Liu, H., Ding, W., Liang, W., (2022). Simultaneous sEMG Recognition of Gestures and Force Levels for Interaction With Prosthetic Hand. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng*, Vol. 30, pp. 2426-2436. doi: 10.1109/TNSRE.2022.3199809. Epub 2022 Sep 1. PMID: 35981072.
- [5] Sánchez, C. E. N., Alanís, G. A. Y., *Redes neuronales. Conceptos fundamentales y aplicaciones a control automático*. Pearson Prentice Hall S.A., 1ra edición, 2006.
- [6] Sapsanis, C., Georgoulas, G., Tzes, A., Lymberopoulos, D., (2013). Improving EMG based classification of basic hand movements using EMD, 2013 35th Annual International Conference of the IEEE Engineering in

- Medicine and Biology Society (EMBC), Osaka, Japan, pp. 5754-5757, doi: 10.1109/EMBC.2013.6610858.
- [7] Urbas, J. V., *Neural Networks*. Salem Press Encyclopedia of Science, 2022.
- [8] Véliz, C., *Aprendizaje automático. Introducción al aprendizaje profundo*. Fondo Editorial de la Pontificia Universidad Católica de Perú, 1ra Edición, 2020.
- [9] Too, J., Abdullah, A. R., Ali, N. M., Zawawi, T. N. S. T., & Saad, N. M., (2019). Classification of myoelectric signal using spectrogram-based window selection. *International Journal of Integrated Engineering*, Vol. 11(4), pp. 192-199–199. <https://doi.uam.elogim.com/10.30880/ijie.2019.11.04.021>.
- [10] Villarejo, M. J. J., Costa, R. M., Frizera-Neto, A., & Bastos, T. F., (2017). Decodificación de Movimientos Individuales de los Dedos y Agarre a Partir de Señales Mioeléctricas de Baja Densidad. *Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial*, Vol. 14(2), pp. 184–192. <https://doi.uam.elogim.com/10.1016/j.riai.2017.02.001>.