

**ESCUELA SUPERIOR POLITÉCNICA DEL LITORAL**

**Facultad de Ingeniería en Mecánica y Ciencias de la  
Producción**

"Desarrollo de algoritmos de control para un exoesqueleto robótico de 6  
GDL"

**TRABAJO FINAL DE GRADUACIÓN**

Proyecto Integrador

Previo la obtención del Título de:

**INGENIERO MECÁNICO**

Presentado por:

Eduardo Gonzalo Alcivar Molina

GUAYAQUIL - ECUADOR

Año: 2018

## **AGRADECIMIENTOS**

Este proyecto fue financiado con el apoyo del Departamento de Investigación de la ESPOL (proyecto: T6-DI-2014).

## **DEDICATORIA**

El trabajo realizado, en su totalidad, va dedicado a mis padres: guía y sabiduría; a mis hermanos: mutuo aprendizaje; a mis amigos, familia: apoyo y cariño; y a mi amor en promesa. Los amo.

## DECLARACIÓN EXPRESA

“La responsabilidad del contenido desarrollado en la presente propuesta de la materia integradora corresponde exclusivamente al equipo conformado por:

Eduardo Alcivar M.

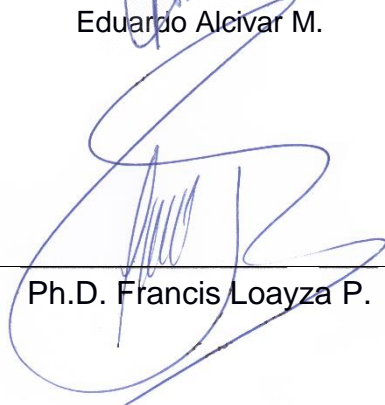
Ph.D. Francis Loayza P.

y el patrimonio intelectual del mismo a la Facultad de Ingeniería Mecánica y Ciencias de la Producción (FIMCP) de la ESCUELA SUPERIOR POLITÉCNICA DEL LITORAL”.



---

Eduardo Alcivar M.



---

Ph.D. Francis Loayza P.

## RESUMEN

El método convencional de realización de terapias de rehabilitación para personas con discapacidades motrices implica un arduo esfuerzo por parte de valedores y terapeutas, además de poder no ser eficaz en cuanto a la fluidez del movimiento y trabajo que se pretende sea realizado por el paciente. Como alternativa a este método han sido desarrollados dispositivos robóticos que, en cierto grado, consiguen resolver dichas dificultades; estos, sin embargo, implican la elaboración de sistemas relativamente complejos y costosos. Este trabajo presenta el diseño de un sistema de control para un exoesqueleto para asistir en el proceso de rehabilitación de niños con discapacidad motriz total o parcial, basado en principios básicos utilizados en redes neuronales.

El dispositivo, regulable para distintas anatomías, conformado por motores Maxon EC y controladores ESCON EC, fue incorporado dentro un sistema con una tarjeta Arduino Mega 2560, utilizada como intermediaria entre el exoesqueleto y un ordenador donde se encuentra el programa principal, desarrollado en Matlab. Para poner a prueba el correcto funcionamiento del programa fueron utilizados los datos obtenidos de estudios realizados sobre la caminata de jóvenes de entre 6 y 17 años de edad.

Ejecutada la rutina de movimiento seleccionada, fueron calculadas las raíces de error cuadrático medio entre las curvas de referencia y la aproximación realizada por el sistema para reproducirlas, obteniendo valores que van de 2.7 a 0.6 grados por segundo y de 2.1 a 0.9 grados en tiempos de entrenamiento relativamente cortos.

El sistema desarrollado consiste, finalmente, en un sistema de adquisición y procesamiento de datos que permite su operación de manera externa, con una interfaz económica y relativamente simple en comparación con sistemas en el mercado.

Palabras Clave: Rehabilitación, Exoesqueleto, Discapacidad Motriz, Robótica, Redes Neuronales.

## **ABSTRACT**

*The conventional method used for rehabilitation therapies on people with motor disabilities involves the arduous effort of supporters and therapists during its performance, may it not being effective in terms of fluidity of movement and in terms of the job that is intended to be done by the patient. As an alternative to this method, robotic devices that, to a certain extent, manage to solve these difficulties have been developed; they involve, nevertheless, the elaboration of relatively complex and expensive systems. This paper presents the design of a control system for an exoskeleton to assist in the rehabilitation process of children with total or partial motor disability, based on neural networks basics. The device, adjustable for different anatomies, and that consists of Maxon EC motors and ESCON EC controllers, was incorporated into a system with an Arduino Mega 2560 board used as an intermediary between the exoskeleton and the PC where the main program, developed in Matlab, is located. To test the correct operation of the program, data obtained from studies carried out on the gait of youth between ages of 6 and 17 were used.*

*Once the selected walking task was performed, root mean square error values for the reference curves and the attempts made by the system to reproduce them were calculated, obtaining values ranging from 2.7 to 0.6 degrees per second and from 2.1 to 0.9 degrees in relatively short training times.*

*The developed system consists, finally, in a data acquisition and processing system that allows its operation externally, with an economic and relatively simple interface in comparison with commercial systems.*

*Keywords: Rehabilitation, Exoskeleton, Motor Disability, Robotics, Neural Networks.*

# ÍNDICE GENERAL

RESUMEN.....	I
ABSTRACT.....	II
ÍNDICE GENERAL.....	III
ABREVIATURAS.....	V
SIMBOLOGÍA.....	VI
ÍNDICE DE FIGURAS.....	VII
ÍNDICE DE TABLAS.....	VIII
CAPÍTULO 1.....	1
1.    Introducción.....	1
1.1    Descripción del problema.....	1
1.2    Objetivos.....	1
1.2.1    Objetivo General.....	1
1.2.2    Objetivos Específicos.....	1
1.3    Marco teórico.....	2
CAPÍTULO 2.....	6
2.    Metodología.....	6
2.1    Selección del método de entrenamiento.....	6
2.2    Descripción de los componentes del exoesqueleto.....	7
2.3    Obtención de las curvas de movimiento.....	9
2.4    Configuración del sistema.....	11
2.5    Desarrollo de los algoritmos de control.....	16
2.6    Redes neuronales dentro de la aproximación de la curva.....	19
2.7    Criterio de finalización de entrenamiento y cálculo de la norma del error.....	20
2.8    Fabricación del soporte.....	21
CAPÍTULO 3.....	22

3.	Resultados y discusión .....	22
CAPÍTULO 4 .....		29
4.	Conclusiones.....	29
4.1	Conclusiones .....	29
4.2	Recomendaciones .....	29
BIBLIOGRAFÍA		



## ABREVIATURAS

GDL	Grados de Libertad
AI	Artificial Intelligence
EMG	Electromyography
BP	Backpropagation
SuperSAB	Super Self-adaptive Error Backpropagation
Rprop	Resilient Error Backpropagation
PWM	Pulse Width Modulation
CW	Clockwise
CCW	Counter Clockwise
POT	Potenciómetro
IDE	Integrated Development Environment
RMSE	Root Mean Square Error

## SIMBOLOGÍA

cm	Centímetro
m	Metro
kg	Kilogramo
°	Grado
m/s	Metro por segundo
km/h	Kilómetro por hora
V	Voltio
A	Amperio
Rpm	Revolución por minuto
Nm	Newton-metro
W	Watt
S	Segundo
kHz	Kilohercio
°C	Grado celcius

## ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1.1. Ejemplo de red neuronal.....	4
Figura 2.1. Modelo CAD (izquierda) y prototipo construido (derecha) del exoesqueleto.....	8
Figura 2.2 Cinemática y cinética de distintos modos de marcha de niños y adultos.....	10
Figura 2.3 Diagrama de conexión y jerarquía del software y hardware utilizados. ....	14
Figura 2.4 Diagrama de flujo del algoritmo de entrenamiento. ....	17
Figura 2.5 Perceptrón. ....	19
Figura 2.6 Ilustración de la configuración del sistema basado en redes neuronales para la aproximación de una función. ....	20
Figura 3.1 Resultados de la posición angular vs el ciclo de caminata. ....	23
Figura 3.2 Resultados de la velocidad angular vs el ciclo de caminata. ....	24
Figura 3.3 Exoesqueleto montado sobre el soporte.....	27

## ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 2.1 Matriz de decisión para el método de cálculo de error a utilizar. ....	6
Tabla 2.2 Fuente de los datos de la tarea de caminata seleccionada para el entrenamiento. ....	11
Tabla 2.3 Pines utilizados. ....	11
Tabla 2.4 Especificaciones del motor EC 323772.....	15
Tabla 2.5 Especificaciones del motor EC 397172.....	16
Tabla 2.6 Especificaciones del controlador ESCON 36/3 EC. ....	16
Tabla 3.1 RMSE calculado sobre la primer y mejor aproximación realizada por cada articulación.....	25

# CAPÍTULO 1

## 1. INTRODUCCIÓN

### 1.1 Descripción del problema

El método convencional de realización de terapias de rehabilitación para personas con discapacidades motrices en las extremidades inferiores conlleva un arduo esfuerzo por parte de valedores y terapeutas, pudiendo además no ser eficaz en cuanto a la fluidez del movimiento y trabajo que se pretende que el paciente realice. El desarrollo de exoesqueletos que cumplan con el trabajo de terapia ha sido propuesto como alternativa ante las dificultades que el método convencional presenta.

El laboratorio de bioingeniería cuenta un exoesqueleto robótico para extremidades inferiores de 6 grados de libertad (GDL) diseñado con el objetivo de ser utilizado como herramienta de terapia. Los algoritmos y el sistema desarrollado para su control, a pesar de conseguir actuar sobre él, no mantienen una precisión adecuada, por lo cual es requerido el desarrollo y la implementación de un sistema que efectúe y controle de manera precisa los movimientos coordinados de cada GDL del exoesqueleto.

### 1.2 Objetivos

#### 1.2.1 Objetivo General

Implementar el sistema de control para realizar los movimientos coordinados de los 6 GDL del exoesqueleto robótico construido en el laboratorio de bioingeniería, de manera que este sea capaz de realizar secuencias de movimiento específicas como parte de una primera etapa de desarrollo.

#### 1.2.2 Objetivos Específicos

- Resolver la obtención de curvas de movimiento que sirvan como patrón de entrenamiento del sistema.

- Implementar en una tarjeta electrónica los algoritmos para controlar simultáneamente los 6 servomotores del exoesqueleto.
- Establecer la comunicación entre el computador y la tarjeta electrónica a utilizar.
- Desarrollar un programa que efectúe los cálculos relacionados con la obtención de las variables implicadas en la replicación de las curvas de movimiento.
- Adecuar un soporte para la realización de las pruebas del programa sobre el exoesqueleto.

### **1.3 Marco teórico**

La ergonomía es un factor importante a considerar en el diseño de equipos o herramientas cuyo uso implique manipulación directa por parte del usuario. Partiendo de este punto, un objetivo importante en el desarrollo del control de un exoesqueleto es asegurar la comodidad del sujeto que lo utilice; esto implica que, al ser utilizado, este provoque un mínimo esfuerzo adicional sobre el sujeto a cuando no lo está utilizando. Visto de otro modo, la fuerza de interacción entre los componentes robóticos del exoesqueleto y el cuerpo del usuario debe ser mínima. Tratándose de un exoesqueleto de uso terapéutico, este factor debería tomar una relevancia aún mayor.

El estado del arte del desarrollo de sistemas de control de exoesqueletos permite clasificarlo, de acuerdo a principios físicos y matemáticos, en sistemas:

- A partir de un modelo dinámico.
- A partir de un modelo basado en la acción muscular.

El modelo dinámico puede ser desarrollado de tres maneras; con un modelo matemático, a partir de la identificación del sistema, o, a partir de algún método de inteligencia artificial (AI).

El modelo matemático consiste en modelar el exoesqueleto basándose en las características físicas del sistema. La sensibilidad del sistema está ligada a la precisión con la que sea desarrollado el modelo matemático.

El método por identificación del sistema es una alternativa ante la búsqueda de un mejor modelo dinámico que el del modelo matemático. Consiste en estimar los parámetros del modelo a partir de su operación.

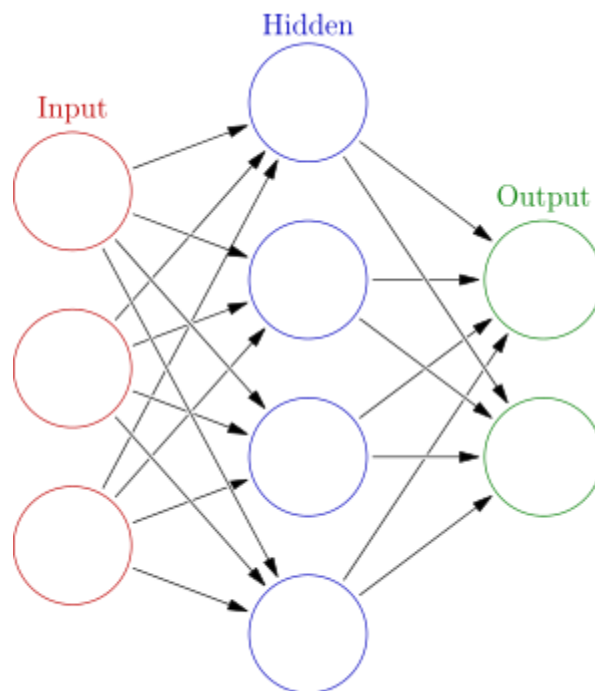
El tercer método, por AI, ha sido implementado para adquirir el modelo del sistema mediante el entrenamiento del software utilizando la información de entrada y de salida del sistema.

Los modelos basados en la acción muscular tienen como objetivo predecir la fuerza que pretenden ejercer los músculos a partir de las señales adquiridas por electromiografía (EMG), obteniendo un modelo muscular valiéndose ya sea de un modelo muscular paramétrico (comúnmente el modelo muscular conocido como 'Hill-based model') o no paramétrico (implementado, por ejemplo, utilizando redes neurodifusas). (Anam y Al-Jumaily, 2012)

Yang y Lihua, (2008) consiguieron reducir la fuerza de interacción entre humano-máquina mediante un control adaptativo. A partir de los datos de movimiento obtenidos, para cada señal enviada a los actuadores, mediante un proceso inverso utilizando redes neuronales identificaron al sistema en cuestión, presentando resultados favorables en comparación con controladores PID basados en un modelo matemático.

El concepto de redes neuronales surge a partir de la representación del procesamiento de señales en el cerebro humano; una red neuronal cuenta con neuronas o nodos a través de los cuales se procesa y envía información; distintas neuronas mantienen conexiones, entre sí, que son ponderadas de acuerdo al tipo de señales (datos de entrada) que estas reciban y al nivel de importancia que tenga esa conexión dentro de la red. El proceso mediante el cual se ponderan las conexiones entre las neuronas con el objetivo de que la red represente a la función que relaciona los datos de entrada con los de

salida esperados se conoce como entrenamiento de la red; el entrenamiento puede ser realizado por lotes (batch training) o en línea (en tiempo real, online training). Uno de los métodos más conocidos por su efectividad para entrenar redes es el de propagación hacia atrás (BP por sus siglas en inglés). Variantes de este método son la propagación hacia atrás de error súper autoadaptativa (SuperSAB) y la propagación hacia atrás de error resiliente (Rprop).



**Figura 1.1. Ejemplo de red neuronal.** Puede ser observado un ejemplo típico de un perceptrón multicapa compuesto por tres capas; la capa de entrada, la capa de salida y una capa oculta (aquí es donde se encuentran las neuronas y son procesados los datos de entrada).

Fuente: Glosser.ca

Los métodos mencionados se basan en el concepto de gradiente descendente (dar ‘pasos’ en dirección contraria al gradiente de la función de error) con una regla básica conocida como ‘regla delta’ o procedimiento Widrow-Hoff:

$$\forall_i \in \{1, \dots, n\}: w_i^{(new)} = w_i^{(old)} + \Delta w_i; \quad \Delta w_i = \eta(o - y)x_i \quad (1)$$

Donde  $w_i$  es la ponderación de la conexión entre el nodo, con salida  $y$ , y  $x_i$  (dato entrada conectado con el nodo); los términos *old* y *new* hacen referencia



a las ponderaciones evaluada y nueva, respectivamente.  $o$  es la salida deseada y  $\eta$  la tasa de aprendizaje. El valor de  $\eta$  se encuentra entre 0 y 1 y establece la rapidez con que la salida obtenida converge al valor deseado. (Kruse, 2013).

La SuperSAB y la Rprop se diferencian de la BP en la adición de parámetros adaptativos (no constantes) que son modificados en función de los resultados de cada iteración realizada; en el caso de la SuperSAB, el parámetro a modificarse es la tasa de aprendizaje; la Rprop es una combinación de la SuperSAB y método conocido como entrenamiento Manhattan.

Debido al alcance que tiene la AI, en este proyecto se ha planteado desarrollar y evaluar un programa basado en conceptos de redes neuronales que determine los valores requeridos de señales a enviar que reproduzcan efectivamente el movimiento deseado. Estudios realizados en el área han mostrado ventajas de este sobre otros métodos de control (Yang y Lihua, 2008).

# CAPÍTULO 2

## 2. METODOLOGÍA

### 2.1 Selección del método de entrenamiento

Iniciando con una revisión bibliográfica de los métodos de entrenamiento de redes neuronales expuestos en el marco teórico, fue construida una matriz de decisión habiendo considerado principalmente los siguientes requerimientos:

- Fácil interacción entre el operador y/o el usuario y el exoesqueleto.
- Reproducción de patrones de movimiento con una aceptable precisión, bajo distintas condiciones impuestas por el medio.

Estableciendo las siguientes variables:

- Complejidad de implementación, en lo que respecta a la ecuación respectiva.
- Rapidez de convergencia a la forma de la función.
- Eficacia en la aproximación.

La matriz desarrollada es presentada en la Tabla 2.1. La valoración de cada variable fue realizada en función de la experiencia del autor y de fuentes consultadas sobre los conceptos en que se basan los modelos descritos.

**Tabla 2.1 Matriz de decisión para el método de cálculo de error a utilizar.**

Variables	Peso (%)	Modelos		
		BP	SuperSAB	Rprop
Complejidad de implementación	20	1.00	1.00	1.00
Rapidez de convergencia	40	0.80	0.90	1.00
Eficacia en la aproximación.	40	0.80	0.90	1.00
Total		0.84	0.92	1.00

Fuente: Autor.

Debido a las ventajas del método de Rprop sobre los de BP y SuperSAB, en primera instancia fue decidido utilizarlo para la obtención de los parámetros de la red; sin embargo, para el sistema desarrollado, el método no resultó eficaz, a diferencia del SuperSAB, definido como (Kruse, 2013):

$$\eta_{\omega}(t) = \begin{cases} c^{-} \cdot \eta_{\omega}(t-1) & \text{si } \nabla_{\omega} e(t) \cdot \nabla_{\omega} e(t-1) < 0, \\ c^{-} \cdot \eta_{\omega}(t-1) & \text{si } \nabla_{\omega} e(t) \cdot \nabla_{\omega} e(t-1) > 0 \\ & \wedge \nabla_{\omega} e(t-q) \cdot \nabla_{\omega} e(t-e) \geq 0, \\ \eta_{\omega}(t-1) & \text{De otro modo.} \end{cases} \quad (2)$$

Donde  $c^{-}$  es un factor de contracción ( $0 < c^{-} < 1$ ) y  $c^{+}$  un factor de crecimiento ( $c^{+} > 1$ ). Comúnmente son utilizados  $c^{-} \in [0.5, 0.7]$  y  $c^{+} \in [1.05, 1.2]$ .

## 2.2 Descripción de los componentes del exoesqueleto

### **Motores**

Los motores utilizados en el exoesqueleto son los motores de MAXON MOTORS MAXON EC 323772 y MAXON EC 397172 para el control de la articulación de la cadera y las de la rodilla y el tobillo, respectivamente.

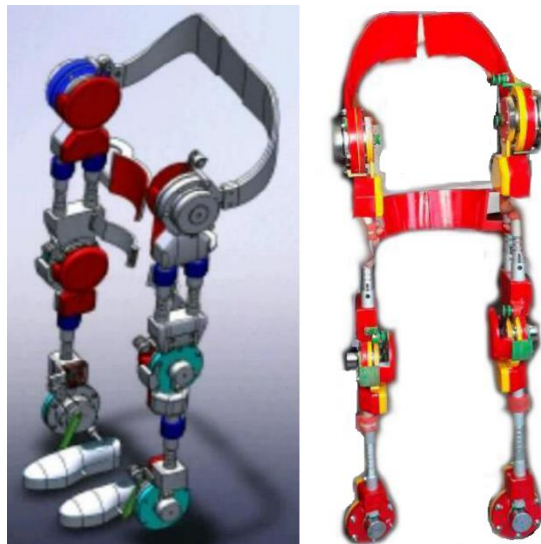
### **Controladores**

La comunicación con los motores es establecida con controladores ESCON 36/3 EC, también hardware de la empresa propietaria de los motores, que sirven como interfaz entre un dispositivo externo y cada motor. Cada controlador es alimentado con una tensión del orden de la tensión nominal del motor al que controla y puede ser operado mediante señales analógicas de voltaje o señales moduladas por ancho de pulso (PWM, del inglés *Pulse Width Modulation*); la señal PWM es interpretada en función del número de pulsos por ciclo en forma de porcentaje de tiempo que ocupan los pulsos dentro del ciclo y relacionando el valor en porcentaje de manera lineal con la velocidad de rotación del motor, habiendo establecido previamente los límites mínimo y máximo respectivos para los valores de pulso de 10% y 80% del ciclo.

Dentro de la configuración del controlador, entre los tres modos de operación disponibles del controlador, fue seleccionado el de regulador de velocidad;

este modo de operación fue configurado con ESCON Studio, software propio del controlador, y ofrece la ventaja de actuar sobre una de las variables a controlar, la velocidad de rotación del motor. De esta manera, establecidos los valores PWM apropiados que representen las velocidades deseadas durante un ciclo de caminata, el controlador se encargaría de aseverar su correcta reproducción como valores de velocidad en el motor.

El modelo 3D y prototipo del exoesqueleto construido por Begué, Jorge, Cobeña y William (2017) y utilizado en el desarrollo del proyecto son presentados en la Figura 2.1 en las imágenes izquierda y derecha, respectivamente.



**Figura 2.1. Modelo CAD (izquierda) y prototipo construido (derecha) del exoesqueleto.** Altura regulable (completamente extendido: 86 cm; altura completamente recogido: 66 cm).

Fuente: Begué et al.

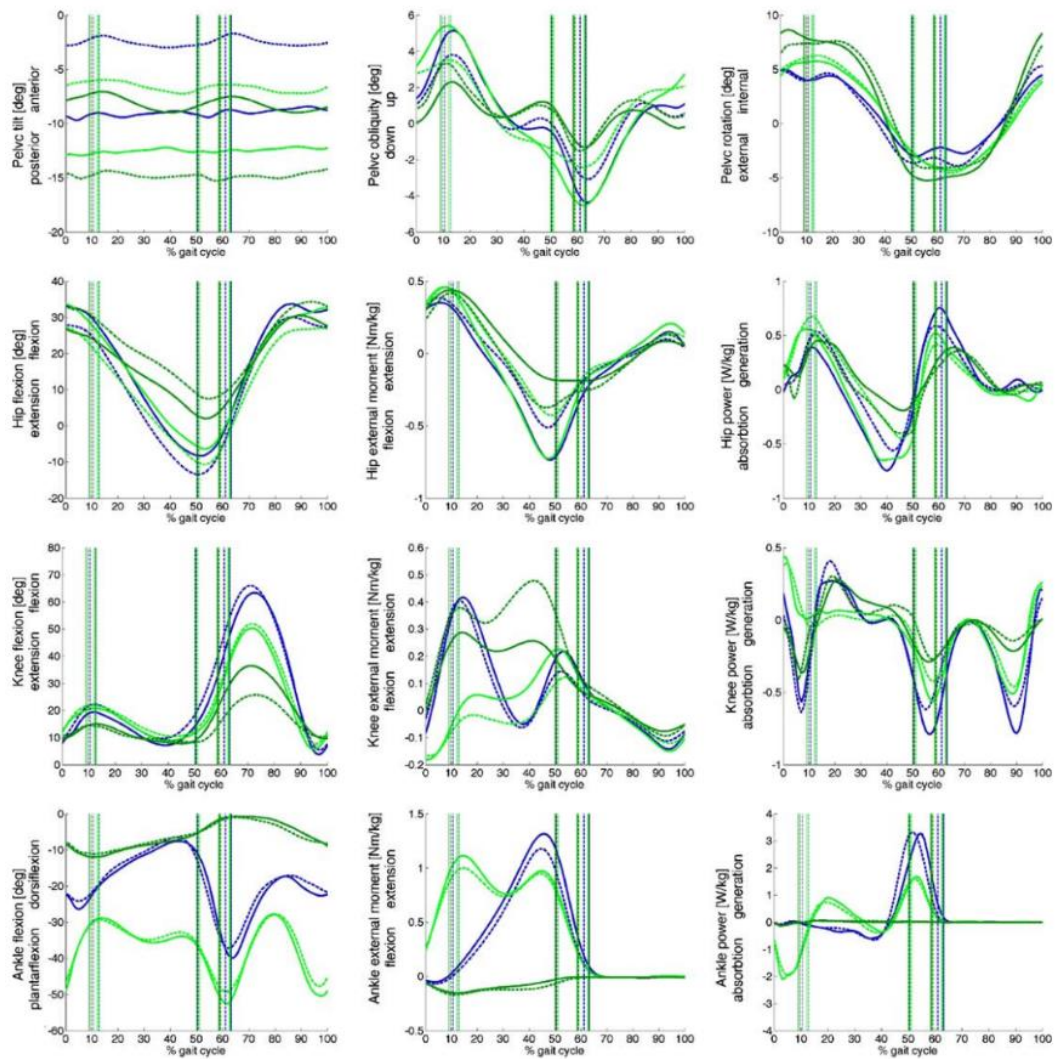
El exoesqueleto utilizado posee un sistema telescópico que permite a su altura ser regulada en una diferencia de 20 cm, pudiendo ser ajustada en valores de estatura dentro del rango de 66 y 86 centímetros.

### 2.3 Obtención de las curvas de movimiento.

Para reproducir el movimiento de marcha ha sido tomada como referencia la información de marcha del trabajo de Bovi, Rabuffetti, Mazzoleni y Ferrarin (2011), ejemplos de ella son presentados en la Figura 2.2. Las curvas de movimiento, generalmente presentadas en función del porcentaje de ciclo de caminata, son construidas a partir del análisis de marcha instrumentado, el cual es una herramienta útil de precisión para el estudio del movimiento.

La información del trabajo realizado por G. Bovi et al. fue obtenida a partir del registro de movimiento de cuarenta sujetos; veinte de ellos adultos (9 hombres, 11 mujeres) de 22 a 77 años de edad con masa y altura promedio de  $68.5 \pm 15.8$  kg y de  $1.71 \pm 0.10$  m, respectivamente, y veinte jóvenes (9 hombres, 11 mujeres) de 6 a 17 años de edad con  $41.4 \pm 15.5$  kg y  $1.47 \pm 0.20$  m de masa promedio y altura promedio, respectivamente, utilizando un sistema de captura de movimiento de 9 cámaras SMART-E y un conjunto de cuerpo completo de marcadores LAMB.

De las cinco tareas locomotrices incluidas en el protocolo (caminata de puntillas, de talones, subiendo escalones, bajando escalones y a velocidad natural), para ser reproducida durante el entrenamiento, fue seleccionada la de 'caminata a velocidad natural' (N) correspondiente al movimiento de flexión y extensión (cadera y rodilla) y de plantarflexión y dorsiflexión (tobillo) en niños en términos de posición angular versus porcentaje del ciclo de caminata, tomando el promedio de las curvas con desviación estándar de  $5.6^\circ$  para la cadera,  $4.2$  grados para la rodilla y  $4.6^\circ$  para el tobillo, con una rapidez promedio de  $1.27 \pm 0.26$  m/s. Como referencia, acorde al estudio realizado por Barreira, Rowe y Kang (2010), la velocidad media normal de caminata de jóvenes adultos saludables es de 5.3 km/h (1.50 m/s). Los parámetros seleccionados son presentados en la Tabla 2.2.



**Figura 2.2** Cinemática y cinética de distintos modos de marcha de niños y adultos. La primera, segunda y tercera columna muestran, respectivamente, curvas de posición angular, momento y potencia vs porcentaje de ciclo de marcha para personas adultas y niños.

Fuente: Bovi, G., Rabuffetti, M., Mazzoleni, P., y Ferrarin, M., 2011.

**Tabla 2.2 Fuente de los datos de la tarea de caminata seleccionada para el entrenamiento.**

Sujetos	Jóvenes
Tarea locomotriz	Caminata a velocidad natural (N).
Masa promedio ( $m \pm \delta m$ )	$41.4 \pm 15.5$ kg
Estatura promedio ( $h \pm \delta h$ )	$1.47 \pm 0.20$ m
Rapidez media ( $v \pm \delta v$ )	$1.27 \pm 0.26$ m/s

Fuente: Autor.

Elaboración propia.

## 2.4 Configuración del sistema

En lo que respecta a la configuración de la tarjeta Mega 2560, sus pines han sido seleccionados en pines de habilitación, dirección, envío de señal PWM y lectura analógica de posición, sumándose una salida de 5 V y la conexión a tierra del circuito. La Tabla 2.2 enlista y describe la función los pines utilizados por la tarjeta Mega 2560; las Figuras 2.5 y 2.6 ilustran su ubicación en la tarjeta y en el controlador ESCON EC 36/3, respectivamente

**Tabla 2.3 Pines utilizados.**

No. Pin	Función	Descripción
Pierna Izquierda		
22	Pin de habilitación para tobillo.	Habilita el envío de señal PWM desde el controlador al motor EC 397172 en el tobillo izquierdo.
23	Pin de dirección para tobillo.	Establece si el sentido de giro del motor EC 397172 en el tobillo izquierdo relativo a sí mismo es horario (CW) o antihorario (CCW).
2	Pin de envío de señal PWM para tobillo.	Envía la señal PWM al controlador conectado al motor EC 397172 en el tobillo izquierdo.
A0	Pin de lectura analógica de posición angular de tobillo.	Recibe la señal de voltaje enviada por el potenciómetro conectado a la transmisión del motor EC 397172 en el tobillo izquierdo.
24	Pin de habilitación para rodilla.	Habilita el envío de señal PWM desde el controlador al motor EC 397172 en la rodilla izquierda.

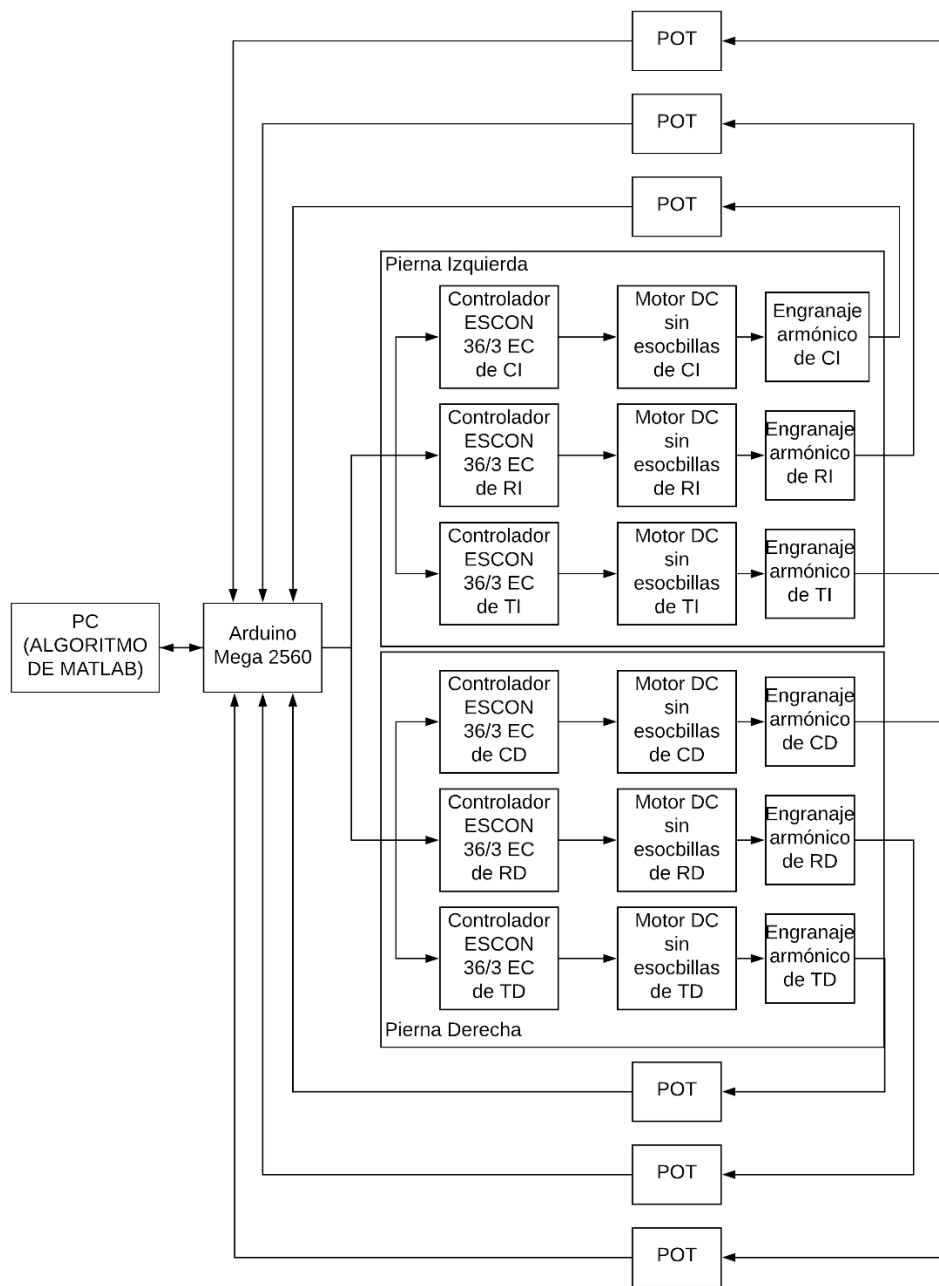
25	Pin de dirección para rodilla.	Establece si el sentido de giro del motor EC 397172 en la rodilla izquierda relativo a sí mismo es horario (CW) o antihorario (CCW).
3	Pin de envío de señal PWM para rodilla.	Envía la señal PWM al controlador conectado al motor EC 397172 en la rodilla izquierda.
A1	Pin de lectura analógica de posición angular de rodilla.	Recibe la señal de voltaje enviada por el potenciómetro conectado a la transmisión del motor EC 397172 en la rodilla izquierda.
26	Pin de habilitación para cadera.	Habilita el envío de señal PWM desde el controlador al motor EC 323772 en la cadera izquierda.
27	Pin de dirección para cadera.	Establece si el sentido de giro del motor EC 323772 en la cadera izquierda relativo a sí mismo es horario (CW) o antihorario (CCW).
4	Pin de envío de señal PWM para cadera.	Envía la señal PWM al controlador conectado al motor EC 323772 en la cadera izquierda.
A2	Pin de lectura analógica de posición angular de cadera.	Recibe la señal de voltaje enviada por el potenciómetro conectado a la transmisión del motor EC 323772 en la cadera izquierda.
Pierna Derecha		
28	Pin de habilitación para tobillo.	Habilita el envío de señal PWM desde el controlador al motor EC 397172 en el tobillo derecho.
29	Pin de dirección para tobillo.	Establece si el sentido de giro del motor EC 397172 en el tobillo derecho relativo a sí mismo es horario (CW) o antihorario (CCW).
5	Pin de envío de señal PWM para tobillo.	Envía la señal PWM al controlador conectado al motor EC 397172 en el tobillo derecho.
A3	Pin de lectura analógica de posición angular de tobillo.	Recibe la señal de voltaje enviada por el potenciómetro conectado a la transmisión del motor EC 397172 en el tobillo derecho.



30	Pin de habilitación para rodilla.	Habilita el envío de señal PWM desde el controlador al motor EC 397172 en la rodilla derecha.
31	Pin de dirección para rodilla.	Establece si el sentido de giro del motor EC 397172 en la rodilla derecha relativo a sí mismo es horario (CW) o antihorario (CCW).
6	Pin de envío de señal PWM para rodilla.	Envía la señal PWM al controlador conectado al motor EC 397172 en la rodilla derecha.
A4	Pin de lectura analógica de posición angular de rodilla.	Recibe la señal de voltaje enviada por el potenciómetro conectado a la transmisión del motor EC 397172 en la rodilla derecha.
32	Pin de habilitación para cadera.	Habilita el envío de señal PWM desde el controlador al motor EC 323772 en la cadera derecha.
33	Pin de dirección para cadera.	Establece si el sentido de giro del motor EC 323772 en la cadera derecha relativo a sí mismo es horario (CW) o antihorario (CCW).
7	Pin de envío de señal PWM para cadera.	Envía la señal PWM al controlador conectado al motor EC 323772 en la cadera derecha.
A5	Pin de lectura analógica de posición angular de cadera.	Recibe la señal de voltaje enviada por el potenciómetro conectado a la transmisión del motor EC 323772 en la cadera derecha.

Elaboración propia.

Finalmente, la comunicación del sistema en su totalidad, estaría representada como se muestra en la Figura 2.3.



**Figura 2.3 Diagrama de conexión y jerarquía del software y hardware utilizados.**

Al inicio se encuentra el programa principal, desarrollado en Matlab, que mantiene interacción con la tarjeta Arduino Mega 2560. La tarjeta Arduino es intermediaria entre el programa en Matlab y los controladores ESCON 36/3 EC, los cuales establecen comunicación directa con los actuadores de cada articulación. La posición angular de cada eslabón es registrada con potenciómetros (POT) conectados a la tarjeta Arduino y procesada en el programa principal.

Elaboración propia.

Cada articulación del exoesqueleto posee un potenciómetro utilizado como divisor de voltaje. La señal enviada por cada potenciómetro representa la posición angular de cada extremidad respecto a la otra articulada y es recibida por la tarjeta Mega 2560 y enviada vía serial al programa principal en MATLAB.

Para la alimentación de los motores y sus drivers es utilizada una fuente regulable de voltaje GW Instek GPS-4303; esta fuente posee dos canales con una salida cada una de cerca de 3 A que, conectadas en paralelo, son capaz de suministrar la corriente requerida por los motores para su operación. Las principales características de operación de cada motor, cadera y rodilla, y controlador consideradas son presentadas en las tablas 2.4, 2.5 y 2.6, respectivamente.

**Tabla 2.4 Especificaciones del motor EC 323772.**

<b>CARACTERÍSTICA</b>	<b>VALOR</b>	<b>UNIDAD</b>
Voltaje Nominal	24	V
Velocidad Nominal	2650	RPM
Velocidad Máxima	5000	RPM
Corriente Nominal	4,39	A
Torque Nominal	387	Nm
Potencia	90	Watts
Constante de Tiempo Térmico del Devanado	52,6	s
Constante de Velocidad	135	RPM/V
Numero de par de Polos	12	-----

Fuente: Ficha técnica del motor.

Elaboración propia.

**Tabla 2.5 Especificaciones del motor EC 397172.**

CARACTERÍSTICA	VALOR	UNIDAD
Voltaje Nominal	24	V
Velocidad Nominal	4860	RPM
Velocidad Máxima	10000	RPM
Corriente Nominal	3.21	A
Torque Nominal	128	mNm
Potencia	70	Watts
Constante de Tiempo Térmico del Devanado	29.6	s
Constante de Velocidad	259	RPM/V
Numero de par de Polos	8	-----

Fuente: Ficha técnica del motor.

Elaboración propia.

**Tabla 2.6 Especificaciones del controlador ESCON 36/3 EC.**

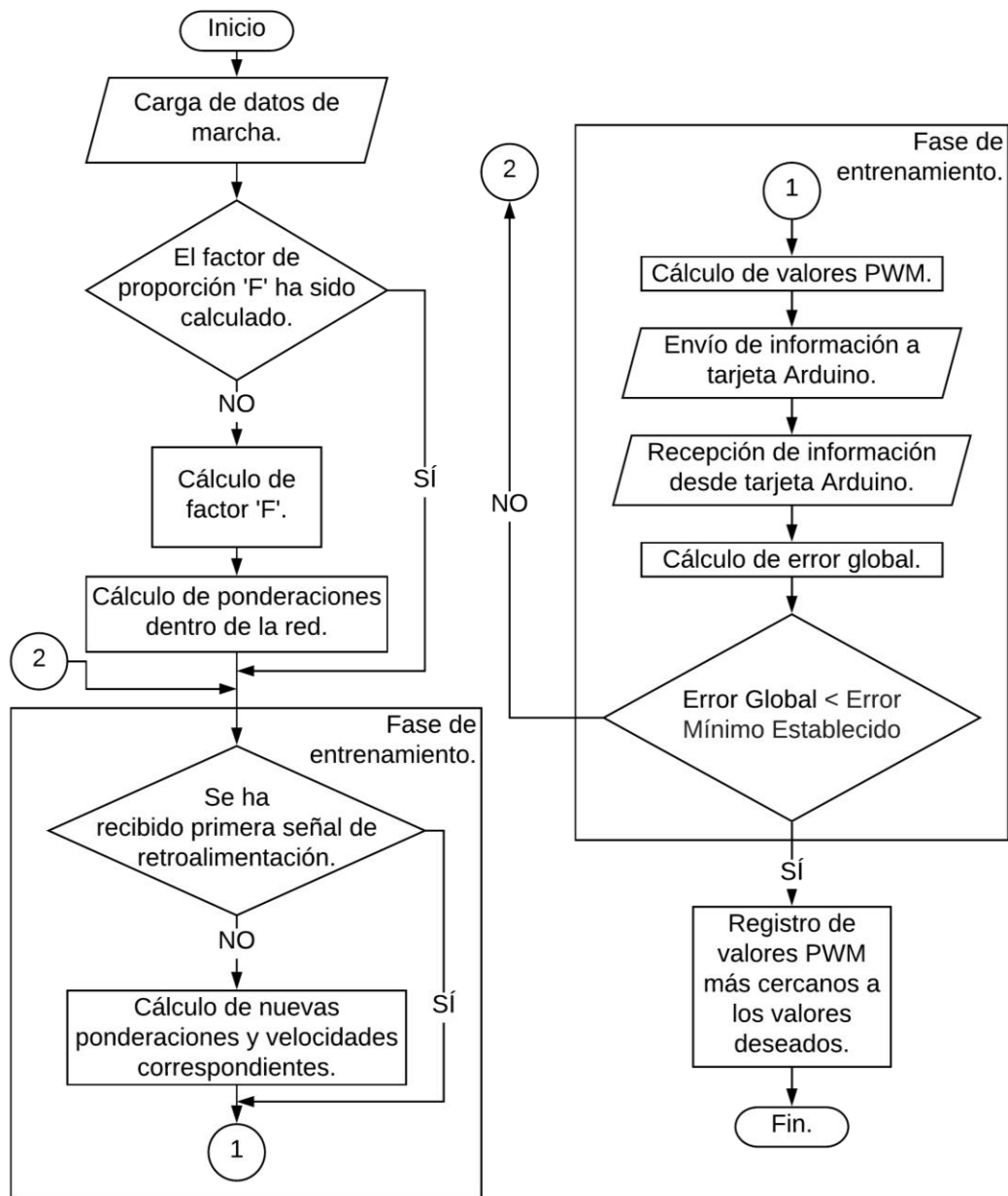
CARACTERÍSTICA	VALOR	UNIDAD
Voltaje Nominal de Operación	10...36	V
Corriente de salida ( $I_{cont}/I_{max}$ )	2.7/9	A/A
Voltaje de Alimentación a Sensores Hall	5	V
Frecuencia de modulación por ancho de pulso.	53.6	kHz
Frecuencia de muestreo para el controlador PI de corriente.	53.6	kHz
Frecuencia de muestreo para el controlador PI de corriente.	5.36	kHz
Temperatura de Operación	-30...+45	°C

Fuente: Ficha técnica del controlador.

Elaboración propia.

## 2.5 Desarrollo de los algoritmos de control

El programa principal fue desarrollado en el lenguaje propio de MATLAB para ser ejecutado en su entorno de desarrollo integrado (IDE) y, para ser utilizada como interfaz entre MATLAB y cada uno de los drivers, ha sido programada una tarjeta Arduino Mega 2560. La Figura 2.3 presenta el diagrama de flujo del programa principal desarrollado en MATLAB.



**Figura 2.4 Diagrama de flujo del algoritmo de entrenamiento.** Describe el algoritmo del programa principal desarrollado en MATLAB utilizado para el cálculo de las ponderaciones de las conexiones entre las neuronas de la red.

Elaboración propia.

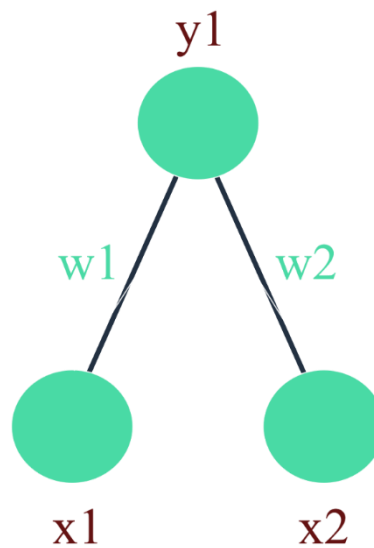
El programa principal comprende una serie de opciones dentro de un menú para control del exoesqueleto; una de las opciones inicia el algoritmo de entrenamiento de los perceptrones en el sistema.

El algoritmo de entrenamiento inicia con la carga de datos de marcha, en grados por segundo versus ciclo de marcha, generados a partir de la curva de movimiento seleccionada en opciones previas del menú del programa. A continuación, en caso de no haberlos calculados, procede a calcular el factor (denominado 'F') que relaciona la velocidad de giro del motor generada por una señal PWM enviada; entonces, se procede a aproximar la curva de movimiento cargada con el entrenamiento de los perceptrones. Los datos generados por los perceptrones en términos de velocidad angular, son convertidos a unidades de PWM (valores entre 30-255) por medio del factor F y enviados al motor a través de la tarjeta Mega2560 y su controlador. Llegada la información de posición en valores analógicos (de 0 a 1023), esta es convertida en valores angulares para ser utilizados dentro del cálculo de la velocidad de giro del motor durante el ciclo realizado, en forma de intervalos de velocidad media, uno por unidad de porcentaje de ciclo de caminata. El error existente entre cada valor de rapidez angular calculado y el correspondiente valor esperado (la señal previamente enviada) es calculado y sumado dentro del error global de la iteración). Tomando como referencia cada error correspondiente calculado, es calculado el nuevo valor de las ponderaciones  $w_i$  a partir de la ecuación (2) del método SuperSAB, con parámetros  $c^- = 0.6$  y  $c^+ = 1.07$ , para adquirir una nueva curva de rapidez angular. La nueva información calculada es convertida a su 'equivalente' (en términos del factor F) en unidades de valores de PWM y enviada hasta que el error global descienda hasta ser menor a un mínimo establecido, parámetro que establece la culminación del entrenamiento.

Culminado el entrenamiento, la información adquirida sobre los parámetros de movimiento utilizados en la última iteración es almacenada dentro de una base de datos.

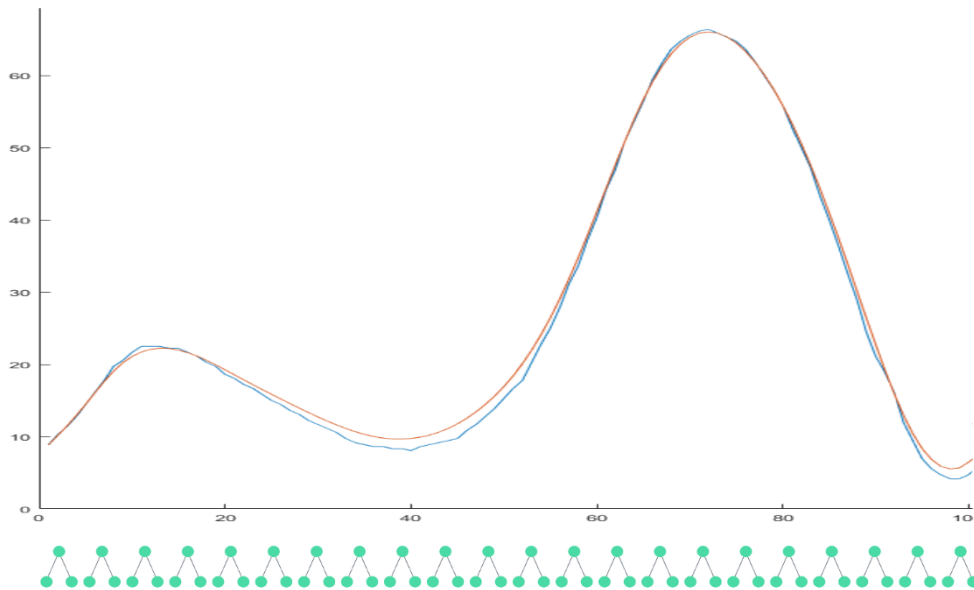
## 2.6 Redes neuronales dentro de la aproximación de la curva.

Para la realización del programa, fue estructurado un sistema basado en los conceptos base utilizados por las redes neuronales. Fue creado un sistema compuesto por 100 perceptrones independientes (uno por cada valor a aproximar de velocidad), consistentes en dos entradas (constantes a ser modificadas por sus respectivas ponderaciones) conectadas a una salida (velocidad de salida). La Figuras 2.5 y 2.6 ilustran al perceptrón de manera individual y dentro del sistema creado dentro del programa.



**Figura 2.5 Perceptrón.** Modelo de perceptrón utilizado en el sistema.

Elaboración propia.



**Figura 2.6 Ilustración de la configuración del sistema basado en redes neuronales para la aproximación de una función.**

Elaboración propia.

## 2.7 Criterio de finalización de entrenamiento y cálculo de la norma del error

El criterio utilizado para la culminación del entrenamiento fue el alcanzar un error global menor a un mínimo establecido, definido el error global de la iteración como:

$$E_{Global} = \sum_{i=1}^n |o_i - y_i| \quad (3)$$

Donde  $o_i$  e  $y_i$  representan la rapidez angular esperada y rapidez angular real, respectivamente, para cada valor de los  $n$  calculados de dentro de la curva.

Al finalizar el entrenamiento, es calculada la raíz del error cuadrático medio (RMSE, por sus siglas en inglés) con la finalidad de ser utilizada como parámetro de análisis de los resultados obtenidos.



## **2.8 Fabricación del soporte.**

Fue fabricada una estructura a partir de perfiles cuadrados y rectangulares de aluminio para que sirva de soporte durante las pruebas realizadas sobre el exoesqueleto.

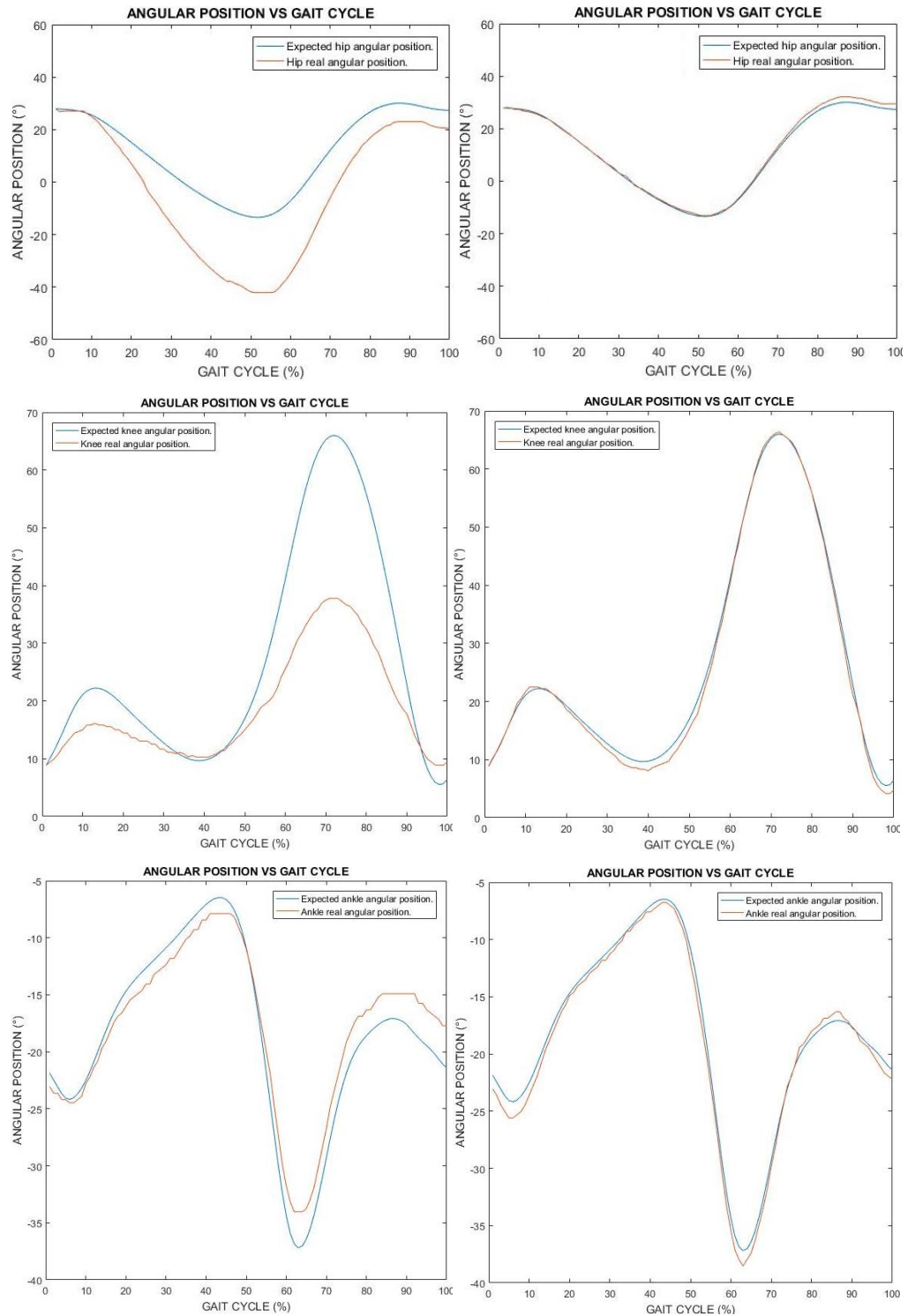
# CAPÍTULO 3

## 3. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

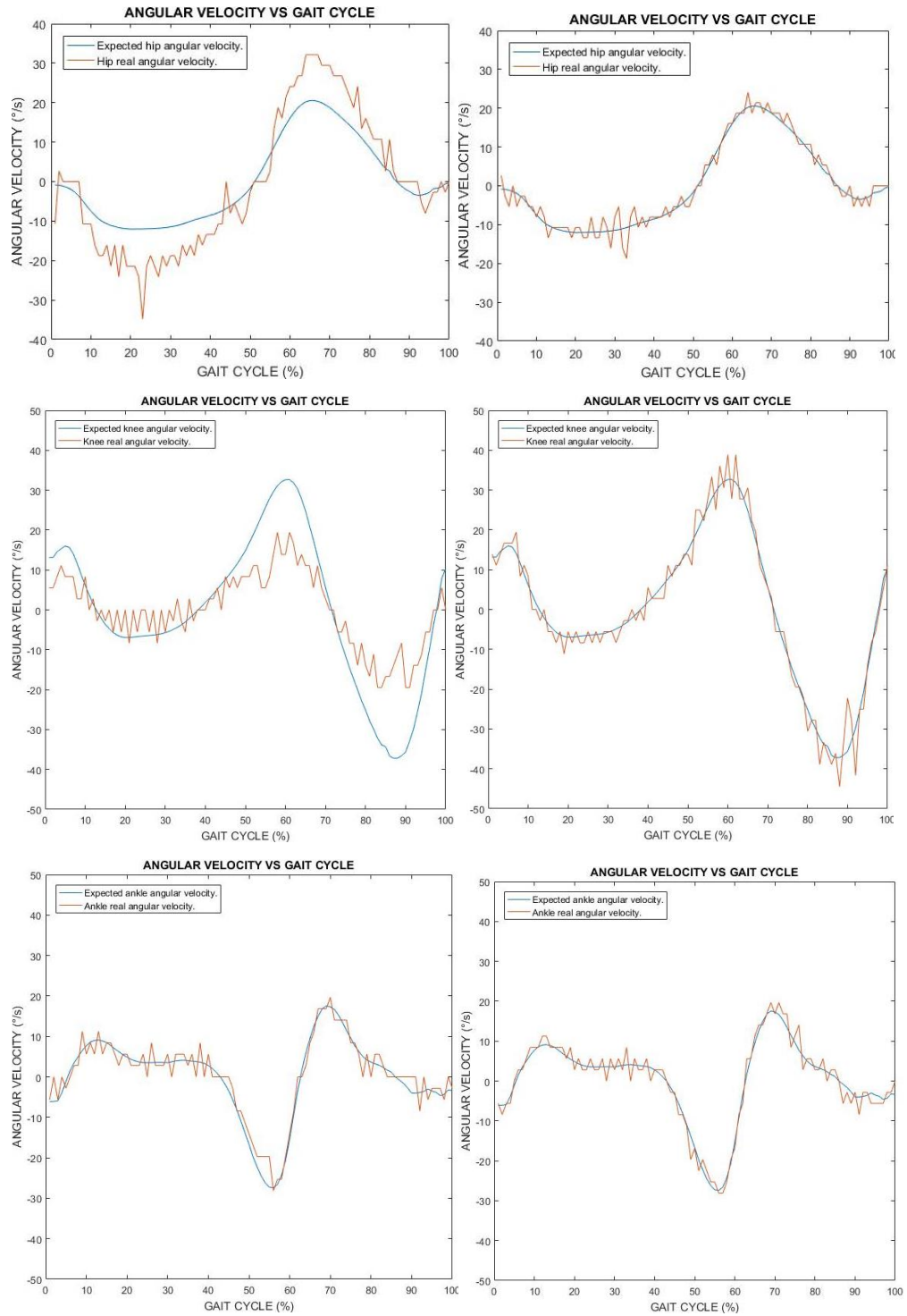
La Figura 3.1 muestra las curvas, en términos de posición angular versus porcentaje de ciclo de caminata, obtenidas, dispuestas en tres filas. De la primera a la tercera fila se muestran, respectivamente, los resultados obtenidos para las articulaciones en la cadera, rodilla y tobillo en la primera y la mejor aproximación realizadas durante el entrenamiento. Para cada fila, la primera aproximación realizada es mostrada en la gráfica de la izquierda, así como la mejor aproximación es mostrada en cada gráfica a la derecha. De manera similar a la Figura 3.1, se encuentran dispuestas en la Figura 3.2 las curvas de velocidad angular versus el porcentaje del ciclo de caminata obtenidas.

Tanto en la Figura 3.1 como en la 3.2, puede ser observada claramente la mejora entre la primera y mejor aproximación (o paso) en la reducción del error global de la posición y velocidad a lo largo del ciclo para cada articulación. Este hecho puede ser validado con la Tabla 3.1.

La Tabla 3.1 muestra la raíz del error cuadrático medio calculado sobre cada posición y velocidad angular a lo largo del ciclo de caminata, para cada articulación, para el primer y para el mejor paso. Como puede observarse, existe una clara mejora, entre el primer paso y el mejor conseguido, en la reproducción de la rutina de caminata seleccionada para el entrenamiento, indiferentemente de qué tan alejados se encuentran los valores inicialmente alcanzados. Ejemplos de esto son la mejora alcanzada en el movimiento de las articulaciones en la cadera y rodilla, yendo de 17.7 a 1.2 grados y de 57.6 a 0.6 grados por segundo, respectivamente. La cantidad de pasos realizados hasta conseguir la mejor aproximación, de manera respectiva para la articulación de la cadera y de la rodilla, fueron de 35 y 11 pasos; para la articulación del tobillo, llegar a la mejor aproximación le tomó al programa ejecutar 27 pasos.



**Figura 3.1 Resultados de la posición angular vs el ciclo de caminata.** (1era columna: Primer (izquierda) y mejor (derecha) intento en la cadera; 2da columna: Primer (izquierda) y mejor (derecha) intento en la rodilla; 3era columna: Primer (izquierda) y mejor (derecha) intento en el tobillo.



**Figura 3.2 Resultados de la velocidad angular vs el ciclo de caminata.** (1era columna: Primer (izquierda) y mejor (derecha) intento en la cadera; 2da columna: Primer (izquierda) y mejor (derecha) intento en la rodilla; 3era columna: Primer (izquierda) y mejor (derecha) intento en el tobillo.

**Tabla 3.1 RMSE calculado sobre la primer y mejor aproximación realizada por cada articulación.**

RMSE	Articulaciones <sup>a</sup>					
	Cadera		Rodilla		Tobillo	
	1er	35to	1er	11avo	1er	27mo
Posición (°)	17.7	1.2	12.9	0.9	2.1	0.9
Velocidad (°/s)	7.2	2.1	57.6	0.6	2.7	2.1

<sup>a</sup>Valores RMSE calculados en las articulaciones de la pierna derecha.

Elaboración propia.

La diferencia entre los números de pasos ejecutados sobre cada articulación para alcanzar los resultados mostrados puede encontrarse influenciada debido a la diferencia en las condiciones físicas envueltas en cada articulación.

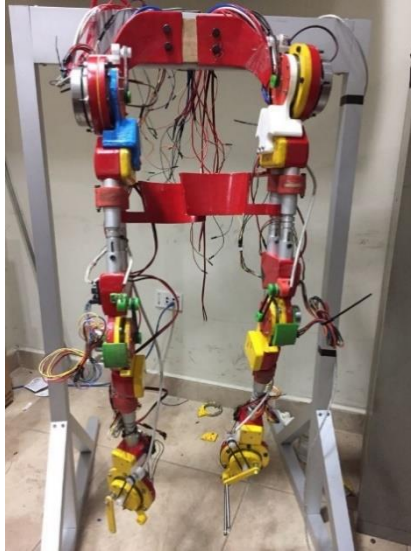
Debe ser considerado que los resultados presentados fueron obtenidos de manera libre (sin condición de finalización del entrenamiento) para probar el alcance del programa. La influencia de la condición mecánica del exoesqueleto fue comprobada durante las primeras pruebas realizadas, siendo preciso, sobre la articulación de la cadera; durante momentos específicos del ciclo podía ser observada la dificultad que le representaba al sistema aproximarse a la reproducción de la rutina de la manera deseada; estos momentos específicos observados en las gráficas del ciclo coincidían con movimientos inesperados en la articulación, posteriormente identificados, como consecuencia de un inapropiado ajuste mecánico. En otras palabras, la efectividad del algoritmo se ve influenciada por la mecánica del exoesqueleto; el que exista banda desajustada o una junta incorrectamente realizada contribuye a la obtención de resultados no deseados (aquello tiene sentido considerando que el algoritmo trabaja aprendiendo de los errores cometidos, esperando que una determinada corrección sobre los parámetros implicados en la generación de valores PWM, genere un determinado efecto sobre la función de error; una respuesta 'inesperada' procesada por el programa debido a una falla en la estabilidad mecánica del mecanismo o en la lectura de la posición de la articulación resultará en una interpretación aparentemente errónea del sistema por parte de la red, que no tiene lugar a convergencia

debido a la aleatoria respuesta del sistema sobre el que se ejecuta el entrenamiento). Las correcciones realizadas sobre el diseño mecánico del exoesqueleto validaron la efectividad del algoritmo desarrollado para la reproducción de rutinas de movimiento obteniendo, en paralelo, mejor movilidad (sin aleatoriedad) y fluidez en el movimiento relativo entre sus componentes, y una mejor aproximación al movimiento deseado.

Durante cada prueba realizada nuevamente sobre cada articulación, el método de entrenamiento utilizado consiguió reducir el error en la reproducción de la rutina seleccionada hasta un valor aceptable, indiferentemente de si la articulación se encontrara vinculada o desvinculada a las otras (implicando cargas variables, mayor y menor para cada caso), así como una relativamente rápida convergencia hacia los valores deseados; puede observarse, sin embargo, que alrededor del porcentaje 30 del ciclo de caminata, sobre la articulación de la cadera, aún es mantenido un error local sobre la velocidad de la articulación relativamente alto, esto ocurre de manera similar para ciertos tramos del movimiento en las articulaciones de la rodilla y el tobillo.

Las distintas condiciones impuestas por cada rutina de movimiento existente en la base de datos adquirida también permiten experimentar sobre la efectividad del algoritmo, además de servir como herramienta de comparación en el desarrollo de rutinas con fines terapéuticos en la motricidad de articulaciones en las extremidades inferiores tanto en niños como adultos.

El soporte construido, presentado en la Figura 3.3 con el sistema montado, resultó útil en la realización de los entrenamientos. Con uniones empernadas consiguió mantener al exoesqueleto en una determinada posición mientras era registrada la información de cada movimiento efectuado.



**Figura 3.3 Exoesqueleto montado sobre el soporte.**

La principal diferencia de la metodología utilizada en este trabajo en comparación con la de otras investigaciones radica en que el programa desarrollado pretende la obtención de la señal que reproduzca de manera efectiva el movimiento de una rutina en particular, debido a las condiciones de operación del controlador utilizado, valiéndose del controlador PI integrado en él. El controlador PI asegura que la intensidad de corriente enviada al motor sea ajustada de manera dinámica en función de los requerimientos del sistema.

El tiempo de respuesta juega también un papel importante en la efectividad de reproducción del movimiento; un menor tiempo de respuesta permitiría una mayor precisión en la reproducción del movimiento deseado. Los tiempos de respuesta medidos en cada articulación fueron de 300, 92 y 104 ms para las articulaciones de la cadera, rodilla y tobillo, respectivamente; considerando que, de acuerdo con la información otorgada por Barreira et al., en promedio, un ciclo de caminata normal dura alrededor de 1 s, el tiempo de respuesta del controlador es relativamente lento. En consecuencia, para realizar un desplazamiento  $\Delta\theta$ , que en condiciones ideales y uniformes implicaría el envío de con una señal constante  $V$ , en condiciones reales tanto más lento sea el tiempo de respuesta implicaría el envío de señales de mayor magnitud al

controlador. Con el objetivo de validar la efectividad del software, las pruebas realizadas consideraron intervalos de 5 y 10 segundos por ciclo



# CAPÍTULO 4

## 4. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

### 4.1 Conclusiones

- En este trabajo ha sido presentado el diseño y construcción de un exoesqueleto robótico de 6 GDL, así como la factibilidad del uso de una tarjeta Arduino como interfaz para el desarrollo de un sistema de control basado en redes neuronales.
- El controlador Arduino, como parte de un sistema de control, resulta ser una opción económica y asequible en comparación con otros sistemas disponibles en el mercado.
- El método utilizado para obtener la entrada requerida por el controlador de velocidad de lazo cerrado tiene su ventaja en su simplicidad y eficacia en comparación con otros métodos donde su dependencia en la determinación de un modelo físico que mejor represente el comportamiento del sistema puede convertirse en una tarea más compleja.
- Finalmente, el sistema desarrollado permitirá crear y registrar los parámetros de control de movimientos preestablecidos útiles para la creación de una batería de movimientos, diseñada para procesos de rehabilitación.

### 4.2 Recomendaciones

- Evaluar y mejorar el diseño mecánico del exoesqueleto, con especial enfoque, en las zonas de las articulaciones, para que exista una mayor fluidez en el movimiento del exoesqueleto, y, en las secciones críticas generadas al ser montado el exoesqueleto en el soporte.
- Respecto a las secciones críticas generadas al montar el exoesqueleto al soporte podría, o bien rediseñarse aquella sección, o establecer una nueva y más apropiada forma de sujeción del exoesqueleto.

- Dinamizar el sistema en conjunto con la comunicación con el programa principal; a pesar de conseguir replicar con la precisión mostrada las curvas de movimiento adquiridas para el entrenamiento, el sistema puede ser mejorado en varios aspectos para darle dinamismo la ejecución de las tareas dispuestas. El uso de sensores de presión o afines que permitan medir la interacción entre el usuario y el exoesqueleto, dentro de un sistema de control que funciones en respuesta de la fuerza que ejerce el exoesqueleto sobre el usuario, haría el uso del exoesqueleto una actividad segura. Del mismo modo, el desarrollo de un algoritmo, que responda de manera dinámica ante cualquier señal imprevista, dentro del programa, permitiría una mejor interacción en tiempo real entre el computador y el exoesqueleto.
- Evaluar la conveniencia de desarrollar el programa en la tarjeta Arduino con la herramienta de registro PORT, ya que, en trabajos encontrados, han sido comparados programas desarrollados con esta herramienta, la cual permite una manipulación de más bajo nivel, a aquellos desarrollados con el lenguaje convencional utilizado en la programación de la tarjeta, resultando en diferencias de rapidez relativamente altas, con el primero en la ventaja.

# BIBLIOGRAFÍA

- Yang, X., Lihua, G., Yang, Z., & Gu, W. (2008). Lower Extreme Carrying Exoskeleton Robot Adaptive Control Using Wavelet Neural Networks. *2008 Fourth International Conference On Natural Computation*. <http://dx.doi.org/10.1109/icnc.2008.754>
- Begué Salcedo, Jorge Antonio; Cobeña Minaya, William Isaac (2017). Diseño y construcción de un prototipo de la estructura mecánica de un exoesqueleto para rehabilitación de niños con discapacidad motora en extremidades inferiores. Trabajo final para la obtención del título: Ing. Mecánico. Espol.fimcp, Guayaquil.
- Anam, K., & Al-Jumaily, A. (2012). Active Exoskeleton Control Systems: State of the Art. *Procedia Engineering*, 41, 988-994. <http://dx.doi.org/10.1016/j.proeng.2012.07.273>
- Kruse, R. (2013). *Computational intelligence*. London [etc.]: Springer.
- Bovi, G., Rabuffetti, M., Mazzoleni, P., y Ferrarin, M. (2011). A multiple-task gait analysis approach: Kinematic, kinetic and EMG reference data for healthy young and adult subjects. *Gait & Posture*, 33(1), 6-13. <http://dx.doi.org/10.1016/j.gaitpost.2010.08.009>
- Barreira, T., Rowe, A., Kang, M. (2010). Parameters of Walking and Jogging in Healthy Young Adults. *International Journal of Exercise Science*.
- Alexandridis, A., & Zaprani, A. (2013). Wavelet neural networks: A practical guide. *Neural Networks*, 42, 1-27. <http://dx.doi.org/10.1016/j.neunet.2013.01.008>
- MATLAB R2015a (Version 8.5.0.197613). (2017). Guayaquil, Ecuador.