Revista Internacional de Investigación e Innovación Tecnológica

Página principal: www.riiit.com.mx

Robots y exoesqueletos para la rehabilitación de pacientes post – accidente cerebrovascular y lesiones musculares para miembros inferiores y superiores

Robots and exoskeletons for rehabilitation of post-stroke and muscle injury patients for upper and lower limbs

Montoya-Hernández, C., Hernández-Zavala, A.*

Departamento de Mecatrónica; CICATA Unidad Querétaro: C.P. 76090, Santiago de Querétaro, Querétaro. ORCID: https://orcid.org/0009-0004-1720-5042, https://orcid.org/0000-0002-0964-9522*

cmontoya1800@alumno.ipn.mx; anhernandezz@ipn.mx*

Innovación tecnológica: Estrategias de control aplicadas a robots de asistencia para la rehabilitación.

Área de aplicación industrial: Rehabilitación, Medicina deportiva.

Recibido: 11 julio 2025
Aceptado: 20 enero 2026

Abstract

This paper presents a state-of-the-art review of robots applied to the rehabilitation of upper and lower limbs, with particular focus on the implementation of intelligent control strategies. The importance of early rehabilitation to recover impaired motor function is addressed, highlighting the role of robots as highly useful tools to support physiotherapists during conventional therapy. Two types of robot classification are presented: the first, based on how they attach to the user's body (end-effector, exoskeleton, or planar); and the second, based on the anatomical region they target (lower, upper limbs). Technical characteristics such as degrees of freedom, actuation modes, control strategies, types of assistance, integrated sensors, user interfaces, and system feedback are analyzed. The methodology consisted of a review of recent studies that implement intelligent control algorithms such as adaptive control, fuzzy control, neural networks, model predictive control, genetic algorithms, and Assist-As-Needed strategies, as well as intelligent algorithms that use electromyographic signals to estimate movement intention.

Keywords: Intelligent control, Exoskeletons, Human-robot interaction, Rehabilitation robots, Electromyographic signals.

Resumen

En este trabajo se presenta una revisión del estado del arte de los robots aplicados a la rehabilitación de extremidades superiores e inferiores, con especial interés en las estrategias de control inteligente implementadas. Se aborda la importancia de la rehabilitación temprana para recuperar la funcionalidad motora afectada, destacando el papel de los robots como herramientas muy útiles para asistir a los fisioterapeutas durante la terapia convencional. Se muestran dos tipos de clasificación de robots: la primera, según la forma de acoplarse al cuerpo del usuario (efecto, exoesqueleto o plano); y la segunda, según la posición anatómica a la que están destinados (miembros inferiores, superiores). Se analizan características técnicas como grados de libertad, modos de actuación, estrategias de control, tipos de asistencia, sensores integrados, interfaces con el usuario y retroalimentación al sistema. La metodología consistió en revisar investigaciones recientes que implementan algoritmos de control inteligente como control adaptativo, control difuso, redes neuronales, control predictivo basado en modelo, algoritmos genéticos y estrategias Assist-As-Needed. También se revisaron trabajos relacionados con el uso de señales electromiográficas para estimar la intención de movimiento.

Palabras clave: Control inteligente, Exoesqueletos, Interacción humano-robot, Robots de rehabilitación, Señales electromiográficas.

1. Introducción

Cada año, millones de personas sufren accidentes cerebrovasculares y lesiones musculoesqueléticas, de los cuales, un alto porcentaje provoca secuelas que impactan negativamente en las funciones motoras de los individuos, afectando así su calidad de vida. Los accidentes cerebrovasculares se definen como un grupo de enfermedades que causan daño en el tejido cerebral debido a una ruptura o bloqueo de vasos sanguíneos (Liu et al., 2022), y los efectos incapacitantes que generalmente traen consigo son el deterioro motor que implica debilidad en las extremidades en diferentes grados, que afecta aproximadamente el 80% de los pacientes (Whitehead et al., 2019). Por otro lado, en la medicina deportiva, las lesiones musculoesqueléticas representan un gran problema de salud, debido a que afectan el rendimiento de los atletas e implican altos costos económicos. La prevalencia de la localización de las lesiones varía dependiendo de la modalidad deportiva, del 5 – 60 % representan lesiones articulares, del 20 - 60 % para lesiones musculares y del 10 – 50 % para la tendinopatía (Goes et al., 2020).

De acuerdo con el Instituto Nacional de Neurología y Neurocirugía de la Secretaría de Salud en México, cada año se registran 170 mil casos de infarto cerebrovascular; de los cuales el 75% de las personas tendrá discapacidad total, grave o moderada, y 25% logrará la recuperación exitosa. Además, destacó que, en los últimos 17 años, el riesgo de que una persona sufra un evento cerebrovascular se incrementó en un 50%, por ello se calcula que afectará a uno de cada cuatro personas en el mundo (Secretaría de Salud, 2023). Además, en adultos mayores, el riesgo de lesión se incrementa debido al proceso natural de envejecimiento del cuerpo. Estas lesiones a menudo requieren inmovilización temporal, seguida de terapia física que consiste en realizar movimientos cuidadosos y lentos de extensión y contracción de la extremidad para la rehabilitación (Volicer, 2005).

En este contexto, la magnitud de los problemas relacionados con las enfermedades y lesiones musculares, asociados también con la limitada disponibilidad de fisioterapia en el sistema de salud, genera una demanda de rehabilitación que supera las capacidades actuales. Por tanto, la adopción de tecnologías de asistencia robótica, de acuerdo con (J. He et al., 2025), representa una alternativa con potencial para ayudar en las tareas y monitoreo de la rehabilitación clínica, aliviando parte de la demanda de los fisioterapeutas debido a limitaciones de tiempo y disponibilidad.

Este trabajo se presenta una revisión del estado del arte correspondiente a los robots más relevantes desarrollados para la rehabilitación tanto de miembros inferiores como superiores. Se comienza mencionando la importancia de la rehabilitación temprana después de un accidente cerebrovascular o lesión musculoesquelética. Posteriormente, se aborda la implementación de robots en los procesos de rehabilitación, los tipos de clasificación de estos dispositivos, la aplicación de algoritmos basados en inteligencia artificial para su control, y el uso de señales electromiográficas para la estimación de la intención de movimiento del paciente. Finalmente, se analizan las principales vertientes propuestas en los trabajos revisados.

2. Importancia de la rehabilitación temprana y constante

La rehabilitación posterior al ictus es un proceso esencial orientado a maximizar la independencia funcional de los pacientes con discapacidad motora. Este proceso puede llevarse a cabo tanto en entornos hospitalarios como ambulatorios. Según el NIH (National Institutes of Health, por sus siglas en inglés), el tratamiento estándar para pacientes hospitalizados consiste en sesiones intensivas de al menos 3 horas por 5-6 días a la semana durante aproximadamente 3 semanas, mientras que el tratamiento ambulatorio requiere de asistir al hospital hasta 3 veces por semana (Felix Brown et al., 2024).

Implementar un plan de rehabilitación adecuado es fundamental para mejorar la función motora de los pacientes, mediante movimientos planificados y actividades terapéuticas que permiten a los pacientes el fortalecimiento muscular, recuperar la capacidad para caminar y retomar sus actividades diarias e incluso prevenir lesiones (Liu et al., 2022). Generalmente el proceso requiere de un equipo interdisciplinario compuesto por profesionales de la salud altamente capacitados que trabajan en conjunto (Whitehead et al., 2019).

En países en vías de desarrollo como México, existe una falta de personal de salud capacitado en el área de fisioterapia, especialmente en entornos de rehabilitación. Esto conlleva a que las sesiones de rehabilitación sean costosas y dependen de la experiencia del fisioterapeuta (Shoaib et al., 2021). De acuerdo con el reporte más reciente de la asociación de Fisioterapia Mundial, publicado en 2025 y datos recopilados de la AMEFI (Asociación Mexicana de Fisioterapia), México cuenta con aproximadamente 35,528 fisioterapeutas en ejercicio, representando una densidad de apenas 2.77 profesionales por cada 10,000 habitantes (World Physiotherapy, 2025). Esta cifra sitúa al país muy por debajo del promedio de los miembros de la OCDE (Organisation for Economic Co-operation and Development, por sus siglas en inglés) que cuentan con alrededor de 11 fisioterapeutas por cada 10,000 habitantes (The Global Economy, 2023).

3. El papel de los robots de rehabilitación como una herramienta de apoyo a terapia convencional

Con la creciente carga sobre los terapeutas causada por la naturaleza laboriosa del tratamiento de pacientes con discapacidades físicas, la rehabilitación robótica es un campo de investigación enfocado en desarrollar sistemas para ayudar en la terapia física de las articulaciones. Estos sistemas buscan reducir la carga de trabajo de los terapeutas, proporcionar ejercicios más precisos guiados por el robot y aumentar la seguridad tanto para paciente como para el especialista.

Aprovechando el desarrollo de nuevas tecnologías, empresas e instituciones de investigación han llevado a cabo diversos trabajos de investigación para el desarrollo de robots – exoesqueletos dedicados a la asistencia durante el proceso de terapia convencional. El uso de robots de rehabilitación puede reducir la carga sobre los terapeutas, realizar la detección de datos durante el entrenamiento y ayudar a la evaluación cuantitativa de la recuperación de una manera controlable y repetible (Shi et al., 2019). Además, permite disminuir los costos en salud, al mismo tiempo que mejora la eficiencia del proceso de rehabilitación debido a que permite aumentar la duración y frecuencia del entrenamiento reduciendo la necesidad de múltiples terapeutas de asistencia (Hong et al., 2024).

Los movimientos repetidos de las extremidades humanas son fundamentales en el proceso de la recuperación funcional de la extremidad lesionada. Este proceso implica realizar ejercicios repetitivos a diferentes velocidades. En este contexto, los robots han demostrado ser más eficientes en la realización de estos ejercicios debido a que pueden ofrecer sesiones más largas y frecuentes sin fatiga, lo cual ha despertado un interés por la investigación y desarrollo de nuevos dispositivos. Además, algunos sistemas permiten la implementación con supervisión remota, donde un solo terapeuta puede monitorear múltiples pacientes (Stein, 2012; Reinkensmeyer y Boninger, 2011).

Algunos dispositivos se integran con simuladores de realidad virtual, mejorando la fisioterapia convencional al registrar diversas características del paciente como: posición, fuerza, tiempo y velocidad. Estos datos no solo enriquecen el diagnóstico, sino que también permiten diseñar sesiones de terapia personalizadas de acuerdo con la evolución de cada paciente (Gonçalves et al., 2020). La efectividad de los robots de rehabilitación radica en la capacidad para realizar ejercicios de manera precisa y repetitiva, así como adaptar sus parámetros de control en respuesta al progreso del paciente y así poder garantizar una interacción segura durante la terapia (Felix Brown et al., 2024).

En el ámbito de la rehabilitación, los dispositivos son diseñados bajo distintos enfoques, según su funcionamiento y el grado de interacción con el paciente. En la Tabla 1 se sintetizan las principales ventajas y limitaciones de los enfoques de los robots usados para rehabilitación.

Tabla 1. Ventajas y limitaciones de los enfoques en rehabilitación.

Tipo de dispositivo	Ventajas	Limitaciones
Exoesqueletos	Mejor control sobre cada articulación Alineación con el movimiento humano Permiten diferentes modos de operación	Complejidad mecánica Requiere ajustes personalizados
Efector final	Diseño simple y menor costo Adaptabilidad al paciente Bajo tiempo de preparación	Bajo control en algunas articulaciones Baja capacidad para reproducir movimientos complejos
Dispositivo plano	Movimientos continuos y seguros Ideal para fases tempranas de rehabilitación	Restricción de movilidad en un solo plano Poco estimulo funcional

4. Clasificación de robots de rehabilitación

Tal como se describe en la sección 3, los robots de rehabilitación se clasifican en tres categorías principales de acuerdo a la forma de acoplarse al cuerpo del paciente: efector final, exoesqueleto y plano. En los sistemas de efector final, el robot está unido al cuerpo del usuario. En los exoesqueletos, el robot se envuelve alrededor del cuerpo humano y cada articulación se controla de forma independiente. Por último, en los robots de tipo plano se restringe el movimiento del usuario a un solo eje, permitiendo desplazamientos únicamente en las direcciones definidas por los puntos de unión al cuerpo. Las técnicas más comunes de actuación de rehabilitación son: neumáticos, hidráulicos, elásticos y eléctricos. Los dispositivos de ortesis y exoesqueleto se utilizan principalmente para diversas aplicaciones al fortalecer el músculo débil del usuario para recuperar la capacidad de locomoción (Shoaib et al., 2021).

Otra forma de clasificar los robots de rehabilitación se basa en la región anatómica a la que están destinados, los diseñados para extremidades superiores como el hombro, codo, antebrazo, muñeca y dedos; y los que están diseñados para extremidades inferiores como la cadera, rodilla, tobillo y pie (Shoaib et al., 2021).

En la Tabla 2 y Tabla 3, se presenta una clasificación de robots de rehabilitación según la región anatómica a la que están dirigidos, ya sea miembros inferiores o superiores. En dicha clasificación se incluyen sus principales características como: grados de libertad (GDL), actuador empleado, tipo de control, sensores utilizados, la extremidad a la que están destinados y el objetivo del dispositivo, entre otros aspectos relevantes.

Tabla 2. Robots de rehabilitación de miembros inferiores.

Trabajo	*Articulación*	*Grado de libertad*	*Actuador*	*Control*	*Tipo de asistencia*	*Sensores*	*Acoplamiento*	*Retroalimentación*	*Objetivo terapéutico*	*Ilustración*
ReWalk (Esquenazi et al., 2012)	Cadera Rodilla Tobillo	4	Motor eléctrico DC	Basado en trayectoria preestablecida	Activa	Inclinación	Exoesqueleto	Posición angular	Restaurar la marcha con lesión medular de nivel torácico	
H2 (Bortole et al., 2015)	Cadera Rodilla Tobillo	6	Motor eléctrico sin escobillas EC	Control de campo de fuerza	Activa Adaptativa Cooperativa	Encoder Galga extensiométrica Interruptores plantares	Exoesqueleto	Torque Posición angular	Restaurar marcha en post-inctus	
SMA (Buesing et al., 2015)	Cadera Tobillo Rodilla	2	Motores eléctricos sin escobillas EC	Adaptativo basado en redes neuronales oscilatorias	Activa Cooperativa Adaptativa	Ángulo Corriente	Exoesqueleto	Posición angular Frecuencia Ritmo de la marcha	Mejorar parámetros de la marcha post-ictus	
Ekso GT (Ekso Bionics, 2017)	Cadera Rodilla Tobillo	4	Motores eléctricos DC	Ajustable mediante Software SmartAssist	Activa Ajustable por profesional	Fuerza Posición Velocidad angular Postura	Ortesis Andador	Fuerza Velocidad Posición angular	Rehabilitación de marcha	
Hybrid Neuroprosthesis (Chang et al., 2017)	Cadera Rodilla Tobillo	4	Válvulas hidráulicas	Estimulación muscular (FNS) Maquina de estados finitos (FSM)	Hibrida Cooperativa	Encoder De fuerza resistivo IMU	Exoesqueleto	Posición angular Presión Selección de usuario	Rehabilitar la marcha en pacientes con lesión medular	
(Pérez-San Lázaro et al., 2021)	Cadera Tobillo Rodilla	9	Motores eléctricos DC	Control en modo deslizante de alto orden adaptativo	Activa Adaptativa	Rotatorios resistivos Electromiográficos	Exoesqueleto	Posición angular	Rehabilitación para niños con lesión	

(Changcheng et al., 2022)	Cadera Rodilla	6	Motor eléctrico sin escobillas EC	Linear extended state observer Fuzzy sliding mode control Fast finite-time sliding mode control	Pasiva (trayectoria planeada)	Encoders incrementales	Correas	Posición angular	Rehabilitación de marcha Asistencia de movilidad	
(Miller-Jackson et al., 2022)	Cadera	1	Neumáticos inflables y válvulas	Presión basada en fase de marcha Máquina de estados	Blanda Activa	FSR Presión	Arnés textil	Presión	Rehabilitación Asistencia	
Indego (Shushtari et al., 2023)	Cadera Rodilla Tobillo	7	Motores eléctricos sin escobillas EC	Control PD	Asistencia pasiva	Acelerómetros lineales Encoder	Exoesqueleto Caminadora	Posición angular Aceleración	Rehabilitación pacientes post-ictus	
(Luo et al., 2023)	Cadera Rodilla	4	Motores eléctricos	Basado en Aprendizaje por Refuerzo Profundo	Activa Adaptativa	Encoders	Exoesqueleto	Posición angular Velocidad Fuerza	Rehabilitar Asistir marcha	
(Foroutannia et al., 2023)	Cadera Rodilla Tobillo	4	Motor sin escobillas EC	Impedancia Difusa Adaptativa Redes Neuronales Convolucionales (CNN)	Activa	Electromiográficos Celdas de carga Encoders IMU	Exoesqueleto	Posición angular Velocidad Fuerza Aceleración Señales EMG	Rehabilitación de marcha en pacientes post-ictus	
(Rosales-Luengas et al., 2023)	Cadera Rodilla Tobillo	6	Servomotores	Control con juntas flexibles EMG para selección de rutinas	Activa Adaptativa	Electromiográficos Encoders Torque interno del motor	Exoesqueleto	Posición angular Torque Señales EMG	Rehabilitación Entrenamiento muscular	

(Zhu et al., 2024)	Cadera Rodilla Tobillo	10	Servomotor	Control PID de doble lazo (velocidad + posición) Control difuso	Activa Pasiva	Encoder Fotoencoders Postura Torque	Exoesqueleto	Posición angular	Rehabilitación de la marcha	
(Yu et al., 2024)	Cadera Rodilla Tobillo	6	Motores eléctricos DC	Adaptativo basado en medición de fuerza	Pasiva Activa Adaptativa	Fuerza Encoders	Exoesqueleto	Fuerza Posición angular	Rehabilitación de marcha Entrenamiento	
(Z. He et al., 2025)	Tobillo Pie	6	Motores eléctricos DC	Control difuso Admitancia en espacio articular Red Convolucional	Pasiva Activa	Fuerza Encoders Sistema óptico	Cables	Fuerza Posición Velocidad Rigidez estimada	Rehabilitación post-fractura de tobillo	

Tabla 3. Robots de rehabilitación de miembros superiores.

Trabajo	*Extremidad*	*Grado de libertad*	*Actuación*	*Control*	*Tipo de asistencia*	*Sensores usados*	*Acoplamiento*	*Retroalimentación*	*Objetivo terapéutico*	*Ilustración*
ULEL (Akram Riani et al., 2017)	Hombro Codo Muñeca	3	Motor eléctrico DC	Adaptativo integral de modo deslizante terminal	Pasiva	Posición Velocidad	Exoesqueleto	Posición articular Velocidad articular	Rehabilitación de marcha	
RETRAINER (Ambrosini et al., 2017)	Hombro Codo	4	Resortes ajustables Freno electromagnético	Máquina de estados Embebido en tiempo real (ECS) + estimulación funcional EMG	Pasiva Activa	Ángulo EMG RFID	Exoesqueleto	Señales electromiográficas Posición	Rehabilitación de pacientes post-ictus	

(W. Chen et al., 2019)	Hombro Codo Muñeca	4	Motores eléctricos	PID	Pasiva	Encoder IMU Fuerza	Exoesqueleto	Tensión de los cables Orientación del brazo	Rehabilitación funcional tras daño cerebral	
Diego (Passon et al., 2020)	Hombro Codo	2	Motores eléctricos	De fuerza más seguimiento		Encoder IMU Ángulo	Efector final	Exoesqueleto	Rehabilitación Mejorar la precisión articular	
University of Bologna, Italy (Palazzi et al., 2022)	Hombro Codo	2	Motores eléctricos	Impedancia	Adaptativa Cooperativa	Galgas extensiométricas Encoder incremental	Exoesqueleto	Visual Posición angular Fuerza	Rehabilitación funcional por "pick-and-place"	
AGREE (Gasperina et al., 2023)	Hombro Codo	4	Motores eléctricos sin escobillas EC	Impedancia basada en celdas de carga	Pasiva Activa Resistiva	Torque Encoder Fuerza	Exoesqueleto	Fuerza de interacción Posición angular Velocidad angular	Rehabilitación de pacientes neurológicos	
Tensegrity (Ni et al., 2024)	Hombro Codo Muñeca	4	Cables elásticos Engrane	Lazo abierto mediante una unidad de tracción elástica	Activa	-	Exoesqueleto	-	Rehabilitación para pacientes con espasticidad	
Rehab-Exos (Chiaradia et al., 2024)	Hombro Codo	5	Motores eléctricos sin escobillas EC	Torque con retroalimentación de estado completo (JTFC1)	Activa Adaptativa	Torque Enconder incremental Fuerza	robot modular	Torque articular Trayectoria, Fuerzas de contacto	Rehabilitación post-ictus	
(Rosales-Luengas et al., 2024)	Hombro Codo Muñeca	2	Actuadores eléctricos + Series Elastic Actuator	Impedancia	Activa Pasiva	Actuador elástico en serie Encoders De deformación	Exoesqueleto	Ángulo articular Señal de fuerza/torque del resorte Velocidad articular	Rehabilitación para debilidad muscular	

(Lee et al., 2024)	Hombro Codo	4	Neumático	De predicción de intención de movimiento + Deep Learning		Electromiográfico	Exoesqueleto	Señales EMG	Asistir a pacientes con trastorno neuromotor	
(Vatan et al., 2025)	Hombro	3	Motor eléctrico DC Cable-driven	PID	Activa	Encoder Sistema de monitoreo	Exotraje	Seguimiento de posición Torque simulado	Rehabilitación	
(Shakeriaski et al., 2025)	Codo	1	Motor eléctrico DC	PID Modelo de Deep Learning	Activa	Electromiográfico de alta densidad	Exoesqueleto	Posición angular Longitud del cable actual	Asistir a pacientes post-ictus	
(Leone et al., 2025)	Codo Muñeca Dedos	7	Servomotores	PID	Activa	IMU Infrarrojo	Robot modular	Propioceptiva Aceleración angular	Rehabilitación a pacientes post-ictus	
(Arnold et al., 2025)	Hombro	2	Neumática suave inflable	Híbrido Machine Learning + Modelo de Detección de Intención + Histéresis	Activa Adaptativa	IMU De compresión capacitivo De presión	Actuador neumático inflable tipo chaleco	Angulo y velocidad angular Cambios de compresión/presión Propioreceptiva	Asistencia Rehabilitación post-ictus	
(Ghaffari et al., 2025)	Muñeca Antebrazo	3	Servomotores	Impedancia con método de compensación de gravedad	Activa Adaptativa	Encoders Corriente	Posición articular Velocidad estimada Torque estimado	Sistema modular con acoples verticales y horizontales	Rehabilitación de lesiones neurológicas	

En la Tabla 2, se observa una configuración promedio de 4-6 GDL, con dispositivos que alcanzan hasta 10 GDL, reflejando la complejidad biomecánica que implica el seguimiento de la marcha. Los motores eléctricos sin escobillas EC dominan como actuadores en aproximadamente un 70% de los sistemas y como minoría aplicaciones neumáticas e hidráulicas. En cuanto a las estrategias de control, muestran una evolución clara: desde controles PID básicos hasta implementaciones de control difuso, redes neuronales, aprendizaje por refuerzo profundo y controles adaptativos que integran señales EMG. Se destaca una tendencia hacia asistencia activa-adaptativa con retroalimentación multivariable (encoders, IMUs, señales EMG, celdas de carga), permitiendo ajustar el nivel de asistencia según el progreso del usuario.

Por otro lado, en la Tabla 3 se presentan configuraciones más compactas de 2-5 GDL, con algunas excepciones de 7-8 GDL para movimientos complejos. Se mantiene el dominio de motores eléctricos como actuadores, al igual que los actuadores neumáticos suaves y sistemas cable-driven para mantener una mayor portabilidad. Las estrategias de control inteligente que predominan son: control de impedancia adaptativa, estrategias Assist-As-Needed, modelos predictivos de Deep learning y estimación de la intención de movimiento mediante señales EMG.

La evolución del diseño de dispositivos de rehabilitación refleja que ha habido una transición de sistemas pasivos hacia sistemas portátiles con asistencia cooperativa, integrando señales de biorretroalimentación y personalización mediante algoritmos de Machine y Deep Learning.

5. Aplicación de algoritmos inteligentes en robots de rehabilitación

Los controladores basados en inteligencia artificial tienen un comportamiento en relación con el mapeo de entrada-salida y tienen una función de autoorganización y coordinación para tareas complejas e información dispersa de sensores. Son capaces de tomar decisiones por sí mismos dentro del alcance de los requisitos de la tarea. Pueden aprender y adquirir nuevos conocimientos durante la operación y utilizar dicha información para mejorar el comportamiento del control. Además, los controles inteligentes permiten mejorar la estabilidad del sistema y aumentar su robustez en tiempo real (Miguel-Fernández et al., 2023).

En los últimos años la implementación de controles basados en inteligencia artificial combinados con técnicas de control tradicionales en robots de rehabilitación, ha crecido de forma significativa, mejorando la interacción robot-paciente mediante el uso de sensores y retroalimentación al sistema. Estos avances optimizan el seguimiento de trayectorias basadas en la intención de movimiento del usuario, incorporan estrategias adaptativas que se ajustan a su progreso, facilitan la obtención de métricas objetivas para evaluar dicho progreso, así como interfaces intuitivas que facilitan el uso del dispositivo tanto para el usuario como para el terapeuta.

Estos avances también han permitido aplicar un modo de entrenamiento pasivo y activo, los cuales se realizan a partir de dos tipos de control: control pasivo y control activo. El control pasivo guía la articulación del usuario a lo largo de una trayectoria preestablecida y no requiere de una señal de entrada proporcionada por el usuario, el control es adecuado para pacientes con poca función

motora, por lo tanto, se requiere que proporcione un entrenamiento personalizado a cada usuario garantizando seguridad. En el control activo se debe regular la cantidad de torque proporcionado por la articulación robótica, ya sea para seguir, asistir o resistir el movimiento del usuario, siendo la resistencia útil para mejorar la condición muscular (Felix Brown et al., 2024).

A continuación, se describen los algoritmos inteligentes más empleados en los robots de rehabilitación, según la literatura revisada.

5.1 Algoritmos adaptativos

El control adaptativo es un conjunto de técnicas que ajustan automáticamente los controladores en tiempo real, con el fin de mantener o lograr un nivel esperado del rendimiento del sistema, incluso cuando los parámetros del modelo dinámico son desconocidos y/o cambian en el tiempo. El algoritmo de adaptación modifica los parámetros del control ajustable y/o genera un control auxiliar para mantener el índice de rendimiento próximo al deseado (Landau et al., 2011).

En (L. Chen et al., 2024) se presenta un robot de rehabilitación de miembro inferior, que usa una estrategia jerárquica de control con backstepping adaptativo a nivel bajo, y un controlador de admitancia adaptativo a nivel alto, ajustando la trayectoria del robot en función de la fuerza de interacción humano-robot. Los resultados mostraron una reducción del Dimensionless Squared Jerk (DSJ) en un 7.18% para la trayectoria deseada y en un 76.45% para la trayectoria seguida. Además, de una reducción del 15.38% en el error de desviación cuadrática media normalizada, logrando mayor suavidad, precisión e interacción cooperativa, y demostrando la capacidad para ajustar la trayectoria del robot en función del esfuerzo del paciente.

5.2 Algoritmo genético

Un algoritmo genético es un método de búsqueda heurística capaz de encontrar soluciones razonables a problemas complejos de optimización tanto restringidos como no restringidos (Azar et al., 2021).

En (Obo et al., 2017) se presenta un sistema de análisis de movimiento del brazo de 4 GDL, con optimización neuro-genética. En pruebas con 9 sujetos y validación contra un goniómetro, se obtuvieron errores menores al 5 % y una medida de error de seguimiento de hasta 0.0110, superando métodos anteriores, aun con oclusión y posturas dinámicas, reduciendo significativamente los errores de trayectoria mediante la penalización adaptativa y el modelo de islas.

(Yao et al., 2024) presentan un exoesqueleto de miembro superior de 5 GDL para rehabilitación de pacientes con hemiparesia. El sistema implementa un enfoque de planificación de trayectorias basado en curvas B-spline de quinto orden, optimizadas mediante el algoritmo genético multiobjetivo Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II, logrando reducción del tiempo de ejecución en 2.3 %, disminución del consumo energético en 19.2 % y reducción del impacto respecto al cambio de la aceleración en 34.6 %. Estas mejoras se tradujeron en movimientos más fluidos y estables, adecuados para una rehabilitación segura, eficiente y personalizada.

5.3 Red Neuronal Artificial

Las redes neuronales son algoritmos diseñados para reconocer patrones. Las ANN son efectivas para predecir eventos cuando se tiene una base de datos, además de que se han implementado en el mapeo de funciones lineales complejas (Islam et al., 2019).

(Azar et al., 2021) presentan un robot planar de efector final de 3 GDL para asistir

movimientos de cadera, rodilla y tobillo. La arquitectura es de 1 capa oculta con 10 neuronas que recibe como entrada las coordenadas X-Y del pie para predecir ángulos articulares y emplea un perceptrón multicapa entrenado con Levenberg-Marquard, optimizado con un algoritmo genético. Los resultados mostraron un torque estable en la cadera $\sim 1.5 - 2.2$ Nm. En la rodilla se redujo la dispersión, centrando el torque entre $1.5 - 2.0$ Nm. El tobillo presentó un perfil de torque suave y fisiológicamente coherente (~1.5 Nm). Logrando una mejora en el seguimiento de fuerza sin sobreajuste.

Así mismo (Pang et al., 2024) implementan un control de red neuronal de retropropagación con optimización por enjambre de partículas, con una arquitectura de 1 entrada, 5 neuronas ocultas, 1 salida y una tasa de aprendizaje de 0.01, en un exoesqueleto para miembro inferior de 4 GDL. Logrando menores errores de predicción, con valores de RMSE = 0.00159, MAE = 0.00108 y MBE = 0.00034. Superando hasta en un 96 % a los modelos tradicionales como BPNN, RBF, SVM y Random Forest, con alta precisión en el seguimiento articular, robustez frente a variaciones de parámetros y buen ajuste en datos reales.

Por otra parte (Wang et al., 2025) integran un modelo Spiking Cerebellar Model Network para predecir trayectorias en un exoesqueleto de miembro superior. El sistema mostró una reducción del RMSE del codo 0.42 vs 0.61 y del hombro 0.37 vs 0.45 respecto a una red Echo State Network Convencional, reduciendo el tiempo de cómputo en un 67.96%, con una mejora significativa en la eficiencia y la capacidad de respuesta del sistema en tiempo real. En pruebas en línea con un voluntario, el modelo logró una interacción fluida con el usuario y alta adaptabilidad.

En conjunto, estos tres trabajos reportan mejoras consistentes en precisión, estabilidad del torque, robustez y eficiencia computacional.

5.4 Control Predictivo por Modelo (MPC)

El MPC utiliza un modelo para predecir el comportamiento futuro del sistema y optimizar la acción de control, aunque esto implica un costo computacional más alto que los controladores clásicos (Schwenzer et al., 2021).

En (Brown et al., 2025) se presenta un robot de rehabilitación accionado por un músculo artificial neumático (PAM, por sus siglas en inglés) con MPC optimizado por un algoritmo de enjambre de partículas (PSO). El sistema se evaluó a partir de una comparación con un control PID clásico, PID optimizado con PSO y control por aprendizaje iterativo, mediante pruebas con diferentes formas de onda, cargas externas de 5 kg y 10 kg y perturbaciones. Los resultados mostraron un menor error de seguimiento, mayor suavidad, una respuesta más rápida y una mejor precisión.

En (Jin et al., 2023) proponen un MPC basado en un observador de estados extendido (ESO, por sus siglas en inglés) para un exoesqueleto de rehabilitación de miembro inferior de 2 GDL. El controlador utiliza variables virtuales para desacoplar el sistema y un ESO que estima en tiempo real las perturbaciones totales, permitiendo que el MPC las compense a partir de la posición. La evaluación se realizó comparando el desempeño con controladores PID difuso y MPC convencional. Los resultados mostraron que el control propuesto redujo el error medio de seguimiento a 0.93° en cadera, 1.07° en rodilla, superando al MPC convencional en un 35% y al PID difuso en un 39%,

mostrando alta precisión y robustez ante perturbaciones externas.

Ambos estudios coinciden en que el MPC mejora significativamente el seguimiento y la estabilidad ante perturbaciones.

5.5 Control Difuso

El control difuso usa el conocimiento humano en el diseño del controlador a partir de reglas que definen la relación entrada-salida. Un controlador por lógica difusa (FLC, por sus siglas en inglés) consta de: fuzzificación, base de reglas, mecanismo de inferencia y defuzzificación (Zavala et al., 2012).

En (Ayas et al., 2017) se presenta un robot paralelo de 2 GDL para rehabilitación de tobillo, que permite ajustar dinámicamente la asistencia o resistencia según la capacidad del paciente. La implementación de un control de admitancia adaptativo basado en lógica difusa y un controlador de lógica difusa optimizado por Cuckoo Search Algorithm (CSA), evaluado mediante ejercicios activos e isotónicos, mostró mejores resultados que el control estático (ángulo alcanzado de 18.5° vs 15.5°) y un seguimiento de trayectoria más preciso frente a perturbaciones, con una reducción de error del más del 50% respecto a un PID optimizado.

En (Amiri et al., 2022) presentan un robot de rehabilitación de miembros inferiores de 4 GDL para asistir ejercicios de marcha. Implementan un controlador que combina: Swarm Fuzzy Logic Controller (SFLC, por sus siglas en inglés), lógica difusa tipo-II, control adaptativo de Lyapunov (LAC, por sus siglas en inglés), control de impedancia y optimización por PSO. Se evaluaron los errores de seguimiento de trayectoria en las articulaciones de cadera y rodilla para ambas piernas. El controlador propuesto redujo el error medio en cadera en un 53.57% respecto a SFLC y 68% respecto a LAC. En la rodilla derecha, LASFC mejoró el desempeño en 45% frente a SFLC y 70% respecto a LAC. El Integral Absolute Error (IAE) fue menor.

En (Abdallah et al., 2024) se implementa un sistema de control de estimulación optimizado (OSCS, por sus siglas en inglés) para un exoesqueleto para miembro superior, que integra un enfoque de detección de dolor basado en lógica difusa y señales electromiográficas para estimar la contracción muscular y nivel de dolor mediante dos bloques difusos. Al evaluar el sistema con un paciente con fractura de antebrazo, logrando un aumento del rango de movimiento del codo a 110° (mejora del 83%) y una reducción del torque pasivo del 30%, indicando un progreso funcional.

(Yan et al., 2024) implementan un control predictivo basado en un modelo con funciones de Laguerre (LF-MPC) para un robot de rehabilitación portátil de miembro superior de 2 GDL. El control reduce la carga computacional al disminuir el número de parámetros de optimización sin afectar la precisión. Además, incorpora un observador de perturbaciones y variables de modo deslizante para mejorar la estabilidad y compensar errores externos. Al comparar el rendimiento del LF-MPC con controladores MPC convencional, GPC y PID-CTC, se obtuvo una mejora en el RMSE de 0.0317 rad en posición, un RMSE de 0.0051 rad/s en velocidad y un ITAE de 1.54 en velocidad, demostrando mayor precisión, rapidez y estabilidad.

En conjunto, los tres estudios evidencian mayor precisión, adaptación dinámica y reducción del error en escenarios con variabilidad entre pacientes.

5.6 Redes Neuro Difusas

Los modelos neuro-difusos son sistemas que combinan el aprendizaje de las redes neuronales con el razonamiento de los sistemas difusos. Esta combinación permite resolver tanto la limitación en la disponibilidad de datos de entrenamiento, así como la necesidad de un extenso preprocesamiento de datos (Khodabandelou et al., 2023).

En (Khodabandelou et al., 2023) presentan un sistema basado en un Gated Recurrent Unit (GRU) que es un tipo de red neuronal recurrente con atención y convoluciones integradas a un sistema difuso y, además, utilizan un enfoque híbrido con reglas difusas tipo Takagi-Sugeno-Kang. Las entradas son datos de sensores inerciales (IMU). Al evaluar el sistema con 10 sujetos sanos, los resultados mostraron un 94.2% de precisión en la detección del modo de marcha y alta robustez frente a variabilidad entre usuarios y eficiencia en el uso de datos limitados, superando modelos tradicionales.

De manera similar en (Xu et al., 2023) presenta un modelo de inferencia neuro-difuso adaptativo (ANFIS) con patrones de sinergia muscular extraídos de señales EMG de 12 músculos mediante factorización de matrices no negativas (NNMF) para un exoesqueleto de rehabilitación. Al evaluar el sistema con 16 usuarios sanos y 16 con tendinopatía rotuliana, los resultados mostraron alta precisión en la estimación del movimiento articular, con valores de R^2 de 0.98 para ángulos y 0.96 para torques, y errores RMSE de 1.54° para el tobillo y 0.14 Nm para el torque en pacientes, demostrando que el modelo es robusto y preciso.

Ambos enfoques destacan por su alta precisión, robustez y capacidad de adaptación aun con datos limitados.

5.7 Assist-As-Needed (ANN)

La AAN es una estrategia de control que tiene como objetivo proporcionar asistencia solo cuando sea necesaria, esto para permitir que el paciente participe activamente en la rehabilitación cuando su condición musculoesquelética lo permita, siendo adecuada para pacientes con distintos niveles de discapacidad (Chia et al., 2024).

(Pei et al., 2025) presentan un exoesqueleto de miembro superior de 7 GDL, usando un control Assist-As-Needed basado en el esquema ZMC (Zero Moment Control, por sus siglas en inglés), que minimiza la fuerza de interacción humano-robot mediante retroalimentación del torque articular y el modelo dinámico del sistema. Además, se incorpora una compensación de fuerza y un modelo de predicción del movimiento del hombro. Al evaluar el controlador AAN, este proporcionó asistencia en el brazo con una fuerza de 9.8 N. En la muñeca, aplicó una fuerza de 4.25 N. Las trayectorias del robot coincidieron con la intención de movimiento del usuario, validando la eficacia del sistema con alta precisión.

(Chia et al., 2024) presentan una estrategia AAN basada en campos de velocidad para un exoesqueleto de rehabilitación del miembro superior de 8 GDL, la intención de movimiento se estima mediante un observador de torque interactivo basado en el filtro de Kalman, además, mediante un control por par basado en Lyapunov se estabiliza el sistema ante perturbaciones. Al evaluar la estrategia de control con usuarios sanos y un paciente con hemiplejía, los resultados mostraron una disminución en el error medio de trayectoria (de 5.19° a 0.70°), una mejora en la suavidad de movimiento ($SPARC = -13.89 \pm 1.07$) y una disminución del torque ejercido que pasó de 2.81 a 2.37 Nm y tiempo de ejecución de 14.92 a 12.37 s.

(Torres et al., 2024) implementa una estrategia AAN basada en control difuso multivariable para un rehabilitador de rodilla de 1 GDL, desarrollado en IPN-CICATA unidad Querétaro. El sistema utiliza señales sEMG (Surface Electromyography, por sus siglas en inglés), posición y aceleración angular como entradas para estimar el torque del usuario mediante una red neuronal recurrente (RNN). La salida alimenta el controlador difuso para ajustar el torque y velocidad del motor según la etapa de rehabilitación. Al evaluar el sistema se obtuvo un error de seguimiento de trayectoria de ±0.5°, velocidades adaptables entre 2.4°/s y 20°/s. La RNN tuvo un error MSE de 0.0038, demostrando alta precisión incluso ante señales ruidosas, validando la eficacia del enfoque propuesto.

En conjunto, los tres estudios muestran disminución significativa de error, asistencia adaptativa a diferentes etapas de la rehabilitación y una interacción más fluida con la intención del paciente.

6. Uso de señales EMG para detección de intención de movimiento del usuario

Las señales EMG permiten estimar la intención del usuario en sistemas de rehabilitación con interacción humano-robot. Estas señales se adquieren mediante electrodos colocados sobre la piel. En este contexto, las señales EMG se han implementado con algoritmos inteligentes para estimar la intención de movimiento del paciente. De este modo, el sistema puede ajustar dinámicamente el nivel de asistencia (Foroutannia et al., 2023).

(Foroutannia et al., 2023) muestran un exoesqueleto de miembro inferior de 2 GDL para asistir la marcha en rehabilitación, mediante un control de impedancia difuso adaptativo (AFIC) que ajusta en tiempo real la rigidez, amortiguamiento e inercia según la intención del usuario. Estimada mediante una CNN entrenada con señales EMG, IMU, FSR (Force Sensitive Resistor, por sus siglas en inglés), celdas de carga y sensores articulares, generando trayectorias precisas de forma anticipada. El sistema logró una interacción fluida entre humano y robot, promoviendo movimientos más naturales. Al evaluarse en sujetos sanos a velocidades de 0.3 a 0.6 m/s, se obtuvieron errores NRMSE de 0.025–0.0586 y PCC superiores a 0.99, superando al control convencional en precisión, adaptabilidad y eficacia para rehabilitación personalizada.

(Li et al., 2024) presentan un exoesqueleto de miembro inferior con 5 grados de libertad, diseñado para asistir la marcha mediante planificación de trayectoria personalizada basada en señales sEMG. El sistema implementa una estrategia de control Human-in-the-Loop (HITL), que utiliza bio-retroalimentación muscular y el algoritmo Thompson Sampling para seleccionar en tiempo real la trayectoria óptima desde una biblioteca predefinida, controlando el movimiento mediante HZD (Hybrid Zero Dynamics, por sus siglas en inglés). El sistema se evaluó en simulaciones y con un usuario sano, logrando errores de seguimiento menores a 1° y valores RMS inferiores a 0.3°, y una selección de la trayectoria óptima en 150 segundos, con alta precisión y sin sobrecarga muscular.

7. Discusión y perspectivas futuras

A lo largo de esta revisión, hemos concluido que los robots dedicados a la rehabilitación han tenido una evolución significativa en la implementación de estrategias de control inteligente y el uso de señales electromiográficas como método para la detección de la intención de movimiento del paciente. Estas innovaciones han impactado positivamente en la mejora de la interacción

humano-robot, así como al incrementar la precisión y adaptabilidad de los sistemas.

Los sistemas analizados han demostrado una capacidad creciente para interpretar de manera más precisa la intención de movimiento del usuario, optimizar trayectorias, reducir los tiempos de respuesta y ajustar dinámicamente el nivel de asistencia en función del esfuerzo individual de cada usuario mediante estrategias de control como Assist As Needed, con el fin de evitar una sobre asistencia y fomentar la participación activa del paciente. Estos avances han permitido que las terapias de rehabilitación proporcionadas por robots sean cada vez más personalizadas y eficaces, ajustándose a las necesidades específicas de cada usuario.

Sin embargo, la revisión profunda de la literatura manifiesta las limitaciones metodológicas recurrentes que comprometen la aplicación de estos dispositivos hacia la práctica clínica real.

Como primer punto, la mayoría de los trabajos se han validado con usuarios sanos y con poblaciones pequeñas (generalmente menores a 15 participantes) lo cual limita la generalización de los resultados hacia poblaciones con diferentes grados de afectación motora.

Como segundo punto, una gran porción de los trabajos reporta que las evaluaciones realizadas únicamente se han llevado a cabo en entornos de laboratorio controlados, con sesiones cortas y sin seguimiento longitudinal que permita evaluar la efectividad del sistema. Esta brecha debe ser abordada para que la comunidad médica y las instituciones de salud consideren seriamente la adopción de estos sistemas.

Como tercer punto, existen limitaciones técnicas relacionadas con la portabilidad y el costo de implementación. Aunque las estrategias de control inteligente han mostrado resultados prometedores, su alta demanda computacional dificultan su integración en dispositivos portátiles de bajo costo, además de que se requiere de una capacitación para usar de manera adecuada estos sistemas. El desafío de equilibrar el rendimiento, precisión, costo, portabilidad e interfaces amigables para el uso clínico sigue siendo un tema sin resolver en conjunto en la mayoría de las propuestas revisadas.

Finalmente, a pesar de que el uso de señales electromiográficas para la detección de intención de movimiento ha dado buenos resultados, aun se deben atender las limitaciones relacionadas con la adquisición de las señales, como lo son la susceptibilidad al ruido ante el movimiento, la necesidad de calibración individualizada, el tiempo de vida útil del sensor, por mencionar algunas. La integración de diversas señales tanto cinemáticas como otro tipo de bioseñales podrían generar enfoques más robustos.

En la tabla 3, se visualiza una comparación de las estrategias de control inteligente empleadas a los robots de rehabilitación, denotando las ventajas y desventajas identificadas.

Tabla 3. Comparación de estrategias de control inteligente aplicadas.

Estrategia de Control	Ventajas destacadas	Limitaciones actuales
Control Adaptativo	Ajuste en tiempo real; mejora de suavidad y precisión	Alta complejidad matemática Gasto computacional alto Estabilidad no garantizada
Algoritmo Genético	Optimización multiobjetivo de trayectorias	Costos computacionales altos Convergencia no garantizada
Red Neuronal Artificial	Alta precisión y aprendizaje de patrones no lineales	Necesita de una cantidad considerable de datos
Control Predictivo (MPC)	Suavidad, robustez y buena respuesta ante perturbaciones	Alto costo computacional Poca portabilidad
Lógica Difusa	Tolerancia a incertidumbre y ruido; fácil de interpretar	Diseño manual de reglas
Assist-As-Needed (AAN)	Alta personalización; fomenta la participación activa del usuario	Depende de la calidad de adquisición de las señales EMG.
Modelos Neuro-Difusos	Alta robustez y precisión con datos limitados	Alto costo computacional Generación excesiva de reglas difusas Gran cantidad de datos para entrenamiento robusto

8. Conclusiones

En este trabajo se presentó una revisión exhaustiva del estado del arte en robots y exoesqueletos diseñados para la rehabilitación tanto de extremidades inferiores como superiores, con énfasis particularmente en las estrategias de control implementadas y el uso de señales electromiográficas para estimación de la intención de movimiento del paciente. El análisis de los trabajos más recientes del año 2020 a la actualidad demuestra que el área ha generado avances significativos en el desarrollo de hardware así mismo como en el perfeccionamiento de algoritmos de control e integración de diferentes tipos de sensores, consolidándose como una tecnología con alto potencial para transformar los procesos de rehabilitación.

Los resultados indicaron mejoras significativas en el desempeño de los sistemas: los algoritmos genéticos optimizaron trayectorias con reducciones del 19.2% en consumo energético y del 34.6% en el impacto Jerk logrando trayectorias suavizadas. Las redes neuronales superaron modelos tradicionales en predicción con valores de RMSE =0.00159, MAE=0.00108 y MBE=0.00034 y redujeron tiempos de cómputo hasta en un 67.96%. Los modelos de control predictivo mostraron menores errores de seguimiento, suavidad, precisión, respuesta más rápida y robustez ante perturbaciones externas. Por otro lado, los modelos de control difuso redujeron el error en un 50% frente a un PID optimizado, seguimiento de trayectoria más preciso frente a perturbaciones, aumento del rango de movimiento de hasta 83% y reducción del toque pasivo del 30% permitiendo un progreso funcional del usuario.

Similarmente, la estrategia Assist-As-Needed demostró precisión en las trayectorias generadas respecto a la intención de movimiento, disminución del error de seguimiento de hasta $\pm 0.5°$, velocidades adaptables para las diferentes fases de la rehabilitación y torques de hasta 18 Nm. En cuanto a los modelos neuro-difusos, mostraron alta precisión en la detección del modo de marcha de hasta 94.2%, errores de seguimiento menores a 1° y valores RMS menores a 0.3°, además, permitió una interacción más fluida entre humano-robot,

mostrando robustez ante la variabilidad de usuarios y eficiencia a pesar de una cantidad limitada de datos, logrando que el usuario no tenga sobrecarga muscular. Adicionalmente, las señales electromiográficas empleadas para la detección de intención de movimiento lograron una interacción más fluida, generando movimientos más naturales. Estos modelos obtuvieron errores NRMSE entre 0.025 y 0.0586, y valores RMS inferiores a 0.3°, demostrando alta precisión sin provocar sobrecargas. En conclusión, los avances en control inteligente han demostrado mejorar significativamente la precisión, adaptabilidad e interacciones fluidas entre el usuario-robot, demostrando la eficiencia de los robots de rehabilitación, promoviendo terapias más personalizadas y efectivas. Estas tecnologías tienen un amplio potencial de aplicación en medicina física, rehabilitación neurológica y medicina deportiva.

9. Agradecimientos

Los autores agradecen al Instituto Politécnico y al SECIHTI.

Referencias

Abdallah, I. Ben, & Bouteraa, Y. (2024). An Optimized Stimulation Control System for Upper Limb Exoskeleton Robot-Assisted Rehabilitation Using a Fuzzy Logic-Based Pain Detection Approach. *Sensors*, *24*(4). doi: 10.3390/s24041047

Akram Riani, Tarek Madani, Abdelhafid El Hadri, & Abdelaziz Benallegue. (2017). *Adaptive Integral Terminal Sliding Mode Control of an Upper Limb Exoskeleton* (18 th). Hong Kong China: IEEE.

Ambrosini, E., Ferrante, S., Zajc, J., Bulgheroni, M., Baccinelli, W., Schauer, T., Wiesener, C., Friedrich Russold, M., gfoehler, M., Puchinger, M., Matthias, W., Becker, S., Krakow, K., Rossini, M., Proserpio, D., Giulio, G., Molteni, F., Ferrigno, G., & Pedrocchi, A. (2017). *The Combined Action of a Passive Exoskeleton and an EMG-Controlled Neuroprosthesis for Upper Limb Stroke Rehabilitation: First Results of the RETRAINER Project*. doi: 10.0/Linux-x86_64

Amiri, M. S., Ramli, R., & Aliman, N. (2022). Adaptive Swarm Fuzzy Logic Controller of Multi-Joint Lower Limb Assistive Robot. *Machines*, *10*(6). doi: 10.3390/machines10060425

Ayas, M. S., & Altas, I. H. (2017). Fuzzy logic based adaptive admittance control of a redundantly actuated ankle rehabilitation robot. *Control Engineering Practice*, *59*, 44–54. doi: 10.1016/j.conengprac.2016.11.015

Azar, W. A., & Nazar, P. S. (2021). An optimized and chaotic intelligent system for a 3DOF rehabilitation robot for lower limbs based on neural network and genetic algorithm. *Biomedical Signal Processing and Control*, *69*. doi: 10.1016/j.bspc.2021.102864

Bortole, M., Venkatakrishnan, A., Zhu, F., Moreno, J. C., Francisco, G. E., Pons, J. L., & Contreras-Vidal, J. L. (2015). The H2 robotic exoskeleton for gait rehabilitation after stroke: Early findings from a clinical study Wearable robotics in clinical testing. *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, *12*(1). doi: 10.1186/s12984-015-0048-y

Brown, D. F., & Xie, S. Q. (2025). Model Predictive Control with Optimal Modelling for Pneumatic Artificial Muscle in Rehabilitation Robotics: Confirmation of Validity Though Preliminary Testing. *Biomimetics*, *10*(4). doi: 10.3390/biomimetics10040208

Buesing, C., Fisch, G., O'Donnell, M., Shahidi, I., Thomas, L., Mummidisetty, C. K., Williams, K. J., Takahashi, H., Rymer, W. Z., & Jayaraman, A. (2015). Effects of a wearable exoskeleton stride management assist system (SMA®) on spatiotemporal gait characteristics in individuals after stroke: A randomized controlled trial. *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, *12*(1). doi: 10.1186/s12984-015-0062-0

Chang, S. R., Nandor, M. J., Li, L., Kobetic, R., Foglyano, K. M., Schnellenberger, J. R., Audu, M. L., Pinault, G., Quinn, R. D., & Triolo, R. J. (2017). Chang

approach to restore stepping with an exoskeleton for individuals with paraplegia. *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, *14*(1). doi: 10.1186/s12984-017-0258-6

Chen, L., Huang, J., Wang, Y., Guo, S., Wang, M., & Guo, X. (2024). Adaptive patient-cooperative compliant control of lower limb rehabilitation robot. *Biomimetic Intelligence and Robotics*, *4*(2). doi: 10.1016/j.birob.2024.100155

Chen, W., Li, Z., Cui, X., Zhang, J., & Bai, S. (2019). Mechanical design and kinematic modeling of a cable-driven arm exoskeleton incorporating inaccurate human limb anthropomorphic parameters. *Sensors (Switzerland)*, *19*(20). doi: 10.3390/s19204461

Chia, E. Y., Chang, Y. K., Chang, Y. C., Chen, Y. L., Chien, T. C., Chiang, M. L., Fu, L. C., Lai, J. S., & Lu, L. (2024). Assist-As-Needed rehabilitation using velocity field for upper limb exoskeleton. *Mechatronics*, *97*. doi: 10.1016/j.mechatronics.2023.103115

Chiaradia, D., Rinaldi, G., Solazzi, M., Vertechy, R., & Frisoli, A. (2024). Design and Control of the Rehab-Exos, a Joint Torque-Controlled Upper Limb Exoskeleton †. *Robotics*, *13*(2). doi: 10.3390/robotics13020032

de Miguel-Fernández, J., Lobo-Prat, J., Prinsen, E., Font-Llagunes, J. M., & Marchal-Crespo, L. (2023). Control strategies used in lower limb exoskeletons for gait rehabilitation after brain injury: a systematic review and analysis of clinical effectiveness. In Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation (Vol. 20, Issue 1). BioMed Central Ltd. doi: 10.1186/s12984-023-01144-5

Ekso Bionics, Inc. (2017). *(Protocol No. 105333, Rev. C). Internal clinical study protocol*. Retrieved from https://cdn.clinicaltrials.gov/large-docs/15/NCT02943915/Prot_000.pdf#page=20.74

Esquenazi, A., Talaty, M., Packel, A., & Saulino, M. (2012). The Rewalk powered exoskeleton to restore ambulatory function to individuals with thoracic-level motor-complete spinal cord injury. *American Journal of Physical Medicine and*

Rehabilitation, *91*(11), 911–921. doi: 10.1097/PHM.0b013e318269d9a3

Felix Brown, D., & Quan Xie, S. (2024). Effectiveness of Intelligent Control Strategies in Robot-Assisted Rehabilitation - A Systematic Review. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, *32*, 1828–1840. doi: 10.1109/TNSRE.2024.3396065

Gasperina, S. D., Gandolla, M., Longatelli, V., Panzenbeck, M., Luciani, B., Braghin, F., & Pedrocchi, A. (2023). AGREE: A Compliant-Controlled Upper-Limb Exoskeleton for Physical Rehabilitation of Neurological Patients. *IEEE Transactions on Medical Robotics and Bionics*, *5*(1), 143–154. doi: 10.1109/TMRB.2023.3239888

Goes, R. A., Lopes, L. R., Cossich, V. R. A., De Miranda, V. A. R., Coelho, O. N., Do Carmo Bastos, R., Domenis, L. A. M., Guimarães, J. A. M., Grangeiro-Neto, J. A., & Perini, J. A. (2020). Musculoskeletal injuries in athletes from five modalities: A cross-sectional study. *BMC Musculoskeletal Disorders*, *21*(1). doi: 10.1186/s12891-020-3141-8

Gonçalves, R. S., Alves, T., Carbone, G., & Ceccarelli, M. (2020). *Cable-Driven Robots in Physical Rehabilitation* (pp. 52–96). doi: 10.4018/978-1-7998-1382-8.ch003

Hong, R., Li, B., Bao, Y., Liu, L., & Jin, L. (2024). Therapeutic robots for post-stroke rehabilitation. In Medical Review (Vol. 4, Issue 1, pp. 55–67). Walter de Gruyter GmbH. doi: 10.1515/mr-2023-0054

Islam, M., Chen, G., & Jin, S. (2019). An Overview of Neural Network. *American Journal of Neural Networks and Applications*, *5*(1), 7. doi: 10.11648/j.ajnna.20190501.12

Jackson, A., Culmer, P., Makower, S., Levesley, M., Richardson, R., Cozens, A., Williams, M. M., & Bhakta, B. (2007). *Initial patient testing of iPAM-a robotic system for Stroke rehabilitation*. uK.

Jin, X., & Guo, J. (2023). Disturbance rejection model predictive control of lower limb rehabilitation exoskeleton. *Scientific Reports*, *13*(1). doi: 10.1038/s41598-023-46885-4

Khodabandelou, G., Moon, H., Amirat, Y., & Mohammed, S. (2023). A fuzzy convolutional attention-based GRU network for human activity recognition. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, *118*. doi: 10.1016/j.engappai.2022.105702

Krebs, H. I., Ferraro, M., Buerger, S. P., Newbery, M. J., Makiyama, A., Sandmann, M., Lynch, D., Volpe, B. T., & Hogan, N. (2004). Rehabilitation robotics: Pilot trial of a spatial extension for MIT-Manus. *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, *1*. doi: 10.1186/1743-0003-1-5

Landau, I. D., Lozano, R., M'Saad, M., & Karimi, A. (2011). *Adaptive Control* (2nd ed.). London: Springer London. doi: 10.1007/978-0-85729-664-1

Li, L. L., Zhang, Y. P., Cao, G. Z., & Li, W. Z. (2024). Human-in-the-Loop Trajectory Optimization Based on sEMG Biofeedback for Lower-Limb Exoskeleton. *Sensors*, *24*(17). doi: 10.3390/s24175684

Liu, S., Liu, H., Yang, L., Wang, K., Chen, N., Zhang, T., & Luo, J. (2022). A Review of Rehabilitation Benefits of Exercise Training Combined with Nutrition Supplement for Improving Protein Synthesis and Skeletal Muscle Strength in Patients with Cerebral Stroke. In Nutrients (Vol. 14, Issue 23). MDPI. doi: 10.3390/nu14234995

Ni, P., Sun, J., & Dong, J. (2024). Design and Control of an Upper Limb Bionic Exoskeleton Rehabilitation Device Based on Tensegrity Structure. *Applied Bionics and Biomechanics*, *2024*(1). doi: 10.1155/2024/5905225

Obo, T., Loo, C. K., Seera, M., Takeda, T., & Kubota, N. (2017). Arm motion analysis using genetic algorithm for rehabilitation and healthcare. *Applied Soft Computing*, *52*, 81–92. doi: 10.1016/j.asoc.2016.12.025

Palazzi, E., Luzi, L., Dimo, E., Meneghetti, M., Vicario, R., Luzia, R. F., Vertechy, R., & Calanca, A. (2022). An Affordable Upper-Limb Exoskeleton Concept for Rehabilitation Applications. *Technologies*, *10*(1). doi: 10.3390/technologies10010022

Pang, Z., Deng, X., Gong, L., Guo, D., Wang, N., & Li, Y. (2024). Research on gravity compensation control of BPNN upper limb rehabilitation robot based on particle swarm optimization. *Electronics Letters*, *60*(15). doi: 10.1049/ell2.13283

Passon, A., Schauer, T., & Seel, T. (2020). Inertial-Robotic Motion Tracking in End-Effector-Based Rehabilitation Robots. *Frontiers in Robotics and AI*, *7*. doi: 10.3389/frobt.2020.554639

Pérez-San Lázaro, R., Salgado, I., & Chairez, I. (2021). Adaptive sliding-mode controller of a lower limb mobile exoskeleton for active rehabilitation. *ISA Transactions*, *109*, 218–228. doi: 10.1016/j.isatra.2020.10.008

Schwenzer, M., Ay, M., Bergs, T., & Abel, D. (2021). Review on model predictive control: an engineering perspective. In International Journal of Advanced Manufacturing Technology (Vol. 117, Issues 5–6, pp. 1327–1349). Springer Science and Business Media Deutschland GmbH. doi: 10.1007/s00170-021-07682-3

Secretaría de Salud. (2023, October 29). *Organizaciones académicas presentan posicionamiento contra infarto cerebral en México _ Secretaría de Salud _ Gobierno _ gob.mx*. Retrieved from https://www.gob.mx/salud/prensa/363-organizaciones-academicas-presentan-posicionamiento-contra-infarto-cerebral-en-mexico?idiom=es

Shi, D., Zhang, W., Zhang, W., & Ding, X. (2019). A Review on Lower Limb Rehabilitation Exoskeleton Robots. In Chinese Journal of Mechanical Engineering (English Edition) (Vol. 32, Issue 1). Chinese

Mechanical Engineering Society. doi: 10.1186/s10033-019-0389-8

Shoaib, M., Asadi, E., Cheong, J., & Bab-Hadiashar, A. (2021). Cable Driven Rehabilitation Robots: Comparison of Applications and Control Strategies. *IEEE Access*, *9*, 110396–110420. doi: 10.1109/ACCESS.2021.3102107

Shushtari, M., & Arami, A. (2023). Human–Exoskeleton Interaction Force Estimation in Indego Exoskeleton. *Robotics*, *12*(3). doi: 10.3390/robotics12030066

The Global Economy. (2023, December). *Physiotherapists per 1,000 people - Country rankings*. OECD. Retrieved from https://physiotherapy.ca/app/uploads/2024/04/Deloitte-report_EN.pdf

Torres, J. A. G., & Hernández Zavala, A. (2024). *Fuzzy Torque Estimation During Knee Extension with LSTM Neural Network and sEMG Signals* (pp. 555–571). doi: 10.1007/978-981-97-3526-6_43

Volicer, L. (2005). Treatment of Behavioral Disorders. In Principles and Practice of Geriatric Medicine (pp. 1135–1148). Wiley. doi: 10.1002/047009057X.ch97

Wang, W., Wang, C., Yuan, X., Xie, S., & Liu, J. (2025). Design of exoskeleton brain-like intelligent trajectory prediction model based on echo state network. *Robotics and Autonomous Systems*, *183*. doi: 10.1016/j.robot.2024.104836

Whitehead, S., & Baalbergen, E. (2019). Post-stroke rehabilitation. *South African Medical Journal*, *109*(2), 81–83. doi: 10.7196/SAMJ.2019.v109i2.00011

World Physiotherapy. (2025). *Profesión de fisioterapia en México*. AMEFI Colegio Nacional de Fisioterapia. Retrieved from https://world.physio/es/membership/mexico

Xu, D., Zhou, H., Quan, W., Gusztav, F., Baker, J. S., & Gu, Y. (2023). Adaptive neuro-fuzzy inference system model driven by the non-negative matrix factorization-extracted muscle synergy patterns to estimate lower limb joint movements. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, *242*. doi: 10.1016/j.cmpb.2023.107848

Yan, Y., Tang, M., Wang, W., Zhang, Y., & An, B. (2024). Trajectory tracking control of wearable upper limb rehabilitation robot based on Laguerre model predictive control. *Robotics and Autonomous Systems*, *179*. doi: 10.1016/j.robot.2024.104745

Yao, H., Duan, F., & Wang, X. (2024). Trajectory planning and simulation of upper limb rehabilitation robot based on NSGA2. *Journal of Physics: Conference Series*, *2761*(1). doi: 10.1088/1742-6596/2761/1/012002

Zavala, A. H., & Nieto, O. C. (2012). Fuzzy Hardware: A Retrospective and Analysis. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, *20*(4), 623–635. doi: 10.1109/TFUZZ.2011.2181179

Abdallah, I. Ben, & Bouteraa, Y. (2024). An Optimized Stimulation Control System for Upper Limb Exoskeleton Robot-Assisted Rehabilitation Using a Fuzzy Logic-Based Pain Detection Approach. *Sensors*, *24*(4). doi: 10.3390/s24041047

Akram Riani, Tarek Madani, Abdelhafid El Hadri, & Abdelaziz Benallegue. (2017). *Adaptive Integral Terminal Sliding Mode Control of an Upper Limb Exoskeleton* (18 th). Hong Kong China: IEEE.

Ambrosini, E., Ferrante, S., Zajc, J., Bulgheroni, M., Baccinelli, W., Schauer, T., Wiesener, C., Friedrich Russold, M., gfoehler, M., Puchinger, M., Matthias, W., Becker, S., Krakow, K., Rossini, M., Proserpio, D., Giulio, G., Molteni, F., Ferrigno, G., & Pedrocchi, A. (2017). *The Combined Action of a Passive Exoskeleton and an EMG-Controlled Neuroprosthesis for Upper Limb Stroke Rehabilitation: First Results of the RETRAINER Project*. doi: 10.0/Linux-x86_64

Amiri, M. S., Ramli, R., & Aliman, N. (2022). Adaptive Swarm Fuzzy Logic Controller of Multi-Joint Lower Limb Assistive Robot. *Machines*, *10*(6). doi: 10.3390/machines10060425

Arnold, J., Pathak, P., Jin, Y., Pont-Esteban, D., McCann, C. M., Lehmacher, C., Bonadonna, J. P., Lewko, T., Burke, K. M., Cavanagh, S., Blaney, L., Rishe, K., Cole, T., Paganoni, S., Lin, D., & Walsh, C. J. (2025). Personalized ML-based wearable robot control improves impaired arm function. *Nature Communications*, *16*(1), 7091. doi: 10.1038/s41467-025-62538-8

Ayas, M. S., & Altas, I. H. (2017). Fuzzy logic based adaptive admittance control of a redundantly actuated ankle rehabilitation robot. *Control Engineering Practice*, *59*, 44–54. doi: 10.1016/j.conengprac.2016.11.015

Azar, W. A., & Nazar, P. S. (2021). An optimized and chaotic intelligent system for a 3DOF rehabilitation robot for lower limbs based on neural network and genetic algorithm. *Biomedical Signal Processing and Control*, *69*. doi: 10.1016/j.bspc.2021.102864

Bortole, M., Venkatakrishnan, A., Zhu, F., Moreno, J. C., Francisco, G. E., Pons, J. L., & Contreras-Vidal, J. L. (2015). The H2 robotic exoskeleton for gait rehabilitation after stroke: Early findings from a clinical study Wearable robotics in clinical testing. *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, *12*(1). doi: 10.1186/s12984-015-0048-y

Brown, D. F., & Xie, S. Q. (2025). Model Predictive Control with Optimal Modelling for Pneumatic Artificial Muscle in Rehabilitation Robotics: Confirmation of Validity Though Preliminary Testing. *Biomimetics*, *10*(4). doi: 10.3390/biomimetics10040208

Buesing, C., Fisch, G., O'Donnell, M., Shahidi, I., Thomas, L., Mummidisetty, C. K., Williams, K. J., Takahashi, H., Rymer, W. Z., & Jayaraman, A. (2015). Effects of a wearable exoskeleton stride management assist system (SMA®) on spatiotemporal gait characteristics in individuals after stroke: A randomized controlled trial. *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, *12*(1). doi: 10.1186/s12984-015-0062-0

Chang, S. R., Nandor, M. J., Li, L., Kobetic, R., Foglyano, K. M., Schnellenberger, J. R., Audu, M. L., Pinault, G., Quinn, R. D., & Triolo, R. J. (2017). A muscle-driven approach to restore stepping with an exoskeleton for individuals with paraplegia. *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, *14*(1). doi: 10.1186/s12984-017-0258-6

Changcheng, C., Li, Y.-R., & Chen, C.-T. (2022). Assistive Mobility Control of a Robotic Hip-Knee Exoskeleton for Gait Training. *Sensors*, *22*(13), 5045. doi: 10.3390/s22135045

Chen, L., Huang, J., Wang, Y., Guo, S., Wang, M., & Guo, X. (2024). Adaptive patient-cooperative compliant control of lower limb rehabilitation robot. *Biomimetic Intelligence and Robotics*, *4*(2). doi: 10.1016/j.birob.2024.100155

Chen, W., Li, Z., Cui, X., Zhang, J., & Bai, S. (2019). Mechanical design and kinematic modeling of a cable-driven arm exoskeleton incorporating inaccurate human limb anthropomorphic parameters. *Sensors (Switzerland)*, *19*(20). doi: 10.3390/s19204461

Chia, E. Y., Chang, Y. K., Chang, Y. C., Chen, Y. L., Chien, T. C., Chiang, M. L., Fu, L. C., Lai, J. S., & Lu, L. (2024). Assist-As-Needed rehabilitation using velocity field for upper limb exoskeleton. *Mechatronics*, *97*. doi: 10.1016/j.mechatronics.2023.103115

Chiaradia, D., Rinaldi, G., Solazzi, M., Vertechy, R., & Frisoli, A. (2024). Design and Control of the Rehab-Exos, a Joint Torque-Controlled Upper Limb Exoskeleton †. *Robotics*, *13*(2). doi: 10.3390/robotics13020032

de Miguel-Fernández, J., Lobo-Prat, J., Prinsen, E., Font-Llagunes, J. M., & Marchal-Crespo, L. (2023). Control strategies used in lower limb exoskeletons for gait rehabilitation after brain injury: a systematic review and analysis of clinical effectiveness. In Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation (Vol. 20, Issue 1). BioMed Central Ltd. doi: 10.1186/s12984-023-01144-5

Ekso Bionics, Inc. (2017). *The WISE Trial – Walking Improvement for SCI with Exoskeleton (Protocol No. 105333, Rev. C). Internal clinical study protocol*. Retrieved from https://cdn.clinicaltrials.gov/large-docs/15/NCT02943915/Prot_000.pdf#page=20.74

Esquenazi, A., Talaty, M., Packel, A., & Saulino, M. (2012). The Rewalk powered exoskeleton to restore ambulatory function to individuals with thoracic-level motor-complete spinal cord injury. *American Journal of Physical Medicine and Rehabilitation*, *91*(11), 911–921. doi: 10.1097/PHM.0b013e318269d9a3

Felix Brown, D., & Quan Xie, S. (2024). Effectiveness of Intelligent Control Strategies in Robot-Assisted Rehabilitation - A Systematic Review. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, *32*, 1828–1840. doi: 10.1109/TNSRE.2024.3396065

Foroutannia, A., Akbarzadeh-T., M.-R., Akbarzadeh, A., & Tahamipour-Z., S. M. (2023). Adaptive fuzzy impedance control of exoskeleton robots with electromyography-based convolutional neural networks for human intended trajectory estimation. *Mechatronics*, *91*, 102952. doi: 10.1016/j.mechatronics.2023.102952

Gasperina, S. D., Gandolla, M., Longatelli, V., Panzenbeck, M., Luciani, B., Braghin, F., & Pedrocchi, A. (2023). AGREE: A Compliant-Controlled Upper-Limb Exoskeleton for Physical Rehabilitation of Neurological Patients. *IEEE Transactions on Medical Robotics and Bionics*, *5*(1), 143–154. doi: 10.1109/TMRB.2023.3239888

Ghaffari, Z. B., Sadedel, M., Moghaddam, M., & Khouzani, H. O. (2025). Design and development of a modular wrist rehabilitation robot with impedance control and gravity compensation. *Scientific Reports*. doi: 10.1038/s41598-025-31185-w

Goes, R. A., Lopes, L. R., Cossich, V. R. A., De Miranda, V. A. R., Coelho, O. N., Do Carmo Bastos, R., Domenis, L. A. M., Guimarães, J. A. M., Grangeiro-Neto, J. A., & Perini, J. A. (2020). Musculoskeletal injuries in athletes from five modalities: A cross-sectional study. *BMC Musculoskeletal Disorders*, *21*(1). doi: 10.1186/s12891-020-3141-8

Gonçalves, R. S., Alves, T., Carbone, G., & Ceccarelli, M. (2020). *Cable-Driven Robots in Physical Rehabilitation* (pp. 52–96). doi: 10.4018/978-1-7998-1382-8.ch003

He, J., Farlie, M. K., & Carreno-Medrano, P. (2025). Use of Socially Assistive Robots in Physiotherapy: Scoping Review. *JMIR Rehabilitation and Assistive Technologies*, *12*, e69908–e69908. doi: 10.2196/69908

He, Z., Chen, P., Wang, X., Chen, Y., & Sun, T. (2025). A Robot-Assisted Remote Rehabilitation System for Ankle Fractures Based on Predictive Force and Full-Cycle Training Strategy. *Advanced Intelligent Systems*. doi: 10.1002/aisy.202500420

Hong, R., Li, B., Bao, Y., Liu, L., & Jin, L. (2024). Therapeutic robots for post-stroke rehabilitation. In Medical Review (Vol. 4, Issue 1, pp. 55–67). Walter de Gruyter GmbH. doi: 10.1515/mr-2023-0054

Islam, M., Chen, G., & Jin, S. (2019). An Overview of Neural Network. *American Journal of Neural Networks and Applications*, *5*(1), 7. doi: 10.11648/j.ajnna.20190501.12

Jin, X., & Guo, J. (2023). Disturbance rejection model predictive control of lower limb rehabilitation exoskeleton. *Scientific Reports*, *13*(1). doi: 10.1038/s41598-023-46885-4

Khodabandelou, G., Moon, H., Amirat, Y., & Mohammed, S. (2023). A fuzzy convolutional attention-based GRU network for human activity recognition. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, *118*. doi: 10.1016/j.engappai.2022.105702

Landau, I. D., Lozano, R., M'Saad, M., & Karimi, A. (2011). *Adaptive Control* (2nd ed.). London: Springer London. doi: 10.1007/978-0-85729-664-1

Lee, J., Kwon, K., Soltis, I., Matthews, J., Lee, Y. J., Kim, H., Romero, L., Zavanelli, N., Kwon, Y., Kwon, S., Lee, J., Na, Y., Lee, S. H., Yu, K. J., Shinohara, M., Hammond, F. L., & Yeo, W.-H. (2024). Intelligent upper-limb exoskeleton integrated with soft bioelectronics and deep learning for intention-driven augmentation. *Npj Flexible Electronics*, *8*(1), 11. doi: 10.1038/s41528-024-00297-0

Leone, S., Lago, F., Lavia, G., Macrì, F. P., Sgamba, F., Tozzo, A., Adamo, D., Avila, J. M. N., & Carbone, G. (2025). Design and Experimental Validation of a Unidirectional Cable-Driven Exoskeleton for Upper Limb Rehabilitation. *Applied Sciences*, *15*(22), 11996. doi: 10.3390/app152211996

Li, L. L., Zhang, Y. P., Cao, G. Z., & Li, W. Z. (2024). Human-in-the-Loop Trajectory Optimization Based on sEMG Biofeedback for Lower-Limb Exoskeleton. *Sensors*, *24*(17). doi: 10.3390/s24175684

Liu, S., Liu, H., Yang, L., Wang, K., Chen, N., Zhang, T., & Luo, J. (2022). A Review of Rehabilitation Benefits of Exercise Training Combined with Nutrition Supplement for Improving Protein Synthesis and Skeletal Muscle Strength in Patients with Cerebral Stroke. In

Nutrients (Vol. 14, Issue 23). MDPI. doi: 10.3390/nu14234995

Luo, S., Androwis, G., Adamovich, S., Nunez, E., Su, H., & Zhou, X. (2023). Robust walking control of a lower limb rehabilitation exoskeleton coupled with a musculoskeletal model via deep reinforcement learning. *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, *20*(1), 34. doi: 10.1186/s12984-023-01147-2

Miller-Jackson, T. M., Natividad, R. F., Lim, D. Y. L., Hernandez-Barraza, L., Ambrose, J. W., & Yeow, R. C.-H. (2022). A Wearable Soft Robotic Exoskeleton for Hip Flexion Rehabilitation. *Frontiers in Robotics and AI*, *9*. doi: 10.3389/frobt.2022.835237

Ni, P., Sun, J., & Dong, J. (2024). Design and Control of an Upper Limb Bionic Exoskeleton Rehabilitation Device Based on Tensegrity Structure. *Applied Bionics and Biomechanics*, *2024*(1). doi: 10.1155/2024/5905225

Obo, T., Loo, C. K., Seera, M., Takeda, T., & Kubota, N. (2017). Arm motion analysis using genetic algorithm for rehabilitation and healthcare. *Applied Soft Computing*, *52*, 81–92. doi: 10.1016/j.asoc.2016.12.025

Palazzi, E., Luzi, L., Dimo, E., Meneghetti, M., Vicario, R., Luzia, R. F., Vertechy, R., & Calanca, A. (2022). An Affordable Upper-Limb Exoskeleton Concept for Rehabilitation Applications. *Technologies*, *10*(1). doi: 10.3390/technologies10010022

Pang, Z., Deng, X., Gong, L., Guo, D., Wang, N., & Li, Y. (2024). Research on gravity compensation control of BPNN upper limb rehabilitation robot based on particle swarm optimization. *Electronics Letters*, *60*(15). doi: 10.1049/ell2.13283

Passon, A., Schauer, T., & Seel, T. (2020). Inertial-Robotic Motion Tracking in End-Effector-Based Rehabilitation Robots. *Frontiers in Robotics and AI*, *7*. doi: 10.3389/frobt.2020.554639

Pérez-San Lázaro, R., Salgado, I., & Chairez, I. (2021). Adaptive sliding-mode controller of a lower limb mobile exoskeleton for active rehabilitation. *ISA Transactions*, *109*, 218–228. doi: 10.1016/j.isatra.2020.10.008

Rosales-Luengas, Y., Centeno-Barreda, D., Salazar, S., Flores, J., & Lozano, R. (2024). Movement Intent Detection for Upper-Limb Rehabilitation Exoskeleton Based on Series Elastic Actuator as Force Sensor. *Actuators*, *13*(8), 284. doi: 10.3390/act13080284

Rosales-Luengas, Y., Espinosa-Espejel, K. I., Lopéz-Gutiérrez, R., Salazar, S., & Lozano, R. (2023). Lower Limb Exoskeleton for Rehabilitation with Flexible Joints and Movement Routines Commanded by Electromyography and Baropodometry Sensors. *Sensors*, *23*(11), 5252. doi: 10.3390/s23115252

Schwenzer, M., Ay, M., Bergs, T., & Abel, D. (2021). Review on model predictive control: an engineering perspective. In International Journal of Advanced Manufacturing Technology (Vol. 117, Issues 5–6, pp. 1327–1349). Springer Science and Business Media Deutschland GmbH. doi: 10.1007/s00170-021-07682-3

Secretaría de Salud. (2023, October 29). *Organizaciones académicas presentan posicionamiento contra infarto cerebral en México _ Secretaría de Salud _ Gobierno _ gob.mx*. Retrieved from https://www.gob.mx/salud/prensa/363-

organizaciones-academicas-presentan-posicionamiento-contra-infarto-cerebral-en-mexico?idiom=es

Shakeriaski, F., & Mohammadian, M. (2025). Enhancing Upper Limb Exoskeletons Using Sensor-Based Deep Learning Torque Prediction and PID Control. *Sensors*, *25*(11), 3528. doi: 10.3390/s25113528

Shi, D., Zhang, W., Zhang, W., & Ding, X. (2019). A Review on Lower Limb Rehabilitation Exoskeleton Robots. In Chinese Journal of Mechanical Engineering (English Edition) (Vol. 32, Issue 1). Chinese Mechanical Engineering Society. doi: 10.1186/s10033-019-0389-8

Shoaib, M., Asadi, E., Cheong, J., & Bab-Hadiashar, A. (2021). Cable Driven Rehabilitation Robots: Comparison of Applications and Control Strategies. *IEEE Access*, *9*, 110396–110420. doi: 10.1109/ACCESS.2021.3102107

Shushtari, M., & Arami, A. (2023). Human–Exoskeleton Interaction Force Estimation in Indego Exoskeleton. *Robotics*, *12*(3). doi: 10.3390/robotics12030066

The Global Economy. (2023, December). *Physiotherapists per 1,000 people - Country rankings*. OECD. Retrieved from https://physiotherapy.ca/app/uploads/2024/04/Deloitte-report_EN.pdf

Torres, J. A. G., & Hernández Zavala, A. (2024). *Fuzzy Torque Estimation During Knee Extension with LSTM Neural Network and sEMG Signals* (pp. 555–571). doi: 10.1007/978-981-97-3526-6_43

Vatan, H., Theodoridis, T., Wei, G., Saffari, Z., & Holderbaum, W. (2025). The Design and Development of a Wearable Cable-Driven Shoulder Exosuit (CDSE) for Multi-DOF Upper Limb Assistance. *Applied Sciences*, *15*(19), 10673. doi: 10.3390/app151910673

Volicer, L. (2005). Treatment of Behavioral Disorders. In Principles and Practice of Geriatric Medicine (pp. 1135–1148). Wiley. doi: 10.1002/047009057X.ch97

Wang, W., Wang, C., Yuan, X., Xie, S., & Liu, J. (2025). Design of exoskeleton brain-like intelligent trajectory prediction model based on echo state network. *Robotics and Autonomous Systems*, *183*. doi: 10.1016/j.robot.2024.104836

Whitehead, S., & Baalbergen, E. (2019). Post-stroke rehabilitation. *South African Medical Journal*, *109*(2), 81–83. doi: 10.7196/SAMJ.2019.v109i2.00011

World Physiotherapy. (2025). *Profesión de fisioterapia en México*. AMEFI Colegio Nacional de Fisioterapia. Retrieved from https://world.physio/es/membership/mexico

Xu, D., Zhou, H., Quan, W., Gusztav, F., Baker, J. S., & Gu, Y. (2023). Adaptive neuro-fuzzy inference system model driven by the non-negative matrix factorization-extracted muscle synergy patterns to estimate lower limb joint movements. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, *242*. doi: 10.1016/j.cmpb.2023.107848

Yan, Y., Tang, M., Wang, W., Zhang, Y., & An, B. (2024). Trajectory tracking control of wearable upper limb rehabilitation robot based on Laguerre model predictive control. *Robotics and Autonomous Systems*, *179*. doi: 10.1016/j.robot.2024.104745

Yao, H., Duan, F., & Wang, X. (2024). Trajectory planning and simulation of upper limb rehabilitation robot based on NSGA2. *Journal of Physics: Conference*

Series, *2761*(1). doi: 10.1088/1742-6596/2761/1/012002

Yu, F., Liu, Y., Wu, Z., Tan, M., & Yu, J. (2024). Adaptive Gait Training of a Lower Limb Rehabilitation Robot Based on Human–Robot Interaction Force Measurement. *Cyborg and Bionic Systems*, *5*. doi: 10.34133/cbsystems.0115

Zavala, A. H., & Nieto, O. C. (2012). Fuzzy Hardware: A Retrospective and Analysis. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, *20*(4), 623–635. doi: 10.1109/TFUZZ.2011.2181179

Zhu, Z., Liu, L., Zhang, W., Jiang, C., Wang, X., & Li, J. (2024). Design and motion control of exoskeleton robot for paralyzed lower limb rehabilitation. *Frontiers in Neuroscience*, *18*. doi: 10.3389/fnins.2024.1355052