



INSTITUTO POLITÉCNICO NACIONAL
Centro de Investigación en Ciencia Aplicada
y Tecnología Avanzada
Unidad Querétaro

***DETECCIÓN Y COMPENSACIÓN DEL DÉFICIT DE
ACTIVIDAD MUSCULAR DURANTE UN PROTOCOLO
DE MARCHA***

TESIS

PARA OBTENER EL GRADO DE:
DOCTOR EN TECNOLOGÍA AVANZADA

PRESENTA:

MTA. SILVIA LILIANA CHAPARRO CÁRDENAS



ASESORES DE TESIS:

DR. EDUARDO CASTILLO CASTAÑEDA
DR. ALEJANDRO ALFREDO LOZANO GUZMÁN

Santiago de Querétaro, Qro., julio 2021



INSTITUTO POLITÉCNICO NACIONAL
SECRETARIA DE INVESTIGACIÓN Y POSGRADO

SIP-13
REP 2017

*ACTA DE REGISTRO DE TEMA DE TESIS
Y DESIGNACIÓN DE DIRECTOR DE TESIS*

Ciudad de México, a 26 de febrero del 2021.

El Colegio de Profesores de Posgrado de CICATA – IPN – Unidad Querétaro en su Sesión Ordinaria No. 210205 celebrada el día 5 del mes febrero de 2021, conoció la solicitud presentada por el (la) alumno (a):

Apellido Paterno:	CHAPARRO	Apellido Materno:	CÁRDENAS	Nombre (s):	SILVIA LILIANA
--------------------------	----------	--------------------------	----------	--------------------	----------------

Número de registro:

del Programa Académico de Posgrado:

Referente al registro de su tema de tesis; acordando lo siguiente:

1.- Se designa al aspirante el tema de tesis titulado:

Objetivo general del trabajo de tesis:

2.- Se designa como Directores de Tesis a los profesores:

Director: 2° Director:

3.- El Trabajo de investigación base para el desarrollo de la tesis será elaborado por el alumno en:

que cuenta con los recursos e infraestructura necesarios.

4.- El interesado deberá asistir a los seminarios desarrollados en el área de adscripción del trabajo desde la fecha en que se suscribe la presente, hasta la aprobación de la versión completa de la tesis por parte de la Comisión Revisora correspondiente.

Director(a) de Tesis

Dr. Eduardo Castillo Castañeda

2° Director de Tesis

Dr. Alejandro Alfredo Lozano Guzmán

Aspirante

Silvia Liliana Chaparro Cárdenas

Presidente del Colegio

Dr. Juan Bautista Huitado Ramos



INSTITUTO POLITÉCNICO NACIONAL

SECRETARÍA DE INVESTIGACIÓN Y POSGRADO

ACTA DE REVISIÓN DE TESIS

En la Ciudad de Querétaro siendo las 12:20 horas del día 4 del mes de Mayo del 2021 se reunieron los miembros de la Comisión Revisora de la Tesis, designada por el Colegio de Profesores de Posgrado de: CICATA – IPN unidad Qro para examinar la tesis titulada: DETECCIÓN Y COMPENSACIÓN DEL DÉFICIT DE ACTIVIDAD MUSCULAR DURANTE UN PROTOCOLO DE MARCHA del (la) alumno (a):

Apellido Paterno:	Chaparro	Apellido Materno:	Cárdenas	Nombre (s):	Silvia Liliana
-------------------	----------	-------------------	----------	-------------	----------------

Número de registro: B 1 6 1 2 2 0
Aspirante del Programa Académico de Posgrado: Doctorado en tecnología avanzada

Una vez que se realizó un análisis de similitud de texto, utilizando el software antiplagio, se encontró que el trabajo de tesis tiene 4 % de similitud. **Se adjunta reporte de software utilizado.**

Después que esta Comisión revisó exhaustivamente el contenido, estructura, intención y ubicación de los textos de la tesis identificados como coincidentes con otros documentos, concluyó que en el presente trabajo SI NO SE CONSTITUYE UN POSIBLE PLAGIO.

JUSTIFICACIÓN DE LA CONCLUSIÓN:

Ningún documento del reporte rebasa el 1% de similitud

****Es responsabilidad del alumno como autor de la tesis la verificación antiplagio, y del Director o Directores de tesis el análisis del % de similitud para establecer el riesgo o la existencia de un posible plagio.**

Finalmente y posterior a la lectura, revisión individual, así como el análisis e intercambio de opiniones, los miembros de la Comisión manifestaron **APROBAR** **SUSPENDER** **NO APROBAR** la tesis por **UNANIMIDAD** o **MAYORÍA** en virtud de los motivos siguientes:

Satisface los requisitos señalados por las disposiciones reglamentarias vigentes

COMISIÓN REVISORA DE TESIS

Dr. Eduardo Castillo Castañeda
Director de Tesis

Dra. Ruth Magdalena Gallegos Torres

Dr. Joaquín Salazar

Dr. Alejandro Alfredo Lozano Guzmán
2º Director de Tesis

Dra. Ilse Cervantes Camacho

INSTITUTO POLITÉCNICO NACIONAL
CENTRO DE INVESTIGACIÓN EN
Ciencia, Tecnología e Ingeniería
PRESIDENTE DEL COLEGIO DE
PROFESORES QUERÉTARO
DIRECCIÓN



INSTITUTO POLITÉCNICO NACIONAL
SECRETARÍA DE INVESTIGACIÓN Y POSGRADO

CARTA CESIÓN DE DERECHOS

En la Ciudad de México, D.F. el día 5 del mes de julio del año 2021, el que suscribe Silvia Liliana Chaparro Cárdenas alumno del Programa de Doctorado en Tecnología Avanzada, con número de registro B161220, adscrito al CICATA-IPN unidad Querétaro, manifiesto que es el autor intelectual del presente trabajo de Tesis bajo la dirección del Dr. Eduardo Castillo Castañeda y del Dr. Alejandro Alfredo Lozano Guzmán y cede los derechos del trabajo titulado Detección y compensación del déficit de actividad muscular durante un protocolo de marcha, al Instituto Politécnico Nacional para su difusión, con fines académicos y de investigación.

Los usuarios de la información no deben reproducir el contenido textual, gráficas o datos del trabajo sin el permiso expreso del autor y/o directores del trabajo. Este puede ser obtenido escribiendo a las siguientes direcciones silviachaparrocardenas@gmail.com, ecastilloca@ipn.mx, alozano@ipn.mx. Si el permiso se otorga, el usuario deberá dar el agradecimiento correspondiente y citar la fuente del mismo.


Silvia Liliana Chaparro Cárdenas
Nombre y firma del alumno

Agradecimientos

Agradezco a Dios, por permitirme cumplir un logro más en mi vida profesional, y por darme la fuerza necesaria de seguir adelante aun con tantos inconvenientes que se me presentaron. Gracias a él y al apoyo de mis familiares y asesores puedo decir ¡Lo logré!

Agradezco al gobierno mexicano que a través de CONACYT me otorgaron apoyo económico durante tres años de mi proceso como estudiante doctoral.

A los doctores Eduardo Castillo Castañeda y Alejandro Alfredo Lozano Guzmán por aceptar dirigir mi tesis bajo su dirección, por su apoyo en todo momento y confianza en mi trabajo. Gracias por facilitarme los medios suficientes para llevar a cabo todas las actividades propuestas.

A mis sinodales quienes me ayudaron a mejorar la tesis y los resultados aquí plasmados, gracias por su aporte y ser partícipes activos de la misma. Todas sus aportaciones crearon en mí crecimiento científico y personal.

A mi familia, por siempre estar ahí apoyándome y dándome fuerzas para seguir. Gracias por inculcarme respeto, amor, honestidad y berraquera. Gracias a sus consejos soy quien soy el día de hoy, son un ejemplo para mí.

A todos los que de una u otra manera me apoyaron en este proceso de formación. A quienes no creyeron en mí y con quienes tuve inconvenientes, a ustedes dedico esta tesis, gracias a ustedes luché hasta el final, no me rendí. Gracias a ustedes recordé una vez más que “si se quiere se puede”, la decisión era mía finalmente y de nuevo puedo decir ¡Lo logré!

Dedicatoria

A mi esposo Julian, quien con su amor incondicional y confianza en mí me ha apoyado tanto profesional como personalmente. Gracias por estar a mi lado en todo momento. Juntos hemos aprendido, sufrido, pero sobre todo hemos vivido con locura este amor que nos tenemos.

A mi hijo Ian David, la persona más importante en mi vida. Por ti hago todo lo que hago, eres mi motivación más grande y por ti lucharé por siempre. Te amo hijo.

A mis padres, mis amores de toda la vida. Siempre a mi lado apoyándome y dándome todos sus consejos en pro de mi bienestar. Gracias por tenerme presente en sus oraciones, gracias por no perder las esperanzas de que lo lograría, gracias por hacer que nunca me faltara nada. Los amo con el alma, por siempre.

A mi hermana y sobrinas, por siempre apoyarme en todo lo que quiero emprender. Gracias por quererme como me quieren y estar ahí en todo momento, Love u.

RESUMEN

El análisis de la marcha es un objeto de estudio de gran relevancia en el campo de la investigación que ha ido evolucionando y avanzando de la mano con los avances en la electrónica y los algoritmos de análisis, identificando las fases de postura y balanceo de cada pierna. Sin embargo, no se ha proporcionado una identificación completa de la actividad muscular en cada fase del ciclo de la marcha debido al alto grado de complejidad que tiene la misma. El propósito de este estudio es proporcionar una estrategia para la recuperación de la marcha progresiva, en esta tesis en particular, de sujetos de control sanos y con tres grados de limitación durante un protocolo de caminata bajo una prueba piloto, a través de un análisis angular y de la actividad eléctrica muscular.

La prueba se realiza a 10 mujeres con características en común, caminando sobre una superficie con inclinación de grado cero adquiriendo los datos de 4 pasos. Se analiza la información de la amplitud de la señal eléctrica muscular considerando las mediciones de los músculos: recto femoral, tibial anterior y gastrocnemio lateral, además del sensor angular. Las limitaciones de marcha fueron simuladas utilizando una rodillera variando la cantidad de resortes en la misma.

Para obtener el modelo matemático generalizado que representa la actividad muscular, se utilizó la transformada discreta *wavelet*, la cual proporciona ocho coeficientes que representan las señales sEMG y angulares, y una red neuronal con tres capas ocultas con 40 nodos en total.

Se establece una comparativa entre las señales obtenidas de sujetos de control sanos y las obtenidas de sujetos con grados de limitación definido para identificar las trayectorias permitidas en cada tipo de limitación. Estas se generan en función de porcentajes de ganancia a la trayectoria de cada sujeto de prueba hasta un límite por tipo de limitación, la cual es utilizada en el sistema de control como entrada.

Para la validación de las trayectorias permitidas por tipo de limitación se implementa un MRAC compuesto por un controlador PID y un algoritmo de adaptación difuso. En el sistema se considera una planta que tiene en cuenta un motor y el torque generado por la pierna del sujeto de prueba y la estructura.

Los resultados obtenidos con el estudio apoyan el algoritmo de compensación de fuerza con un porcentaje de ganancia en la señal de salida, obteniendo la trayectoria deseada con un error de 0.02 rad en promedio, considerando tres niveles de limitación simulados.

ABSTRACT

Gait analysis is a relevant object of study in the subfields of electronics and algorithm analysis focused on identifying each leg's stance and swing phases. However, there is no complete information on the identification of muscle activity in each phase of the gait cycle due to the high degree of complexity. The purpose of this study is to provide a strategy for progressive gait recovery, in this particular thesis, of healthy control subjects with three degrees of limitation during a walking protocol under a pilot test through angular analysis and electrical muscle activity.

Ten women with common characteristics underwent the test, walking on a surface with zero-degree inclination, acquiring data from four steps. Authors analyze the amplitude of the muscular electrical signal considering the measurements of the rectus femoris, tibialis anterior, and lateral gastrocnemius muscles, in addition to the angular sensor. Using one knee brace and varying the number of springs in the brace simulated the gait limitations.

To obtain the generalized mathematical model representing the muscle activity used the discrete wavelet transform, which provides eight coefficients representing the sEMG and angular signals and a neural network with three hidden layers with 40 nodes in total.

A comparison is established between the signals obtained from healthy control subjects and those obtained from subjects with defined degrees of limitation to identify the trajectories allowed in each type of limitation. These are generated as a function of percentages of gain to each test subject's trajectory up to a limit per limitation type, which is used in the control system as input.

To validate the trajectories allowed per limitation type, an MRAC composed of a PID controller and a fuzzy adaptive algorithm is implemented. The system processes a plant that considers a motor and the torque generated by the test subject's leg, and the structure.

The results obtained with the study support the force compensation algorithm with a percentage gain in the output signal, getting the desired trajectory with an error of 0.02 radians on average, considering three simulated constraint levels.

ÍNDICE

1. INTRODUCCIÓN	13
1.1. Antecedentes y alcance.....	13
1.2. Hipótesis.....	17
1.3. Contenido original de la tesis	17
2. ESTADO DEL ARTE.....	19
2.1. Electromiografía de superficie para análisis de trayectorias de marcha.....	19
2.2. Técnicas de control en dispositivos de marcha	21
2.3. Estrategias de control implementadas	23
2.4. Anatomía y limitación de movimiento de rodilla.....	32
3. MARCO TEÓRICO.....	33
3.1. Señal electromiográfica.....	33
3.2. Transformada <i>Wavelet</i> Discreta (TDW).....	33
3.3. Red Neuronal.....	35
3.4. Marcha humana	36
3.5. Esquema general de un motor CD.....	37
3.6. Control adaptativo por modelo de referencia (MRAC).....	37
4. SISTEMA EXPERIMENTAL Y MÉTODOS.....	39
4.1. Selección de los músculos influyentes en la marcha.....	39
4.2. Modelo matemático propuesto	40
4.3. Construcción de la base de datos.....	43
4.3.1. Sistema para obtención de señales	43
4.3.2. Protocolo de marcha de cuatro pasos	45
4.3.3. Cantidad de participantes en el experimento y sus características.....	46
4.4. Análisis de datos.....	46
4.4.1. Identificación de trayectorias para los diferentes tipos de limitación	46
4.4.2. Identificación del tipo de limitación de marcha	49
4.5. Sistema mecánico a controlar	55
5. IMPLEMENTACIÓN DEL MRAC	57

5.1.	Generación del porcentaje de ganancia	57
5.2.	Diagrama a bloques	58
5.3.	Controlador.....	61
5.4.	Planta	61
5.5.	Modelo de referencia.....	62
5.6.	Ley de adaptación.....	63
5.7.	Pruebas y simulaciones	66
5.7.1.	Resultados obtenidos con la limitación 1	67
5.7.2.	Resultados obtenidos con la limitación 2.....	68
5.7.3.	Resultados obtenidos con la limitación 3.....	70
6.	ANÁLISIS DE RESULTADOS	72
	CONCLUSIÓN Y TRABAJO FUTURO	76
	REFERENCIAS	77

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Esquema general de la metodología aplicada.....	16
Figura 2. Interacción paciente-dispositivo durante una terapia de rehabilitación.....	21
Figura 3. Posicionamiento real de electrodos en modo diferencial con una única referencia.	40
Figura 4. Modelo matemático de la pierna humana para obtener velocidades, fuerza y momento.....	40
Figura 5. Torques máximos de la persona y el motor para los tres tipos de limitación a su máximo porcentaje de ganancia.	42
Figura 6. Esquema general del sistema para adquirir los datos de marcha.....	43
Figura 7. Configuración de la rodillera con resortes para variar la constante de resistencia.	44
Figura 8. Procedimiento implementado para la selección del porcentaje de ganancia por limitación.	48
Figura 9. Trayectorias de marcha normal, con limitación y niveles máximos de extensión hasta percibir dolor.....	49
Figura 10. Esquema general para la identificación del tipo de limitación de marcha.	50
Figura 11. Grafo del modelo de Red Neural obtenido para clasificación de limitación.....	52
Figura 12. Índices de precisión y exhaustividad para cada clase.....	53
Figura 13. Curva ROC de la marcha por limitación.	54
Figura 14. Posicionamiento del sistema mecánico para el control de posición y fuerza de la rodilla	55
Figura 15. Diagrama de flujo para aplicar el porcentaje de ganancia en la trayectoria.	57
Figura 16. Esquema MRAC implementado.....	59
Figura 17. Esquema MRAC con perturbación implementado.....	60
Figura 18. Esquema del modelo de planta utilizada.	61
Figura 19. Esquema de control del controlador y la planta.....	63
Figura 20. Conjuntos difusos de adaptación de entrada y salida para la limitación 1.	65
Figura 21. Conjuntos difusos de adaptación de entrada y salida para la limitación 2.	65
Figura 22. Conjuntos difusos de adaptación de entrada y salida para la limitación 3.	66
Figura 23. Perturbación generada al sistema de control.	67
Figura 24. Trayectorias obtenidas de la limitación 1 con un 4% de ganancia con perturbación.	68

Figura 25. Error del sistema con perturbación para la limitación 1 con 4% de ganancia. ...	68
Figura 26. Trayectorias obtenidas de la limitación 2 con 6% de ganancia con perturbación.	69
Figura 27. Error del sistema con perturbación para la limitación 2 con 6% de ganancia. ...	69
Figura 28. Trayectorias obtenidas de la limitación 3 con 7% de ganancia con perturbación.	70
Figura 29. Error del sistema con y sin perturbación para la limitación 3 con 7% de ganancia.	71
Figura 30. Solapamiento de amplitudes en la identificación de trayectorias para seleccionar el tipo de limitación.....	73

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Tipos de patología o lesión en miembro inferior, tratamiento recomendado y costo de recuperación.	14
Tabla 2. Dispositivos de rehabilitación de la marcha con ejercicios pasivos.	23
Tabla 3. Dispositivos híbridos de rehabilitación de la marcha con ejercicios pasivo-activos.	27
Tabla 4. Caracterización del resorte helicoidal.	45
Tabla 5. Identificación de trayectorias máximas permitidas por tipo de limitación.	47
Tabla 6. Codificación de clases.	51
Tabla 7. Codificación binaria de clases.	51
Tabla 8. Configuración de la Red Neural en Neuralnet.	51
Tabla 9. Métricas de evaluación utilizando validación cruzada de 13 subconjuntos.	52
Tabla 10. Índices de precisión y exhaustividad para cada clase.	53
Tabla 11. Resultados del modelo utilizando validación cruzada de 13 subconjuntos.	54
Tabla 12. Constantes del controlador para cada tipo de limitación.	61
Tabla 13. Características del motor CD seleccionado.	62
Tabla 14. RMSE para los diferentes porcentajes de ganancia en la limitación uno sin perturbación.	67
Tabla 15. RMSE para los diferentes porcentajes de ganancia en la limitación dos sin perturbación.	69
Tabla 16. RMSE para los diferentes porcentajes de ganancia en la limitación tres sin perturbación.	70
Tabla 17. Error ante diferentes porcentajes de ganancia por tipo de limitación.	74
Tabla 18. Error de trayectorias reportadas en comparación con el sistema propuesto.	74

1. INTRODUCCIÓN

En este capítulo, se hará una breve introducción relacionada con la necesidad de desarrollar algoritmos de control para dispositivos de recuperación de marcha que tengan en cuenta la actividad muscular del sujeto, en comparación con los trabajos actuales. Posteriormente, se describe el propósito y alcance de la investigación, destacando los pasos que se deben seguir para obtener un sistema de control que tenga en cuenta al sujeto durante la recuperación de la marcha.

1.1. Antecedentes y alcance

La terapia asistida ayuda a los pacientes a recuperar las habilidades motoras perdidas por causa de una enfermedad, lesión o accidente, proponiendo una tarea dirigida a objetivos [1]. Los trabajos relacionados con la recuperación del movimiento tanto en las extremidades inferiores como superiores se han reportado desde los años sesenta [2], [3].

En personas jóvenes (20-30 años de edad), se presentan con frecuencia lesiones en rodilla como meniscos, ligamentos y luxación de rótula relacionadas a actividades deportivas, caídas y accidentes [4]. Estas lesiones son identificables con radiografías en el momento en que la persona percibe dolor y sospecha algún caso de lesión, ya que no se realizan estudios de control que identifiquen o prevengan las mismas.

Según estadísticas del Instituto Mexicano del Seguro Social (IMSS), en México la lesión del Ligamento Cruzado Anterior (LCA) y Ligamento Cruzado Posterior (LCP), que imposibilita el movimiento hacia delante y hacia atrás de la tibia en relación con el fémur, ocupan un lugar importante dentro de la atención de servicios médicos, donde anualmente por cada 1000 habitantes, ocurren entre 6 y 10 lesiones ligamentarias. La terapia de rodilla después de una operación consta de diferentes ejercicios con el objetivo de recuperar los arcos de movimiento, la base fundamental son repeticiones dadas por el médico tratante, las cuales son realizadas con apoyo del personal de la salud o acompañantes [5].

Las limitaciones afectan a la persona de manera emocional y económica. Teniendo en cuenta la Tabla 1, el costo de recuperación de las lesiones o patologías más comunes reportadas en México, varía conforme al nivel de complejidad médico y el tiempo estipulado de incapacidad. Cuando es necesaria una incapacidad por un tiempo no mayor a 78 semanas, la persona tiene derecho a recibir un porcentaje de pago establecido en un 60% del salario registrado en el IMSS. Si consideramos el salario mínimo diario en \$141.7 MXN [6] y sabiendo que México tiene 126,014,024 habitantes, según el censo de población y vivienda en 2020 [7], podemos decir que ocurren aproximadamente 1,260.141 lesiones ligamentarias

anuales. Este valor multiplicado por el costo total de incapacidad de lesiones ligamentarias (20 días) generaría un costo a las empresas de \$3,571,239,594 MXN anuales.

Tabla 1. Tipos de patología o lesión en miembro inferior, tratamiento recomendado y costo de recuperación.

Patología o lesión	Tratamiento	Tiempo de incapacidad	Tiempo de rehabilitación	Costo total por incapacidad (MXN)
Lesión de meniscos [8]	Analgésicos, antiinflamatorios, modificación de actividades cotidianas y rehabilitación	Entre 7 a 56 días	6 meses	Entre \$991.9 y \$7,935.2
Lesiones ligamentarias [9]	Calor local superficial, rehabilitación y reeducación de la marcha en entornos regulares e irregulares	20 días aprox	6 meses	\$2,834
Accidente cerebrovascular [10],[11]	Rehabilitación, intervención psicosocial	Indefinida	3 meses aprox. Pacientes graves requieren de asistencia continuada	—

Durante estos procesos de rehabilitación, se siguen diferentes protocolos de recuperación donde se incluyen ejercicios repetitivos en terapia temprana, asistidos por el terapeuta. Los movimientos asistidos por un robot ayudan a recuperar la fuerza perdida en la extremidad de una persona, especialmente en aquellas con accidente cerebrovascular, observando resultados favorables de hasta el 30% en su recuperación, después de 6 meses de terapia [12]. Los dispositivos para asistir en la recuperación de la movilidad, se encuentran retroalimentados por sensores de posición y fuerza, sin tener en cuenta el comportamiento muscular, agravando en ocasiones las lesiones ya que no tienen la capacidad de percibir el dolor de la persona [13].

Existen pocos dispositivos que consideran la interacción del paciente en la terapia, siendo este uno de los objetivos principales a nivel investigación y comercial. Esto se convierte en un desafío que se debe enfrentar para obtener sistemas que brinden una asistencia eficiente y natural, capaz de adaptarse a las diferentes situaciones de rehabilitación del ser humano, utilizando modelos de señales eléctricas musculares de sujetos sanos en comparación con señales de sujetos con algún tipo de limitación y/o diferente nivel de espasticidad.

Actualmente, se han desarrollado sistemas para evitar movimientos no deseados, asegurando la integridad de la persona, a través de sensores e interfaces, donde el fisioterapeuta es el que guía al ingeniero en la implementación de software capaz de generar trayectorias que asistan a los pacientes en la recuperación de sus habilidades [14]. Teniendo en cuenta que los dispositivos existentes para asistir el movimiento no permiten observar la evolución interna muscular de los tratamientos formulados, es necesaria una contribución en la que se considere la fuerza y los niveles de actividad eléctrica muscular con que el sujeto sano puede realizar los movimientos, y establecer una comparación con sujetos que presenten diferente limitación muscular.

El objetivo principal de este trabajo fue compensar el disfuncionamiento muscular durante un protocolo de marcha utilizando un algoritmo de control mediante un análisis comparativo del comportamiento muscular sano y con limitación.

Los hitos necesarios para obtener el objetivo principal fueron:

- Modelar los movimientos de flexo-extensión de la extremidad inferior utilizando la actividad eléctrica muscular y la cinemática y dinámica de la pierna.
- Correlacionar la actividad eléctrica muscular y la posición angular de la extremidad inferior con diferentes niveles de limitación.
- Implementar un algoritmo de control para compensar el disfuncionamiento de la marcha humana.

Las metodologías propuestas y los resultados esperados en cada una de ellas se observan en la Figura 1. El planteamiento del problema se divide en dos grandes ramas: análisis de actividad eléctrica muscular de los miembros inferiores de sujetos sanos y con algún tipo de limitación, y la obtención del modelo matemático que rige el funcionamiento cinemático y dinámico de la pierna.

El planteamiento del problema se analiza desde una perspectiva de control, analizando las diferentes tecnologías implementadas en los dispositivos de rehabilitación de marcha existentes. Se observan diferentes estrategias de control las cuales son utilizadas para analizar la fuerza y trayectoria de la persona durante la terapia de rehabilitación a través de técnicas de control como el control de impedancia. De esta revisión bibliográfica se obtuvo como resultado un artículo de revisión [15].

Una vez seleccionados los músculos superficiales que influyen en la marcha humana se seleccionan cuatro de estos para analizar su comportamiento en la flexión-extensión de rodilla y cadera. Se tiene un protocolo de caminata de media hora sobre una caminadora para analizar el comportamiento muscular y angular de 16 participantes. Con este estudio se identifican comportamientos de fatiga y post fatiga y se realiza un análisis estadístico de los datos con ANOVA y Tukey test y se obtiene como resultado el artículo: Characterization of muscle fatigue in the lower limb by sEMG and angular position using the WFD protocol.

En el protocolo de marcha de cuatro pasos realizado a diez participantes donde se obtienen datos de marcha normal y con diferentes tipos de limitación (limitación 1, limitación 2, limitación 3), se obtiene información angular y muscular de las cuatro clases de marcha (normal, limitación 1, 2, o 3) y un modelo matemático de la pierna. Con reconocimiento de patrones se realiza la extracción de características para identificar la clase del participante en el momento de la prueba. Esta clase tiene una trayectoria predefinida con un rango de porcentaje de trayectoria progresiva de terapia. Para compensar la fuerza y trayectoria del sujeto de prueba se implementa un sistema de control MRAC-PID -FUZZY. De esta investigación se obtiene un artículo de resultados titulado: Knee mobility deficit compensation through an artificial neural network and adaptive controller.

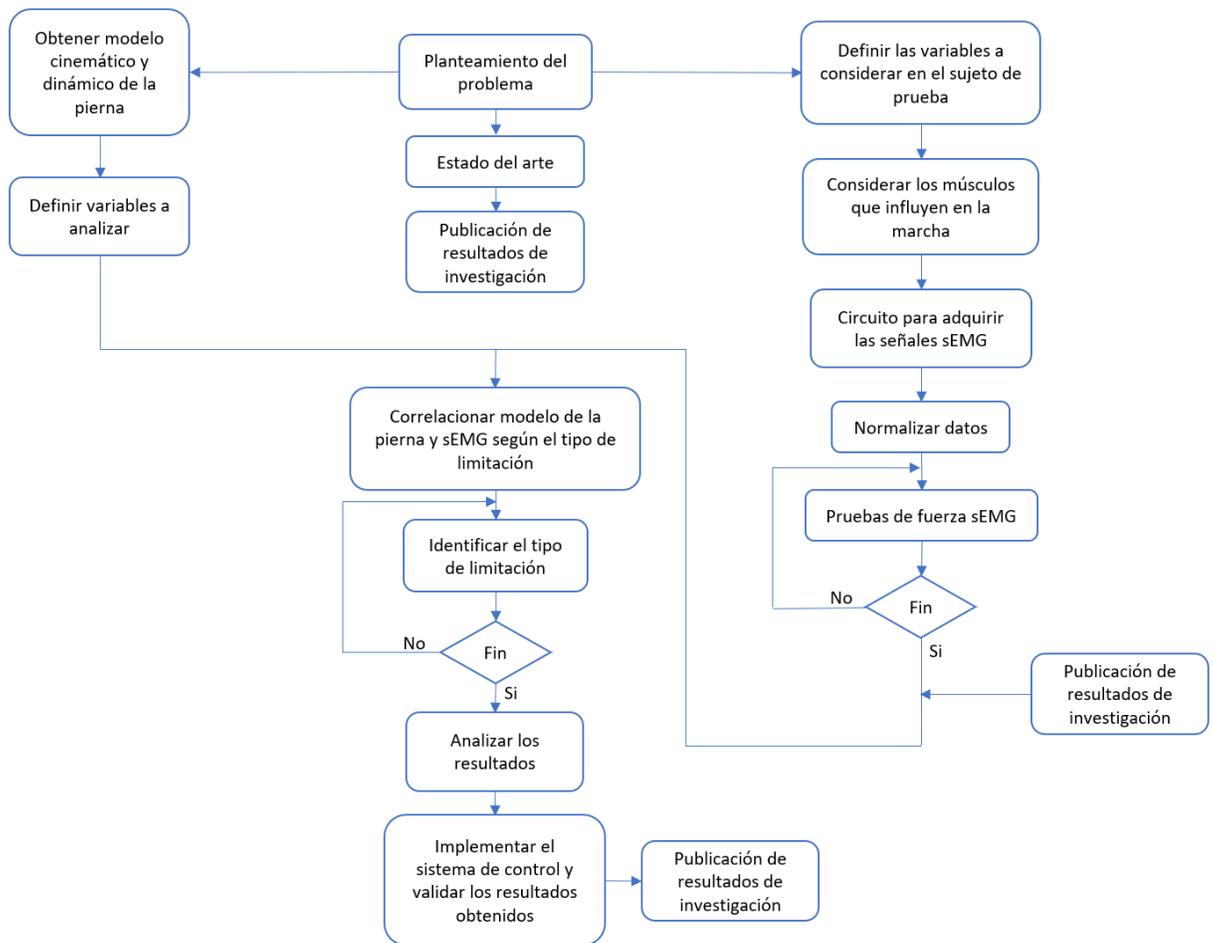


Figura 1. Esquema general de la metodología aplicada.

1.2. Hipótesis

Es posible compensar las imprecisiones de la trayectoria de la pierna humana con algún nivel de espasticidad mediante un mecanismo de adaptación asistido, teniendo como referencia el tipo de limitación de la persona a partir del análisis de señales sEMG y posición angular utilizando reconocimiento de patrones.

1.3. Contenido original de la tesis

La retroalimentación por posición y fuerza es muy utilizada en los sistemas de control de los dispositivos que asisten en la recuperación de marcha normal, sin tener en cuenta el comportamiento muscular, haciendo evidente la necesidad de estudiar más a fondo diferentes alternativas como las sEMG que brinden adaptación a las diferentes situaciones de rehabilitación del sujeto y permita tener una retroalimentación de lo que sucede internamente con la actividad muscular.

Esta tesis está estructurada con cinco capítulos adicionales. El segundo Capítulo presenta el estado del arte partiendo de la utilización de sEMG para el seguimiento de trayectorias, hasta las estrategias y técnicas de control reportadas por autores, también se analiza la anatomía y limitaciones del movimiento de rodilla. De esta investigación se obtuvo un artículo de revisión titulado “A review in gait rehabilitation devices and applied control techniques” en el año 2018. El tercer capítulo presenta los ejes teóricos que componen el proyecto donde se cuenta sEMG, transformada Wavelet discreta, red neural, análisis de marcha, así como lo referente al MRAC. El capítulo cuarto muestra los procedimientos y experimentos utilizados para adquirir la información tanto angular como de actividad eléctrica muscular de los sujetos de estudio, también se presenta el análisis que se le realiza a la información para distinguir los distintos tipos de limitación que se consideraron. El quinto capítulo contiene la documentación de la implementación del MRAC utilizando como retroalimentación las señales de los pacientes previamente, clasificadas por un modelo de red neuronal. De esta investigación se tiene un artículo de resultados titulado: “Knee mobility deficit compensation through an artificial neural network and adaptive controller”. En el sexto capítulo, se realiza una discusión sobre los resultados obtenidos con el sistema propuesto, para finalmente presentar la conclusión del trabajo y el trabajo futuro recomendado a seguir sobre la utilización de señales sEMG y de posición angular para la realimentación de algoritmos de control para dispositivos de recuperación de marcha progresiva.

2. ESTADO DEL ARTE

En este capítulo se muestra la clasificación de los dispositivos utilizados para la recuperación de la marcha normal teniendo en cuenta la electromiografía de superficie como estrategia de control. También se muestran las diferentes técnicas y estrategias de control utilizadas en los dispositivos durante diferentes etapas de la terapia, especialmente cuando el paciente necesita movimientos repetitivos a velocidades constantes para activar sus músculos. Se resalta el uso de la electromiografía de superficie para análisis de trayectorias de marcha y finalmente se presenta aspectos relevantes de la rodilla como su anatomía y algunas limitaciones o enfermedades comunes.

2.1. Electromiografía de superficie para análisis de trayectorias de marcha

Los problemas de locomoción son diferentes para cada persona, y las intensidades de tratamiento varían según el paciente y el tiempo que lleva con la limitación, lo que dificulta el control de sus movimientos [16]. Pueden ser causadas por muchos factores, que son analizados por el terapeuta quien intenta rehabilitar la marcha [17]. Existen enfermedades muy comunes que afectan la marcha humana, como la lesión de la médula espinal (SCI), la parálisis cerebral (PC) y los pacientes con accidente cerebrovascular (SP). Se han descrito en muchos artículos para validar dispositivos de rehabilitación y sus correspondientes estrategias o teorías de control en el proceso de recuperación del paciente [18], [19].

Los accidentes cerebrovasculares son una de las patologías más frecuentes en la sociedad, y un 80% de pacientes requieren de asistencia para poder recuperar la marcha. Se presenta espasticidad muscular del músculo GL (por dar un ejemplo) y falta de activación en el músculo TA. Par poder generar movimiento, se debe compensar esta fuerza con la de otros músculos, es por esto que las fases dentro del ciclo de marcha se ven afectadas. Se requiere asistencia de un fisioterapeuta para examinar las activaciones musculares y evitar el desgaste de los músculos que generar la marcha y de los que están compensando el mismo. Un método propuesto por M. Tan *et al.* [20] es descomponer la marcha con sEMG y analiza el comportamiento muscular con algoritmos inteligentes.

Hay muchos dispositivos robóticos para ayudar en las fases del ciclo de marcha, que funcionan como guía en pacientes que pueden realizar movimientos por sí mismos sin necesidad de ser asistidos mecánicamente [21]. La estrategia de control más común es el control de posición [22], en el que las trayectorias son definidas por el terapeuta [23], ayudando a los pacientes a rehabilitar su enfermedad o trastorno neurológico. La velocidad de la marcha y el método utilizado en la terapia, son indicadores importantes en cada una de las enfermedades. Sin embargo, aún no se ha determinado cuál es el mejor tratamiento y

trayectoria de rehabilitación, depende de la experiencia y decisión médica, requiriendo una serie de pruebas para determinarlo [24].

Definir estas trayectorias se convierte en un desafío para el terapeuta, ya que debe determinar el nivel de asistencia y los ejercicios para cada paciente en función de la evolución de sus tratamientos [25]. Por este motivo, se pueden utilizar robots rehabilitadores para tener un mejor control y retroalimentación del dispositivo de rehabilitación y del paciente en cada terapia.

Los tratamientos requieren tantas repeticiones, intensidad y duración según el nivel de limitación que tenga un paciente específico, activando sus músculos e intentando rehabilitar sus extremidades. Schwartz and Meiner [26] dijeron que existen tratamientos que son beneficiosos para la capacidad de caminar, sin embargo existen limitaciones técnicas para su implementación.

Mavroidis *et al.* [27] implementaron una rodillera para pacientes con atrofia muscular o daño nervioso después de alguna operación. Aplica estimulación eléctrica dependiendo de la retroalimentación de las señales EMG. Incluyen un HMI para visualizar el comportamiento muscular del paciente a través de sensores en un ambiente controlado, evitando lesiones en ligamentos, huesos y tejidos blandos, y donde el terapeuta puede observar la respuesta del paciente ha dicho tratamiento.

En la prótesis pasiva de pie y tobillo presentada por Au *et al.* [28], el controlador predice el movimiento del paciente en una trayectoria definida utilizando señales EMG. , teniendo en cuenta que existe una variación muscular de persona a persona. Dinámica de un modelo fuerza-velocidad basado en la posición, velocidad y aceleración angular, correspondiente a una trayectoria tobillo-pie. Au *et al.* obtuvieron movimientos naturales en el plano sagital, basados en un modelo biomimético del sistema tobillo-pie humano utilizando una red neuronal multicapa y un algoritmo estándar de retropropagación. El modelo considera las medidas EMG de los músculos gastrocnemio, sóleo y tibial anterior. Estos datos no se envían a la red neuronal en tiempo real, lo que la hace menos eficiente.

Mora-Tola *et al.* [29] desarrollaron un prototipo robótico de rodilla para asistir en la rehabilitación de marcha. Se realiza una comparativa del error cuadrático medio (MSE) y la transformada discreta de Wavelet (DTW) del músculo RF en el procesamiento de señales sEMG con una red neuronal artificial (RNA). Estas señales son utilizadas para detectar la intención de movimiento de la articulación derecha e izquierda y activar el actuador a que siga una trayectoria ya definida si supera el umbral de 0.4. Se demostró que la TDW presenta mejores resultados en la identificación de intención de movimiento muscular.

2.2. Técnicas de control en dispositivos de marcha

En la rehabilitación de la marcha se utilizan ejercicios activos o pasivos en función de la enfermedad/limitación, el tratamiento y la intensidad de la terapia que necesite cada paciente. Estos ejercicios ayudan a los músculos a oxigenarse, recuperando su función de forma progresiva [30]. Los dispositivos de rehabilitación existentes [31] pueden ser activos, pasivos o híbridos, para miembros superiores e inferiores, como se describe en la Figura 2. Los dispositivos activos se caracterizan por tener mecanismos electromecánicos que ayudan al paciente a seguir una trayectoria definida por el terapeuta a través de un interfaz hombre-máquina (HMI) o con rutinas predefinidas. Ayuda a cada paciente a recuperar parte del movimiento perdido, pero sin realizar ningún tipo de movimiento activo. Los dispositivos pasivos no tienen dispositivos electromecánicos, y aquí es donde todo el esfuerzo recae en el paciente, estimulándolo a usar su fuerza a través de movimientos activos. Los dispositivos híbridos son aquellos que tienen en cuenta la interacción paciente-dispositivo (movimiento-fuerza) durante una trayectoria, o simplemente sirven como guía para el paciente, donde aplica su propia fuerza [1]. Estos dispositivos permiten ejercicios pasivos y/o activos.

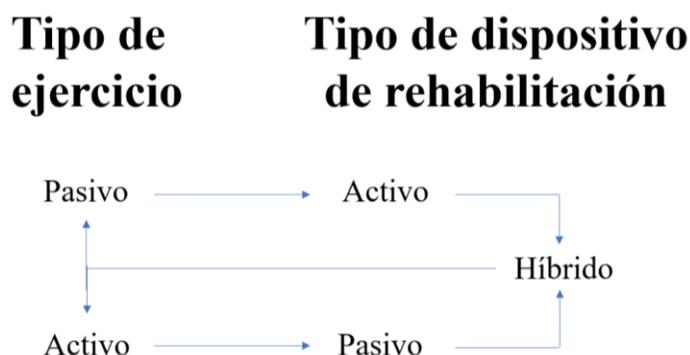


Figura 2. Interacción paciente-dispositivo durante una terapia de rehabilitación.

En el análisis de la marcha, las mediciones de movimiento se obtienen a través de sensores [32] (cámaras [33], sensor de inercia, fuerza, posición, etc.) ubicados en el cuerpo humano, en los dispositivos de rehabilitación o externamente. Proporcionando información cuantitativa sobre la locomoción humana como objetivo clínico [34], y a nivel investigación para poder seleccionar la trayectoria adaptable a las necesidades y limitaciones de cada persona.

Para analizar la marcha desde una perspectiva clínica y científica, se utilizan métodos de contacto y no contacto [35], que ayudan a los fisioterapeutas a detectar defectos o anomalías en los trastornos de la marcha y la movilidad humana [36]. El método de contacto se refiere a sensores colocados en el cuerpo del paciente o en el dispositivo de rehabilitación, proporcionando al usuario información cuantitativa sobre el movimiento (rutina o trayectoria) de cada paciente [37]. Los métodos sin contacto se refieren al uso de cámaras

con marcadores reflectantes colocados en el cuerpo humano. La luz infrarroja reflejada por los marcadores es captada por las cámaras, con el objetivo de analizar la posición de los miembros inferiores de los pacientes durante la marcha [38]. Se tiene en cuenta la velocidad del paso, longitud de la zancada y la cadencia gradual en el ciclo de la marcha para el análisis [32].

Los robots de rehabilitación se evalúan para conocer su efectividad en la terapia [39], y puedan usarse en pacientes con una lesión o trastorno neurológico, sin causar problemas adicionales. Éstos, de cierta forma, ayudan al terapeuta a soportar el peso del paciente [40] generando movilidad progresiva [41] y combinadas con la fisioterapia regular, brindan resultados alentadores a pacientes y terapeutas. Mediante estrategias de control y técnicas de control, es posible manipular los dispositivos robóticos utilizados en la rehabilitación clínica de la marcha [42].

El entrenador y rehabilitador de marcha comercial más vendido para pacientes clínicos es el Lokomat [18], [43]. Este permite visualizar y monitorear la terapia progresiva de un paciente, con una trayectoria previamente configurada [44]. Los movimientos terapéuticos imitan la marcha humana no patológica mediante técnicas de control del movimiento. La lógica difusa (FL), redes neuronales artificiales (RNA) y los algoritmos genéticos (GA) son técnicas de inteligencia artificial (AI) que se están implementando en muchas aplicaciones para realizar tareas y resolver problemas [45]. Cada uno de ellos tiene sus propias características, ventajas y desventajas [46]. Estas herramientas de AI tienden a imitar el comportamiento del cerebro humano, basándose en el razonamiento de reglas o conocimientos adquiridos [47].

Por otra parte, Aoyagi *et al.* [48] diseñaron un robot neumático para pacientes con lesión de médula espinal (SCI). Pero debido a la tasa de error en la terapia de cada paciente, fue necesario implementar un algoritmo de control para ayudar a corregir estas trayectorias en tiempo real, aumentando el uso de la rehabilitación con terapia asistida. El manipulador de asistencia pélvica (PAM) [49] y la órtesis de la marcha operada neumáticamente (POGO) [50] son dispositivos de rehabilitación pasiva que permiten al paciente realizar movimientos naturales sin restricciones. Asiste en la fase de oscilación de las piernas modulando la fuerza del paciente, donde el algoritmo de control es retroalimentado por el umbral en el pedal del dispositivo modificando la velocidad de cada trayectoria. Esta técnica de control de DP está validada en PAM y POGO registrando la trayectoria a seguir mientras el valor de fuerza del dispositivo se acerca a cero, controlando la velocidad de la terapia y la sincronía de cada paso.

2.3. Estrategias de control implementadas

Las estrategias de control son seleccionadas para cada tipo de limitación en específico [22], [23], [42], [51]–[57]. Existen diferentes tipos de estrategias de control, que son utilizadas en dispositivos de rehabilitación tanto a nivel comercial como investigación.

En estudios previos se ha implementado al menos una estrategia de control durante el desarrollo de su investigación para monitorear la evolución de la terapia, utilizando retroalimentación de sensores y control motor. Entre las diversas estrategias de control reportadas, las más comunes son el control de posición y fuerza analizando la cinemática, y la dinámica del mecanismo y del cuerpo humano, mediante el seguimiento de la activación muscular con EMG. En muchos casos se trata de entradas para el controlador del dispositivo de rehabilitación, dependiendo de la actividad física que pueda realizar el paciente [58].

Los estudios informan que los ejercicios pasivos con dispositivos de rehabilitación activa (Tabla 2) ayudan al paciente en la etapa de recuperación con trayectorias definidas, reduciendo la atrofia muscular y corrigiendo los movimientos gradualmente [1].

Freivogel *et al.* desarrollaron Lokohelp [59], un dispositivo de marcha electromecánico para evaluar el entrenamiento de locomoción repetitiva y la comodidad del paciente, a través de diferentes estrategias de control, seleccionadas al azar. Este dispositivo varía su velocidad entre 0-5 km/h, determinada por el terapeuta y estudios previos para cada paciente. Es importante señalar que los resultados muestran diferencias con el Gait Trainer (GT1) y el Lokomat, lo que beneficia a la terapia de entrenamiento de forma independiente si se realiza con un dispositivo electromecánico asistido por la marcha.

Tabla 2. Dispositivos de rehabilitación de la marcha con ejercicios pasivos.

Dispositivo	Consideraciones	Aplicación	Estrategia
Lokohelp [59]	Control de postura, extensión de rodilla, impacto activo de los pies y extensión activa de cadera.	Accidente cerebrovascular, LME y lesión cerebral.	Trayectorias definidas.
Robotic Exoskeleton (REX) [57], [60], [61].	Robot para rehabilitación y ejercicio. Para caminar, hacer giros, subir escaleras y pendientes.	Usuarios de sillas de ruedas manuales que pueden auto transferirse y operar controles manuales.	Interacción con joystick.
ReWalk [62].	Movimiento de rodilla y cadera motorizada.	SCI.	Imitación de marcha natural, utilizando un HMI.

AutoAmbulator o ReoAmbulator [63], [64].	Terapia de rehabilitación de miembros inferiores.	Discapacidades para caminar.	Control de posición mediante una pantalla táctil HMI.
Virtual Gait Rehabilitation Robot (ViGRR) [65].	Rehabilitación de la marcha.	Pacientes con un accidente cerebrovascular.	Trayectoria definida, por la cinemática y dinámica articular del paciente. Usa una HMI.

Por otra parte, en literatura se reportan dispositivos robóticos que ayudan en el entrenamiento de la marcha humana, a través del movimiento de las extremidades de los pacientes siguiendo trayectorias definidas [66], donde se permite que el paciente experimente un patrón de movimiento *normal*, con apoyo del dispositivo.

Estos sistemas denominados dispositivos robóticos híbridos permiten la interacción entre el paciente y el rehabilitador durante un tiempo determinado de terapia, permitiendo ejercicios pasivos y activos. El interés por crear dispositivos para ayudar en la rehabilitación de la marcha donde la participación activa del paciente y la retroalimentación de su progreso ha ido en aumento en los últimos años. Gran parte de estos dispositivos han sido probados en pacientes sanos, dado que su validación en un entorno clínico es muy complicada [25], [67]–[69], así como los efectos positivos o negativos del entrenamiento asistido [51]. Estos dispositivos permiten al paciente experimentar diferentes patrones de movilidad, lo que ayuda a su sistema nervioso a aprender trayectorias [70]. Las estrategias de control implementadas en los dispositivos de rehabilitación deben coincidir con el objetivo terapéutico, entendiendo cada una de las tareas específicas de recuperación. En pacientes con problemas de movilidad, es muy complejo realizar diagnósticos, por lo que una estrategia de control importante es el uso de señales EMG como retroalimentación. Estas señales son útiles para interpretar la activación del músculo humano, a partir de la cual el dispositivo puede tomar decisiones sobre el nivel de asistencia, basándose en un entrenamiento previo del terapeuta [71].

El control adaptativo con señales EMG anticipa la intención del paciente de moverse después de superar un cierto umbral, indicando a los motores la cantidad de asistencia que deben aplicar, lo que dificulta el control de la terapia [22]. Las señales EMG se analizan con redes neuronales y algoritmos neuro-difusos, especialmente para miembros superiores. Hay pocas investigaciones comunicadas para el miembro inferior que utilizan señales EMG a lo largo del ciclo de trabajo de la terapia, lo que proporciona una cantidad considerable de datos para analizar [72].

A través de interfaces hápticas [73] o realidad virtual [74], es posible observar tanto la posición del paciente en la rehabilitación actual, como el objetivo que se pretende alcanzar con ella. Teniendo en cuenta la interacción del paciente aplicando fuerzas resistivas en el pie de cada paciente y definiendo así la interacción mecánica [75].

Los dispositivos de rehabilitación clínica están diseñados para realizar movimientos suaves, con mínima inercia, impedancia y fricción, pero que reaccionan rápidamente a las necesidades motoras de cada paciente [70]. Para lograr esto, se colocan sensores tanto en el dispositivo como en el paciente para tener el control de la posición, la velocidad y la fuerza en la interacción paciente-dispositivo. Cada acción se visualiza en un HMI, implementando algoritmos progresivos que retroalimentan el movimiento humano, mejorando el desempeño de la terapia asistida [76]. Se tienen en cuenta dos aspectos importantes cuando se habla de dispositivos de rehabilitación, la parte mecánica y el sistema de control [77]. La parte mecánica incluye el tipo de motores que se implementan para asistir con características específicas, es decir, velocidad, inercia y fuerza máxima de apoyo [78]. Los sistemas de control o controladores de alto nivel deben cumplir una serie de requisitos para su uso en clínicas y hospitales, por ejemplo: robustez y seguridad [56]. Estos son responsables de las transiciones de fase, la interacción y los modos de caminar [78].

Actualmente, los algoritmos de control se desarrollan para una aplicación específica en base a una serie de características previamente definidas. Dependiendo del grado de complejidad y riesgo, es necesario identificar parámetros explícitos que aseguren una estructura de control robusta, flexible y segura [79]. Tanto para el diagnóstico como para la evaluación de los eventos de la marcha, la cantidad de datos disponibles para los algoritmos es muy importante. Con estos datos, un sistema puede ser lo suficientemente flexible cuando se introducen nuevas condiciones, sin alcanzar una condición de sobreajuste de los modelos [80]. En un comienzo, Lokomat utilizó estrategias de control para realizar solo ejercicios pasivos [81], desde 2005, incluye estrategias de control para permitir la interacción del paciente en terapia acelerando su progreso. El primer paso es implementar un algoritmo de control adaptativo que reduzca el torque permitiendo al paciente aplicar su propia fuerza en el movimiento. Luego se aplica un control de impedancias para reposicionar las piernas del paciente en la trayectoria inicial permitiendo que el paciente camine libremente. Con esta técnica de control hay un retraso de 15 ms en la detección de eventos del pie y de 30 ms en el talón, que no interfieren en la rehabilitación. Bernhardt *et al.* [81] utilizaron el control de impedancia para control de fuerza y posición del Lokomat, en el que el paciente debe tener una fuerza considerable a la hora de realizar los movimientos, esta información se obtiene con un sensor de fuerza y de posición. La limitante de esta técnica de control, es que no es adecuado para pacientes con pérdida total de movimiento en sus miembros inferiores.

Physiotherabot [1] puede realizar abducción-aducción de la cadera y flexión-extensión de la rodilla y la cadera. Estaba destinado a la rehabilitación de la marcha en pacientes con lesión de la médula espinal, accidente cerebrovascular, trastorno muscular y después de una

operación quirúrgica. Implementa un control de impedancia para posición y fuerza, y se configura a través de una HMI que recibe información relevante del paciente y el tipo de ejercicio a realizar. Este dispositivo implementa ejercicios activos, manuales (pasivos), isométricos [82], isocinéticos [83] e isotónicos [84], que pueden ser modificados por el terapeuta en función de la retroalimentación recibida de los sensores (fuerza/par y posición).

Akdogan *et al.* [85], diseñaron un dispositivo de rehabilitación de rodilla con servomotores y sensores; Incluye un HMI que retroalimenta al terapeuta: la posición inicial, la fuerza de reacción del paciente $F_{\text{reacción}}$, el torque τ , la posición deseada θ_{deseada} y la fuerza F aplicada por el dispositivo robótico. Implementaron un control de impedancia que se ajusta a través de 70 reglas, dependiendo de la fuerza externa aplicada por el paciente para definir la trayectoria. El sistema aprende las trayectorias, posición y fuerza de cada movimiento realizado por un fisioterapeuta en modo de enseñanza, con un muestreo de 1 ms. A continuación, actúa en modo terapia basándose en los parámetros previamente guardados.

En la Tabla 3 se muestran los dispositivos de rehabilitación que poseen estrategias de control donde consideran la interacción del paciente durante la terapia. También presenta la aplicación para la que fue diseñado el dispositivo, la patología o trastorno de movilidad a rehabilitar, el controlador implementado, los grados de libertad (DOF) del dispositivo, la información técnica sobre los actuadores, la velocidad máxima de rehabilitación permitida por el dispositivo y algunos datos relevantes, por ejemplo, retroalimentación del sistema. Es importante señalar que estos tratamientos se realizan en pacientes evaluados terapéuticamente, asegurando que los movimientos sugeridos o ejercicios *no voluntarios* no perjudiquen al paciente [86].

Tabla 3. Dispositivos híbridos de rehabilitación de la marcha con ejercicios pasivo-activos.

Dispositivo	Aplicación	Trastorno de movilidad o patología	Estrategia de Control	Técnica de Control	Grados de Libertad	Información Técnica	Velocidad Máxima de Terapia	Información Adicional
Lower Extremity Powered Exoskeleton (LOPES) [2], [87].	Articulaciones de las piernas.	Pacientes con accidente cerebrovascular.	Posición, fuerza / momento señales EMG.	Control de impedancia.	6	Servomotor: velocidad máxima de 8000 rpm a 567 W, par continuo 0,87 Nm y par máximo: 2,73 Nm. Movimiento lateral: velocidad máxima 6000 rpm a 690 W. Motor lineal: fuerza máxima 204 N a 250 W.	2.7	Anchos de banda alcanzables: 4 Hz para fuerza total (65 Nm), 12 Hz para fuerzas más pequeñas (<10 Nm).
LOKOMAT [18], [88], [89], [90].	Ciclo de marcha.	Pacientes con accidente cerebrovascular. Lesión de médula espinal. Lesión cerebral traumática (LCT).	Posición y fuerza, control por computadora.	Control de impedancia y controlador PD convencional.	7	Par medio: 30-50 Nm a 150 W, los pares máximos son de 120 y 200 Nm.	3.2	Las fuerzas de reacción del suelo estaban a 1000 Hz y se filtraron en Matlab.
[91].	Fases de marcha.	Pacientes con accidente cerebrovascular.	Velocidad, trayectoria de fuerza.	Control adaptativo entre usuarios-andador. Control de interacción basado en admitancia.	6	...	1.8	Sensor de fuerza / torsión entre el andador y el paciente para generar la trayectoria de la fuerza. Sensores IMU para estimación de la fase de la marcha.
WalkTrainer [92], [93].	Trayectoria de la pierna.	Lesión de la médula espinal (pacientes parapléjicos).	Estimulación muscular, control de posición.	Controladores PD. Algoritmo de cumplimiento selectivo.	6	Par máximo medio bruto en cinco ciclos completos: cadera: 30 Nm, rodilla: 20 Nm y tobillo: 10 Nm.	4	La estimulación muscular está en el rango de 0-100 mA por canal, con una frecuencia de 30 Hz. Utiliza una interfaz gráfica de usuario.
G-EO Systems (end effector robot) [44], [94].	Trayectoria de Marcha.	Lesión cerebral traumática.	Control de posición y fuerza.	Tarea repetitiva específica.	6	Generación de trayectorias programadas en reposapiés.	2.3	Fisioterapia: 30 min. Terapia ocupacional: 45 min. Adecuado para que los pacientes en silla de ruedas suban y bajen escaleras y realicen terapias repetitivas.
Gait Trainer (GT) [63], [95], [96].	Restauración de la marcha	Ciclo de la marcha en paciente sano y paciente hemiparético.	Posición	Control del centro de masa.	7	Actuadores neumáticos McKibben.	4.032	Rango de 0 a 140 pasos/min.
Anklebot [97], [98], [99].	Entrenamiento de marcha.	Pacientes con accidente cerebrovascular, parálisis cerebral.	Cinemática y cinética, control de posición.	Controlador de impedancia con controlador proporcional-derivativo (PD).	6	Motores de corriente continua sin escobillas (Kollmorgen RBE (H) 00714) con un par máximo de 0,249 Nm. Aumento del par motor a 23 Nm con caja de reducción.	1.29	Encoders lineales Gurley R19 y Renishaw para información de posición. Sensores de corriente analógicos para medir el par.
Active Leg Exoskeleton (ALEX) [100], [65], [101], [102], [103].	Movimiento de piernas.	Discapacidades para caminar (se utilizará para pacientes con accidente cerebrovascular).	Controlador de campo de fuerza.	Campo de fuerza y controlador PID de lazo cerrado.	7	ALEX II: Motores rotativos Kollmorgen ACM22C ² con engranajes Thomson Micron 1:50 y 1:60 en articulaciones de cadera y rodilla.	...	Rango de movimiento: articulación de cadera $\pm 40^\circ$, articulación de rodilla 45-60°. Células de carga Futek LSB200 con CSG110 para medir la tensión en los cables. Usa una HMI.
Hybrid Assistive Leg (HAL) [56], [104], [105].	Rehabilitación de la capacidad de la marcha humana.	Deficiencias y trastornos de la marcha.	Señales EMG, control de fuerza y control de posición.	Control de secuencia de fases con control EMG proporcional.	6	Motor de CC con accionamiento armónico y par asistido.	6.84	Para el cambio de fase se establecen umbrales de 560N y 80N para la parte delantera y trasera del pie, respectivamente. Las señales EMG se amplifican 10 [^] 6 veces y se filtran en un rango de 33 a 500 Hz.

Ekso [106], [107], [108], [109], [110].	Aumento de la actividad motora y muscular.	Paciente con ictus, lesión medular, esclerosis múltiple, parálisis cerebral y diagnósticos múltiples.	Control postural de cambios de peso, retroalimentación con señales EMG.	Entrenamiento progresivo y aumentativo.	6	Alimentado por motores con alimentación inalámbrica al dispositivo. 2 baterías de litio para moverse durante 4 horas continuas.	3.2	Un paciente puede dar 308 pasos en una marcha de terapia del talón a los pies. Software SmartAssist en tiempo real (marcha intuitiva, control del paciente o control del terapeuta).
--	--	---	--	---	---	---	-----	---

La velocidad de la terapia dependerá de la movilidad de cada paciente, en este sentido es necesaria una técnica de control de la velocidad que permita ejercitar el músculo del paciente, exigiendo un rango de velocidad mayor mientras avanza la terapia [111]. Cada persona tiene un rango de velocidad normal al caminar que varía según la edad, el peso y la altura, específicamente [112]. La velocidad al caminar de una persona sana está en el rango de 4,5 a 4,9 km/h [111].

El control de impedancia [113] se basa en estrategias de control de la fuerza y la posición, y es la técnica de control más utilizada en los dispositivos de rehabilitación de miembros inferiores [114] y superiores [51]. En este caso, la movilidad del paciente se mide en una tarea previamente definida, demostrando resultados positivos en la recuperación muscular de los pacientes [76], [115].

Banala *et al.* [70] presentaron diferentes simulaciones para controladores que podrían ayudar en la rehabilitación de la marcha en SP. Un primer controlador se basa en seguir una trayectoria predefinida en un tiempo determinado. El segundo controlador es un controlador PD de circuito cerrado con un número finito de parámetros. Finalmente, el tercero se basa en un controlador de fuerza de pie, cuyo objetivo es proporcionar amortiguación (minimizando las oscilaciones) y creando un campo de fuerza a su alrededor, utilizando retroalimentación por codificadores y sensores de fuerza-par. Los motores lineales utilizan un controlador de modelo de fricción, en el que los datos obtenidos previamente y la carga en el tornillo sin fin se consideran en un controlador rápido proporcional-integrativo (PI), obteniendo así mejores resultados en la simulación. Se comparan diferentes algoritmos de control para detectar eventos de marcha en pacientes sanos en cinta para determinar el modelo más adecuado para rodilla y pie.

Galván-Duque *et al.* [116] informaron que las RNA tienen el mejor rendimiento para datos no lineales en aplicaciones con componentes de alta frecuencia. Para baja frecuencia se utilizan los modelos lineales OE (Error de salida) y ARX (Modelos autorregresivos con variables exógenas). ANFIS (Artificial Fuzzy Neural Inference Systems) se convierte en una atractiva herramienta para explorar, donde combina un Sistema de Inferencia Fuzzy con un NN. Este trabajo utiliza tres funciones de pertenencia gaussianas para la entrada del interruptor de pie del talón y para la entrada del interruptor de pie del pie; para la entrada de ángulo de rodilla, utiliza ocho funciones de pertenencia gaussianas, en 80 épocas y con salida constante.

D. Solanki *et al.* [117] realizaron experimentos de movimientos repetitivos en pacientes con accidente cerebrovascular, donde identificaron mejoras tanto en la fuerza muscular como marginal y los movimientos funcionales. Estas pruebas las realizaron sobre una plataforma de ejercicios de marcha asistida por una cinta rodante que ofrece variabilidad en la intensidad del ejercicio que necesita cada paciente.

Boian *et al.* [118] realizaron experimentos con ejercicios repetitivos utilizando un entorno de realidad virtual para adultos y niños [119]. Utilizaron la plataforma Rutgers Ankle para la rehabilitación del tobillo en SP, dando a la rehabilitación otro enfoque terapéutico basado en la retroalimentación háptica, donde los usuarios se sientan y participan activamente. El terapeuta es capaz de cambiar las rutinas en tiempo real para visualizar la evolución de cada paciente. Los entornos hápticos varían desde volar un avión hasta navegar un bote. En el primero, se puede seguir cualquier trayectoria, mientras que en el segundo las trayectorias son limitadas y con fuerzas externas que llevan al paciente a orientar su tobillo en una dirección aplicando su propia fuerza, aumentando la generación de energía en los miembros inferiores (tobillo) de los pacientes [120].

Hudgins *et al.* [121] presentaron un control neuro-difuso para un dispositivo de rehabilitación de miembros superiores en el que utilizaron señales EMG del paciente para actuar sobre el dispositivo de rehabilitación. Es muy difícil obtener la misma señal EMG en un movimiento repetitivo ya que es altamente no lineal, y hay que considerar que la actividad muscular se va a ver afectada por la carga en la articulación anterior de cada persona. El controlador se compone de tres etapas y utiliza un algoritmo de aprendizaje de retropropagación. De acuerdo con la actividad muscular obtenida de cada paciente, en la primera etapa, las señales EMG de la parte superior del brazo se seleccionan como entrada para el controlador, adicionalmente; utiliza sensores de fuerza en la muñeca cuando el voltaje de la señal EMG es muy débil. Considerando las diferentes posiciones de hombros y codos, se implementan cuatro controladores neuro-difusos al mismo tiempo en la segunda etapa. Finalmente, la tercera etapa del controlador neuro-difuso define el nivel de asistencia para el rehabilitador de miembro superior, basado en el movimiento humano relacionado con las reglas difusas IF-THEN [122].

El exoesqueleto de la extremidad inferior de Berkeley (BLEEX) [123] incluye flexión / extensión, abducción / aducción además de los movimientos de cadera y tobillo. Es un exoesqueleto cuya aplicación no es médica. Ha sido diseñado para transportar materiales pesados o subir escaleras. Incluye un control robusto mejorado de fuerza y posición mediante el uso de inclinómetros, que se colocan sobre el paciente de forma segura y compensatoria. El control de posición incluye el torso, la mochila y la pierna. Una prueba en un laboratorio dice que BLEEX puede caminar con una carga útil de 18 kg (40 libras).

La estrategia de control más común para esta interacción es a través de señales EMG, ya que retroalimentan al terapeuta con la activación muscular de cada paciente y la intensidad de sus movimientos. Sin embargo, este es un tema que aún no está completamente implementado, porque la señal no es totalmente reproducible y no hay confiabilidad en los datos adquiridos [124]. Se ha establecido la viabilidad de utilizar señales EMG para retroalimentar los sistemas de control en los dispositivos de rehabilitación [125]. El único factor limitante cuando se habla de señales EMG es la enfermedad del paciente, dado que para los pacientes

paraplégicos es imposible utilizar esta estrategia de control, ya que no generan actividad muscular.

Un gran porcentaje de los dispositivos de rehabilitación mencionados anteriormente han sido validados en pacientes sanos sin ninguna restricción motora. Sin embargo, el propósito de cada uno de estos dispositivos es ayudar durante la terapia de pacientes con una enfermedad o trastorno neurológico específico, como se puede ver en las Tablas I y II. Sin embargo, en ingeniería se requieren una serie de permisos para garantizar el soporte médico, la seguridad e integridad de cada paciente, lo que complica su validación.

Los dispositivos de rehabilitación para ayudar en la terapia de la marcha, como Lokomat, GT y ALEX, permiten siete DOF considerando flexión-extensión para cada articulación y abducción-aducción en la cadera. Mientras que otros dispositivos como en la Tabla II, permite seis DOF, eliminando la abducción-aducción de la cadera al sujetar al paciente a un arnés. Dándole la libertad de generar sus propios movimientos.

El uso de algoritmos avanzados de realidad virtual permite tener una rehabilitación de la marcha eficiente, donde el paciente interactúa activamente durante su rehabilitación. Los entornos de realidad virtual fueron testeados en rehabilitación de tobillo, teniendo efectos positivos en neuro-rehabilitación, sin necesidad de wearables.

Los controladores neuro-fuzzy se pueden aplicar en la rehabilitación de la marcha, ya que se adaptan automáticamente a las características físicas y fisiológicas de cada paciente, mediante un sistema basado en reglas.

Actualmente, los problemas que se encuentran para implementar estos sistemas de control son el costo computacional, la alta frecuencia y amplitud de los datos, lo que hace que el sistema sea inestable y lento. Afortunadamente, hoy en día se encuentran disponibles computadoras con software avanzado y componentes electrónicos en miniatura, para implementar y validar diferentes técnicas de control asegurando la eficiencia en la asistencia.

Es importante destacar que las estrategias de control de los dispositivos de rehabilitación de la marcha, presenta resultados confiables, ya que su retroalimentación utiliza la fusión de sensores. Asegurar la repetibilidad de los datos mediante la percepción de características del entorno que podrían ser imposibles de percibir con la información de un solo sensor. Sin embargo, los dispositivos de rehabilitación carecen de una técnica de control inteligente donde el sistema tome de manera propia las decisiones sin intervención de agentes externos.

En los dispositivos híbridos de rehabilitación de miembros superiores se reportan más resultados y mejores técnicas de control, especialmente para prótesis de mano, considerando las señales EMG como retroalimentación del sistema.

2.4. Anatomía y limitación de movimiento de rodilla

La rodilla es una estructura compleja que tiene la función de doblar, enderezar y soportar el peso del cuerpo mientras está caminando o está de pie. De manera general, la rodilla consta de dos articulaciones la fémoro-tibial y la fémoro-rotuliana, donde la primera está entre la posterior de la rótula y cara anterior distal del fémur y la segunda entre la epífisis distal del fémur y proximal de la tibia, y le permiten moverse en diferentes direcciones, donde tiene movimiento en flexión y extensión sobre el plano sagital, rotación en varo y valgo sobre el plano frontal, y además desde el plano transversal facilita la rotación medial al final de la flexión de la rodilla y la rotación lateral en la extensión terminal de la rodilla [126], mediante estructuras que incluyen huesos, ligamentos, tendones y cartílagos .

La rodilla se forma por tres huesos: fémur, tibia, y rótula [127]. Entre la tibia y el fémur están los meniscos, los cuales son dos almohadillas fibrocartilaginosas en forma de cuña que además ayudan a absorber impactos y difundir el líquido sinovial que proporciona fluidez en el movimiento y reduce la fricción entre las partes.

En el estudio se consideran los dos movimientos principales, el de flexión y extensión, donde al flexionar la rodilla se genera un ángulo entre el fémur y la tibia que va desde 0° cuando la pierna está en su extensión máxima, hasta 155° cuando la pierna está totalmente flexionada. Por otra parte, si se fuerza un poco el percepción, la hiperextensión puede alcanzar hasta -10° si se considera como referencia la pierna en un ángulo de 0° [127]. El rango de flexión y extensión de la rodilla es necesario para actividades funcionales diarias y deportivas, pero esta funcionalidad se puede ver alterada después de diferentes eventos como reconstrucción de ligamentos, cirugías de rodilla, artrofibrosis de la rodilla, así como lesiones musculoesqueléticas que afectan a la articulación de la rodilla, provocando dolor y un patrón de marcha alterado que afecta otras estructuras del cuerpo como el tobillo y la cadera [128].

3. MARCO TEÓRICO

Este capítulo presenta los principales componentes teóricos utilizados en el desarrollo de la investigación. Las señales EMG son un tema complicado y muy relevante a nivel científico que necesita un análisis especial y profundo, acompañado de circuitos que optimicen la señal, algoritmos como las Redes Neuronales Artificiales (RNA) y la Transformada Discreta Wavelet (TDW) que sean capaces de abstraer información útil y ser utilizada para retroalimentar algoritmos de control como el Control Adaptativo por Modelo de Referencia (MRAC), que se utilizará para ayudar en la marcha humana.

3.1. Señal electromiográfica

La electromiografía (EMG) se encarga de estudiar las funciones musculares. Estas señales son variaciones fisiológicas de las señales mioeléctricas de las membranas compuestas por fibras musculares [129] y unidades motoras [130]. La actividad eléctrica del músculo se observa con electrodos de superficie y su señal necesita circuitos de acondicionamiento para obtener información del músculo eliminando señales externas y ruido. Se visualiza en un rango de microvoltios y milivoltios [131]. Las señales EMG se han analizado con diversas técnicas y métodos (invasivos y no invasivos). La detección, el procesamiento y la clasificación son técnicas indispensables para cada aplicación en la que desee utilizar señales EMG [132].

El cuerpo humano es el responsable de la función de coordinación para generar movimientos tanto voluntarios e involuntarios [133], por ejemplo: dormir, caminar y hablar, sin que nos demos cuenta. Los movimientos involuntarios [134], también llamados movimientos reflejos, son aquellos que emiten rápidamente un tipo de respuesta por parte del cuerpo. En los voluntarios [135], el movimiento se genera cuando la persona envía una señal. El cerebro es quien procesa esta información sin dar una respuesta, la cual es transportada por los nervios motores a los músculos. En los músculos, se produce un proceso que genera la contracción o movimiento muscular, llamado *fuerza* . Cuando la información llega a los músculos, una reacción química se produce [136] [137].

Las señales EMG se utilizan, en gran parte, para detectar cualquier anomalía de los músculos o su mejora [138]. Se evalúa su amplitud, frecuencia, etc. [139].

3.2. Transformada *Wavelet* Discreta (TDW)

La TDW consigue una representación de las señales en los dominios del tiempo y la frecuencia. El proceso de la TDW es repetitivo, basado en la descomposición de la señal a

través de un proceso de filtrado utilizando un filtro pasa bajas donde se obtienen los coeficientes de aproximación de la señal y un filtro pasa altas que contiene los coeficientes de detalle, y el submuestreo en las señales de salida. Estas señales están representadas en un ancho de banda en tiempo, por esto se dice que consideran el tiempo y la frecuencia de la señal [140]. Una vez se calculan los coeficientes para diferentes niveles de descomposición, se umbralizan de modo que solo se seleccionan los coeficientes que superan un umbral determinado para reconstruir la señal, concentrando la energía de la señal en unos cuantos coeficientes. Los coeficientes de menor valor son considerados como ruido [141].

De esta manera, la TDW [142] se define como la descomposición de $x(t)$ en un conjunto de funciones $W_{j,k}$:

$$W_{j,k} = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)\psi_{j,k}(t)dt, \quad (1)$$

donde $\psi_{j,k}(t)$ es una base Wavelet ortonormal, para reconstruir la señal.

Los coeficientes de escala son representados como:

$$S_{j,k} = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)\phi_{j,k}(t)dt, \quad (2)$$

donde j es la escala, k la localización en tiempo, y S es una señal discreta finita de longitud N potencia de 2 : $N = 2^J$, y el rango de escala está determinado por el intervalo $0 < j < J$.

Por otra parte, la aproximación discreta de la señal se describe por:

$$x_0(t) = x_j(t) + \sum_{j=1}^J d_j(t), \quad (3)$$

donde la medida aproximada de la señal en una escala J está definida por (4) y los detalles por (5)

$$x_j(t) = s_{J,k}\phi_{J,k}, \quad (4)$$

$$d_j(t) = \sum_{k=0}^{2^{J-j}-1} W_{j,k}\psi_{j,k}(t). \quad (5)$$

Una vez que se hace el cálculo de los coeficientes y se umbralizan, se procede a reconstruir la señal, proceso inverso a la descomposición. De esta manera, la aproximación de la señal original resulta de combinar los coeficientes de aproximación con los de detalle (6)

$$x_j(t) = x_{j-1} - d_j(t). \quad (6)$$

3.3. Red Neuronal

Una red neuronal artificial (RNA) está definida como un modelo matemático que de manera simplificada imita al cerebro humano. La unidad de procesamiento de información fundamental es llamada neurona, la cual tiene varias entradas, pero solo una salida, representando un modelo primitivo de las neuronas biológicas [143].

En términos matemáticos, una neurona se puede describir por:

$$y = \varphi\left(\sum_{j=1}^n w_j x_j + b\right), \quad (7)$$

donde x son las señales de entrada que pueden ser de x_1, \dots, x_n ; w son los pesos sinápticos de la neurona donde puede ser w_1, w_n , b es el sesgo, φ es la función de activación y y es la señal de salida.

En literatura se definen varios tipos de función de activación, como función de umbral, función lineal por partes, función logística.

Las neuronas en una red neuronal están organizadas por capas. Generalmente se distinguen dos capas fijas: una de entrada y una de salida. La capa de entrada tiene una cantidad de neuronas o nodos definida por la cantidad de características del objeto, por otra parte, la capa de salida define la cantidad de nodos considerando la cantidad de clases a clasificar. Pueden existir capas intermedias denominadas capas ocultas con un número determinado de nodos ocultos cada una. Las redes neuronales con este tipo de arquitectura también se denominan perceptrón multicapa.

Para obtener los pesos sinápticos se debe entrenar la RNA, el cual se define como el proceso de encontrar los pesos y sesgos, que, para un conjunto de datos con valores de entrada conocidos, se pueda obtener la salida deseada. Una red neuronal completamente conectada con n entradas, h nodos ocultos y m salidas tiene: $(n \cdot h) + h + (h \cdot m) + n$ pesos y sesgos. Para obtener estos valores, en literatura se reportan diferentes algoritmos como retropropagación (backpropagation), retropropagación resistente (Resilient backpropagation), entre otros.

El algoritmo más utilizado en literatura para entrenar RNAs tipo perceptrón multicapa es retropropagación, donde se modifican los pesos de la RNA utilizando la magnitud de la derivada parcial del error (8)

$$\Delta w_{ij}(t) = \alpha * x_i(t) * \delta_j(t), \quad (8)$$

donde α representa la tasa de aprendizaje, $x_i(t)$ son las entradas que se propagan de regreso a la i -ésima neurona en el tiempo t , y δ es el gradiente de error correspondiente.

Por otra parte, el algoritmo de retropropagación resistente utiliza solo el signo de las derivadas parciales de la función objetivo para definir el sentido en que deben ser corregidos los pesos de la red, permitiendo converger de manera más rápida [144]. Este algoritmo calcula un delta Δ_{ij} individual para cada peso, el cual evoluciona durante el proceso de aprendizaje considerando el signo del gradiente de error de la iteración anterior $\frac{\partial E^{(t-1)}}{\partial w_{ij}}$ y el gradiente de error de la iteración actual $\frac{\partial E^{(t)}}{\partial w_{ij}}$. Utiliza las siguientes reglas (9)

$$\Delta_{ij}^{(t)} = \begin{cases} \eta^+ \times \Delta_{ij}^{(t-1)} & , \text{ if } \frac{\partial E^{(t-1)}}{\partial w_{ij}} \times \frac{\partial E^{(t)}}{\partial w_{ij}} > 0 \\ \eta^- \times \Delta_{ij}^{(t-1)} & , \text{ if } \frac{\partial E^{(t-1)}}{\partial w_{ij}} \times \frac{\partial E^{(t)}}{\partial w_{ij}} < 0 \\ \Delta_{ij}^{(t-1)} & , \text{ else} \end{cases}$$

where $0 < \eta^- < 1 < \eta^+$, (9)

donde η hace referencia al factor de incremento (constante generalmente con un valor de 1.2) o decremento (constante generalmente con un valor de 0.5) en el valor de actualización Δ_{ij} .

3.4. Marcha humana

El análisis de la marcha, donde se relaciona la actividad eléctrica muscular y la fuerza, tiene especial importancia en diversas aplicaciones, incluida el área médica [132]. A través de diferentes estrategias y métodos, es posible identificar información relevante, relacionando fuerza y señal electromiográfica, durante el movimiento de las extremidades inferiores [145].

Se han reportado diferentes técnicas para analizar el ciclo de la marcha, desde cinemática básica, cinética y medición de trayectorias hasta estudios matemáticos más complejos como dinámica inversa y electromiografía, teniendo en cuenta que la marcha humana es muy compleja [146] para ser analizada sólo externamente a través de características anatómicas palpables [147].

El ciclo de la marcha se divide en dos partes: postura y balanceo, como se presenta en [148]. En la fase de postura, los músculos generan mayor contracción en la pierna, generando mayor reacción en el suelo al tener que soportar todo el peso corporal. En la fase de oscilación, la activación muscular es mínima con una pequeña magnitud. La secuencia al caminar comienza con el talón del pie derecho en el suelo, soportando el peso corporal y realizando un movimiento hacia adelante. Después se realiza un cambio de posiciones, con la ayuda de swing – doble apoyo – swing para finalmente volver a la posición inicial. Una extremidad es quien soporta el peso corporal mientras la otra extremidad se encuentra en la fase de oscilación. Cuando se realiza el cambio de pie de apoyo existe una etapa de doble soporte.

3.5. Esquema general de un motor CD

El esquema general de un motor de corriente directa (CD) se puede observar en [149]. Se tiene en cuenta las constantes del motor y el torque externo (T_L). J_m es el momento de inercia, B_m el coeficiente de fricción de la planta, R_a la resistencia, L_a es la inductancia de la armadura, K_{F1} y K_{F2} [149].

3.6. Control adaptativo por modelo de referencia (MRAC)

Originalmente, el MRAC fue propuesto por Whitaker en 1958 para el control de vuelo. El control adaptativo se utiliza para ajustar los parámetros de una planta en tiempo real cuando los parámetros del sistema son desconocidos y/o cambian con el tiempo mientras se mantiene el nivel de rendimiento deseado. La técnica de control adaptativo está diseñada para proporcionar un procedimiento de ajuste automático en el circuito cerrado cuando los parámetros son desconocidos pero constantes. Por otro lado, para mantener el rendimiento del sistema, cuando los parámetros cambian de manera impredecible con el tiempo, el sistema debe utilizar un control adaptativo [150] [151]. El MRAC funciona ajustando los parámetros del controlador para que la salida de la planta real rastree la salida de un modelo de referencia con la misma entrada de referencia.

El diagrama a bloques básico del MRAC se muestra en [152], compuesto de dos bucles. El primero forma el proceso y la retroalimentación clásica, mientras que el segundo ajusta los parámetros del controlador. En el proceso, la señal de entrada de referencia $r(t)$ se considerará como el primer paso en el diseño de la función de transferencia para el modelo de referencia ($G_m(t)$). Posteriormente el proceso $y(t)$ debe seguir la señal de salida $y_m(t)$ que representa la respuesta deseada del sistema, con lo cual se obtiene la señal de error $e(t)$ (diferencia entre la salida del sistema y el modelo de referencia).

En un MRAC, los parámetros se pueden ajustar de 2 formas utilizando un método de gradiente o aplicando una teoría de estabilidad [150] [152].

4. SISTEMA EXPERIMENTAL Y MÉTODOS

Este capítulo muestra el proceso de selección de los músculos más influyentes en la marcha, que se tuvieron en cuenta para la adquisición de las señales musculares en el protocolo. También se describe el dispositivo utilizado para adquirir tanto las señales electromiográficas como de posición de la rodilla, necesarias para la identificación del nivel de limitación de la marcha con RNA y TDW, y la posterior identificación de trayectorias para el sistema de control. Finalmente, se presenta el sistema mecánico para la flexión y extensión de rodilla con las variables a controlar.

4.1. Selección de los músculos influyentes en la marcha

Los músculos tienen la función de contraerse, permitiendo los movimientos de nuestro cuerpo a través de diversas reacciones complejas [153], como ya se mencionó en el apartado 3.1. Los músculos de las extremidades inferiores, muslos y piernas se seleccionaron con la ayuda de la guía SENIAM (Surface ElectroMyography for the Non-invasive Assessment of Muscles). El músculo de RF ayuda en la flexión de la cadera, la flexión de la pierna sobre el muslo y la extensión de la rodilla [131]. El músculo tibial anterior (TA) es el que estabiliza el tobillo al momento de tocar el suelo durante la fase de apoyo; genera la estabilidad vertical de la pierna y genera dorsiflexión (levantando la punta del pie) durante la marcha para evitar que el dedo se arrastre. Finalmente, la propulsión de la marcha radica en el músculo gastrocnemio lateral (GL), convirtiéndose en el motor principal, también provoca la flexión plantar del pie y contribuye débilmente a la flexión débil de la pierna[129].

Para posicionar los electrodos se considera el punto motor del músculo, como se muestra en la Figura 3. Se elige un punto de referencia (parte no móvil del cuerpo), que en este caso es el tobillo.

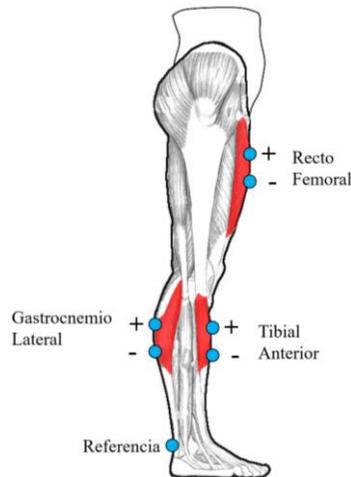


Figura 3. Posicionamiento real de electrodos en modo diferencial con una única referencia.

4.2. Modelo matemático propuesto

Para obtener el modelo dinámico inverso de la pierna, tenemos en cuenta la formulación recursiva de Newton-Euler [154], la cual es utilizada en el análisis dinámico de manipuladores seriales, para nuestro caso, de un solo grado de libertad. El método consiste en calcular las velocidades y aceleraciones y después, calcular las fuerzas y momentos de la articulación, teniendo en cuenta el modelo de la Figura 4.

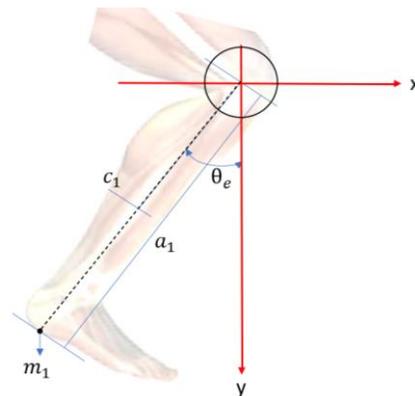


Figura 4. Modelo matemático de la pierna humana para obtener velocidades, fuerza y momento.

En la literatura aún no se ha reportado un modelo matemático que tenga en cuenta el torque externo (la pierna más la estructura) para el sistema de control. Este torque externo es llevado a cero, como por ejemplo en [87], basándose en los datos del motor nada más para controlar los dispositivos. El peso promedio de la extremidad en las personas que participaron del experimento es de 3.245 kg y la longitud de 5.75 m.

Durante el proceso para encontrar la ecuación de torque externo, es necesario obtener la matriz de inercia sobre su centro de masa de la pierna y la estructura. Para ello, hacemos uso de SolidWorks y encontramos la matriz de inercia de la pierna (10) considerando el peso promedio de la misma según los sujetos de prueba utilizados en el experimento, y de la estructura (11)

$$I_p = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad (10)$$

$$I_e = \frac{m_e * (a_e)^2}{12} \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (11)$$

donde I_p es la inercia de la pierna, I_e es la inercia de la estructura, m_e hace referencia a la masa de la estructura (0.4 kg) y a_e a la longitud de la estructura (0.27 m). La inercia total se puede observar en la siguiente ecuación (12)

$$I_{PyE} = \frac{m_e a_e^2}{12} \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \quad (12)$$

La ecuación que describe el torque de la pierna y que está siendo utilizada en el bloque de control se puede observar en (14), para la cual y se define en (13)

$$y = g m_e \cos(\theta_e(s)), \quad (13)$$

$$T = \frac{L_e * \left(\left(\frac{(L_e^2 m_e * (2L_e^2 + L_e + 1))}{2} \right) + y \right)}{2} + \frac{L_e^3 m_e}{12} + \frac{L_e^3 m_e + 1}{12}. \quad (14)$$

En la Figura 5 se presenta el comportamiento y valores de torque que genera la persona para los diferentes tipos de limitación simuladas (1, 2, y 3 respectivamente) teniendo en cuenta su máximo porcentaje de ganancia permitido y el torque faltante que debe compensar el sistema de control. Se identifica que el motor que compense la trayectoria de cada persona debe tener un torque aproximado de 15 Nm.

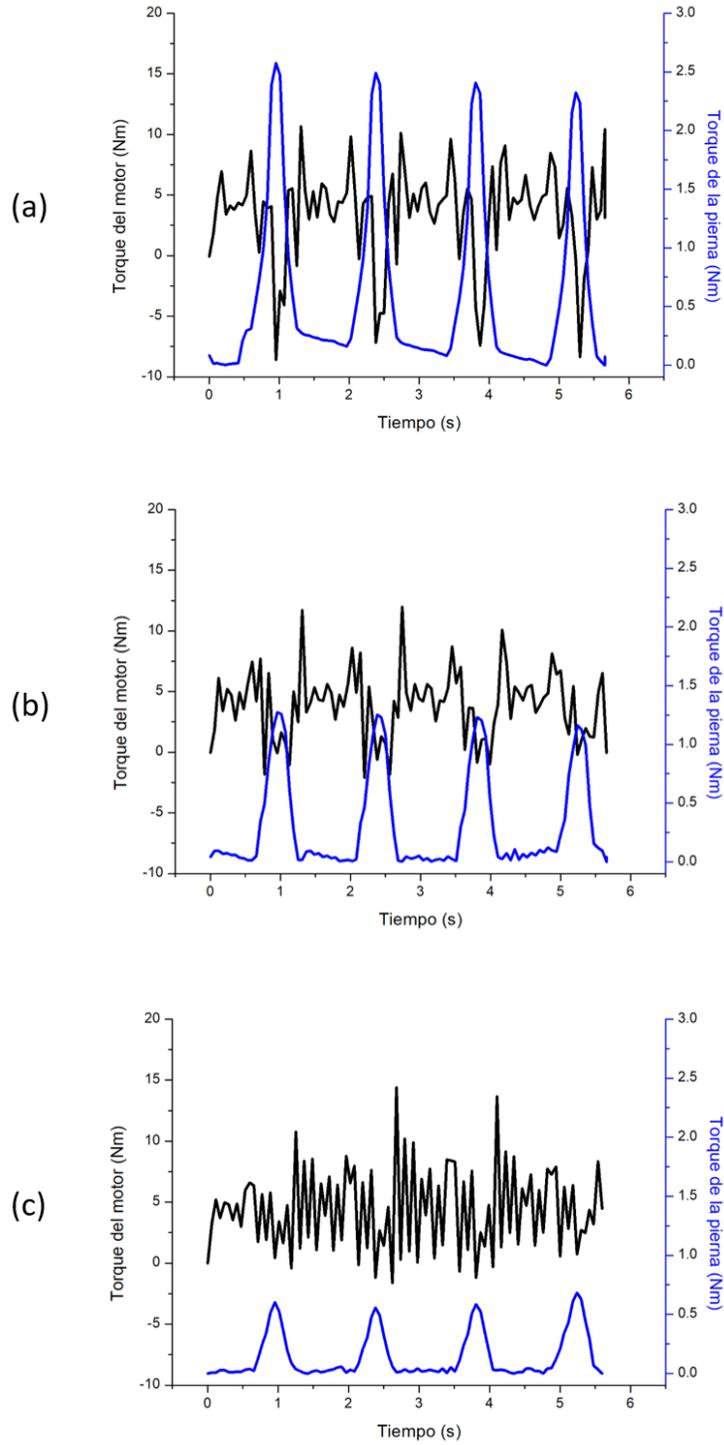


Figura 5. Torques máximos de la persona y el motor para los tres tipos de limitación a su máximo porcentaje de ganancia.

4.3. Construcción de la base de datos

Se consideran dos aspectos fundamentales, de una parte, está el dispositivo donde se incluye hardware de adquisición y estructura mecánica donde es posible simular 3 tipos de limitación, y de otra parte el protocolo que se debe usar para obtener información pertinente que pueda ser utilizada en un algoritmo de compensación y recuperación progresiva de la marcha, como se observa en la Figura 6.

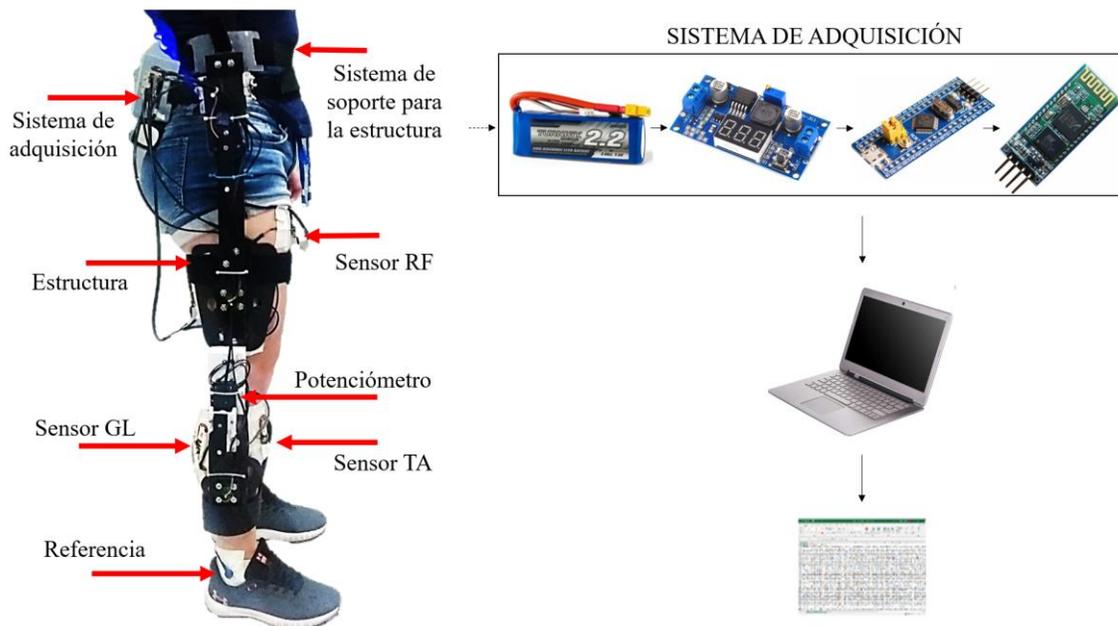


Figura 6. Esquema general del sistema para adquirir los datos de marcha.

4.3.1. Sistema para obtención de señales

- **Hardware de adquisición**

El sistema utiliza sensores musculares MyoWare [155]–[158] para obtener actividad eléctrica muscular. Estos sensores comerciales portátiles se utilizan en dispositivos médicos y aplicaciones robóticas. El dispositivo tiene etapas de amplificación, rectificación y finalmente la señal que se obtiene es la envolvente de la señal sEMG. Los electrodos utilizados son desechables (AXELGAARD GEL) de 2,5 cm de ancho sin gel conductor adicional; y para adquirir la señal se utilizaron cables universales TENS/EMG. Se consideran cuatro sensores (1 potenciómetro y 3 tarjetas MyoWare), y el ciclo de marcha medido comienza con la pierna derecha y se registran cuatro pasos. Para guardar la información, el sistema cuenta con una batería LiPo y un regulador de voltaje a 3.3V, que alimentan a un microcontrolador STM32 que adquiere la información proveniente de los sensores con una

frecuencia de muestreo de 1kHz, y la transmite vía Bluetooth a la computadora para generar la base de datos.

Se dispone de un potenciómetro de precisión en rodilla para conocer la posición de la pierna del paciente en el momento del experimento. Esta información ayuda a saber si los movimientos son adecuados y apropiados para los pacientes.

- **Estructura guía para identificar el ángulo de movimiento**

La estructura para la medición consta de un eslabón, un cuerpo rígido (en pierna) y una articulación, donde un potenciómetro permite registrar el ángulo de rodilla (Figura 6). Esta se sujeta al cuerpo permitiendo una movilidad natural y cómoda, evitando sesgos en la toma de datos producto del agente externo utilizado para la adquisición.

- **Rodillera para simular los tres niveles de limitación**

Adicional a la estructura desarrollada para adquirir la información durante el protocolo de marcha, se utiliza un dispositivo compuesto de resortes helicoidales, el cual tiene la capacidad de simular limitaciones de marcha, ya que ofrece una resistencia a la marcha normal en la rodilla. El dispositivo se sujeta en la parte posterior de la rodilla dejando libre la parte frontal ofreciendo comodidad. La limitación que ofrece es variable, y está relacionada con la cantidad de resortes del dispositivo. De esta forma es posible obtener 3 tipos de limitación, que la producen 3 constantes de resorte.

En la Figura 7 se observa la rodillera a la cual se le varía la cantidad de resortes. Con 1 resorte (*en el centro*) se hace referencia a la limitación 1, con 2 resortes (*uno en cada extremo*) a la limitación 2 y con 3 resortes la limitación 3.



Figura 7. Configuración de la rodillera con resortes para variar la constante de resistencia.

Para obtener la constante de torsión de cada resorte helicoidal, se realizó un proceso de caracterización tomando como base (15)

$$K = \frac{M}{\theta} = \frac{F*L}{\theta}, \quad (15)$$

donde F es fuerza aplicada en kilogramos, L es longitud en metros y θ es el ángulo del resorte helicoidal en grados.

De esta forma, se aplicó un peso conocido como se observa en la Tabla 4, y como la longitud del dispositivo es fija, se midió el cambio de posición angular del resorte para calcular la constante de torsión. Se aplicaron 2 pesos diferentes para calcular la constante K_{prom} en kg.m/rad. Se realizó la medición angular 5 veces, de manera experimental, con cada peso y se tomó el valor promedio.

Tabla 4. Caracterización del resorte helicoidal.

Cantidad de resortes	L (m)	F (kg)	θ (°)	θ (rad)	K (kg.m/rad)	K_{prom} (kg.m/rad)
1	0.125	0.25	10.5	0.183	0.170	0.17
1	0.125	0.5	21	0.367	0.171	
2	0.125	0.25	6.5	0.104	0.298	0.28
2	0.125	0.5	13	0.227	0.275	
3	0.125	0.25	5	0.087	0.358	0.36
3	0.125	0.5	10	0.175	0.358	

4.3.2. Protocolo de marcha de cuatro pasos

Para adquirir las señales sEMG es necesario ubicar los electrodos en el punto motor muscular. Esta posición varía según la pierna y el sujeto debido a la anatomía del cuerpo humano. Las señales se normalizaron de 0 a 1 en función de la Contracción Voluntaria Máxima (MVC) de las 5 señales obtenidas de cada músculo por separado, contrayéndose durante 5 segundos y elevando la extremidad, haciendo descansos de 60 segundos como se muestra en *El ABC de EMG* [129].

El arreglo experimental consiste en utilizar una estructura con un enlace y articulación, caminando en un espacio controlado. La adquisición de datos inicia cuando el participante comienza a caminar con la pierna derecha, hasta completar cuatro pasos. La prueba se realizó en una superficie con una inclinación de 0% y una velocidad de marcha de 4.5 km/h. Los participantes debían soportar 2 kg que pesan la órtesis de la pierna derecha, la rodillera y el sistema de adquisición como se muestra en las Figuras 14 y 15. Esta velocidad es inferior a la marcha normal reportada, posiblemente debida al peso extra soportado y la incomodidad de tener algo *extraño* en el cuerpo.

Para obtener la información tanto angular como de señal electromiográfica utilizando el dispositivo que simula limitación, cada sujeto realiza el procedimiento completo con cada configuración del dispositivo dejando un tiempo de recuperación de 1 hora para evitar afectar las medidas por fatiga muscular.

Al final de la prueba, se retiran los electrodos y se realiza el protocolo de limpieza en cada participante y la estructura.

4.3.3. Cantidad de participantes en el experimento y sus características

Se consideraron 10 mujeres entre 22 y 28 años, con una desviación estándar (DE) media de 55 ± 5 kg de peso y 155 ± 5 cm de altura. Las participantes informaron que son personas sanas y que no han tenido lesiones ni cirugías en al menos seis meses. La cantidad de participantes corresponde al 44% de la población femenina del Centro de Investigación en Ciencia Aplicada y Tecnología Avanzada, unidad Querétaro del Instituto Politécnico Nacional. Se utilizó información eléctrica muscular de la pierna derecha de las participantes, considerando que es su extremidad dominante.

El estudio se realizó en individuos sanos, cumpliendo con la Declaración de Helsinki [159] y las regulaciones locales. Los criterios de inclusión fueron mujeres mayores de 18 años; los criterios de exclusión eran personas que usaban accesorios de apoyo como muletas, bastones, etc., embarazo, cirugía previa en miembros inferiores, patologías de la marcha diagnosticadas y marcha alterada por otras enfermedades.

4.4. Análisis de datos

Una vez generada la base de datos, es necesario identificar los porcentajes de avance en las trayectorias para cada tipo de limitación como se presenta en el apartado 4.4.1. Por otra parte, se presentan los resultados de la RNA, con la cual se obtuvo un 97.4% de exactitud en la identificación del tipo de limitación.

4.4.1. Identificación de trayectorias para los diferentes tipos de limitación

En el proceso se tomó una trayectoria de referencia base como trayectoria normal y de esta forma, mediante aumento progresivo en la trayectoria con limitación, lograr que la persona se acerque a un comportamiento normal.

Para conocer cuánto es el aumento en la trayectoria por tipo de limitación con la que la persona pueda realizar un ejercicio progresivo, se midió el límite de flexión y extensión

donde se percibía dolor. Es evidente que cuanto más severa es la limitación menor es el porcentaje de aumento que se puede aplicar en la trayectoria progresiva de recuperación de marcha (Tabla. 5).

La señal de referencia al sistema de control es la trayectoria que puede generar cada sujeto de prueba durante el experimento más un porcentaje de ganancia para generar rehabilitación progresiva. Para determinar el porcentaje de ganancia máximo por tipo de limitación, se realiza el procedimiento presentado en la Figura 8. Se tiene como base la trayectoria máxima obtenida de los sujetos de prueba (100%) en su máxima flexo-extensión, y las trayectorias mínimas por tipo de limitación en el protocolo de cuatro pasos inicial y hasta sentir dolor (máxima flexo-extensión). La diferencia entre las trayectorias obtenidas de una marcha normal para los tres tipos de limitación hace referencia al porcentaje de ganancia máximo permitido para este grupo de participantes, antes de que la persona sienta dolor.

Considerando que se tienen 4 tipos de trayectorias (normal y los 3 restantes son limitaciones de diferente grado), en la Tabla 5 se muestran los resultados en cuanto a los ángulos máximos permitidos (% de ganancia) en cada tipo de limitación tomando como referencia la trayectoria sin limitación. De estas trayectorias, en cada tipo de limitación se selecciona el menor ángulo, para evitar así lesiones adicionales en los participantes.

Tabla 5. Identificación de trayectorias máximas permitidas por tipo de limitación.

Tipo de trayectoria	Ángulo seleccionado	% de señal respecto a la normal	% de diferencia con la normal	% de ganancia máximo	% de ganancia máximo redondeado
Sin limitación	72.9	100	0	-	-
Limitación 1	53.02	72.73	27.27	15.8	16
Limitación 2	39.51	54.20	45.80	11.8	12
Limitación 3	29.41	40.34	59.65	6.5	7
Lím. del dolor 1	64.56	88.56	11.44	-	-
Lím. del dolor 2	48.12	66.00	34.00	-	-
Lím. del dolor 3	34.15	436.84	53.15	-	-

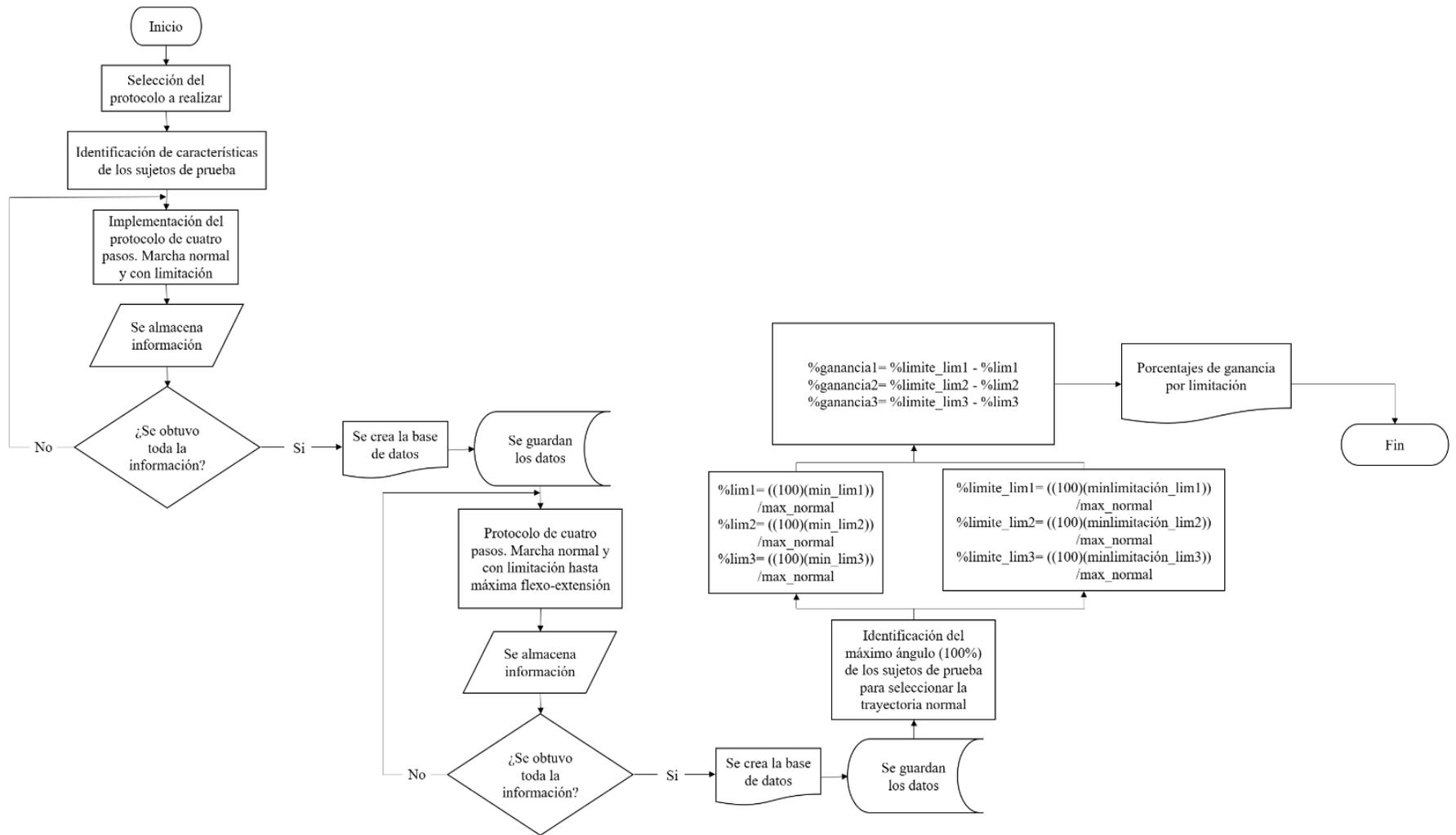


Figura 8. Procedimiento implementado para la selección del porcentaje de ganancia por limitación.

En la Figura 9(a) se puede observar la trayectoria normal de los sujetos de prueba, la cual sirve de referencia para los tres tipos de limitación. Para formular un ejercicio de recuperación progresivo se conoce el porcentaje máximo que la persona puede alcanzar antes de percibir dolor, este como límite por tipo de limitación. De esta forma y como se observa en las Figuras 9(b, c y d) se conoce la trayectoria que la persona puede alcanzar y el porcentaje que falta según la limitación (1, 2, y 3 respectivamente). Existe una variación en amplitud de las señales obtenidas en cada clase. Si el protocolo se extiende a más pasos, es posible observar que entre mayor sea el porcentaje de espasticidad de la persona, ésta se demora más tiempo en realizar la rutina.

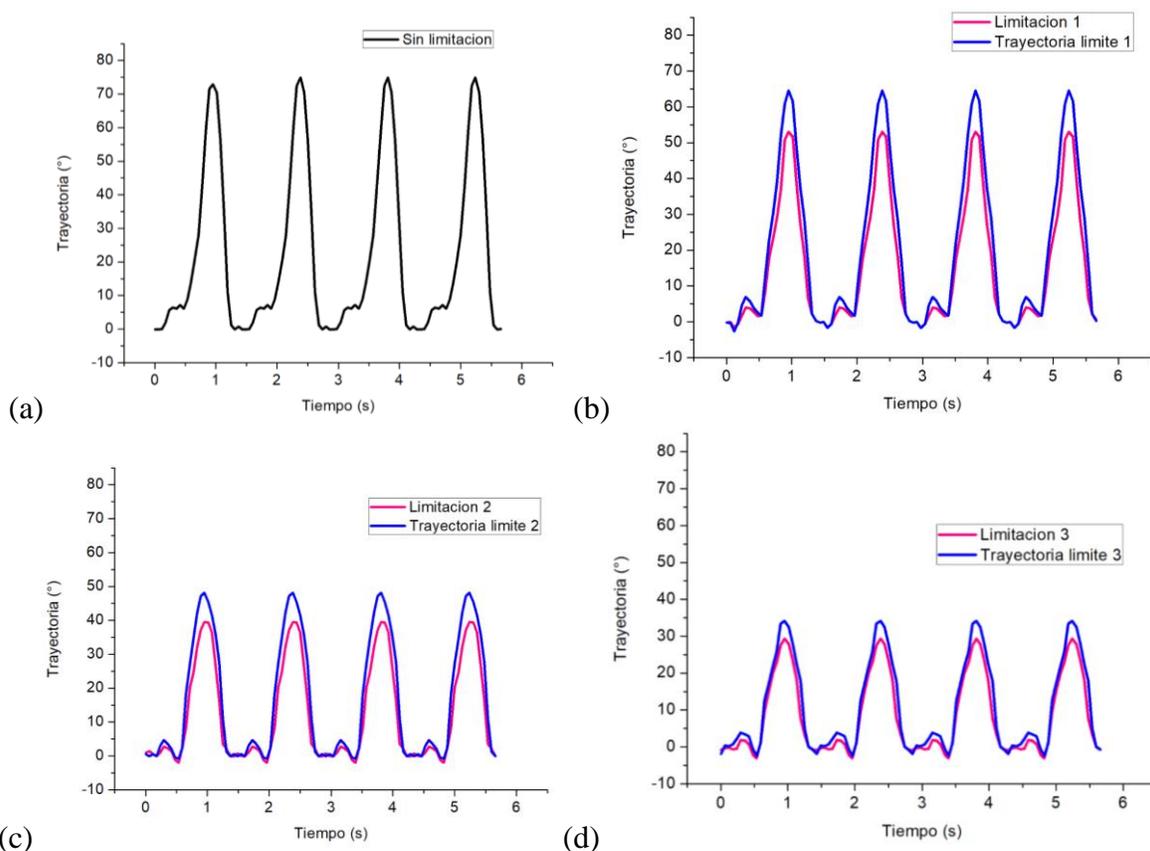


Figura 9. Trayectorias de marcha normal, con limitación y niveles máximos de extensión hasta percibir dolor.

4.4.2. Identificación del tipo de limitación de marcha

Para identificar el nivel de limitación en la marcha, y de manera específica en la rodilla se aplica TDW y la red neural configurada a las señales tanto angulares de la rodilla como electromiográficas de los músculos seleccionados, como se observa en la Figura 10.

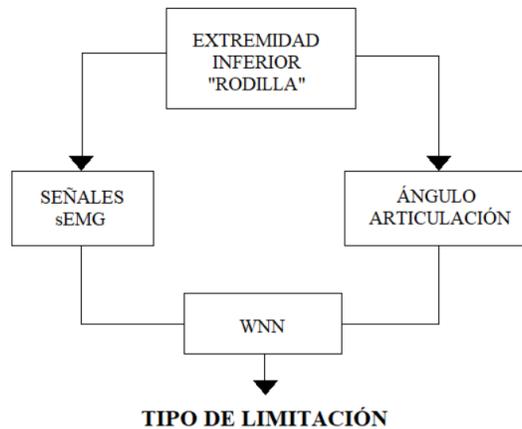


Figura 10. Esquema general para la identificación del tipo de limitación de marcha.

Durante el protocolo de marcha de 4 pasos utilizado para la extracción de características de los sujetos de estudio, se obtiene un máximo de 185 datos, considerando que no todas las personas caminan con la misma velocidad. Utilizar todos los datos como entrada de la RNA y obtener de ella la clasificación resulta no ser tan eficiente.

Antes de pasar los datos por la RNA se comprime cada señal calculando los coeficientes a través de la Transformada Discreta Wavelet (TDW). Para la implementación se utiliza el paquete Wavethresh de R [160], en la que se tienen que configurar algunos parámetros como:

- La cantidad de datos debe estar en potencia de dos
- El tipo de filtro
- La familia

Para la primera condición teniendo en cuenta que se tienen 185 datos máximo por sujeto de estudio, ya que las personas caminan con diferente velocidad y por ende se obtiene menor cantidad de datos durante el protocolo de marcha utilizado, se amplía la matriz a 256 (2^8) para no perder datos de la señal y los espacios vacíos se completan con cero.

Se selecciona un tipo de filtro Haar para la suavidad de Wavelet al descomponer la señal. Y DaubExPhase para la familia de wavelets.

La TDW genera posteriormente 8 coeficientes de cada señal, producto de la potencia de datos utilizada. Teniendo en cuenta que de cada sujeto fueron tomadas 4 señales, correspondientes a los músculos RA, TA y GL, y la posición de la rodilla, y que los sujetos pueden estar clasificados en 4 clases, se construye un vector donde cada sujeto etiquetado con una clase posee 32 características, que es el producto de los 8 coeficientes de las 4 fuentes de señal.

La clasificación de las señales, ahora comprimidas utilizando TDW, se realiza mediante la configuración de la RNA del paquete Neuralnet de R. En esta herramienta al igual que la anterior mencionada, se deben configurar algunos parámetros específicos, tanto para la arquitectura de la red como para los datos de entrada.

En primera instancia, los datos obtenidos tienen una etiqueta tipo String (Tabla 6), la cual contiene el nombre de la clase, distribuidas de la siguiente manera.

Tabla 6. Codificación de clases.

Clase	Codificación
Normal	1
Limitación 1	2
Limitación 2	3
Limitación 3	4

En la RNA la etiqueta debe estar codificada de forma binaria, ya que no distingue entre clase, sino que a través de aproximaciones matemáticas genera un modelo donde para un conjunto de entradas le corresponde una clase específica. Entonces la matriz de etiquetas se extiende de la siguiente manera (Tabla 7):

Tabla 7. Codificación binaria de clases.

Clase	Codificación	Codificación Binaria			
Normal	1	1	0	0	0
Limitación 1	2	0	1	0	0
Limitación 2	3	0	0	1	0
Limitación 3	4	0	0	0	1

De esta forma se tiene que la matriz de datos para entrenar y probar el modelo de RNA es de 40x36, que representa a 40 objetos, cada uno con 32 características y 4 valores para la codificación de clase.

Utilizando el paquete Caret de R, se realiza la partición del conjunto de datos en un conjunto de entrenamiento y otro de prueba, de manera aleatoria se toma el 75% de total de los datos para el subconjunto de entrenamiento y el 25% restante para el subconjunto de prueba.

De manera general se realizaron diferentes corridas variando algunos parámetros con el fin de ajustar el paquete Neuralnet y obtener resultados óptimos. En la Tabla 8 se detalla la configuración final.

Tabla 8. Configuración de la Red Neural en Neuralnet.

Parámetro	Configuración
Iteraciones	1000
Tasa de aprendizaje	0.5 a 1.2
Algoritmo	Retropropagación resistente
Función de activación	Logística
Ecuación de error	Suma de errores al cuadrado
Capas ocultas y nodos	3 (20, 10, 10)

En el proceso de configuración de la RNA se utilizaron diferentes cantidades de capas ocultas y las neuronas. El modelo con mejores resultados de clasificación se muestra en la Figura 11. Este grafo tiene 32 neuronas de entrada que representan 8 coeficientes de la TDW para cada señal multiplicados por 4 señales provenientes de los 3 sensores MyoWare y el sensor de posición angular. Se tiene una configuración de 3 capas ocultas, la primera capa con 20 nodos, la segunda y tercera capa con 10 nodos cada una. Finalmente, se tienen 4 neuronas de salida que representan las 4 clases del clasificador (Normal, limitación 1, limitación 2 o limitación 3).

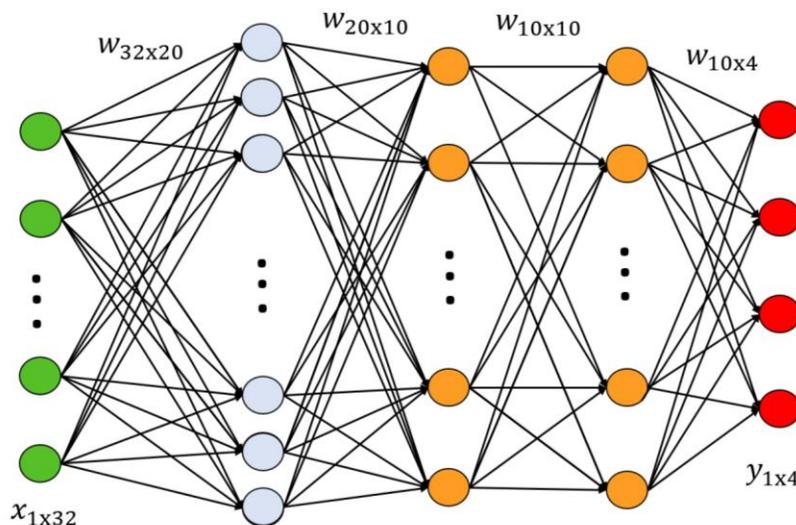


Figura 11. Grafo del modelo de Red Neuronal obtenido para clasificación de limitación.

Se obtiene un 90% de exactitud en la tarea de clasificación. De este modelo se obtienen métricas de evaluación calculadas a partir de la matriz de confusión para cada clase, los resultados se observan en la Tabla 9. Para ello se utilizan los paquetes Caret y ROCR de R.

Para determinar el umbral que determina si el resultado de la red neuronal tiende a 1 o 0, se utiliza el paquete ROCR. El código toma tanto el objeto de rendimiento y el objeto de predicción y proporciona el valor de corte óptimo de sus predicciones. El valor óptimo obtenido es 0.660923, de modo que cualquier valor por encima de esa probabilidad se tome como 1, y cualquier valor por debajo como 0.

Tabla 9. Métricas de evaluación utilizando validación cruzada de 13 subconjuntos.

	Clase 1	Clase 2	Clase 3	Clase 4
Sensitividad	1.00	0.5	1.00	1.00
Especificidad	0.88	1.00	1.00	1.00
Valor pos pred	0.50	1.00	1.00	1.00
Valor neg pred	1.00	0.85	1.00	1.00
Prevalencia	0.10	0.40	0.30	0.20

Tasa de detección	0.10	0.30	0.30	0.20
Prevalencia de detección	0.20	0.30	0.30	0.20
Precisión equilibrada	0.94	0.87	1.00	1.00

Con la matriz de confusión se calculan los índices de precisión y exhaustividad, donde de manera numérica se observa en la Tabla 10 y de forma gráfica en la Figura 12 para cada clase respectivamente.

Tabla 10. Índices de precisión y exhaustividad para cada clase.

	Clase 1	Clase 2	Clase 3	Clase 4
Precisión	1.00	1.00	0.75	1.00
Exhaustividad	1.00	0.75	1.00	1.00

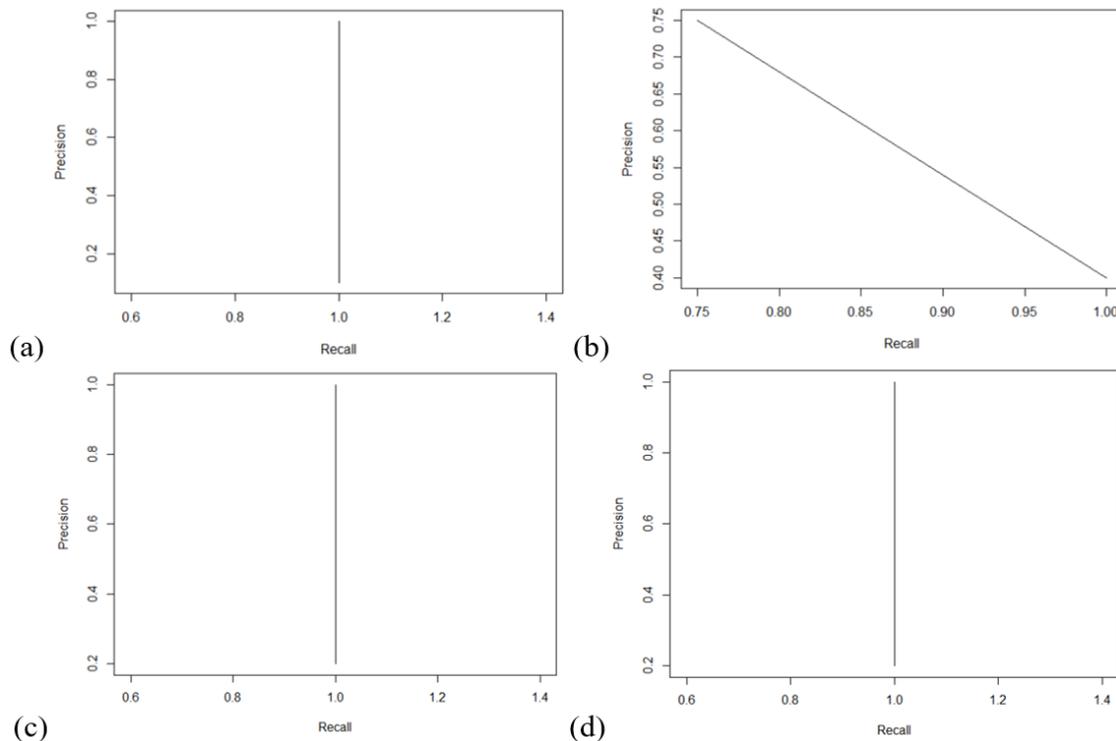


Figura 12. Índices de precisión y exhaustividad para cada clase.

Utilizando la tasa de verdaderos positivos y falsos positivos se obtienen las curvas ROC de cada clase como se muestra en la Figura 13 donde (a) hace referencia a la marcha normal, (b) limitación 1, (c) limitación 2, y (d) limitación 3. El área bajo la curva para cada una de las clases es: 1 para la clase 1, 3 y 4, y 0.79 para la clase 2.

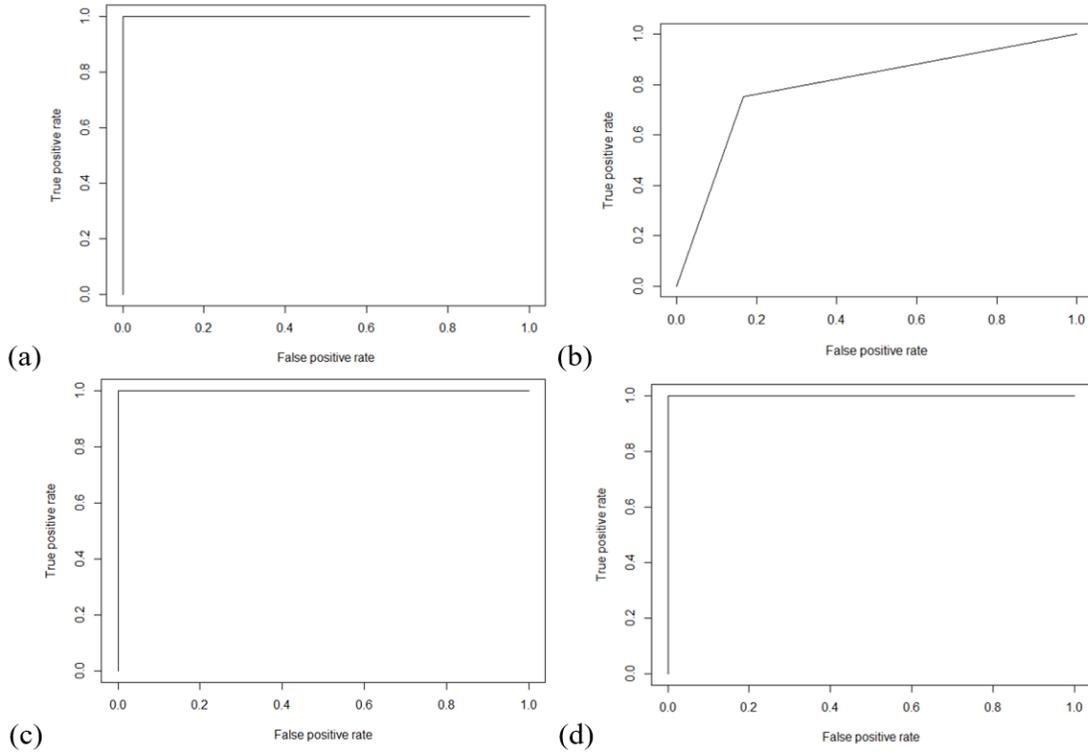


Figura 13. Curva ROC de la marcha por limitación.

Por otra parte, se realiza una validación del modelo utilizando validación cruzada de 13 subconjuntos se observa en la Tabla 11.

Tabla 11. Resultados del modelo utilizando validación cruzada de 13 subconjuntos.

Subconjunto	Exactitud	Kappa
1	1	1
2	0.75	0.66
3	1	1
4	1	1
5	1	1
6	1	1
7	1	1
8	1	1
9	0.66	0.50
10	1	1
11	1	1
12	1	1
13	1	1

Donde, en promedio se tiene una exactitud del 95.5% con una Kappa o índice de concordancia de 0.94%.

4.5. Sistema mecánico a controlar

Para compensar los movimientos que no puede realizar la persona debido al tipo de limitación, en la Figura 21 se presenta una órtesis que compensa los movimientos requeridos según el tipo de limitación. En la Figura 14(a) se puede observar el posicionamiento del motor CD cuando la persona está caminando. El motor CD ayudará a la persona a compensar la fuerza y posición necesaria según el tipo de limitación. En la Figura 14(b) se puede observar que en la rodillera se están reemplazando los resortes por un motor CD y poder realizar los movimientos de flexión y extensión de compensación asistida. Teniendo cintas que ajustan la órtesis al cuerpo de la persona. El pistón se encuentra contraído en el movimiento de flexión de rodilla representado en la imagen.

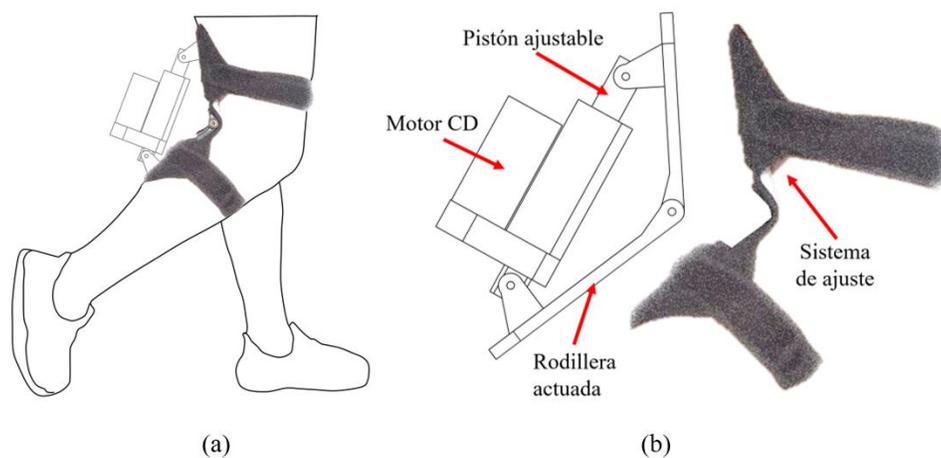


Figura 14. Posicionamiento del sistema mecánico para el control de posición y fuerza de la rodilla

5. IMPLEMENTACIÓN DEL MRAC

En este capítulo se muestra el proceso para la obtención del porcentaje de ganancia para cada señal con limitación, así como el diseño del controlador MRAC donde se utilizó un control PID y reglas difusas para lograr la adaptación del sistema y hacerlo robusto ante perturbaciones. Teniendo en cuenta el sistema mecánico presentado en el apartado anterior, las simulaciones que se presentan a continuación, tienen en cuenta el motor CD en el sistema de control para compensar las trayectorias de las personas por tipo de limitación.

5.1. Generación del porcentaje de ganancia

En la Figura 15 se observa el diagrama de flujo para determinar el porcentaje de ganancia en el rango permitido por tipo de limitación que será la entrada al sistema de control.

Se realiza la lectura de datos de la trayectoria a realizarse según la limitación y su trayectoria de referencia. Para obtener la nueva trayectoria son necesarios tres bloques de decisiones en los cuales nos aseguramos que el porcentaje de ganancia de la trayectoria del sujeto de prueba no exceda la de referencia.

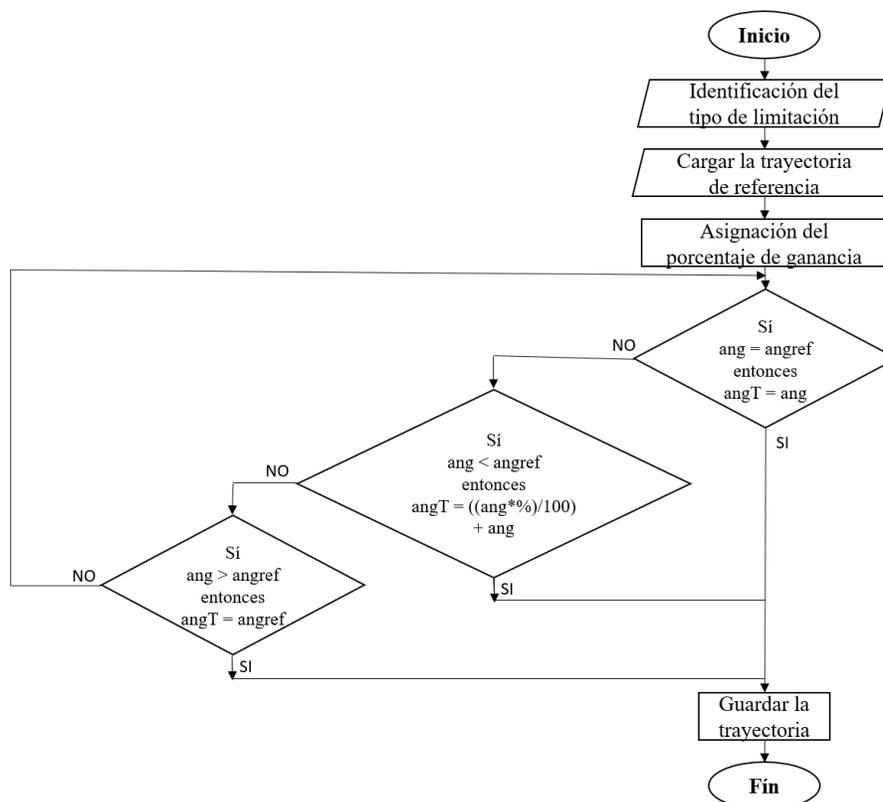


Figura 15. Diagrama de flujo para aplicar el porcentaje de ganancia en la trayectoria.

5.2. Diagrama a bloques

Un sistema de control está compuesto por tres bloques principales: entrada, controlador y planta. Adicional a estos, un MRAC tiene en cuenta un bloque de control de referencia y uno de leyes de adaptación.

Existen diferentes tipos de controladores (PID, PD, P, difuso, MRAC, ANFIS, ...) para los sistemas de control. El controlador implementado en nuestro sistema de control es una proporcional integral derivativo (PID), donde la constante integral ayuda a reducir el efecto que generan las perturbaciones. A este PID, se le implementó un bloque de reglas difusas (ley de adaptación) a la constante proporcional con la finalidad de reducir el error entre la salida de la planta y el modelo de referencia.

En las Figuras 16 y 17 se puede observar el diagrama utilizado para nuestro sistema de control, en el cual tenemos en cuenta el bloque llamado *Torque PyE* que representa el torque generado por la pierna más la estructura que lleva cada sujeto de prueba durante el experimento. Además, el bloque difuso para la ley de adaptación.

En la Figura 16 se observa el sistema de control implementado sin perturbación, mientras que en la Figura 17 agregamos una perturbación externa grande, para asegurarnos que el sistema es robusto y capaz de adaptarse nuevamente a la trayectoria de entrada.

El bloque llamado “Trayectoria” contiene la señal que cada participante puede realizar más un porcentaje de ganancia estimado por el experto para generar rehabilitación progresiva.

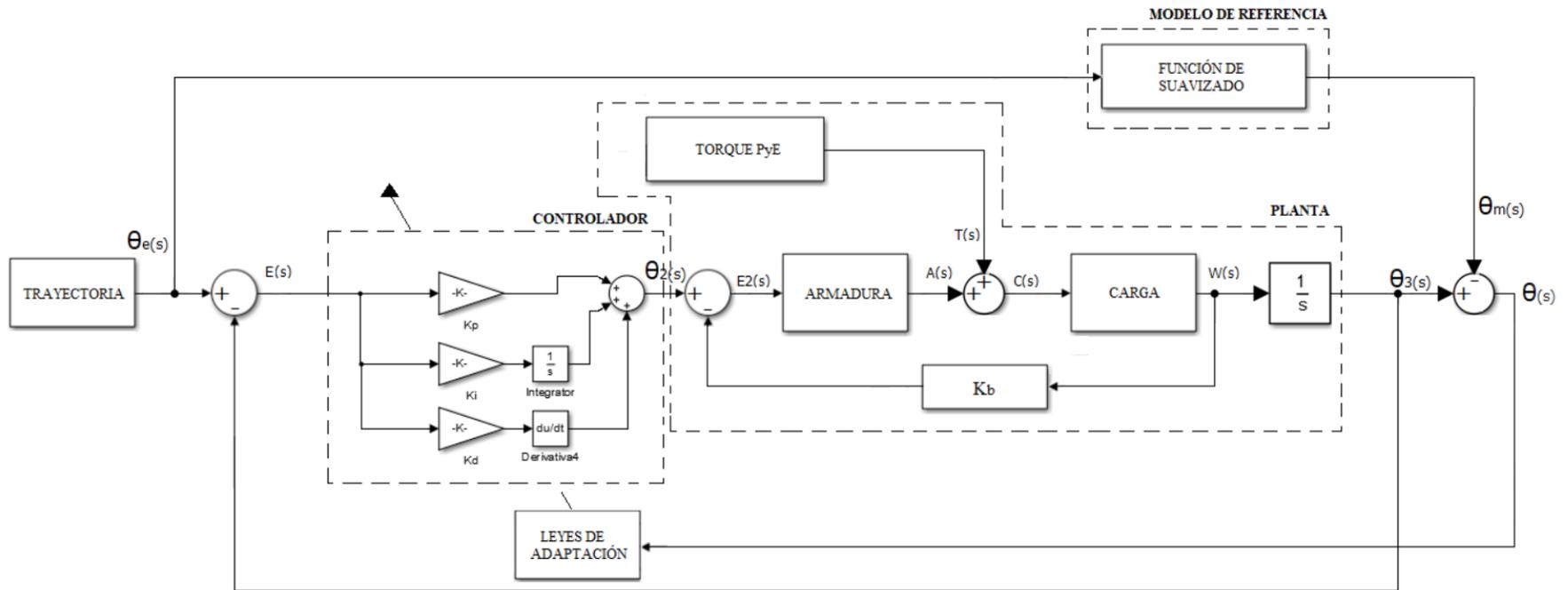


Figura 16. Esquema MRAC implementado.

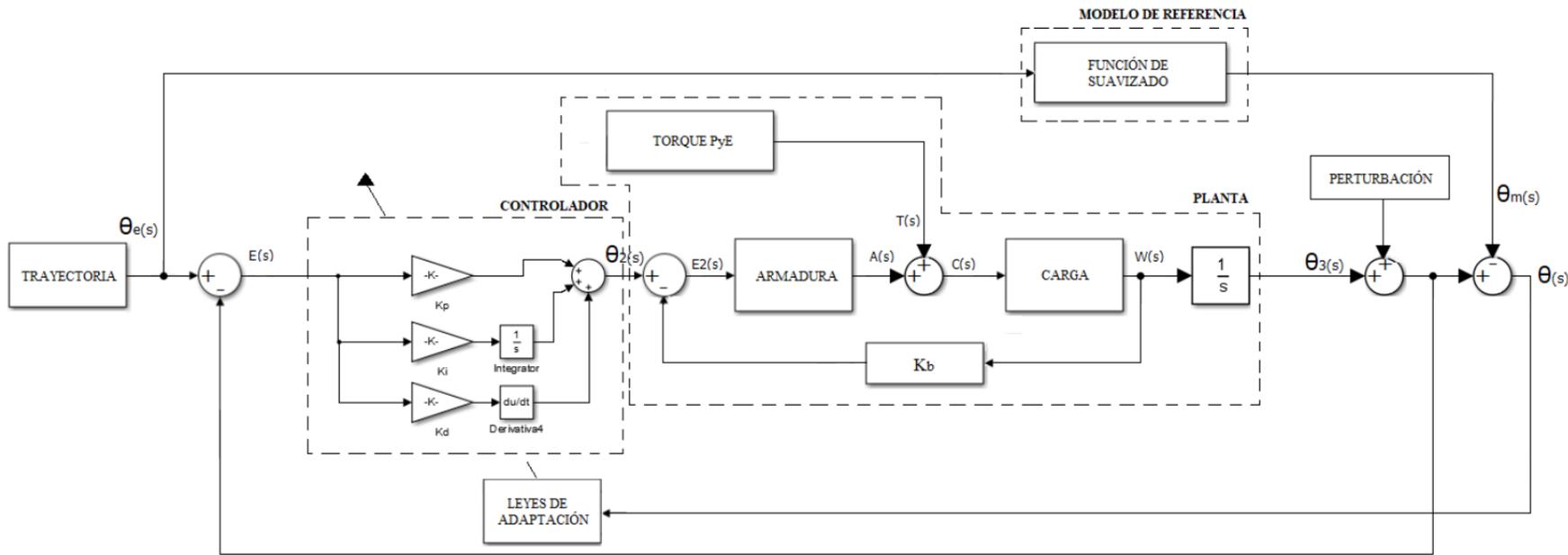


Figura 17. Esquema MRAC con perturbación implementado.

5.3. Controlador

En la Tabla 12 se pueden observar los valores de las constantes utilizadas para cada tipo de limitación. Las constantes son iguales para las limitaciones 1 y 2. Sin embargo, para la limitación 3 los valores son diferentes. Para sintonizar por primera vez el sistema, se utilizó el bloque de Simulink *PID controller*, los valores que se presentan en la Tabla 12 se obtuvieron de manera experimental.

Tabla 12. Constantes del controlador para cada tipo de limitación.

Tipo de limitación	P	I	D
1	3.4395	18.8352	10.2
2	3.4395	18.8352	10.2
3	0.6911	40.4516	20.8

Al implementar el bloque de perturbación se pudo identificar que la única constante que hace que el sistema se adapte y disminuya el error que induce la perturbación, es la constante derivativa.

5.4. Planta

El esquema utilizado para obtener las ecuaciones que describen la planta se puede observar en la Figura 18. Los bloques superiores de las ecuaciones hacen referencia a la armadura y la carga del motor.

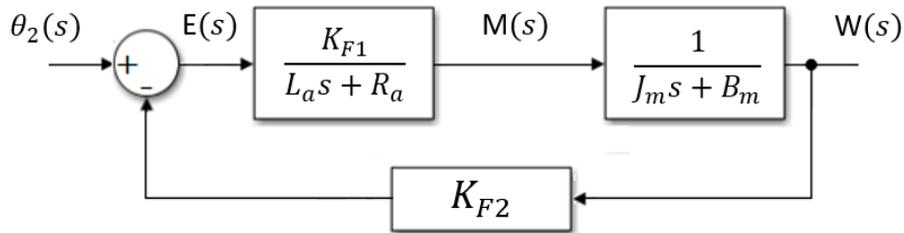


Figura 18. Esquema del modelo de planta utilizada.

La función de transferencia de la planta se puede observar en (16)

$$\frac{W(s)}{\theta_2(s)} = \frac{K_{F1}}{L_a J_m s^2 + (L_a B_m + R_a J_m) s + (R_a B_m + K_{F2} K_{F1})}, \quad (16)$$

donde $L_a J_m = a_m$, $L_a B_m + R_a J_m = b_m$, y $R_a B_m + K_{F2} K_{F1} = c_m$ quedando como se observa en (17)

$$\frac{W(s)}{\theta_2(s)} = \frac{K_{F1}}{a_m s^2 + b_m s + c_m}. \quad (17)$$

Se seleccionó un motor con las siguientes características (Tabla 13) [149].

Tabla 13. Características del motor CD seleccionado.

Parámetro	Valor	Unidades
K_{f1}	0.05	
L_A	0.046	H
R_A	1	Ω
J_m	0.093	$\text{Kg}\cdot\text{m}^2$
B_m	0.08	Nm/s/rad
K_{f2}	0.05	

Haciendo énfasis en la representación del esquema general de un motor de CD y reemplazando los valores del motor seleccionado en las ecuaciones de armadura y carga se obtienen las ecuaciones para nuestro sistema. (18) y (19) representan a la armadura y carga del motor, respectivamente

$$\frac{A(s)}{E_2(s)} = \frac{0.05}{0.046s+1}, \quad (18)$$

$$\frac{W(s)}{C(s)} = \frac{1}{0.093s+0.08}. \quad (19)$$

Finalmente, a la planta le agregamos el bloque de *Torque PyE*.

5.5. Modelo de referencia

La función de transferencia que represente la planta y el controlador se observa en la Figura 19. Se adiciona un bloque de integración ($1/s$) para trabajar nuestro sistema de control en función de ángulos, como salida.

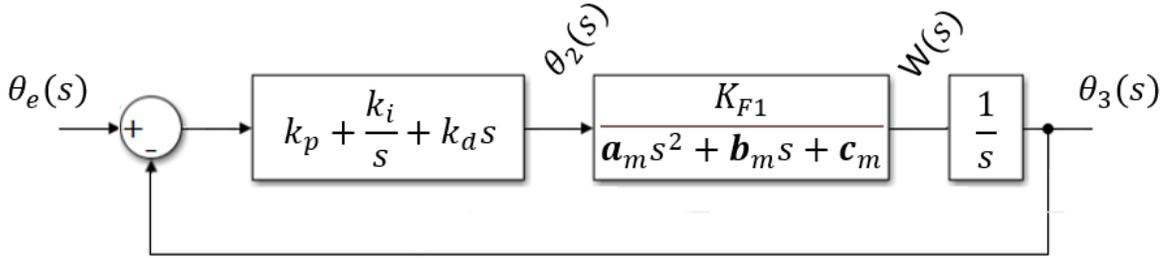


Figura 19. Esquema de control del controlador y la planta.

Del esquema de la Figura 27 obtenemos la función de transferencia que se observa en (20)

$$\frac{\theta_3(s)}{\theta_2(s)} = \frac{K_{F1}(k_d s^2 + k_p s + k_i) / a_m}{s^3 + (b_m + K_{F1} k_d / a_m) s^2 + (c_m + K_{F1} k_p / a_m) s + K_{F1} k_i / a_m}. \quad (20)$$

La función de transferencia del modelo de referencia se observa en (21). Con esta función de segundo orden se tiene un máximo sobreimpulso de 20%, tiempo de establecimiento de 0.04 segundos, tiempo pico de 0.06 segundos y un tiempo de establecimiento de 0.4 segundos ante un escalón unitario.

$$\frac{\theta_e(s)}{\theta_m(s)} = \frac{3337}{s^2 + 52s + 3337}. \quad (21)$$

El modelo de referencia suaviza la trayectoria de entrada del sistema al pasar por una función de transferencia (21).

5.6. Ley de adaptación

Se adaptó un control difuso a la constante proporcional del controlador para disminuir el error entre $\theta_3(s)$ y $\theta_m(s)$.

El sistema difuso tiene como entrada $\theta(s)$ y como salida la posición máxima (en rad) que se puede generar en cada tipo de limitación. Tanto para la entrada como para la salida se tienen 5 conjuntos difusos.

En los conjuntos difusos de entrada de las Figuras 20 a la 22, NG es negativo grande, NP es negativo pequeño, C es cero, PP es positivo pequeño, PG es positivo grande. En los conjuntos

de salida de las mismas Figuras, DG es decremento grande, DP es decremento pequeño, Z es zero, IP es incremento pequeño e IG es incremento grande.

Para hacer que la constante proporcional se adapte de forma rápida ante las perturbaciones, se implementaron funciones de membresía trapezoidales en los extremos y medios de los conjuntos difusos y triangulares en el centro, siendo esta la mejor configuración encontrada para reducir el error.

Una vez especificados los conjuntos de entrada y salida, se generó la base de reglas para que el sistema reaccione ante los diferentes casos presentados. Para los tres tipos de limitación, se configuraron las reglas difusas como sigue:

Si error=NG entonces adaptación=DG

Si error=NP entonces adaptación=DP

Si error=C entonces adaptación=Z

Si error=PP entonces adaptación=IP

Si error=PG entonces adaptación=IG

El Sistema de inferencias utilizado es el de *Mamdani*, el método de agregación empleado es *Máximo* y el método de defuzzificación es *Centro de Gravedad (COG)* con un comportamiento sigmoide.

- **Configuración de los conjuntos difusos para la limitación 1.**

El eje X de la Figura 20 va desde -0.925 hasta 0.925, siendo este número ($|0.925|$), la amplitud máxima permitida en radianes.

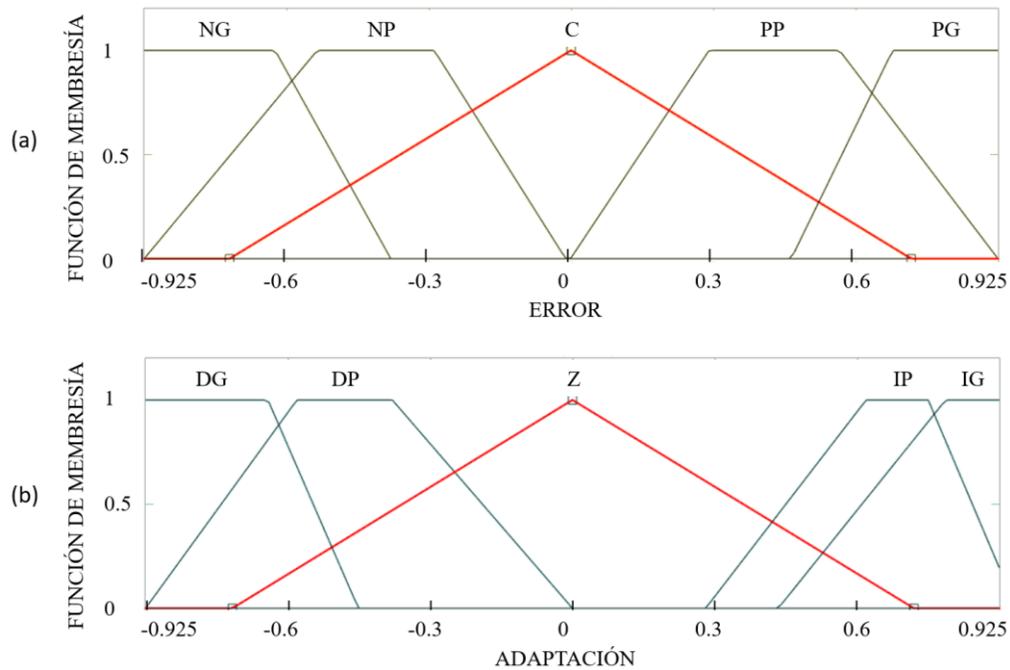


Figura 20. Conjuntos difusos de adaptación de entrada y salida para la limitación 1.

- **Configuración de los conjuntos difusos para la limitación 2.**

El eje X de la Figura 21 va desde -0.69 hasta 0.69, siendo este número ($|0.69|$), la amplitud máxima permitida en radianes.

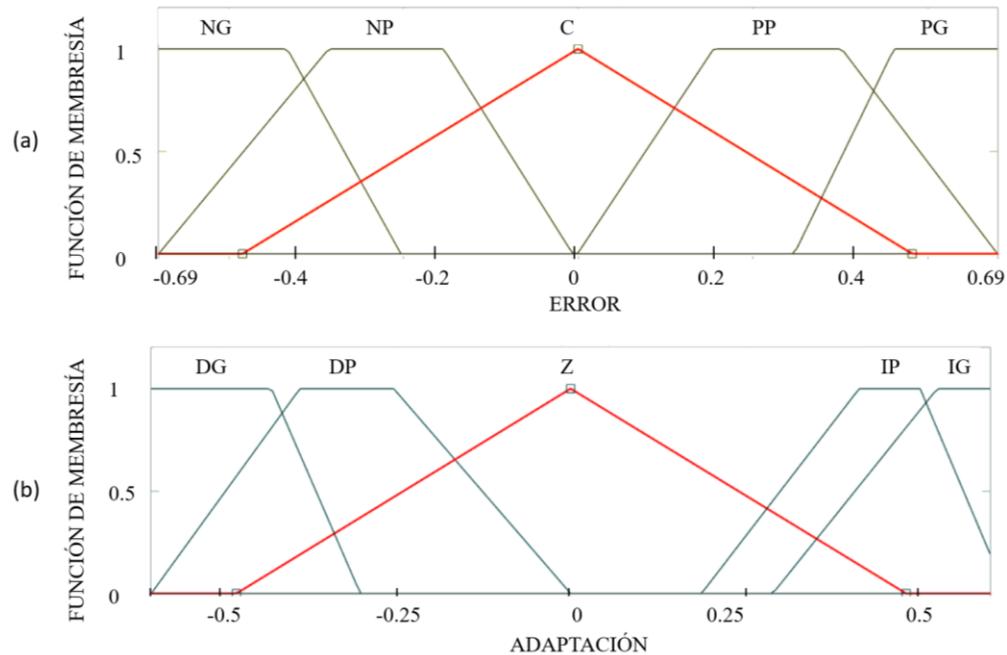


Figura 21. Conjuntos difusos de adaptación de entrada y salida para la limitación 2.

- **Configuración de los conjuntos difusos para la limitación 3.**

El eje X de la Figura 22 va desde -0.514 hasta 0.514, siendo este número ($|0.514|$), la amplitud máxima permitida.

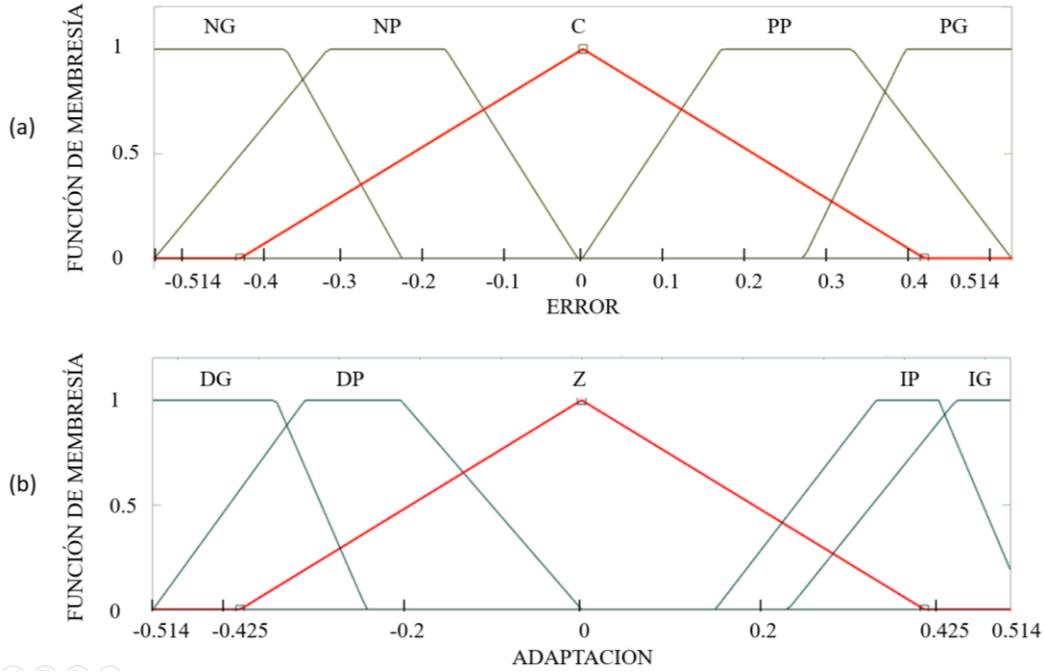


Figura 22. Conjuntos difusos de adaptación de entrada y salida para la limitación 3.

5.7. Pruebas y simulaciones

Teniendo en cuenta los porcentajes de ganancia en cada tipo de limitación, se seleccionaron diferentes tipos de ganancia (4) que emulan una rehabilitación progresiva para observar el comportamiento de la limitación y ante una perturbación.

Como perturbación al sistema de control se tiene un escalón de 0.15 radianes (Figura 23) que hace referencia a 8.6° . Poniendo un ejemplo de este comportamiento a la vida real, es tener a un paciente generando la trayectoria y que el experto (fisioterapeuta) genere una fuerza paralela a la dirección de movimiento en un instante de tiempo, esperando obtener como respuesta que la persona sea capaz de controlar su pierna y volver lo antes posible a la trayectoria propuesta inicialmente.

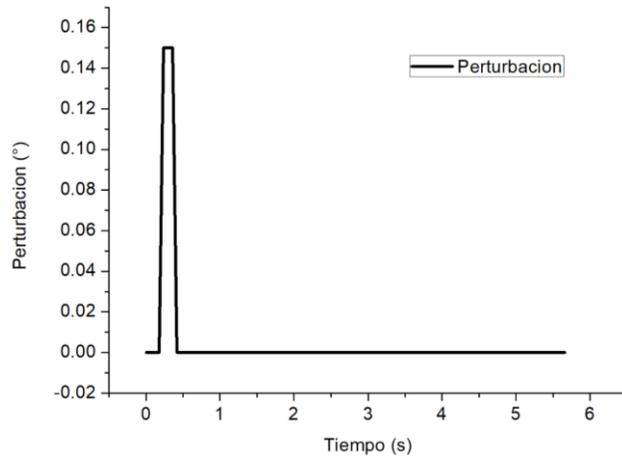


Figura 23. Perturbación generada al sistema de control.

Esta perturbación la prueba de que el sistema es capaz de responder a perturbaciones.

En las Figuras 24 a la 29 se pueden observar las trayectorias de los tres tipos de limitación, donde a) hace referencia a la trayectoria perturbada y la ley de adaptación difusa y b) a la trayectoria perturbada y sin la ley de adaptación al controlador, además de la gráfica de error.

5.7.1. Resultados obtenidos con la limitación 1

En la Figura 24 se observan las trayectorias del sistema con porcentaje de ganancia a la señal de entrada de 4%. Se considera en negro la trayectoria de entrada, y en rojo la trayectoria (a) con perturbación y ley de adaptación y (b) la trayectoria con perturbación y sin ley de adaptación.

El error entre la trayectoria de entrada y la salida de la planta se observa en la Figura 25. Durante los tres primeros segundos se observa el aumento del error, producto de la perturbación (en color negro). Sin embargo, el sistema logra reducir este efecto en el tiempo y adaptarse, obteniendo un error cercano al error normal del sistema. Con la ley de adaptación, el sistema disminuye el porcentaje de error considerablemente.

El RMSE para el error entre la entrada y la salida del sistema de control en la limitación 1, se observa en la Tabla14.

Tabla 14. RMSE para los diferentes porcentajes de ganancia en la limitación uno sin perturbación.

% de ganancia	RMSE (°)
0	2.53
4	2.74
8	2.91

12	1.99
16	2.76

- Con porcentaje de ganancia de 2

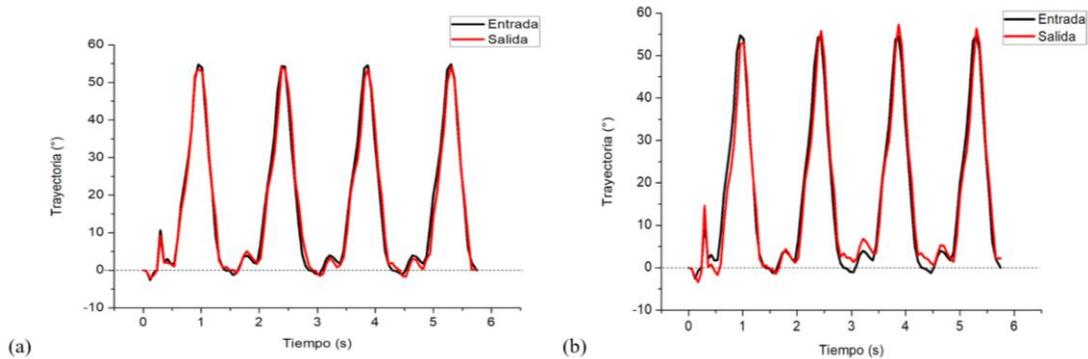


Figura 24. Trayectorias obtenidas de la limitación 1 con un 4% de ganancia con perturbación.

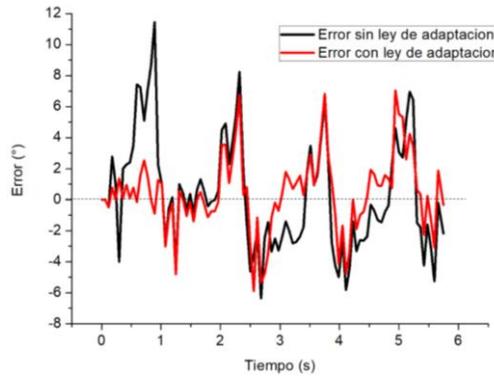


Figura 25. Error del sistema con perturbación para la limitación 1 con 4% de ganancia.

5.7.2. Resultados obtenidos con la limitación 2

En la Figura 26 se observan las trayectorias del sistema con porcentajes de ganancia a la señal de entrada de 6%. Se considera en negro la trayectoria de entrada, y en rojo la trayectoria (a) con perturbación y ley de adaptación y (b) la trayectoria con perturbación y sin ley de adaptación.

El error entre la trayectoria de entrada y la salida de la planta se observa en la Figura 27. Durante los tres primeros segundos se observa un error producto de la perturbación (en color negro), donde existe un aumento en el error. Sin embargo, el sistema logra reducir este efecto en el tiempo y adaptarse, obteniendo un error cercano al normal del sistema. Con la ley de adaptación, el sistema disminuye el porcentaje de error considerablemente.

El RMSE para el error entre la entrada y la salida del sistema de control en la limitación 2, se observa en la Tabla 15.

Tabla 15. RMSE para los diferentes porcentajes de ganancia en la limitación dos sin perturbación.

% de ganancia	RMSE (°)
0	1.12
3	1.54
6	1.91
9	1.12
12	0.95

- Con porcentaje de ganancia de 6

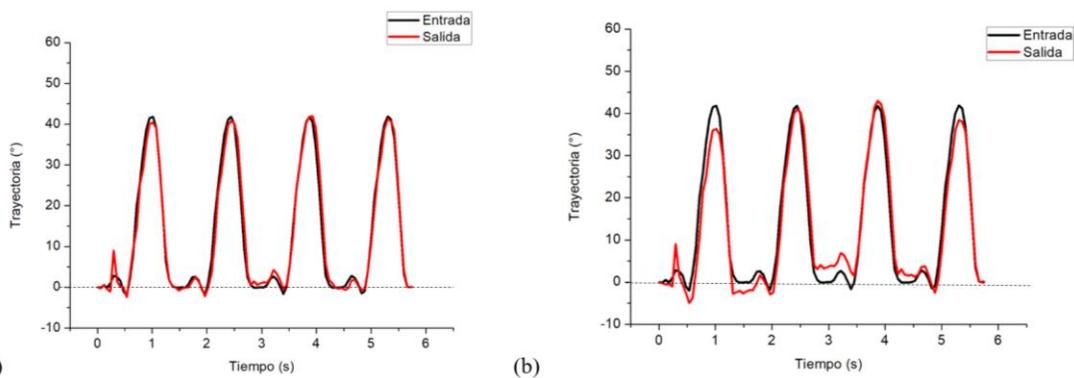


Figura 26. Trayectorias obtenidas de la limitación 2 con 6% de ganancia con perturbación.

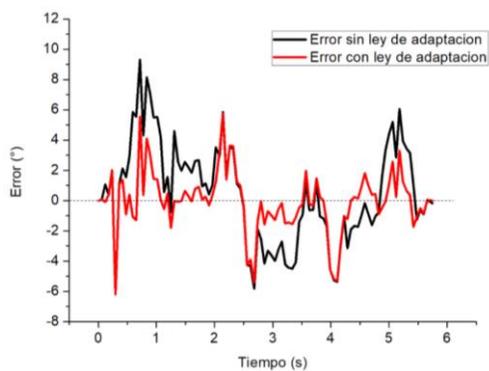


Figura 27. Error del sistema con perturbación para la limitación 2 con 6% de ganancia.

5.7.3. Resultados obtenidos con la limitación 3

En la Figura 28 se observan las trayectorias del sistema con porcentajes de ganancia a la señal de entrada de 7%. Se considera en negro la trayectoria de entrada, y en rojo la trayectoria (a) con perturbación y ley de adaptación y (b) la trayectoria con perturbación y sin ley de adaptación.

El error entre la trayectoria de entrada y la salida de la planta se observa en la Figura 29. Durante los tres primeros segundos se observa un error producto de la perturbación (en color negro), donde existe un aumento en el error. Sin embargo, el sistema logra reducir este efecto en el tiempo y adaptarse, obteniendo el error normal del sistema.

El RMSE para el error entre la entrada y la salida del sistema de control en la limitación 3, se observa en la Tabla 16.

Tabla 16. RMSE para los diferentes porcentajes de ganancia en la limitación tres sin perturbación.

% de ganancia	RMSE
0	1.13
2	0.96
4	0.68
6	0.63
7	0.92

- Con porcentaje de ganancia máxima (7%)

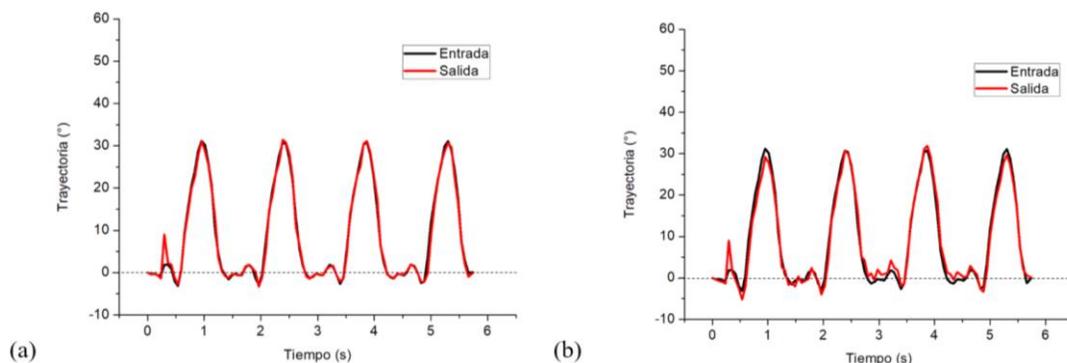


Figura 28. Trayectorias obtenidas de la limitación 3 con 7% de ganancia con perturbación.

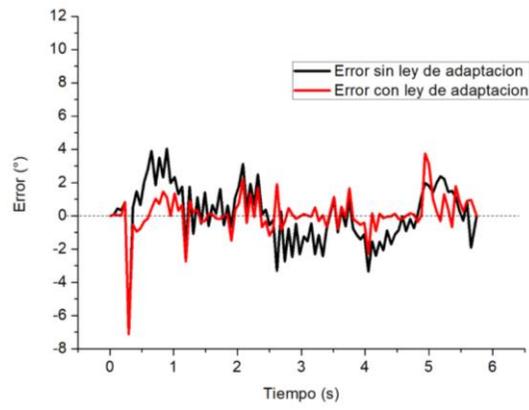


Figura 29. Error del sistema con y sin perturbación para la limitación 3 con 7% de ganancia.

6. ANÁLISIS DE RESULTADOS

En este capítulo se muestra el análisis de los resultados obtenidos con el estudio, dando a conocer la relevancia de la utilización de redes neuronales artificiales para obtener información pertinente de la marcha humana, necesaria para encontrar trayectorias de referencia para sistemas de control. Por otra parte, se muestra la discusión de los resultados del sistema de control que tiene como base un MRAC-PID-Difuso, para compensar limitaciones de marcha.

A pesar que las señales electromiográficas poseen características que visualmente pueden diferir sujeto a sujeto, algoritmos como las RNA dentro de sus aproximaciones matemáticas pueden encontrar patrones o similitudes que tienen utilidad en los sistemas de control. Con el modelo de RNA obtenido, el cual tiene en promedio una exactitud del 95.5%, se brinda confiabilidad suficiente para conocer si existe un tipo de limitación en la marcha y posteriormente aplicar estrategias que permitan una recuperación progresiva, por medio de dispositivos y controles robustos. Como se observó en el capítulo 4, el modelo de RNA implementado resulta simple, ya que solo tiene 3 capas ocultas que suman 40 nodos, pero demostró tener gran capacidad en la tarea de clasificación de las 4 clases.

En este trabajo se presenta una metodología para adquirir señales musculares y angulares de un grupo de personas para, en función de sus capacidades de movimiento, poder generar trayectorias seguras y eficientes en el proceso de rehabilitación. Se tiene en cuenta la limitación de la persona, la trayectoria que puede realizar y la trayectoria máxima antes de sentir dolor, y en función de esto generar porcentajes de ganancia en la trayectoria inicial y ayudar en el proceso de rehabilitación progresiva con terapia asistida.

Es necesaria la implementación de un algoritmo que extraiga características, ya que, como se observa en la Figura 30 existe solapamiento de amplitudes entre las trayectorias normal y con limitación. El rango de amplitud para la trayectoria normal está entre 56.6° - 80.4° , la limitación 1 está entre 41.7° - 77.3° , la limitación 2 entre 37.96° - 60° y la limitación 3 entre 33.1° - 57.9° . Estos rangos no son fácilmente detectables al ojo humano para identificar tipos de limitación, es por esto que se necesitan sistemas que perciban el más mínimo movimiento. Además, como se trata de un sistema que adquiere la señal muscular y de posición angular para retroalimentar un control, el sistema es quien debe saber diferenciar entre tipos de limitación. En caso de que el sistema no sea capaz de identificar el tipo de limitación, la selección de éste y la trayectoria a seguir se deja a criterio del experto.

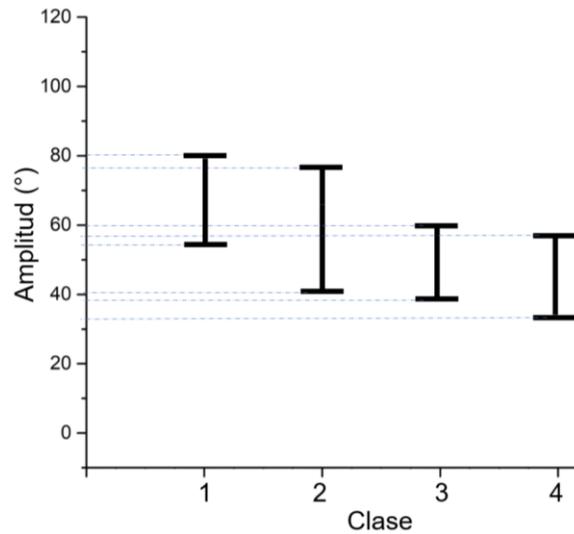


Figura 30. Solapamiento de amplitudes en la identificación de trayectorias para seleccionar el tipo de limitación.

La variación de la señal entre sujetos con limitación durante la marcha debe ser analizada con las fases dentro de un ciclo de marcha tanto cualitativa como cuantitativamente para entender las causas que hacen que esta difiera y la significancia de estas diferencias, ya que durante este proceso existen cambios frecuentes en los datos debidos a la complejidad del movimiento. Es necesario evaluar cada una de las variables que la describen en una población en particular, por ejemplo: velocidad, fuerza, posición, para obtener de cada persona un control adecuado de balance y estabilidad acorde a la biomecánica de la marcha [17]. Los datos obtenidos de los sujetos de prueba están directamente relacionados al tipo de limitación simulado en cada persona. Existe variación tanto angular como de las señales sEMG en amplitud y tiempo. En personas lesionadas, los ángulos de flexo-extensión deben ir aumentando a medida que la persona se recupera, ya que los músculos se hacen cada vez más partícipes en los movimientos de marcha, y tomando más fuerza [161] [162].

De otra parte, la estrategia implementada, toma como base las señales de marcha obtenidas de los sujetos y luego de ser previamente clasificadas por la RNA, se da un porcentaje de ganancia con la finalidad que el sujeto de manera progresiva pueda alcanzar los niveles angulares de marcha normal. Pero para ello es primordial conocer cuál es el límite de extensión del sujeto hasta alcanzar dolor, para permitirle al sistema dar un porcentaje que ayude a mejorar la limitación, pero sin realizar un movimiento angular excesivo que lo ponga en riesgo. De esta forma, conociendo el valor actual y el límite máximo que el sujeto de prueba con limitación puede realizar, se puede identificar un aumento angular seguro en la trayectoria. Los porcentajes de ganancia para cada limitación son diferentes, pero se utilizan 4 niveles en cada una para un acercamiento progresivo a la trayectoria marcada como normal.

La técnica de control MRAC-PID-Difuso utilizada para validar la estrategia, como se describió en el capítulo anterior, demostró ser eficiente en la tarea de control ya que posee un error medio cuadrático relativamente bajo, incluso considerando perturbación en el sistema. En la Tabla 17 se observa el error del sistema de control variando las trayectorias con los porcentajes de ganancia definidos para cada perturbación.

Tabla 17. Error ante diferentes porcentajes de ganancia por tipo de limitación

TIPO DE LIMITACIÓN	% DE INCREMENTO	ERROR (°)	
		SIN PERTURBACIÓN	CON PERTURBACIÓN
1	0	1.67	2.80
	4	2.27	2.86
	8	2.05	3.08
	12	1.05	3.11
	16	2.17	3.12
2	0	1.13	2.29
	3	1.34	2.29
	6	1.44	2.33
	9	0.95	2.42
	12	0.72	2.39
3	0	0.84	0.40
	2	0.69	0.94
	4	0.56	1.57
	6	0.52	2.01
	7	0.93	1.85

En la literatura se reportan diferentes técnicas de control para que dispositivos mecánicos puedan seguir trayectorias como se observa en la Tabla 18, donde el error en posición es similar al reportado en el estudio.

Tabla 18. Error de trayectorias reportadas en comparación con el sistema propuesto.

REFERENCIA	ERROR (rad)
[163]	0.03
[164]	0.06
[165]	0.01
[166]	0.1 0.12 0.19
Sistema de control aplicado	Sin perturbación 0.03 para la limitación 1 0.02 para la limitación 2 0.01 para la limitación 3

	Con perturbación 0.05 para la limitación 1 0.04 para la limitación 2 0.03 para la limitación 3
--	---

Podemos decir que nuestra estrategia de control junto con la técnica, tienen un error de adaptación a la trayectoria de entrada de 0.02 rad en promedio, un error similar a los reportados con anterioridad y que puede ser considerado como muy bajo comprobando así nuestra hipótesis de que es posible compensar fuerza y posición de personas con algún tipo de limitación en la marcha utilizando un control asistido.

La cantidad de participantes para esta prueba piloto puede ser considerada pequeña para algunos investigadores. Sin embargo, en la literatura se ha demostrado que es posible obtener resultados confiables en estrategias de control basadas en señales sEMG [167] durante terapias con pocos participantes.

CONCLUSIÓN Y TRABAJO FUTURO

Conociendo las trayectorias de cada tipo de limitación y los porcentajes de movimiento que cada sujeto puede soportar, se pueden proponer rutinas de entrenamiento progresivas a través de un incremento gradual de las trayectorias. El tipo de técnicas de control, como la aplicada en este trabajo, permiten que dispositivos mecánicos de soporte puedan operar de manera segura.

A pesar de que las señales EMG poseen características que visualmente pueden diferir de sujeto a sujeto, algoritmos como las ANN, dentro de sus aproximaciones matemáticas, pueden encontrar patrones o similitudes que tienen utilidad en los sistemas de control. Con el modelo de ANN obtenido, el cual tiene en promedio una exactitud del 95.5%, se brinda confiabilidad suficiente para conocer si existe un tipo de limitación en la marcha y posteriormente aplicar estrategias que permitan una recuperación progresiva, por medio de dispositivos y controles robustos.

La estrategia de control MRAC-PID-FUZZY muestra resultados satisfactorios, considerando que a partir de señales EMG y de posición de la rodilla es posible identificar limitaciones de marcha y establecer trayectorias con un incremento seguro que pueden ser utilizadas para la recuperación de marcha normal. La siguiente etapa de este trabajo es construir una órtesis de rodilla actuada para validar experimentalmente nuestra propuesta.

Para darle continuidad a este trabajo es necesario ampliar la base de datos teniendo en cuenta más tipos de limitaciones simuladas y sujetos de prueba, además de obtener datos de personas con limitación en rodilla, para que puedan ser usados en entornos reales, asegurando que el error no aumente y las trayectorias sean progresivas, generalizadas y suavizadas.

Para futuras adquisiciones de datos es necesario contar con una valoración previa de los sujetos de prueba por parte de un fisioterapeuta y determinar si estos se encuentran sanos o tienen algún tipo de limitación. De igual manera, los resultados deberían ser analizados con ayuda de un fisioterapeuta y evaluar la confiabilidad de los resultados.

En un enfoque más médico que mecatrónico sería conveniente un estudio en el que se incluya la distribución de la posición/trayectoria de una misma persona y de un grupo de personas normales y con limitación bajo un protocolo de marcha para identificar y comparar la variabilidad de las señales.

REFERENCIAS

- [1] E. Akdogan and M. A. Adli, “The design and control of a therapeutic exercise robot for lower limb rehabilitation: Physiotherobot,” *Mechatronics*, vol. 21, no. 3, pp. 509–522, 2011, doi: 10.1016/j.mechatronics.2011.01.005.
- [2] R. Ekkelenkamp, J. Veneman, and H. van der Kooij, “LOPES : Selective Control of Gait Functions During the Gait Rehabilitation of CVA Patients,” in *9th International Conference on Rehabilitation Robotics*, 2005, vol. 52, no. 12, pp. 361–364, doi: 10.1109/ICORR.2005.1501120.
- [3] R. Raya, E. Rocon, E. Urendes, M. A. Velasco, and A. Clemotte, “Assistive Robots for Physical and Cognitive Rehabilitation in Cerebral Palsy,” vol. 106, 2015, pp. 133–156.
- [4] Plan-Seguro, “Entrevista realizada al Dr. Javier Peña Chávez sobre: Lesiones de rodilla más comunes en México,” Ciudad de México, 2019. [Online]. Available: <https://blog.planseguro.com.mx/lesiones-de-rodilla-mas-comunes-en-mexico>.
- [5] Instituto Mexicano del Seguro Social, “Evidencias y Recomendaciones,” *Diagnóstico y tratamiento de las lesiones ligamentarias traumáticas en rodilla*, vol. 1. Durango, pp. 1–41, 2017.
- [6] C. N. de los S. M. (CONASAMI), “Resolución del Consejo de Representantes de la Conasami,” 2020. <https://www.gob.mx/conasami/articulos/se-publica-en-el-diario-oficial-de-la-federacion-los-salarios-minimos-que-rigen-a-partir-del-1-de-enero-de-2021?idiom=es>.
- [7] INEGI, “Censo De Población Y Vivienda 2020 México,” pp. 1–8, 2021.
- [8] Instituto Mexicano del Seguro Social, “Guía de Referencia Rápida Diagnóstico y Tratamiento de las Lesiones de Meniscos en Rodilla,” *Guía de Práctica Clínica IMSS-577-12*, pp. 1–8.
- [9] V.-F. A. Aldaco-García VD, Chávez-Covarrubias G, Escobar-Rodríguez D, Estrada-Malacón C, Pérez-Hernández C, Monroy-Centeno J, Mendoza-de-la-Cruz JR, “Diagnóstico y Tratamiento de las Lesiones Ligamentarias Traumáticas En Rodilla,” *catálogo Maest. CENETEC*, vol. 1, pp. 1–41, 2017, [Online]. Available: http://www.cenetec.salud.gob.mx/descargas/gpc/CatalogoMaestro/007_GPC_CirculacionArtPerif/IMSS_007_08_EyR.pdf.
- [10] L. P. Torres-arreola, “La discapacidad por enfermedad vascular cerebral,” *Rev. Médica Del Inst. Mex. Del Seguro Soc.*, vol. 50, no. 3, pp. 249–254, 2012, [Online]. Available: <http://web.b.ebscohost.com/ehost/pdfviewer/pdfviewer?vid=3&sid=b3bdbe77-26f9-477f-a241-b36bb85a9ab3@sessionmgr115&hid=106>.
- [11] I. M. del S. Social, *Diagnóstico y Tratamiento de la Evidencias y Recomendaciones*

Enfermedad cerebrovascular. 2017.

- [12] C. G. Burgar, P. S. Lum, P. C. Shor, and H. F. M. Van Der Loos, "Development of robots for rehabilitation therapy: The Palo Alto VA/Stanford experience," *J. Rehabil. Res. Dev.*, vol. 37, no. 6, pp. 663–673, 2000.
- [13] E. Ash, J.S., Berg, M., Coiera, "Some Unintended Consequences of Information Technology in Health Care : The Nature of Patient Care Information System-related Errors," *J Am Med Inf. Assoc.*, vol. 11, pp. 104–112, 2004, doi: 10.1197/jamia.M1471.Medical.
- [14] M. Goffredo *et al.*, "Barriers to sEMG assessment during overground robot-assisted gait training in subacute stroke patients," *Front. Neurol.*, vol. 11, no. October, pp. 1–8, 2020, doi: 10.3389/fneur.2020.564067.
- [15] S. L. Chaparro-Cárdenas, A. A. Lozano-Guzmán, J. A. Ramirez-Bautista, and A. Hernández-Zavala, "A review in gait rehabilitation devices and applied control techniques," *Disabil. Rehabil. Assist. Technol.*, vol. 13, pp. 819–834, 2018, doi: 10.1080/17483107.2018.1447611.
- [16] C. G. Kang, M. H. Chun, M. C. Jang, W. Kim, and K. H. Do, "Views of physiatrists and physical therapists on the use of gait-training robots for stroke patients.," *J. Phys. Ther. Sci.*, vol. 28, no. 1, pp. 202–6, 2016, doi: 10.1589/jpts.28.202.
- [17] R. B. Davis, "Reflections on Clinical Gait Analysis," *J. Electromyogr. Kinesiol.*, vol. 7, no. 4, pp. 251–257, 1997, doi: 1050–6411/97.
- [18] S. Jezernik, G. Colombo, T. Keller, H. Frueh, and M. Morari, "Robotic Orthosis Lokomat : A Rehabilitation and Research Tool," *Int. Neuromodulation Soc.*, vol. 6 no. 2, no. 3, pp. 108–115, 2003, doi: 1094-7159/03.
- [19] D. J. Reinkensmeyer, J. L. Emken, and S. C. Cramer, "Robotics, motor learning, and neurologic recovery.," *Annu. Rev. Biomed. Eng.*, vol. 6, pp. 497–525, 2004, doi: 10.1146/annurev.bioeng.6.040803.140223.
- [20] M. G. Tan, J. H. Ho, H. T. Goh, H. K. Ng, L. Abdul Latif, and M. Mazlan, "Revealing stroke survivor gait deficits during rehabilitation using ensemble empirical mode decomposition of surface electromyography signals," *Biomed. Signal Process. Control*, vol. 61, p. 102045, 2020, doi: 10.1016/j.bspc.2020.102045.
- [21] J. W. Seo and H. S. Kim, "Biomechanical analysis in five bar linkage prototype machine of gait training and rehabilitation by imu sensor and electromyography," *Sensors*, vol. 21, no. 5, pp. 1–10, 2021, doi: 10.3390/s21051726.
- [22] W. Meng, Q. Liu, Z. Zhou, Q. Ai, B. Sheng, and S. (Shane) Xie, "Recent development of mechanisms and control strategies for robot-assisted lower limb rehabilitation," *Mechatronics*, vol. 31, pp. 132–145, 2015, doi: 10.1016/j.mechatronics.2015.04.005.
- [23] J. Cao, S. Quan, R. Das, and G. L. Zhu, "Control strategies for effective robot assisted gait rehabilitation : The state of art and future prospects," *Med. Eng. Phys.*, vol. 36,

no. 12, pp. 1555–1566, 2014, doi: 10.1016/j.medengphy.2014.08.005.

- [24] R. Dickstein, “Rehabilitation of Gait Speed After Stroke: A Critical Review of Intervention Approaches,” *Neurorehabil. Neural Repair*, vol. 22, no. 6, pp. 649–660, Nov. 2008, doi: 10.1177/1545968308315997.
- [25] J. L. Emken, S. J. Harkema, J. A. Beres-Jones, C. K. Ferreira, and D. J. Reinkensmeyer, “Feasibility of manual teach-and-replay and continuous impedance shaping for robotic locomotor training following spinal cord injury,” *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 55, no. 1, pp. 322–334, 2008, doi: 10.1109/TBME.2007.910683.
- [26] P. Medicine, “Robotic-Assisted Gait Training in Neurological Patients : Who May Benefit?,” *Biomed. Eng. Soc.*, vol. 43, no. 5, pp. 1260–1269, 2015, doi: 10.1007/s10439-015-1283-x.
- [27] G. D. Constantinos Mavroidis*, Jason Nikitczuk, Brian Weinberg, R. S. Katherine Jensen, Philip Pelletier, Jennifer Prugnarola, A. P. and Roberto Arango, Matt Leahey, Robert Pavone, and Dan Yasevac, “Smart portable rehabilitation devices,” *J. Neuroeng. Rehabil.*, vol. 2:18, 2005, doi: 10.1186/1743- 0003-2-18.
- [28] S. K. Au, P. Bonato, and H. Herr, “An EMG-position controlled system for an active ankle-foot prosthesis: An initial experimental study,” in *Proceedings of the 2005 IEEE 9th International Conference on Rehabilitation Robotics*, 2005, pp. 375–379, doi: 10.1109/ICORR.2005.1501123.
- [29] E. Mora-Tola, J. Loja-Duchi, A. Ordonez-Torres, A. Vazquez-Rodas, F. Astudillo-Salinas, and L. I. Minchala, “Robotic knee exoskeleton prototype to assist patients in gait rehabilitation,” *IEEE Lat. Am. Trans.*, vol. 18, no. 9, pp. 1503–1510, 2020, doi: 10.1109/TLA.2020.9381791.
- [30] G. Dupont, W. Moalla, C. Guinhouya, S. Ahmaidi, and S. Berthoin, “Passive versus Active Recovery during High-Intensity Intermittent Exercises,” *Med. Sci. Sports Exerc.*, vol. 36, no. 2, pp. 302–308, 2004, doi: 10.1249/01.MSS.0000113477.11431.59.
- [31] C. Senanayake and S. M. N. A. Senanayake, “Emerging robotics devices for therapeutic rehabilitation of the lower extremity,” *IEEE/ASME Int. Conf. Adv. Intell. Mechatronics, AIM*, pp. 1142–1147, 2009, doi: 10.1109/AIM.2009.5229740.
- [32] R. Baker, “Gait analysis methods in rehabilitation,” *J. Neuroeng. Rehabil.*, vol. 3, p. 4, 2006, doi: 10.1186/1743-0003-3-4.
- [33] H. Zhou and H. Hu, “Review: Human motion tracking for rehabilitation—A survey,” *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 3, pp. 1–18, 2008.
- [34] R. B. Davis, S. Öunpuu, D. Tyburski, and J. R. Gage, “A gait analysis data collection and reduction technique,” *Hum. Mov. Sci.*, vol. 10, no. 5, pp. 575–587, 1991, doi: 10.1016/0167-9457(91)90046-Z.
- [35] A. Muro-de-la-Herran, B. Garcia-Zapirain, and A. Mendez-Zorrilla, “Gait analysis

methods: An overview of wearable and non-wearable systems, highlighting clinical applications,” *Sensors (Switzerland)*, vol. 14, no. 2, pp. 3362–3394, 2014, doi: 10.3390/s140203362.

- [36] S. R. Fencel, “Exercise apparatus with automatic variation of provided passive and active exercise without interruption of the exercise,” 1990.
- [37] W. Tao, T. Liu, R. Zheng, and H. Feng, “Gait analysis using wearable sensors,” *Sensors*, vol. 12, no. 2, pp. 2255–2283, 2012, doi: 10.3390/s120202255.
- [38] M. W. Whittle, “Clinical gait analysis : A review,” vol. 15, pp. 369–387, 1996.
- [39] C. Bayón *et al.*, “Development and evaluation of a novel robotic platform for gait rehabilitation in patients with Cerebral Palsy: CPWalker,” *Rob. Auton. Syst.*, vol. 91, pp. 101–113, 2017, doi: 10.1016/j.robot.2016.12.015.
- [40] C.-J. Yang, J.-F. Zhang, Y. Chen, Y.-M. Dong, and Y. Zhang, “A Review of exoskeleton-type systems and their key technologies,” *Proc. Inst. Mech. Eng. Part C J. Mech. Eng. Sci.*, vol. 222, no. 8, pp. 1599–1612, 2008, doi: 10.1243/09544062JMES936.
- [41] N. Koceska and S. Koceski, “Review: Robot Devices for Gait Rehabilitation,” *Int. J. Comput. Appl.*, vol. 62, no. 13, pp. 1–8, 2013, doi: 10.5120/10137-4279.
- [42] S. Hussain, “State-of-the-art robotic gait rehabilitation orthoses: Design and control aspects,” *NeuroRehabilitation*, vol. 35, no. 4, pp. 701–709, 2014, doi: 10.3233/NRE-141174.
- [43] A. Duschau-Wicke, J. V. Zitzewitz, L. Lünenburger, and R. Riener, “Patient-driven cooperative gait training with the rehabilitation robot lokomat,” *IFMBE Proc.*, vol. 22, pp. 1616–1619, 2008, doi: 10.1007/978-3-540-89208-3_384.
- [44] A. Esquenazi, S. Lee, A. Wikoff, A. Packel, T. Toczylowski, and J. Feeley, “A Comparison of Locomotor Therapy Interventions: Partial Body Weight–Supported Treadmill, Lokomat, and G-EO Training in People With Traumatic Brain Injury,” *Am. Acad. Phys. Med. Rehabil. Pm&R*, no. February, pp. 1–8, 2017, doi: 10.1016/j.pmrj.2016.12.010.
- [45] A. Mellit and S. A. Kalogirou, “Artificial intelligence techniques for photovoltaic applications : A review,” *Prog. Energy Combust. Sci.*, vol. 34, pp. 574–632, 2008, doi: 10.1016/j.pecs.2008.01.001.
- [46] T. Sutikno, M. Facta, and G. R. A. Markadeh, “Progress in Artificial Intelligence Techniques : from Brain to Emotion,” *TELKOMNIKA*, vol. 9, no. 2, pp. 201–202, 2011.
- [47] B. K. Bose, “Expert System , Fuzzy Logic , and Neural Network Applications in Power Electronics and Motion Control,” in *Proceedings of the IEEE*, 1994, vol. 82, no. 9402594, pp. 1303–1323.

- [48] D. Aoyagi, W. E. Ichinose, S. J. Harkema, D. J. Reinkensmeyer, and J. E. Bobrow, "A Robot and Control Algorithm That Can Synchronously Assist in Naturalistic Motion During Body-Weight-Supported Gait Training Following Neurologic Injury," *Transactions neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 15, no. 3, pp. 387–400, 2007, doi: 10.1109/TNSRE.2007.903922.
- [49] W. E. Ichinose *et al.*, "A robotic device for measuring and controlling pelvic motion during locomotor rehabilitation," in *Proceedings of the 25th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (IEEE Cat. No.03CH37439)*, 2003, vol. 2, pp. 1690–1693, doi: 10.1109/IEMBS.2003.1279715.
- [50] D. Aoyagi, W. E. Ichinose, S. J. Harkema, D. J. Reinkensmeyer, and J. E. Bobrow, "An assistive robotic device that can synchronize to the pelvic motion during human gait training," in *9th International Conference on Rehabilitation Robotics*, 2005, pp. 565–568, doi: 10.1109/ICORR.2005.1502026.
- [51] L. Marchal-Crespo and D. J. Reinkensmeyer, "Review of control strategies for robotic movement training after neurologic injury.," *J. Neuroeng. Rehabil.*, vol. 6, no. 1, p. 20, 2009, doi: 10.1186/1743-0003-6-20.
- [52] M. S. H. Bhuiyan, I. A. Choudhury, and M. Dahari, "Development of a control system for artificially rehabilitated limbs: a review," *Biol. Cybern.*, vol. 109, no. 2, pp. 141–162, 2015, doi: 10.1007/s00422-014-0635-1.
- [53] S. Hussain, P. K. Jamwal, and M. H. Ghayesh, "Single joint robotic orthoses for gait rehabilitation: an educational technical review," *J Rehabil Med*, no. 36, pp. 333–338, 2016, doi: 10.2340/16501977-2073.
- [54] T. Yan, M. Cempini, C. M. Oddo, and N. Vitiello, "Review of assistive strategies in powered lower-limb orthoses and exoskeletons," *Rob. Auton. Syst.*, vol. 64, pp. 120–136, 2015, doi: 10.1016/j.robot.2014.09.032.
- [55] R. Lu, Z. Li, C.-Y. Su, and A. Xue, "Development and Learning Control of a Human Limb With a Rehabilitation Exoskeleton," *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 61, no. 7, pp. 3776–3785, 2014, doi: 10.1109/TIE.2013.2275903.
- [56] R. Jiménez-Fabián and O. Verlinden, "Review of control algorithms for robotic ankle systems in lower-limb orthoses, prostheses, and exoskeletons," *Med. Eng. Phys.*, vol. 34, no. 4, pp. 397–408, 2012, doi: 10.1016/j.medengphy.2011.11.018.
- [57] S. Viteckova, P. Kutilek, and M. Jirina, "Wearable lower limb robotics: A review," *Biocybern. Biomed. Eng.*, vol. 33, no. 2, pp. 96–105, 2013, doi: 10.1016/j.bbe.2013.03.005.
- [58] H. Vallery, E. H. F. Van Asseldonk, M. Buss, and H. Van Der Kooij, "Reference trajectory generation for rehabilitation robots: Complementary limb motion estimation," *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 17, no. 1, pp. 23–30, 2009, doi: 10.1109/TNSRE.2008.2008278.

- [59] S. Freivogel, D. Schmalohr, and J. Mehrholz, "Improved walking ability and reduced therapeutic stress with an electromechanical gait device," *J. Rehabil. Med.*, vol. 41, no. 9, pp. 734–739, 2009, doi: 10.2340/16501977-0422.
- [60] S. Wang, W. Van Dijk, and H. Van Der Kooij, "Spring uses in exoskeleton actuation design," in *IEEE International Conference on Rehabilitation Robotics*, 2011, pp. 0–5, doi: 10.1109/ICORR.2011.5975471.
- [61] R. Bionics, "Rex Bionics - Step into the future." <http://www.rexbionics.com/> (accessed May 09, 2017).
- [62] "ReWalk™ Rehabilitation - ReWalk – More Than Walking." <http://rewalk.com/rewalk-rehabilitation/> (accessed May 29, 2017).
- [63] M. Dzahir and S. Yamamoto, "Recent Trends in Lower-Limb Robotic Rehabilitation Orthosis: Control Scheme and Strategy for Pneumatic Muscle Actuated Gait Trainers," *Robotics*, vol. 3, no. 2, pp. 120–148, 2014, doi: 10.3390/robotics3020120.
- [64] G. Sinha, "Powered gait orthosis and method of utilizing same," US 6,689,075 B2, 2004.
- [65] K. J. Chisholm, K. Klumper, A. Mullins, and M. Ahmadi, "A task oriented haptic gait rehabilitation robot," *Mechatronics*, vol. 24, no. 8, pp. 1083–1091, 2014, doi: 10.1016/j.mechatronics.2014.07.001.
- [66] M. S. Amiri, R. Ramli, and M. F. Ibrahim, "Initialized Model Reference Adaptive Control for Lower Limb Exoskeleton," *IEEE Access*, vol. 7, pp. 167210–167220, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2954110.
- [67] J. Hidler *et al.*, "Multicenter Randomized Clinical Trial Evaluating the Effectiveness of the Lokomat in Subacute Stroke," *Neurorehabil. Neural Repair*, vol. 23, no. 1, pp. 5–13, Sep. 2008, doi: 10.1177/1545968308326632.
- [68] K. P. Westlake and C. Patten, "Pilot study of Lokomat versus manual-assisted treadmill training for locomotor recovery post-stroke," *J. Neuroeng. Rehabil.*, vol. 6, no. 1, p. 18, 2009, doi: 10.1186/1743-0003-6-18.
- [69] G. Colombo, M. Wirz, and V. Dietz, "Driven gait orthosis for improvement of locomotor training in paraplegic patients," *Spinal Cord*, vol. 3, pp. 252–255, 2001, doi: 10.1038/sj.sc.3101154.
- [70] S. K. Banala, A. Kulpe, and S. K. Agrawal, "A powered leg orthosis for gait rehabilitation of motor-impaired patients," *Proc. - IEEE Int. Conf. Robot. Autom.*, no. April, pp. 4140–4145, 2007, doi: 10.1109/ROBOT.2007.364115.
- [71] G. Kwakkel, B. J. Kollen, and R. C. Wagenaar, "Therapy Impact on Functional Recovery in Stroke Rehabilitation: A critical review of the literature," *Physiotherapy*, vol. 85, no. 7, pp. 377–391, 1999, doi: 10.1016/S0031-9406(05)67198-2.
- [72] D. P. Ferris, K. E. Gordon, G. S. Sawicki, and A. Peethambaran, "An improved

- powered ankle-foot orthosis using proportional myoelectric control,” *Gait Posture*, vol. 23, no. 4, pp. 425–428, 2006, doi: 10.1016/j.gaitpost.2005.05.004.
- [73] A. Frisole, C. Carboncini, and B. Rossi, “Robotic assisted rehabilitation in Virtual Reality with the L-EXOS,” in *7th ICDVRAT with ArtAbilitation*, 2009, no. February, pp. 253–260, doi: 10.3233/978-1-60750-018-6-40.
- [74] S. V. Adamovich, G. G. Fluet, E. Tunik, and A. S. Merians, “Sensorimotor training in virtual reality: A review,” *NeuroRehabilitation*, vol. 25, no. 1, pp. 29–44, 2009, doi: 10.3233/NRE-2009-0497.
- [75] J. E. Deutsch, J. Latonio, G. C. Burdea, and R. Boian, “Post-Stroke Rehabilitation with the Rutgers Ankle System: A Case Study,” *Presence Teleoperators Virtual Environ.*, vol. 10, no. 4, pp. 416–430, Aug. 2001, doi: 10.1162/1054746011470262.
- [76] H. I. Krebs *et al.*, “Rehabilitation robotics: Performance-based progressive robot-assisted therapy,” *Auton. Robots*, vol. 15, no. 1, pp. 7–20, 2003, doi: 10.1023/A:1024494031121.
- [77] A. J. Young and D. P. Ferris, “State-of-the-art and Future Directions for Lower Limb Robotic Exoskeletons,” *IEEE Trans. NEURAL Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 4320, no. c, pp. 171–182, 2017, doi: 10.1109/TNSRE.2016.2521160.
- [78] K. Anam and A. A. Al-Jumaily, “Active exoskeleton control systems: State of the art,” *Procedia Eng.*, vol. 41, no. Iris, pp. 988–994, 2012, doi: 10.1016/j.proeng.2012.07.273.
- [79] H. Kaufman, I. Barkana, and K. Sobel, *Direct Adaptive Control Algorithms : Theory and Applications*. USA: Springer New York, 1998.
- [80] J. Koronacki, *Advances in machine learning : dedicated to the memory of Professor Ryszard S. Michalski*. Springer, 2010.
- [81] M. Bernhardt, M. Frey, G. Colombo, and R. Riener, “Hybrid force-position control yields cooperative behaviour of the rehabilitation robot LOKOMAT,” *Proc. 2005 IEEE 9th Int. Conf. Rehabil. Robot.*, vol. 2005, pp. 536–539, 2005, doi: 10.1109/ICORR.2005.1501159.
- [82] J. E. Hicks, F. Miller, P. Plotz, T. H. Chen, and L. Gerber, “Isometric exercise increases strength and does not produce sustained creatinine phosphokinase increases in a patient with polymyositis.,” *J. Rheumatol.*, vol. 20, no. 8, pp. 399–401, Aug. 1993.
- [83] J. E. Greenleaf, E. M. Bernauer, A. C. Ertl, T. S. Trowbridge, and C. E. Wade, “Work capacity during 30 days of bed rest with isotonic and isokinetic exercise training,” *J. Appl. Physiol.*, vol. 67, no. 5, 1989.
- [84] M. Robinson, Michael E.; Jeffrey E.; O’Connor, Patrick D.; MacMillan, “Lumbar iEMG During Isotonic Exercise: Chronic Low Back Pain: Clinical Spine Surgery,” *J. Spinal Disord.*, 1992.

- [85] E. Akdogan, E. TacgIn, and M. A. Adli, “Knee rehabilitation using an intelligent robotic system,” *J. Intell. Manuf.*, vol. 20, no. 2, pp. 195–202, 2009, doi: 10.1007/s10845-008-0225-y.
- [86] R. L. Braddom, *Physical medicine and rehabilitation*, Fourth. China: Elsevier/Saunders, 2011.
- [87] J. F. Veneman, R. Kruidhof, E. E. G. Hekman, R. Ekkelenkamp, E. H. F. Van Asseldonk, and H. Van Der Kooij, “Design and evaluation of the LOPES exoskeleton robot for interactive gait rehabilitation,” *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 15, no. 1, pp. 379–386, 2007, doi: 10.1109/TNSRE.2007.903919.
- [88] V. Dietz, T. Nef, and W. Z. Rymer, “Technology of the Robotic Gait Orthosis Lokomat,” *Neurorehabilitation Technol.*, no. 1, pp. 1–5, 2016, doi: 10.1007/s13398-014-0173-7.2.
- [89] L. Lünenburger, G. Colombo, R. Riener, and V. Dietz, “Clinical assessments performed during robotic rehabilitation by the gait training robot Lokomat,” *Proc. 2005 IEEE 9th Int. Conf. Rehabil. Robot.*, vol. 2005, pp. 345–348, 2005, doi: 10.1109/ICORR.2005.1501116.
- [90] N. Neckel, W. Wisman, and J. Hidler, “Limb alignment and kinematics inside a lokomat robotic orthosis,” *Annu. Int. Conf. IEEE Eng. Med. Biol. - Proc.*, pp. 2698–2701, 2006, doi: 10.1109/IEMBS.2006.259970.
- [91] J. Ye, F. A. Reyes, and H. Yu, “A Novel Robotic Walker for Over-Ground Gait Rehabilitation,” *Converging Clin. Eng. Res. Neurorehabilitation II, Biosyst. Biorobotics*, vol. 15, pp. 1223–1227, 2017, doi: 10.1007/978-3-319-46669-9.
- [92] Y. Stauffer *et al.*, “The WalkTrainer - A new generation of walking reeducation device combining orthoses and muscle stimulation,” *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 17, no. 1, pp. 38–45, 2009, doi: 10.1109/TNSRE.2008.2008288.
- [93] M. Bouri *et al.*, “The WalkTrainer™: A Robotic System for Walking Rehabilitation,” in *International Conference of Robotics and Biomimetics*, 2006, pp. 1616–1621.
- [94] S. Hesse, C. Tomelleri, B. Anita, C. Werner, and A. Waldner, “Robot-assisted practice of gait and stair climbing in nonambulatory stroke patients,” *JRRD*, vol. 49, no. 4, pp. 613–622, 2012, doi: 10.1682/JRRD.2011.08.0142.
- [95] S. Hesse and D. Uhlenbrock, “A mechanized gait trainer for restoration of gait,” *Journal of rehabilitation research and development*, vol. 37, no. 6, pp. 701–708, 2000, doi: 10.1053/apmr.2000.6280.
- [96] S. Hesse, A. Waldner, and C. Tomelleri, “Innovative gait robot for the repetitive practice of floor walking and stair climbing up and down in stroke patients,” *J. Neuroeng. Rehabil.*, vol. 7, no. 1, p. 30, Jun. 2010, doi: 10.1186/1743-0003-7-30.
- [97] A. Roy *et al.*, “Measurement of Human Ankle Stiffness Using the Anklebot,” 2007

- IEEE 10th Int. Conf. Rehabil. Robot. ICORR'07*, vol. 00, no. c, pp. 356–363, 2007, doi: 10.1109/ICORR.2007.4428450.
- [98] H. I. Krebs *et al.*, “Pediatric anklebot,” in *IEEE International Conference on Rehabilitation Robotics*, 2011, pp. 1–7, doi: 10.1109/ICORR.2011.5975410.
- [99] A. Roy, H. I. Krebs, J. E. Barton, R. F. Macko, and L. W. Forrester, “Anklebot-assisted locomotor training after stroke: A novel deficit-adjusted control approach,” in *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 2013, pp. 2175–2182, doi: 10.1109/ICRA.2013.6630869.
- [100] S. S. Banala SK, Agrawal SK, “Active leg exoskeleton (ALEX) for gait rehabilitation of motor-impaired patients,” in *IEEE 10th International Conference on Rehabilitation Robotics*, 2007, no. c, pp. 401–407.
- [101] S. K. Banala, S. K. Agrawal, S. H. Kim, and J. P. Scholz, “Novel gait adaptation and neuromotor training results using an active leg exoskeleton,” *IEEE/ASME Trans. Mechatronics*, vol. 15, no. 2, pp. 216–225, 2010, doi: 10.1109/TMECH.2010.2041245.
- [102] X. Jin, X. Cui, and S. K. Agrawal, “Design of a Cable-driven Active Leg Exoskeleton (C-ALEX) and Gait Training Experiments with Human Subjects,” in *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, 2015, pp. 5578–5583.
- [103] K. N. Winfree, P. Stegall, and S. K. Agrawal, “Design of a Minimally Constraining , Passively Supported Gait Training Exoskeleton : ALEX II,” in *IEEE International Conference on Rehabilitation Robotics*, 2011, pp. 0–5.
- [104] H. Kawamoto, S. L. S. Lee, S. Kanbe, and Y. Sankai, “Power assist method for HAL-3 using EMG-based feedback controller,” *SMC'03 Conf. Proceedings. 2003 IEEE Int. Conf. Syst. Man Cybern. Conf. Theme - Syst. Secur. Assur. (Cat. No.03CH37483)*, vol. 2, pp. 1648–1653, 2003, doi: 10.1109/ICSMC.2003.1244649.
- [105] S. Lee and Y. Sankai, “Power Assist Control for Leg with HAL-3 Based on Virtual Torque and Impedance Adjustment,” Tsukuba, Ibaraki, Japan, 2002.
- [106] L. Mertz, “The next generation of exoskeletons: Lighter, cheaper devices are in the works,” *IEEE Pulse*, vol. 3, no. 4, pp. 56–61, 2012, doi: 10.1109/MPUL.2012.2196836.
- [107] S. A. Kolakowsky-Hayner, J. Crew, S. Moran, and A. Shah, “Safety and Feasibility of using the Ekso™ Bionic Exoskeleton to Aid Ambulation after Spinal Cord Injury,” *J. Spine*, no. 2, pp. S4-003, 2013, doi: 10.4172/2165-7939.S4-003.
- [108] E. Strickland, “Good-bye, wheelchair,” *IEEE Spectr.*, vol. 49, no. 1, pp. 30–32, 2012, doi: 10.1109/MSPEC.2012.6117830.
- [109] EksoBIONICS, “Ekso Bionics,” 2017.
- [110] S. M. da C. and Elizabeth F. Rangel and B. M. Carvalho, “World ’ s largest Science ,

Technology & Medicine Open Access book publisher :,” in *Design, Control and Applications of Mechatronic Systems in Engineering*, OPEN science/ Open minds, 2017, pp. 135–152.

- [111] J. Hidler, W. Wisman, and N. Neckel, “Kinematic trajectories while walking within the Lokomat robotic gait-orthosis,” *Clin. Biomech.*, vol. 23, no. 10, pp. 1251–1259, 2008, doi: 10.1016/j.clinbiomech.2008.08.004.
- [112] M. M. Ardestani, C. Ferrigno, M. Moazen, and M. A. Wimmer, “From normal to fast walking: Impact of cadence and stride length on lower extremity joint moments,” *Gait Posture*, vol. 46, pp. 118–125, 2016, doi: 10.1016/j.gaitpost.2016.02.005.
- [113] N. Hogan, “Impedance Control: An Approach to Manipulation,” in *IEEE American Control Conference*, 1984, pp. 304–313, doi: 10.1115/1.3140702.
- [114] R. Riener, L. Lünenburger, S. Jezernik, M. Anderschitz, G. Colombo, and V. Dietz, “Patient-cooperative strategies for robot-aided treadmill training: First experimental results,” *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 13, no. 3, pp. 380–394, 2005, doi: 10.1109/TNSRE.2005.848628.
- [115] M.-S. Ju, C.-C. K. Lin, D.-H. Lin, I.-S. Hwang, and S.-M. Chen, “A Rehabilitation Robot With Force-Position Hybrid Fuzzy Controller: Hybrid Fuzzy Control of Rehabilitation Robot,” *Ieee Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.*, vol. 13, no. 3, pp. 349–358, 2005, doi: 10.1109/TNSRE.2005.847354.
- [116] C. Galván-Duque, R. Zavala-yoe, M. Alvarez-Camacho, and R. A. Ramírez-Mendoza, “Comparison Between Classical and Intelligent Identification Systems for Classification of Gait Events,” *J. Control Sci. Eng.*, no. March, 2015, doi: 10.17265/2328-2231/2015.01.001.
- [117] D. Solanki, S. Kumar, B. Shubha, and U. Lahiri, “Implications of Physiology-Sensitive Gait Exercise on the Lower Limb Electromyographic Activity of Hemiplegic Post-Stroke Patients: A Feasibility Study in Low Resource Settings,” *IEEE J. Transl. Eng. Heal. Med.*, vol. 8, no. January, 2020, doi: 10.1109/JTEHM.2020.3006181.
- [118] R. Boian, C. Lee, J. Deutsch, G. Burdea, and J. Lewis, “Virtual reality-based system for ankle rehabilitation post stroke,” *Proc. 1st Int. Work. Virtual Real. Rehabil. (Mental Heal. Neurol. Phys. Vocat.)*, pp. 77–86, 2002.
- [119] D. Cioi, A. Kale, G. Burdea, J. Engsborg, W. Janes, and S. Ross, “Ankle control and strength training for children with cerebral palsy using the Rutgers Ankle CP,” *IEEE Int. Conf. Rehabil. Robot.*, pp. 0–5, 2011, doi: 10.1109/ICORR.2011.5975432.
- [120] R. F. Boian, J. E. Deutsch, C. S. Lee, G. C. Burdea, and J. Lewis, “Haptic effects for virtual reality-based post-stroke rehabilitation,” in *11th Symposium on Haptic Interfaces for Virtual Environment and Teleoperator Systems (HAPTICS’03)*, 2003, no. Figure 1.
- [121] B. Hudgins, P. Parker, and R. N. Scott, “A New Strategy for Multifunction

- Myoelectric Control,” *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 40, no. 1, pp. 82–94, 1993, doi: 10.1109/10.204774.
- [122] K. Kiguchi, T. Tanaka, and T. Fukuda, “Neuro-fuzzy control of a robotic exoskeleton with EMG signals,” *IEEE Trans. Fuzzy Syst.*, vol. 12, no. 4, pp. 481–490, 2004, doi: 10.1109/TFUZZ.2004.832525.
- [123] H. Kazerooni, “Hybrid Control of the Berkeley Lower Extremity Exoskeleton,” *Springer Tracts in Advanced Robotics*, vol. 21. pp. 291–301, 2006, doi: 10.1007/11552246_28.
- [124] M. R. Canal, “Comparison of Wavelet and Short Time Fourier Transform Methods in the Analysis of EMG Signals,” *J. Med. Syst.*, vol. 34, pp. 91–94, 2010, doi: 10.1007/s10916-008-9219-8.
- [125] Y. Cherni, M. Begon, H. Chababe, and F. Moissenet, “Use of electromyography to optimize Lokomat(®) settings for subject-specific gait rehabilitation in post-stroke hemiparetic patients: A proof-of-concept study.,” *Neurophysiol. Clin.*, pp. 1–7, 2017, doi: 10.1016/j.neucli.2017.01.008.
- [126] J. F. Abulhasan and M. J. Grey, “Anatomy and physiology of knee stability,” *J. Funct. Morphol. Kinesiol.*, vol. 2, no. 4, 2017, doi: 10.3390/jfmk2040034.
- [127] F. Hernández, “Capítulo 2: Anatomía de la pierna,” 2007. http://catarina.udlap.mx/u_dl_a/tales/documentos/lep/hernandez_s_f/capitulo2.pdf.
- [128] N. Shah, “Increasing knee range of motion using a unique sustained method.,” *N. Am. J. Sports Phys. Ther.*, vol. 3, no. 2, pp. 110–113, 2008.
- [129] P. Konrad, *The ABC of EMG A Practical Introduction to Kinesiological Electromyography*. Scottsdale, Arizona, 2006.
- [130] B. JV and D. CJ, “Muscles alive: their functions revealed by electromyography,” *J. Med. Educ.*, vol. 37, no. 5th edition, p. 802, 1962.
- [131] M. S. Hussain, M. B. I. Reaz, and M. I. Ibrahimy, “Electromyography signal analysis using wavelet transform and higher order statistics to determine muscle contraction,” *Expert Syst.*, vol. 26, no. 1, pp. 35–48, 2009, doi: 10.1111/j.1468-0394.2008.00483.x.
- [132] M. B. I. Reaz, M. S. Hussain, F. Mohd-Yasin, M. Reaz, M. S. Hussain, and F. Mohd-Yasin, “Techniques of EMG signal analysis: detection, processing, classification and applications.,” *Biol. Proced. Online*, vol. 8, no. 1, pp. 11–35, 2006, doi: 10.1251/bpo115.
- [133] B. E. Arikan, B. M. van Kemenade, B. Straube, L. R. Harris, and T. Kircher, “Voluntary and involuntary movements widen the window of subjective simultaneity,” *Iperception.*, vol. 8, no. 4, 2017, doi: 10.1177/2041669517719297.
- [134] J. De Havas, A. Ghosh, H. Gomi, and P. Haggard, “Voluntary motor commands reveal awareness and control of involuntary movement,” *Cognition*, vol. 155, pp. 155–167,

2016, doi: 10.1016/j.cognition.2016.06.012.

- [135] S. Bouisset and M.-C. Do, “Posture, dynamic stability, and voluntary movement,” *Clin. Neurophysiol.*, vol. 38, pp. 345–362, 2008, doi: 10.1016/j.neucli.2008.10.001.
- [136] M. Caruel and L. Truskinovsky, “Physics of muscle contraction,” *Reports Prog. Phys.*, vol. 81, no. 3, 2018, doi: 10.1088/1361-6633/aa7b9e.
- [137] S. Ebashi and I. Ohtsuki, *Regulatory mechanisms of striated muscle contraction*, Springer. Japan, 2007.
- [138] X. Zhang and P. Zhou, “Analysis of surface EMG baseline for detection of hidden muscle activity,” *J. Neural Eng.*, vol. 11, no. 1, 2014, doi: 10.1088/1741-2560/11/1/016011.
- [139] R. F. M. Kleissen, M. C. A. Litjens, C. T. M. Baten, J. Harlaar, A. L. Hof, and G. Zilvold, “Consistency of surface EMG patterns obtained during gait from three laboratories using standardised measurement technique,” vol. 6, pp. 200–209, 1997.
- [140] D. M. B. Larrotta, “Aplicación de la transformada wavelet discreta en el filtrado de señales bioeléctricas,” Universidad Manuela Beltrán, 2004.
- [141] B. Larrotta and D. María, “Aplicación de la transformada wavelet discreta en el filtrado de señales bioeléctricas,” *Umbral Científico*, Bogotá - Colombia, pp. 1–8, Dec. 2004.
- [142] J. Rodrigo, J. R. González, and R. López, “Las wavelets en el análisis de ECG,” *Sci. Tech.*, vol. 20, no. 3, pp. 1–6, 2016, doi: 0122-1701.
- [143] P. Fuangkhone, “An incremental learning preprocessor for feed-forward neural network,” *Artif. Intell. Rev.*, vol. 41, no. 2, pp. 183–210, 2014, doi: 10.1007/s10462-011-9304-0.
- [144] N. Prasad and R. Singh, “Comparison of Back Propagation and Resilient Propagation Algorithm for Spam Classification.”
- [145] M. Asefi, S. Moghimi, H. Kalani, and A. Moghimi, “Dynamic modeling of SEMG-force relation in the presence of muscle fatigue during isometric contractions,” *Biomed. Signal Process. Control*, vol. 28, pp. 41–49, 2016, doi: 10.1016/j.bspc.2016.04.002.
- [146] V. Agostini, M. Ghislieri, S. Rosati, G. Balestra, and M. Knaflitz, “Surface Electromyography Applied to Gait Analysis: How to Improve Its Impact in Clinics?,” *Front. Neurol.*, vol. 11, no. September, 2020, doi: 10.3389/fneur.2020.00994.
- [147] V. Camomilla, A. Cereatti, A. G. Cutti, S. Fantozzi, R. Stagni, and G. Vannozzi, “Methodological factors affecting joint moments estimation in clinical gait analysis: A systematic review,” *Biomed. Eng. Online*, vol. 16, no. 1, pp. 1–27, 2017, doi: 10.1186/s12938-017-0396-x.

- [148] E. Viel, *La marcha humana, la carrera y el salto : biomecánica, exploraciones, normas y alteraciones*, Elsevier. España: Masson, 2002.
- [149] G. Shahgholian, M. Maghsoodi, M. Mahdavian, and M. Janghorbani, “Analysis of Speed Control in DC Motor Drive by Using Fuzzy Control Based on Model Reference Adaptive Control,” pp. 3–8, 2016.
- [150] P. Jain and N. M.J, “Design of a Model Reference Adaptive Controller Using Modified MIT Rule for a Second Order System,” *Adv. Electron. Electr. Eng.*, vol. 3, no. 4, pp. 477–484, 2013.
- [151] A. Shekhar and A. Sharma, “Review of Model Reference Adaptive Control,” in *2018 International Conference on Information , Communication, Engineering and Technology (ICICET)*, Aug. 2018, pp. 1–5, doi: 10.1109/ICICET.2018.8533713.
- [152] S. Coman, “Model Reference Adaptive Control for a Dc Electrical Drive,” vol. 6, no. 2, 2013.
- [153] A. De Mauro *et al.*, “Advanced Hybrid Technology for Neurorehabilitation: The HYPER Project,” *Intell. Syst. Ref. Libr.*, vol. 26, pp. 89–108, 2012, doi: 10.1007/978-3-642-23363-0_4.
- [154] Lung Wen Tsai, “Robot Analysis.” p. 505, 1999.
- [155] MyoWare, “MyoWare Muscle Sensor (AT-04-001).” p. 8, 2015.
- [156] “The Biosignal How-To.” <https://biosignals.berndporr.me.uk/doku.php> (accessed May 14, 2018).
- [157] C. J. De Luca, L. Donald Gilmore, M. Kuznetsov, and S. H. Roy, “Filtering the surface EMG signal: Movement artifact and baseline noise contamination,” *J. Biomech.*, vol. 43, no. 8, pp. 1573–1579, 2010, doi: 10.1016/j.jbiomech.2010.01.027.
- [158] I. Rodríguez-Carreño, A. Malanda-Trigueros, L. Gila-Useros, J. Navallas-Irujo, and J. Rodríguez-Falces, “Filter design for cancellation of baseline-fluctuation in needle EMG recordings,” *Comput. Methods Programs Biomed.*, vol. 81, no. 1, pp. 79–93, 2006, doi: 10.1016/j.cmpb.2005.11.002.
- [159] Helsinki, “Declaration of Helsinki World Medical Association Declaration of Helsinki,” *World Heal. Organ.*, vol. 79, no. October 1975, pp. 373–374, 2001.
- [160] A. Guy, “Package ‘wavethresh,’” 2016.
- [161] P. Pinsornsak, S. Kanitnate, and K. Boontanapibul, “The effect of immediate post-operative knee range of motion photographs on post-operative range of motion after total knee arthroplasty: An assessor-blinded randomized controlled clinical trial in sixty patients,” *Int. Orthop.*, vol. 45, no. 1, pp. 101–107, 2021, doi: 10.1007/s00264-020-04877-3.
- [162] R. Pilkar, A. Ramanujam, and K. J. Nolan, “Alterations in spectral attributes of surface

electromyograms after utilization of a foot drop stimulator during post-stroke gait,” *Front. Neurol.*, vol. 8, no. AUG, 2017, doi: 10.3389/fneur.2017.00449.

- [163] K. Gui, U. X. Tan, H. Liu, and D. Zhang, “A New Impedance Controller Based on Nonlinear Model Reference Adaptive Control for Exoskeleton Systems,” *Int. J. Humanoid Robot.*, vol. 16, no. 5, pp. 1–20, 2019, doi: 10.1142/S0219843619500208.
- [164] H. Rifaï, S. Mohammed, B. Daachi, and Y. Amirat, “Adaptive control of a human-driven knee joint orthosis,” *Proc. - IEEE Int. Conf. Robot. Autom.*, pp. 2486–2491, 2012, doi: 10.1109/ICRA.2012.6225064.
- [165] R. Hasanzadeh Fereydooni, H. Siahkali, H. A. Shayanfar, and A. H. Mazinan, “sEMG-based variable impedance control of lower-limb rehabilitation robot using wavelet neural network and model reference adaptive control,” *Ind. Rob.*, vol. 47, no. 3, pp. 349–358, 2020, doi: 10.1108/IR-10-2019-0210.
- [166] B. Zhong *et al.*, “Fuzzy logic compliance adaptation for an assist-as-needed controller on the Gait Rehabilitation Exoskeleton (GAREX),” *Rob. Auton. Syst.*, vol. 133, p. 103642, 2020, doi: 10.1016/j.robot.2020.103642.
- [167] P. N. Fernandes *et al.*, “EMG-based Motion Intention Recognition for Controlling a Powered Knee Orthosis,” *19th IEEE Int. Conf. Auton. Robot Syst. Compet. ICARSC 2019*, pp. 1–6, 2019, doi: 10.1109/ICARSC.2019.8733628.