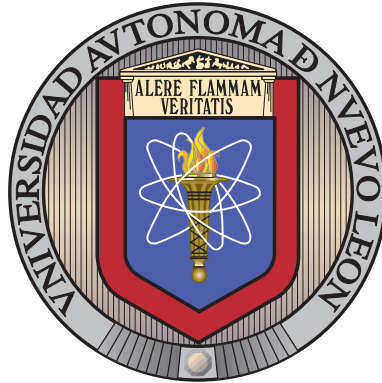


UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN

FACULTAD DE INGENIERÍA MECÁNICA Y ELÉCTRICA

SUBDIRECCIÓN DE ESTUDIOS DE POSGRADO



DISEÑO DE UN ESQUEMA DE SINTONIZACIÓN
INTELIGENTE PARA EL CONTROL DE UN
EXOESQUELETO DE MÚLTIPLES ARTICULACIONES
UTILIZANDO UN ALGORITMO DE OPTIMIZACIÓN

POR

GERARDO ADRIÁN DE LA ROSA HERNÁNDEZ

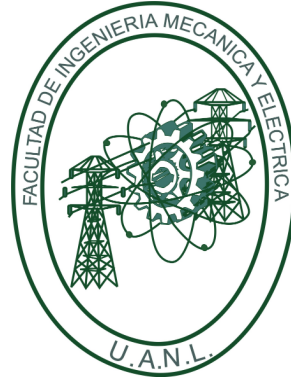
COMO REQUISITO PARCIAL PARA OBTENER EL GRADO DE
MAESTRÍA EN CIENCIAS DE LA INGENIERÍA ELÉCTRICA

MAYO 2024

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN

FACULTAD DE INGENIERÍA MECÁNICA Y ELÉCTRICA

SUBDIRECCIÓN DE ESTUDIOS DE POSGRADO



DISEÑO DE UN ESQUEMA DE SINTONIZACIÓN
INTELIGENTE PARA EL CONTROL DE UN
EXOESQUELETO DE MÚLTIPLES ARTICULACIONES
UTILIZANDO UN ALGORITMO DE OPTIMIZACIÓN

POR

GERARDO ADRIÁN DE LA ROSA HERNÁNDEZ

COMO REQUISITO PARCIAL PARA OBTENER EL GRADO DE
MAESTRÍA EN CIENCIAS DE LA INGENIERÍA ELÉCTRICA

MAYO 2024

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN
Facultad de Ingeniería Mecánica y Eléctrica
Posgrado

Los miembros del Comité de Evaluación de Tesis recomendamos que la Tesis "Diseño de un esquema de sintonización inteligente para el control de un exoesqueleto de múltiples articulaciones utilizando un algoritmo de optimización", realizada por el estudiante Gerardo Adrián De La Rosa Hernández, con número de matrícula 1633333, sea aceptada para su defensa como requisito parcial para obtener el grado de Maestría en Ciencias de la Ingeniería Eléctrica.

El Comité de Evaluación de Tesis

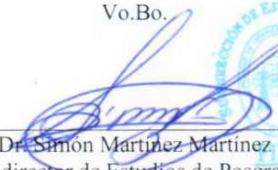
Dra. Griselda Quiroz Compeán
Director

Dr. Luis Martín Torres Treviño
Revisor

Dr. Juan Ángel Rodríguez Liñán
Revisor

Dr. Jesús Guadalupe Rodríguez González
Revisor

Vo.Bo.


Dr. Simón Martínez Martínez
Subdirector de Estudios de Posgrado

Institución 190001

Programa 553520

Acta Núm. 4367

Ciudad Universitaria, a 20 de mayo de 2024.

A mi amada familia,

Por su amor inquebrantable, apoyo constante y sacrificio incondicional.

Cada logro en mi vida es un reflejo de su cariño y dedicación.

A mi querida pareja,

Tu amor y comprensión han sido mi refugio y mi fuente de fuerza.

Tu presencia en mi vida ha dado significado a cada paso que he dado.

A mis estimados abuelos,

Con profundo respeto y gratitud por ser ejemplos de sabiduría y perseverancia.

Su legado perdura en cada logro que alcanzo.

Esta tesis está dedicada a todos ustedes, quienes han sido mi inspiración y apoyo a

lo largo de este camino. Su amor y aliento han sido la fuerza impulsora detrás de

mis logros.

Con cariño, Gerardo.

AGRADECIMIENTOS

Quiero expresar mi sincero agradecimiento a todas las personas e instituciones que hicieron posible la culminación de este proyecto de tesis de posgrado. Sus apoyos, orientación y contribuciones han sido fundamentales en este camino académico.

En primer lugar, deseo agradecer a mi comité de tesis por su invaluable asesoramiento y orientación a lo largo de este proceso. Sus comentarios, sugerencias y paciencia fueron esenciales para la mejora de este trabajo. Sin su guía experta, no habría sido posible llevar a cabo esta investigación.

Asimismo, quiero expresar mi agradecimiento a mis estimados profesores, cuyos conocimientos y enseñanzas han sido una fuente constante de inspiración y aprendizaje a lo largo de mi posgrado. Sus valiosas contribuciones académicas han sido la base de mi crecimiento profesional.

Mi agradecimiento se extiende a la Facultad de Ingeniería Mecánica y Eléctrica, quienes proporcionaron el entorno académico propicio para mi formación. Los recursos y oportunidades brindados por la facultad jugaron un papel fundamental en mi desarrollo como estudiante de posgrado.

A mis compañeros de posgrado, en especial a Juan y Ernesto, quiero agradecerles por su apoyo, colaboración y amistad a lo largo de este viaje. Sus discusiones y debates enriquecieron mi comprensión de los temas estudiados, y sus ánimos me motivaron en momentos de desafío.

Un agradecimiento especial merece mi directora de tesis, Dra. Griselda Quiroz

Compeán, cuya dedicación, experiencia y compromiso fueron esenciales para la realización de este proyecto. Su guía experta y apoyo constante me brindaron la confianza y la dirección necesaria para llevar a cabo esta investigación. Estoy profundamente agradecido por la oportunidad de trabajar bajo su dirección.

A mi querida familia y pareja sentimental, quiero expresar mi más profundo agradecimiento por su inquebrantable apoyo emocional y su comprensión durante este largo y desafiante viaje. Sin su amor y aliento, esta tesis no habría sido posible.

A mis abuelos, quienes siempre han sido una fuente de inspiración y sabiduría, les agradezco por su apoyo a lo largo de mi vida. Su legado de dedicación al aprendizaje, la perseverancia y al ser personas de lucha han sido una influencia significativa en mi camino académico.

Finalmente, quiero reconocer y agradecer a CONAHCYT por su apoyo financiero, que hizo posible que pudiera dedicar tiempo y recursos a la realización de esta investigación. Su respaldo fue esencial para llevar a cabo este proyecto.

En resumen, este logro no habría sido posible sin el apoyo inquebrantable de estas personas e instituciones. A todos ustedes, mi más sincero agradecimiento. Sus contribuciones han dejado una huella imborrable en mi trayectoria académica y personal.

Gracias una vez más por ser parte de este viaje y por su constante aliento.

Sinceramente,

Gerardo Adrián De La Rosa Hernández

RESUMEN

Gerardo Adrián De La Rosa Hernández.

Candidato para obtener el grado de Maestría en Ciencias de la Ingeniería Eléctrica.

Universidad Autónoma de Nuevo León.

Facultad de Ingeniería Mecánica y Eléctrica.

Título del estudio: DISEÑO DE UN ESQUEMA DE SINTONIZACIÓN INTELIGENTE PARA EL CONTROL DE UN EXOESQUELETO DE MÚLTIPLES ARTICULACIONES UTILIZANDO UN ALGORITMO DE OPTIMIZACIÓN.

Número de páginas: 137.

OBJETIVOS Y MÉTODO DE ESTUDIO:

Objetivo general: Diseñar un esquema de sintonización inteligente para el control de un exoesqueleto de extremidades inferiores con seis grados de libertad. Este esquema abarca diversos controladores, como PID, PD con compensación de gravedad, PD+, PD con compensación, par calculado y modos deslizantes. Se utilizan el algoritmo genético y el de optimización por enjambre de partículas para esta investigación, teniendo en cuenta ISE, ITSE, IAE e ITAE como funciones objetivo y métricas de desempeño.

Objetivo específico 1: Analizar un conjunto de controladores considerando el modelo dinámico nominal del exoesqueleto y un conjunto de algoritmos inteligentes para comparar su desempeño y destacar los que cumplen mejor con las métricas de desempeño.

Objetivo específico 2: Evaluar el desempeño del exoesqueleto considerando los controladores y algoritmos inteligentes seleccionados cuando existen señales de perturbación y variaciones paramétricas para seleccionar el esquema de sintonización más apropiado para la aplicación.

Método de estudio: A partir del modelo dinámico de un exoesqueleto se propone un conjunto de controladores que son sintonizados utilizando algoritmos de optimización inteligentes para resolver el control del bajo nivel. Uno de los conjuntos controlador - algoritmo va a destacar debido a sus resultados de desempeño de acuerdo a las funciones de evaluación establecidas.

CONTRIBUCIONES Y CONCLUSIONES:

Conclusión: Respecto al objetivo general, se logró diseñar un esquema de sintonización inteligente para el control de un exoesqueleto de extremidades inferiores con seis grados de libertad utilizando algoritmos de computación evolutiva y genético. En cuanto a los objetivos específicos, los cuatro casos de análisis fueron el funcionamiento del modelo dinámico nominal, con variación paramétrica, con perturbación y con una combinación de variación paramétrica y perturbación. Para el caso del modelo dinámico nominal, el esquema inteligente que obtuvo un mejor desempeño fue el control PD+ sintonizado mediante algoritmo genético. Para el caso del modelo dinámico con variación paramétrica, el esquema inteligente que obtuvo un mejor desempeño fue el control PD+ sintonizado mediante algoritmo genético. Para el caso del modelo dinámico con perturbación, el esquema inteligente que obtuvo un mejor desempeño fue el control por modos deslizantes sintonizado mediante algoritmo genético. Finalmente, para el caso del modelo dinámico con variación paramétrica y perturbación, el esquema inteligente que obtuvo un mejor desempeño fue el control por modos deslizantes sintonizado mediante algoritmo genético.

Contribución: Las conclusiones mencionadas anteriormente indican que el esquema de sintonización inteligente mejora el desempeño del controlador resultando en movimientos más precisos y resolviendo el control de bajo nivel. Una de las principales contribuciones es que el esquema de sintonización inteligente ajusta de manera simultánea los parámetros del controlador definiendo una función objetivo global la cuál es minimizada hasta alcanzar el menor error de seguimiento en cada una de las articulaciones.

NOMENCLATURA

OMS *Organización Mundial de la Salud*

INEGI *Instituto Nacional de Estadística y Geografía*

ZN *Ziegler Nichols*

APSO *Optimización por Enjambre de Partículas Adaptativo*

PSO *Optimización por Enjambre de Partículas*

DOF *Grados de Libertad*

GA *Algoritmo Genético*

CAD *Diseño Asistido por Computadora*

H *Altura*

PLA *Poliácido Láctico*

PID *Proporcional Integral Derivativo*

PD *Proporcional Derivativo*

PDG *PD con Compensación de Gravedad*

PDC *PD con Compensación*

PC *Par Calculado*

MD *Modos Deslizantes*

ISE *Integral del Error al Cuadrado*

IAE *Integral del Error Absoluto*

ITAE *Integral de la Multiplicación del Tiempo por el Error Absoluto*

ITSE *Integral de la Multiplicación del Tiempo por el Error al Cuadrado*

AE *Algoritmos Evolutivos*

AI *Algoritmos Inteligentes*

CyAI *Controladores y Algoritmos Inteligentes*

ITER *Iteraciones*

FO *Función Objetivo*

ID *Índice de Desempeño*

CTRL *Controlador*

CN *Caso Nominal*

CP *Caso con Perturbación*

RMSE *Raíz del Error Cuadrático Medio*

ÍNDICE GENERAL

Agradecimientos	v
Resumen	vii
Nomenclatura	ix
1. Introducción	1
1.1. Motivación	3
1.2. Estado del arte	5
1.3. Definición del problema	7
1.4. Hipótesis	8
1.5. Objetivo General	8
1.5.1. Objetivos Específicos	8
1.6. Metodología	9
2. Desarrollo Metodológico	11
2.1. Diseño mecánico	11

2.1.1.	Medidas antropométricas	12
2.1.2.	Planos anatómicos	14
2.1.3.	Modelo tridimensional	15
2.2.	Modelo matemático	17
2.2.1.	Ecuación de movimiento de Euler-Lagrange	18
2.2.2.	Modelo dinámico del exoesqueleto	19
2.3.	Trayectorias de referencia	22
2.4.	Esquemas de control	23
2.4.1.	Control PID	24
2.4.2.	Control PD con compensación de gravedad	26
2.4.3.	Control PD+	27
2.4.4.	Control PD con compensación	27
2.4.5.	Control por par calculado	28
2.4.6.	Control por modos deslizantes	29
2.5.	Índices de desempeño de los controladores	32
2.5.1.	Criterio de la Integral del Error al Cuadrado	33
2.5.2.	Criterio de la Integral del Error Absoluto	34
2.5.3.	Criterio de la Integral de la multiplicación del tiempo por el Error Absoluto	35
2.5.4.	Criterio de la Integral de la multiplicación del Tiempo por el Error al Cuadrado	36

2.6. Métodos de sintonización con algoritmos de optimización inteligente	36
2.6.1. Computación evolutiva	38
2.6.2. Inteligencia colectiva	41
3. Implementación Numérica de CyAI	45
3.1. Pruebas de desempeño	47
3.1.1. Simulaciones considerando modelo dinámico nominal	49
3.1.2. Simulaciones considerando modelo dinámico con variación pa- ramétrica	57
3.1.3. Simulaciones considerando modelo dinámico con perturbaciones	63
3.1.4. Simulaciones considerando modelo dinámico con variación pa- ramétrica y perturbaciones	69
3.1.5. Resumen gráfico de las pruebas de desempeño	75
4. Resultados	78
4.1. Esquema de sintonización inteligente considerando variación paramétri- ca y perturbación	79
4.2. Validación del modelo dinámico contra gemelo digital de Simscape	83
5. Discusión	87
5.1. Implicaciones de los resultados	87
5.1.1. Mejora en el movimiento	87
5.1.2. Desempeño de controladores	88

5.1.3. Implementación física	89
5.2. Limitaciones y trabajos futuros	89
5.2.1. Parámetros de los algoritmos inteligentes	89
5.2.2. Generalización del modelo	90
5.2.3. Sintonización inteligente en línea	90
5.2.4. Costo de implementación	90
6. Conclusión	92
6.1. Recapitulación de los objetivos	92
6.2. Estrategia de control	93
6.3. Contribución	93
A. Apéndice A	94
B. Apéndice B	98
C. Apéndice C	102
D. Apéndice D	106
E. Apéndice E	110
F. Apéndice F	115
G. Apéndice G	117

H. Apéndice H	123
I. Apéndice I	126
J. Anexos	127
J.1. Ciclo de seminarios del CATIM	127
J.2. 21° Congreso Nacional de Mecatrónica	128
J.3. 1° Conferencia Latinoamericana de Ingeniería en Biología y Medicina	128
J.4. 2° Encuentro Estudiantil PIIT 2023	129
J.5. XLVI Congreso Nacional de Ingeniería Biomédica	129
J.6. 22° Conferencia Internacional Mexicana de Inteligencia Artificial . . .	130
J.7. Miembro del Comité Organizador de la Exposición de Posters del CATIM	130

ÍNDICE DE FIGURAS

1.1. Exoesqueletos mecatrónicos que pueden ser utilizados para amplificar o rehabilitar las capacidades motrices de una persona [1].	1
1.2. Clasificación de niveles de las estrategias de control [2].	2
1.3. De acuerdo con la OMS, una de cada seis personas en el mundo padece algún tipo de discapacidad. Las discapacidades motrices son de las más frecuentes en la población mundial, en el caso de México, de acuerdo con el Censo de Población y Vivienda, existen al menos 6 millones de personas con algún tipo de discapacidad, esto representa cerca del 5% de la población total del país.	4
1.4. Metodología para la solución del problema de investigación propuesto.	10
2.1. Dimensiones antropométricas de persona género femenino de 18 a 24 años y en donde \tilde{x} corresponde al promedio y $D.E.$ a la desviación estándar [3].	13
2.2. Planos anatómicos del cuerpo humano [4].	15
2.3. Vistas ortogonales e isométrica del diseño mecánico del exoesqueleto. La longitud del muslo es de 0.1914 m, la de la pantorrilla es de 0.2037 m y la del pie es de 0.03506 m.	16

2.4. Renders ilustrativos del exoesqueleto en relación con el usuario, una perspectiva general y una isometría explotada.	16
2.5. (a) Configuración estructural de un exoesqueleto de 6 DOF, (b) Diagrama de cuerpo rígido utilizado en el proceso de modelado por Euler-Lagrange.	17
2.6. Trayectoria de referencia para la articulación de la cadera (a) derecha, (b) izquierda.	22
2.7. Trayectoria de referencia para la articulación de la rodilla (a) derecha, (b) izquierda.	23
2.8. Trayectoria de referencia para la articulación del tobillo (a) derecho, (b) izquierdo.	23
2.9. Población de individuos compitiendo por recursos limitados para provocar la selección natural [5].	39
2.10. Diagrama de flujo del algoritmo genético.	39
2.11. Comportamiento colectivo de peces, hormigas, abejas y pájaros con el objetivo de obtener un fin común positivo [6].	42
2.12. Diagrama de flujo del algoritmo de optimización inteligente de partículas.	43
3.1. e_i representa los error de seguimiento, I_i los valores de desempeño, K_i las ganancias calculadas por el sistema inteligente, τ_i los pares de entrada generados por el control de bajo nivel, q_{i_d} , \dot{q}_{i_d} , \ddot{q}_{i_d} las señales de entrada y q_i , \dot{q}_i las posiciones y velocidades angulares, respectivamente.	49
3.2. Pares de entrada para la articulación de (a) cadera, (b) rodilla y (c) tobillo, calculados con el control PD+ sintonizado con el GA.	57

3.3. Pares de perturbación para la articulación de (a) cadera, (b) rodilla y (c) tobillo.	64
3.4. Índices de desempeño globales considerando la configuración (a) nominal y (b) con variación paramétrica, del modelo dinámico del exoesqueleto.	76
3.5. Índices de desempeño globales considerando la configuración (a) con perturbación y (b) con variación paramétrica y perturbación, del modelo dinámico del exoesqueleto.	77
4.1. Evolución de la función objetivo global considerando perturbación y variación paramétrica.	80
4.2. Pares de entrada para la articulación de (a) cadera, (b) rodilla y (c) tobillo, considerando perturbación y variación paramétrica.	81
4.3. Solución del problema de seguimiento para la articulación de (a) cadera, (b) rodilla y (c) tobillo, considerando perturbación y variación paramétrica.	82
4.4. Errores de seguimiento para la articulación de (a) cadera, (b) rodilla y (c) tobillo, considerando perturbación y variación paramétrica.	83
4.5. Diagrama general para la comparación entre el modelo dinámico del exoesqueleto y el gemelo digital de SIMSCAPE. El esquema de control que se utiliza es el PID con sintonización inteligente mediante GA.	84
4.6. Validación del modelo dinámico contra gemelo digital de la (a) pierna izquierda y (b) pierna derecha.	85
4.7. Simulación de movimiento del exoesqueleto al (a) 30 %, (b) 60 % y (c) 90 % del ciclo de caminata.	86

I.1. Diagrama del modelo dinámico y gemelo digital en Simulink ©. . . .	126
J.1. Reconocimiento CATIM de participación por presentación oral. . . .	127
J.2. Reconocimiento MECAMEX de participación por presentación oral. .	128
J.3. Reconocimiento IEEE de participación por presentación de póster. . .	128
J.4. Reconocimiento PIIT de participación por presentación de póster. . .	129
J.5. Reconocimiento CNIB de participación por presentación oral.	129
J.6. Reconocimiento MICAI de participación por presentación oral y de póster.	130
J.7. Reconocimiento CATIM por ser miembro del comité organizador. . .	130

ÍNDICE DE TABLAS

2.1. Medidas antropométricas de los segmentos inferiores del cuerpo humano.	14
3.1. Parámetros del modelo dinámico.	46
3.2. Parámetros de simulación del algoritmo genético.	47
3.3. Parámetros de simulación del algoritmo PSO.	47
3.4. Ganancias propuestas heurísticamente para los esquemas de control del modelo dinámico nominal.	49
3.5. Desempeño del control PID considerando el modelo dinámico nominal y las ganancias propuestas heurísticamente de la Tabla 3.4.	50
3.6. Desempeño del control PDG considerando el modelo dinámico nominal y las ganancias propuestas heurísticamente de la Tabla 3.4.	50
3.7. Desempeño del control PC considerando el modelo dinámico nominal y las ganancias propuestas heurísticamente de la Tabla 3.4.	50
3.8. Desempeño del control PD+ considerando el modelo dinámico nominal y las ganancias propuestas heurísticamente de la Tabla 3.4.	50
3.9. Desempeño del control PDC considerando el modelo dinámico nominal y las ganancias propuestas heurísticamente de la Tabla 3.4.	51

3.10. Desempeño del control MD considerando el modelo dinámico nominal y las ganancias propuestas heurísticamente de la Tabla 3.4.	51
3.11. Ganancias calculadas por el GA para los esquemas de control del modelo dinámico nominal.	52
3.12. Desempeño del control PID considerando el modelo dinámico nominal y las ganancias calculadas por GA de la Tabla 3.11.	52
3.13. Desempeño del control PDG considerando el modelo dinámico nomi- nal y las ganancias calculadas por GA de la Tabla 3.11.	52
3.14. Desempeño del control PC considerando el modelo dinámico nominal y las ganancias calculadas por GA de la Tabla 3.11.	53
3.15. Desempeño del control PD+ considerando el modelo dinámico nomi- nal y las ganancias calculadas por GA de la Tabla 3.11.	53
3.16. Desempeño del control PDC considerando el modelo dinámico nomi- nal y las ganancias calculadas por GA de la Tabla 3.11.	53
3.17. Desempeño del control MD considerando el modelo dinámico nominal y las ganancias calculadas por GA de la Tabla 3.11.	53
3.18. Ganancias calculadas por el PSO para los esquemas de control del modelo dinámico nominal.	54
3.19. Desempeño del control PID considerando el modelo dinámico nominal y las ganancias calculadas por PSO de la Tabla 3.18.	54
3.20. Desempeño del control PDG considerando el modelo dinámico nomi- nal y las ganancias calculadas por PSO de la Tabla 3.18.	55
3.21. Desempeño del control PC considerando el modelo dinámico nominal y las ganancias calculadas por PSO de la Tabla 3.18.	55

3.22. Desempeño del control PD+ considerando el modelo dinámico nominal y las ganancias calculadas por PSO de la Tabla 3.18.	55
3.23. Desempeño del control PDC considerando el modelo dinámico nominal y las ganancias calculadas por PSO de la Tabla 3.18.	55
3.24. Desempeño del control MD considerando el modelo dinámico nominal y las ganancias calculadas por PSO de la Tabla 3.18.	56
3.25. Ganancias calculadas por el GA para los esquemas de control del modelo dinámico con variación paramétrica.	58
3.26. Desempeño del control PID considerando el modelo dinámico con variación paramétrica y las ganancias calculadas por GA de la Tabla 3.25.	59
3.27. Desempeño del control PDG considerando el modelo dinámico con variación paramétrica y las ganancias calculadas por GA de la Tabla 3.25.	59
3.28. Desempeño del control PC considerando el modelo dinámico con variación paramétrica y las ganancias calculadas por GA de la Tabla 3.25.	59
3.29. Desempeño del control PD+ considerando el modelo dinámico con variación paramétrica y las ganancias calculadas por GA de la Tabla 3.25.	59
3.30. Desempeño del control PDC considerando el modelo dinámico con variación paramétrica y las ganancias calculadas por GA de la Tabla 3.25.	60
3.31. Desempeño del control MD considerando el modelo dinámico con variación paramétrica y las ganancias calculadas por GA de la Tabla 3.25.	60
3.32. Ganancias calculadas por el PSO para los esquemas de control del modelo dinámico con variación paramétrica.	61
3.33. Desempeño del control PID considerando el modelo dinámico con variación paramétrica y las ganancias calculadas por PSO de la Tabla 3.32.	61

3.34. Desempeño del control PDG considerando el modelo dinámico con variación paramétrica y las ganancias calculadas por PSO de la Tabla 3.32.	61
3.35. Desempeño del control PC considerando el modelo dinámico con variación paramétrica y las ganancias calculadas por PSO de la Tabla 3.32.	62
3.36. Desempeño del control PD+ considerando el modelo dinámico con variación paramétrica y las ganancias calculadas por PSO de la Tabla 3.32.	62
3.37. Desempeño del control PDC considerando el modelo dinámico con variación paramétrica y las ganancias calculadas por PSO de la Tabla 3.32.	62
3.38. Desempeño del control MD considerando el modelo dinámico con variación paramétrica y las ganancias calculadas por PSO de la Tabla 3.32.	62
3.39. Ganancias calculadas por el GA para los esquemas de control del modelo dinámico con perturbación.	65
3.40. Desempeño del control PID considerando el modelo dinámico con perturbación y las ganancias calculadas por GA de la Tabla 3.39.	65
3.41. Desempeño del control PDG considerando el modelo dinámico con perturbación y las ganancias calculadas por GA de la Tabla 3.39.	65
3.42. Desempeño del control PC considerando el modelo dinámico con perturbación y las ganancias calculadas por GA de la Tabla 3.39.	66
3.43. Desempeño del control PD+ considerando el modelo dinámico con perturbación y las ganancias calculadas por GA de la Tabla 3.39.	66
3.44. Desempeño del control PDC considerando el modelo dinámico con perturbación y las ganancias calculadas por GA de la Tabla 3.39.	66

3.45. Desempeño del control MD considerando el modelo dinámico con perturbación y las ganancias calculadas por GA de la Tabla 3.39.	66
3.46. Ganancias calculadas por el PSO para los esquemas de control del modelo dinámico con perturbación.	67
3.47. Desempeño del control PID considerando el modelo dinámico con perturbación y las ganancias calculadas por PSO de la Tabla 3.46.	67
3.48. Desempeño del control PDG considerando el modelo dinámico con perturbación y las ganancias calculadas por PSO de la Tabla 3.46.	68
3.49. Desempeño del control PC considerando el modelo dinámico con perturbación y las ganancias calculadas por PSO de la Tabla 3.46.	68
3.50. Desempeño del control PD+ considerando el modelo dinámico con perturbación y las ganancias calculadas por PSO de la Tabla 3.46.	68
3.51. Desempeño del control PDC considerando el modelo dinámico con perturbación y las ganancias calculadas por PSO de la Tabla 3.46.	68
3.52. Desempeño del control MD considerando el modelo dinámico con perturbación y las ganancias calculadas por PSO de la Tabla 3.46.	69
3.53. Ganancias calculadas por el GA para los esquemas de control del modelo dinámico con variación paramétrica y perturbación.	70
3.54. Desempeño del control PID considerando el modelo dinámico con variación paramétrica y perturbación y las ganancias calculadas por GA de la Tabla 3.53.	70
3.55. Desempeño del control PDG considerando el modelo dinámico con variación paramétrica y perturbación y las ganancias calculadas por GA de la Tabla 3.53.	71

3.56. Desempeño del control PC considerando el modelo dinámico con variación paramétrica y perturbación y las ganancias calculadas por GA de la Tabla 3.53.	71
3.57. Desempeño del control PID considerando el modelo dinámico con variación paramétrica y perturbación y las ganancias calculadas por GA de la Tabla 3.53.	71
3.58. Desempeño del control PDC considerando el modelo dinámico con variación paramétrica y perturbación y las ganancias calculadas por GA de la Tabla 3.53.	72
3.59. Desempeño del control MD considerando el modelo dinámico con variación paramétrica y perturbación y las ganancias calculadas por GA de la Tabla 3.53.	72
3.60. Ganancias calculadas por el PSO para los esquemas de control del modelo dinámico con variación paramétrica y perturbación.	73
3.61. Desempeño del control PID considerando el modelo dinámico con variación paramétrica y perturbación y las ganancias calculadas por PSO de la Tabla 3.60.	73
3.62. Desempeño del control PDG considerando el modelo dinámico con variación paramétrica y perturbación y las ganancias calculadas por PSO de la Tabla 3.60.	73
3.63. Desempeño del control PC considerando el modelo dinámico con variación paramétrica y perturbación y las ganancias calculadas por PSO de la Tabla 3.60.	74
3.64. Desempeño del control PD+ considerando el modelo dinámico con variación paramétrica y perturbación y las ganancias calculadas por PSO de la Tabla 3.60.	74

3.65. Desempeño del control PDC considerando el modelo dinámico con variación paramétrica y perturbación y las ganancias calculadas por PSO de la Tabla 3.60.	74
3.66. Desempeño del control MD considerando el modelo dinámico con variación paramétrica y perturbación y las ganancias calculadas por PSO de la Tabla 3.60.	75
4.1. Controladores con mejor desempeño.	78
4.2. Ganancias calculadas utilizando el esquema de sintonización inteligente.	79
4.3. Desempeño por articulación y función objetivo global.	79
5.1. Comparativa contra otros grupos de investigación respecto al desempeño de los controladores considerando el modelo dinámico nominal y con perturbaciones.	88
A.1. Ganancias calculadas por el GA considerando la función objetivo IAE.	94
A.2. Ganancias calculadas por GA para los esquemas de control del modelo dinámico nominal considerando la función objetivo ITAE.	95
A.3. Ganancias calculadas por GA para los esquemas de control del modelo dinámico nominal considerando la función objetivo ITSE.	95
A.4. Ganancias calculadas por PSO para los esquemas de control del modelo dinámico nominal considerando la función objetivo IAE.	96
A.5. Ganancias calculadas por PSO para los esquemas de control del modelo dinámico nominal considerando la función objetivo ITAE.	96
A.6. Ganancias calculadas por PSO para los esquemas de control del modelo dinámico nominal considerando la función objetivo ITSE.	97

B.1. Ganancias calculadas por GA para los esquemas de control del modelo dinámico con variación paramétrica considerando la función objetivo IAE.	98
B.2. Ganancias calculadas por GA para los esquemas de control del modelo dinámico con variación paramétrica considerando la función objetivo ITAE.	99
B.3. Ganancias calculadas por GA para los esquemas de control del modelo dinámico con variación paramétrica considerando la función objetivo ITSE.	99
B.4. Ganancias calculadas por PSO para los esquemas de control del modelo dinámico con variación paramétrica considerando la función objetivo IAE.	100
B.5. Ganancias calculadas por PSO para los esquemas de control del modelo dinámico con variación paramétrica considerando la función objetivo ITAE.	100
B.6. GGanancias calculadas por PSO para los esquemas de control del modelo dinámico con variación paramétrica considerando la función objetivo ITSE.	101
C.1. Ganancias calculadas por GA para los esquemas de control del modelo dinámico con perturbación considerando la función objetivo IAE. . .	102
C.2. Ganancias calculadas por GA para los esquemas de control del modelo dinámico con perturbación considerando la función objetivo ITAE. . .	103
C.3. Ganancias calculadas por GA para los esquemas de control del modelo dinámico con perturbación considerando la función objetivo ITSE. . .	103

C.4. Ganancias calculadas por PSO para los esquemas de control del modelo dinámico con perturbación considerando la función objetivo IAE.	104
C.5. Ganancias calculadas por PSO para los esquemas de control del modelo dinámico con perturbación considerando la función objetivo ITAE.	104
C.6. Ganancias calculadas por PSO para los esquemas de control del modelo dinámico con perturbación considerando la función objetivo ITSE.	105
D.1. Ganancias calculadas por GA para los esquemas de control del modelo dinámico con variación paramétrica y perturbación considerando la función objetivo IAE.	106
D.2. Ganancias calculadas por GA para los esquemas de control del modelo dinámico con variación paramétrica y perturbación considerando la función objetivo ITAE.	107
D.3. Ganancias calculadas por GA para los esquemas de control del modelo dinámico con variación paramétrica y perturbación considerando la función objetivo ITSE.	107
D.4. Ganancias calculadas por PSO para los esquemas de control del modelo dinámico con variación paramétrica y perturbación considerando la función objetivo IAE.	108
D.5. Ganancias calculadas por PSO para los esquemas de control del modelo dinámico con variación paramétrica y perturbación considerando la función objetivo ITAE.	108
D.6. Ganancias calculadas por PSO para los esquemas de control del modelo dinámico con variación paramétrica y perturbación considerando la función objetivo ITSE.	109

CAPÍTULO 1

INTRODUCCIÓN

El desarrollo de exoesqueletos de miembros inferiores ha evolucionado en los últimos años, con el objetivo de mejorar la calidad de vida de personas con discapacidades físicas o lesiones en la médula espinal [7]. Estos dispositivos mecatrónicos ofrecen una amplia gama de beneficios, desde la recuperación de la capacidad de caminar hasta la reducción de la fatiga muscular durante la marcha [8]. Por lo tanto, pueden ser utilizados para amplificar o rehabilitar las capacidades motrices de una persona como se muestra en la Figura 1.1. Sin embargo, uno de los principales desafíos que enfrentan los usuarios de estos dispositivos es el control adecuado de los movimientos de un sistema mecánico multi-articulado, como lo son los exoesqueletos, lo que limita su capacidad de movimiento y puede incluso causar una amplificación o rehabilitación inadecuada [9].



FIGURA 1.1: Exoesqueletos mecatrónicos que pueden ser utilizados para amplificar o rehabilitar las capacidades motrices de una persona [1].

Las estrategias de control del exoesqueleto mostradas en la Figura 1.2 pueden clasificarse en tres niveles: alto, medio y bajo nivel [2]. La estrategia de control de

alto nivel determina el comportamiento general del exoesqueleto, por ejemplo, la interacción con el usuario, identificación del terreno, transiciones de movimiento, etc. La estrategia de control de nivel medio se define como el comportamiento continuo del exoesqueleto y busca determinar el modo de operación para realizar la detección o sincronización de la marcha, así como la estimación de par requerido. Por ultimo, la estrategia de control de bajo nivel es la que determina la relación con los actuadores y por lo tanto, se relaciona con el tipo de control que genera par, posición y velocidad en el dispositivo robótico. En la literatura se han propuesto diversas estrategias de control de bajo nivel [10], como el control en modo deslizante, el control de impedancia [11], el control Backstepping [12], el control de admitancia [13] y el control adaptativo de aprendizaje iterativo [14]. Sin embargo, rara vez se aborda la sintonización de ganancias de las estrategias propuestas [15]. Aunque existen métodos tradicionales [16] para sintonizar controladores de posición y trayectoria como *Proporcional Derivativo* (PD), PD+ y *Proporcional Integral Derivativo* (PID) [17, 18], puede resultar complicado determinar las ganancias adecuadas, lo que afecta al rendimiento del controlador. Una solución es utilizar algoritmos inteligentes para ajustar la ganancia de los controladores de movimiento de los exoesqueletos.

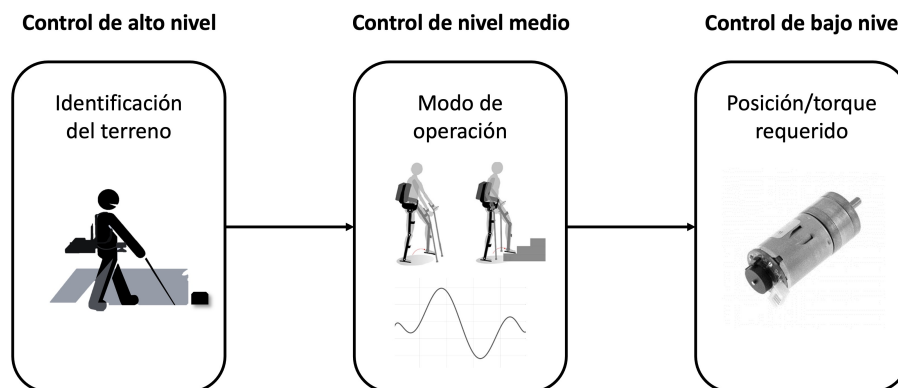


FIGURA 1.2: Clasificación de niveles de las estrategias de control [2].

En este contexto, el uso de algoritmos inteligentes se presenta como una solución prometedora para sintonizar de una manera adecuada las ganancias del sistema de control del exoesqueleto de miembros inferiores [19]. Estos algoritmos se basan en la inteligencia artificial y el aprendizaje colectivo, permitiendo que el exoesqueleto

to sea controlado de manera más eficiente y precisa, incluso en entornos altamente dinámicos y complejos.

El objetivo general de esta investigación es diseñar un esquema de sintonización inteligente para el control de un exoesqueleto de extremidades inferiores con seis grados de libertad utilizando algoritmos de optimización [20]. Se espera que este sistema proporcione una solución efectiva para mejorar el control del exoesqueleto, aumentando la movilidad y la autonomía de los usuarios, lo que a su vez mejoraría su calidad de vida.

Para lograr este objetivo, se llevará a cabo una revisión de la literatura existente sobre el control de exoesqueletos y el uso de algoritmos inteligentes en la robótica, seguido por el análisis de un conjunto de controladores [16, 17, 18] considerando el modelo dinámico nominal del exoesqueleto y un conjunto de algoritmos inteligentes [21, 22] con la finalidad de comparar el desempeño nominal y destacar los que cumplen con las métricas de desempeño establecidas [23]. Finalmente, se van a considerar señales de perturbación y variaciones paramétricas para evaluar el desempeño de los esquemas de sintonización y seleccionar el más apropiado para la aplicación.

En resumen, esta investigación busca explorar el desempeño del uso de algoritmos inteligentes para la sintonización de esquemas de control de exoesqueletos de extremidades inferiores, con el objetivo de mejorar la amplificación o rehabilitación de movimiento de los usuarios. Se espera que los resultados de esta investigación sean de gran importancia en el desarrollo de exoesqueletos más avanzados y efectivos en el futuro.

1.1 MOTIVACIÓN

De acuerdo con la *Organización Mundial de la Salud* (OMS), más del 15% por ciento de la población, es decir, 1 de cada 6 personas en todo el mundo sufren algún tipo de discapacidad [24]. La discapacidad motriz es uno de los tipos de discapaci-

dad más comunes en México, que afecta la capacidad de una persona para moverse o controlar sus movimientos de manera efectiva. En el estudio de Censo de Población y Vivienda 2020 realizado en México por el *Instituto Nacional de Estadística y Geografía* (INEGI) se reportó que existen al menos 6 millones de personas con algún tipo de discapacidad, esto representa cerca del 5% de la población total del país, de lo cual el 47% corresponde a hombres, mientras que el 53% a mujeres. Así mismo, de la totalidad de personas el 48% corresponde a dificultad en actividades relacionadas al caminar, subir o bajar, mientras que el 52% corresponde a dificultades en actividades relacionadas al ver, oír, hablar, entre otros [25]. Mientras que, según la Encuesta Nacional de la Dinámica Demográfica de México, en 2018, el 6,3% de la población mexicana (aproximadamente 7,9 millones de personas) presenta alguna discapacidad motriz [25, 26]. Esta discapacidad puede ser causada por diversas condiciones, como lesiones medulares, parálisis cerebral, enfermedades neuromusculares y lesiones cerebrales adquiridas, entre otras [27]. Estos datos estadísticos se resumen en la Figura 1.3.

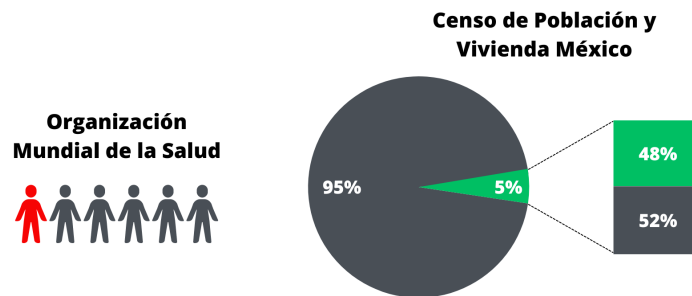


FIGURA 1.3: De acuerdo con la OMS, una de cada seis personas en el mundo padece algún tipo de discapacidad. Las discapacidades motrices son de las más frecuentes en la población mundial, en el caso de México, de acuerdo con el Censo de Población y Vivienda, existen al menos 6 millones de personas con algún tipo de discapacidad, esto representa cerca del 5% de la población total del país.

El uso de exoesqueletos de extremidades inferiores es una solución tecnológica

prometedora para mejorar la movilidad y la calidad de vida de las personas con discapacidades motrices [28]. Sin embargo, el control de estos dispositivos sigue siendo un desafío importante debido a la complejidad del sistema musculoesquelético humano y la variabilidad en las capacidades y necesidades de los usuarios. En este contexto, el uso de algoritmos inteligentes para la sintonización de controladores puede ofrecer una solución efectiva para mejorar el rendimiento y la adaptabilidad de los exoesqueletos y para satisfacer las necesidades individuales de los usuarios.

Por lo tanto, la motivación para esta investigación es desarrollar un esquema de sintonización inteligente para exoesqueletos de extremidades inferiores que permita mejorar la movilidad y la autonomía de las personas con discapacidades motrices. Este esquema de sintonización del control podría mejorar el rendimiento y la adaptabilidad del exoesqueleto, permitir una mayor interacción con el usuario y, en el mejor de los casos, mejorar la calidad de vida de las personas con discapacidades motrices.

1.2 ESTADO DEL ARTE

Es necesario estudiar el estado actual de investigación en el campo de la sintonización inteligente de controladores para exoesqueletos de miembros inferiores, para eso se examinan algunos de los trabajos más recientes explorando las técnicas de sintonización inteligente y los avances que están resultando en importantes mejoras en el desempeño de movimiento en estos dispositivos para su aplicación en la rehabilitación y asistencia a la movilidad humana.

Comenzando por [29], se presenta un método de sintonización inteligente de un controlador PID para un exoesqueleto de miembro inferior considerando la marcha humana. El modelo matemático para obtener las ecuaciones dinámicas del exoesqueleto está fundamentado en la metodología de Euler-Lagrange y su función de transferencia se establece en un sistema de control en lazo cerrado. Las ganancias

del controlador PID se inicializan por el método de *Ziegler Nichols* (ZN) para que funcionen como entrada en el algoritmo de *Optimización por Enjambre de Partículas Adaptativo* (APSO, por las siglas en inglés de *Adaptive Particle Swarm Optimization*), esto con el objetivo de minimizar el error de seguimiento de trayectoria. Las pruebas computacionales muestran que el controlador PID sintonizado mediante el uso de la metodología ZN y APSO mejoran el rendimiento del exoesqueleto en simulaciones de la marcha humana. La investigación de [30] se centra en el desarrollo de un esquema de control adaptativa para exoesqueletos. El objetivo es integrar la capacidad de búsqueda de los algoritmos metaheurísticos con el mecanismo de retroalimentación de un controlador PID para crear un controlador adaptable para un exoesqueleto de múltiples articulaciones. El algoritmo de *Optimización por Enjambre de Partículas* (PSO, por las siglas en inglés de *Particle Swarm Optimization*) se utiliza como un mecanismo de búsqueda para evitar la convergencia prematura y mejorar la posible solución. El controlador propuesto se prueba en un exoesqueleto de extremidades inferiores de 9 *Grados de Libertad* (DOF, por las siglas en inglés de *Degree of Freedom*), en el cual se consideran incertidumbres como las interacciones del ser humano con el exoesqueleto, cambios ambientales y perturbaciones externas. Los resultados muestran que el controlador propuesto supera al algoritmo PSO estándar y al controlador PID convencional en términos de velocidad de convergencia, ajuste adaptativo de los coeficientes del controlador y mejora de la precisión del seguimiento de trayectoria. En [31] se habla acerca del modelado y control de un exoesqueleto de 3 DOF para el uso de rehabilitación de la marcha humana. Se consideran las extremidades inferiores en el plano sagital para desarrollar el modelo matemático y se propone una perturbación armónica para probar la eficacia del esquema de control PD. El esquema de control utiliza el algoritmo PSO para mejorar la regulación de perturbaciones en comparación con la ley de control PD convencional. Los resultados de la simulación muestran que el esquema de control propuesto compensa efectivamente la perturbación mientras mantiene un funcionamiento adecuado en el seguimiento de la trayectoria. En el artículo [32] se presenta un método para ajustar un controlador PID para un exoesqueleto de miembro inferior de 4 DOF utilizando

un conjunto híbrido de *Algoritmo Genético* (GA, por las siglas en inglés de *Genetic Algorithm*) y PSO. La función de transferencia considerada para cada articulación del exoesqueleto se obtuvo a partir de un modelo de péndulo y se usó un sistema de control en lazo cerrado considerando cada articulación como un enlace de un solo grado de libertad. El algoritmo híbrido se utilizó para obtener las ganancias del controlador para cada una de las articulaciones con el objetivo de minimizar el error de seguimiento. Además, se simula un modelo 3D del exoesqueleto para validar el esquema de control propuesto, los resultados mostraron que el algoritmo inteligente híbrido tuvo mejores resultados en comparación con el GA y el PSO convencionales. En [33] los autores proponen un esquema de control para exoesqueletos de miembros inferiores sintonizable mediante el uso del algoritmo PSO con el objetivo de garantizar una asistencia adecuada en la rehabilitación. El problema propuesto se basa en obtener el modelo matemático a partir de la articulación de la rodilla y el algoritmo PSO es utilizado para minimizar el error cuadrático considerado como una función de evaluación. Los parámetros de control se ajustan para cumplir con las restricciones del modelo y del entorno, mientras que las simulaciones numéricas muestran la validez y el rendimiento del esquema de control inteligente.

1.3 DEFINICIÓN DEL PROBLEMA

El ajuste de ganancias de un esquema de control para un sistema mecánico de múltiples articulaciones, como es el caso del exoesqueleto, usando métodos convencionales, es difícil e impreciso [29]. Por este motivo, se busca conocer los valores paramétricos adecuados de las ganancias de un controlador que genere el par de entrada adecuado en las articulaciones de la cadera, rodilla y tobillo, para resolver el problema de seguimiento de trayectoria en cada una de las articulaciones, logrando obtener un esquema de control adecuado de acuerdo con métricas de desempeño previamente establecidas. Para conocer los parámetros adecuados se supone que con el uso de herramientas de optimización como los algoritmos de computación evolu-

tiva o inteligencia colectiva se podría minimizar la señal de error de seguimiento de posiciones angulares en un exoesqueleto de seis grados de libertad.

1.4 HIPÓTESIS

El uso de herramientas de optimización como el algoritmo genético o el de optimización por enjambre de partículas en la selección de ganancias de los esquemas de control (PID, PD con compensación de gravedad, PD+, PD con compensación, par calculado y modos deslizantes) permiten reducir el error de seguimiento de trayectorias articulares de un exoesqueleto de extremidades inferiores con seis grados de libertad. Esto se logra al minimizar funciones objetivo que también sirven como índices de desempeño, las cuáles son ISE, ITSE, IAE e ITAE.

1.5 OBJETIVO GENERAL

Diseñar un esquema de sintonización inteligente para el control de un exoesqueleto de extremidades inferiores con seis grados de libertad. Este esquema abarca diversos controladores, como PID, PD con compensación de gravedad, PD+, PD con compensación, par calculado y modos deslizantes. Se utilizan el algoritmo genético y el de optimización por enjambre de partículas para esta investigación, teniendo en cuenta ISE, ITSE, IAE e ITAE como funciones objetivo y métricas de desempeño.

1.5.1 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

1. Analizar un conjunto de controladores (PID, PD con compensación de gravedad, PD+, PD con compensación, par calculado y modos deslizantes) considerando el modelo dinámico nominal del exoesqueleto y un conjunto de algoritmos inteligentes (algoritmo genético y optimización por enjambre de partícu-

- las) para comparar su desempeño y destacar los que cumplen mejor con las métricas de desempeño.
2. Evaluar el desempeño del exoesqueleto considerando los controladores y algoritmos inteligentes seleccionados cuando existen señales de perturbación y variaciones paramétricas para seleccionar el esquema de sintonización más apropiado para la aplicación.

1.6 METODOLOGÍA

El diseño mecánico está fundamentado en las medidas antropométricas estándar para obtener las longitudes y pesos de cada segmento del exoesqueleto. Posteriormente se desarrolla el modelo dinámico a partir de las ecuaciones de Euler-Lagrange y se propone un conjunto de controladores que van a ser utilizados en esta investigación, los cuales serían, control PID, control PD con compensación de gravedad, control PD+, control PD con compensación, control por par calculado y control por modos deslizantes. Las métricas de desempeño con las cuales van a ser evaluados, serían, criterio de la integral del error al cuadrado, criterio de la integral del error cuadrado multiplicado por el tiempo, criterio de la integral del valor absoluto del error y criterio de la integral del valor absoluto del error multiplicado por el tiempo.

El conjunto de algoritmos inteligentes aplicados a la búsqueda de parámetros adecuados para las ganancias del esquema de control seleccionado, podrían ser, algoritmo de búsqueda aleatoria, algoritmo genético y algoritmo de optimización inteligente de partículas y las funciones objetivo con las que se evaluará a los controladores, serían las mismas métricas de desempeño que son utilizadas en los controladores.

De acuerdo con la selección del esquema de control y el algoritmo inteligente que obtuvieron mejores resultados respecto a las métricas de desempeño, se va a evaluar

el esquema considerando perturbaciones y variaciones paramétricas. El diagrama completo de la metodología se puede observar en la Figura 1.4.

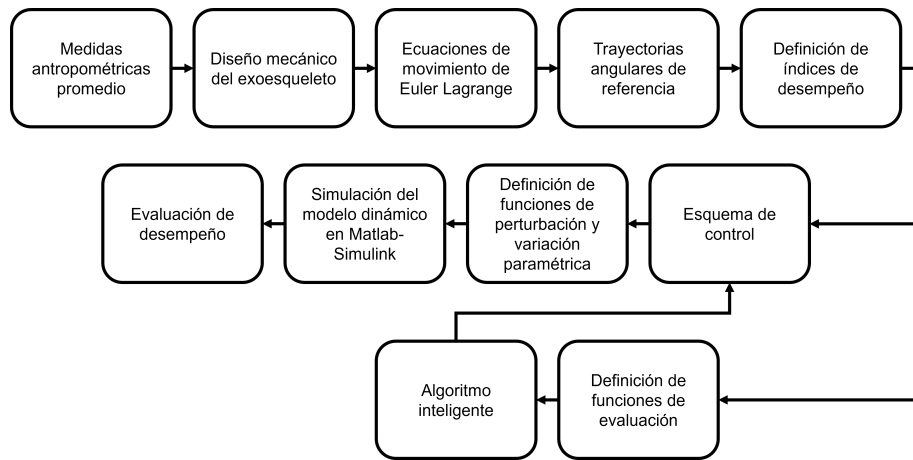


FIGURA 1.4: Metodología para la solución del problema de investigación propuesto.

CAPÍTULO 2

DESARROLLO METODOLÓGICO

2.1 DISEÑO MECÁNICO

Existen diversos tipos de exoesqueletos para personas con discapacidad. Estos son aquellos que se diseñan para las extremidades superiores o extremidades inferiores, siendo esta última la categoría en donde se concentra la mayor parte de los desarrollos de exoesqueletos. Esto se debe a que las extremidades inferiores son las más vulnerables a lesiones, y donde se concentra la mayor parte del peso humano [34]. Es a partir de lo anterior que destaca la relevancia de que esta investigación se enfoque en el desarrollo de un exoesqueleto para las extremidades inferiores.

El proceso para desarrollar el diseño mecánico del exoesqueleto comienza con la consideración de parámetros antropométricos, a partir de los cuales se calcularon los parámetros del *Diseño Asistido por Computadora* (CAD, por las siglas en inglés de *Computer Aided Design*). La antropometría, por su parte, proporciona datos estadísticos que permiten conocer las medidas del cuerpo humano para una población determinada. En este caso, no es relevante que se considere a una población en específico, debido a que se trata de una investigación enfocada en el diseño de una metodología para el desarrollo de un exoesqueleto, y no en su implementación a nivel del usuario.

El objetivo de proponer un diseño mecánico en esta investigación es proveer un método de ejemplificación de la aplicación de la metodología propuesta, y su alcance se delimita hasta la obtención del modelo matemático y sus parámetros para la simulación numérica. Sin embargo, con el interés final de hacer una implementación a escala en este trabajo, se realiza una representación a escala 1:2. Dejando para posteriores investigaciones y trabajos futuros la implementación física de un exoesqueleto a escala 1:1.

2.1.1 MEDIDAS ANTROPOMÉTRICAS

Ninguna persona es idéntica a otra, incluso dentro de una misma población. Esto es debido a variaciones por factores como la herencia genética, el género, la edad, las condiciones socioeconómicas, la ocupación y las características generacionales [3]. Las medidas antropométricas colocan estadísticamente estas variaciones, ubicando los datos en parámetros representativos que puedan ser utilizados en la práctica para una aproximación exacta de las características generales de una población determinada.

Existen dos tipos de dimensiones del cuerpo humano: las dimensiones estructurales, que dictan las medidas de las partes o elementos estructurales del cuerpo humano, y las dimensiones funcionales, que son aquellas medidas que se pueden relacionar con el movimiento, acción de segmentos corporales y el espacio de trabajo [35]. En este caso, se utiliza un parámetro de las dimensiones estructurales, que es la estatura o altura total de la persona.

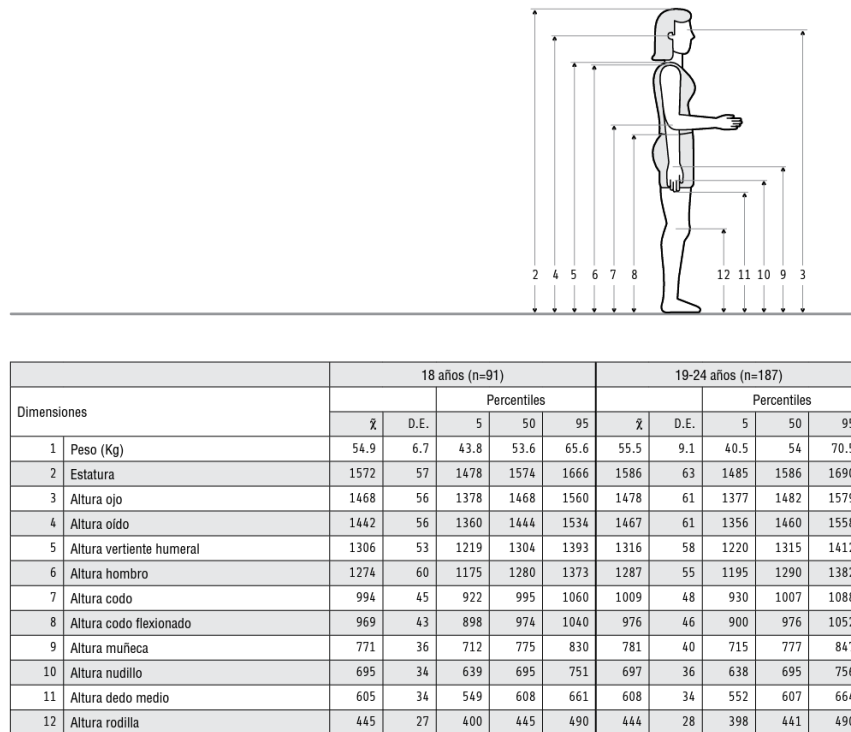


FIGURA 2.1: Dimensiones antropométricas de persona género femenino de 18 a 24 años y en donde \bar{x} corresponde al promedio y $D.E.$ a la desviación estándar [3].

El diseño mecánico inicia a partir de la definición de altura promedio del usuario. Ahora, cuando se trata del uso de datos antropométricos, el diseño para el humano exige, en general, utilizar percentiles según distintas estrategias de ergonomía (Por ejemplo, al diseñar un alcance vertical se utiliza el percentil 5 de la dimensión 2 como se observa en la Figura 2.1). Esto es debido a que el promedio no es un dato real, sino un dato teórico obtenido a partir de operaciones matemáticas. Es decir, que el promedio indica que los demás datos se ubican alrededor de él, y no que la mayor parte de los datos son iguales. Sin embargo, al tratarse de un dato que se necesita para fines demostrativos y al no existir una aplicación a nivel usuario según el alcance de esta investigación, no hay un motivo que justifique utilizar un percentil y población específicos. Por ello, se toma simplemente el promedio, permitiendo ligar los datos a un único parámetro y haciendo el proceso de cálculo más eficiente y preciso.

En este caso se utilizó, para fines de desarrollo y demostración de la meto-

dología, un valor entre la altura promedio de un hombre adulto y de una mujer adulta, de la población mexicana ($Altura (H)=165$ cm), según lo consultado en las Dimensiones antropométricas de la población latinoamericana [3].

Vinculos	Medida antropométrica	Porcentaje del segmento
Muslo	Longitud	23.2% de H
	Centro de Masa	43.3% de la longitud del muslo
	Radio de Giro	26.7% de la longitud del muslo
Pantorrilla	Longitud	24.7% de H
	Centro de Masa	43.4% de la longitud del muslo
	Radio de Giro	28.1% de la longitud del muslo
Pie	Longitud	4.25% de H
	Centro de Masa	50% de la longitud del muslo
	Radio de Giro	25.7% de la longitud del muslo

TABLA 2.1: Medidas antropométricas de los segmentos inferiores del cuerpo humano.

En la Tabla 2.1 se observa que los parámetros de longitud se determinan a partir de una relación de porcentaje con referencia a la altura H . Esta relación de porcentaje fue obtenida a partir de estudios anatómicos para analizar el movimiento humano [36]. Asimismo, este parámetro de longitud se toma como referencia para determinar el centro de masa y radio de giro de los vínculos. Así, todos los parámetros se pueden calcular a partir de un mismo parámetro de altura.

Adicionalmente, el modelo CAD del diseño mecánico permitió determinar el peso de cada vínculo tomando los valores de peso respecto a las piezas diseñadas y desarrolladas a partir de impresión 3D con el material *Poliácido Láctico* (PLA, por las siglas en inglés de *Polylactic Acid*). Se utilizó para el cálculo el peso en una escala de reducción de 1:2, para poder ejecutar posteriormente una etapa de implementación física del diseño.

2.1.2 PLANOS ANATÓMICOS

Las expresiones referentes a la anatomía humana se expresan con relación a una posición anatómica. Esta posición consiste en el cuerpo de una persona de pie con la cabeza, mirada y dedos de los pies dirigidos hacia delante, los brazos alineados a

los costados y las palmas hacia delante, y los miembros inferiores juntos con ambos pies paralelos. Es a partir de esta posición anatómica que se dibujan los planos anatómicos [4], que son el plano frontal o coronal, el plano transverso o axial y el plano sagital como se muestra en la Figura 2.2.

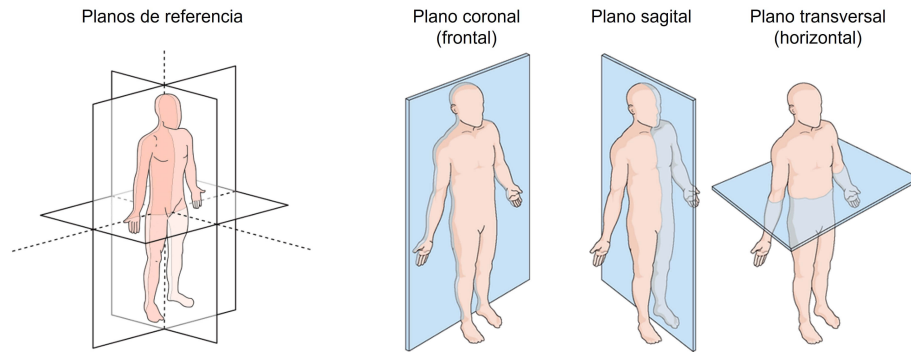


FIGURA 2.2: Planos anatómicos del cuerpo humano [4].

2.1.3 MODELO TRIDIMENSIONAL

El diseño mecánico se desarrolló a partir del plano sagital (equivalente a la vista lateral de las vistas ortogonales), de manera que es este el plano que se utiliza para los cálculos y el desarrollo de la metodología. El modelo CAD, sin embargo, se realizó completamente en tres dimensiones para poder determinar propiedades físicas del modelo. El modelo mecánico se generó en el programa SolidWorks 2021, a partir de las medidas y proporciones antropométricas descritas como se muestra en las Figuras 2.3 y 2.4.

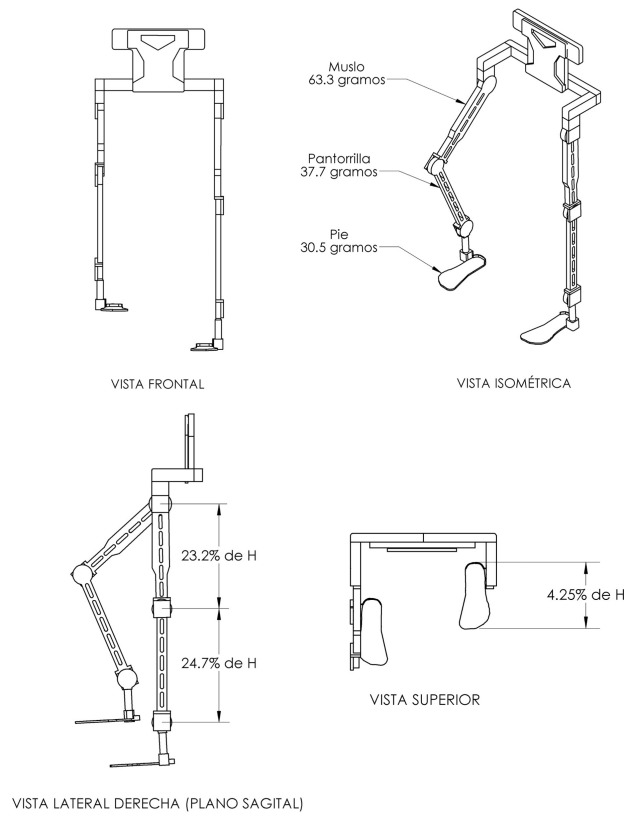


FIGURA 2.3: Vistas ortogonales e isométrica del diseño mecánico del exoesqueleto. La longitud del muslo es de 0.1914 m, la de la pantorrilla es de 0.2037 m y la del pie es de 0.03506 m.

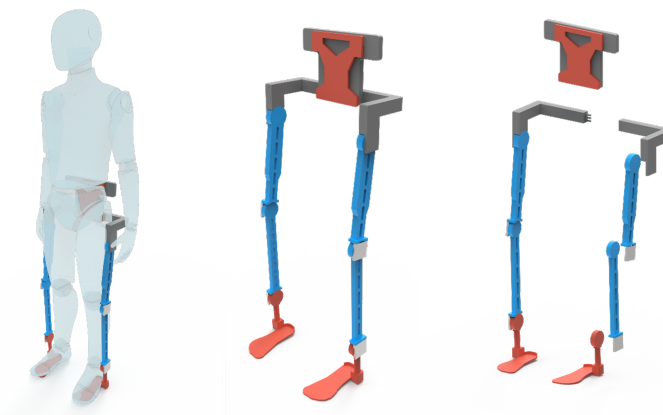


FIGURA 2.4: Renders ilustrativos del exoesqueleto en relación con el usuario, una perspectiva general y una isometría explotada.

2.2 MODELO MATEMÁTICO

La configuración mecánica del exoesqueleto busca replicar las articulaciones de las extremidades inferiores del cuerpo humano, como se ilustra en la Figura 2.5a. El modelo propuesto consta de dos conjuntos de cadenas abiertas de 3 DOF, como se muestra en la Figura 2.5b, donde q_1 corresponde a la posición angular de la cadera, q_2 de la rodilla y q_3 del tobillo, también m_1 corresponde a la masa del segmento del muslo, m_2 al de la pantorrilla y m_3 al del pie, además, l_1 corresponde a la longitud del muslo, l_2 al de la pantorrilla y l_3 al del pie, para finalizar lc_1 , lc_2 y lc_3 corresponden a las longitudes al centro de masa del muslo, pantorrilla y pie, respectivamente. En esta sección se describe el enfoque utilizado para obtener el modelo dinámico de una sola cadena abierta, partiendo del supuesto de que la misma metodología se aplica en ambas cadenas.

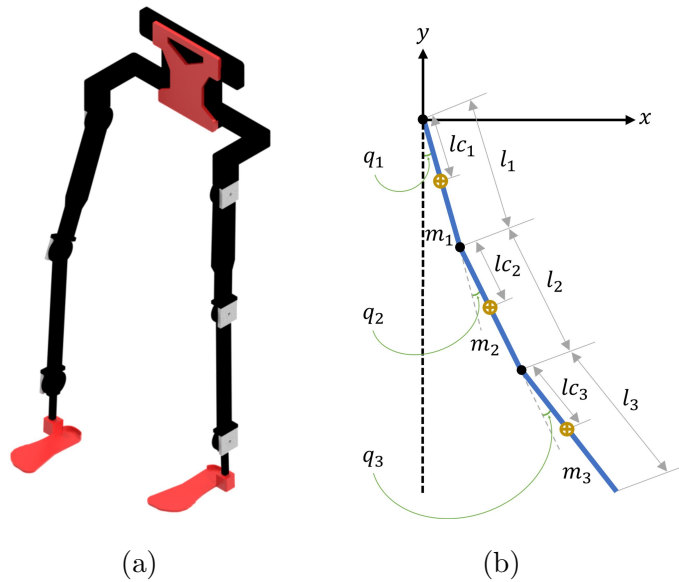


FIGURA 2.5: (a) Configuración estructural de un exoesqueleto de 6 DOF, (b) Diagrama de cuerpo rígido utilizado en el proceso de modelado por Euler-Lagrange.

2.2.1 ECUACIÓN DE MOVIMIENTO DE EULER-LAGRANGE

Considerando el diagrama de cuerpo rígido representado en la Figura 2.5b, se puede calcular el modelo dinámico considerando la energía total desarrollada por cada extremidad del exoesqueleto que está compuesta por energía cinética y potencial. La energía cinética total del mecanismo esta definida como:

$$K(q, \dot{q}) = \frac{1}{2}[mv^T v + I\dot{q}^2] \quad (2.1)$$

donde $m = [m_1 \ m_2 \ m_3]^T \in \mathbb{R}^3$ representa la masa de los eslabones a analizar, $v = [v_1 \ v_2 \ v_3]^T \in \mathbb{R}^3$ es la velocidad lineal de los eslabones, $I = [I_1 \ I_2 \ I_3]^T \in \mathbb{R}^3$ es el tensor de momentos de inercia de los eslabones, $q = [q_1 \ q_2 \ q_3]^T \in \mathbb{R}^3$ es el vector de posiciones angulares y $\dot{q} = [\dot{q}_1 \ \dot{q}_2 \ \dot{q}_3]^T \in \mathbb{R}^3$ es el vector de velocidades angulares.

Por su parte, la energía potencial se define como:

$$U(q) = mgh \quad (2.2)$$

donde g es la constante de gravedad terrestre y $h = [h_1 \ h_2 \ h_3]^T \in \mathbb{R}^3$ es la altura actual de cada eslabón con respecto al suelo.

La función Lagrangiana es la diferencia entre la energía cinética total y potencial total del sistema. Se expresa de la siguiente forma:

$$L(q, \dot{q}) = K(q, \dot{q}) - U(q) \quad (2.3)$$

donde $K(q, \dot{q})$ es la energía cinética total y $U(q)$ es la energía potencial total.

Por lo tanto, las ecuación de movimiento de Euler-Lagrange, considerando términos de fricción, está dada por la siguiente ecuación:

$$\tau = \frac{d}{dt} \left[\frac{\partial L(q, \dot{q})}{\partial \dot{q}} \right] - \left[\frac{\partial L(q, \dot{q})}{\partial q} \right] + F(\dot{q}) \quad (2.4)$$

donde, $\tau = [\tau_1 \ \tau_2 \ \tau_3]^T \in \mathbb{R}^3$ es el vector de pares articulares, $L(q, \dot{q}) \in \mathbb{R}$ es la función Lagrangiano y $F(\dot{q}) \in \mathbb{R}^3$ es el modelo de fricción viscosa.

Una forma común de representar el resultado de evaluar la Ecuación (2.4) es el llamado modelo dinámico en forma matricial definido como:

$$\tau = M(q)\ddot{q} + C(q, \dot{q})\dot{q} + G(q) + F(\dot{q}) \quad (2.5)$$

donde, $\ddot{q} = [\ddot{q}_1 \ \ddot{q}_2 \ \ddot{q}_3]^T \in \mathbb{R}^3$ es el vector de aceleraciones angulares, $M(q) \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$ es la matriz de inercia, $C(q, \dot{q}) \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$ es la matriz de fuerzas centrípetas y de coriolis, $G(q) \in \mathbb{R}^3$ es el vector de pares gravitacionales y $F(\dot{q}) = B\dot{q} \in \mathbb{R}^3$ del cuál $B = \text{diag}\{b_1, b_2, b_3\} \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$ es una matriz diagonal formada por los coeficientes de fricción viscosa.

Finalmente, de la Ecuación (2.5) se despeja la variable \ddot{q} para obtener las aceleraciones angulares del exoesqueleto:

$$\ddot{q} = M^{-1}(q)[\tau - C(q, \dot{q})\dot{q} - G(q) - F(\dot{q})] \quad (2.6)$$

2.2.2 MODELO DINÁMICO DEL EXOESQUELETO

Siguiendo la metodología de la subsección anterior, las ecuaciones de movimiento del exoesqueleto en forma matricial están dadas de la siguiente manera:

Matriz de Inercia

$$M(q) = \begin{bmatrix} M_{11} & M_{12} & M_{13} \\ M_{21} & M_{22} & M_{23} \\ M_{31} & M_{32} & M_{33} \end{bmatrix} \quad (2.7)$$

donde,

$$\mathbf{M}_{11} = I_1 + I_2 + I_3 + l_1^2 m_2 + l_1^2 m_3 + l_2^2 m_3 + l_{c1}^2 m_1 + l_{c2}^2 m_2 + l_{c3}^2 m_3 + 2l_1 l_{c3} m_3 \cos(q_2 + q_3) + 2l_1 l_2 m_3 \cos(q_2) + 2l_1 l_{c2} m_2 \cos(q_2) + 2l_2 l_{c3} m_3 \cos(q_3)$$

$$\mathbf{M}_{12} = I_2 + I_3 + m_3(l_2^2 + 2l_2 l_{c3} \cos(q_3) + l_1 l_2 \cos(q_2) + l_{c3}^2 + l_1 l_{c3} \cos(q_2 + q_3)) + l_{c2} m_2 (l_{c2} + l_1 \cos(q_2))$$

$$\mathbf{M}_{13} = I_3 + l_{c3} m_3 (l_{c3} + l_1 \cos(q_2 + q_3) + l_2 \cos(q_3))$$

$$\mathbf{M}_{21} = I_2 + I_3 + m_3(l_2^2 + 2l_2 l_{c3} \cos(q_3) + l_1 l_2 \cos(q_2) + l_{c3}^2 + l_1 l_{c3} \cos(q_2 + q_3)) + l_{c2} m_2 (l_{c2} + l_1 \cos(q_2))$$

$$\mathbf{M}_{22} = I_2 + I_3 + l_{c2}^2 m_2 + m_3(l_2^2 + 2l_2 l_{c3} \cos(q_3) + l_{c3}^2)$$

$$\mathbf{M}_{23} = I_3 + m_3(l_{c3}^2 + l_2 l_{c3} \cos(q_3))$$

$$\mathbf{M}_{31} = I_3 + l_{c3} m_3 (l_{c3} + l_1 \cos(q_2 + q_3) + l_2 \cos(q_3))$$

$$\mathbf{M}_{32} = I_3 + m_3(l_{c3}^2 + l_2 l_{c3} \cos(q_3))$$

$$\mathbf{M}_{33} = I_3 + l_{c3}^2 m_3$$

Matriz de fuerzas centrípetas y de Coriolis

$$C(q, \dot{q}) = \begin{bmatrix} C_{11} & C_{12} & C_{13} \\ C_{21} & C_{22} & C_{23} \\ C_{31} & C_{32} & C_{33} \end{bmatrix} \quad (2.8)$$

donde,

$$\mathbf{C}_{11} = -\dot{q}_2(l_1 l_{c3} m_3 \text{Sen}(q_2 + q_3) + l_1 l_2 m_3 \text{Sen}(q_2) + l_1 l_{c2} m_2 \text{Sen}(q_2)) - \dot{q}_3(l_1 l_{c3} m_3 \text{Sen}(q_2 + q_3) + l_2 l_{c3} m_3 \text{Sen}(q_3))$$

$$\mathbf{C}_{12} = -\dot{q}_1 l_1 (l_2 m_3 \text{Sen}(q_2) + l_{c2} m_2 \text{Sen}(q_2) + l_{c3} m_3 \text{Sen}(q_2 + q_3)) - \dot{q}_2 l_1 (l_2 m_3 \text{Sen}(q_2) + l_{c2} m_2 \text{Sen}(q_2) + l_{c3} m_3 \text{Sen}(q_2 + q_3)) - \dot{q}_3 l_{c3} m_3 (l_1 \text{Sen}(q_2 + q_3) + l_2 \text{Sen}(q_3))$$

$$\mathbf{C}_{13} = -l_{c3} m_3 (l_1 \text{Sen}(q_2 + q_3) + l_2 \text{Sen}(q_3)) (\dot{q}_1 + \dot{q}_2 + \dot{q}_3)$$

$$\mathbf{C}_{21} = \dot{q}_1 (l_1 l_{c3} m_3 \text{Sen}(q_2 + q_3) + l_1 l_2 m_3 \text{Sen}(q_2) + l_1 l_{c2} m_2 \text{Sen}(q_2)) - \dot{q}_3 l_2 l_{c3} m_3 \text{Sen}(q_3)$$

$$\mathbf{C}_{22} = -\dot{q}_3 l_2 l_{c3} m_3 \text{Sen}(q_3)$$

$$\mathbf{C}_{23} = -l_2 l_{c3} m_3 \text{Sen}(q_3) (\dot{q}_1 + \dot{q}_2 + \dot{q}_3)$$

$$\mathbf{C}_{31} = \dot{q}_1 (l_1 l_{c3} m_3 \text{Sen}(q_2 + q_3) + l_2 l_{c3} m_3 \text{Sen}(q_3)) + \dot{q}_2 l_2 l_{c3} m_3 \text{Sen}(q_3)$$

$$\mathbf{C}_{32} = l_2 l_{c3} m_3 \text{Sen}(q_3) (\dot{q}_1 + \dot{q}_2)$$

$$\mathbf{C}_{33} = 0$$

Matriz de pares gravitacionales

$$G(q) = \begin{bmatrix} G_1 \\ G_2 \\ G_3 \end{bmatrix} \quad (2.9)$$

donde,

$$\mathbf{G}_1 = g m_3 (l_2 \text{Sen}(q_1 + q_2) + l_1 \text{Sen}(q_1) + l_{c3} \text{Sen}(q_1 + q_2 + q_3)) + g m_2 (l_{c2} \text{Sen}(q_1 + q_2) + l_1 \text{Sen}(q_1)) + g l_{c1} m_1 \text{Sen}(q_1)$$

$$\mathbf{G}_2 = g m_3 (l_2 \text{Sen}(q_1 + q_2) + l_{c3} \text{Sen}(q_1 + q_2 + q_3)) + g l_{c2} m_2 \text{Sen}(q_1 + q_2)$$

$$\mathbf{G}_3 = g l_{c3} m_3 \text{Sen}(q_1 + q_2 + q_3)$$

Matriz de Fricción Viscosa

$$F(\dot{q}) = \begin{bmatrix} f_1 \\ f_2 \\ f_3 \end{bmatrix} \quad (2.10)$$

donde, $\mathbf{f}_1 = b_1\dot{q}_1$, $\mathbf{f}_2 = b_2\dot{q}_2$, $\mathbf{f}_3 = b_3\dot{q}_3$.

2.3 TRAYECTORIAS DE REFERENCIA

Para resolver el problema de control de bajo nivel se requieren las trayectorias de referencia q_d . En este trabajo, se utilizan como trayectorias deseadas los datos reportados en [37] considerando como referencia el plano sagital y las posiciones angulares de las articulaciones de la pierna derecha (cadera, rodilla y tobillo) durante un ciclo de caminata. Estas trayectorias suponen simetría y para implementar una marcha continua, se reproducen de forma cíclica y simultáneamente para ambas piernas, con un desfase del 50% entre ellas, que es el comportamiento normal de una marcha sana [38, 39]. En las figuras 2.6, 2.7 y 2.8 se muestran las gráficas de la trayectoria angular de referencia para cada una de las articulaciones.

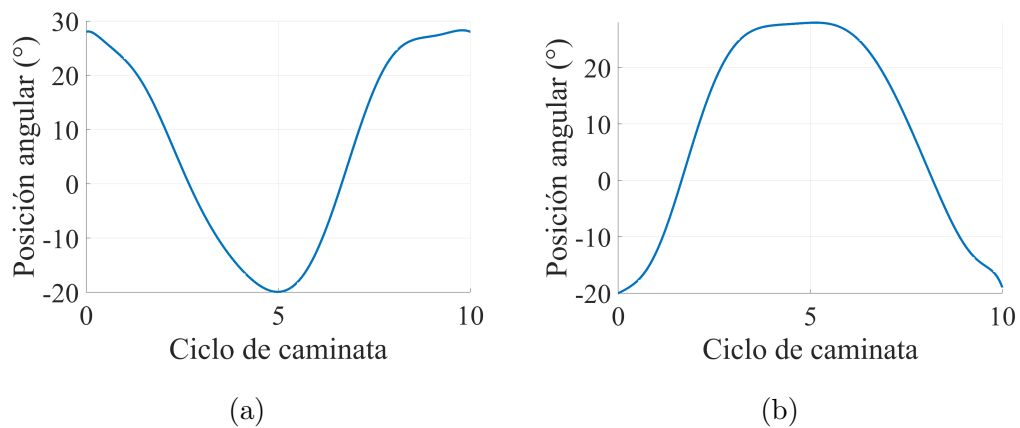


FIGURA 2.6: Trayectoria de referencia para la articulación de la cadera (a) derecha, (b) izquierda.

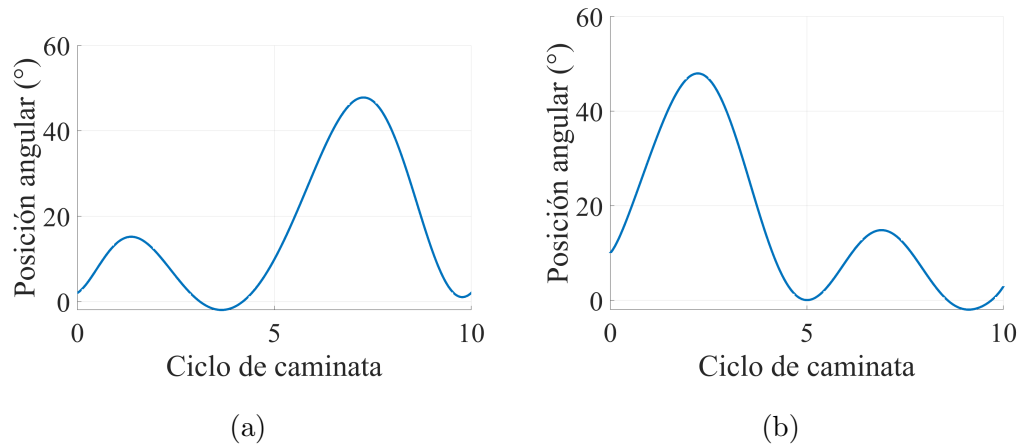


FIGURA 2.7: Trayectoria de referencia para la articulación de la rodilla (a) derecha, (b) izquierda.

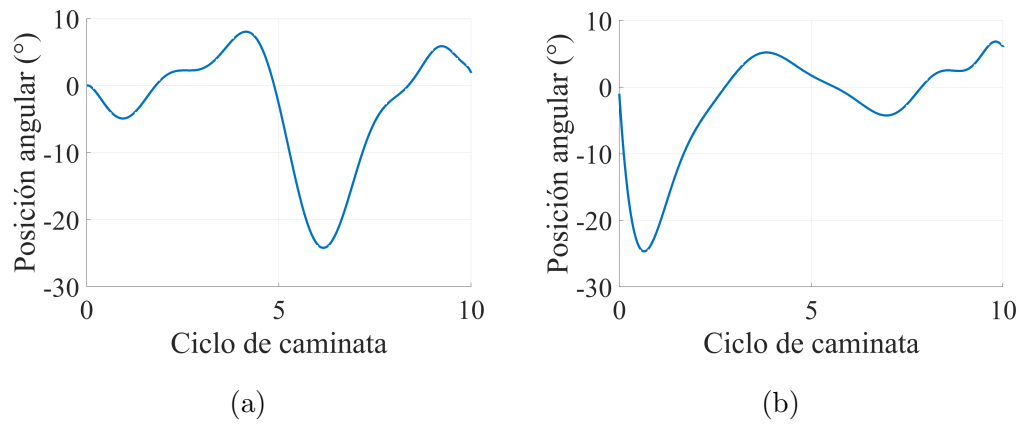


FIGURA 2.8: Trayectoria de referencia para la articulación del tobillo (a) derecho, (b) izquierdo.

2.4 ESQUEMAS DE CONTROL

Para ilustrar el funcionamiento del diseño propuesto en la reproducción de movimiento de las extremidades inferiores, se propone resolver un problema de control de seguimiento de trayectorias utilizando esquemas de control que calculen los pares

de entrada adecuados para cada una de las articulaciones del exoesqueleto. Los seis esquemas de control propuestos son, control PID, control PD con compensación de gravedad, control PD+, control PD con compensación, control por par calculado y control por modos deslizantes. A continuación, se definen los esquemas de control.

2.4.1 CONTROL PID

Este algoritmo de control por retroalimentación utiliza una medición continua de la salida de un sistema para ajustar su entrada, este permite que el sistema mantenga una salida deseada. Existen tres términos que componen un controlador PID [40]. El término proporcional (P), actúa sobre la salida del controlador para que cambie en proporción a la diferencia entre la salida deseada y la actual, además, provee retroalimentación inmediata del sistema. El término integral (I), actúa sobre la salida del controlador para que cambie proporcionalmente al error acumulado a lo largo del tiempo y provee retroalimentación a largo plazo para corregir errores en estado estable. El término derivativo (D), actúa sobre la salida del controlador para que cambie proporcionalmente a la velocidad a la que cambia el error y provee retroalimentación basado en la velocidad de cambio de la señal de error, que puede ayudar a reprimir cualquier cambio repentino en la salida del sistema [16]. Estos componentes trabajan en conjunto para proveer un balance que permita alcanzar un sistema de control estable y preciso.

Una de las ventajas de este algoritmo es que el término integral soluciona el error de posición constante. El proceso de integración es la suma del área bajo la curva del error de posición, por lo que acumula energía la cual canalizada adecuadamente tiene la capacidad de reducir el error en estado estacionario, también conocido como offset [16].

El control PID es una herramienta utilizada para un gran rango de sistemas dinámicos y procesos industriales como los de manufactura química y farmacéutica,

generación de energía y refinamiento de petróleo y gas [41]. En estas aplicaciones se necesita control preciso sobre variables como: temperatura, presión y tasa de flujo, las cuales son críticas para asegurar la calidad continua de un producto. Por ejemplo, en la manufactura química se utiliza el control PID para mantener una temperatura específica durante una reacción; el controlador ajusta el sistema de calentamiento o enfriamiento dentro de un rango, asegurando que la reacción proceda de manera planeada [42]. Igualmente se puede utilizar el control para mantener una presión o tasa de flujo específica en una turbina de vapor, optimizando la eficiencia del sistema y reduciendo el uso y desgaste del equipo. En la industria robótica y de automatización, el control PID también es muy utilizado; en este se necesita un control preciso sobre los movimientos de robots y otros sistemas automatizados, al usar esta herramienta para ajustar la posición, velocidad y aceleración de estos equipos, habilitando las tareas con un alto nivel de precisión y repetibilidad [43]. Dentro de sus aplicaciones también se incluyen en sistemas de control de temperatura encontrados en sistemas de refrigeración y hornos industriales, con el uso de sensores de temperatura y controles PID para ajustar a las temperaturas deseadas [44].

Consideramos $q_d = [q_{d1} \ q_{d2} \ q_{d3}]^T$ como las trayectorias de referencia que se desean reproducir en cada una de las piernas del exoesqueleto, entonces considerando la posición angular $q = [q_1 \ q_2 \ q_3]^T$, se define el error de posiciones como el vector:

$$e = \begin{bmatrix} q_{d1} - q_1 \\ q_{d2} - q_2 \\ q_{d3} - q_3 \end{bmatrix} \quad (2.11)$$

Entonces, la ley de control PID está dada por,

$$\tau = K_p e(t) + K_d \frac{de(t)}{dt} + K_i \int_0^t e(t) dt \quad (2.12)$$

donde $\tau = [\tau_1 \ \tau_2 \ \tau_3]^T$ son los pares en las tres articulaciones de cada pierna, t es el instante de tiempo en que se evalúa la ley de control y K_p , K_d y $K_i \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$

son matrices simétricas definidas positivas convenientemente elegidas y denominadas ganancias proporcional, derivativa e integral, respectivamente.

2.4.2 CONTROL PD CON COMPENSACIÓN DE GRAVEDAD

Esta técnica de control asegura que los robots manipuladores mantengan la estabilidad a nivel local y minimicen el error cuando están en una posición fija. Lo hace calculando y combinando un tipo de control PD con el par que la gravedad ejerce sobre el robot, utilizando información del modelo dinámico del mismo [17]. En esta ley de control es necesario tener conocimiento parcial previo del modelo dinámico del robot que va a ser manipulado, ya que se requiere al usar el término de pares gravitacionales $G(q)$ como se muestra en la Ecuación (2.5), dicha ley se da por la siguiente ecuación:

$$\tau = K_p e + K_d \frac{de}{dt} + G(q) \quad (2.13)$$

donde $K_p, K_d \in \mathbb{R}^{n \times n}$ son matrices simétricas definidas positivas. La diferencia principal entre el control PD y control PD con compensación de gravedad es el uso del vector $G(q)$. Se precisan datos sobre la posición y velocidad deseada, es decir de los términos de posición $q(t)$ y velocidad $\dot{q}(t)$ en tiempo real del manipulador en cada momento.

Una de las ventajas de este algoritmo es que garantiza estabilidad asintótica considerando que las ganancias K_p y K_d sean simétricas definidas positivas [45], sin embargo, una de las desventajas es que, a diferencia del control PID, este algoritmo no cuenta con el término integral, lo cual significa que no soluciona la problemática del error en estado estacionario.

Con respecto al modelo dinámico este control es simple y efectivo en la implementación de control a diferencia de otros enfoques basados en el modelo dinámico.

La principal aplicación de este tipo de control es su implementación en modelos robóticos [46].

2.4.3 CONTROL PD+

PD+ es un algoritmo de control que abarca la dinámica completa del robot junto con el control proporcional derivativo. La estructura de este esquema de control también involucra la trayectoria de seguimiento, velocidad y aceleración deseada [17]. Para su ejecución práctica, como en la mayoría de los controladores de movimiento, se necesita tener comprensión del modelo dinámico del robot; en este el procedimiento de sintonía también hace uso del modelo dinámico.

La ley de control PD+ se define como:

$$\tau = K_p e + K_d \dot{e} + M(q)\ddot{q}_d + C(q, \dot{q})\dot{q}_d + G(q) + F(\dot{q}) \quad (2.14)$$

en donde $M(q)$ es la matriz de inercia y $C(q, \dot{q})$ es la matriz de fuerza centrípeta y de Coriolis como se muestra en la Ecuación (2.5). Así mismo, K_p y $K_d \in \mathbb{R}^{n \times n}$ son matrices simétricas definidas positivas.

2.4.4 CONTROL PD CON COMPENSACIÓN

La ley de control consta de dos partes: un término PD y otro de compensación; esta se puede tomar como una generalización del control PD+, sin embargo, su ley de control es levemente más compleja que la del control PD+ debido a un elemento adaptativo relacionado con el error de seguimiento.

La ley de control PD con compensación se define como:

$$\tau = K_p e + K_d \dot{e} + M(q)[\ddot{q}_d + \Lambda \dot{e}] + C(q, \dot{q})[\dot{q}_d + \Lambda e] + G(q) + F(\dot{q}) \quad (2.15)$$

en donde $\Lambda = K_d^{-1}K_p$, es el resultado del producto de dos matrices de ganancias definidas positivas. Aunque esta matriz suele ser no singular, no siempre es simétrica ni positiva definida.

El control PD con compensación esta basado en el modelo dinámico ya que requiere del conocimiento de las matrices de inercia, coriolis y pares gravitacionales, lo que significa que esta ley de control usa de manera directa los términos del modelo del robot. Además, para cualquier selección de las matrices simétricas definidas positivas K_p y K_d se afirma que el control PD con compensación es asintóticamente globalmente estable. Entonces, se puede asegurar que la ley de control satisface el objetivo de control de movimiento en forma global [17].

El controlador PD con compensación tiene convergencia exponencial global en presencia de trayectorias persistentes y su rendimiento mejorado se demuestra en una mayor velocidad de convergencia de parámetros y mejor precisión en simulaciones [47].

2.4.5 CONTROL POR PAR CALCULADO

El algoritmo par calculado es una estructura de control de trayectoria que emplea la dinámica de compensación en el lazo de retroalimentación para linealizar y desacoplar la dinámica no lineal de un robot.

El control par calculado permite expresar una ecuación de lazo cerrado lineal utilizando las variables de estado. Por lo general, los modelos dinámicos que representan el funcionamiento de los robots manipuladores suelen presentar no linealidades en relación con las variables de estado, las posiciones y las velocidades de sus articulaciones. Esto nos puede llevar a concluir que, independientemente del controlador

utilizado, la ecuación diferencial que describe el sistema de control en lazo cerrado debe ser no lineal en relación con las variables de estado vinculadas; este no es el caso para el control por cálculo, este controlador utiliza ecuaciones diferenciales lineales para representar el sistema de control en lazo cerrado. Logra cumplir el objetivo de control de movimiento a nivel global con una elección básica de sus características de diseño.

Este tipo de controlador se utiliza comúnmente para control de movimiento y también se le conoce como control por modelo inverso o control por linealización exacta y retroalimentación de estados, su ley de control está dada por la siguiente expresión:

$$\tau = M(q)[\ddot{q}_d + K_p e - K_d \dot{e}] + C(q, \dot{q})\dot{q} + G(q) + F(\dot{q}) \quad (2.16)$$

donde K_p y $K_d \in R^{n \times n}$ son matrices diagonales constantes conocidas y denominadas ganancias de retroalimentación.

2.4.6 CONTROL POR MODOS DESLIZANTES

El control por *Modos Deslizantes* (MD) es un enfoque de control robusto que se utiliza para control de sistemas no lineales, como es el caso de los modelos dinámicos de exoesqueletos. Este método calcula la acción de control a partir de un conjunto de funciones admisibles. El objetivo del control es hacer que el sistema se deslice sobre una superficie, definida en el espacio de fase, esta representa el comportamiento objetivo del sistema.

La ley de control de retroalimentación de estado no es una función continua en el tiempo, esta cambia de una estructura de control continuo a otra dependiendo del estado del sistema con respecto a la superficie de deslizamiento, es decir, si los estados están por encima o por debajo de la superficie [48].

Una operación genérica de MD se puede dividir en dos fases: la fase de llegada y la fase de deslizamiento. En la primera, el sistema se acerca a la superficie deslizante una estructura de control continuo, en la fase de deslizamiento se produce cuando se alcanza la superficie de deslizamiento, después de esto el controlador discontinuo fuerza a los estados a deslizarse hacia el punto de ajuste, es decir, el origen en el espacio de fase.

El MD tiene distintas ventajas que pueden ser de beneficio al trabajar con sistemas no lineales principalmente debido a su robustez ante variaciones paramétricas, perturbaciones externas, dinámicas no modeladas e incertidumbres, sin embargo, una de las mayores desventajas es el uso de grandes fuerzas en la ley de alcance que se requieren para realizar los movimientos de un robot [49], además, de requerir una alta capacidad de cómputo. Por otra parte la estructura de control de conmutación a alta frecuencia hace que el sistema vibre en las proximidades de la superficie deslizante provocando un fenómeno conocido como “chattering”, lo cual provoca limitaciones en sistemas implementados físicamente [50].

Para construir la ley de control, primeramente, se requiere considerar una superficie deslizantes s [51], la cual está dada por la siguiente expresión:

$$s = \beta e + \dot{e} \quad (2.17)$$

donde β se define como la inclinación de deslizamiento y e se define como el error de seguimiento como se muestra en la Ecuación (2.11).

Mientras que la derivada del error se define como:

$$\dot{e} = \dot{q}_d - \dot{q} \quad (2.18)$$

Considerando la Ecuación (2.17), la derivada de la misma se muestra de la siguiente manera:

$$\dot{s} = \beta\dot{e} + \ddot{e} \quad (2.19)$$

Si se desarrolla la Ecuación (2.19) quedaría de la siguiente forma:

$$\dot{s} = \beta(\dot{q}_d - \dot{q}) + (\ddot{q}_d - \ddot{q}) \quad (2.20)$$

De acuerdo con [52] se propone una ley de alcance exponencial considerando como ventaja que solo se requiere sintonizar un parámetro de ganancia para resolver el problema de seguimiento del exoesqueleto. Por lo tanto, esta parte de la ley de control se representa como:

$$\dot{s} = -K \text{sat}(s) \quad (2.21)$$

donde $K > 0$ es el parámetro a sintonizar y la función de saturación se define como:

$$\text{sat}(s) \begin{cases} -1, \frac{s}{\phi} < 0 \\ 0, |\frac{s}{\phi}| < 1 \\ 1, \frac{s}{\phi} < -1 \end{cases}$$

Sustituyendo la Ecuación (2.21) en la Ecuación (2.20) se obtiene la siguiente expresión:

$$-K \text{sat}(s) = \beta(\dot{q}_d - \dot{q}) + (\ddot{q}_d - \ddot{q}) \quad (2.22)$$

Considerando que ya se cuenta con la ecuación de aceleración angular, la Ecuación (2.22) se expresa como:

$$-K \text{sat}(s) = \beta(\dot{q}_d - \dot{q}) + (\ddot{q}_d - M^{-1}(q)[\tau - C(q, \dot{q})\dot{q} - G(q) - F(\dot{q})]) \quad (2.23)$$

Entonces, el diseño de la ley de control se obtiene despejando τ , por lo tanto, quedaría como se muestra a continuación:

$$\tau = M(q)[K_{sat}(s) + \beta(\dot{q}_d - \dot{q}) + \ddot{q}_d] + C(q, \dot{q})\dot{q} + G(q) + F(\dot{q}) \quad (2.24)$$

2.5 ÍNDICES DE DESEMPEÑO DE LOS CONTROLADORES

La teoría de control moderna se basa en la capacidad de cuantificar de manera precisa el rendimiento necesario de un sistema de control. En otras palabras, permite calcular y medir índices de desempeño esenciales para evaluar el funcionamiento de dicho sistema. Estos índices son de gran importancia en esta teoría debido a que proporcionan como información cuantitativa valiosa que guía tanto el diseño como el funcionamiento de los sistemas de control. Se considera que un sistema de control cuenta con un buen desempeño cuando los ajustes de sus parámetros minimizan un índice de rendimiento específico, generalmente buscando que alcance un valor mínimo. Por lo tanto, para que un índice de desempeño sea efectivo, es necesario que sea siempre un número positivo o igual a cero [23].

Como se ha mencionado anteriormente, los índices de desempeño son considerados como medidas cuantitativas que permiten obtener aspectos clave del desempeño de un sistema de control y se seleccionan de acuerdo con las especificaciones cruciales del sistema. Para lograr obtener estos índices de desempeño de un sistema de control, se pueden utilizar diversos métodos, el más común es la *Integral del Error al Cuadrado* (ISE, por las siglas en inglés de *Integral of Square Error*) [23]. Además de este, existen otros índices de desempeño importantes, como la *Integral del Error Absoluto* (IAE, por las siglas en inglés de *Integral of Absolute Error*), la *Integral de la Multiplicación del Tiempo por el Error Absoluto* (ITAE, por las siglas en inglés de *Integral of Time multiplied Absolute Error*) y la *Integral de la Multiplicación del*

Tiempo por el Error al Cuadrado (ITSE, por las siglas en inglés de *Integral of Time multiplied Square Error*)[53].

Es de vital importancia la selección del índice de desempeño, debido a que es un elemento clave en el proceso del diseño de un sistema de control. Con frecuencia, estos sistemas de control modernos requieren ciertos criterios de desempeño más sofisticados que tienen que cumplir tanto la magnitud del error como el momento en que ocurre. Para realizar la elección adecuada de índice de desempeño, se tiene que tomar en cuenta las características específicas de la respuesta deseada y de la capacidad para manejar las variaciones de los parámetros del sistema [54].

2.5.1 CRITERIO DE LA INTEGRAL DEL ERROR AL CUADRADO

Este primer índice de desempeño o criterio de desempeño es el más común de entre ellos para evaluar cuantitativamente que tan eficaz es un sistema de control. Se le llama criterio de la integral del error al cuadrado, o ISE por sus siglas en inglés (Integral Squared Error Criteria). Este criterio es calculado mediante la integración del cuadrado del error entre la respuesta deseada y la respuesta real del sistema [55] durante un periodo de tiempo que es finito, como se muestra a continuación:

$$ISE = \int_0^t e^2(t) dt \quad (2.25)$$

donde el error $e(t)$ se define como:

$$e(t) = r(t) - y(t) \quad (2.26)$$

en esta ecuación, $r(t)$ representa la respuesta deseada y la respuesta real del sistema como $y(t)$, dadas en un momento específico t . Por lo tanto, cuanto menor sea este error en el transcurso del tiempo, mejor será el rendimiento del sistema de control

en seguir la respuesta deseada.

Este criterio cuenta con un límite superior t , el cual es crucial para el cálculo del ISE y generalmente es conveniente que se elija t de forma que el integrando se aproxime a un valor de estado estable, ts , esto permite que este criterio pueda distinguir entre sistemas que están excesivamente sobreamortiguados y subamortiguados [23, 56]. Este índice es considerado conveniente por su implementación numérica ya que puede ser ideal para el análisis matemático y computacional.

2.5.2 CRITERIO DE LA INTEGRAL DEL ERROR ABSOLUTO

Este índice de desempeño que igualmente es considerado útil y fácil de implementar, es conocido como el criterio de la integral del error absoluto, o por sus siglas en inglés Integral Absolute Error Criteria (IAE). A diferencia del criterio ISE, el IAE se calcula utilizando el valor absoluto del error en lugar del cuadrado del error, como se muestra a continuación:

$$IAE = \int_0^t |e(t)| dt \quad (2.27)$$

Por lo tanto, el criterio IAE al utilizar el valor absoluto, no distingue entre errores positivos y negativos al momento de enfocarse en minimizar la magnitud del error [54]. Esto quiere decir, que el sistema busca obtener un resultado que reduzca y equilibre los errores en ambas direcciones.

Sin embargo, al utilizar este criterio en sistemas sumamente subamortiguados o sobreamortiguados se debe tener en cuenta que no se obtendría el nivel más adecuado. Para obtener resultados favorables en un sistema basado en este criterio, es conveniente que posea un amortiguamiento razonable. Sin embargo, aunque el criterio IAE es considerado relativamente fácil de implementar, no es simple de evaluar analíticamente [57].

2.5.3 CRITERIO DE LA INTEGRAL DE LA MULTIPLICACIÓN DEL TIEMPO POR EL ERROR ABSOLUTO

El criterio de la integral de la multiplicación del tiempo por el error absoluto, conocido por sus siglas en inglés como el Integral of Time multiplied Absolute Error Criteria (ITAE) es igualmente considerado un índice de desempeño muy útil para medir el rendimiento de un sistema. Este criterio ITAE a diferencia del IAE, además de integrar el valor absoluto del error, multiplica este valor absoluto por el tiempo, como se muestra en la siguiente expresión:

$$ITAE = \int_0^t t|e(t)| dt \quad (2.28)$$

Además, el criterio de desempeño ITAE destaca por penalizar los transitorios de larga duración [54], así como por su capacidad de reducir la contribución de errores iniciales grandes y enfatizar los errores que ocurren más tarde en la respuesta del sistema [56]. Esto lo hace mucho más selectivo que el IAE o el ISE y lo convierte en una herramienta altamente sensible en la evaluación de sistemas de control [54].

Otra de las características con las que cuenta el ITAE es que suele producir sobrepaso y oscilaciones mas pequeñas como respuestas en el sistema a comparación de otros criterios. Esto hace que sea adecuado en situaciones que se busca un control de precisión y minimizar las oscilaciones no deseadas en la respuesta del sistema. Sin embargo, al elegir este criterio para cuantificar el rendimiento de un sistema, hay que considerar cuidadosamente la estabilidad y la precisión requerida para la aplicación específica, debido a su alta sensibilidad, ya que incluso una ligera variación en los parámetros del sistema puede desfasar el rendimiento del sistema [54].

2.5.4 CRITERIO DE LA INTEGRAL DE LA MULTIPLICACIÓN DEL TIEMPO POR EL ERROR AL CUADRADO

Para finalizar podemos encontrar otro índice de desempeño que igualmente calcula el rendimiento de un sistema y tiene el nombre de criterio de la integral de la multiplicación del tiempo por el error al cuadrado, o por sus siglas en inglés Integral of Time multiplied Square. Este criterio al igual que el criterio ISE, se calcula mediante la integración del error al cuadro, pero multiplicado por el tiempo, como se muestra a continuación:

$$ITSE = \int_0^t te^2(t) dt \quad (2.29)$$

A diferencia de todos los demás criterios mencionamos anteriormente, el criterio ITSE no es ampliamente utilizado. Sin embargo, en algunos casos específicos donde se requiera un control muy preciso y donde la duración de los transitorios en la respuesta del sistema es crítica, el ITSE se considerada una elección adecuada [58].

2.6 MÉTODOS DE SINTONIZACIÓN CON ALGORITMOS DE OPTIMIZACIÓN INTELIGENTE

El diseño eficiente de controladores en ingeniería de control implica analizar sistemas dinámicos y ajustar los parámetros de los controladores para lograr un rendimiento deseado. Desde la introducción del control PID por Elmer Sperry en 1910, esta preocupación ha crecido. La sintonización de sistemas, tanto lineales como no lineales, es crucial para obtener resultados óptimos. Ziegler y Nichols desarrollaron las primeras reglas de sintonización en 1942, marcando un hito en este campo [59]. La sintonización de sistemas no lineales es más compleja debido a la naturaleza no lineal de las ecuaciones del sistema, lo que sigue siendo un desafío persistente [60].

Algunos de los métodos de sintonización convencional incluyen el método analítico basado en el modelo, el heurístico, el adaptativo, entre otros, mientras que para los métodos de optimización inteligente se incluyen los algoritmos de computación evolutiva y de inteligencia colectiva, entre otros.

La sintonización analítica basada en el modelo es esencial en el diseño de sistemas de control. Utiliza herramientas matemáticas y principios de la teoría de control para calcular y ajustar los parámetros del controlador. Se emplea en objetivos como lograr estabilidad, un buen desempeño y determinar valores óptimos de parámetros. Un ejemplo es el método del lugar de las raíces para sistemas lineales, que analiza cómo varían las raíces de la ecuación característica en función de los parámetros del controlador. Este método también incluye análisis en dominio de tiempo y de frecuencia: el primero analiza la respuesta transitoria del sistema [16] y el segundo emplea herramientas como el diagrama de Bode o Nyquist. A partir de estas evaluaciones se realizan ajustes precisos en las ganancias del controlador según los requisitos de desempeño [61].

El método heurístico se caracteriza por la selección manual de los parámetros del controlador, basándose en el conocimiento empírico de un diseñador experto que utiliza la información de las mediciones de las variables controladas para establecer relaciones adecuadas entre los parámetros y el rendimiento del sistema [62].

El método de ajuste adaptativo obtiene los parámetros del controlador de manera automática y adaptativa realizando una identificación del sistema en tiempo real mediante la técnica de gradiente [63]. Estos enfoques combinan la capacidad de ajuste en tiempo real con la información proporcionada por los métodos de sintonización previamente mencionados, permitiendo que el controlador se adapte de manera continua a las cambiantes características del sistema y optimice su rendimiento a medida que se obtiene nueva información sobre el sistema en tiempo real.

En investigaciones sobre sistemas mecánicos de múltiples articulaciones, como los exoesqueletos, donde el ajuste de ganancias con métodos convencionales es difícil

e impreciso [29], se recurre a la optimización inteligente para la sintonización de los esquemas de control, ya que los métodos convencionales pueden provocar precisión inadecuada en los movimientos. El método de optimización inteligente emplea algoritmos de inteligencia artificial y aprendizaje autónomo como los de computación evolutiva o inteligencia colectiva para ajustar automáticamente los parámetros de un esquema de control. Estos métodos formulan un problema matemático considerando varios criterios de rendimiento y restricciones, buscando encontrar los parámetros óptimos del controlador mediante algoritmos inteligentes.

2.6.1 COMPUTACIÓN EVOLUTIVA

La computación evolutiva es un área de investigación dentro de la informática la cuál se inspira en el proceso de evolución natural [5] como se muestra en la Figura 2.9. Para poder entrar en detalle con este método de sintonización inteligente, hay que mencionar las técnicas de *Algoritmos Evolutivos* (AE), la cual utiliza conceptos de la evolución biológica. Estas técnicas, operan en una población de soluciones potenciales, donde se aplican los principios de variabilidad entre individuos y supervivencia del mas apto con el fin de generar una aproximación o aproximaciones más precisas a una solución. En cada generación se va creando un nuevo conjunto de aproximaciones mediante el proceso de selección de individuos en función de su rendimiento en el dominio del problema, y estos individuos se cruzan utilizando operadores que simulan conceptos genéticos. Por lo tanto, este proceso conduce a la evolución de poblaciones de individuos que se adaptan mejor a su entorno [64].



FIGURA 2.9: Población de individuos compitiendo por recursos limitados para provocar la selección natural [5].

El GA ha demostrado ser una herramienta invaluable en la resolución de problemas prácticos en diversas disciplinas [65, 66]. Una forma sencilla de visualizar el proceso lógico del GA es a través de un diagrama de flujo como se muestra en la Figura 2.10.

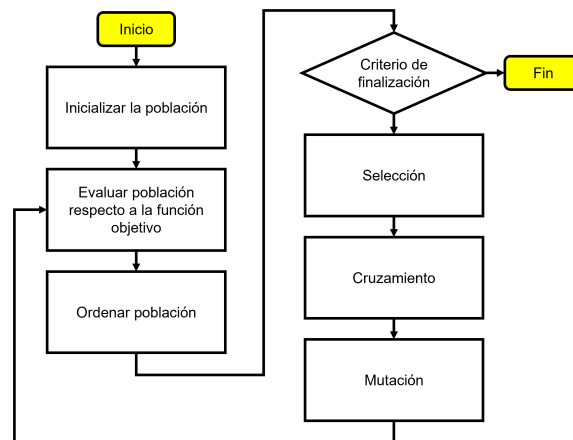


FIGURA 2.10: Diagrama de flujo del algoritmo genético.

El GA es una categoría de algoritmo adaptativo muy utilizado para resolver una gran variedad de problemas de optimización y búsqueda que se basa en procesos biológicos, específicamente en los principios de genética humana y la teoría de la evolución de Darwin [65, 66, 67, 68]. Por lo tanto, el objetivo principal de los GA es convertir una posible solución a un problema específico en una representación codificada. Al igual que los algoritmos evolutivos, los GA aplican operadores de selección, recombinación y mutación a un conjunto de individuos con el fin de preservar la

información crucial [67]. En términos básicos, un GA consiste en una población de soluciones codificadas de manera análoga a los cromosomas y cada individuo tiene asociado un valor de aptitud o “fitness” que mide su validez como solución al problema, esto determinará si se le dará mas o menos oportunidades de reproducirse [65].

Una forma más amplia de explicar el proceso de un GA, es que dicho método cuenta con elementos básicos [66, 68] que explican dicho proceso hasta encontrar la solución adecuada. Esta implementación comienza con la inicialización de una población de soluciones que es escogida aleatoriamente, y representa un conjunto de posibles soluciones [66, 67]. Luego, se evalúa mediante la función “fitness”, también conocida como función de optimización, dicha función evalúa la aptitud de cada solución, determinando su capacidad para resolver el problema y si se le dará mayor o menor consideración a la solución para reproducirse [64, 67]. Posteriormente, se seleccionan los individuos más aptos para la reproducción, esto es un proceso crucial para poder determinar que individuos tienen mas posibilidades de reproducirse y transmitir sus genes a la siguiente generación. Es decir, los individuos con una muy alta aptitud tienen mayor posibilidad de ser seleccionados y los menos aptos no.

Una vez terminado el proceso de selección, se realiza el cruce. Este otro componente implica intercambiar información genética entre los individuos seleccionados, simulando así la reproducción sexual. Esto da lugar a que se creen nuevos individuos que heredaran las características de sus padres y será parte de la nueva población; igualmente, hay que tener presente que este proceso se realiza aleatoriamente, por lo que no es posible conocer previamente el resultado. Se puede obtener un nuevo individuo con un buen valor fitness o uno con un valor negativo [65, 67, 68]. Por último, se aplica el proceso de mutación que introduce pequeñas modificaciones aleatorias en los individuos, dicha modificación tiene como propósito aumentar la diversidad genética de la población. Esto es importante ya que en este proceso se quiere asegurar que no existan regiones sin explorar en el espacio de soluciones, como también garantizar que los GA converjan hasta obtener una solución óptima [68].

De manera iterativa, se repiten los “pasos” del proceso de un Algoritmo Genético hasta repetir el ciclo durante un número fijo de generaciones o hasta que se cumpla algún criterio de convergencia. Con el paso de las generaciones, los individuos que prevalecerán son lo que mejor se hayan adaptado, lo cual llevara a tener soluciones de mayor calidad [67]. El pseudocódigo del GA se puede revisar a continuación,

Algorithm 1 Pseudocódigo de GA

```
1: Inicialización de la población
2: Evaluación de la función objetivo
3: for  $t = 1$ : última iteración
4:   for  $i = 1$ : tamaño de población
5:     if Selección then Torneo entre la población de individuos
6:       Selección del individuo más fuerte
7:     end
8:     for  $k = 1$ : dimensión
9:       Reproducción
10:      Mutación
11:     if Reproducción then Nuevos individuos más fuertes se generan
12:     end
13:     if Mutación then Recombinaciones biológicas
14:     end
15:   end
16:   Evaluación de la función objetivo
17: end
18: end
```

2.6.2 INTELIGENCIA COLECTIVA

El algoritmo de Optimización por Enjambre de Partículas, o también conocido como PSO, es un método que basa su funcionamiento en la técnica de inteligencia de enjambre, una técnica que se basa en el estudio del comportamiento colectivo en sistemas auto-organizados y descentralizados cuyo objetivo es diseñar sistemas multiagente inspirándose en el comportamiento colectivo de sociedades animales [6] como se muestra en la Figura 2.11.



FIGURA 2.11: Comportamiento colectivo de peces, hormigas, abejas y pájaros con el objetivo de obtener un fin común positivo [6].

Dichos sistemas, generalmente de agentes computacionales simples que pueden percibir y modificar su entorno de manera local, lo que permite la comunicación entre los agentes, que detectan cambios en el entorno causados por otros agentes. Aunque no exista un control de cómo deben comportarse los agentes, las interacciones entre ellos conducen a la aparición de un comportamiento global [69].

Una característica distintiva del PSO es su capacidad para resolver problemas en espacios de búsqueda multidimensionales y no lineales [70]. Aunque se inspira en el comportamiento de la naturaleza, este algoritmo es computacionalmente eficiente y fácil de implementar, ya que utiliza operadores matemáticos simples y que no requiere de una estructura centralizada de control.

El algoritmo PSO trabaja con una población de “partículas”, donde cada partícula representa una solución propuesta para resolver el problema que quiere ser optimizado. Cada partícula tiene una posición y una velocidad iniciales, y su objetivo es encontrar la solución adecuada. Para lograr esto, las partículas siguen un proceso iterativo que las lleva a ajustar sus posiciones y velocidades de manera colaborativa [71]. Una forma sencilla de visualizar el proceso lógico del algoritmo PSO es a través de un diagrama de flujo como se muestra en la Figura 2.12.

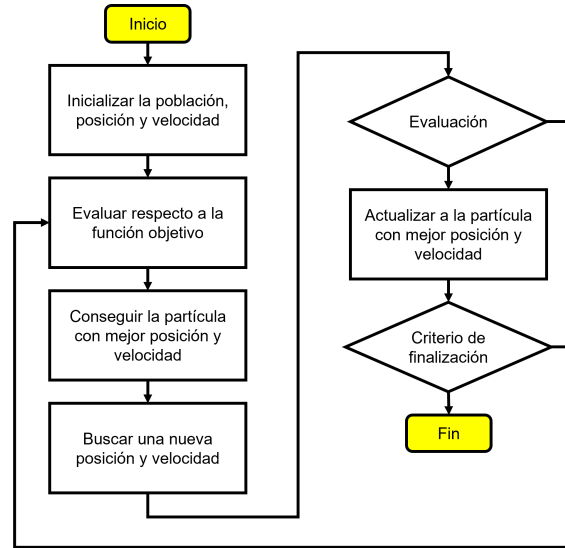


FIGURA 2.12: Diagrama de flujo del algoritmo de optimización inteligente de partículas.

En el contexto del algoritmo PSO, las partículas se desplazan por el espacio de búsqueda sincronizando sus movimientos con la partícula óptima actual. En cada k -ésima iteración, cada partícula p_i del enjambre posee dos atributos: su posición $X(t) \in \mathbb{R}$ y su velocidad $V(t) \in \mathbb{R}$. El movimiento de la partícula viene determinado por una velocidad que combina su mejor posición personal P_{best} y la mejor posición colectiva de todo el enjambre G_{best} dentro del dominio de exploración [72].

$$V(t+1) = wV(t) + c_1r_1(P_{best} - X(t)) + c_2r_2(G_{best} - X(t)) \quad (2.30)$$

$$X(t+1) = X(t) + V(t+1) \quad (2.31)$$

En concreto, se emplea la Ecuación (2.30) para actualizar la velocidad de las partículas individuales. Esta ecuación incluye coeficientes de aprendizaje cognitivo y social, denominados $c_1 \in \mathbb{R}^+$ y $c_2 \in \mathbb{R}^+$, respectivamente. El peso de inercia prescrito está representado por $w \in \mathbb{R}^+$, y cada iteración implica la generación de números aleatorios, $r_1 \in \mathbb{R}^+$ y $r_2 \in \mathbb{R}^+$, dentro del rango de 0 a 1. Adicionalmente, la posición de la

partícula puede ajustarse mediante la Ecuación (2.31). El proceso de iteración finaliza cuando se alcanza el número de iteraciones predeterminado o cuando se alcanza un valor crítico de una función objetivo, por ejemplo, ISE [15]. El pseudocódigo del algoritmo PSO se puede revisar a continuación,

Algorithm 2 Pseudocódigo de algoritmo PSO

```

1: Generación de población
2: for  $t = 1$ : última iteración
3:   for  $i = 1$ : tamaño de población
4:     if  $f(X_{i,k}(t)) < f(p_i(t))$  then  $f(p_i(t)) = f(X_{i,k}(t))$ 
5:        $f(G_{best}(t)) = \min(f(p_i(t)))$ 
6:     end
7:   for  $k = 1$ : dimensión del problema
8:      $V_{i,k}(t+1) = wV_{i,k}(t) + c_1r_1(P_{best} - X_{i,k}(t)) + c_2r_2(G_{best} - X_{i,k}(t))$ 
9:      $X_{i,k}(t+1) = X_{i,k}(t) + V_{i,k}(t+1)$ 
10:    if  $V_{i,k}(t+1) > v_{max}$  then  $V_{i,k}(t+1) = v_{max}$ 
11:    else if  $V_{i,k}(t+1) < v_{min}$  then  $V_{i,k}(t+1) = v_{min}$ 
12:    end
13:    if  $X_{i,k}(t+1) > x_{max}$  then  $X_{i,k}(t+1) = x_{max}$ 
14:    else if  $X_{i,k}(t+1) < x_{min}$  then  $X_{i,k}(t+1) = x_{min}$ 
15:    end
16:  end
17: end
18: end

```

CAPÍTULO 3

IMPLEMENTACIÓN NUMÉRICA DE CONTROLADORES Y ALGORITMOS INTELIGENTES

Teniendo en cuenta los detalles del capítulo anterior, este capítulo describe los parámetros del modelo dinámico derivado de la metodología de Euler-Lagrange, además de obtener valores de desempeño respecto a la solución del problema de control de bajo nivel.

Para ilustrar el funcionamiento del exoesqueleto, se presentan las pruebas de desempeño de las simulaciones numéricas del modelo mecánico propuesto para la reproducción de movimientos de las extremidades inferiores realizadas en el software Matlab-Simulink considerando seis esquemas de control los cuáles son Control *Proporcional, Integral, Derivativo* (PID), Control *PD con Compensación de Gravedad* (PDG), Control PD+, Control *PD con Compensación* (PDC), Control por *Par Calculado* (PC) y Control por *Modos Deslizantes* (MD) y dos algoritmos inteligentes, los cuales son algoritmo de *optimización por enjambre de partículas* (PSO) y *algoritmo genético* (GA). Los experimentos se van a llevar a cabo realizando combinaciones de los controladores en conjunto con los algoritmos inteligentes para destacar los que obtienen un mejor valor numérico respecto al índice de desempeño

seleccionado.

Los parámetros a considerar para la simulación del modelo dinámico fueron calculados a partir de las medidas antropométricas mostradas en la Tabla 2.1, considerando una altura promedio H de 1.65 m y los valores de peso respecto a las piezas desarrolladas mediante el software SolidWorks y asignando como material PLA. Es importante mencionar que como trabajo futuro se considera una implementación física del exoesqueleto, por lo que el diseño se realizó a escala 1:2 y de esta manera se obtuvieron las medidas antropométricas de los vínculos del exoesqueleto (muslo, pantorrilla y pie). La Tabla 3.1 presenta los parámetros del modelo dinámico, mientras que la Tabla 3.2 y 3.3 presentan los parámetros de simulación del GA y el algoritmo PSO, respectivamente.

TABLA 3.1: Parámetros del modelo dinámico.

Parámetro	Valor numérico
Masa del vínculo 1 (m_1)	0.06331 Kg
Masa del vínculo 2 (m_2)	0.03774 Kg
Masa del vínculo 3 (m_3)	0.0305 Kg
Longitud del vínculo 1 (l_1)	0.1914 m
Longitud del vínculo 2 (l_2)	0.2037 m
Longitud del vínculo 3 (l_3)	0.03506 m
Longitud al centro de masa del vínculo 1 (lc_1)	0.0828 m
Longitud al centro de masa del vínculo 2 (lc_2)	0.0882 m
Longitud al centro de masa del vínculo 3 (lc_3)	0.01753 m
Momento de inercia del vínculo 1 (I_1)	0.00016534 Kgm ²
Momento de inercia del vínculo 2 (I_2)	0.000123649 Kgm ²
Momento de inercia del vínculo 3 (I_3)	0.000002476 Kgm ²
Gravedad (g)	9.81 m/s ²
Coefficiente de fricción viscosa del vínculo 1 (f_1)	0.65
Coefficiente de fricción viscosa del vínculo 2 (f_2)	0.54
Coefficiente de fricción viscosa del vínculo 3 (f_3)	0.545

TABLA 3.2: Parámetros de simulación del algoritmo genético.

Parámetro	Valor numérico
Población (n)	10
Número de iteraciones ($step$)	10
Dimensión del problema (PID) (dim)	9
Dimensión del problema (PD's y par calculado) (dim)	6
Dimensión del problema (Modos Deslizantes) (dim)	3
Factor de cruzamiento (c)	0.8
Factor de mutación (m)	0.2

TABLA 3.3: Parámetros de simulación del algoritmo PSO.

Parámetro	Valor numérico
Factor cognitivo (c_1)	1.2
Factor social (c_2)	0.12
Factor de inercia (w)	0.9
Población (n)	10
Número de iteraciones ($step$)	10
Dimensión del problema (PID) (dim)	9
Dimensión del problema (PD's y par calculado) (dim)	6
Dimensión del problema (Modos Deslizantes) (dim)	3
Valores aleatorios (R_1, R_2)	$rand(dim, n)$

3.1 PRUEBAS DE DESEMPEÑO

El desempeño de cada esquema de control se va a medir con los índices de desempeño mostrados en el capítulo anterior, esto nos va a ayudar a destacar el conjunto de controlador-algoritmo que resuelve de mejor manera el objetivo de control de bajo nivel.

Los índices de desempeño y las funciones objetivo guardan una relación respecto a definición, en otras palabras, el error de seguimiento alimenta al índice de desempeño del esquema de control y a su vez este se comporta como función objetivo del algoritmo inteligente. Por lo mencionado anteriormente, es importante mencionar que el valor mínimo global de la función objetivo es 0. Por lo tanto, el algoritmo

inteligente va a trabajar para optimizar la función objetivo a cero que es lo mismo que calcular el mínimo error de seguimiento de trayectoria. Entonces, el problema de optimización inteligente se puede definir de la siguiente manera:

$$ISE = \int_0^t e^2(t) dt = 0 \quad (3.1)$$

donde e es el error de seguimiento como se muestra en la Ecuación (2.11) y se considera que las ganancias calculadas, $K \in R^+$ para que finalmente, $\tau_{control}$ converja a la señal de seguimiento de trayectoria, coincidiendo con el valor mínimo global.

Los experimentos se llevan a cabo considerando casos de funcionamiento nominal y con perturbación. En el ambiente nominal se considera un tipo de caso donde no existen valores de perturbación y/o variaciones paramétricas que afecten el funcionamiento del exoesqueleto impactando directamente en el cálculo de los parámetros de ganancias mediante el algoritmo de optimización inteligente. Por otro lado, el ambiente con perturbación considera señales de perturbación propuestas en el modelo dinámico para calcular ganancias que permitan operar el exoesqueleto en un ambiente más cercano a la *realidad física*.

El diagrama general desarrollado en Matlab-Simulink para realizar la sintonización inteligente y resolver el control de bajo nivel se puede observar en la Figura 3.1.

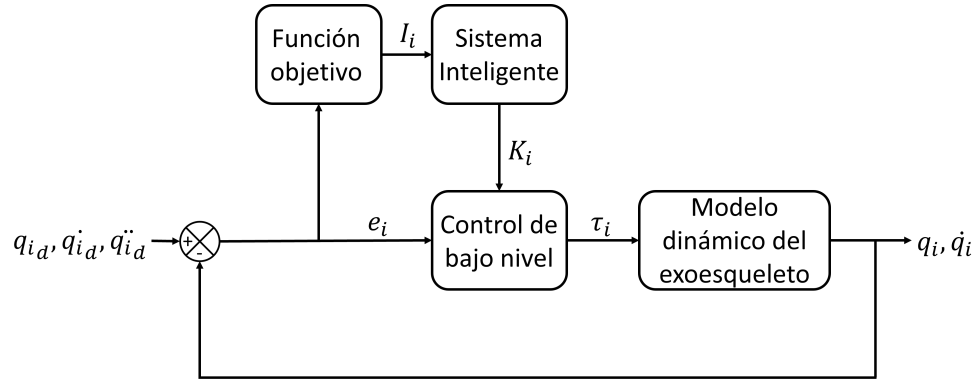


FIGURA 3.1: e_i representa los error de seguimiento, I_i los valores de desempeño, K_i las ganancias calculadas por el sistema inteligente, τ_i los pares de entrada generados por el control de bajo nivel, $q_{i_d}, \dot{q}_{i_d}, \ddot{q}_{i_d}$ las señales de entrada y q_i, \dot{q}_i las posiciones y velocidades angulares, respectivamente.

3.1.1 SIMULACIONES CONSIDERANDO MODELO DINÁMICO

NOMINAL

Las primeras pruebas de desempeño se exponen a continuación considerando valores de ganancias iniciales como se muestra en la Tabla 3.4. Estas mismas ganancias van a funcionar como condiciones iniciales en los algoritmos inteligentes.

Controlador	Ganancia	Cadera	Rodilla	Tobillo
PID	K_p	5	5	5
	K_d	1	1	1
	K_i	1	1	1
PDG	K_p	0.1	0.1	0.1
	K_d	0.05	0.005	0.001
PC	K_p	10	10	10
	K_d	1.5	1.5	1.5
PD+	K_p	0.1	0.05	0.005
	K_d	0.005	0.005	0.001
PDC	K_p	0.01	0.005	0.001
	K_d	0.001	0.001	0.001
MD	K_d	0.25	0.35	0.55

TABLA 3.4: Ganancias propuestas heurísticamente para los esquemas de control del modelo dinámico nominal.

Controlador	Índice de Desempeño	Cadera	Rodilla	Tobillo	Promedio	Promedio Global
PID	IAE	11.03	15.11	5.642	10.594	59.130
	ISE	22.33	35.9	4.318	20.849	
	ITAE	64.55	94.32	30.15	63.007	
	ITSE	145.5	257	23.71	142.070	

TABLA 3.5: Desempeño del control PID considerando el modelo dinámico nominal y las ganancias propuestas heurísticamente de la Tabla 3.4.

Controlador	Índice de Desempeño	Cadera	Rodilla	Tobillo	Promedio	Promedio Global
PDG	IAE	10.23	7.138	4.124	7.164	36.407
	ISE	17.42	12.08	3.821	11.107	
	ITAE	63.09	44.79	25.76	44.547	
	ITSE	126.7	92.8	28.93	82.810	

TABLA 3.6: Desempeño del control PDG considerando el modelo dinámico nominal y las ganancias propuestas heurísticamente de la Tabla 3.4.

Controlador	Índice de Desempeño	Cadera	Rodilla	Tobillo	Promedio	Promedio Global
PC	IAE	3.581	4.902	4.386	4.290	6.247
	ISE	5.419	9.749	8.462	7.877	
	ITAE	5.72	8.48	6.333	6.844	
	ITSE	4.086	7.617	6.228	5.977	

TABLA 3.7: Desempeño del control PC considerando el modelo dinámico nominal y las ganancias propuestas heurísticamente de la Tabla 3.4.

Controlador	Índice de Desempeño	Cadera	Rodilla	Tobillo	Promedio	Promedio Global
PD+	IAE	11.17	10.04	5.494	8.901	19.949
	ISE	24.72	19.45	5.789	16.653	
	ITAE	31.92	24.49	16.34	24.250	
	ITSE	43.61	35.55	10.82	29.993	

TABLA 3.8: Desempeño del control PD+ considerando el modelo dinámico nominal y las ganancias propuestas heurísticamente de la Tabla 3.4.

Controlador	Índice de Desempeño	Cadera	Rodilla	Tobillo	Promedio	Promedio Global
PDC	IAE	11.1	9.892	2.871	7.954	20.415
	ISE	13.29	12.52	1.026	8.945	
	ITAE	49.4	37.6	11.45	32.817	
	ITSE	54.39	37.76	3.685	31.945	

TABLA 3.9: Desempeño del control PDC considerando el modelo dinámico nominal y las ganancias propuestas heurísticamente de la Tabla 3.4.

Controlador	Índice de Desempeño	Cadera	Rodilla	Tobillo	Promedio	Promedio Global
MD	IAE	7.925	9.989	5.475	7.796	15.324
	ISE	18.79	29.69	10.02	19.500	
	ITAE	14.1	18.33	8.576	13.669	
	ITSE	20.42	31.46	9.111	20.330	

TABLA 3.10: Desempeño del control MD considerando el modelo dinámico nominal y las ganancias propuestas heurísticamente de la Tabla 3.4.

3.1.1.1 SINTONIZACIÓN INTELIGENTE CON ALGORITMO GENÉTICO

En esta subsección se muestran las pruebas de desempeño utilizando el método de sintonización inteligente con el GA considerando el modelo dinámico nominal. Los valores de ganancias calculadas por el algoritmo se muestran en la Tabla 3.11. Es importante mencionar que en los siguientes apartados solo se muestran las ganancias calculadas mediante la función objetivo ISE, ya que se dice que esta función tiene el menor consumo de energía [73]. Los valores de las ganancias calculadas considerando las otras funciones objetivo en el modelo dinámico nominal del exoesqueleto, se muestran en el apéndice A.

Controlador	Ganancia	Cadera	Rodilla	Tobillo
PID	K_p	38.4232	49.0523	43.5594
	K_d	15.4762	41.5026	33.3826
	K_i	46.6923	39.1484	49.7687
PDG	K_p	4.8249	4.3555	3.5435
	K_d	1.86	0.3366	0.7919
PC	K_p	69.2481	79.1261	95.7447
	K_d	49.5919	43.9711	43.5085
PD+	K_p	4.3015	5.1913	5.3596
	K_d	1.1755	0.42	0.4761
PDC	K_p	4.3766	4.9203	3.693
	K_d	1.3172	0.6728	0.0815
MD	K_d	6.3379	9.9703	9.9915

TABLA 3.11: Ganancias calculadas por el GA para los esquemas de control del modelo dinámico nominal.

Controlador	Índice de Desempeño	Cadera	Rodilla	Tobillo	Promedio	Promedio Global
PID	IAE	1.0921	1.4169	0.5587	1.023	2.3269
	ISE	0.1637	0.2934	0.0469	0.168	
	ITAE	7.9599	9.4572	3.2679	6.895	
	ITSE	1.3976	1.9826	0.2856	1.222	

TABLA 3.12: Desempeño del control PID considerando el modelo dinámico nominal y las ganancias calculadas por GA de la Tabla 3.11.

Controlador	Índice de Desempeño	Cadera	Rodilla	Tobillo	Promedio	Promedio Global
PDG	IAE	0.4265	0.3074	0.0475	0.260	0.4771
	ISE	0.0284	0.0162	0.0016	0.015	
	ITAE	2.4013	1.5109	0.6005	1.504	
	ITSE	0.2521	0.1122	0.0208	0.128	

TABLA 3.13: Desempeño del control PDG considerando el modelo dinámico nominal y las ganancias calculadas por GA de la Tabla 3.11.

Controlador	Índice de Desempeño	Cadera	Rodilla	Tobillo	Promedio	Promedio Global
PC	IAE	0.2708	0.6052	0.2695	0.382	0.3159
	ISE	0.0208	0.0657	0.024	0.037	
	ITAE	0.7251	0.8945	0.7831	0.801	
	ITSE	0.0262	0.0718	0.0338	0.044	

TABLA 3.14: Desempeño del control PC considerando el modelo dinámico nominal y las ganancias calculadas por GA de la Tabla 3.11.

Controlador	Índice de Desempeño	Cadera	Rodilla	Tobillo	Promedio	Promedio Global
PD+	IAE	0.0969	0.1654	0.0096	0.091	0.1436
	ISE	0.0041	0.0058	0.00071	0.0035	
	ITAE	0.153	0.5832	0.6701	0.469	
	ITSE	0.0036	0.0267	0.0045	0.012	

TABLA 3.15: Desempeño del control PD+ considerando el modelo dinámico nominal y las ganancias calculadas por GA de la Tabla 3.11.

Controlador	Índice de Desempeño	Cadera	Rodilla	Tobillo	Promedio	Promedio Global
PDC	IAE	0.0937	0.0935	0.0106	0.066	0.1449
	ISE	0.0073	0.0059	0.000041	0.0044	
	ITAE	0.4251	0.7252	0.3337	0.495	
	ITSE	0.0076	0.0319	0.004	0.015	

TABLA 3.16: Desempeño del control PDC considerando el modelo dinámico nominal y las ganancias calculadas por GA de la Tabla 3.11.

Controlador	Índice de Desempeño	Cadera	Rodilla	Tobillo	Promedio	Promedio Global
MD	IAE	0.2916	0.7525	0.3766	0.474	0.7729
	ISE	0.0268	0.0844	0.0242	0.045	
	ITAE	1.819	3.9181	1.3852	2.374	
	ITSE	0.0947	0.4522	0.049	0.199	

TABLA 3.17: Desempeño del control MD considerando el modelo dinámico nominal y las ganancias calculadas por GA de la Tabla 3.11.

Realizando una comparación entre los promedios globales de los índices de desempeño obtenidos, se puede observar que el esquema que obtiene un mejor desempeño utilizando GA para sintonizar ganancias, es el control PD+.

3.1.1.2 SINTONIZACIÓN INTELIGENTE CON ALGORITMO PSO

En esta subsección se muestran las pruebas de desempeño utilizando el método de sintonización inteligente con el algoritmo PSO considerando el modelo dinámico nominal. Los valores de ganancias calculadas por el algoritmo se muestran en la Tabla 3.18.

Controlador	Ganancia	Cadera	Rodilla	Tobillo
PID	K_p	37.7957	43.2481	35.6589
	K_d	26.8714	20.3156	10.0436
	K_i	7.9837	31.9041	6.864
PDG	K_p	5.3088	5.8677	4.8352
	K_d	3.3213	1.0014	1.368
PC	K_p	19.3661	22.9188	35.7594
	K_d	38.732	28.0296	33.0806
PD+	K_p	4.5932	5.8667	3.8863
	K_d	1.4635	0.6402	1.5346
PDC	K_p	3.7792	4.4005	4.3822
	K_d	4.6849	0.8343	2.3582
MD	K_d	3.1019	3.2035	4.2212

TABLA 3.18: Ganancias calculadas por el PSO para los esquemas de control del modelo dinámico nominal.

Controlador	Índice de Desempeño	Cadera	Rodilla	Tobillo	Promedio	Promedio Global
PID	IAE	1.738	1.95	0.7134	1.467	2.936
	ISE	0.3837	0.3997	0.08696	0.290	
	ITAE	8.503	9.486	4.236	7.408	
	ITSE	1.9116	5.204	0.6252	2.580	

TABLA 3.19: Desempeño del control PID considerando el modelo dinámico nominal y las ganancias calculadas por PSO de la Tabla 3.18.

Controlador	Índice de Desempeño	Cadera	Rodilla	Tobillo	Promedio	Promedio Global
PDG	IAE	0.4031	0.4228	0.1828	0.336	0.576
	ISE	0.0258	0.0177	0.0075	0.017	
	ITAE	2.3285	3.0351	0.1373	1.834	
	ITSE	0.1846	0.1272	0.0417	0.118	

TABLA 3.20: Desempeño del control PDG considerando el modelo dinámico nominal y las ganancias calculadas por PSO de la Tabla 3.18.

Controlador	Índice de Desempeño	Cadera	Rodilla	Tobillo	Promedio	Promedio Global
PC	IAE	0.5768	0.9961	0.5823	0.718	0.583
	ISE	0.0874	0.2783	0.0923	0.153	
	ITAE	1.0746	1.5718	1.3672	1.338	
	ITSE	0.0888	0.2218	0.0529	0.121	

TABLA 3.21: Desempeño del control PC considerando el modelo dinámico nominal y las ganancias calculadas por PSO de la Tabla 3.18.

Controlador	Índice de Desempeño	Cadera	Rodilla	Tobillo	Promedio	Promedio Global
PD+	IAE	0.0756	0.1434	0.1413	0.120	0.621
	ISE	0.0048	0.0037	0.0032	0.0039	
	ITAE	2.0229	3.129	1.559	2.237	
	ITSE	0.0508	0.2849	0.0379	0.125	

TABLA 3.22: Desempeño del control PD+ considerando el modelo dinámico nominal y las ganancias calculadas por PSO de la Tabla 3.18.

Controlador	Índice de Desempeño	Cadera	Rodilla	Tobillo	Promedio	Promedio Global
PDC	IAE	0.2857	0.4596	0.1715	0.306	0.385
	ISE	0.015	0.0171	0.0063	0.013	
	ITAE	1.7419	0.8613	0.9152	1.173	
	ITSE	0.1005	0.0165	0.0266	0.048	

TABLA 3.23: Desempeño del control PDC considerando el modelo dinámico nominal y las ganancias calculadas por PSO de la Tabla 3.18.

Controlador	Índice de Desempeño	Cadera	Rodilla	Tobillo	Promedio	Promedio Global
MD	IAE	0.4878	0.9417	0.54	0.657	1.046
	ISE	0.1162	0.835	0.1826	0.378	
	ITAE	2.7609	4.2882	1.5327	2.861	
	ITSE	0.133	0.5359	0.2008	0.290	

TABLA 3.24: Desempeño del control MD considerando el modelo dinámico nominal y las ganancias calculadas por PSO de la Tabla 3.18.

Realizando una comparación entre los promedios globales de los índices de desempeño obtenidos, se puede observar que el esquema que obtuvo un mejor desempeño sintonizado con PSO, es el control PD con compensación, sin embargo, realizando la comparación entre los índices de desempeño del algoritmo genético y el algoritmo PSO, se observa que la combinación control PD+ y GA, logra obtener el mejor resultado global obteniendo un valor numérico de desempeño de 0.1436. Por lo tanto, para las simulaciones considerando el modelo dinámico nominal del exoesqueleto, el esquema de control PD+ en conjunto con el algoritmo genético resuelve el problema de control de bajo nivel y a su vez obtiene un valor de desempeño mejor que el de las demás combinaciones. En la Figura 3.2, se muestran las señales de torque generadas por el control PD+ sintonizado con GA para poder resolver el problema de control de seguimiento de trayectorias.

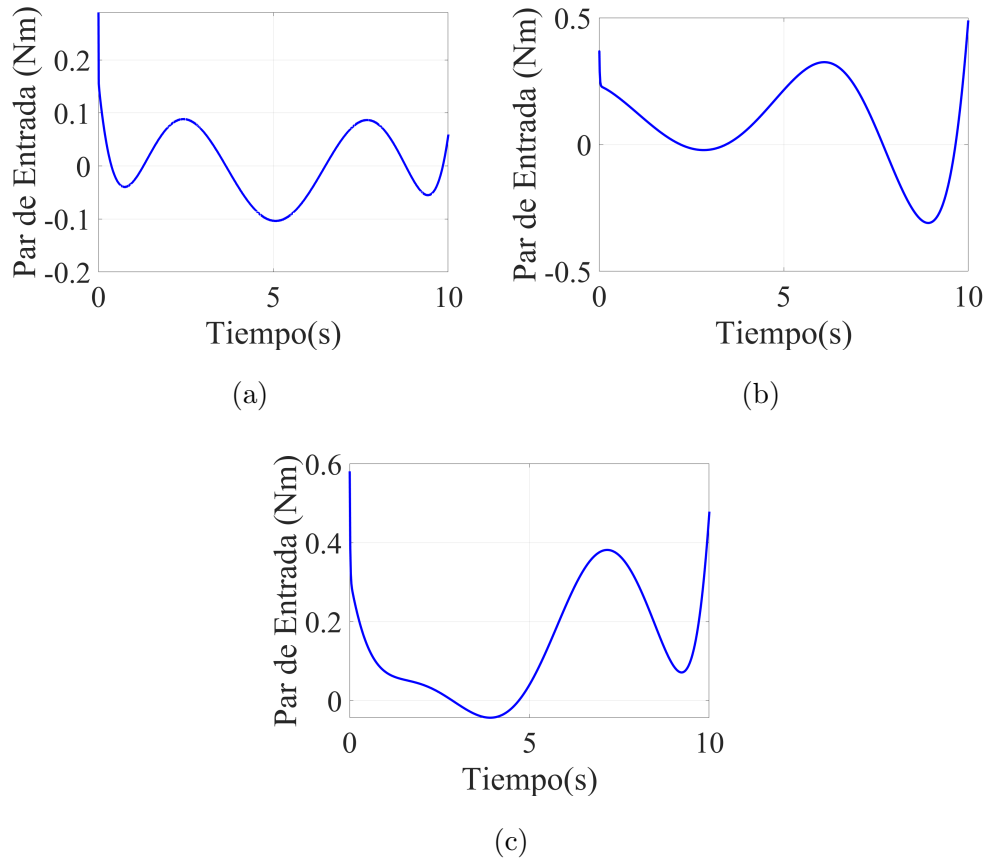


FIGURA 3.2: Pares de entrada para la articulación de (a) cadera, (b) rodilla y (c) tobillo, calculados con el control PD+ sintonizado con el GA.

3.1.2 SIMULACIONES CONSIDERANDO MODELO DINÁMICO CON VARIACIÓN PARAMÉTRICA

Los exoesqueletos, como cualquier otro sistema mecánico, pueden ser susceptibles a variaciones paramétricas y/o perturbaciones. Por variación paramétrica se refiere a cambios en los ajustes internos del exoesqueleto que pueden producirse debido a desgaste en los componentes, distribuciones de peso del usuario o a alteraciones en la configuración del exoesqueleto. Mientras que por perturbación se refiere a alteraciones o fuerzas externas que pueden afectar el balance o estabilidad

del exoesqueleto lo cuál puede impactar directamente en el desempeño del sistema.

En las siguientes pruebas de desempeño se considera un aumento del 20% en la masa del segmento de la pantorrilla [20], de esta manera se prueba la sintonización inteligente del esquema de control ante variación paramétrica.

3.1.2.1 SINTONIZACIÓN INTELIGENTE CON ALGORITMO GENÉTICO

En esta subsección se muestran las pruebas de desempeño utilizando el método de sintonización inteligente con el GA considerando el modelo dinámico con variación paramétrica. Los valores de ganancias calculadas por el algoritmo y la función objetivo ISE se muestran en la Tabla 3.25. Los valores de las ganancias calculadas considerando las otras funciones objetivo en modelo dinámico del exoesqueleto con variación paramétrica, se muestran en el apéndice B.

Controlador	Ganancia	Cadera	Rodilla	Tobillo
PID	K_p	46.0299	36.5539	38.3051
	K_d	42.1529	22.2748	46.5904
	K_i	40.6876	34.6287	0.9724
PDG	K_p	4.2411	3.7724	4.1756
	K_d	2.1424	1.377	1.0199
PC	K_p	27.6475	26.625	33.5104
	K_d	11.3276	19.1323	17.0363
PD+	K_p	5.4423	5.8186	4.8222
	K_d	2.2365	0.48	0.1838
PDC	K_p	4.1709	3.9875	2.878
	K_d	1.2399	0.4986	2.3955
MD	K_d	9.4807	49.6966	137.4944

TABLA 3.25: Ganancias calculadas por el GA para los esquemas de control del modelo dinámico con variación paramétrica.

Controlador	Índice de Desempeño	Cadera	Rodilla	Tobillo	Promedio	Promedio Global
PID	IAE	1.2109	1.2645	0.5219	0.999	2.1633
	ISE	0.1523	0.4581	0.0266	0.212	
	ITAE	5.8972	10.1334	2.5693	6.200	
	ITSE	1.6362	1.6515	0.4381	1.242	

TABLA 3.26: Desempeño del control PID considerando el modelo dinámico con variación paramétrica y las ganancias calculadas por GA de la Tabla 3.25.

Controlador	Índice de Desempeño	Cadera	Rodilla	Tobillo	Promedio	Promedio Global
PDG	IAE	0.3805	0.32	0.2008	0.300	0.6125
	ISE	0.034	0.0384	0.0044	0.026	
	ITAE	2.3982	2.7226	0.8914	2.004	
	ITSE	0.2816	0.0751	0.0025	0.120	

TABLA 3.27: Desempeño del control PDG considerando el modelo dinámico con variación paramétrica y las ganancias calculadas por GA de la Tabla 3.25.

Controlador	Índice de Desempeño	Cadera	Rodilla	Tobillo	Promedio	Promedio Global
PC	IAE	0.6021	0.8128	0.9186	0.778	0.5940
	ISE	0.2501	0.3034	0.1992	0.251	
	ITAE	1.3315	1.7253	0.6347	1.231	
	ITSE	0.0727	0.2228	0.0545	0.117	

TABLA 3.28: Desempeño del control PC considerando el modelo dinámico con variación paramétrica y las ganancias calculadas por GA de la Tabla 3.25.

Controlador	Índice de Desempeño	Cadera	Rodilla	Tobillo	Promedio	Promedio Global
PD+	IAE	0.1037	0.0865	0.0397	0.077	0.0983
	ISE	0.0069	0.0057	0.00062594	0.0044	
	ITAE	0.5608	0.2256	0.1328	0.306	
	ITSE	0.0126	0.0046	0.00059047	0.006	

TABLA 3.29: Desempeño del control PD+ considerando el modelo dinámico con variación paramétrica y las ganancias calculadas por GA de la Tabla 3.25.

Controlador	Índice de Desempeño	Cadera	Rodilla	Tobillo	Promedio	Promedio Global
PDC	IAE	0.0975	0.1122	0.0697	0.093	0.1694
	ISE	0.0046	0.0066	0.0095	0.0069	
	ITAE	0.7181	0.7218	0.2357	0.559	
	ITSE	0.0141	0.0414	0.0013	0.019	

TABLA 3.30: Desempeño del control PDC considerando el modelo dinámico con variación paramétrica y las ganancias calculadas por GA de la Tabla 3.25.

Controlador	Índice de Desempeño	Cadera	Rodilla	Tobillo	Promedio	Promedio Global
MD	IAE	0.8328	1.4509	1.4506	1.245	2.2408
	ISE	0.0832	0.0397	0.3803	0.168	
	ITAE	3.9429	4.6573	10.2024	6.268	
	ITSE	0.589	0.4405	2.82	1.283	

TABLA 3.31: Desempeño del control MD considerando el modelo dinámico con variación paramétrica y las ganancias calculadas por GA de la Tabla 3.25.

Realizando una comparación entre los promedios globales de los índices de desempeño obtenidos, se puede observar que el esquema que obtuvo un mejor desempeño sintonizado con GA, es el control PD+.

3.1.2.2 SINTONIZACIÓN INTELIGENTE CON ALGORITMO PSO

En esta subsección se muestran las pruebas de desempeño utilizando el método de sintonización inteligente con el algoritmo PSO considerando el modelo dinámico con variación paramétrica. Los valores de ganancias calculadas por el algoritmo y la función objetivo ISE se muestran en la Tabla 3.32.

Controlador	Ganancia	Cadera	Rodilla	Tobillo
PID	K_p	39.3865	52.9033	24.9265
	K_d	31.4327	32.9877	24.6175
	K_i	17.5011	8.7582	2.9203
PDG	K_p	5.8805	5.258	3.242
	K_d	1.8971	4.8574	1.0023
PC	K_p	38.074	48.2778	30.1857
	K_d	22.4858	27.3004	30.8713
PD+	K_p	3.1522	5.1861	5.7751
	K_d	2.7219	1.0071	3.1285
PDC	K_p	4.7412	3.2639	4.415
	K_d	2.007	0.3841	2.0943
MD	K_d	19.6761	40.2418	132.7211

TABLA 3.32: Ganancias calculadas por el PSO para los esquemas de control del modelo dinámico con variación paramétrica.

Controlador	Índice de Desempeño	Cadera	Rodilla	Tobillo	Promedio	Promedio Global
PID	IAE	1.3363	1.2172	0.5366	1.030	2.037
	ISE	0.2578	0.2635	0.083	0.201	
	ITAE	6.2687	7.4258	3.7075	5.801	
	ITSE	0.9365	2.2137	0.1934	1.115	

TABLA 3.33: Desempeño del control PID considerando el modelo dinámico con variación paramétrica y las ganancias calculadas por PSO de la Tabla 3.32.

Controlador	Índice de Desempeño	Cadera	Rodilla	Tobillo	Promedio	Promedio Global
PDG	IAE	0.4657	0.2883	0.2271	0.327	0.686
	ISE	0.0527	0.0882	0.0031	0.048	
	ITAE	2.5897	2.5962	1.2297	2.139	
	ITSE	0.1847	0.5011	0.0082	0.231	

TABLA 3.34: Desempeño del control PDG considerando el modelo dinámico con variación paramétrica y las ganancias calculadas por PSO de la Tabla 3.32.

Controlador	Índice de Desempeño	Cadera	Rodilla	Tobillo	Promedio	Promedio Global
PC	IAE	0.5348	0.6937	0.5115	0.580	1.010
	ISE	0.0916	0.1363	0.1262	0.118	
	ITAE	1.0933	6.7554	1.6727	3.174	
	ITSE	0.0795	0.3674	0.0525	0.166	

TABLA 3.35: Desempeño del control PC considerando el modelo dinámico con variación paramétrica y las ganancias calculadas por PSO de la Tabla 3.32.

Controlador	Índice de Desempeño	Cadera	Rodilla	Tobillo	Promedio	Promedio Global
PD+	IAE	0.2112	0.2548	0.0922	0.186	0.195
	ISE	0.0101	0.0078	0.0048	0.0076	
	ITAE	0.6803	0.6207	0.1277	0.476	
	ITSE	0.1167	0.1638	0.0452	0.109	

TABLA 3.36: Desempeño del control PD+ considerando el modelo dinámico con variación paramétrica y las ganancias calculadas por PSO de la Tabla 3.32.

Controlador	Índice de Desempeño	Cadera	Rodilla	Tobillo	Promedio	Promedio Global
PDC	IAE	0.217	0.258	0.0938	0.190	0.237
	ISE	0.0063	0.0064	0.005	0.006	
	ITAE	1.0347	0.9017	0.1106	0.682	
	ITSE	0.0907	0.0852	0.0387	0.072	

TABLA 3.37: Desempeño del control PDC considerando el modelo dinámico con variación paramétrica y las ganancias calculadas por PSO de la Tabla 3.32.

Controlador	Índice de Desempeño	Cadera	Rodilla	Tobillo	Promedio	Promedio Global
MD	IAE	0.2716	0.6342	3.4975	1.468	3.496
	ISE	0.0108	0.2632	1.316	0.530	
	ITAE	1.4629	4.1528	19.9413	8.519	
	ITSE	0.055	1.4047	8.9415	3.467	

TABLA 3.38: Desempeño del control MD considerando el modelo dinámico con variación paramétrica y las ganancias calculadas por PSO de la Tabla 3.32.

Realizando una comparación entre los promedios globales de los índices de desempeño obtenidos, se puede observar que el esquema que obtuvo un mejor desempeño también es el control PD+, sin embargo, realizando la comparación entre los índices de desempeño del algoritmo genético y el algoritmo PSO, se observa que la combinación de control PD+ y GA, logra obtener el mejor resultado global obteniendo un valor numérico de desempeño de 0.0983. Por lo tanto, para las simulaciones considerando el modelo dinámico con variación paramétrica, el esquema de control PD+ en conjunto con el algoritmo genético resuelve el problema de control de bajo nivel y a su vez obtiene un valor de desempeño mejor que el de las demás combinaciones.

3.1.3 SIMULACIONES CONSIDERANDO MODELO DINÁMICO CON PERTURBACIONES

A partir de las señales de torque mostradas en la Figura 3.2, se construyen señales de par que son consideradas como perturbaciones en el modelo dinámico. Con la generación de dichas señales se realiza el análisis de sintonización inteligente para generar una nueva comparativa y definir el controlador que se comporta de mejor manera ante la señal de perturbación.

Las señales de torque se construyen considerando de 0 a 20% [74] del valor pico de los pares de entrada para la cadera, rodilla y tobillo generados mediante la implementación del control PD+ considerando un funcionamiento nominal del exoesqueleto.

Los pares de entrada son generados en el software Matlab-Simulink considerando la implementación de regresión lineal mediante el uso de los comandos `polyfit` y `polyval` para obtener un polinomio de grado n que forma las señales de perturbación deseadas. Los pares de perturbación generados se pueden observar en la Figura 3.3.

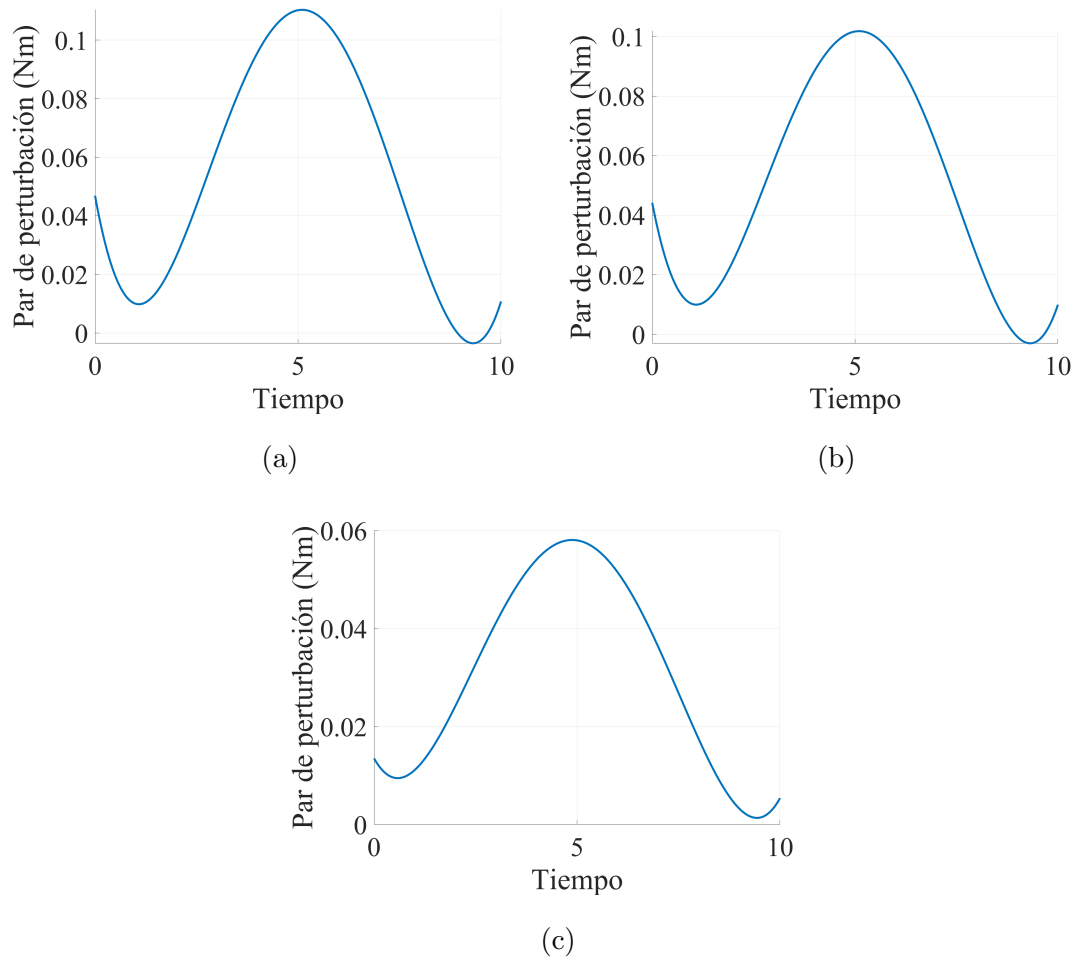


FIGURA 3.3: Pares de perturbación para la articulación de (a) cadera, (b) rodilla y (c) tobillo.

3.1.3.1 SINTONIZACIÓN INTELIGENTE CON ALGORITMO GENÉTICO

En esta subsección se muestran las pruebas de desempeño utilizando el método de sintonización inteligente con el GA considerando el modelo dinámico con perturbación. Los valores de ganancias calculadas por el algoritmo y la función objetivo ISE se muestran en la Tabla 3.39. Los valores de las ganancias calculadas considerando las otras funciones objetivo en modelo dinámico del exoesqueleto con perturbación, se muestran en el apéndice C.

Controlador	Ganancia	Cadera	Rodilla	Tobillo
PID	Kp	43.31	38.767	49.439
	Kd	8.762	42.315	25.578
	Ki	17.988	21.847	30.438
PDG	Kp	4.6618	4.564	4.215
	Kd	1.9109	0.9337	1.7826
PC	Kp	4,010	29,200	504,340
	Kd	4,170	14,780	15,660
PD+	Kp	5.886	5.7035	5.6095
	Kd	1.0037	1.90	0.6974
PDC	Kp	4.2182	4.3567	4.7667
	Kd	2.3846	1.7809	1.2425
MD	Kd	9.9775	9.9978	6.1689

TABLA 3.39: Ganancias calculadas por el GA para los esquemas de control del modelo dinámico con perturbación.

Controlador	Índice de Desempeño	Cadera	Rodilla	Tobillo	Promedio	Promedio Global
PID	IAE	1.3845	1.4237	0.657	1.155	2.0726
	ISE	0.2624	0.2499	0.0525	0.188	
	ITAE	6.0743	8.0089	3.5619	5.882	
	ITSE	1.0328	1.8171	0.3458	1.065	

TABLA 3.40: Desempeño del control PID considerando el modelo dinámico con perturbación y las ganancias calculadas por GA de la Tabla 3.39.

Controlador	Índice de Desempeño	Cadera	Rodilla	Tobillo	Promedio	Promedio Global
PDG	IAE	6.8586	8.3807	4.0763	6.439	19.2705
	ISE	6.0573	5.62	2.3657	4.681	
	ITAE	31.8384	33.014	27.2157	30.689	
	ITSE	61.9122	31.1913	12.7152	35.273	

TABLA 3.41: Desempeño del control PDG considerando el modelo dinámico con perturbación y las ganancias calculadas por GA de la Tabla 3.39.

Controlador	Índice de Desempeño	Cadera	Rodilla	Tobillo	Promedio	Promedio Global
PC	IAE	6.2323	12.3579	8.4291	9.006	25.2623
	ISE	7.7288	12.3078	7.7755	9.271	
	ITAE	37.0796	55.7682	36.6535	43.167	
	ITSE	7.6202	61.4064	49.7887	39.605	

TABLA 3.42: Desempeño del control PC considerando el modelo dinámico con perturbación y las ganancias calculadas por GA de la Tabla 3.39.

Controlador	Índice de Desempeño	Cadera	Rodilla	Tobillo	Promedio	Promedio Global
PD+	IAE	5.1511	4.7354	3.0151	4.301	14.7489
	ISE	3.9332	3.5855	1.4227	2.9805	
	ITAE	32.2426	27.3747	17.5254	25.714	
	ITSE	24.1924	38.6736	15.1348	26	

TABLA 3.43: Desempeño del control PD+ considerando el modelo dinámico con perturbación y las ganancias calculadas por GA de la Tabla 3.39.

Controlador	Índice de Desempeño	Cadera	Rodilla	Tobillo	Promedio	Promedio Global
PDC	IAE	12.8441	6.692	3.5145	7.684	16.2280
	ISE	9.2377	5.5063	1.8756	5.5399	
	ITAE	32.8428	34.7575	22.5394	30.047	
	ITSE	28.4261	25.5825	10.9173	21.642	

TABLA 3.44: Desempeño del control PDC considerando el modelo dinámico con perturbación y las ganancias calculadas por GA de la Tabla 3.39.

Controlador	Índice de Desempeño	Cadera	Rodilla	Tobillo	Promedio	Promedio Global
MD	IAE	0.3508	0.6958	0.4308	0.492	0.7811
	ISE	0.0159	0.0826	0.0649	0.054	
	ITAE	1.7941	3.8987	1.4322	2.375	
	ITSE	0.0967	0.4608	0.0496	0.202	

TABLA 3.45: Desempeño del control MD considerando el modelo dinámico con perturbación y las ganancias calculadas por GA de la Tabla 3.39.

Realizando una comparación entre los promedios globales de los índices de desempeño obtenidos, se puede observar que el esquema que obtuvo un mejor desempeño sintonizado con GA, es el control por modos deslizantes.

3.1.3.2 SINTONIZACIÓN INTELIGENTE CON ALGORITMO PSO

En esta subsección se muestran las pruebas de desempeño utilizando el método de sintonización inteligente con el algoritmo PSO considerando el modelo dinámico con perturbación. Los valores de ganancias calculadas por el algoritmo se muestran en la Tabla 3.46.

Controlador	Ganancia	Cadera	Rodilla	Tobillo
PID	K_p	29.0124	49.8667	24.592
	K_d	15.0482	14.8391	15.1797
	K_i	26.0186	25.8701	38.2036
PDG	K_p	4.4608	5.192	4.4268
	K_d	2.1747	2.1257	1.8694
PC	K_p	10,000	50,000	600,000
	K_d	4,638	15,000	13,771
PD+	K_p	4.1194	5.2767	4.0432
	K_d	2.3653	0.8826	3.1405
PDC	K_p	5.2569	4.9608	4.2417
	K_d	3.1371	0.8982	1.7428
MD	K_d	5.5718	5.3231	5.04

TABLA 3.46: Ganancias calculadas por el PSO para los esquemas de control del modelo dinámico con perturbación.

Controlador	Índice de Desempeño	Cadera	Rodilla	Tobillo	Promedio	Promedio Global
PID	IAE	1.2223	1.5571	0.5639	1.114	3.331
	ISE	0.432	0.2445	0.137	0.271	
	ITAE	10.2198	15.9905	4.7476	10.319	
	ITSE	1.8932	1.9946	0.9708	1.620	

TABLA 3.47: Desempeño del control PID considerando el modelo dinámico con perturbación y las ganancias calculadas por PSO de la Tabla 3.46.

Controlador	Índice de Desempeño	Cadera	Rodilla	Tobillo	Promedio	Promedio Global
PDG	IAE	6.9673	6.4614	5.5196	6.316	19.574
	ISE	6.5652	22.3157	2.9859	10.622	
	ITAE	29.6796	36.8436	31.2263	32.583	
	ITSE	20.2627	50.851	15.2147	28.776	

TABLA 3.48: Desempeño del control PDG considerando el modelo dinámico con perturbación y las ganancias calculadas por PSO de la Tabla 3.46.

Controlador	Índice de Desempeño	Cadera	Rodilla	Tobillo	Promedio	Promedio Global
PC	IAE	2.7243	5.371	6.2616	4.786	11.902
	ISE	1.4777	4.2729	5.493	3.748	
	ITAE	11.5354	24.9063	29.3356	21.926	
	ITSE	6.2074	19.1976	26.0465	17.151	

TABLA 3.49: Desempeño del control PC considerando el modelo dinámico con perturbación y las ganancias calculadas por PSO de la Tabla 3.46.

Controlador	Índice de Desempeño	Cadera	Rodilla	Tobillo	Promedio	Promedio Global
PD+	IAE	8.6275	6.4367	4.2329	6.432	23.469
	ISE	12.9781	32.8408	2.7098	16.1762	
	ITAE	35.7251	33.9348	22.2229	30.628	
	ITSE	54.0356	57.5134	10.3725	40.641	

TABLA 3.50: Desempeño del control PD+ considerando el modelo dinámico con perturbación y las ganancias calculadas por PSO de la Tabla 3.46.

Controlador	Índice de Desempeño	Cadera	Rodilla	Tobillo	Promedio	Promedio Global
PDC	IAE	6.8034	10.689	5.178	7.557	21.469
	ISE	4.6322	4.7791	2.3392	3.917	
	ITAE	38.9545	31.2121	42.6708	37.612	
	ITSE	61.7784	38.1424	10.4506	36.790	

TABLA 3.51: Desempeño del control PDC considerando el modelo dinámico con perturbación y las ganancias calculadas por PSO de la Tabla 3.46.

Controlador	Índice de Desempeño	Cadera	Rodilla	Tobillo	Promedio	Promedio Global
MD	IAE	0.4321	1.0123	0.6147	0.686	1.098
	ISE	0.0339	0.1588	0.1748	0.123	
	ITAE	2.7219	4.2079	2.7045	3.211	
	ITSE	0.4229	0.6017	0.0954	0.373	

TABLA 3.52: Desempeño del control MD considerando el modelo dinámico con perturbación y las ganancias calculadas por PSO de la Tabla 3.46.

Realizando una comparación entre los promedios globales de los índices de desempeño obtenidos, se puede observar que el esquema que obtuvo un mejor desempeño también es el control por modos deslizantes, sin embargo, realizando la comparación entre los índices de desempeño del algoritmo genético y el algoritmo PSO, se observa que la combinación de control por modos deslizantes y GA, logra obtener el mejor resultado global obteniendo un valor numérico de desempeño de 0.7811. Por lo tanto, para las simulaciones considerando el modelo dinámico con perturbación, el esquema de control por modos deslizantes en conjunto con el algoritmo genético resuelve el problema de control de bajo nivel y a su vez obtiene un valor de desempeño mejor que el de las demás combinaciones.

3.1.4 SIMULACIONES CONSIDERANDO MODELO DINÁMICO CON VARIACIÓN PARAMÉTRICA Y PERTURBACIONES

En las siguientes pruebas de desempeño se considera una combinación de la variación paramétrica y de las señales de perturbación propuestas en las anteriores subsecciones, de esta manera se prueba la sintonización inteligente del esquema de control ante variación paramétrica y perturbaciones.

3.1.4.1 SINTONIZACIÓN INTELIGENTE CON ALGORITMO GENÉTICO

En esta subsección se muestran las pruebas de desempeño utilizando el método de sintonización inteligente con el GA considerando el modelo dinámico con variación paramétrica y perturbación. Los valores de ganancias calculadas por el algoritmo y la función objetivo ISE se muestran en la Tabla 3.53. Los valores de las ganancias calculadas considerando las otras funciones objetivo en modelo dinámico del exoesqueleto con variación paramétrica y perturbaciones, se muestran en el apéndice D.

Controlador	Ganancia	Cadera	Rodilla	Tobillo
PID	Kp	49.5281	43.4933	48.6426
	Kd	1.7795	16.5737	1.9917
	Ki	32.3708	43.3687	42.9797
PDG	Kp	4.5611	4.8147	4.8427
	Kd	2.3221	2.4671	2.1786
PC	Kp	5310	27540	354160
	Kd	3130	12030	12400
PD+	Kp	5.747	5.8605	5.9556
	Kd	2.0887	1.67	2.056
PDC	Kp	4.3228	4.3056	4.7615
	Kd	1.9581	0.4873	1.1504
MD	Kd	24.7841	107.1611	702.0205

TABLA 3.53: Ganancias calculadas por el GA para los esquemas de control del modelo dinámico con variación paramétrica y perturbación.

Controlador	Índice de Desempeño	Cadera	Rodilla	Tobillo	Promedio	Promedio Global
PID	IAE	1.1857	1.25	0.597	1.0109	1.9086
	ISE	0.1731	0.2574	0.0407	0.15707	
	ITAE	6.3051	6.6908	3.4584	5.48477	
	ITSE	1.0807	1.4846	0.3802	0.98183	

TABLA 3.54: Desempeño del control PID considerando el modelo dinámico con variación paramétrica y perturbación y las ganancias calculadas por GA de la Tabla 3.53.

Controlador	Índice de Desempeño	Cadera	Rodilla	Tobillo	Promedio	Promedio Global
PDG	IAE	8.3537	7.1013	3.5899	6.3483	17.9094
	ISE	7.8651	6.1133	2.2515	5.40997	
	ITAE	35.0768	39.7286	24.6173	33.1409	
	ITSE	34.7959	30.3438	15.0756	26.73843	

TABLA 3.55: Desempeño del control PDG considerando el modelo dinámico con variación paramétrica y perturbación y las ganancias calculadas por GA de la Tabla 3.53.

Controlador	Índice de Desempeño	Cadera	Rodilla	Tobillo	Promedio	Promedio Global
PC	IAE	3.7995	10.112	14.1184	9.3433	22.5521
	ISE	6.7504	13.6396	14.7062	11.69873	
	ITAE	18.9421	45.5427	52.0738	38.85287	
	ITSE	10.8821	50.8546	29.2044	30.3137	

TABLA 3.56: Desempeño del control PC considerando el modelo dinámico con variación paramétrica y perturbación y las ganancias calculadas por GA de la Tabla 3.53.

Controlador	Índice de Desempeño	Cadera	Rodilla	Tobillo	Promedio	Promedio Global
PD+	IAE	5.0181	5.5382	3.022	4.5261	14.3294
	ISE	4.0239	4.0633	1.1979	3.09503	
	ITAE	27.3072	31.967	20.9585	26.74423	
	ITSE	40.6908	20.6321	7.534	22.9523	

TABLA 3.57: Desempeño del control PID considerando el modelo dinámico con variación paramétrica y perturbación y las ganancias calculadas por GA de la Tabla 3.53.

Controlador	Índice de Desempeño	Cadera	Rodilla	Tobillo	Promedio	Promedio Global
PDC	IAE	7.3662	6.6747	4.1742	6.0717	23.1993
	ISE	7.043	11.1872	1.8519	6.69403	
	ITAE	32.5822	36.9622	19.5164	29.68693	
	ITSE	49.0863	31.8847	70.0637	50.3449	

TABLA 3.58: Desempeño del control PDC considerando el modelo dinámico con variación paramétrica y perturbación y las ganancias calculadas por GA de la Tabla 3.53.

Controlador	Índice de Desempeño	Cadera	Rodilla	Tobillo	Promedio	Promedio Global
MD	IAE	0.2284	0.184	0.3927	0.26837	0.4969
	ISE	0.008	0.0081	0.0159	0.0107	
	ITAE	1.4811	1.2644	2.0594	1.60163	
	ITSE	0.0851	0.0462	0.1897	0.107	

TABLA 3.59: Desempeño del control MD considerando el modelo dinámico con variación paramétrica y perturbación y las ganancias calculadas por GA de la Tabla 3.53.

Realizando una comparación entre los promedios globales de los índices de desempeño obtenidos, se puede observar que el esquema que obtuvo un mejor desempeño sintonizado con GA, es el control por modos deslizantes.

3.1.4.2 SINTONIZACIÓN INTELIGENTE CON ALGORITMO PSO

En esta subsección se muestran las pruebas de desempeño utilizando el método de sintonización inteligente con el algoritmo PSO considerando el modelo dinámico con variación paramétrica y perturbaciones. Los valores de ganancias calculadas por el algoritmo y la función objetivo ISE se muestran en la Tabla 3.60.

Controlador	Ganancia	Cadera	Rodilla	Tobillo
PID	K_p	42.0713	34.9641	17.3554
	K_d	16.7255	8.599	24.1977
	K_i	15.0546	29.8668	27.1113
PDG	K_p	4.9237	6.2346	4.028
	K_d	1.3086	0.5832	1.3299
PC	K_p	32527	69586	313000
	K_d	19803	61546	43953
PD+	K_p	4.3573	5.1775	4.2321
	K_d	4.6991	3.0531	5.145
PDC	K_p	5.2125	5.9869	3.9314
	K_d	1.3619	5.0257	2.9291
MD	K_d	28.4457	145.3564	705.4062

TABLA 3.60: Ganancias calculadas por el PSO para los esquemas de control del modelo dinámico con variación paramétrica y perturbación.

Controlador	Índice de Desempeño	Cadera	Rodilla	Tobillo	Promedio	Promedio Global
PID	IAE	1.0926	1.0741	1.401	1.18923	2.1805
	ISE	0.4065	0.4618	0.2576	0.3753	
	ITAE	6.0603	7.303	4.8489	6.07073	
	ITSE	1.4912	1.0171	0.7519	1.08673	

TABLA 3.61: Desempeño del control PID considerando el modelo dinámico con variación paramétrica y perturbación y las ganancias calculadas por PSO de la Tabla 3.60.

Controlador	Índice de Desempeño	Cadera	Rodilla	Tobillo	Promedio	Promedio Global
PDG	IAE	5.196	5.3234	3.7311	4.75017	17.0016
	ISE	5.2978	8.3099	3.1911	5.5996	
	ITAE	28.1897	31.7611	19.4533	26.46803	
	ITSE	19.2935	62.6785	11.5939	31.18863	

TABLA 3.62: Desempeño del control PDG considerando el modelo dinámico con variación paramétrica y perturbación y las ganancias calculadas por PSO de la Tabla 3.60.

Controlador	Índice de Desempeño	Cadera	Rodilla	Tobillo	Promedio	Promedio Global
PC	IAE	0.6147	4.4393	12.8617	5.9719	14.2658
	ISE	0.209	6.7566	20.0465	9.00403	
	ITAE	4.0498	28.169	53.9119	28.71023	
	ITSE	0.5342	8.4593	31.1378	13.3771	

TABLA 3.63: Desempeño del control PC considerando el modelo dinámico con variación paramétrica y perturbación y las ganancias calculadas por PSO de la Tabla 3.60.

Controlador	Índice de Desempeño	Cadera	Rodilla	Tobillo	Promedio	Promedio Global
PD+	IAE	10.9287	5.3803	5.8458	7.38493	13.3369
	ISE	8.6443	4.5965	2.3885	5.20977	
	ITAE	27.8558	22.044	29.7614	26.55373	
	ITSE	23.1021	12.7341	6.7619	14.19937	

TABLA 3.64: Desempeño del control PD+ considerando el modelo dinámico con variación paramétrica y perturbación y las ganancias calculadas por PSO de la Tabla 3.60.

Controlador	Índice de Desempeño	Cadera	Rodilla	Tobillo	Promedio	Promedio Global
PDC	IAE	6.2221	5.8046	3.3524	5.12637	15.3550
	ISE	7.1772	9.3384	2.7023	6.40597	
	ITAE	32.7752	24.5979	16.4203	24.5978	
	ITSE	37.0883	24.8391	13.9432	25.2902	

TABLA 3.65: Desempeño del control PDC considerando el modelo dinámico con variación paramétrica y perturbación y las ganancias calculadas por PSO de la Tabla 3.60.

Controlador	Índice de Desempeño	Cadera	Rodilla	Tobillo	Promedio	Promedio Global
MD	IAE	1.687	0.1985	0.5911	0.82553	1.1021
	ISE	0.1302	0.0095	0.0567	0.06547	
	ITAE	1.0679	3.8459	4.1651	3.0263	
	ITSE	0.9831	0.0685	0.4222	0.49127	

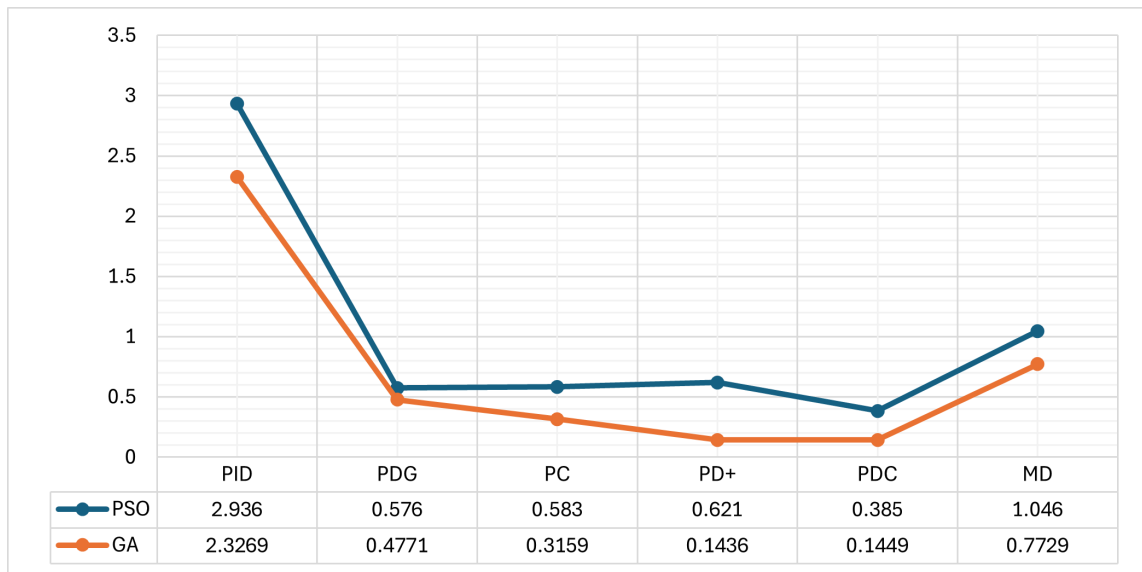
TABLA 3.66: Desempeño del control MD considerando el modelo dinámico con variación paramétrica y perturbación y las ganancias calculadas por PSO de la Tabla 3.60.

Realizando una comparación entre los promedios globales de los índices de desempeño obtenidos, se puede observar que el esquema que obtuvo un mejor desempeño también es el control por modos deslizantes, sin embargo, realizando la comparación entre los índices de desempeño del algoritmo genético y el algoritmo PSO, se observa que la combinación de control por modos deslizantes y GA, logra obtener el mejor resultado global obteniendo un valor numérico de desempeño de 0.4969. Por lo tanto, para las simulaciones considerando el modelo dinámico con variación paramétrica y perturbaciones, el esquema de control por modos deslizantes en conjunto con el algoritmo genético resuelve el problema de control de bajo nivel y a su vez obtiene un valor de desempeño mejor que el de las demás combinaciones.

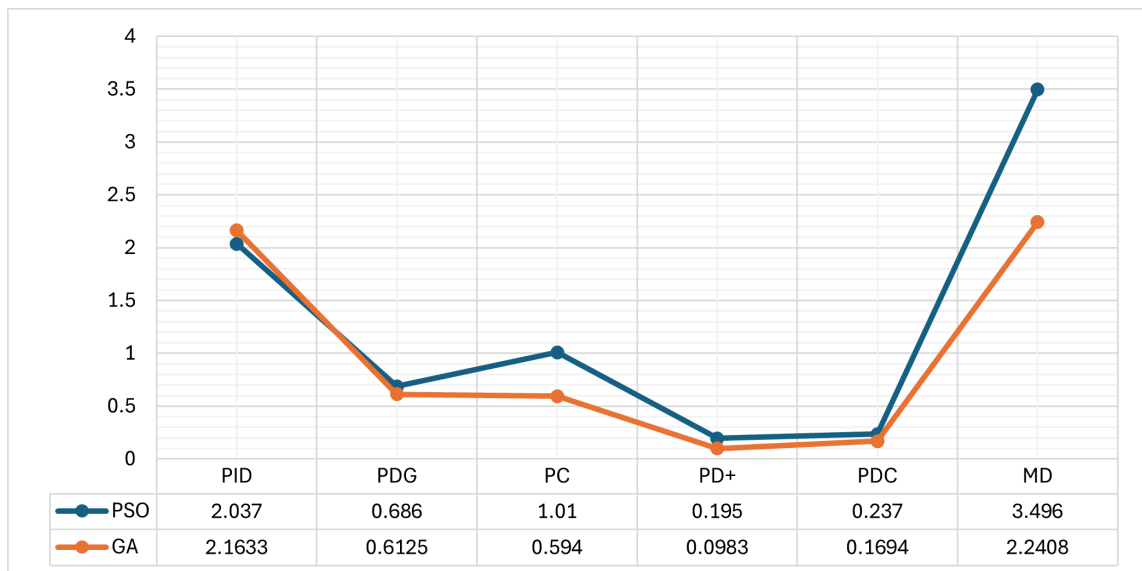
Los códigos implementados en Matlab del modelo dinámico, GA, PSO y de las funciones de evaluación se muestran en los apéndices E, F, G y H, respectivamente.

3.1.5 RESUMEN GRÁFICO DE LAS PRUEBAS DE DESEMPEÑO

En los siguientes gráficos se muestran los resultados de las pruebas de desempeño considerando el modelo dinámico del exoesqueleto en sus distintas configuraciones.

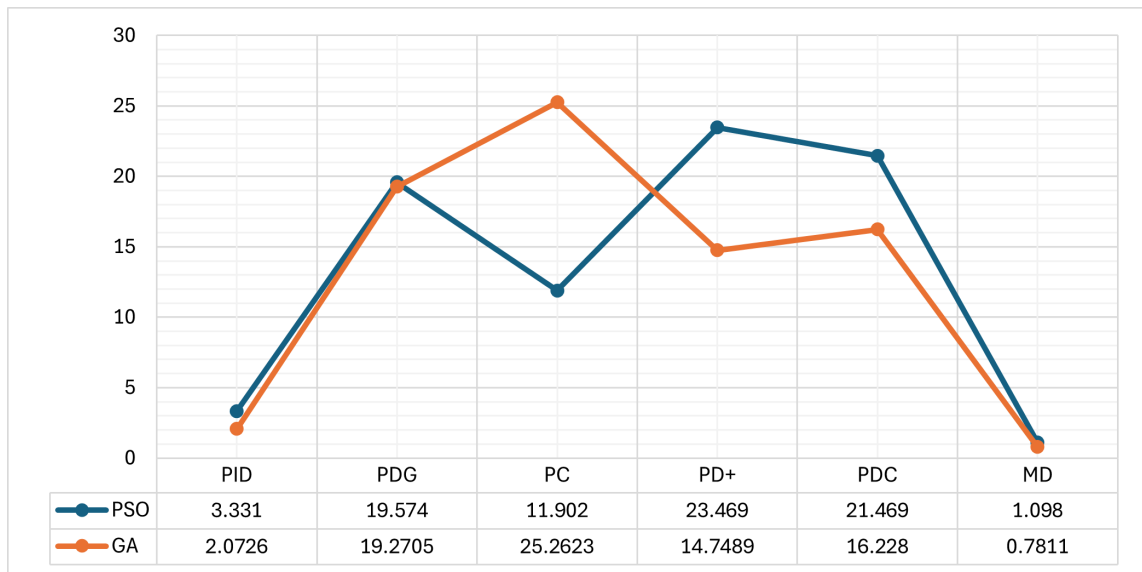


(a)

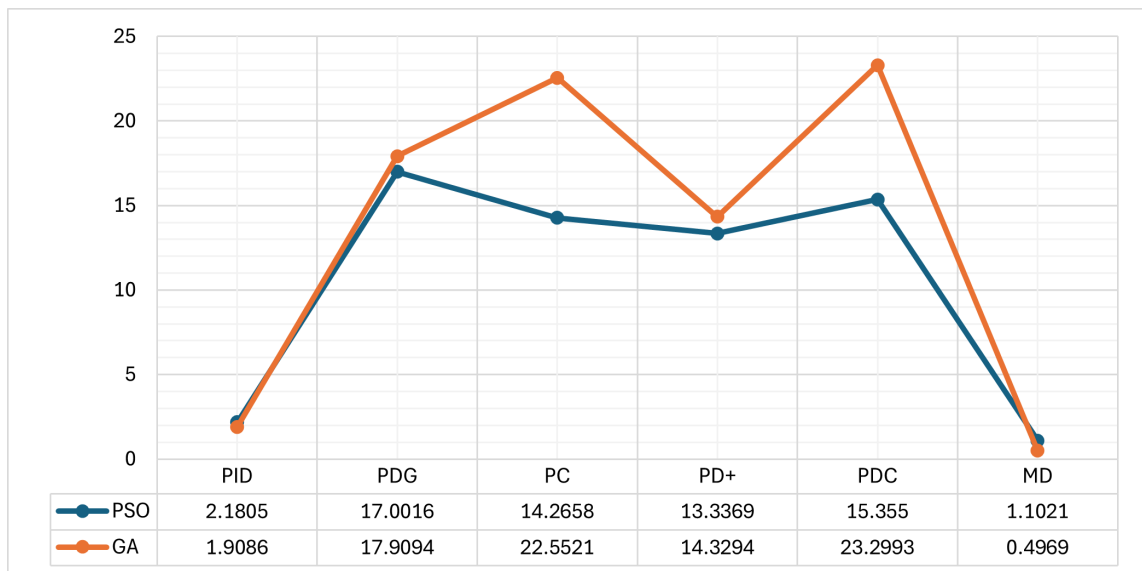


(b)

FIGURA 3.4: Índices de desempeño globales considerando la configuración (a) nominal y (b) con variación paramétrica, del modelo dinámico del exoesqueleto.



(a)



(b)

FIGURA 3.5: Índices de desempeño globales considerando la configuración (a) con perturbación y (b) con variación paramétrica y perturbación, del modelo dinámico del exoesqueleto.

CAPÍTULO 4

RESULTADOS

A partir de las simulaciones del modelo dinámico del exoesqueleto considerando los diferentes casos de funcionamiento se muestran los esquemas de control que obtienen un mejor desempeño en la Tabla 4.1.

Modelo dinámico del exoesqueleto	Controlador
Nominal	PD+
Con variación paramétrica	PD+
Con perturbación	MD
Con variación paramétrica y perturbación	MD

TABLA 4.1: Controladores con mejor desempeño.

Entonces, considerando el modelo dinámico con variación paramétrica y perturbación, el esquema de sintonización inteligente que muestra mejor desempeño es el algoritmo genético en conjunto con el control por modos deslizantes.

4.1 ESQUEMA DE SINTONIZACIÓN INTELIGENTE CONSIDERANDO VARIACIÓN PARAMÉTRICA Y PERTURBACIÓN

Como se menciona anteriormente, el controlador con mejor desempeño es el esquema de control por modos deslizantes considerando el modelo dinámico del exoesqueleto con variación paramétrica y perturbación. En la Tabla 4.2 se muestran las ganancias calculadas por el algoritmo genético para el sistema de control por modos deslizantes. Una de las principales contribuciones respecto a los trabajos mencionados en los antecedentes, es que en este trabajo la sintonización inteligente se realiza de manera simultánea considerando las tres articulaciones del exoesqueleto, con esto se garantiza una sintonización adecuada en la estructura de múltiples articulaciones consiguiendo mejorar el movimiento de cada una de las piernas del exoesqueleto.

Controlador	Ganancia	Cadera	Rodilla	Tobillo
Modos deslizantes	Kd	24.7841	107.1611	702.0205

TABLA 4.2: Ganancias calculadas utilizando el esquema de sintonización inteligente.

Los valores numéricos de desempeño de la función objetivo se pueden observar en la Tabla 4.3 y la evolución de la función objetivo a través de las iteraciones se muestra en la Figura 4.1.

Controlador	Índice de Desempeño	Cadera	Rodilla	Tobillo	Función objetivo
Modos deslizantes	ISE	0.008	0.0081	0.0159	0.032

TABLA 4.3: Desempeño por articulación y función objetivo global.

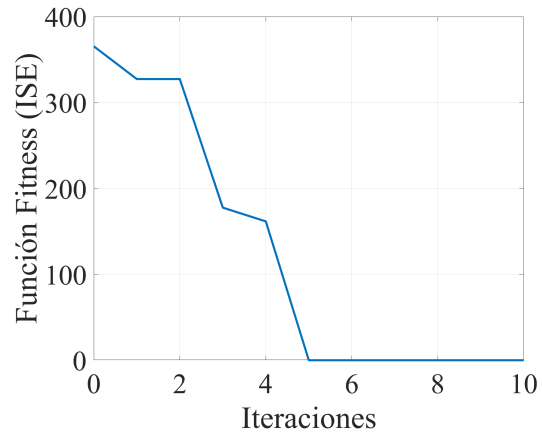


FIGURA 4.1: Evolución de la función objetivo global considerando perturbación y variación paramétrica.

Este esquema de sintonización inteligente representa la solución al problema de control de bajo nivel. Para ilustrar la solución, se presentan los pares generados por el esquema de control considerando las perturbaciones y variaciones paramétricas, así mismo, se presentan las señales de seguimiento y error de trayectoria para cada articulación.

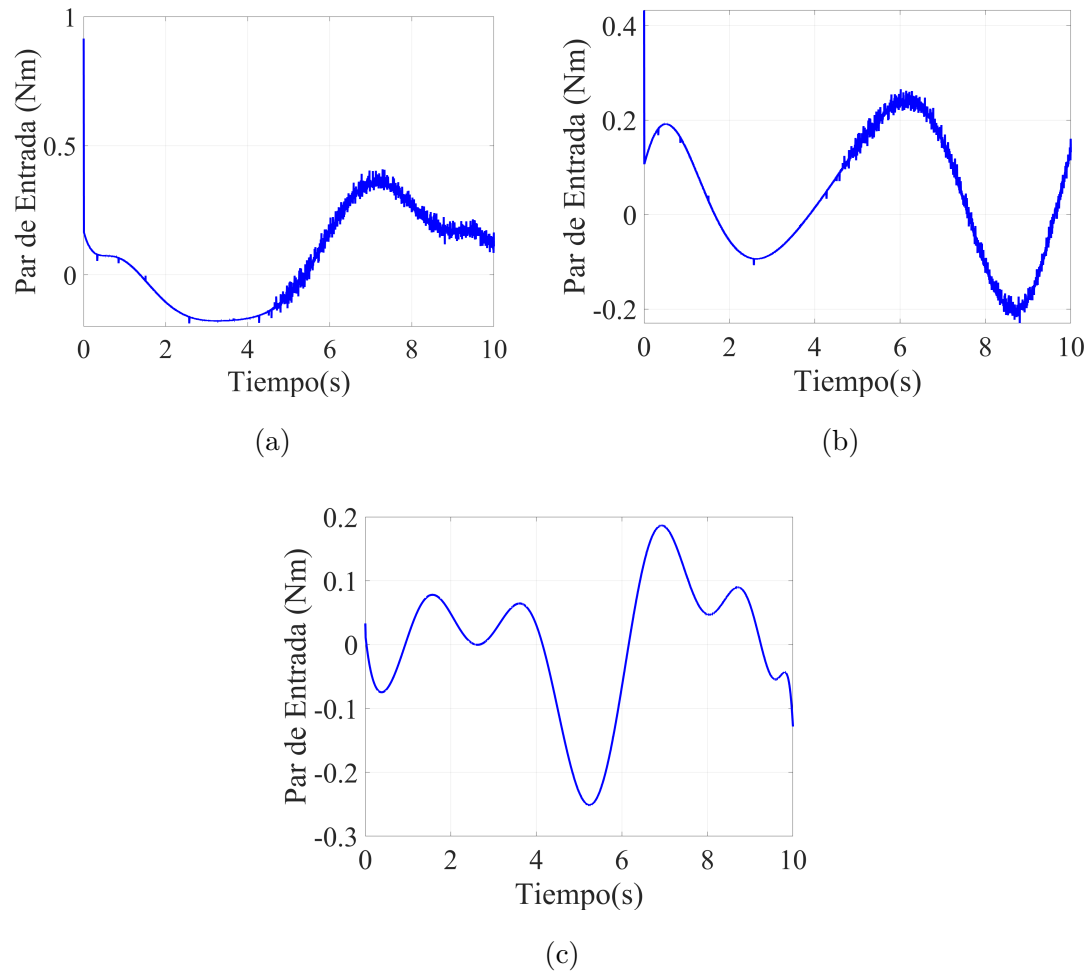


FIGURA 4.2: Pares de entrada para la articulación de (a) cadera, (b) rodilla y (c) tobillo, considerando perturbación y variación paramétrica.

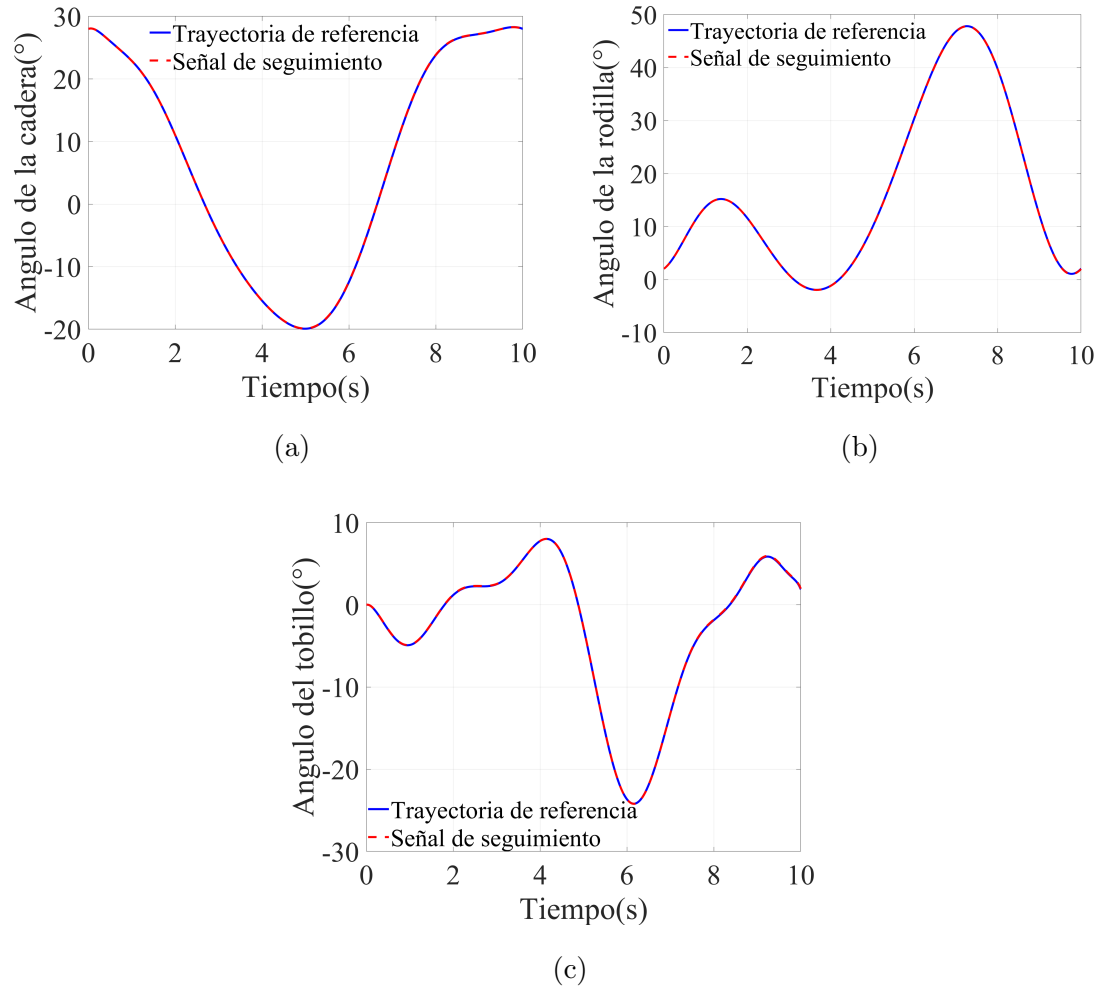


FIGURA 4.3: Solución del problema de seguimiento para la articulación de (a) cadera, (b) rodilla y (c) tobillo, considerando perturbación y variación paramétrica.

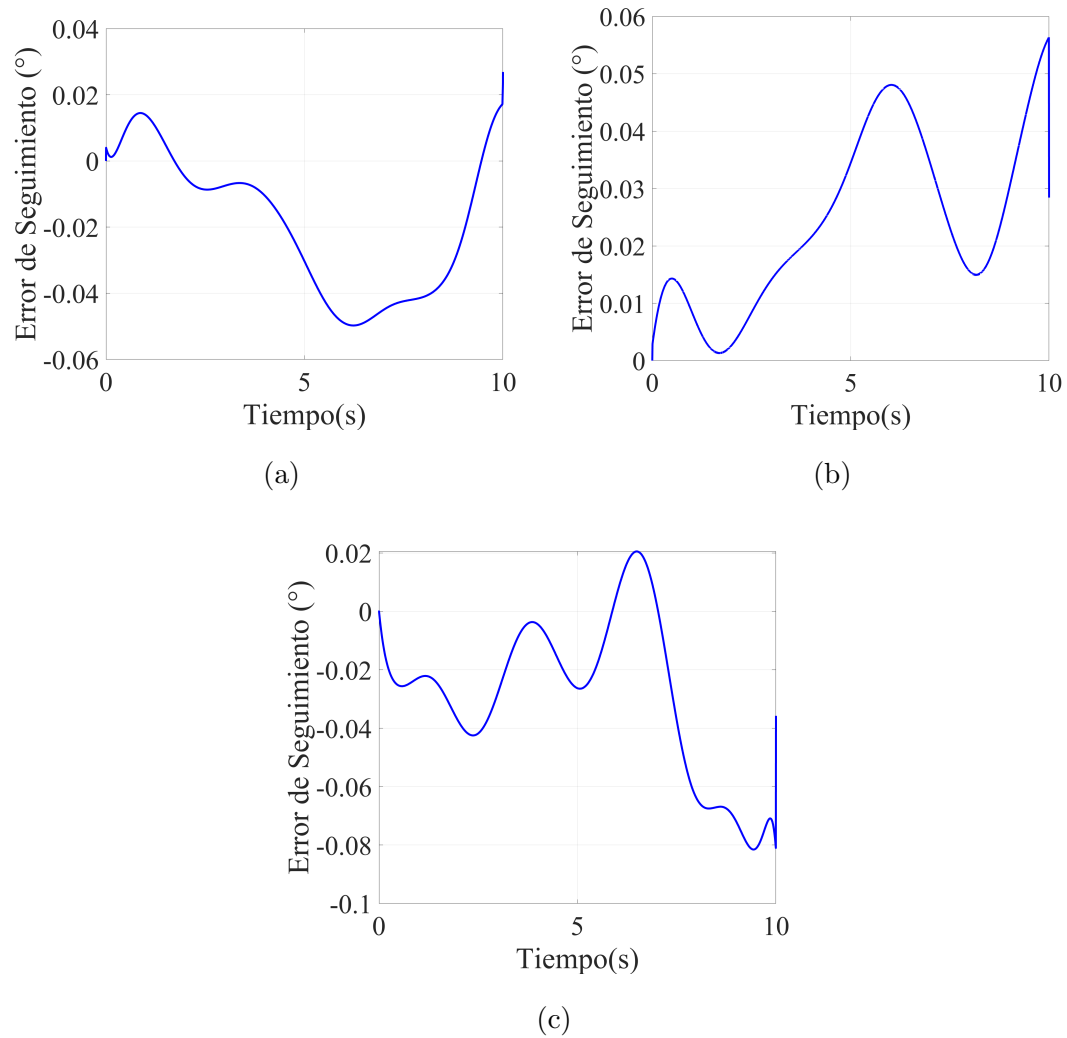


FIGURA 4.4: Errores de seguimiento para la articulación de (a) cadera, (b) rodilla y (c) tobillo, considerando perturbación y variación paramétrica.

4.2 VALIDACIÓN DEL MODELO DINÁMICO CONTRA GEMELO DIGITAL DE SIMSCAPE

Simscape Multibody Link permite la creación rápida de gemelos digitales que representan sistemas físicos dentro del entorno de Simulink. Esto facilita la construcción de modelos de sistemas físicos basados en conexiones físicas directas, in-

tegrándose con diagramas de bloques [75]. Esta capacidad convierte a Simscape en una herramienta valiosa para el desarrollo de controladores y la evaluación del rendimiento del mundo real de sistemas, incluyendo elementos tridimensionales. Para generar el modelo Simscape del sistema, se utiliza la biblioteca de bloques de Simscape. Este plug-in se instala en aplicaciones de diseño mecánico para exportar modelos de ensamblaje tridimensional [76].

Como ya se mencionó en el desarrollo metodológico, se utilizó SolidWorks para el diseño mecánico de todo el sistema. El modelo de ensamblaje, junto con sus componentes, se transfirió al entorno de Simulink utilizando el complemento Simscape Multibody Link [77].

Entonces, una forma de validar los resultados obtenidos anteriormente es mediante la comparación de las ecuaciones de movimiento obtenidas a partir del modelado por Euler Lagrange y del gemelo digital del exoesqueleto desarrollado en Solidworks. En la Figura 4.5, se muestra el diagrama general para realizar la comparación de de los modelos. El diagrama de bloques implementado en Simulink del modelo dinámico y mecánico se muestra en el apéndice I.

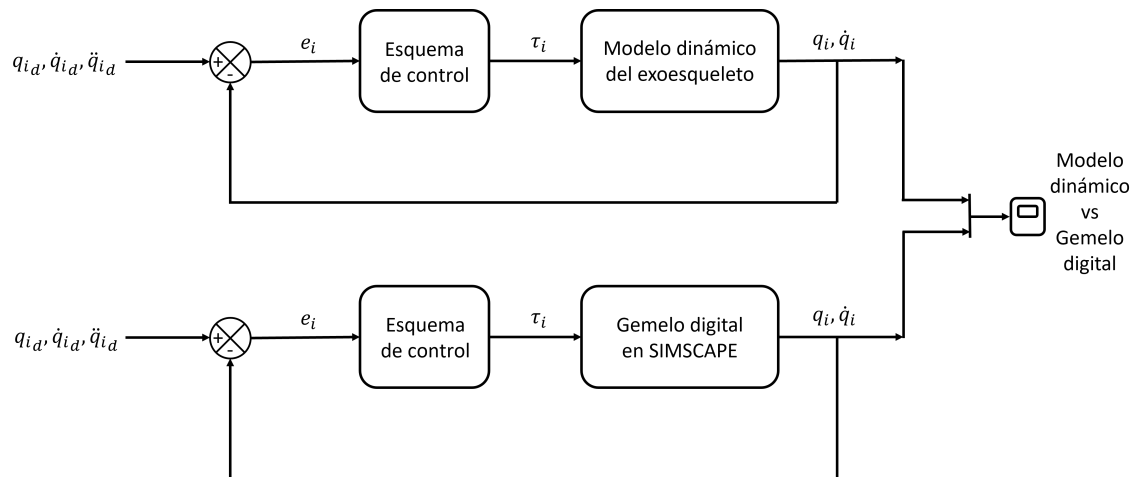
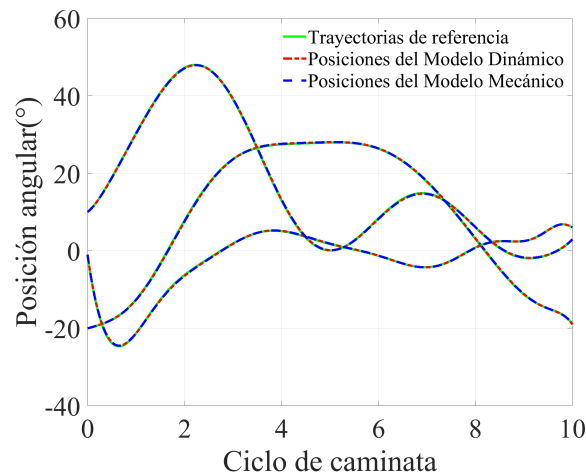
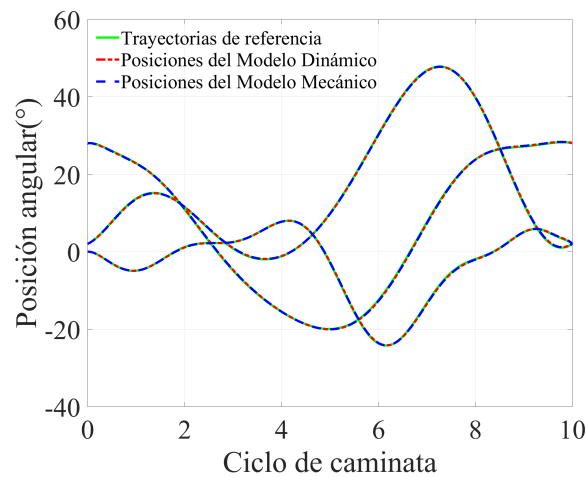


FIGURA 4.5: Diagrama general para la comparación entre el modelo dinámico del exoesqueleto y el gemelo digital de SIMSCAPE. El esquema de control que se utiliza es el PID con sintonización inteligente mediante GA.

Se puede asegurar que el modelo es validado correctamente si el par calculado por el esquema de control genera las señales adecuadas de posición para realizar los movimientos de las articulaciones tanto en el modelo dinámico como en el modelo mecánico. En la Figura 4.6, se muestran los resultados obtenidos respecto a la validación de modelo para cada una de las articulaciones de la pierna izquierda y derecha del exoesqueleto.



(a)



(b)

FIGURA 4.6: Validación del modelo dinámico contra gemelo digital de la (a) pierna izquierda y (b) pierna derecha.

Como se observa en Figura 4.6 el modelo es validado correctamente para cada una de las articulaciones del exoesqueleto completo. En la Figura 4.7 se muestran capturas de pantalla respecto a la simulación de movimiento del exoesqueleto completo considerando los seis grados de libertad como dos cadenas abiertas de tres grados de libertad cada una.

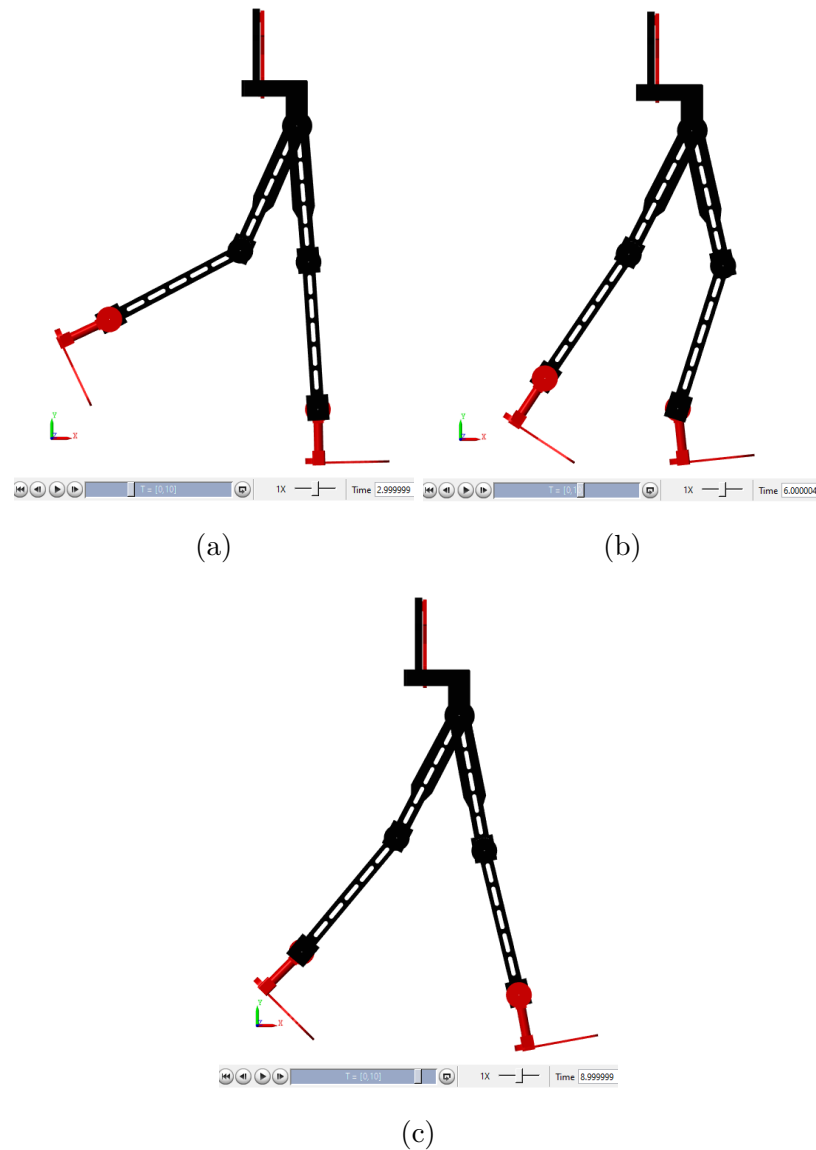


FIGURA 4.7: Simulación de movimiento del exoesqueleto al (a) 30 %, (b) 60 % y (c) 90 % del ciclo de caminata.

CAPÍTULO 5

DISCUSIÓN

En este capítulo, se analizan los resultados obtenidos en el estudio de la sintonización inteligente de los controladores aplicados al exoesqueleto de miembros inferiores. Lo que se menciona está centrado en las implicaciones de los hallazgos, las limitaciones del estudio y los posibles trabajos futuros de la investigación.

5.1 IMPLICACIONES DE LOS RESULTADOS

Los resultados de esta investigación respaldan la hipótesis respecto a que la sintonización inteligente de controladores puede mejorar significativamente el desempeño de los exoesqueletos en comparación con la sintonización convencional de controladores. A continuación, se detallan las principales implicaciones de estos resultados.

5.1.1 MEJORA EN EL MOVIMIENTO

La aplicación de algoritmos inteligentes permite que el exoesqueleto se adapte a perturbaciones y/o variaciones paramétricas para adaptarse a las necesidades de un usuario. Esto significa una mejor adaptabilidad a posibles variaciones durante el

ciclo de caminata y la capacidad de responder a cambios inesperados en el terreno.

5.1.2 DESEMPEÑO DE CONTROLADORES

El esquema de sintonización inteligente logra mejorar el desempeño de los controladores al ajustar los parámetros de las ganancias de manera simultanea para el exoesqueleto de múltiples articulaciones. Comparando los parámetros de desempeño entre la sintonización inteligente y la convencional, se puede observar rápidamente la mejoría de desempeño en los esquemas de control.

Estudio	DOF	AI	ITER	FO	ID	CTRL	CADERA		RODILLA		TOBILLO	
							CN (rad)	CP (rad)	CN (rad)	CP (rad)	CN (rad)	CP (rad)
Esta tesis	3	PSO	10	ITAE	RMSE	PID	0.0016	0.0002	0.0031	0.0044	0.0002	0.0013
		GA	10	ITAE	RMSE	PID	0.0015	0.0033	0.0004	0.0018	0.0011	0.0002
[29]	3	APSO	150	ITAE	RMSE	PID	0.0096	-	0.0022	-	0.0049	-
[31]	3	PSO	200	RMSE	RMSE	PD	0.137	0.142	1.729	1.731	0.994	0.717
[32]	2	PSO	450	ITAE	RMSE	PID	0.0359	-	0.0288	-	-	-
		GA	450	ITAE	RMSE	PID	0.0062	-	0.0073	-	-	-

TABLA 5.1: Comparativa contra otros grupos de investigación respecto al desempeño de los controladores considerando el modelo dinámico nominal y con perturbaciones.

Un dato relevante respecto a la comparación de resultados de la Tabla 5.1, es el número de iteraciones, ya que en otros estudios se realizan simulaciones con más de 100 iteraciones, sin embargo, se puede observar que se obtienen resultados similares de acuerdo al índice de desempeño establecido y a los rangos aceptables de la *Raíz del Error Cuadrático Medio* (RMSE, por las siglas en inglés de *Root Mean Square Error*) [78]. Esto da a entender que para este caso en específico, no es necesario un gasto computacional muy alto respecto a sintonización inteligente debido a que la señal de seguimiento converge de manera rápida a la trayectoria de referencia, en otras palabras, las ganancias del control pueden ser calculadas por el algoritmo inteligente desde las 10 iteraciones, logrando una sintonización adecuada.

5.1.3 IMPLEMENTACIÓN FÍSICA

El esquema de sintonización inteligente que mostró mejores resultados computacionales fue el controlador por modos deslizantes sintonizado mediante algoritmo genético demostrando robustez ante perturbaciones y/o variaciones paramétricas, sin embargo, la implementación física de este algoritmo de control puede ser complicada debido a la complejidad del mismo esquema. Sin embargo, si se analizan detalladamente los experimentos de la sintonización inteligente considerando perturbaciones, se puede observar que el esquema que también obtuvo uno de los mejores resultados es el controlador PID sintonizado mediante algoritmo genético, esto significa que el control PID también podría ser utilizado como opción de la implementación física, una de las principales ventajas es que la implementación de este controlador no implica el conocimiento previo del modelo del exoesqueleto (a diferencia de modos deslizantes), por lo que el costo computacional y físico podría ser menor al necesario por el esquema de control por modos deslizantes. Es importante recalcar que en esta investigación no se realiza una implementación física y por lo tanto, no se describe el alcance de los materiales requeridos para su producción.

5.2 LIMITACIONES Y TRABAJOS FUTUROS

Es importante reconocer las limitaciones de esta investigación, las cuáles pueden ser un punto de partida para análisis y experimentos futuros.

5.2.1 PARÁMETROS DE LOS ALGORITMOS INTELIGENTES

El tamaño de la población utilizada en los algoritmos inteligentes se limitó a 10 individuos y el número de generaciones fue de 10 iteraciones. Aunque se obtuvieron buenos resultados de desempeño, una mayor cantidad de individuos e iteraciones

pueden ser utilizados para encontrar mejores soluciones impactando directamente en la precisión de movimiento. Existen estudios de algoritmos de computación evolutiva o de inteligencia colectiva donde se consideran hasta 100 individuos y 100 iteraciones, sin embargo, estos parámetros no fueron considerados debido al costo computacional que implicaba.

5.2.2 GENERALIZACIÓN DEL MODELO

Los parámetros considerados para la simulación del modelo dinámico fueron calculados basándose en medidas antropométricas respecto a una altura definida y datos de peso obtenidos del software de diseño mecánico. Sería relevante llevar a cabo la implementación de los controladores considerando modelos mecánicos con diferentes parámetros para analizar los nuevos resultados de desempeño obtenidos.

5.2.3 SINTONIZACIÓN INTELIGENTE EN LÍNEA

El diseño del esquema de sintonización inteligente fue implementado en los controladores fuera de línea calculando las ganancias necesarias para las condiciones de perturbaciones y/o variación paramétrica definidas; sin embargo, sería relevante realizar experimentos en el modelo mecánico considerando una sintonización inteligente en línea que sintonice en tiempo real las ganancias del esquema de control ante perturbaciones o variaciones paramétricas aleatorias para analizar la adaptabilidad y robustez de los controladores.

5.2.4 COSTO DE IMPLEMENTACIÓN

Como trabajo futuro se podría considerar la implementación física del exoesqueleto y sería indispensable realizar una estrategia de reducción de costos para

definir el controlador que sería utilizado, ya que como se mencionó anteriormente, el control PID podría tener un costo computacional y de implementación menor al control por modos deslizantes.

CAPÍTULO 6

CONCLUSIÓN

En este capítulo, se resumen las conclusiones clave derivadas de la investigación acerca de la sintonización inteligente de controladores en el exoesqueleto de miembros inferiores. Se destacan los hallazgos más relevantes y su importancia en el contexto de la tesis.

6.1 RECAPITULACIÓN DE LOS OBJETIVOS

Respecto al objetivo general, se logró diseñar un esquema de sintonización inteligente para el control de un exoesqueleto de extremidades inferiores con seis grados de libertad utilizando algoritmos de computación evolutiva y genético.

En cuanto a los objetivos específicos, los cuatro casos de análisis fueron el funcionamiento del modelo dinámico nominal, con variación paramétrica, con perturbación y con una combinación de variación paramétrica y perturbación. Para el caso del modelo dinámico nominal, el esquema inteligente que obtuvo un mejor desempeño fue el control PD+ sintonizado mediante algoritmo genético. Para el caso del modelo dinámico con variación paramétrica, el esquema inteligente que obtuvo un mejor desempeño fue el control PD+ sintonizado mediante algoritmo genético. Para el caso del modelo dinámico con perturbación, el esquema inteligente que ob-

tuvo un mejor desempeño fue el control por modos deslizantes sintonizado mediante algoritmo genético. Finalmente, para el caso del modelo dinámico con variación paramétrica y perturbación, el esquema inteligente que obtuvo un mejor desempeño fue el control por modos deslizantes sintonizado mediante algoritmo genético.

6.2 ESTRATEGIA DE CONTROL

Considerando una sintonización convencional se obtuvieron resultados de desempeño inadecuados, en otras palabras, el control de movimiento no logra cumplir el objetivo de seguimiento. Sin embargo, considerando el uso del esquema inteligente se obtienen resultados de desempeño adecuados, lo que significa que se logra resolver la estrategia de control de bajo nivel en exoesqueletos.

6.3 CONTRIBUCIÓN

Las conclusiones mencionadas anteriormente indican que el esquema de sintonización inteligente mejora el desempeño del controlador resultando en movimientos más precisos. Una de las principales contribuciones es que el esquema inteligente ajusta de manera simultánea los parámetros del controlador definiendo una función objetivo global la cuál es minimizada hasta alcanzar el menor error de seguimiento en cada una de las articulaciones.

APÉNDICE A

APÉNDICE A

A continuación se muestran los valores de las ganancias calculadas utilizando las funciones objetivo IAE, ITAE e ITSE considerando el modelo dinámico nominal del exoesqueleto.

Controlador	Ganancia	Cadera	Rodilla	Tobillo
PID	K_p	46.5896	42.7186	32.5042
	K_d	12.9848	41.2394	37.6592
	K_i	25.8491	37.5323	9.2034
PDG	K_p	4.9711	4.1356	3.0673
	K_d	0.412	0.6736	0.2338
PC	K_p	67.3283	56.991	88.4863
	K_d	13.5594	31.4851	31.3637
PD+	K_p	5.803	5.5726	4.5721
	K_d	0.8768	0.9375	0.0832
PDC	K_p	4.5017	4.6703	4.0055
	K_d	0.4012	0.1317	0.0815
MD	K_d	9.9156	9.2678	9.9638

TABLA A.1: Ganancias calculadas por el GA considerando la función objetivo IAE.

Controlador	Ganancia	Cadera	Rodilla	Tobillo
PID	K_p	34.0466	40.339	27.1587
	K_d	39.6244	33.0987	49.4308
	K_i	32.1928	41.912	15.4202
PDG	K_p	4.7796	4.7747	3.8439
	K_d	0.808	0.0999	1.5
PC	K_p	75.3586	88.0012	32.5972
	K_d	16.9728	7.3867	5.3336
PD+	K_p	5.8981	3.8857	5.21
	K_d	0.1954	0.3123	1.1277
PDC	K_p	3.5211	4.8792	4.4482
	K_d	0.1054	0.4489	0.7006
MD	K_d	9.9118	8.5083	9.284

TABLA A.2: Ganancias calculadas por GA para los esquemas de control del modelo dinámico nominal considerando la función objetivo ITAE.

Controlador	Ganancia	Cadera	Rodilla	Tobillo
PID	K_p	32.3993	43.0692	39.3741
	K_d	7.5206	10.9884	39.6627
	K_i	43.188	45.3452	32.8306
PDG	K_p	4.0803	4.942	2.174
	K_d	2.4831	0.1729	1.3498
PC	K_p	87.7336	95.9758	69.878
	K_d	8.6232	6.0071	49.7591
PD+	K_p	4.5476	5.927	5.8901
	K_d	0.2885	0.1609	1.1916
PDC	K_p	4.4905	3.0515	2.2448
	K_d	0.1763	0.1187	0.0833
MD	K_d	8.7144	9.6924	9.876

TABLA A.3: Ganancias calculadas por GA para los esquemas de control del modelo dinámico nominal considerando la función objetivo ITSE.

Controlador	Ganancia	Cadera	Rodilla	Tobillo
PID	K_p	41.0393	35.9568	24.3107
	K_d	21.6113	28.1967	35.2507
	K_i	9.8155	6.6242	18.2609
PDG	K_p	5.4204	5.2201	2.5377
	K_d	3.8055	2.2577	1.2923
PC	K_p	27.768	28.7545	47.464
	K_d	17.4498	19.9163	16.4868
PD+	K_p	5.4312	5.6263	5.5182
	K_d	0.3879	0.1792	1.7807
PDC	K_p	3.3539	4.6865	5.0013
	K_d	3.3201	0.4836	1.6975
MD	K_d	4.9376	5.6714	6.2628

TABLA A.4: Ganancias calculadas por PSO para los esquemas de control del modelo dinámico nominal considerando la función objetivo IAE.

Controlador	Ganancia	Cadera	Rodilla	Tobillo
PID	K_p	38.2422	46.7563	32.249
	K_d	14.2343	14.8613	2.4316
	K_i	8.3929	24.5104	29.038
PDG	K_p	5.0024	3.3669	3.0797
	K_d	1.8058	1.3225	0.0869
PC	K_p	68.9415	40.4122	115.2599
	K_d	21.3169	11.2347	27.8761
PD+	K_p	0.9414	0.3467	0.9018
	K_d	0.2834	0.0204	0.3142
PDC	K_p	4.1798	5.7268	5.7013
	K_d	4.263	0.5865	3.1724
MD	K_d	3.4229	4.9698	5.6475

TABLA A.5: Ganancias calculadas por PSO para los esquemas de control del modelo dinámico nominal considerando la función objetivo ITAE.

Controlador	Ganancia	Cadera	Rodilla	Tobillo
PID	K_p	33.3825	35.4143	32.773
	K_d	1.1206	46.3012	13.9838
	K_i	23.6687	2.2197	15.3357
PDG	K_p	5.0153	4.6014	2.6371
	K_d	4.5376	0.0039	1.5418
PC	K_p	33.6344	50.8518	43.0649
	K_d	16.2935	18.3658	24.914
PD+	K_p	5.4274	3.8886	3.6746
	K_d	3.6265	1.0995	2.7644
PDC	K_p	5.2793	3.8957	4.3083
	K_d	2.0043	0.3397	2.8723
MD	K_d	3.7356	5.4059	3.4923

TABLA A.6: Ganancias calculadas por PSO para los esquemas de control del modelo dinámico nominal considerando la función objetivo ITSE.

APÉNDICE B

APÉNDICE B

A continuación se muestran los valores de las ganancias calculadas utilizando las funciones objetivo IAE, ITAE e ITSE considerando el modelo dinámico del exoesqueleto con variación paramétrica.

Controlador	Ganancia	Cadera	Rodilla	Tobillo
PID	K_p	43.9445	49.6019	49.7616
	K_d	47.0421	7.1687	23.8056
	K_i	13.9178	44.7954	12.7145
PDG	K_p	4.8859	4.3833	4.858
	K_d	0.7014	0.0424	0.5832
PC	K_p	27.1035	31.8902	20.3732
	K_d	18.8747	10.1039	11.0797
PD+	K_p	4.2521	3.3169	5.8438
	K_d	0.5768	0.1871	0.4907
PDC	K_p	3.8754	4.216	4.1883
	K_d	0.2062	0.3664	0.6
MD	K_d	8.9083	20.9832	140.7437

TABLA B.1: Ganancias calculadas por GA para los esquemas de control del modelo dinámico con variación paramétrica considerando la función objetivo IAE.

Controlador	Ganancia	Cadera	Rodilla	Tobillo
PID	K_p	39.6983	39.7358	49.709
	K_d	8.281	37.1591	34.2083
	K_i	49.8333	15.9312	10.7387
PDG	K_p	4.9128	4.4086	1.9673
	K_d	1.9952	0.7552	0.6781
PC	K_p	39.3437	43.5963	40.179
	K_d	19.5461	8.986	5.1262
PD+	K_p	4.7893	5.1808	2.7878
	K_d	0.8682	0.147	0.1642
PDC	K_p	4.7859	3.5305	4.7737
	K_d	0.0902	0.0871	0.4074
MD	K_d	9.7227	39.2977	125.1365

TABLA B.2: Ganancias calculadas por GA para los esquemas de control del modelo dinámico con variación paramétrica considerando la función objetivo ITAE.

Controlador	Ganancia	Cadera	Rodilla	Tobillo
PID	K_p	24.1828	49.1606	26.9739
	K_d	8.2142	12.5452	49.9908
	K_i	45.5832	49.7558	42.0157
PDG	K_p	4.211	4.9403	4.6239
	K_d	1.5562	0.0714	0.537
PC	K_p	39.2173	44.3774	41.7812
	K_d	14.9764	5.4716	19.798
PD+	K_p	3.879	5.8016	5.9876
	K_d	0.278	0.2368	0.8123
PDC	K_p	2.698	4.2947	4.9837
	K_d	0.0554	0.1984	0.4759
MD	K_d	8.5062	40.4225	136.3384

TABLA B.3: Ganancias calculadas por GA para los esquemas de control del modelo dinámico con variación paramétrica considerando la función objetivo ITSE.

Controlador	Ganancia	Cadera	Rodilla	Tobillo
PID	K_p	33.1831	38.0254	49.8543
	K_d	33.4026	61.7294	23.769
	K_i	49.2224	10.9313	10.5532
PDG	K_p	5.7938	5.2273	5.6434
	K_d	3.7889	0.7388	2.2237
PC	K_p	32.6831	42.5006	47.9826
	K_d	20.9314	12.6442	15.6625
PD+	K_p	3.5001	4.6053	3.8945
	K_d	1.1777	0.8821	1.2741
PDC	K_p	3.5017	4.5415	3.8914
	K_d	1.1796	0.8789	1.2842
MD	K_d	62.3876	78.7517	139.626

TABLA B.4: Ganancias calculadas por PSO para los esquemas de control del modelo dinámico con variación paramétrica considerando la función objetivo IAE.

Controlador	Ganancia	Cadera	Rodilla	Tobillo
PID	K_p	48.299	55.7234	16.0721
	K_d	21.9936	17.933	46.7609
	K_i	19.4021	44.3642	9.7164
PDG	K_p	5.5055	5.1966	4.4286
	K_d	5.7002	1.5842	1.9685
PC	K_p	27.4208	37.3305	13.8931
	K_d	5.6893	4.1019	7.9473
PD+	K_p	4.0106	4.7318	0.7766
	K_d	0.9325	0.4112	0.0437
PDC	K_p	4.2167	4.7515	1.2816
	K_d	1.7195	0.6186	0.0606
MD	K_d	53.3582	73.8787	138.8782

TABLA B.5: Ganancias calculadas por PSO para los esquemas de control del modelo dinámico con variación paramétrica considerando la función objetivo ITAE.

Controlador	Ganancia	Cadera	Rodilla	Tobillo
PID	K_p	56.9665	53.6749	56.397
	K_d	15.3814	15.5486	8.5857
	K_i	22.5932	28.0286	28.985
PDG	K_p	4.6013	5.4875	3.0884
	K_d	3.1646	2.4805	0.9938
PC	K_p	36.3652	40.8787	41.6513
	K_d	12.217	11.9911	23.0617
PD+	K_p	2.2495	5.4256	3.8064
	K_d	2.6891	1.9744	2.0656
PDC	K_p	2.112	3.5538	3.8621
	K_d	2.3989	0.5681	2.0923
MD	K_d	48.0088	42.7471	131.0559

TABLA B.6: GGanancias calculadas por PSO para los esquemas de control del modelo dinámico con variación paramétrica considerando la función objetivo ITSE.

APÉNDICE C

APÉNDICE C

A continuación se muestran los valores de las ganancias calculadas utilizando las funciones objetivo IAE, ITAE e ITSE considerando el modelo dinámico del exoesqueleto con perturbación.

Controlador	Ganancia	Cadera	Rodilla	Tobillo
PID	K_p	37.044	16.188	32.326
	K_d	30.689	49.048	39.25
	K_i	21.576	11.928	5.301
PDG	K_p	4.9336	3.3995	4.2813
	K_d	1.7767	1.7544	0.1761
PC	K_p	4,050	21,900	445,850
	K_d	4,060	6,230	2,210
PD+	K_p	5.811	5.96	5.7736
	K_d	1.4372	1.0217	0.3356
PDC	K_p	4.7326	4.2181	4.9659
	K_d	1.8571	1.2109	0.1553
MD	K_d	9.5947	9.9416	8.9094

TABLA C.1: Ganancias calculadas por GA para los esquemas de control del modelo dinámico con perturbación considerando la función objetivo IAE.

Controlador	Ganancia	Cadera	Rodilla	Tobillo
PID	K_p	48.269	24.263	42.895
	K_d	26.541	42.95	42.904
	K_i	39.273	0.561	47.741
PDG	K_p	4.9921	4.9338	4.4172
	K_d	2.1005	1.0273	1.0824
PC	K_p	6,410	24,060	481,490
	K_d	1,870	13,990	8,120
PD+	K_p	5.3385	5.7987	5.9501
	K_d	0.9054	0.5724	0.2501
PDC	K_p	4.51	4.3896	3.7393
	K_d	0.3918	2.3902	0.5101
MD	K_d	9.8128	8.3338	7.5139

TABLA C.2: Ganancias calculadas por GA para los esquemas de control del modelo dinámico con perturbación considerando la función objetivo ITAE.

Controlador	Ganancia	Cadera	Rodilla	Tobillo
PID	K_p	40.893	43.608	49.672
	K_d	17.276	33.981	16.983
	K_i	47.58	41.399	0.091
PDG	K_p	4.6457	4.7686	4.5274
	K_d	0.9047	1.7618	0.3561
PC	K_p	9,310	27,820	434,430
	K_d	3,200	700	6,890
PD+	K_p	5.2531	5.9869	5.7968
	K_d	2.2464	0.7933	0.7792
PDC	K_p	4.9933	4.936	4.4808
	K_d	0.8677	1.3416	2.4349
MD	K_d	8.5188	9.1919	9.6529

TABLA C.3: Ganancias calculadas por GA para los esquemas de control del modelo dinámico con perturbación considerando la función objetivo ITSE.

Controlador	Ganancia	Cadera	Rodilla	Tobillo
PID	K_p	45.7154	42.2041	49.8959
	K_d	8.1533	21.8983	3.0014
	K_i	22.0114	15.0119	24.139
PDG	K_p	4.8661	4.7105	3.4384
	K_d	2.4229	2.1687	2.5709
PC	K_p	10,000	50,000	600,000
	K_d	5,000	15,000	19,824
PD+	K_p	5.1019	4.3049	5.3598
	K_d	1.157	4.9728	4.9528
PDC	K_p	5.0486	4.3605	3.65
	K_d	3.3655	1.6818	12.6366
MD	K_d	5.9681	4.8064	6.1864

TABLA C.4: Ganancias calculadas por PSO para los esquemas de control del modelo dinámico con perturbación considerando la función objetivo IAE.

Controlador	Ganancia	Cadera	Rodilla	Tobillo
PID	K_p	39.2189	39.7424	38.7467
	K_d	14.5698	20.9439	49.2491
	K_i	24.2557	16.4733	20.5172
PDG	K_p	5.5312	5.2797	3.5697
	K_d	3.5294	2.4932	0.4158
PC	K_p	10,000	50,000	600,000
	K_d	5,000	330	610
PD+	K_p	5.6778	4.536	5.3741
	K_d	5.6618	3.3729	2.9052
PDC	K_p	3.7269	5.586	3.0257
	K_d	1.2842	0.8183	3.6458
MD	K_d	3.985	5.7797	5.0408

TABLA C.5: Ganancias calculadas por PSO para los esquemas de control del modelo dinámico con perturbación considerando la función objetivo ITAE.

Controlador	Ganancia	Cadera	Rodilla	Tobillo
PID	K_p	35.8547	40.3342	18.846
	K_d	28.2224	42.3574	1.2848
	K_i	29.8284	15.6093	26.5138
PDG	K_p	5.8077	4.2274	3.8912
	K_d	2.5462	5.2388	2.273
PC	K_p	10,000	50,000	600,000
	K_d	5,000	12,948	8,023
PD+	K_p	3.9379	3.4704	4.9144
	K_d	2.7256	2.0693	0.3156
PDC	K_p	5.4716	3.9185	3.0571
	K_d	0.9337	5.1014	3.3511
MD	K_d	4.5192	3.9106	5.9345

TABLA C.6: Ganancias calculadas por PSO para los esquemas de control del modelo dinámico con perturbación considerando la función objetivo ITSE.

APÉNDICE D

APÉNDICE D

A continuación se muestran los valores de las ganancias calculadas utilizando las funciones objetivo IAE, ITAE e ITSE considerando el modelo dinámico del exoesqueleto con variación paramétrica y perturbación.

Controlador	Ganancia	Cadera	Rodilla	Tobillo
PID	K_p	45.4537	32.9002	49.6548
	K_d	30.8859	46.6878	22.5764
	K_i	29.3526	12.3011	35.6067
PDG	K_p	4.6621	3.9645	4.8603
	K_d	2.3875	0.0833	1.0848
PC	K_p	8520	26310	256740
	K_d	2020	12270	8540
PD+	K_p	5.9604	5.1297	5.7972
	K_d	0.4998	2.4346	2.1029
PDC	K_p	3.7988	4.9773	4.5436
	K_d	1.4823	1.3727	1.8597
MD	K_d	24.6877	137.8603	558.3494

TABLA D.1: Ganancias calculadas por GA para los esquemas de control del modelo dinámico con variación paramétrica y perturbación considerando la función objetivo IAE.

Controlador	Ganancia	Cadera	Rodilla	Tobillo
PID	K_p	40.6104	40.885	40.9642
	K_d	3.8566	47.2146	4.0427
	K_i	38.137	7.1999	41.6039
PDG	K_p	4.0948	4.8327	4.6173
	K_d	1.5966	1.4233	1.5677
PC	K_p	6860	27170	326570
	K_d	4480	5250	6480
PD+	K_p	5.52	5.0462	3.7452
	K_d	1.0401	0.5353	0.0573
PDC	K_p	4.9038	4.0938	4.9044
	K_d	1.2393	2.0907	0.0488
MD	K_d	24.9527	123.9861	683.0768

TABLA D.2: Ganancias calculadas por GA para los esquemas de control del modelo dinámico con variación paramétrica y perturbación considerando la función objetivo ITAE.

Controlador	Ganancia	Cadera	Rodilla	Tobillo
PID	K_p	45.9662	46.7227	47.6046
	K_d	45.6726	11.2476	7.2973
	K_i	47.3516	46.6456	49.1567
PDG	K_p	4.9417	4.7606	3.5894
	K_d	0.6491	0.5124	0.2731
PC	K_p	8680	29950	545730
	K_d	3110	1090	12200
PD+	K_p	5.7601	5.7836	5.3519
	K_d	0.4335	1.9386	0.7885
PDC	K_p	4.8298	4.418	4.7464
	K_d	1.5953	1.2065	1.6379
MD	K_d	20.224	115.9083	543.1919

TABLA D.3: Ganancias calculadas por GA para los esquemas de control del modelo dinámico con variación paramétrica y perturbación considerando la función objetivo ITSE.

Controlador	Ganancia	Cadera	Rodilla	Tobillo
PID	K_p	32.8531	59.7713	17.2735
	K_d	17.8803	39.9688	26.2594
	K_i	66.176	29.7411	10.4809
PDG	K_p	6.0657	5.2761	4.6622
	K_d	3.202	3.1233	2.6884
PC	K_p	52306	63188	284910
	K_d	53481	22971	18391
PD+	K_p	3.4139	5.3606	5.5606
	K_d	2.0693	2.911	6.5923
PDC	K_p	6.3163	4.9709	5.2637
	K_d	3.8144	4.4249	3.527
MD	K_d	24.4292	121.0868	574.2603

TABLA D.4: Ganancias calculadas por PSO para los esquemas de control del modelo dinámico con variación paramétrica y perturbación considerando la función objetivo IAE.

Controlador	Ganancia	Cadera	Rodilla	Tobillo
PID	K_p	65.8115	46.3956	35
	K_d	27.494	39.8085	8.021
	K_i	12.5164	16.1946	20.5979
PDG	K_p	5.3627	4.2116	6.1519
	K_d	5.3303	5.9475	0.4711
PC	K_p	39292	55102	316510
	K_d	26224	59925	47066
PD+	K_p	4.4297	6.9414	4.5879
	K_d	6.7227	0.1324	1.9816
PDC	K_p	5.0392	6.2685	4.6341
	K_d	0.4107	6.1559	6.5864
MD	K_d	20.9135	121.9364	672.3911

TABLA D.5: Ganancias calculadas por PSO para los esquemas de control del modelo dinámico con variación paramétrica y perturbación considerando la función objetivo ITAE.

Controlador	Ganancia	Cadera	Rodilla	Tobillo
PID	K_p	35.9856	46.1495	27.7917
	K_d	32.0017	52.2619	22.1648
	K_i	71.6443	6.531	2.6918
PDG	K_p	5.628	4.3376	5.1463
	K_d	4.8481	3.838	5.5047
PC	K_p	35101	69715	541750
	K_d	40893	55666	38165
PD+	K_p	6.2384	7.2799	5.2581
	K_d	4.0608	2.7117	3.2545
PDC	K_p	5.0769	5.7288	3.7026
	K_d	2.3291	4.6313	4.8918
MD	K_d	35.5181	146.5482	594.5779

TABLA D.6: Ganancias calculadas por PSO para los esquemas de control del modelo dinámico con variación paramétrica y perturbación considerando la función objetivo ITSE.

APÉNDICE E

APÉNDICE E

Código del modelo dinámico del exoesqueleto en Matlab.

```
1  function xp = Exo3GDLNuevo_Rev1(t,x)
2
3      %% Variables de estados
4      q1 = x(1);
5      qp1 = x(2);
6      q2 = x(3);
7      qp2 = x(4);
8      q3 = x(5);
9      qp3 = x(6);
10
11     %% Vector de posicion
12     q = [q1; q2; q3];
13
14     %% Vector de velocidad
15     qp = [qp1; qp2; qp3];
16
17     %% Parametros de las articulaciones (Datos Articulo
18     escala 1:2)
19     l1=0.1914;      %Longitud 1
```

```

19     l2=0.2037;           %Longitud 2
20     l3=0.03506;        %Longitud 3
21     m1=0.06331;        %Masa 1
22     m2=0.03774;        %Masa 2
23     m3=0.0305;         %Masa 3
24     lc1=0.0828;        %Centro de masa 1
25     lc2=0.0882;        %Centro de masa 2
26     lc3=0.01753;       %Centro de masa 3
27     I1=0.00016534;     %Momento de inercia 1
28     I2=0.000123649;    %Momento de inercia 2
29     I3=0.000002476;    %Momento de inercia 3
30     g=9.81;            %Gravedad
31     b1=0.65;           %coeficiente de fricción de viscosidad
32     1
33     b2=0.54;           %coeficiente de fricción de viscosidad
34     2
35     b3=0.545;          %coeficiente de fricción de viscosidad
36     3
37
38     %% Modelo dinámico
39
40     %% Matriz de inercia
41
42     M11x = I1+I2+I3+l1^2*m2+l1^2*m3+l2^2*m3+lc1^2*m1+lc2^2*
           m2+lc3^2*m3+2*l1*lc3*m3*cos(q2+q3)+2*l1*l2*m3*cos(q2
           )+2*l1*lc2*m2*cos(q2)+2*l2*lc3*m3*cos(q3);
43     M12x = m3*l2^2+2*m3*cos(q3)*l2*lc3+l1*m3*cos(q2)*l2+m2*
           lc2^2+l1*m2*cos(q2)*lc2+m3*lc3^2+l1*m3*cos(q2+q3)*
           lc3+I2+I3;
44     M13x = I3+lc3^2*m3+l1*lc3*m3*cos(q2+q3)+l2*lc3*m3*cos(
           q3);
45     M21x = m3*l2^2+2*m3*cos(q3)*l2*lc3+l1*m3*cos(q2)*l2+m2*

```

```

        lc2^2+l1*m2*cos(q2)*lc2+m3*lc3^2+l1*m3*cos(q2+q3)*
        lc3+I2+I3;
43 M22x = m3*lc2^2+2*m3*cos(q3)*lc2*lc3+m2*lc2^2+m3*lc3^2+I2
        +I3;
44 M23x = m3*lc3^2+l2*m3*cos(q3)*lc3+I3;
45 M31x = I3+lc3^2*m3+l1*lc3*m3*cos(q2+q3)+l2*lc3*m3*cos(
        q3);
46 M32x = m3*lc3^2+l2*m3*cos(q3)*lc3+I3;
47 M33x = m3*lc3^2+I3;
48
49 Mx = [M11x, M12x, M13x;
50        M21x, M22x, M23x;
51        M31x, M32x, M33x];
52
53 % Matriz de fuerzas centripedas y de coriolis
54 C11x = -qp3*(l1*lc3*m3*sin(q2+q3)+l2*lc3*m3*sin(q3))-
        qp2*(l1*lc3*m3*sin(q2+q3)+l1*l2*m3*sin(q2)+l1*lc2*m2
        *sin(q2));
55 C12x = -l1*qp1*(l2*m3*sin(q2)+lc2*m2*sin(q2)+lc3*m3*sin
        (q2+q3))-l1*qp2*(l2*m3*sin(q2)+lc2*m2*sin(q2)+lc3*m3
        *sin(q2+q3))-lc3*m3*qp3*(l1*sin(q2+q3)+l2*sin(q3));
56 C13x = -lc3*m3*(l1*sin(q2+q3)+l2*sin(q3))*(qp1+qp2+qp3)
        ;
57 C21x = qp1*(l1*lc3*m3*sin(q2+q3)+l1*l2*m3*sin(q2)+l1*
        lc2*m2*sin(q2))-l2*lc3*m3*qp3*sin(q3);
58 C22x = -l2*lc3*m3*qp3*sin(q3);
59 C23x = -l2*lc3*m3*sin(q3)*(qp1+qp2+qp3);
60 C31x = qp1*(l1*lc3*m3*sin(q2+q3)+l2*lc3*m3*sin(q3))+l2*
        lc3*m3*qp2*sin(q3);
61 C32x = l2*lc3*m3*sin(q3)*(qp1+qp2);
62 C33x = 0;
63

```

```
64     Cx = [C11x, C12x, C13x;
65           C21x, C22x, C23x;
66           C31x, C32x, C33x];
67
68     %% Vector de pares gravitacionales
69     G1x = g*m3*(l2*sin(q1+q2)+l1*sin(q1)+lc3*sin(q1+q2+q3))
70           +g*m2*(lc2*sin(q1+q2)+l1*sin(q1))+g*lc1*m1*sin(q1);
71     G2x = g*m3*(l2*sin(q1+q2)+lc3*sin(q1+q2+q3))+g*lc2*m2*
72           sin(q1+q2);
73     G3x = g*lc3*m3*sin(q1+q2+q3);
74
75     Gx = [G1x;
76           G2x;
77           G3x];
78
79     %% Vector de fricción viscosa y de Coulomb
80     f1 = b1*qp1;
81     f2 = b2*qp2;
82     f3 = b3*qp3;
83
84     fx = [f1;
85           f2;
86           f3];
87
88     %% Par de Entrada
89     tau1 = 0;
90     tau2 = 0;
91     tau3 = 0;
92
93     tau = [tau1;tau2;tau3];
94
95     qpp = Mx\(tau-Cx*qp-Gx-fx);
```

```
94
95     q1pp = qpp(1);
96     q2pp = qpp(2);
97     q3pp = qpp(3);
98
99     xp = [q1p; q1pp; q2p; q2pp; q3p; q3pp];
100
101     end
```

APÉNDICE F

APÉNDICE F

Código del algoritmo genético en Matlab.

```
1  %% Sintonizacion de un controlador usando Algoritmo
    Genetico (GA)
2
3  %% Inicializacion del programa
4  clear all
5  close all
6  clc
7
8  %% Parametros de Inicializacion
9  n_var = 6;
10 lb = [0 0 0 0 0 0];
11 %% Parametros para control PD con compensacion de G
12 %ub = [5 2.5 5 2.5 5 2.5];
13 %% Parametros para control por par calculado
14 %ub = [10000 5000 30000 15000 550000 20000];
15 %% Parametros para control PD+
16 ub = [6 2.5 6 2.5 6 2.5];
17 %% Parametros para control PD con compensacion
18 %ub = [5 2.5 5 2.5 5 2.5];
```

```
19
20  %% Opciones del Algoritmo Genetico
21  ga_opt = gaoptimset('Display','off','Generations',10,'
      PopulationSize',10,'PlotFcns',@gaplotbestf);
22  ObjFunc = @(K) tracklsq_Rev12(K);
23
24  %% Comando del Algoritmo Genetico
25  [K,best] = ga((ObjFunc),n_var,[],[],[],[],lb,ub,[],ga_opt)
26
27  Kp1 = abs(K(1));
28  %Ki1 = abs(K(2));
29  Kd1 = abs(K(2));
30  Kp2 = abs(K(3));
31  %Ki2 = abs(K(5));
32  Kd2 = abs(K(4));
33  Kp3 = abs(K(5));
34  %Ki3 = abs(K(8));
35  Kd3 = abs(K(6));
```


APÉNDICE G

APÉNDICE G

Código del algoritmo de optimización de enjambre de partículas en Matlab.

```
1  %% Sintonizacion de un controlador usando Particle Swarm
    Optimization (PSO)
2
3  %% Inicializacion del programa
4  clear all
5  close all
6  clc
7
8  %% Lista de parametros
9  n = 10;                                %Tamaño del enjambre "No.
    de pajaros"
10 bird_step = 10;                        %Numero maximo de "Pasos de
    los pajaros (iteraciones)"
11 dim = 9;                                %Dimension del problema
12 c1 = 1.2;                                %PSO Parametro C1
13 c2 = 0.12;                               %PSO Parametro C2
14 w = 0.9;                                %PSO Momento de inercia
15 fitness = 0*ones(n,bird_step);         %Inicialización de la funci
    ón a minimizar = 0
```

```
16
17  %% Inicializacion de los parametros %%
18  R1 = rand(dim,n)*10;
19  R2 = rand(dim,n)*10;
20  fitness_actual = 0*ones(n,1);
21
22  %% Inicializacion del enjambre, velocidades y posiciones
23  for i = 1:n
24      posicion_actual(1,i)= 5;  %Parametro de
          inicializacion de Kp1 F=0.0457 con Kp1=93.8418 Ki1
          =45.5087 y Kd1=57.4928
25      posicion_actual(2,i)= 1; %Parametro de inicializacion
          de Ki1
26      posicion_actual(3,i)= 1;  %Parametro de
          inicializacion de Kd1
27      posicion_actual(4,i)= 5;  %Parametro de
          inicializacion de Kp2 F=0.2539 con Kp2=56.9993
          Ki2=22.7664 y Kd2=22.7227
28      posicion_actual(5,i)= 1; %Parametro de inicializacion
          de Ki2
29      posicion_actual(6,i)= 1;  %Parametro de
          inicializacion de Kd2
30      posicion_actual(7,i)= 5;  %Parametro de
          inicializacion de Kp3 F=0.0874 con Kp3=28.114
          Ki3=20.266 y Kd3=29.823
31      posicion_actual(8,i)= 1; %Parametro de inicializacion
          de Ki3
32      posicion_actual(9,i)= 1;  %Parametro de
          inicializacion de Kd3
33  end
34
35  velocidad = 5*rand(dim,n);
```

```
36 mejor_posicion_local = posicion_actual;
37
38 %% Evaluacion de la poblacion inicial
39 for i = 1:n
40     fitness_actual(i) = tracklsq_Rev10(posicion_actual(:,i)
41         ); %Simulacion del modelo con los parametros
42         iniciales
43 end
44
45 mejor_fitness_local = fitness_actual;
46 [mejor_fitness_global,g] = min(mejor_fitness_local);
47
48 for i=1:n
49     mejor_posicion_global(:,i) = mejor_posicion_local(:,g);
50 end
51
52 %% Actualizacion de velocidad
53 velocidad = w*velocidad + c1*(R1.*(mejor_posicion_local-
54     posicion_actual)) + c2*(R2.*(mejor_posicion_global-
55     posicion_actual));
56
57 %% Actualizacion del enjambre
58 posicion_actual = posicion_actual + velocidad;
59
60 %% Evaluando un nuevo enjambre
61
62 %% Ciclo principal
63 iter = 0; %Contador de iteraciones
64 ObjFunc = [];
65 RegistroFitness=zeros(bird_step,n,4);
66 RegistroBestFitness=zeros(bird_step,4);
```

```
64  while (iter < bird_step)
65  iter = iter + 1;
66
67  for i = 1:n
68      [F123,F1,F2,F3] = tracklsq_Rev10(posicion_actual(:,i));
69      RegistroFitness(iter,i,:)=[F123,F1,F2,F3];
70      fitness_actual(i) = F123;
71  end
72
73  for i = 1:n
74      if fitness_actual(i) < mejor_fitness_local(i)
75          mejor_fitness_local(i) = fitness_actual(i);
76          mejor_posicion_local(:,i) = posicion_actual(:,i)
77          ;
78      end
79  end
80  [mejor_fitness_global_actual,g] = min(mejor_fitness_local)
81  ;
82  if mejor_fitness_global_actual < mejor_fitness_global
83      mejor_fitness_global = mejor_fitness_global_actual;
84
85      for i=1:n
86          mejor_posicion_global(:,i) = mejor_posicion_local
87          (:,g);
88      end
89  end
90  velocidad = w*velocidad + c1*(R1.*(mejor_posicion_local -
    posicion_actual)) + c2*(R2.*(mejor_posicion_global -
    posicion_actual));
```

```
91     posicion_actual = posicion_actual + velocidad;
92
93     %sprintf('El valor de la iteracion es %3.0f ', iter)
94     RegistroBestFitness(iter,:) = RegistroFitness(iter,g,:);
95     ObjFunc = [ObjFunc; mejor_fitness_global];
96
97     end
98
99         R = mejor_posicion_global(:,g);
100         [Y,I] = min(R);
101         posicion_actual = mejor_posicion_global(:,g);
102
103         Kp1 = abs(R(1))
104         Ki1 = abs(R(2))
105         Kd1 = abs(R(3))
106         Kp2 = abs(R(4))
107         Ki2 = abs(R(5))
108         Kd2 = abs(R(6))
109         Kp3 = abs(R(7))
110         Ki3 = abs(R(8))
111         Kd3 = abs(R(9))
112
113     %% Grafica de la "Fitness Function"
114     tiempo = 1:bird_step;
115     figure(1)
116     G1 = plot(tiempo, ObjFunc);
117     G1.LineWidth = 2.5;
118     xlabel('Iteraciones')
119     ylabel('Función Fitness (ISE)')
120     %ylabel('Función Fitness (ITSE)')
121     %ylabel('Función Fitness (IAE)')
122     %ylabel('Función Fitness (ITAE)')
```

```
123  %xlim([0 10])
124  ax = gca;
125  ax.FontSize = 16;
126  grid on
127
128  %% Grafica de la "Fitness Function" para cada una de las
      articulaciones
129  % tiempo = 1:bird_step;
130  figure(2)
131  hold on
132  G2 = plot(tiempo, RegistroBestFitness(:,2));
133  G3 = plot(tiempo, RegistroBestFitness(:,3));
134  G4 = plot(tiempo, RegistroBestFitness(:,4));
135  G2.LineWidth = 2.5;
136  G3.LineWidth = 2.5;
137  G4.LineWidth = 2.5;
138  xlabel('Iteraciones')
139  ylabel('Función Fitness (ISE)')
140  %ylabel('Función Fitness (ITSE)')
141  %ylabel('Función Fitness (IAE)')
142  %ylabel('Función Fitness (ITAE)')
143  legend('ISE1', 'ISE2', 'ISE3')
144  %legend('ITSE1', 'ITSE2', 'ITSE3')
145  %legend('IAE1', 'IAE2', 'IAE3')
146  %legend('ITAE1', 'ITAE2', 'ITAE3')
147  % xlim([0 10])
148  ax = gca;
149  ax.FontSize = 16;
150  grid on
151  hold off
```

APÉNDICE H

APÉNDICE H

Código de las funciones de desempeño en Matlab.

```
1  function [F123,F1,F2,F3] = tracklsq_Rev11(K) % NO OLVIDAR
    CAMBIAR EL NOMBRE DE LA VARIABLE "F" A F1, F2 O F3 !!!!!
2
3      Kp1 = abs(K(1));
4      Ki1 = abs(K(2));
5      Kd1 = abs(K(3));
6      Kp2 = abs(K(4));
7      Ki2 = abs(K(5));
8      Kd2 = abs(K(6));
9      Kp3 = abs(K(7));
10     Ki3 = abs(K(8));
11     Kd3 = abs(K(9));
12
13     sprintf('El valor de los parametros es Kp1=%3.3f,
14             Ki1=%3.3f, Kd1=%3.3f', K(1), K(2), K(3))
15     sprintf('El valor de los parametros es Kp2=%3.3f,
             Ki2=%3.3f, Kd2=%3.3f', K(4), K(5), K(6))
16     sprintf('El valor de los parametros es Kp3=%3.3f,
             Ki3=%3.3f, Kd3=%3.3f', K(7), K(8), K(9))
```

```
16
17     %% Inicializacion de las opciones de simulacion
18     simopt = simset('solver','ode45','SrcWorkspace','
19         Current','DstWorkspace','Current');
20
21     %% Inicializacion de la simulacion de simulink
22     sim('Exo_PIDNM_3GDL_Rev10',[0 10], simopt); %
23         Editar el nombre del documento cada vez que se
24         actualice
25
26     %% Funcion de evaluación ISE1, ISE2 e ISE3
27     F123 = ISE1+ISE2+ISE3
28     F1 = ISE1
29     F2 = ISE2
30     F3 = ISE3
31
32     %% Funcion de evaluación ITSE1, ITSE2, ITSE3
33     %F123 = ITSE1+ITSE2+ITSE3
34     %F1 = ITSE1
35     %F2 = ITSE2
36     %F3 = ITSE3
37
38     %% Funcion de evaluación IAE1, IAE2, IAE3
39     %F123 = IAE1+IAE2+IAE3
40     %F1 = IAE1
41     %F2 = IAE2
42     %F3 = IAE3
43
44     %% Funcion de evaluación ITAE1, ITAE2, ITAE3
45     %F123 = ITAE1+ITAE2+ITAE3
46     %F1 = ITAE1
47     %F2 = ITAE2
```



```
45         %F3 = ITAE3
46     end
```

APÉNDICE I

APÉNDICE I

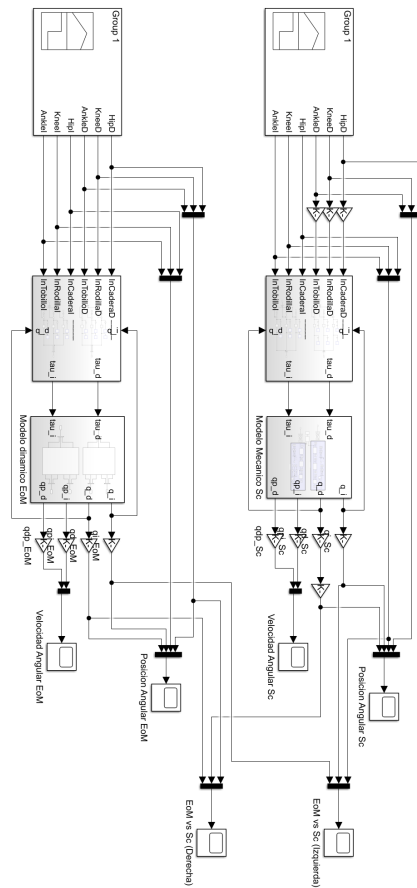


FIGURA I.1: Diagrama del modelo dinámico y gemelo digital en Simulink ©.

APÉNDICE J

ANEXOS

La productividad generada durante el ciclo completo del posgrado se muestra a continuación.

J.1 CICLO DE SEMINARIOS DEL CATIM



FIGURA J.1: Reconocimiento CATIM de participación por presentación oral.

J.2 21° CONGRESO NACIONAL DE MECATRÓNICA



FIGURA J.2: Reconocimiento MECAMEX de participación por presentación oral.

J.3 1° CONFERENCIA LATINOAMERICANA DE INGENIERÍA EN BIOLOGÍA Y MÉDICA



FIGURA J.3: Reconocimiento IEEE de participación por presentación de póster.

J.4 2° ENCUENTRO ESTUDIANTIL PIIT 2023



FIGURA J.4: Reconocimiento PIIT de participación por presentación de póster.

J.5 XLVI CONGRESO NACIONAL DE INGENIERÍA BIOMÉDICA



FIGURA J.5: Reconocimiento CNIB de participación por presentación oral.

J.6 22° CONFERENCIA INTERNACIONAL MEXICANA DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL



FIGURA J.6: Reconocimiento MICA I de participación por presentación oral y de póster.

J.7 MIEMBRO DEL COMITÉ ORGANIZADOR DE LA EXPOSICIÓN DE POSTERS DEL CATIM



FIGURA J.7: Reconocimiento CATIM por ser miembro del comité organizador.

BIBLIOGRAFÍA

- [1] Zhu A. Adaptive control of man-machine interaction force for lower limb exoskeleton rehabilitation robot. *IEEE International Conference on Information and Automation (ICIA)*, pages 740–743, 2018.
- [2] Baud R. Review of control strategies for lower-limb exoskeletons to assist gait. *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, 18(1), 2021.
- [3] Chaurand R. *Dimensiones antropométricas de población latinoamericana*. Universidad de Guadalajara, 2007.
- [4] Moore K. *Anatomía con orientación clínica*. Lippincott Williams and Wilkins, 2013.
- [5] Eiben A. *Introduction to Evolutionary Computing*. Springer, 2015.
- [6] Blum C. *Swarm Intelligence*. Springer, 2008.
- [7] Rodríguez K. Exoesqueleto para extremidad inferior de bajo costo. *Acontacs*, 1:1–5, 2018.
- [8] Diario sustentable. Innovadora tecnología de “exoesqueletos industriales” brinda asistencia al trabajador para reducir fatiga muscular y trastornos musculo esqueléticos. <https://www.diariosustentable.com/>, 2023.
- [9] Muñoz E. Modelización de un exoesqueleto de rehabilitación propulsado por cables con capacidad de desplazamiento espacial. <https://idus.us.es/>, 2023.
- [10] Masengo G. Lower limb exoskeleton robot and its cooperative control: A review, trends, and challenges for future research. *Frontiers in Neurorobotics*, 16, 2023.

-
- [11] Chen C. Development and hybrid control of an electrically actuated lower limb exoskeleton for motion assistance. *IEEE Access*, 7, 2019.
- [12] Chen Z. Control and implementation of 2-dof lower limb exoskeleton experiment platform. *Chinese Journal of Mechanical Engineering*, 34, 2021.
- [13] Chen Z. Gait prediction and variable admittance control for lower limb exoskeleton with measurement delay and extended-state-observer. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2022.
- [14] Sun Z. A novel adaptive iterative learning control approach and human-in-the-loop control pattern for lower limb rehabilitation robot in disturbances environment. *Auton Robot* 45, 2021.
- [15] Liu J. Online adaptive pid control for a multi-joint lower extremity exoskeleton system using improved particle swarm optimization. *Machines*, 2021.
- [16] Ogata K. *Ingeniería de Control Moderna*. Pearson Education, 2010.
- [17] Kelly R. *Control of Robot Manipulators in Joint Space*. Springer, 2005.
- [18] Reyes F. *Robótica: control de robots manipuladores*. Alfa Omega, 2011.
- [19] Baud R. Review of control strategies for lower-limb exoskeletons to assist gait. *J NeuroEngineering Rehabil*, 18, 2021.
- [20] Yu W. *PID Control with Intelligent Compensation for Exoskeleton Robots*. Elsevier, 2018.
- [21] Torres L. Let the swarm be: an implicit elitism in swarm intelligence. *International Journal of Bio-Inspired Computation*, 9:65–76, 2017.
- [22] Torres L. Evonorm: Easy and effective implementation of estimation of distribution algorithms. *Advances in Computer Science and Engineering*, 23:75–83, 2006.
- [23] Dorf R. Modern control systems. *Pearson*, 23:75–83, 2017.
- [24] Chan M. World report on disability. <http://www.who.int/>, 2011.

-
- [25] INEGI. Censo de población y vivienda, discapacidad en México. <https://cuentame.inegi.org.mx/>, 2020.
- [26] INEGI. Encuesta nacional de la dinámica demográfica, discapacidad. <https://www.inegi.org.mx/>, 2018.
- [27] De La Rosa G. Diseño y simulación de un exoesqueleto de seis grados de libertad para extremidades inferiores. *Diseño y Planeación Mecatrónica*, 1:8261–8268, 2022.
- [28] Sharifi M. Adaptive cpg-based gait planning with learning-based torque estimation and control for exoskeletons. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 6:8268–8268, 2021.
- [29] Amiri M. Adaptive particle swarm optimization of pid gain tuning for lower-limb human exoskeleton in virtual environment. *Mathematics*, 8:2040, 2020.
- [30] Liu J. Online adaptive pid control for a multi-joint lower extremity exoskeleton system using improved particle swarm optimization. *Machines*, 10:1–21, 2022.
- [31] Majeed A. The control of a lower limb exoskeleton for gait rehabilitation: A hybrid active force control approach. *Procedia Computer Science*, 105:183–190, 2017.
- [32] Amiri M. Hybrid design of pid controller for four dof lower limb exoskeleton. *Applied Mathematical Modelling*, 72:17–27, 2019.
- [33] Sadoun M. Optimal adaptive control of a knee joint exoskeleton for lower limb functional rehabilitation. *Systems and Control*, 2021.
- [34] Cardona M. Exoesqueletos para potenciar las capacidades humanas y apoyar la rehabilitación. <https://repository.eia.edu.co/handle/11190/487>, 2014.
- [35] Lescay R. Antropometría. análisis comparativo de las tecnologías para la captación de las dimensiones antropométricas. <http://www.scielo.org.co/>, 2016.
- [36] Hall S. *Basic biomechanics*. McGraw-Hill Education, 2010.
- [37] Whittle M. *Gait Analysis, An Introduction*. Elsevier, 2007.

- [38] Urendes E. Hybrid: Ambulatory robotic gait trainer with movement induction and partial weight support. *Sensors*, 19, 2019.
- [39] Kirtley C. *Clinical Gait Analysis: Theory and Practice*. Elsevier, 2006.
- [40] Bermeo L. Comparación del desempeño de un controlador pid sobre el proceso de nivel usando un controlador lógico programable y un sistema embebido. *Ingeniare*, 29, 2021.
- [41] Borase R. A review of pid control, tuning methods and applications. *Int. J. Dynam. Control*, 9:818–827, 2021.
- [42] McMillan G. Industrial applications of pid control. *Springer*, 2012.
- [43] Johnson M. Pid control. *Springer*, 2005.
- [44] Muhammad F. Pid control for temperature and motor speed based on plc. *Signal and Image Processing*, 1:7–13, 2019.
- [45] Orozco S. Control pd+g difuso tipo 2 de intervalo para regulacion de posicion de robots manipuladores. <https://www.ecorfan.org/>, 2015.
- [46] De Luca A. Pd control with on-line gravity compensation for robots with elastic joints: Theory and experiments. *Automatica*, 41:1809–1819, 2005.
- [47] Jean E. Composite adaptive control of robot manipulators. *Automatica*, 25, 1989.
- [48] Cavenago F. *Modern Spacecraft Guidance, Navigation and Control, from system modeling to AI and Innovative Applications*. Elsevier, 2023.
- [49] Manurung A. A sliding mode control for 2-dof planar robot manipulator. <https://www.mathworks.com/>, 2023.
- [50] Prieto p. Estudio de métodos de reducción de chattering en modos deslizantes. *Congreso Nacional de Control*, pages 477–482, 2015.
- [51] Khalil H. *Nonlinear Systems*. Prentice Hall, 2002.
- [52] Soriano L. Optimization of sliding mode control to save energy in a scara robot. *Mathematics*, 9, 2021.

- [53] Morales L. Diseño de un controlador proporcional derivativo difuso para un convertidor reductor-elevador empleando el defusificador basado en relaciones booleanas. <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=257029164005>, 2013.
- [54] Shinnars S. *Modern Control System Theory and Design*. John Wiley and Sons, 1998.
- [55] Orozco O. Sintonización de controladores pi y pid utilizando los criterios integrales i_{ae} e i_{tae} . *Ingeniería*, 13, 2003.
- [56] Dorf R. “*Design using performance indices*”, *The Control Handbook*. CRC Press, 1995.
- [57] Maguiña J. Diseño e implementación del controlador error integral absoluto aplicado a un sistema de segundo orden usando la nidaq pci-6251. <http://repositorio.unac.edu.pe/>, 2007.
- [58] Hossein S. Comparison of the error-integral performance indexes in a ga-tuned pid controlling system of a pwr-type nuclear reactor point-kinetics model. *Progress in Nuclear Energy*, 132, 2021.
- [59] Rodríguez A. Multi-objective meta-heuristic optimization in intelligent control: A survey on the controller tuning problem. *Applied Soft Computing*, 93, 2020.
- [60] Villarreal M. Off-line pid control tuning for a planar parallel robot using de variants. *Expert Systems with Applications*, 64, 2016.
- [61] Wang Q. A frequency domain controller design method. *Chemical Engineering Research and Design*, 75, 1997.
- [62] Kumar R. Comparison among some well known control schemes with different tuning methods. *J. Appl. Res. Technol.*, 13, 2015.
- [63] Hernandez V. *Modelamiento y simulación de un controlador adaptativo por modelo de referencia para un proceso de regulación de pH*. Universidad del Valle, 2013.
- [64] Muñoz M. Inteligencia de enjambres: sociedades para la solución de problemas (una revisión). *Ingeniería e Investigación*, 28, 2008.

- [65] Romero A. Algoritmo genético aplicado a la sintonización de un controlador pid para un sistema acoplado de tanques. <https://www.uaeh.edu.mx/>, 2018.
- [66] Jaramillo D. Programación lineal y algoritmos genéticos para la solución de un problema de corte. <https://core.ac.uk/>, 2008.
- [67] Espinosa B. Diseño e implementación de controladores de temperatura aplicando los algoritmos de optimización bio-inspirados colonia de abejas artificiales y enjambre de partículas. <https://repositorio.espe.edu.ec/>, 2019.
- [68] Hernandez J. Sistemas de control basados en algoritmos genéticos y lógica difusa para la aplicación en procesos industriales. <https://repository.javeriana.edu.co/>, 2014.
- [69] Ahmed G. Particle swarm optimization algorithm and its applications: A systematic review. *Arch Computat Methods Eng*, 13:2531–2561, 04 2022.
- [70] Zhengxuan L. Artificial intelligence powered large-scale renewable integrations in multi-energy systems for carbon neutrality transition: Challenges and future perspectives. *Energy and AI*, 10, 11 2022.
- [71] Huang S. Particle swarm optimization using multi-information characteristics of all personal-best information. *SpringerPlus*, 5, 2016.
- [72] Dai H. Effects of random values for particle swarm optimization algorithm. *Algorithms*, 11, 2018.
- [73] Maghfiroh H. Performance evaluation of different objective function in pid tuned by pso in dc-motor speed control. *IOP Conf. Series: Materials Science and Engineering*, 19, 2020.
- [74] Ludvig H. Using feedback control to reduce limb impedance during forceful contractions. *Sci Rep*, 24, 2017.
- [75] ISCAN M. Design and control of an exoskeleton robot: a matlab simscape application. *ICAME*, 2018.
- [76] Mathworks. Model and simulate multidomain physical systems. <https://www.mathworks.com/>, 2018.

-
- [77] Mathworks. Install the Simscape Multibody Link plug-in. <https://www.mathworks.com/>, 2018.
- [78] Wu J. The design and control of a 3dof lower limb rehabilitation robot. *Mechatronics*, 33:13–22, 2016.

RESUMEN AUTOBIOGRÁFICO

Gerardo Adrián De La Rosa Hernández

Candidato para obtener el grado de
Maestría en Ciencias de la Ingeniería Eléctrica

Universidad Autónoma de Nuevo León
Facultad de Ingeniería Mecánica y Eléctrica

Tesis:

DISEÑO DE UN ESQUEMA DE SINTONIZACIÓN INTELIGENTE PARA
EL CONTROL DE UN EXOESQUELETO DE MÚLTIPLES
ARTICULACIONES UTILIZANDO UN ALGORITMO DE OPTIMIZACIÓN

Gerardo Adrián De La Rosa Hernández nació el día 30 de enero de 1997 en Guadalupe, Nuevo León, México y sus padres son Gerardo Bacilio De La Rosa Martínez y Veronica Adriana Hernández Contreras. Recibió el título de Ingeniero en Mecatrónica por la Universidad Autónoma de Nuevo León en 2019. De 2017 a 2021, su experiencia profesional fue en el desarrollo de tecnología médica en el departamento de Neurocirugía y Terapia Endovascular Neurológica del Hospital Universitario Dr. José Eleuterio González y en la administración de proyectos de sistemas de bombeo industriales en Ruhrpumpen. Actualmente se encuentra cursando el segundo año del programa de maestría en ciencias de la ingeniera eléctrica en la Universidad Autónoma de Nuevo León. Sus intereses son en el campo de los negocios y de los sistemas biomédicos, específicamente en el área de neuroingeniería.