



**EDUCACIÓN**

SECRETARÍA DE EDUCACIÓN PÚBLICA



TECNOLÓGICO  
NACIONAL DE MÉXICO

# Tecnológico Nacional de México

Centro Nacional de Investigación  
y Desarrollo Tecnológico

## Tesis de Doctorado

Análisis biomecánico de la marcha humana para el  
control activo de prótesis transfemorales

presentada por

**M.C. Carlos Manuel Lara Barrios**

como requisito para la obtención del grado de  
**Doctor en Ciencias en Ingeniería Mecánica**

Director de tesis

**Dr. Andrés Blanco Ortega**

Codirector de tesis

**Dra. Karla Dolores Bustamante Valles**

Cuernavaca, Morelos, México. Diciembre de 2019.





"2019, Año del Caudillo del Sur, Emiliano Zapata"

Cuernavaca, Morelos, 29/noviembre/2019

ESC\FORDOC010

**M.C. CARLOS MANUEL LARA BARRIOS**  
**CANDIDATO AL GRADO DE DOCTOR**  
**EN CIENCIAS EN INGENIERÍA MECÁNICA**  
**PRESENTE**

Después de haber sometido a revisión su trabajo final de tesis titulado "Análisis biomecánico de la marcha humana para el control activo de prótesis transfemorales", y habiendo cumplido con todas las indicaciones que el jurado revisor de tesis le hizo, le comunico que se le concede autorización para que proceda a la impresión de la misma, como requisito para la obtención del grado.

**ATENTAMENTE**

*Excelencia en Educación Tecnológica*  
*"Conocimiento y tecnología al servicio de México"*

**DR. ANDRÉS BLANCO ORTEGA**  
**JEFE DEL DEPARTAMENTO**  
**DE INGENIERÍA MECÁNICA**

c.c.p.: Guadalupe Garrido Rivera Jefa del Departamento de Servicios Escolares  
c.c.p.: Expediente.





Cuernavaca, Morelos, 22/noviembre/2019

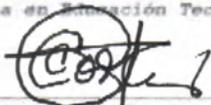
ESC\FORDOC09

ACEPTACION DEL TRABAJO FINAL DE TESIS DOCTORAL

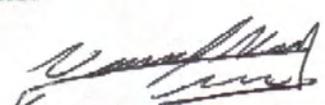
**DR. ANDRÉS BLANCO ORTEGA**  
JEFE DEPTO. ING. MECÁNICA  
PRESENTE

Los abajo firmantes, miembros del Comité Tutorial de la Tesis Doctoral del alumno Carlos Manuel Lara Barrios, manifiestan que después de haber revisado su trabajo de tesis doctoral titulado "Análisis biomecánico de la marcha humana para el control activa de prótesis transfemorales", realizado bajo la dirección del Dr. Andrés Blanco Ortega, Co-directora Dra. Karla Dolores Bustamante Valles el trabajo se ACEPTA para proceder a su impresión.

**A T E N T A M E N T E**  
Excelencia en Educación Tecnológica

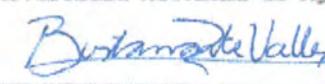
  
\_\_\_\_\_  
DRA. CLAUDIA CORTÉS GARCÍA  
CENIDET

  
\_\_\_\_\_  
DR. JORGE COLÍN OCAMPO  
CENIDET

  
\_\_\_\_\_  
DR. LUIS GERARDO VELA VALDÉS  
CENIDET

  
\_\_\_\_\_  
DR. CÉSAR HUMBERTO GUZMÁN VALDIVIA  
Universidad Autónoma de Aguascalientes

  
\_\_\_\_\_  
DR. ANDRÉS BLANCO ORTEGA  
CENIDET

  
\_\_\_\_\_  
DRA. KARLA DOLORES BUSTAMANTE VALLES  
Universidad de Marquette

c.c.p: Guadalupe Garrido Rivera Jefa del Departamento de Servicios Escolares  
c.c.p: Gerardo Vicente Guerrero Ramírez Subdirector Académico

c. e. p: Expediente cenidet







## Dedicatoria

A mi madre Esther, y a mi padre José Manuel.

Por el apoyo y la paciencia que siempre me han ofrecido.

Gracias.



## Agradecimientos

Al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología por el apoyo financiero asignado para realizar mis estudios de doctorado con la beca #294883.

Al Tecnológico Nacional de México y al Centro Nacional de Investigación y Desarrollo Tecnológico por las facilidades otorgadas para el desarrollo de esta tesis.

Al personal del Departamento de Servicios Escolares por su apoyo en los trámites administrativos durante mi estancia en el CENIDET.

A mi asesor, el Dr. Andrés Blanco, por permitirme colaborar con él, por ofrecerme su confianza y por respaldarme desde mis primeros días en el CENIDET. Gracias doc.

A la Dra. Karla Bustamante, por permitirnos colaborar con ella, por recibirme en su laboratorio en Chihuahua, y por su apoyo incondicional desde los inicios del programa doctoral. Este trabajo no se habría podido concluir sin su ayuda, gracias.

A la Dra. Paola Catalfamo, por la confianza depositada en mí, y por recibirme desde el primer día como uno más en su equipo de trabajo durante mi estancia en Argentina. Aprendí mucho más de lo que habría imaginado. Muchísimas gracias.

Al Dr. Israel Miguel, por su apoyo desinteresado desde que tuve la oportunidad de coincidir con él. Le agradezco mucho todos sus consejos.

Al Dr. Arturo Abúndez y a la Sra. Rocío Salazár. Por todo el apoyo en lo personal, en lo académico y en lo administrativo durante mi estancia en el CENIDET. Muchas gracias por su confianza.

A los profesores que forman parte de mi comité revisor: Dra. Claudia Cortés, Dr. Jorge Colín, Dr. Luis Gerardo Vela, Dr. Cesar Guzmán, Dr. Wilberth Alcocer. Por sus recomendaciones durante todo el programa doctoral. Me quedo con lecciones de todos y cada uno. Gracias.

A mis amigos en el Centro de Investigación en Bioingeniería A.C. (CIBAC), que me recibieron como uno más del equipo durante mi estancia en Chihuahua: Dra. Karla, Mario, Ricardo, Laura, Pamela, Jesús, y a todos los voluntarios que participaron en nuestro protocolo experimental. Quedé impresionado por el apoyo de todos, gracias.

A mis amigos en el Laboratorio de Investigación en Movimiento Humano (LIMH) en la Universidad Nacional de Entre Ríos, en Oro Verde, Argentina: Dra. Paola, Emi, Euge, Mauri, Jesi, Gaby, Paula, Claudia, Analia. Gracias por recibirme con tanta calidez como uno más en esa gran familia académica que han formado. Los admiro.

A mis compañeros y amigos dentro y fuera del CENIDET: Julio, Toño, Erick, Roger, Luis, Manuel, Benigno, José Manuel, Jairo, Moy, Abraham, Lety, Fernando, Agustín, Karen, Bety, Norma. Gracias por compartir tantas experiencias conmigo.

A mis grandes amigos, Beto y Enrique. No habría llegado a este punto de mi vida profesional de no ser por ustedes. Saben que son como mis hermanos. Siempre aprendo muchísimo de ustedes. Gracias.

Y especialmente a Fernanda, por acompañarme siempre durante toda esta experiencia. Gracias por tu tiempo, por tu apoyo, por estar en los momentos buenos y también en los momentos complicados. Eres maravillosa.





---

# Resumen

---

En la búsqueda por la restauración de la funcionalidad de los miembros inferiores a niveles comparables con los miembros biológicos, un área de interés en el diseño de prótesis robóticas de accionamiento activo está enfocada en el control a voluntad del usuario para las distintas actividades de la vida diaria. En esta tesis doctoral se presenta la investigación realizada para la caracterización de señales registradas en distintos modos de locomoción humana con el objetivo de integrar un sistema de control a voluntad del usuario para dispositivos protésicos de miembro inferior. Se estudiaron señales de cinemática, cinética y electromiografía en miembros inferiores de personas con patrones de marcha normal durante pruebas de análisis de marcha para la extracción de características. Las cuales fueron utilizadas como datos de entrenamiento para modelar un clasificador basado en análisis discriminante lineal para identificar patrones que correspondan a los distintos modos de locomoción. Se analizaron dos conjuntos de datos experimentales para estudiar el efecto de distintos parámetros en el procesamiento de las señales sobre el error de clasificación calculado a partir de validación cruzada. Se obtuvieron errores de clasificación promedio de 7.85% cuando los clasificadores fueron entrenados con datos individuales de cada sujeto en la identificación de cinco modos de locomoción; mientras que se obtuvieron errores de entre 8.70 y 20.38% cuando las señales se agruparon de forma interindividual para identificar dos modos de marcha en estado estable y dos modos de transición. Finalmente, se evaluaron los modelos para la identificación de modos de locomoción, detección de eventos de la marcha y seguimiento de trayectorias de actuadores en un banco de pruebas experimental que asemejó la cinemática de miembros inferiores para un ensamble protésico transfemoral en tiempo real. Los resultados obtenidos permiten concluir que es posible desarrollar un sistema de control a voluntad para dispositivos protésicos de miembro inferior a partir de la caracterización de señales obtenidas en una cantidad limitada de sensores.



---

# Abstract

---

On the search for restoring lower limb functionality to levels comparable with biological limbs, a field of interest on the design of active drive robotic prosthetics is focused on volitional control for the different activities of daily living. In this doctoral thesis the research made for the characterization of signals recorded during different human locomotion modes aimed to form a user volitional control system for lower limb prosthetic devices is presented. Lower-limb kinematic, kinetic and electromyographic signals from subjects with normal gait patterns were studied during gait analysis tests for feature extraction. Such data were used as training data to model a classifier based on linear discriminant analysis to recognize signal patterns corresponding to different locomotion modes. Two experimental datasets were analyzed to study the effect of different signal processing parameters on the classification error computed from cross-validation. Mean classification errors of 7.85% were obtained when classifiers were trained with individual subject data on the identification of five locomotion-modes; while errors between 8.70 and 20.38% were obtained when signals were inter-individually grouped to identify two steady-state and two transitional gait modes. Finally, a real-time assessment of the models for locomotion mode identification, gait event detection and path tracking for actuators were made on an experimental workbench that resembled lower limb kinematics according to a transfemoral prosthetic assembly. Obtained results allow concluding that is possible to develop a volitional control system for lower limb prosthetic devices from the characterization of signals obtained in a limited number of sensors.



---

# Contenido

---

Acrónimos, abreviaturas y simbología .....	iv
Lista de figuras .....	viii
Lista de tablas .....	xiii
Capítulo 1. Introducción .....	1
1.1 Planteamiento del problema.....	2
1.2 Justificación .....	4
1.3 Hipótesis .....	5
1.4 Objetivos .....	5
1.4.1 Objetivo General .....	5
1.4.2 Objetivos Específicos.....	5
1.5 Alcances y limitaciones .....	6
1.5.1 Alcances .....	6
1.5.2 Limitaciones.....	6
1.6 Organización de la tesis .....	6
Capítulo 2. Marco teórico .....	9
2.1 Conceptos generales de biomecánica .....	9
2.1.1 Biomecánica de miembros inferiores.....	9
2.1.2 Ciclo de marcha.....	14
2.2 Prótesis de miembro inferior.....	24
2.2.1 Generalidades .....	24
2.2.2 Mecanismos en las articulaciones de prótesis transfemorales .....	25

2.2.3 Antecedentes .....	26
2.3 Sistemas de control en prótesis .....	32
2.3.1 Mecanismos de accionamiento: actuadores elásticos en serie .....	33
2.3.2 Sistemas de control por jerarquía .....	35
2.4 Conclusiones sobre la revisión del estado del arte.....	42
Capítulo 3. Metodología.....	45
3.1 Datos experimentales de análisis de marcha.....	45
3.2 Análisis comparativo en la caracterización de la biomecánica de la marcha .....	47
3.2.1 Protocolo experimental para caracterización de la marcha en estado estable.....	47
3.2.2 Adquisición de datos para caracterización de la marcha en estado estable .....	49
3.2.3 Extracción de características y clasificación para caracterización de la marcha en estado estable.....	51
3.3 Caracterización de la biomecánica de la marcha en estado estable y transiciones.....	58
3.3.1 Protocolo experimental para caracterización de la marcha en estado estable y transiciones.....	58
3.3.2 Adquisición de datos para caracterización de la marcha en estado estable y transiciones.....	60
3.3.3 Extracción de características y clasificación para caracterización de la marcha en estado estable y transiciones .....	64
3.4 Banco de pruebas experimental .....	65
3.4.1 Diseño de mecanismos .....	65
3.4.2 Construcción, componentes e instrumentación.....	68
3.4.3 Control.....	69
Capítulo 4. Resultados.....	77

4.1 Caracterización de la biomecánica de la marcha humana .....	77
4.1.1 Estimación de parámetros temporales.....	78
4.1.2 Estudio comparativo para la clasificación de modos de locomoción.....	78
4.1.3 Identificación de modos de locomoción en estado estable y transiciones .....	85
4.2 Banco de pruebas experimental .....	90
4.2.1 Implementación de la caracterización de la marcha en tiempo real.....	93
4.2.2 Seguimiento de trayectorias .....	95
Capítulo 5. Discusión y conclusiones.....	99
5.1 Aportaciones al estado del arte .....	104
5.2 Trabajo futuro .....	105
Anexos.....	107
Anexo A. Especificaciones de sensores.....	107
Suelas de presión.....	107
Sensores de fuerza resistivos.....	109
Electrodos de electromiografía de superficie .....	110
Anexo B. Programa de Matlab para el entrenamiento y validación de clasificadores basados en análisis discriminante lineal .....	111
Anexo C. Documento de aprobación para la realización del protocolo de investigación. ..	113
Anexo D. Dibujos de detalle de mecanismos de actuadores. ....	116
Anexo E. Programa de Matlab para el modelado del clasificador de modos dos de marcha en estado estable y dos transiciones en tiempo real.....	137
Anexo F. Publicaciones .....	140
Referencias .....	141

---

# Acrónimos y abreviaturas

---

AE	Ascenso de escalera
AES	Actuador elástico en serie
ANGELAA	<i>Angle-dependent Elastic Actuator</i>
ANN	Red neuronal artificial ( <i>artificial neural network</i> )
ANOVA	Análisis de varianza ( <i>analysis of variance</i> )
AR	Autorregresivo
AR	Ascenso de rampa
BI	Balanceo inicial
BM	Balanceo medio
BT	Balanceo terminal
CA	Caminadora
CENIDET	Centro Nacional de Investigación y Desarrollo Tecnológico
CI	Contacto inicial
CYBERLEGS	<i>Cybernetic Lower-Limb Cognitive Ortho-prosthesis</i>
DA	Despegue de antepié
DBN	Red dinámica bayesiana ( <i>dynamic Bayesian network</i> )
DE	Descenso de escalera
DF	Dorsiflexión
DM	Dorsiflexión máxima
DR	Descenso de rampa
EMG	Electromiografía
FSR	Sensor de fuerza resistivo ( <i>force sensing resistor</i> )
GDL	Grado de libertad
GMM	Modelo Gaussiano mixto ( <i>Gaussian mixture model</i> )

IMSS	Instituto Mexicano del Seguro Social
LDA	Análisis discriminante lineal ( <i>linear discriminant analysis</i> )
MdE	Máquina de estados
MDM	Método de media dinámica
MVC	Máxima contracción voluntaria
NV	Marcha a nivel
OMS	Organización Mundial de la Salud
PB	Pre-balanceo
PCA	Análisis de componentes principales ( <i>principal component analysis</i> )
PDM	Método de pico dinámico ( <i>peak dynamic method</i> )
PF	Plantarflexión
PP	Pie plano
PWM	Modulación de ancho de pulso ( <i>pulse width modulation</i> )
QDA	Análisis discriminante cuadrático ( <i>quadratic discriminant analysis</i> )
RC	Respuesta a la carga
RMS	Raíz media cuadrática
SACH	<i>Solid Ankle Cushion Heel</i>
SENIAM	<i>Surface ElectroMyoGraphy for the Non-Invasive Assessment of Muscles</i>
SM	Soporte medio
ST	Soporte terminal
SVM	Máquina de soporte vectorial ( <i>support vector machine</i> )
TL	Transición líder
TS	Transición seguidora
v-FSR	Sensor de fuerza resistivo virtual
WLP-7R	<i>Waseda Leg Prosthesis – type 7 refined</i>

---

# Simbología

---

$\hat{\mu}_k$	Estimador de la media poblacional de todas las observaciones de entrenamiento de la $k$ -ésima clase
$\hat{\sigma}^2$	Estimador de las varianzas muestrales para cada una de las $K$ clases
$\sigma_k^2$	Varianza de la $k$ -ésima clase
$\mathbb{R}^p$	Espacio vectorial de $p$ dimensiones
$\delta_k(x)$	Función discriminante
$\dot{\theta}$	Velocidad angular en una articulación
$\theta_e$	Ángulo de referencia
$\mu_k$	Media de la $k$ -ésima clase
$\pi_k$	Probabilidad a priori, proporción de datos pertenecientes a la $k$ -ésima clase
$\sigma^2$	Varianza
$\Sigma$	Matriz de covarianzas
$\zeta$	Factor de amortiguamiento
$\theta, \theta_i$	Ángulo en una articulación $i$
$\theta_r$	Posición angular de la articulación de rodilla
$\theta_t$	Posición angular de la articulación de tobillo
$\tau$	Torque a la salida del actuador, constante de tiempo de segundo orden
$A_i, B$	Evento
$F_a$	Fuerza vertical en el antepié
$F_m$	Fuerza transmitida por el motor
$F_t$	Fuerza vertical en talón
$X_{base}$	Media de la señal mioeléctrica rectificada en reposo
$X_i$	Muestra de señal mioeléctrica rectificada
$X_{media}$	Valor medio de la señal mioeléctrica rectificada durante un ciclo de marcha
$X_{norm}$	Muestra normalizada en señal mioeléctrica
$X_{pico}$	Valor pico de señal mioeléctrica rectificada durante un ciclo de marcha
$a_i$	Coefficientes $i$ en el polinomio de interpolación
$b_m$	Coefficiente de amortiguamiento

$f_k(x)$	Función de densidad de probabilidad
$k_s$	Constante de rigidez del elemento elástico pasivo
$m_m$	Masa a desplazar en el actuador
$n_k$	Número de observaciones en la $k$ -ésima clase
$r_i$	Vector $i$ que representa los eslabones en mecanismos
$x_l$	Posición del extremo del actuador
$x_m$	Posición de la masa
$G(s)$	Función de transferencia
$K$	Número de clases para clasificación, factor de ganancia proporcional
$P$	Probabilidad
$P(A_i)$	Probabilidad a priori
$P(A_i B), p_k(X)$	Probabilidad a posteriori
$P(B A_i)$	Probabilidad condicional
$U$	Umbral
$V$	Matriz de Vandermonde
$X$	Señal mioeléctrica rectificada, observación para clasificación
$Y$	Variable cualitativa de respuesta
$a$	Vector de coeficientes del polinomio
$b$	Coefficiente de amortiguamiento
$i$	Dato muestral
$k$	Clase para clasificación, coeficiente de rigidez
$n$	Número total de observaciones
$p$	Nivel de significancia
$q$	Cantidad de componentes en el conjunto de características
$u(t)$	Entrada del sistema
$x$	Predictor perteneciente a los datos de entrenamiento, valor de progresión de la fase de oscilación del ciclo de marcha
$y$	Vector con valores de ordenadas para los puntos a interpolar

---

# Lista de figuras

---

<i>Figura 2.1. Principales partes, articulaciones y huesos del miembro inferior humano. Imagen modificada de OpenStax con licencia CC-BY-4.0.....</i>	<i>10</i>
<i>Figura 2.2. Posición anatómica y planos anatómicos del cuerpo humano. Imagen modificada de Carl Fredrik con licencia CC-BY-SA-3.0.....</i>	<i>11</i>
<i>Figura 2.3. Anatomía del pie. Imagen modificada de [42].....</i>	<i>13</i>
<i>Figura 2.4. Fases de la marcha humana y subdivisión propuesta por [44] Imagen modificada de BoH con licencia CC-BY-SA 4.0.....</i>	<i>15</i>
<i>Figura 2.5. Cinemática del plano sagital para las articulaciones de cadera, rodilla y tobillo durante un ciclo de marcha normal en superficie nivelada.....</i>	<i>18</i>
<i>Figura 2.6. Principales músculos superficiales del miembro inferior humano. Izquierda: vista posterior, derecha: vista lateral. Imagen de dominio público modificada.....</i>	<i>20</i>
<i>Figura 2.7. Registros de señal mioeléctrica bruta (izquierda) y rectificadas (derecha) para el músculo recto femoral de una persona sin anomalías de la marcha durante actividades de locomoción en suelo a nivel y ascenso de escaleras. La señal bruta fue rectificadas empleando el cálculo del RMS en ventanas de tiempo de 50 milisegundos de duración.....</i>	<i>22</i>
<i>Figura 2.8. Normalización de señales mioeléctricas rectificadas para el músculo recto femoral de una persona sin anomalías de la marcha durante actividades de locomoción en suelo a nivel y ascenso de escaleras. La señal EMG rectificadas fue normalizada de acuerdo con los métodos de media dinámica (MDM) y pico dinámica (PDM).....</i>	<i>23</i>
<i>Figura 2.9. Partes principales de una prótesis transfemorales.....</i>	<i>25</i>
<i>Figura 2.10. Prótesis transfemorales activas. (a) Mecanismo de la Waseda Leg Prosthesis [73] (imagen por cortesía del Dr. Koichi Koganezawa), (b) principio de funcionamiento de la prótesis Power Knee [74], (c) tercera generación de la prótesis de la Universidad de Vanderbilt (fotografía por cortesía del Dr. Michael Goldfarb), (d) principio de funcionamiento de la prótesis de actuadores antagonistas del MIT [91].....</i>	<i>28</i>
<i>Figura 2.11. Prótesis transfemorales activas. (a) Mecanismo de impedancia variable en la prótesis activa de la Universidad de Clarkson [94], (b) conceptualización de los cables de caucho como elementos elásticos en la prótesis ANGELAA [98], (c) esquematización del mecanismo de rodilla en el prototipo beta del proyecto</i>	

<i>CYBERLEGS [103], (d) principio de funcionamiento del mecanismo de accionamiento en la prótesis de la Universidad de Rhode Island [104].</i>	31
<i>Figura 2.12. Principio de funcionamiento de un actuador elástico en serie.</i>	34
<i>Figura 3.1. Metodología para el análisis de datos experimentales de análisis de marcha.</i>	47
<i>Figura 3.2. Configuración experimental para el registro de señales de presión en pruebas de laboratorio. (a) Caminadora de uso médico marca Woodway para pruebas en tres inclinaciones distintas, (b) escalera utilizada para pruebas de ascenso y descenso, (c) suela de presión F-Scan para el registro de presión plantar (fotografías por cortesía de la Dra. Paola Catalfamo).</i>	49
<i>Figura 3.3. Datos brutos de presión plantar promedio para 22 ciclos de marcha en el pie izquierdo de un participante durante pruebas de caminadora con una pendiente de 0%. La localización de las tres áreas discretas o sensores FSR virtuales para la extracción de datos se muestra debajo de la tuberosidad del hueso calcáneo o talón (C), y las cabezas metatarsianas 1 (M1) y 5 (M5). Los datos se presentan en un rango normalizado de 0 a 255.</i>	50
<i>Figura 3.4. Gráficos promedio de tres v-FSR para señales de área activa (izquierda) y brutas (derecha) en ciclos de marcha a nivel de un sujeto de prueba. El ciclo de marcha normalizado considera el instante de contacto inicial como el 0% de la progresión del ciclo. Se observa saturación en la señal de área activa durante la fase de apoyo (M1: primera cabeza metatarsiana, M5: quinta cabeza metatarsiana, C: calcáneo).</i>	51
<i>Figura 3.5. Metodología experimental aplicada para el estudio comparativo de parámetros de caracterización de la biomecánica de la marcha utilizando señales de tres áreas debajo del pie para la extracción de señales.</i>	57
<i>Figura 3.6. Pruebas de laboratorio para el análisis de marcha. Izquierda: el espacio calibrado para las pruebas se definió para el registro de un mínimo de tres ciclos de marcha a nivel completos previo al ascenso de cuatro escalones. Derecha: participante instrumentada en la realización de una prueba para la adquisición de señales.</i>	60
<i>Figura 3.7. Señales cinéticas y cinemáticas para un ciclo de marcha a nivel y ascenso de escaleras, M1: primera cabeza metatarsiana, M5: quinta cabeza metatarsiana, C: calcáneo.</i>	62
<i>Figura 3.8. Señales de electromiografía de superficie en cuatro músculos superficiales del muslo para un ciclo de marcha a nivel y ascenso de escaleras.</i>	63
<i>Figura 3.9. Eslabonamientos para los mecanismos en las articulaciones de rodilla y tobillo. Las articulaciones cumplen con la cinemática para marcha a nivel definida en las especificaciones de diseño. Los vectores <math>r_4</math> en el eslabonamiento del tobillo y <math>r_2</math> en el de rodilla representan los eslabones correspondientes a los actuadores. Los círculos en los nodos de ambos mecanismos representan el centro de cada articulación. Dimensiones en milímetros.</i>	67

<i>Figura 3.10. Parámetros para la optimización de mecanismos de accionamiento en las articulaciones de rodilla y tobillo. La función objetivo estuvo dada por las coordenadas de la trayectoria que debía seguir un nodo del eslabonamiento y que correspondieran con la cinemática de la marcha a nivel para cada articulación. La optimización estuvo basada en una exploración global en el algoritmo genético y una exploración local en el método simplex.</i>	67
<i>Figura 3.11. Partes principales del ensamble de actuadores para ambas articulaciones en el banco de pruebas.</i>	69
<i>Figura 3.12. Modelo esquemático de la máquina de estados para la identificación de etapas dentro de las fases de apoyo y oscilación en el ciclo de marcha. Ft: fuerza vertical en talón, Fa: fuerza vertical en antepié, U: umbral, CI: contacto inicial, PP: pie plano, DM: dorsiflexión máxima, DA: despegue de antepié.</i>	71
<i>Figura 3.13. Detección de eventos para ciclos de marcha a nivel en estado estable. Las transiciones entre los cuatro estados definidos para el modelo de máquina de estados estuvieron basadas en la detección de cuatro eventos: contacto inicial (CI), pie plano (PP), dorsiflexión máxima (DM) y despegue de antepié (DA).</i>	71
<i>Figura 3.14. Esquematización del modelo dinámico para los actuadores.</i>	75
<i>Figura 4.1. Menores errores de clasificación promedio para cada subconjunto de características desde 1 hasta 5 componentes en los seis participantes del estudio. Se presentan los resultados para las señales brutas y de área activa en ventanas de tiempo de 50, 100, 150 y 200 milisegundos; los errores promedio de clasificación fueron de 15.99 y 24.72%, respectivamente.</i>	80
<i>Figura 4.2. Error medio de clasificación para las 31 combinaciones de características calculadas en ventanas de 150 milisegundos en datos brutos para todos los participantes. Los subconjuntos de características se presentan en orden ascendente para el error calculado (x: media, s: desviación estándar, RMS: raíz media cuadrática, AR3: modelo autorregresivo de tercer orden, AR6: modelo autorregresivo de sexto orden).</i>	82
<i>Figura 4.3. Selección del mejor subconjunto de características en ventanas de tiempo de 150 milisegundos. Los subconjuntos fueron seleccionados a partir del error medio de clasificación para todos los sujetos en las combinaciones de características agrupadas desde 1 hasta 5 componentes. Las marcas iluminadas representan los subconjuntos de características con menores valores promedios de error de clasificación (barras de error para la desviación estándar entre sujetos); las marcas sin iluminar representan las características restantes (x: media, s: desviación estándar, RMS: raíz media cuadrática, AR-3: modelo autorregresivo de tercer orden, AR-6: modelo autorregresivo de sexto orden).</i>	82
<i>Figura 4.4. Error de clasificación para el conjunto de 30 participantes en el protocolo experimental y para los tres grupos de datos en función de las transiciones realizadas. Se presenta la comparación de los errores con respecto de las señales de sensores utilizadas para entrenamiento y validación de los clasificadores. Las barras de error representan la dispersión calculada para todos los sujetos de prueba (FSR: señales cinéticas registradas</i>	

<i>bajo el triángulo de apoyo del pie, <math>\theta</math>: señales de cinemática de rodilla y tobillo, EMG: señales de electromiografía de superficie).</i> .....	87
<i>Figura 4.5. Construcción del banco de pruebas. Arriba: ensamble del banco de pruebas y mecanismos diseñados para el cumplimiento de la cinemática de la marcha humana; abajo: instrumentación de los mecanismos de accionamiento.</i> .....	91
<i>Figura 4.6. Detalle de ensamble de actuadores para las articulaciones de rodilla y tobillo en el banco de pruebas.</i> .....	92
<i>Figura 4.7. Diagrama de flujo para el sistema de control multinivel del banco de pruebas en la caracterización de la biomecánica de la marcha en tiempo real.</i> .....	94
<i>Figura 4.8. Interfaz gráfica en LabVIEW para la caracterización de la biomecánica de la marcha en tiempo real.</i> .....	94
<i>Figura 4.9. Función de prueba para la identificación del modelo dinámico de actuadores.</i> .....	96
<i>Figura 4.10. Trayectorias deseadas para las fases de oscilación de las articulaciones de rodilla y tobillo. La interpolación para la generación de trayectorias se hace para cada fase de oscilación con respecto de la duración de la fase de apoyo correspondiente y la posición registrada en las articulaciones durante el instante de despegue de antepié.</i> .....	96
<i>Figura 4.11. Seguimiento de trayectoria para el actuador acoplado a la articulación de tobillo en un ciclo de marcha a nivel en el banco de pruebas.</i> .....	97
<i>Figura A - 1. Sensor F-Scan empleado para el registro de señales de presión en la planta del pie.</i> .....	107
<i>Figura A - 2. Sensor de fuerza resistivo IMS-C20B.</i> .....	109
<i>Figura A - 3. Sensor Trigno de DELSYS utilizado para el registro de señales mioeléctricas de superficie.</i> .....	110
<i>Figura C - 1. Carta de sometimiento inicial para revisión del documento de protocolo de investigación para aprobación por el comité de ética.</i> .....	114
<i>Figura C - 2. Carta de aprobación del documento de protocolo de investigación por el comité de investigación.</i> .....	115

<i>Figura D - 1. Partes principales del ensamble de actuadores para ambas articulaciones en el banco de pruebas.</i>	116
<i>Figura D - 2. Plano en conjunto para el ensamble fijo en los mecanismos de actuadores.</i>	117
<i>Figura D - 3. Plano en conjunto para el ensamble móvil en los mecanismos de actuadores.</i>	118
<i>Figura D - 4. Ensamble completo de actuadores en el banco de pruebas. Detalle del ensamble en la articulación de tobillo.</i>	119
<i>Figura D - 5. Ensamble completo de actuadores en el banco de pruebas. Detalle del ensamble en la articulación de rodilla.</i>	120
<i>Figura D - 6. Dibujo de detalle: soporte inferior de actuador de tobillo.</i>	121
<i>Figura D - 7. Dibujo de detalle: soporte superior de actuador de tobillo.</i>	122
<i>Figura D - 8. Dibujo de detalle: soporte inferior de actuador de rodilla.</i>	123
<i>Figura D - 9. Dibujo de detalle: soporte superior de actuador de rodilla.</i>	124
<i>Figura D - 10. Dibujo de detalle: barra de articulación.</i>	125
<i>Figura D - 11. Dibujo de detalle: montura para sensor de desplazamiento angular.</i>	126
<i>Figura D - 12. Dibujo de detalle: montura móvil.</i>	127
<i>Figura D - 13. Dibujo de detalle: montura fija.</i>	128
<i>Figura D - 14. Dibujo de detalle: montura de resortes.</i>	129
<i>Figura D - 15. Dibujo de detalle: soporte superior de resorte y base para sensor de desplazamiento lineal.</i>	130
<i>Figura D - 16. Dibujo de detalle: soporte inferior de resorte.</i>	131
<i>Figura D - 17. Dibujo de detalle: montura de motor.</i>	132
<i>Figura D - 18. Dibujo de detalle: guía lineal móvil de actuador de rodilla.</i>	133
<i>Figura D - 19. Dibujo de detalle: guía lineal fija de actuador de rodilla.</i>	134
<i>Figura D - 20. Dibujo de detalle: guía lineal móvil de actuador de tobillo.</i>	135
<i>Figura D - 21. Dibujo de detalle: guía lineal fija de actuador de tobillo.</i>	136

---

# Lista de tablas

---

<i>Tabla 2.1. Articulaciones y acción de grupos musculares del miembro inferior durante la marcha.</i> .....	20
<i>Tabla 2.2. Resumen de la revisión del estado del arte de prótesis transfemorales activas y semi-activas.</i> .....	32
<i>Tabla 2.3. Comparación de estudios relacionados para la clasificación e identificación de modos de locomoción (AD: árbol de decisión, S: sujetos sanos, TT: sujetos con amputación transtibial, TF: sujetos con amputación transfemoral).</i> .....	39
<i>Tabla 3.1. Especificaciones de diseño para los mecanismos de accionamiento en el banco de pruebas.</i> .....	66
<i>Tabla 4.1. Parámetros temporales promedio estimados a partir de datos de presión plantar y reglas heurísticas para las pruebas de seis voluntarios sin anomalías de marcha discernibles en cinco modos de locomoción.</i> .....	78
<i>Tabla 4.2. Errores de clasificación porcentuales para las pruebas de seis voluntarios clasificadas a partir de 31 combinaciones de características agrupadas en cinco categorías (q) para la clasificación de cinco modos de locomoción. Los valores presentados corresponden al error promedio para todos los voluntarios a partir de la validación cruzada de clasificadores LDA. Se evaluaron dos tipos de señales y cuatro ventas de tiempo para cada tipo de señal. (x: media, s: desviación estándar, RMS: raíz media cuadrática, AR-3: modelo autorregresivo de tercer orden, AR-6: modelo autorregresivo de sexto orden).</i> .....	79
<i>Tabla 4.3. Matriz de confusión de la combinación de parámetros seleccionada para la caracterización y clasificación de modos de locomoción (señal bruta, ventana de tiempo de 150 milisegundos y características del dominio del tiempo) con un error de clasificación promedio de <math>7.85 \pm 4.76\%</math>. Se presentan todos los ciclos de marcha para los seis participantes en los cinco modos de locomoción (NV: marcha a nivel, DR: descenso de rampas, AR: ascenso de rampas, DE: descenso de escaleras, AE: ascenso de escaleras).</i> .....	83
<i>Tabla 4.4. Medición de la precisión de cada clase para la combinación de parámetros seleccionada para la caracterización y clasificación de cinco modos de locomoción (NV: marcha a nivel, DR: descenso de rampas, AR: ascenso de rampas, DE: descenso de escaleras, AE: ascenso de escaleras).</i> .....	84
<i>Tabla 4.5. Matriz de confusión para la combinación de parámetros seleccionada en la caracterización y clasificación de modos de locomoción (señal bruta, ventana de tiempo de 150 milisegundos y características del dominio del tiempo) con un error de clasificación promedio de <math>9.14 \pm 4.48\%</math>. Se presentan todos los ciclos de marcha para los seis participantes en los seis modos de locomoción (NV: marcha a nivel, DR: descenso de rampas, AR: ascenso de rampas, DE: descenso de escaleras, AE: ascenso de escaleras, CA: caminadora).</i> .....	84

<i>Tabla 4.6. Medición de la precisión de cada clase para la combinación de parámetros seleccionada en la caracterización y clasificación de seis modos de locomoción (NV: marcha a nivel, DR: descenso de rampas, AR: ascenso de rampas, DE: descenso de escaleras, AE: ascenso de escaleras, CA: caminadora).....</i>	<i>85</i>
<i>Tabla 4.7. Error de clasificación porcentual calculado por validación cruzada en el entrenamiento de clasificadores basados en LDA para dos modos de locomoción en estado estable (NV: marcha a nivel, AE: ascenso de escaleras) y dos modos de transición (TL: transición líder, TS: transición seguidora). Se presentan los resultados obtenidos para señales de 30 participantes en el entrenamiento y la validación de clasificadores (FSR: señales cinéticas registradas bajo el triángulo de apoyo del pie, <math>\theta</math>: señales de cinemática de rodilla y tobillo, EMG: señales de electromiografía de superficie).....</i>	<i>86</i>
<i>Tabla 4.8. Error de clasificación porcentual calculado por validación cruzada en el entrenamiento de clasificadores basados en LDA para dos modos de locomoción en estado estable (NV: marcha a nivel, AE: ascenso de escaleras) y dos modos de transición (TL: transición líder, TS: transición seguidora). Se presentan los resultados obtenidos para tres grupos de señales en el entrenamiento y la validación de clasificadores (FSR: señales cinéticas registradas bajo el triángulo de apoyo del pie, <math>\theta</math>: señales de cinemática de rodilla y tobillo, EMG: señales de electromiografía de superficie).....</i>	<i>87</i>
<i>Tabla 4.9. Matriz de confusión para el clasificador entrenado y validado con señales de los tres tipos de sensores para el grupo de datos número 1. Error de clasificación de 20.38% (NV: marcha a nivel, AE: ascenso de escaleras, TL: transición líder, TS: transición seguidora).....</i>	<i>89</i>
<i>Tabla 4.10. Medición de la precisión de clasificación para cada clase en dos modos de locomoción en estado estable (NV: marcha a nivel, AE: ascenso de escaleras) y dos transiciones (TL: transición líder, TS: transición seguidora).....</i>	<i>89</i>
<i>Tabla 4.11. Matriz de confusión para el clasificador entrenado y validado con señales de los tres tipos de sensores para el grupo de datos número 2. Error de clasificación de 10.95% (NV: marcha a nivel, AE: ascenso de escaleras, TL: transición líder).....</i>	<i>89</i>
<i>Tabla 4.12. Medición de la precisión de clasificación para cada clase en dos modos de locomoción en estado estable (NV: marcha a nivel, AE: ascenso de escaleras) y una transición (TL: transición líder).....</i>	<i>90</i>
<i>Tabla 4.13. Matriz de confusión para el clasificador entrenado y validado con señales de los tres tipos de sensores para el grupo de datos número 3. Error de clasificación de 8.70% (NV: marcha a nivel, AE: ascenso de escaleras, TS: transición seguidora).....</i>	<i>90</i>
<i>Tabla 4.14. Medición de la precisión de clasificación para cada clase en dos modos de locomoción en estado estable (NV: marcha a nivel, AE: ascenso de escaleras) y una transición (TS: transición seguidora).....</i>	<i>90</i>

<i>Tabla A - 1. Hoja de datos del sensor F-Scan.....</i>	<i>108</i>
<i>Tabla A - 2. Hoja de datos de sensores de fuerza resistivos modelo IMS-C20B.....</i>	<i>109</i>
<i>Tabla A - 3. Hoja de datos de sensores Trigno.....</i>	<i>110</i>



# Capítulo 1

---

## Introducción

---

La amputación transfemoral (también conocida como amputación por encima de la rodilla) es uno de los procedimientos de amputación realizados con mayor frecuencia en los miembros inferiores del ser humano. Este procedimiento de amputación se realiza sobre la sección alargada del fémur a una distancia determinada según sea el caso. La Organización Mundial de la Salud (OMS) estimó en la década de los 90 que aproximadamente el 10% de la población mundial tenía algún tipo de discapacidad. Se ha reportado que entre los años 1989 y 2010 ha existido un crecimiento en las incidencias de procedimientos de amputación: de 3.6 a 68.4 procedimientos por cada 100 000 habitantes en la población mundial; mientras que en el mismo periodo la población mundial con diabetes incrementó su índice de incidencias de 5.6 a 600 procedimientos por cada 100 000 habitantes [1,2]. Se ha estimado que al año se realizan entre 200 y 500 millones de procedimientos de amputación en el mundo, donde aproximadamente el 85% de estas se realizan en las extremidades inferiores. De estas, cerca de la mitad son realizadas a nivel transtibial, y el resto a nivel transfemoral o de desarticulación de rodilla [3,4]. A su vez, se estima que más del 40% de las amputaciones de extremidades inferiores estuvieron relacionadas con la diabetes [5,6]. Las principales causas identificadas para un procedimiento de amputación han sido identificadas como: problemas circulatorios (81%), traumatismo (16%) o causas congénitas (3%). De acuerdo con Vázquez [7], el Instituto Mexicano del Seguro Social (IMSS) ha reportado que más del 90% de las amputaciones realizadas en el miembro inferior están relacionadas con problemas circulatorios. Para el año 2010 en México, el Instituto

---

Nacional de Estadística y Geografía (INEGI) reportó que cerca del 5% de la población total del país (alrededor de 5 739 270 personas) tenía algún tipo de deficiencia física, donde más de la mitad correspondió a personas con deficiencias motrices por dificultades de movimiento o ausencia de miembros [5,8]. La Secretaría de Salud reportó en el año 2012 la realización de alrededor de 75 000 procedimientos de amputación en miembros inferiores solo en ese año [9,10]. La Academia Mexicana de Cirugía reportó que para 2014 había cerca de 900 000 amputados en México, con un promedio de 75 amputaciones diarias o cerca de 27 000 amputaciones al año [7].

### 1.1 Planteamiento del problema

Cuando un individuo con amputación transfemoral unilateral recupera suficiente funcionalidad en la articulación de cadera correspondiente al miembro residual (también llamado *muñón*), y en las articulaciones de la pierna no-amputada, un especialista del área de la salud es capaz de prescribir al individuo algún dispositivo protésico que sustituya las funciones de las articulaciones perdidas en conjunto con un programa de rehabilitación física para la reeducación de la marcha (donde la rehabilitación física consiste en un conjunto de intervenciones diseñadas para que una persona recupere una condición o estado perdido a causa de enfermedades, trastornos, lesiones o traumatismo). Una persona con amputación de miembro inferior puede utilizar dispositivos protésicos con articulaciones de funcionamiento *pasivo* o *activo* para restaurar sus capacidades de movimiento. La diferencia entre estos dos conceptos radica en la capacidad de una prótesis para transmitir potencia (fuerzas y movimientos) para la asistencia en distintas actividades cotidianas, donde los dispositivos protésicos activos generalmente están propulsados por accionamiento eléctrico servo-controlado; mientras que las prótesis pasivas están orientadas a oponer resistencia al movimiento por medio de mecanismos pasivos basados en la disipación de energía, principalmente. Se ha introducido el término de prótesis *semi-activas* desde inicios de los años 2010 para referirse a los dispositivos controlados por microprocesador capaces de realizar ajustes activos en parámetros de control durante distintas actividades de locomoción, pero que no cuentan con un sistema de accionamiento tal que permita la transmisión de fuerzas externas al usuario [11–15].

La marcha humana representa una combinación de actividad muscular y movimientos tales que, desde el punto de vista de la mecánica, la hacen una actividad compleja. El ciclo de marcha de una persona con amputación de miembro inferior que utiliza una prótesis pasiva se ve afectado de una forma tal que esta no permite un movimiento sinérgico entre ambas piernas a causa de los cambios en la actividad muscular, la anatomía del miembro residual, la estabilidad de los mecanismos en las articulaciones y las condiciones del terreno donde se realiza la locomoción [16,17]. Aunque las prótesis de accionamiento pasivo son ampliamente utilizadas por su bajo costo, estos dispositivos tienen una capacidad limitada para restaurar la funcionalidad de los miembros perdidos cuando se trata de una amputación transfemoral. Por ejemplo, las prótesis transfemorales pasivas de articulación simple en la rodilla llegan a dificultar la marcha normal del usuario al no alcanzar trayectorias similares a las naturales durante la flexión en la fase de oscilación del ciclo de marcha. La ausencia de un movimiento que forme una trayectoria articular similar a la natural, y la falta de potencia activa para la elevación de la masa corporal, resulta en asimetrías perceptibles como saltos en el lado contralateral durante la etapa de oscilación o circunducción, como consecuencia de una flexión limitada. Las asimetrías de la marcha protésica resultan más evidentes en modos de locomoción como el ascenso de rampas y escaleras. Las personas con amputación transfemoral que utilizan prótesis pasivas tienen gran dificultad para ascender escaleras de la misma forma que una persona sin amputación. Por ejemplo, los resultados presentados por Wang en [18] demostraron que solo el 7.2% de un grupo de 125 personas con amputación transfemoral fue capaz de ascender escaleras sin utilizar un pasamanos, y solo 3% fue capaz de descender en un modo *escalón sobre escalón*. Durante la rehabilitación física para la marcha en escaleras de personas con amputación se instruye que, para el ascenso de escaleras, la pierna biológica debe liderar el movimiento, mientras que para el descenso se recomienda que el miembro protésico se aproxime primero hacia el siguiente nivel [19]. Este tipo de asimetrías en la marcha provocan actividad muscular adicional para la espalda baja, carga asimétrica en el cuerpo, desgaste irregular en las articulaciones y un aumento en el gasto energético para realizar el ciclo de marcha, especialmente en actividades cotidianas con alta demanda energética como levantarse de una silla o la marcha en escaleras [20,21].

---

## 1.2 Justificación

El interés por el desarrollo de prótesis de miembro inferior con asistencia activa inició en la década de los 90 con la intención de disminuir el costo metabólico para las personas con amputación de miembro inferior durante el ciclo de marcha [22–24]. Sin embargo, las limitaciones de potencia en los sistemas de accionamiento de la época restringieron el desarrollo a sistemas semi-activos. La asistencia controlada por dichos dispositivos estuvo encargada únicamente de modular la rigidez articular para oponer resistencia a las cargas corporales durante los instantes de apoyo sobre la pierna protésica para evitar flexiones repentinas en las articulaciones de rodilla o tobillo, y así evitar caídas para los usuarios. Los dispositivos activos y semi-activos han mejorado la marcha de personas con amputación transfemoral desde inicios de la década de los años 2010; principalmente sobre superficies planas por medio del control activo de sistemas mecánicos capaces de interactuar con la dinámica de la marcha humana. Esto a partir de la detección de eventos de referencia durante el ciclo de marcha o mediante la combinación de la detección de eventos con la caracterización de señales y su clasificación por medio de algoritmos de teoría de aprendizaje de máquinas. Sin embargo, en algunos de estos dispositivos aún se reportan asimetrías en la marcha para otros tipos de actividades de locomoción, como el ascenso de pendientes y escaleras cuando las personas utilizan dispositivos de accionamiento activo y semi-activo [25,26].

Diversos prototipos de prótesis activas de miembro inferior han planteado métodos que requieren que los usuarios realicen acciones no-intuitivas para que el dispositivo cambie su modo de operación. Por ejemplo, en la transición desde marcha en plano hacia ascenso de pendientes, desde descenso de escaleras hacia marcha en plano, para tomar asiento en una silla, abordar obstáculos durante la marcha, etc. En algunos prototipos la selección de los modos de funcionamiento se realiza a partir de movimientos específicos (por lo regular, no naturales), accionamiento con botones específicos para cada modo de marcha o a partir de controles remotos [27,28]. Desde inicios de la década de los años 2010, la caracterización del ciclo de marcha en tiempo real ha permitido abordar dicha limitante para el control activo de dispositivos protésicos de miembro inferior; donde los principales acercamientos hasta la fecha involucran el análisis y la caracterización de la marcha humana a partir de señales mecánicas, bioeléctricas

o la combinación de ambas mediante métodos heurísticos o algoritmos basados en la teoría de aprendizaje de máquinas [29–31]. A partir del análisis de dichas señales ha sido posible identificar eventos específicos del ciclo de marcha y/o predecir la intención de movimiento con porcentajes de error menores al 10% en la detección de modos de marcha [29,31–36]. Sin embargo, la identificación activa de los modos de locomoción para el control de prótesis activas de miembro inferior ha dependido de la caracterización de señales registradas en una amplia variedad de sensores de forma simultánea. Por ejemplo, los resultados reportados por Hargrove en [27] donde la identificación de los tipos de marcha se realizó a partir de la fusión de datos de trece sensores mecánicos y nueve sensores de electromiografía de superficie, o los trabajos de Huang et al. [31,37], donde la caracterización de eventos en el ciclo de marcha se realizó utilizando 16 sensores de electromiografía de superficie.

### 1.3 Hipótesis

Una caracterización de la marcha a partir de la fusión de datos con una cantidad reducida de sensores (tres sensores de fuerza, cuatro sensores de electromiografía de superficie y posiciones angulares de dos articulaciones) podría permitir un control activo de dispositivos de asistencia de miembros inferiores (como un dispositivo protésico transfemoral) para distintos modos de locomoción sin que las transiciones entre modos de marcha representen un esfuerzo adicional para el usuario.

### 1.4 Objetivos

#### 1.4.1 Objetivo General

Caracterizar la biomecánica de la marcha a nivel y en ascenso de escaleras para la asistencia activa de acuerdo con la estructura mecánica de un ensamble protésico transfemoral.

#### 1.4.2 Objetivos Específicos

- Diseñar un mecanismo de accionamiento capaz de alcanzar los rangos de movimiento necesarios para el ascenso de escaleras en articulaciones artificiales de rodilla y tobillo en un banco de pruebas experimental acorde a un ensamble de prótesis transfemoral.

- 
- Caracterizar la dinámica del ciclo de marcha durante la transición de marcha a nivel hacia ascenso de escaleras.
  - Desarrollar un control activo de la marcha a partir de teoría de aprendizaje de máquinas y máquinas de estados finitos utilizando información de sensores mecánicos y electromiografía de superficie.

## 1.5 Alcances y limitaciones

Se definieron los siguientes alcances y limitaciones para el desarrollo de este trabajo de investigación:

### 1.5.1 Alcances

- El diseño de mecanismos contempla un sistema de accionamiento donde el actuador y la instrumentación no están energizados por baterías. La investigación busca primordialmente alcanzar una cinemática similar a la natural con una transición entre modos de marcha a voluntad del usuario.
- La validación experimental del sistema de control a voluntad se realizó utilizando un banco de pruebas para comprobar el cumplimiento de la cinemática y la identificación de los modos de locomoción. El sistema de control estuvo alimentado por señales obtenidas durante la etapa experimental de registro de señales en voluntarios sin amputación para ciclos de marcha en estado estable.

### 1.5.2 Limitaciones

- Las pruebas de análisis de marcha para el registro de señales se realizaron en condiciones de laboratorio.
- Las pruebas experimentales para el ascenso de escaleras se realizaron sobre escalones de medidas estándar. Se consideraron como referencia las medidas propuestas en la Norma Oficial Mexicana NOM-001-STPS-2008.

## 1.6 Organización de la tesis

El Capítulo 2 incluye los conceptos generales de biomecánica, con un enfoque hacia los miembros inferiores y el análisis de la marcha humana. Se incluyen además generalidades de

prótesis transfemorales de accionamiento activo, antecedentes en el estado del arte y la definición general de sus sistemas de control. En el Capítulo 3 se describe la metodología aplicada para este trabajo de investigación. Se presentan los protocolos experimentales aplicados y los análisis realizados a los datos obtenidos durante la etapa de experimentación para definir el sistema de control a voluntad en un banco de pruebas experimental. Para el Capítulo 4 se presentan los resultados obtenidos del procesamiento de datos a partir de los modelos que permitieron identificar los modos de locomoción y la detección de eventos en el ciclo de marcha, así como la implementación de ambos modelos y el control de actuadores para su evaluación en tiempo real a través del banco de pruebas. En el Capítulo 5 se presenta la discusión de los principales resultados obtenidos y las conclusiones extraídas de los mismos, así como sugerencias de trabajo futuro relacionado con esta investigación. Finalmente, se presenta un apartado de anexos que complementan la información presentada en secciones pertinentes a lo largo del documento.



# Capítulo 2

---

## Marco Teórico

---

En este capítulo se presentan los conceptos fundamentales para el desarrollo de esta tesis; desde las definiciones principales de conceptos de biomecánica de miembros inferiores hasta la definición de los algoritmos que permitieron la caracterización activa de la marcha humana, así como los antecedentes estudiados como parte del estado del arte en temas relacionados.

### 2.1 Conceptos generales de biomecánica

Debido a que el objetivo de esta investigación está orientado a la caracterización de señales obtenidas durante el ciclo de marcha humana, resulta fundamental definir el marco conceptual de los elementos involucrados durante dicha actividad. En las siguientes subsecciones se presentan las principales definiciones para el entendimiento del análisis de la marcha humana desde el punto de vista de la biomecánica.

#### 2.1.1 Biomecánica de miembros inferiores

La *biomecánica* se define como la ciencia que estudia el movimiento y las fuerzas que actúan sobre sistemas biológicos. El *miembro inferior* es la sección del cuerpo humano que está conectada con la parte baja del tronco y se extiende desde la región glútea hacia el pie. Las principales partes del miembro inferior son: pelvis, muslo, pierna y pie; y sus principales articulaciones son: cadera, rodilla y tobillo. La articulación de cadera une a la pelvis con la parte

superior de la pierna, la pierna se une con la pierna inferior y la pierna inferior se une con el pie. La Figura 2.1 esquematiza de forma general la anatomía del miembro inferior.

### 2.1.1.1 Planos anatómicos y movimientos articulares

Generalmente, los movimientos articulares se describen con respecto de tres planos orientados con referencia sobre el cuerpo humano, llamados planos anatómicos. Estos planos están definidos a partir de la *posición anatómica* y definen los ejes perpendiculares alrededor de los cuales existen los distintos pares de movimiento articular. Los planos anatómicos se muestran en la Figura 2.2 y se definen como:

- Plano *frontal* o *coronal* que divide al cuerpo en partes *anterior* y *posterior*.
- Plano *transversal* u *horizontal* que divide al cuerpo en partes *superior* e *inferior*.
- Plano *sagital* o *lateral* que divide al cuerpo en partes *medial* y *lateral*.

Los movimientos realizados sobre el plano sagital se conocen como movimientos de *flexión* o de *extensión*.

- En un movimiento de flexión se reduce el ángulo entre dos partes del cuerpo en una articulación. La flexión en la articulación de tobillo se conoce como *plantarflexión*.
- En un movimiento de extensión se incrementa el ángulo entre dos partes del cuerpo en una articulación. La extensión en la articulación de tobillo se conoce como *dorsiflexión*.

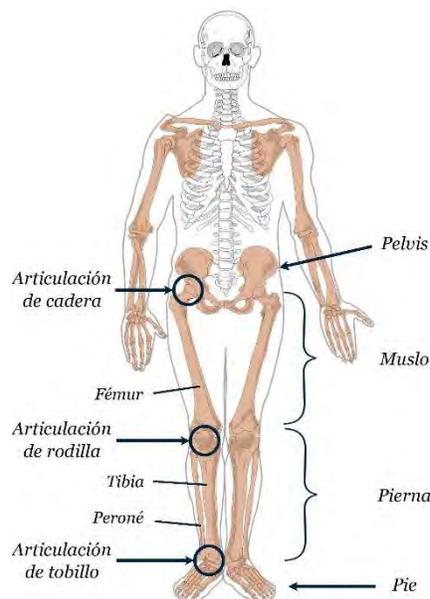


Figura 2.1. Principales partes, articulaciones y huesos del miembro inferior humano. Imagen modificada de OpenStax con licencia CC-BY-4.0.

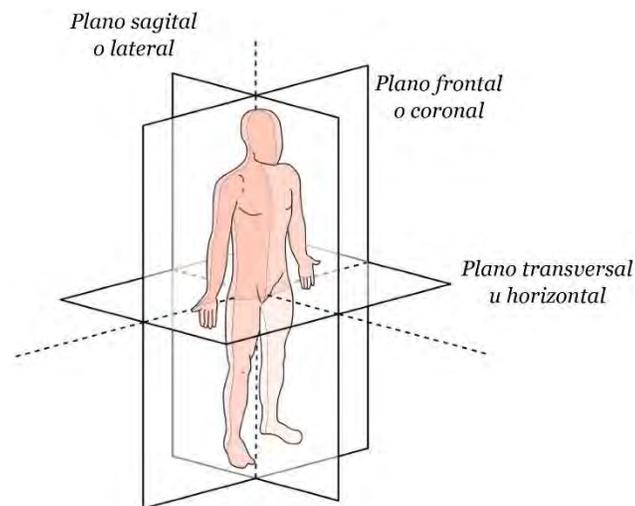


Figura 2.2. Posición anatómica y planos anatómicos del cuerpo humano. Imagen modificada de Carl Fredrik con licencia CC-BY-SA-3.0.

Los movimientos realizados sobre el plano coronal se conocen como movimientos de *abducción* o de *aducción*, mientras que para la articulación de tobillo se conocen como *eversión* e *inversión*.

- En un movimiento de abducción una extremidad se aleja del plano sagital del cuerpo. En la articulación de tobillo la eversión se presenta como el movimiento en el cual la planta del pie gira lateralmente, alejándose del eje central del cuerpo.
- En un movimiento de aducción una extremidad se acerca al plano sagital del cuerpo. En la articulación de tobillo la inversión se presenta como el movimiento en el cual la planta del pie gira internamente, acercándose al eje central del cuerpo.

Los movimientos realizados sobre el plano transversal se conocen como movimientos de *rotación*. En las articulaciones de miembro inferior se definen como rotación *externa* e *interna* (también llamadas rotaciones *lateral* o *medial*).

- En un movimiento de rotación externa una parte del cuerpo tiene un desplazamiento angular desde el plano sagital con dirección al plano coronal.
- En un movimiento de rotación interna una parte del cuerpo tiene un desplazamiento angular desde el plano coronal con dirección al plano sagital.

---

### 2.1.1.2 Generalidades de las articulaciones de miembro inferior

#### *Articulación de cadera*

La articulación de cadera se forma entre la cabeza del fémur y el acetábulo de la pelvis. Desde el punto de vista de la mecánica, la cadera puede ser estudiada como una articulación esférica de tres grados de libertad (GDL). Durante el movimiento de flexión-extensión, el rango de la flexión de la cadera es de hasta 120° y hasta de 20° en extensión. En el movimiento de abducción es de aproximadamente 40° y de 30 a 35° en aducción. La rotación interna normal se encuentra entre 15 y 30°, mientras que en la rotación externa se puede tener un rango de movimiento de hasta 60°. De acuerdo con Miralles y Puig [38], la mayoría de las actividades de la vida diaria se pueden realizar con 124° de flexión, 28° de abducción y 33° de rotación externa.

#### *Articulación de rodilla*

La articulación de rodilla se localiza entre el fémur en el muslo y la tibia y el peroné en la pierna. Esta articulación se estudia regularmente como una articulación de revoluta, aunque en la realidad la rodilla tiene dos GDL. Durante la flexión, los cóndilos femorales realizan un movimiento combinado de rotación y traslación a causa de la forma de la superficie articular. El movimiento entre el fémur y la tibia es de rodadura al inicio de su rango de movimiento, posteriormente se tiene más deslizamiento que rodadura y finalmente un deslizamiento puro [39]. Este efecto es conocido como *retroceso posterior* o *rollback*. La relevancia de este efecto radica en que mientras la rodilla se flexiona, el centro instantáneo de rotación en el fémur se mueve en dirección posterior para asegurar la estabilidad de la articulación [40].

La movilidad principal de la rodilla se encuentra en los movimientos de flexión y extensión, aunque esta articulación también realiza rotaciones sobre el eje longitudinal (rotaciones de la tibia) cuando la rodilla está flexionada (hasta 30° de rotación interna y 40° de rotación externa). Esta articulación puede alcanzar rangos de flexión de hasta 120° cuando la cadera está extendida y hasta 140° cuando está flexionada; además, la rodilla tiene la capacidad de alcanzar estados de bloqueo y desbloqueo. En el bloqueo, la articulación se encuentra en extensión completa y la línea de acción de la fuerza de reacción del suelo provoca un momento extensor alrededor de la rodilla (*hiperextensión*), esto permite que una persona pueda mantener una posición de pie (*bipedestación*) con poca actividad muscular. Durante la marcha en superficies niveladas, la

rodilla alcanza de 65 a 70° de flexión durante la fase de oscilación y de 10 a 15° durante la fase de apoyo. Para marcha en escaleras o sentarse no se requieren más de 115° de flexión [39].

### *Articulaciones de tobillo y pie*

La articulación del tobillo forma una revoluta entre la tibia y el peroné en la parte inferior de la pierna y el hueso astrágalo en el pie. Similar a la idealización para la articulación de rodilla, la articulación de tobillo se ha estudiado como una revoluta simple, aun cuando el tobillo está formado por dos articulaciones [21]. Durante la marcha, se utilizan alrededor de 30° de plantarflexión y 20° de dorsiflexión. Los rangos máximos de movimiento del tobillo son de 20° en dorsiflexión, de 40 a 50° en plantarflexión, 30 a 35° en inversión y 15 a 20° en eversión.

Las articulaciones de los dedos del pie y la articulación del tobillo son indispensables para la marcha. En el pie se encuentran las articulaciones metatarsofalángicas, las cuales permiten los movimientos de flexión y extensión de los dedos (falanges) del pie. Los metatarsos son huesos de forma tubular en la parte media del pie. Las articulaciones metatarsofalángicas ayudan a la descarga del peso del cuerpo sobre el pie durante la marcha. Los huesos metatarsianos están numerados del uno al cinco de forma consecutiva, siendo el primer hueso metatarsiano el correspondiente al llamado *dedo gordo* del pie. Cuando los metatarsianos se flexionan, la articulación del primer dedo gira sin deslizarse (giro como volante), mientras que las articulaciones metatarsofalángicas de los cuatro últimos dedos giran y se desplazan (giro y avance) [41]. La Figura 2.3 describe la anatomía del pie de forma general.



Figura 2.3. Anatomía del pie. Imagen modificada de [42].

---

En la marcha, la función de las articulaciones metatarsofalángicas permite que se active el *mecanismo de windlass* para la estabilización del pie en la locomoción. Dicho mecanismo permite la elevación del arco medial del pie durante la fase de despegue de antepié, ayudando a la elevación del talón (hueso calcáneo). Además, permite un incremento en la rigidez del pie durante la dorsiflexión [43]. Cuando la articulación metatarsofalángica flexiona el primer dedo del pie se produce tensión en el ligamento de la fascia plantar, lo cual permite elevar el hueso calcáneo y el arco medial del pie. Durante este movimiento los huesos metatarsianos actúan como poleas que tensan la fascia plantar. Durante la marcha, el peso corporal se concentra en los huesos metatarsianos centrales y en la medida que la carga incrementa, el peso se desplaza hacia los metatarsianos 1 y 5. De acuerdo con Rodríguez y Pericé [41], los dedos del pie se encuentran en contacto con el suelo durante el 75% del ciclo de marcha.

### 2.1.2 Ciclo de marcha

La principal función de los miembros inferiores es propiciar soporte, estabilidad y movilidad al cuerpo humano en las distintas actividades de la vida diaria. En la marcha, cuando menos uno de los pies se mantiene en contacto con el suelo en todo momento. El ciclo de marcha se divide en dos fases principales para su análisis: la *fase de soporte* o *apoyo* (cuando una pierna de referencia soporta el peso del cuerpo) y la *fase de oscilación* o *balanceo* (cuando una pierna de referencia se desplaza libremente desde la parte posterior hasta la parte anterior sin soportar peso corporal). Ambas fases se presentan de forma cíclica durante la marcha en estado estable.

Existen eventos característicos dentro de cada fase del ciclo que permiten observar la progresión de la dinámica de la marcha. Por ejemplo, en [44] se propuso una división del ciclo de marcha en las dos fases principales subdivididas por siete eventos. La fase de apoyo se dividió en cuatro eventos: respuesta a la carga (RC), soporte medio (SM), soporte terminal (ST) y pre-balanceo (PB). Mientras que la fase de oscilación se dividió en tres eventos: balanceo inicial (BI), balanceo medio (BM) y balanceo terminal (BT). Esta división se esquematiza en la Figura 2.4.

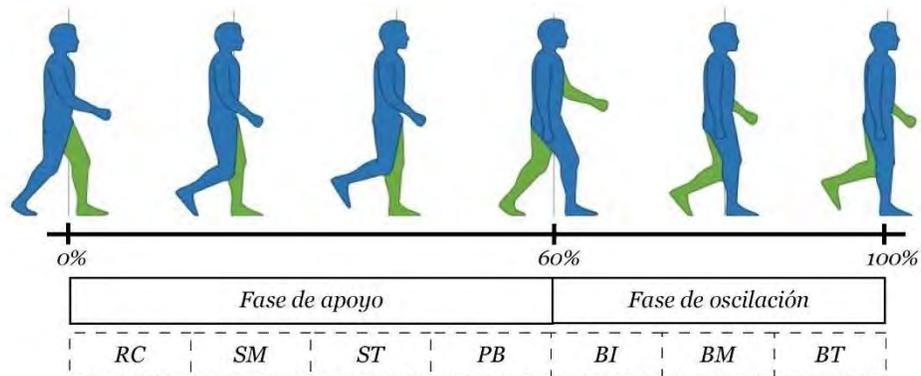


Figura 2.4. Fases de la marcha humana y subdivisión propuesta por [44] Imagen modificada de BoH con licencia CC-BY-SA 4.0.

La fase de apoyo comienza con el evento de *respuesta a la carga*. Dicho evento se presenta cuando el talón de un pie de referencia hace contacto con el suelo (lo cual se conoce como *golpe o choque de talón*) y termina cuando el pie opuesto (contralateral) despega del suelo (*despegue de antepié*). En este periodo se encuentra un intervalo de apoyo de ambas piernas con el suelo (*doble soporte*). El periodo de *soporte medio* inicia cuando el pie contralateral despega del suelo y termina cuando el centro de gravedad del cuerpo se encuentra por encima del pie de referencia. Posteriormente el periodo de *soporte terminal* inicia cuando el centro de gravedad se encuentra sobre el pie de referencia y termina con el golpe de talón del pie contralateral. El periodo de *pre-balanceo* inicia con el golpe de talón del pie contralateral y termina con el despegue de antepié del pie de referencia. Para este instante, se ha completado aproximadamente el 60% del ciclo de marcha y se ha completado la fase de apoyo. En el periodo de *pre-balanceo* se encuentra un segundo periodo de doble soporte.

La fase de oscilación comienza con el *balanceo inicial* cuando sucede el despegue de antepié del pie de referencia y continúa hasta que se alcanza la máxima flexión de la rodilla (entre 40 y 60° según sea la longitud del paso y la cadencia de la marcha). En el periodo de *balanceo medio* se alcanza la flexión máxima de la rodilla hasta que la tibia se encuentra orientada de forma vertical (o perpendicular al suelo en el caso de marcha a nivel). El periodo de *balanceo terminal* inicia cuando la tibia está orientada de forma vertical y finaliza con el golpe de talón, lo cual reinicia el ciclo de marcha.

---

### 2.1.2.1 Análisis de marcha

El análisis de marcha representa un estudio cuantitativo del ciclo de marcha. Dicho análisis está formado por información característica de distintas fuentes de datos registrados durante esta actividad. Para el análisis de la marcha humana se utilizan frecuentemente datos cinemáticos (de movimiento), cinéticos (de las fuerzas que producen el movimiento), así como bioseñales (por ejemplo, electromiografía de superficie) o parámetros energéticos (costo metabólico). El análisis de la marcha humana involucra además la definición de parámetros espacio-temporales para la evaluación de la misma. Algunos de los parámetros más utilizados para cuantificar el ciclo de marcha son [16,45,46]:

- *Zancada*: distancia desde el contacto inicial de un miembro de referencia hasta el siguiente contacto inicial del miembro opuesto. El valor normal de zancada en marcha es de  $1.14 \pm 0.16$  m.
- *Paso*: distancia desde el contacto inicial de un miembro de referencia hasta el siguiente contacto inicial del mismo miembro. Es la representación de un ciclo de marcha completo cuyo valor normal es de  $0.57 \pm 0.082$  m.
- *Ancho de paso*: distancia entre el centro de los pies cuando ambos pies se encuentran en contacto con el suelo durante un instante. El valor normal se encuentra entre 0.07 y 0.10 m.
- *Periodo de paso*: tiempo medido desde un evento en un pie hasta la siguiente ocurrencia del mismo evento en el mismo pie. Por lo regular se expresa como un valor normalizado con fines de comparación en estudios que involucran a distintas personas.
- *Cadencia*: número de pasos dados dentro de un periodo de tiempo (expresado en pasos por minuto). La cadencia humana promedio es de  $125 \pm 15.1$  pasos por minuto.

#### *Cinemática*

La medición de los parámetros cinemáticos (ángulos articulares, velocidades y aceleraciones lineales y angulares) durante las fases del ciclo de marcha en pruebas de laboratorio se ha realizado con técnicas que han involucrado tinta y el papel, interruptores en los pies, caminadoras instrumentadas, sensores inerciales o sistemas de captura de movimiento. Siendo esta última la opción más utilizada en los últimos años a partir de sistemas optoelectrónicos. Generalmente, en este tipo de sistemas se utilizan marcadores reflejantes de luz infrarroja colocados en referencias anatómicas del cuerpo para identificar las trayectorias de movimiento en determinados segmentos corporales dentro de un espacio en tres dimensiones delimitado por

cámaras detectoras [45]. El análisis de la cinemática de la marcha se realiza en la mayoría de los casos sobre el plano sagital (donde se presentan los mayores rangos de movimiento para tal actividad). La Figura 2.5 esquematiza un conjunto de curvas correspondientes a la cinemática de las articulaciones de miembro inferior durante un ciclo de marcha en superficies a nivel.

Al analizar los gráficos de la Figura 2.5 es posible interpretar la interacción de las articulaciones durante un ciclo de marcha normal. La cadera inicia el ciclo con aproximadamente  $40^\circ$  de flexión en el instante de contacto inicial y posteriormente realiza una extensión gradual durante la fase de apoyo hasta que alcanza  $10^\circ$  de extensión poco antes del final de esta fase. Al inicio de la fase de oscilación se presenta una flexión hasta  $40^\circ$  en preparación para el siguiente contacto inicial.

La articulación de rodilla inicia el ciclo de marcha con aproximadamente  $15^\circ$  de flexión en el instante de contacto inicial. En la medida que el peso del cuerpo se va apoyando sobre esta pierna, la flexión de la articulación incrementa hasta valores de entre  $20$  y  $25^\circ$  (correspondiente con el evento de *respuesta a la carga* en la Figura 2.4). Posteriormente, la rodilla se extiende completamente para iniciar una flexión rápida mientras el ciclo progresa hacia la fase de oscilación, donde la articulación alcanza una flexión máxima de cerca de  $70^\circ$  en la etapa de balanceo medio para continuar con un movimiento de extensión en la etapa de balanceo terminal. En esta parte del ciclo se mantiene una ligera flexión en la articulación antes del siguiente contacto inicial.

La articulación de tobillo inicia en una posición de aproximadamente  $10^\circ$  de dorsiflexión para el instante de contacto inicial. Durante la respuesta a la carga se presenta una plantarflexión rápida de aproximadamente  $15^\circ$ . Posteriormente se realiza una dorsiflexión gradual hasta la etapa final de la fase de apoyo con una dorsiflexión de  $20^\circ$ . Se presenta una plantarflexión rápida en los instantes previos al despegue de antepié, la cual continúa durante la etapa inicial de la fase de oscilación hasta cerca de  $30^\circ$ . A partir de este punto se realiza una dorsiflexión continua durante el tiempo restante de la fase de oscilación en preparación para el siguiente contacto inicial.

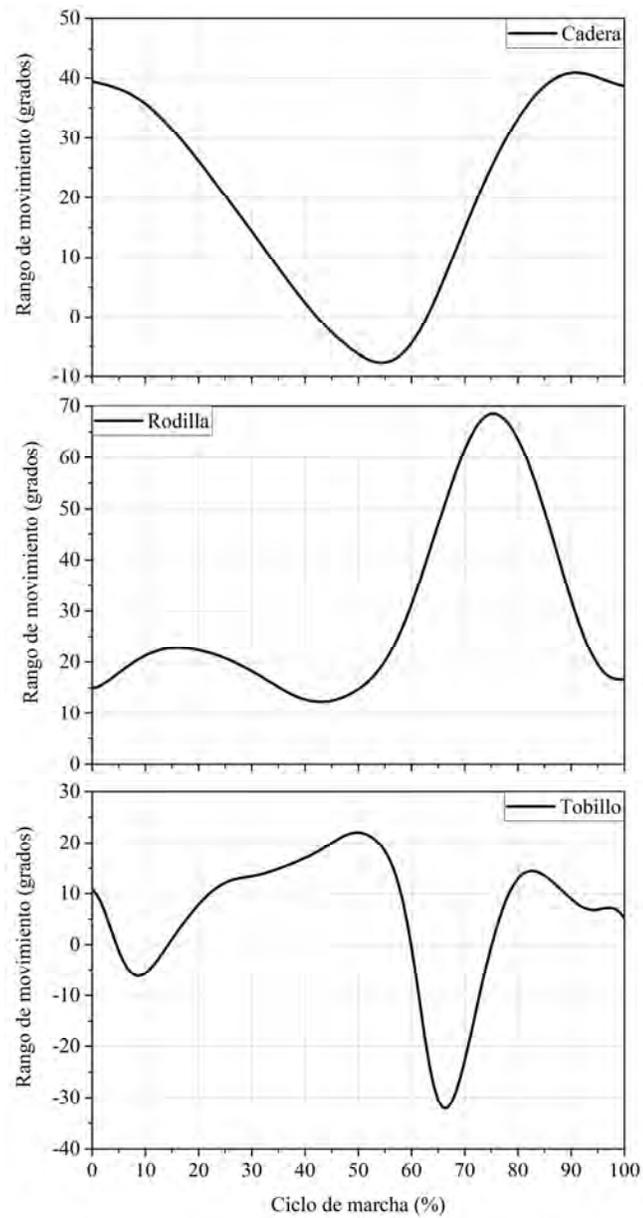


Figura 2.5. Cinemática del plano sagital para las articulaciones de cadera, rodilla y tobillo durante un ciclo de marcha normal en superficie nivelada.

Es importante señalar que los valores angulares pico observados durante varios ciclos de marcha pueden diferir entre distintas personas (variación interindividual) e incluso entre los ciclos de marcha de una misma persona (variación intraindividual), lo cual está en función de distintos parámetros como la antropometría y la cadencia de cada individuo. A pesar de esto, se ha observado que los patrones cinemáticos siguen formas consistentes en la mayoría de las

personas con marcha normal al analizar los rangos de movimiento en el rango de datos normalizado de 0 a 100% del ciclo de marcha.

### *Cinética*

El análisis de la cinética en la marcha está relacionado con las fuerzas que actúan en los miembros inferiores durante esta actividad. Los datos cinéticos se obtienen a partir de la medición de fuerzas de reacción con el suelo, las cuales son un reflejo de la masa corporal y su aceleración durante la fase de apoyo. Las mediciones de fuerza se obtienen generalmente a partir de plataformas de fuerza sobre las cuales una persona realiza el ciclo de marcha. Las fuerzas resultantes registradas se pueden expresar en sus componentes en direcciones vertical, anteroposterior y medio-lateral, lo cual permite determinar los torques externos alrededor de las articulaciones.

El principal método utilizado para la estimación de fuerzas en las articulaciones durante la fase de apoyo está basado en la resolución del *problema de la dinámica inversa*. Para la aplicación de este método se utilizan datos obtenidos por plataformas de fuerza en combinación con parámetros cinemáticos de la marcha. Algunos autores han utilizado el formulismo de Newton-Euler [47] y el cálculo vectorial [48] para la estimación de torques articulares en aplicaciones de diseño de prótesis. Otros trabajos han propuesto el uso de prototipos de prótesis instrumentados con transductores de fuerza con el objetivo de estudiar las diferencias entre la marcha normal y patológica [49,50].

### *Electromiografía*

La electromiografía se define como el estudio de las señales de actividad eléctrica que se generan durante las contracciones musculares. El uso de las señales de electromiografía (EMG) para el control de prótesis ha tenido un uso amplio en aplicaciones de miembros superiores; mientras que para dispositivos que interactúan con los miembros inferiores, este tipo de señales han sido empleadas principalmente para predecir la intención de movimiento en exoesqueletos [51] o la clasificación de modos de locomoción para el control activo de prótesis [33,37]. Este tipo de señales se ha empleado también para observar patrones de actividad muscular en marchas patológicas como la marcha en personas con amputación de miembro inferior. Para este tipo de

estudios es común analizar los músculos superficiales que aportan al movimiento articular en el plano sagital, similar al acercamiento que se tiene para el análisis cinemático de la marcha. De acuerdo con Esquenazi y Talaty [45], un movimiento en particular no está estrictamente asociado con un patrón de actividad muscular único; incluso, en el caso de los miembros inferiores, los patrones de actividad en las señales mioeléctricas son sensibles a la velocidad de marcha. Por otro lado, Bae et al. en [52] concluyeron que los patrones de actividad mioeléctrica se mantienen similares entre una persona con amputación y una persona sin amputación, donde la principal distinción entre las señales se observó en la amplitud de estas. En la Figura 2.6 se presentan algunos de los músculos superficiales en el miembro inferior estudiados con frecuencia para el análisis de marcha; mientras que la Tabla 2.1 presenta la principal aportación de cada uno al movimiento de cada articulación [52–56].

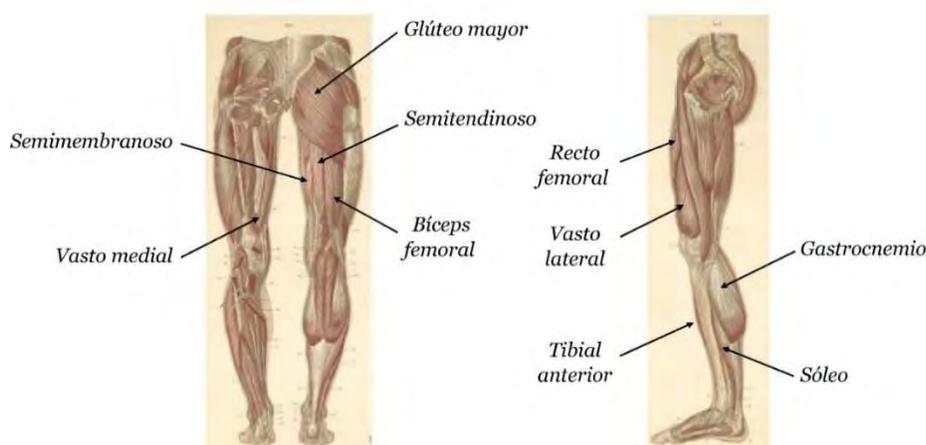


Figura 2.6. Principales músculos superficiales del miembro inferior humano. Izquierda: vista posterior, derecha: vista lateral. Imagen de dominio público modificada.

Tabla 2.1. Articulaciones y acción de grupos musculares del miembro inferior durante la marcha.

<b>Articulación</b>	<b>Acción principal</b>	<b>Músculos involucrados</b>
<b>Cadera</b>	Extensión	Glúteo mayor e isquiotibiales (semitendinoso, semimembranoso, cabeza larga del bíceps femoral, bíceps femoral)
	Flexión	Recto femoral
<b>Rodilla</b>	Extensión	Cuádriceps (recto femoral, vasto medial, vasto lateral, vasto intermedio)
	Flexión	Gastrocnemio e isquiotibiales (semitendinoso, semimembranoso, cabeza larga del bíceps femoral, bíceps femoral)
<b>Tobillo</b>	Plantarflexión	Gastrocnemio y sóleo
	Dorsiflexión	Tibial anterior

Las señales mioeléctricas en bruto contienen información importante sobre la actividad eléctrica de un músculo. Sin embargo, debido a que se trata de una señal de naturaleza azarosa, una señal bruta no puede ser reproducida una segunda vez en su misma forma. Para esto, la parte no reproducible de la señal se minimiza aplicando técnicas de suavizado que delinear la tendencia media de la señal. En este tipo de señales es común emplear un *rectificado de onda* para mantener información característica de la señal a la vez que se reduce el ruido en esta. El rectificado de la señal utiliza las amplitudes negativas y las convierte en amplitudes positivas. La señal mioeléctrica puede ser expresada a través de parámetros estándar de amplitud como la media, desviación estándar, raíz media cuadrática (RMS), valores máximo y mínimo, área bajo la curva, cruces por cero y cambios de signo en la pendiente [29–31,33,37,57–61]. En la Figura 2.7 se presenta una señal mioeléctrica bruta y su correspondiente señal rectificadas empleando el RMS.

El estudio de las señales EMG y su comparación interindividual implica el uso de técnicas de normalización de la señal con el objetivo de tener la capacidad de analizar las señales con una variabilidad reducida. Una de las técnicas de normalización de señales mioeléctricas más comunes se conoce como el método de la máxima contracción voluntaria (MVC por sus siglas en inglés). Aunque este método ha presentado resultados satisfactorios en la búsqueda de bajos niveles de variabilidad en las señales EMG [62], existen escenarios donde el uso de dicha técnica no permite una fácil implementación; por ejemplo, durante actividades dinámicas (por ejemplo marcha, carrera o deportes) o cuando el grupo de personas no es capaz de alcanzar una contracción máxima con facilidad debido a condiciones como la fatiga muscular o distintos padecimientos músculo-esqueléticos. Esto se debe a que la normalización por MVC requiere la obtención de la amplitud de la señal rectificadas durante contracciones musculares isométricas (cuando la longitud del músculo no cambia durante una contracción), mientras que durante actividades como el ciclo de marcha el tipo de contracción muscular es mayormente isotónica (cuando la longitud del músculo sí cambia durante una contracción).

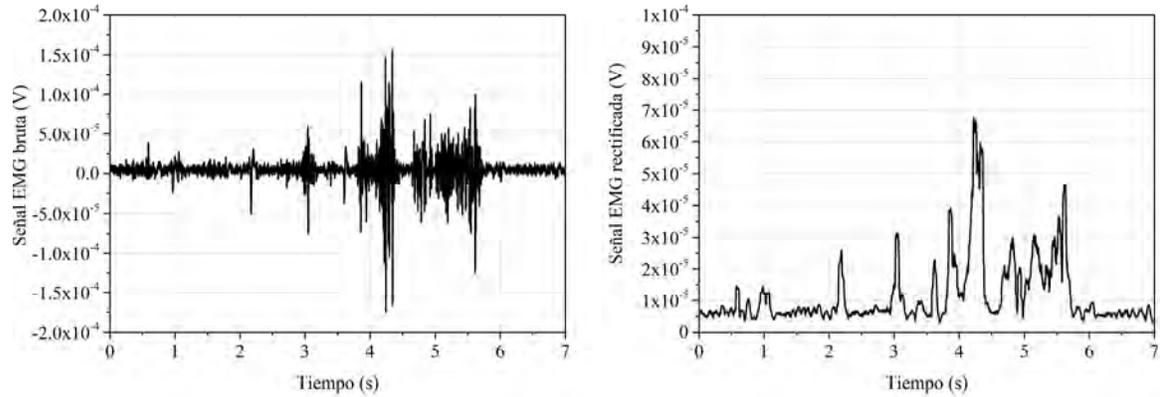


Figura 2.7. Registros de señal mioeléctrica bruta (izquierda) y rectificada (derecha) para el músculo recto femoral de una persona sin anomalías de la marcha durante actividades de locomoción en suelo a nivel y ascenso de escaleras. La señal bruta fue rectificada empleando el cálculo del RMS en ventanas de tiempo de 50 milisegundos de duración.

Una alternativa para la normalización de señales EMG durante actividades dinámicas se ha encontrado con resultados satisfactorios al emplear los métodos de *media dinámica* (*mean dynamic method*, MDM) o de *pico dinámico* (*peak dynamic method*, PDM) en la señal rectificada [62–64]. La normalización de la señal empleando el MDM (Ec. 2-1) consiste en expresar cada dato normalizado de la señal como el cociente de cada dato de la señal rectificada con respecto del valor medio de la señal EMG rectificada durante un ciclo de marcha completo; donde ambos valores en el cociente tienen una corrección del *offset* con respecto del cero en la amplitud de la señal a partir del cálculo de la media de la señal en reposo. De manera similar, el PDM (Ec. 2-2) implica dividir cada dato de la señal EMG rectificada por el valor pico de la misma señal durante el ciclo de marcha completo.

$$X_{norm} = \frac{X_i - X_{base}}{X_{media} - X_{base}} \quad \text{Ec. 2-1}$$

$$X_{norm} = \frac{X_i - X_{base}}{X_{pico} - X_{base}} \quad \text{Ec. 2-2}$$

donde:

- $X_{norm}$  es cada dato de la señal mioeléctrica normalizada
- $X_i$  es cada dato de la señal mioeléctrica rectificada
- $X_{media}$  es el valor medio de la señal mioeléctrica rectificada durante un ciclo de marcha

- $X_{base}$  es el valor medio de la señal mioeléctrica rectificada en reposo
- $X_{pico}$  es el valor pico de la señal mioeléctrica rectificada durante un ciclo de marcha

En la Figura 2.8 se presentan los gráficos de normalización empleando ambos métodos de normalización en la señal mioeléctrica rectificada de la Figura 2.7, donde se observa que ambos métodos presentan el mismo perfil para la señal normalizada con distintas amplitudes. Las conclusiones presentadas por Burden et al. [64] plantearon las condiciones para el uso de cada método de normalización. Los métodos de normalización MDM y PDM tienden a producir un patrón de señal EMG “normal” para una actividad determinada, lo cual es de utilidad para identificar patrones de actividad para marchas normales o patológicas; sin embargo, a su vez se omite en la señal rectificada la verdadera variación existente dentro de un mismo grupo “normal” de señales EMG para la misma actividad. Por otro lado, la normalización de la señal EMG empleando la técnica de las MVC sí permite observar la variación biológica existente dentro de un mismo grupo normal o patológico.

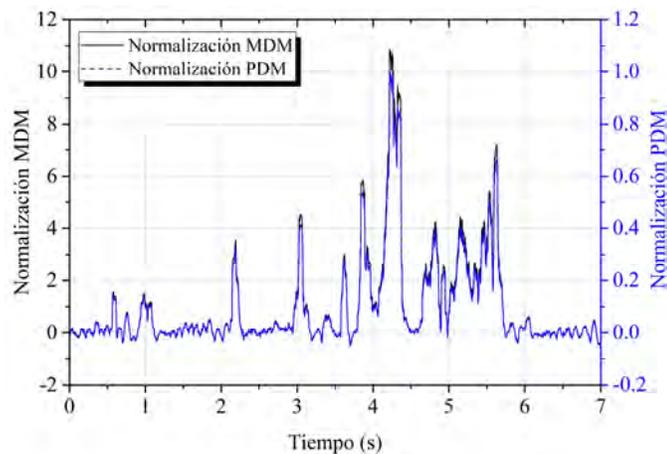


Figura 2.8. Normalización de señales mioeléctricas rectificadas para el músculo recto femoral de una persona sin anomalías de la marcha durante actividades de locomoción en suelo a nivel y ascenso de escaleras. La señal EMG rectificada fue normalizada de acuerdo con los métodos de media dinámica (MDM) y pico dinámico (PDM).

---

## 2.2 Prótesis de miembro inferior

Por definición, una prótesis es una pieza o dispositivo artificial que reemplaza la función de una parte del cuerpo que fue perdida por traumatismo o enfermedad. En esta sección se describen las generalidades de las prótesis de miembro inferior, desde sus componentes principales y sus antecedentes históricos, hasta los principios de funcionamiento de los dispositivos activos que forman parte del estado del arte hasta la fecha.

### 2.2.1 Generalidades

Un ensamble protésico transfemoral está formado por cuatro componentes principales: encaje (o *socket*), suspensión, pierna y conjunto pie-tobillo. En la Figura 2.9 se esquematizan dichos componentes. La vida útil de las prótesis transfemorales pasivas es de tres a cinco años en función del desgaste de sus elementos o a partir de cambios en el miembro residual del usuario.

El encaje es el elemento que permite la unión entre una persona y su prótesis. El ajuste del encaje en el miembro residual evita afectar la circulación de la sangre y la calidad del ajuste. Los distintos tipos de encaje existentes se seleccionan de acuerdo con las necesidades de estabilización axial (movimiento axial entre el miembro residual y el encaje) y transversal (movimiento angular entre el miembro residual y el encaje) de cada persona.

El sistema de suspensión se refiere a la forma de fijación entre la prótesis y el miembro residual para prevenir movimiento excesivo de este dentro del encaje. Algunos de los tipos de suspensión más comunes están basados en válvulas de succión (ajuste al vacío), pasadores con bloqueo o ajuste con correas [65].

La pierna es la estructura que transmite las fuerzas desde el encaje hacia el conjunto pie-tobillo; para prótesis de nivel transfemoral, ésta incluye la articulación protésica de rodilla. La pierna puede ser de construcción como *endoesqueleto* o *exoesqueleto*, siendo esta última la más común.

El conjunto pie tobillo puede variar de acuerdo a las necesidades de una persona entre conjuntos no-articulados (comúnmente llamados de tipo SACH, por sus siglas en inglés de *Solid Ankle Cushion Heel*), conjuntos de eje simple o múltiple, de respuesta dinámica o controlados por microprocesador [16,66].

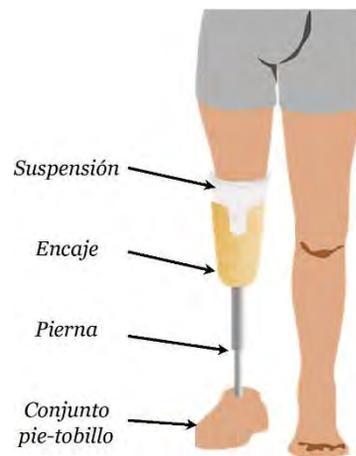


Figura 2.9. Partes principales de una prótesis transfemoral.

### 2.2.2 Mecanismos en las articulaciones de prótesis transfemorales

El objetivo principal de los mecanismos empleados en las prótesis transfemorales es reproducir la cinemática de la marcha normal. Una prótesis transfemoral pasiva está articulada en el caso más simple por una unión de revoluta en la articulación de rodilla. En algunos casos, el coeficiente de fricción en la articulación puede ser calibrado para controlar la velocidad de rotación de la articulación, lo cual suele ser adecuado para la asistencia en una velocidad de marcha fija. Otros dispositivos incluyen frenos activados por peso o bloqueo de accionamiento manual en la rodilla para prevenir la flexión repentina de la articulación durante la fase de apoyo. Algunas prótesis transfemorales controladas por microprocesador han demostrado buenos resultados en el control de velocidad en la articulación de rodilla durante la fase de oscilación a distintas velocidades de marcha en comparación con dispositivos pasivos [23]. Los dispositivos de funcionamiento semi-activo y activo son capaces de realizar ajustes en la asistencia de la marcha con base en datos de entrada como velocidades articulares, fuerzas de reacción con el suelo o torque en las articulaciones.

En las prótesis de miembro inferior de funcionamiento pasivo y semi-activo es común encontrar articulaciones policéntricas para la rodilla. Este tipo de mecanismos están formados a partir de eslabonamientos de cuatro o más barras con el objetivo de alcanzar un rango de movimiento similar al natural [67]. Estos mecanismos cuentan con una mejor estabilidad en la fase de apoyo debido al cambio de posición del centro instantáneo de rotación durante la flexión de la articulación. Sin embargo, el trabajo presentado por Pfeifer et al. en [68] concluyó que no

---

existe una mejora significativa en la estabilidad de la articulación al utilizar mecanismos policéntricos en una prótesis transfemoral activa, ya que la estabilidad de la articulación se da a partir del control de los actuadores.

Los dispositivos de accionamiento pasivo y semi-activo tienden a utilizar tobillos no-articulados o de respuesta dinámica, mientras que aquellos de accionamiento activo han empleado conjuntos pie-tobillo no-articulados, de eje simple o de respuesta dinámica.

### 2.2.3 Antecedentes

#### 2.2.3.1 Prótesis transfemorales activas y sistemas de accionamiento

Generalmente, los dispositivos protésicos de accionamiento activo han sido desarrollados para la realización de actividades de locomoción como la marcha en pendientes y escaleras, deportes o evasión de obstáculos y tropiezos; dichas tareas representan algunos de los modos de locomoción con mayor demanda energética para los miembros inferiores. Gran parte de estos dispositivos se encuentran en desarrollo como prototipos desde inicios de la década de los 2000 hasta la fecha. En esta sección se describen algunas de las prótesis activas más representativas reportadas en la literatura.

##### *WLP-7R*

Una de las primeras prótesis transfemorales diseñadas para ofrecer asistencia activa durante el ascenso y descenso de escaleras fue la prótesis WLP-7R (*Waseda Leg Prosthesis – type7 Refined*) desarrollada en 1987 en la Universidad de Waseda, en Japón. El principio de funcionamiento estaba basado en una conexión directa entre la flexión de la articulación de rodilla con la dorsiflexión del tobillo a partir de un circuito hidráulico [69]. El principio de funcionamiento de esta prótesis se esquematiza en la Figura 2.10a.

##### *Power Knee*

La *Power Knee* de la marca *Össur* fue la primera prótesis transfemoral activa disponible de forma comercial. El mecanismo de accionamiento estaba basado en un ensamble que combinaba un actuador lineal con un tornillo embalado en una configuración conocida como Actuador Elástico en Serie (AES) [70]. El mecanismo de accionamiento de este dispositivo se muestra en la Figura 2.10b. El sistema de control estaba formado por una Máquina de Estados (MdE) basada

en señales de fuerza registradas por una celda de carga en el mecanismo de accionamiento y un potenciómetro en la articulación de rodilla en conjunto con datos obtenidos en la pierna sana [71,72]. De acuerdo con Lambrecht y Kazerooni [73], uno de los inconvenientes de este dispositivo es que, debido a su geometría, solo podía ser utilizado por una cantidad limitada de personas, lo cual también restringió su compatibilidad con las opciones de conjunto pie-tobillo protésicos.

#### *Prótesis de la Universidad de Vanderbilt*

La prótesis de la Universidad de Vanderbilt en Estados Unidos es uno de los prototipos de prótesis activas con mayor desarrollo hasta la fecha. Se han presentado publicaciones en tres generaciones de este prototipo desde el año 2006. La primera generación estuvo propulsada por actuadores neumáticos de doble efecto en las articulaciones de rodilla y tobillo que estaban controlados por servoválvulas. El diseño consideraba la masa corporal de una persona de 75 kg en el ascenso de escaleras y marcha en superficies niveladas. Para el diseño de la primera generación se definió un factor de seguridad mínimo de 1.7. La instrumentación estaba formada por sensores de torque y posición angular en las articulaciones de rodilla y tobillo, así como una celda de carga para la medición de fuerzas en los planos sagital y frontal [74,75]. El sistema de control estaba basado en una MdE donde la impedancia mecánica de los actuadores estuvo modelada como un sistema de resorte y amortiguador en serie. La impedancia del actuador se podía controlar durante las fases del ciclo de marcha a partir de la modulación de las constantes mecánicas del sistema (sección 2.3.2) [76].

Para la segunda generación se reemplazó el sistema de accionamiento neumático por uno eléctrico para ambas articulaciones. El cual estaba compuesto por un ensamble de motor eléctrico con un tornillo embalado que mantenía el mismo sistema de sensores y control [77]. Los trabajos presentados por Varol et al. [30,78] describieron la evaluación de un algoritmo para la detección de modos de marcha (a nivel, en escaleras, en rampas) a partir de los sensores disponibles en el dispositivo en pruebas con personas sin amputación y en pruebas preliminares en personas con amputación de miembro inferior [79]. En el año 2010 se agregaron señales sensores inerciales y de electromiografía de superficie en el muslo, la pierna y el pie para evaluar algoritmos para la detección de tropiezos [80–82].

En la tercera generación de este prototipo se incluyeron estados adicionales en el sistema de control de MdE para la fase de oscilación [83], mientras que el sistema de accionamiento fue reemplazado por motores eléctricos y transmisión de movimiento con bandas y poleas [84]. El conjunto de sensores estaba basado en el registro de cargas axiales en la sección correspondiente a la pierna (o *pantorrilla*) protésica y la posición angular de las articulaciones de rodilla y tobillo [85]. La Figura 2.10c esquematiza el sistema de accionamiento de este prototipo.

### Prótesis del MIT

El Instituto Tecnológico de Massachusetts en Estados Unidos propuso un mecanismo activo para aplicaciones en prótesis transfemorales en el año 2008. El mecanismo de accionamiento estaba compuesto por un arreglo de AES en un arreglo agonista-antagonista capaz de alcanzar hasta 100 *Nm* de torque para marcha a nivel [86,87]. La rigidez de las articulaciones estaba controlada por un mecanismo de resortes acoplado a cada actuador [88]. En la Figura 2.10d se presenta el principio de funcionamiento del sistema de accionamiento de este prototipo.

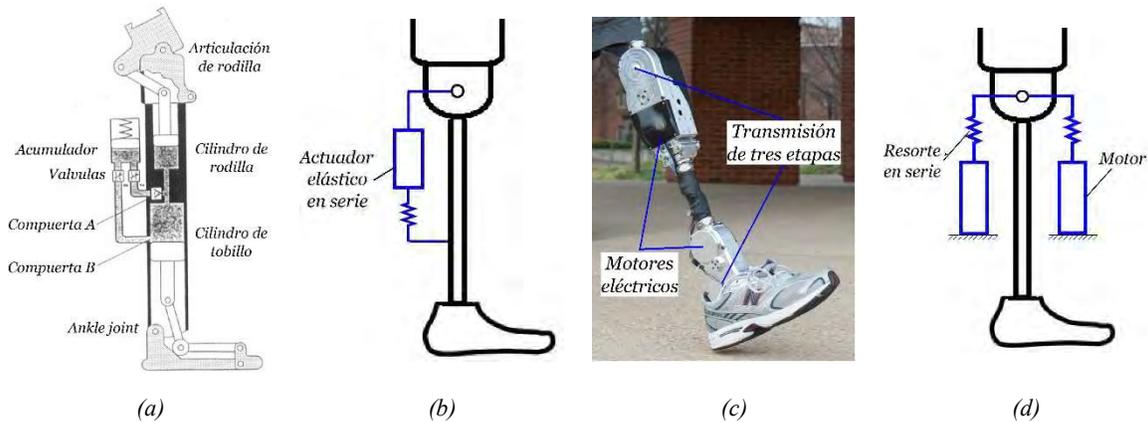


Figura 2.10. Prótesis transfemorales activas. (a) Mecanismo de la Waseda Leg Prosthesis [69] (imagen por cortesía del Dr. Koichi Koganezawa), (b) principio de funcionamiento de la prótesis Power Knee [70], (c) tercera generación de la prótesis de la Universidad de Vanderbilt (fotografía por cortesía del Dr. Michael Goldfarb), (d) principio de funcionamiento de la prótesis de actuadores antagonísticos del MIT [87].

### *Prótesis de la Universidad de Clarkson*

La primera iteración de este prototipo se presentó como una prótesis transfemoral activa con un sistema de recuperación de energía que actuaba durante la fase de oscilación [89], mientras que el sistema de control estuvo basado en un algoritmo de control mioeléctrico evaluado previamente en una prótesis de miembro superior [90]. El primer prototipo funcional fue presentado en el año 2012, donde el control mioeléctrico funcionaba en combinación con una MdE. La instrumentación estaba basada en un potenciómetro y una celda de carga debajo de la articulación de rodilla y cuatro electrodos de EMG de superficie dentro del encaje transfemoral, además de cámaras neumáticas debajo del pie para el registro de presiones plantares en el talón y el antepié. El mecanismo de accionamiento en la articulación de rodilla estaba compuesto por un ensamble de tornillo embalado mientras que la articulación de tobillo consistió en un pie protésico pasivo. En los resultados presentados en [91] se reportaron niveles importantes de ruido en la señal EMG debido a sudoración y movimiento relativo entre el miembro residual y el encaje protésico. En la Figura 2.11a se esquematiza el mecanismo de accionamiento de este prototipo.

### *ANGELAA*

En el año 2014 se presentó un prototipo de prótesis transfemoral activa en el Instituto Federal de Tecnología de Zúrich, en Suiza llamado *ANGELAA* (de *Angle-dependent Elastic Actuator*). El accionamiento de este prototipo se realizaba a partir del control de posición de las articulaciones en un seguimiento de trayectorias basado en señales obtenidas en la pierna sana [92]. Los autores de este dispositivo reportaron la evaluación de distintas configuraciones para los mecanismos de las articulaciones en la rodilla protésica con la finalidad de maximizar la estabilidad de una persona durante la marcha. Los resultados obtenidos por simulación demostraron que un mecanismo biela-manivela acoplado a un tornillo embalado en una articulación monocéntrica permitía alcanzar mayores torques articulares en comparación con articulaciones policéntricas en la rodilla. El mecanismo de accionamiento de este prototipo planteó el concepto de *actuador viscoelástico en serie*, donde la rigidez articular estaba definida por la acción de cables de caucho [93,94]. Una esquematización de este principio de funcionamiento se presenta en la Figura 2.11b.

---

### *Proyecto CYBERLEGs*

El proyecto CYBERLEGs (de *Cybernetic Lower-Limb Cognitive Ortho-prosthesis*) fue desarrollado en la *Scuola Superiore Sant'Anna* en Italia en 2012. Este dispositivo era una combinación de una prótesis transfemoral activa y una órtesis de miembro inferior para personas con amputación vascular unilateral. La asistencia transmitida por la pierna protésica era controlada a partir de señales de presión plantar registradas en la pierna sana [95,96]. En un primer prototipo, la articulación de rodilla era activada por un mecanismo de recuperación de energía entre las articulaciones de rodilla y tobillo a partir de resortes y poleas, donde la articulación de tobillo era de accionamiento activo [97,98]. Ambas articulaciones se hicieron de accionamiento activo controlado por una MdE en un segundo prototipo presentado en 2015 para la asistencia de marcha a nivel y en escaleras [11]. El mecanismo de accionamiento en la articulación de rodilla estaba basado en un AES [99], tal como se esquematiza en la Figura 2.11c.

### *Universidad de Rhode Island*

El prototipo de prótesis activa desarrollado en 2013 en la Universidad de Rhode Island en Estados Unidos presentó una metodología alternativa para el control activo de prótesis de miembro inferior con MdE basado en la *teoría Dempster-Shafer* para un sistema de señales basado en la fusión de datos de distintas fuentes. El sistema de accionamiento de este prototipo estaba formado por un mecanismo biela-manivela ensamblado junto con un tornillo embalado, tal como se esquematiza en la Figura 2.11d. La MdE recibía información de posición angular de la rodilla protésica y de una celda de carga registrando fuerzas de reacción en la estructura [100].

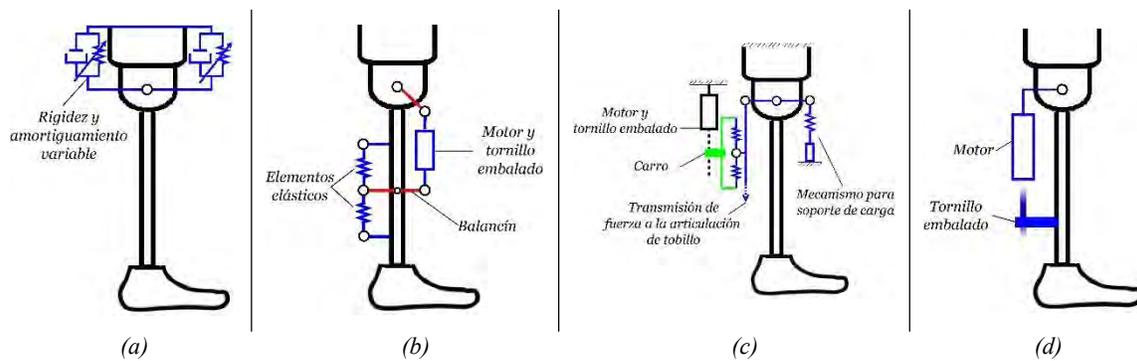


Figura 2.11. Prótesis transfemorales activas. (a) Mecanismo de impedancia variable en la prótesis activa de la Universidad de Clarkson [90], (b) conceptualización de los cables de caucho como elementos elásticos en la prótesis ANGELAA [94], (c) esquematización del mecanismo de rodilla en el prototipo beta del proyecto CYBERLEGS [99], (d) principio de funcionamiento del mecanismo de accionamiento en la prótesis de la Universidad de Rhode Island [100].

### Investigación relacionada en México

Las publicaciones relacionadas con el diseño de prótesis inteligentes se encontraron en su mayoría en forma de tesis para prototipos semi-activos. En el Instituto Politécnico Nacional se desarrolló una prótesis transfemoral [101] y una prótesis transtibial [102]; ambas con amortiguadores magneto-reológicos. En la Universidad de las Américas Puebla, se realizó el desarrollo de un prototipo de prótesis transfemoral activa, sin embargo, solo se consideró el diseño mecánico y pruebas de análisis de esfuerzos bajo un ambiente de simulación por computadora [103]. En el Departamento de Ingeniería Electrónica del CENIDET se presentó el diseño de una prótesis transfemoral activa partiendo de la optimización de un mecanismo de siete barras para la articulación de rodilla y un análisis cinemático de la marcha a partir de información obtenida con sensores inerciales en personas sanas. El sistema de control estaba basado en el seguimiento de trayectorias para la realización del ciclo de marcha a partir de la inferencia estadística con datos de marcha caracterizados previamente. El prototipo construido estaba compuesto por un mecanismo plano que reproducía la cinemática de la marcha normal [104].

La Tabla 2.2 sintetiza algunas características relacionadas con los objetivos de este trabajo en los dispositivos referenciados en esta sección.

Tabla 2.2. Resumen de la revisión del estado del arte de prótesis transfemorales activas y semi-activas.

Año de publicación	Nombre / fabricante	Consideraciones en el diseño				
		Tipo de accionamiento	Tipo de asistencia	Marcha a nivel	Marcha en escaleras	Uso de electromiografía
1987	Pierna de Waseda	Circuito hidráulico	Activa	✓	✓	✗
1993	Intelligent Prosthesis Plus de Blatchford-Endolite	Amortiguador neumático	Semi-activa	✓	✗	✗
1997	C-Leg de Otto bock	Amortiguador hidráulico	Semi-activa	✓	✗	✗
2006	Universidad de Vanderbilt	Actuador neumático (1ª. Gen) / Actuador eléctrico y tornillo de bolas (2ª. Gen) / Motor eléctrico y poleas (3ª. Gen)	Activa	✓	✓	✓
2006	Instituto Politécnico Nacional, UPIITA	Amortiguador magneto reológico	Semi-activa	✓	✗	✗
2008	Universidad de las Américas Puebla	Actuador neumático	No definido	✓	✗	✗
2008	Power Knee de Össur	Actuador elástico en serie	Activa	✓	✓	✗
2008	Instituto Tecnológico de Massachusetts	Actuadores elásticos en serie	Activa	✓	✓	✗
2009	Universidad de Berkeley	Circuito hidráulico (1ª. Gen.) / actuadores hidráulicos (2ª. Gen.)	Activa	✓	✓	✗
2010	Universidad de Clarkson	Actuador eléctrico y tornillo de bolas	Activa	✓	✓	✓
2012	CYBERLEGS	Actuador elástico en serie / recuperación de energía	Activa	✓	✗	✗
2013	CENIDET	Actuador eléctrico	Activa	✓	✓	✗
2013	Universidad de Rhode Island	Actuador eléctrico y tornillo de bolas	Activa	✓	✗	✗
2014	ANGELAA	Actuador visco-elástico en serie	Activa	✓	✓	✗

### 2.3 Sistemas de control en prótesis

En esta sección se presentan las generalidades de los mecanismos de actuadores servo-controlados que han sido empleados en gran parte de los dispositivos protésicos activos de miembro inferior que forman parte del estado del arte, así como las estrategias de control más empleadas en los mismos hasta la fecha.

### 2.3.1 Mecanismos de accionamiento: actuadores elásticos en serie

#### 2.3.1.1 Generalidades de actuadores

El término *actuador* se puede definir como un componente de máquina cuya finalidad es transmitir una acción dentro de un sistema automatizado a partir de una fuente de energía de entrada. Los actuadores más comunes en aplicaciones robóticas transmiten fuerza mecánica a partir de energía neumática, hidráulica o eléctrica. Las características más comunes para la selección de actuadores en aplicaciones de robótica involucran aspectos como [105,106]:

- *Densidad de fuerza*. Representa la razón de la fuerza de salida por el volumen del actuador. Un actuador con una alta densidad de fuerza permite tener dispositivos ligeros con fuerzas de salida elevadas.
- *Impedancia mecánica*. Es la medida de oposición que presenta un actuador cuando se aplica una fuerza. En la práctica se puede percibir como la mínima fuerza necesaria para desplazar un actuador que transmite una carga definida. En un actuador con baja impedancia mecánica la posición de una carga acoplada puede retroceder con cierta facilidad.
- *Ancho de banda*. Se refiere a la rapidez con la que un actuador puede alcanzar las posiciones o fuerzas deseadas. De acuerdo con Leal et al. en [105], un actuador requiere un ancho de banda de unos cuantos Hertz para controlar una articulación humana.
- *Rango dinámico*. Es la razón entre las fuerzas de salida máxima y mínima. Un actuador con alto rango dinámico puede realizar operaciones con alta sensibilidad para tareas que requieren fuerzas elevadas.

#### 2.3.1.2 Actuadores elásticos en serie

Pratt y Williamson propusieron el concepto de actuador elástico en serie en 1995 con el objetivo de obtener características como la tolerancia a cargas de impacto, el control estable de fuerza y la capacidad de almacenar energía potencial para la transmisión de fuerzas y movimiento en aplicaciones con cargas de impacto como la robótica humanoide y los vehículos de exploración [107]. El principio de funcionamiento estaba basado en un ensamble motor-reductor conectado en serie con un elemento elástico pasivo (representado por un resorte) que a su vez se conecta con la carga a accionar. Esta configuración básica se presenta en la Figura 2.12. En comparación con sistemas de accionamiento convencionales, al emplear un AES la interfaz entre el actuador y su carga de salida se vuelve menos rígida, permitiendo tener un efecto de filtro paso bajo para cargas de impacto, reduciendo también las fuerzas de reacción no deseadas en los sistemas de

---

transmisión acoplados al motor [108]. Este tipo de actuadores tienen la característica de tener un control preciso de la fuerza a la salida, la cual se puede registrar en función de la deformación del resorte en serie aplicando la ley de Hooke; evitando así el uso de sensores como celdas de carga que no son tolerantes a determinadas fuerzas de impacto. En términos generales, un ensamble de AES tiene propiedades como baja impedancia mecánica, baja fricción, alta densidad de fuerza y alto rango dinámico, mientras que el ancho de banda se ve disminuido como consecuencia del resorte acoplado [105–107].

Las características que presenta el ensamble de AES permiten que este tipo de actuadores sean una elección común para aplicaciones que buscan simular el comportamiento activo de las articulaciones humanas de miembro inferior. Por ejemplo, Eslamy et al. [109] presentaron una evaluación experimental del efecto del elemento elástico acoplado a un actuador eléctrico en distintas configuraciones de ensamble para su aplicación en una prótesis activa de tobillo durante actividades como marcha a nivel y en escaleras. Las configuraciones evaluadas fueron *actuador elástico en serie*, *actuador elástico-amortiguado en serie* y *actuador elástico-amortiguado en paralelo*. Los autores concluyeron que la configuración de AES tuvo un mejor desempeño general para las actividades estudiadas.

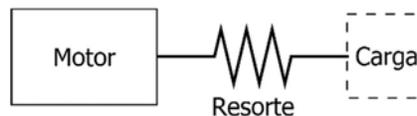


Figura 2.12. Principio de funcionamiento de un actuador elástico en serie.

### 2.3.1.3 Control de actuadores elásticos en serie

El control de los AES tuvo sus primeros acercamientos a través de controladores pre-alimentados y retroalimentados empleando lazos PID y sus variaciones típicas [107,110]. En años posteriores se emplearon también algoritmos de control de impedancia [74,75], seguimiento de trayectorias [92,111,112] o control adaptativo [113], principalmente para aplicaciones de prótesis robóticas de miembro inferior en el control de fuerza o de posición. Una de las combinaciones más utilizadas en prototipos protésicos en los últimos años realiza el control de los AES a través de Mde y control de impedancia. Algunos ejemplos de dispositivos protésicos donde se controlan mecanismos de accionamiento basados en AES son: la prótesis

transtibial BiOM [114], la prótesis Power Knee [70–72], la prótesis ANGELAA [93] o el proyecto CYBERLEGS [11,99].

### 2.3.2 Sistemas de control por jerarquía

Entre los diversos acercamientos reportados para los sistemas de control en prótesis activas de miembro inferior, la estrategia basada en un sistema de algoritmos multinivel organizados de forma jerárquica ha sido una opción empleada por diversos autores [11,14,78,115–119]. En un sistema de control de este tipo es posible controlar los mecanismos de accionamiento para distintos modos de locomoción. Se considera la interacción física de la persona con el terreno y la retroalimentación registrada por los sensores en la estructura de la prótesis para definir los modos de operación en los mecanismos de accionamiento. La configuración más frecuente en este tipo de aplicaciones considera tres niveles de control que actúan en conjunto: *alto*, *medio* y *bajo*. En el controlador de nivel alto se registran y clasifican las señales de entrada registradas por el movimiento de la persona, lo cual genera una señal de salida que corresponde con la intención de movimiento para un tipo de marcha específico. Una vez que se ha identificado el tipo de marcha que una persona está por realizar, el controlador de nivel medio identifica un conjunto de constantes y estados (o *setpoints*) que los actuadores deben de alcanzar para el tipo de locomoción identificada por el controlador de nivel alto. Los estados definidos en el controlador de nivel medio sirven como datos de entrada para el controlador de nivel bajo. Este último está encargado de reducir el error entre el estado real del mecanismo de accionamiento y el estado deseado definido en el controlador de nivel medio. Dichos estados suelen estar planteados para el control de posición o de fuerza basado en la impedancia mecánica de los actuadores.

#### 2.3.2.1 Controlador de nivel alto: identificación del modo de locomoción

En el contexto de los sistemas de control para prótesis de miembros inferiores, el controlador de nivel alto está orientado a definir la intención de movimiento del usuario; los algoritmos seleccionados con mayor frecuencia para este fin han estado basados en la clasificación de características extraídas de señales registradas en la prótesis empleando teoría de aprendizaje de máquinas. Las distintas técnicas de dicha teoría permiten definir modelos de predicción capaces de discriminar entre distintos modos de locomoción o patrones de marcha.

---

Distintos investigadores han propuesto diferentes acercamientos para la detección de eventos en el ciclo de marcha y el reconocimiento de modos de locomoción. Las principales diferencias se observan en la selección de señales a caracterizar, tipos de características a extraer y algoritmos para la clasificación. Gran parte del trabajo publicado en este aspecto ha estado basado en datos cinéticos a partir de sensores mecánicos, tales como sensores de fuerza resistivos (FSR por sus siglas en inglés) [120–123] o suelas de presión [36,124]. El uso de datos cinemáticos como las coordenadas tridimensionales de marcadores reflectivos en sistemas optoelectrónicos de captura de movimiento también ha sido una elección frecuente en este sentido [123,125–128], además de acelerómetros [29,32,60,120,129–133] o giroscopios [29,134–137]. Mientras que el uso de bioseñales con este fin ha sido estudiado empleando señales electromiográficas (EMG) [57,124,138].

Algunos de los primeros resultados reportados para el reconocimiento de modos de locomoción fueron publicados por el *Center for Intelligent Mechatronics* en la Universidad de Vanderbilt en Estados Unidos. El primer trabajo en este ámbito consistió en el reconocimiento en tiempo real de la intención de movimiento al utilizar un prototipo de prótesis activa de miembro inferior para un problema de clasificación de dos clases (marcha a nivel y bipedestación). Un clasificador basado en un modelo Gaussiano mixto (GMM por sus siglas en inglés) servía como controlador de nivel alto para un controlador de impedancia de estado finito a partir de señales mecánicas y características extraídas en el dominio del tiempo [30]. Dicho trabajo se extendió posteriormente al agregar una tercera clase al problema de clasificación (la acción de sentarse) durante pruebas experimentales empleando un prototipo de prótesis [79]. Posteriormente, las señales mecánicas fueron reemplazadas por señales EMG de superficie para la clasificación de dos actividades que no involucraban la carga de peso (movimientos de flexión y extensión), empleando análisis discriminante cuadrático (QDA por sus siglas en inglés) [139]. Un acercamiento similar fue reportado en [39] para las mismas actividades en el control activo de las articulaciones en la prótesis transfemoral a partir de un clasificador basado en análisis discriminante lineal (LDA por sus siglas en inglés), para el accionamiento físico y virtual de un prototipo de prótesis [35]. El trabajo reportado en [60] describió el uso de señales de nueve sensores EMG y trece sensores mecánicos en un estudio fuera de línea para la clasificación de cinco modos de locomoción (marcha a nivel, ascenso de rampas, descenso de rampas, ascenso

de escaleras, descenso de escaleras) usando la prótesis transfemoral activa de la Universidad de Vanderbilt, donde se presentó una comparación en la eficacia de la clasificación empleando tres algoritmos distintos: red dinámica Bayesiana (DBN por sus siglas en inglés), LDA y una estrategia de *mayoría de votos* a partir del historial de datos calculados por el clasificador LDA. Tal trabajo se extendió en [27] para un estudio en línea empleando el mismo conjunto de señales en cuatro clasificadores, al combinar señales de sensores mecánicos y EMG con clasificadores LDA y DBN. El trabajo presentado en [140] estudió la factibilidad de clasificadores independientes o dependientes del usuario empleando únicamente señales de sensores mecánicos. Recientemente, este grupo de investigación ha estudiado la precisión en la clasificación de los modos de locomoción empleando algoritmos adaptativos a partir de señales mecánicas y de EMG [141], donde los algoritmos adaptativos superaron el desempeño de los algoritmos no-adaptativos reportados previamente. Además, han estudiado el efecto de la eficacia en la clasificación al obtener registros de señales mecánicas y de EMG en ambas piernas para la identificación de cinco modos de marcha en un estudio comparativo con clasificadores basados en máquinas de soporte vectorial (SVM por sus siglas en inglés), redes neuronales artificiales (ANN por sus siglas en inglés) y LDA [29]. Los clasificadores entrenados con características bilaterales redujeron significativamente los errores de detección en general.

El trabajo publicado por Huang et al. en [37] fue uno de los primeros acercamientos para el reconocimiento de los tipos de locomoción a partir de datos de EMG. En dicho trabajo se comparó la eficacia de clasificadores LDA y ANN a partir de características en el dominio del tiempo y modelos autorregresivos (AR) en señales de 16 sensores EMG para un problema de clasificación de siete clases (marcha a nivel, pasar por encima de un obstáculo, ascenso de escaleras, descenso de escaleras, giro ipsilateral, giro contralateral y bipedestación). Un conjunto de FSR permitieron la detección de eventos para definir el tamaño de las ventanas de tiempo para la extracción de características. Posteriormente, un clasificador LDA fue empleado para una clasificación en dos clases (acción de sentarse y acción de ponerse de pie) en un estudio preliminar [58], donde una MdE se utilizó para minimizar los errores de clasificación en las características obtenidas en tiempo real en el dominio del tiempo para señales EMG de siete músculos de un sujeto sin lesiones. En [33] se estudió el reconocimiento de modos de marcha utilizando la fusión de datos de sensores mecánicos y de EMG en ocho voluntarios sin lesiones

---

y dos voluntarios con amputación transfemoral para la clasificación de seis modos de marcha (marcha a nivel, pasar por encima de un obstáculo, ascenso de escaleras, descenso de escaleras, ascenso de rampas y descenso de rampas) y cinco transiciones (descenso de escaleras hacia marcha a nivel, descenso de rampas hacia marcha a nivel y marcha a nivel hacia: ascenso de escaleras, ascenso de escaleras y pasar por encima de un obstáculo) a partir de clasificadores de SVM y LDA. Recientemente, este grupo de investigación comparó el desempeño de tres clasificadores adaptativos para la clasificación de tres modos de marcha (marcha a nivel, ascenso de rampas y descenso de rampas) utilizando características extraídas de señales de siete sensores EMG y señales de fuerza de reacción con el suelo, donde el algoritmo con mayor clasificación fue evaluado en pruebas en tiempo real para el control activo de un prototipo de prótesis transfemoral basado en un controlador de impedancia y estados finitos [31].

La identificación de tipos de locomoción empleando una cantidad discreta de sensores a partir de una suela de presión fue estudiada por Chen et al. en [36]. En dicho trabajo el área de una suela de presión fue dividida en diez zonas y se realizó un análisis de componentes principales (PCA por sus siglas en inglés) en pruebas realizadas con cinco personas sin lesiones y una persona con amputación transtibial para identificar las zonas con mayor presión. Los resultados encontrados demostraron que cuatro de las zonas delimitadas debajo de la planta del pie tuvieron una cantidad de actividad significativamente mayor en la distribución de presión durante el ciclo de marcha: la tuberosidad del calcáneo, *hallux* (dedo “gordo” o primer dedo del pie) y las cabezas metatarsianas 1 y 5. Se estudió un sistema de reconocimiento de modos de marcha a partir de señales de presión en las cuatro zonas identificadas empleando características en el dominio del tiempo y coeficientes AR. Los clasificadores utilizados fueron un árbol de decisión y un clasificador LDA para seis clases: tomar asiento, ponerse de pie, marcha a nivel, esquivar obstáculos, ascenso de escaleras y descenso de escaleras.

Entre los trabajos revisados para la identificación de modos de locomoción, la mayoría reportaron ventanas de tiempo para caracterización de señales con intervalos de entre 100 y 300 *ms* desde la detección de un evento de referencia como el contacto inicial o el despegue de pie durante el ciclo de marcha [29,33,35–37,60,135,140–142]. Donde las características en el dominio del tiempo (por ejemplo: cruces por cero, longitud de onda, cambios de signo en la

pendiente, desviación estándar, media muestral y valores máximos o mínimos) fueron una elección común en estudios que involucraron el uso de sensores mecánicos [29–31,33,37,57–61], mientras que la elección de coeficientes en modelos AR de tercer o sexto orden fueron una elección de características común en trabajos relacionados con señales EMG [29,36,37,60]. En la Tabla 2.3 se presenta una comparación general de las condiciones experimentales en algunos de los trabajos mencionados en esta sección que están relacionados con los objetivos de esta investigación.

Tabla 2.3. Comparación de estudios relacionados para la clasificación e identificación de modos de locomoción (AD: árbol de decisión, S: sujetos sanos, TT: sujetos con amputación transtibial, TF: sujetos con amputación transfemorales).

Referencia principal	Tipo de sensor (cantidad)	Clasificador	Clases	Sujetos	Lateralidad de instrumentación	Tamaño de ventana de tiempo (ms)	Error de clasificación (%)
[36]	FSR (4)	LDA	6	5 S 1 TT	Bilateral	Cuatro de 200	1.2 (S) 1.6 (TT)
[142]	Marcadores reflectivos como información inercial (2)	AD	4	30 S	Unilateral	100	1.3
[60]	EMG (9) Cinemático, cinético e inercial (13)	DBN	5	8 TF	Unilateral	300	1.0
[29]	EMG (14) Electrogoniómetro (4) Sensores inerciales (4)	LDA	5	10 S	Bilateral	300	1.5
[133]	Sensores capacitivos (6) Sensores inerciales (2)	SVM	5	6 TT	Unilateral	250	4.2
[35]	EMG (9)	LDA	2	3 TF	Unilateral	250	8.0

### 2.3.2.2 Controlador de nivel medio: detección de estados en el modo de locomoción

El controlador de nivel medio interactúa con los controladores de nivel alto y bajo durante la marcha. Su interacción con el controlador de nivel alto consiste en el flujo de información referente a la detección de eventos durante el ciclo de marcha, los cuales sirven como referencias para la caracterización de las señales que permiten que el algoritmo de clasificación discrimine un tipo de locomoción. Cuando el controlador de nivel alto ha definido un tipo de locomoción para un instante dado, los eventos detectados por el controlador de nivel medio sirven como puntos de referencia que el controlador de nivel bajo tendrá que alcanzar en el control de la fuerza o la posición de los actuadores en las articulaciones de una prótesis.

---

Los modelos seleccionados con mayor frecuencia para realizar la función de los controladores de nivel medio en prototipos de prótesis de miembro inferior han sido aquellos basados en MdE. Esta se puede definir como un modelo lógico empleado para determinar el flujo de ejecución de un sistema con base en los distintos estados que este puede tomar a partir de una o más condiciones. Una MdE está descrita por una cantidad finita de posibles estados del sistema y las condiciones lógicas para sus correspondientes transiciones, así como un estado inicial. Algunos ejemplos de dispositivos controlados por MdE son los semáforos, los elevadores o las máquinas expendedoras.

Una de las razones que hacen al control por MdE una elección común para los controladores de nivel medio se debe a la naturaleza repetitiva de los patrones de marcha en las piernas [114]. Esta característica permite que una MdE pueda controlar el accionamiento de las articulaciones de una pierna protésica siempre que existan suficientes estados para replicar el patrón de marcha. Una MdE definida para identificar estados (o eventos) en el ciclo de marcha está orientada a la detección activa de las fases de apoyo y oscilación. Esta estrategia ha sido empleada en dispositivos de rehabilitación física como sistemas de electroestimulación funcional, exoesqueletos o prótesis. En general, la identificación de etapas del ciclo de marcha ha estado basada en la detección de eventos como el contacto inicial y el contacto final de un pie de referencia con el suelo mientras una persona realiza distintas actividades. Generalmente, la identificación de eventos se ha logrado a partir de señales mecánicas o biológicas.

Un ejemplo de la función del controlador de nivel medio se observa en la discretización de los patrones de marcha propuesta Sup et al. en [75], donde la marcha normal se dividió en cuatro estados. La fase de apoyo se dividió en “flexión/extensión de apoyo” y “pre-oscilación”, mientras que la fase de oscilación se dividió en “flexión de oscilación” y “extensión de oscilación”. Para cada uno de los estados definidos, los autores observaron la relación entre la posición y la velocidad angular con respecto del torque externo obtenido de pruebas experimentales en marcha normal [143]. Definieron valores de constantes de rigidez y amortiguamiento para el modelo de impedancia mecánica correspondientes a cada uno de los estados de una MdE que controlaba el accionamiento de actuadores. Para este caso, los valores de las constantes de rigidez y amortiguamiento representan los datos a la salida del controlador

de nivel medio, que a su vez son datos de entrada para el controlador de nivel bajo, donde dichos valores se utilizaron como constantes en un modelo de control de impedancia para actuadores.

### 2.3.2.3 Controlador de nivel bajo: control de actuadores

El controlador de nivel bajo interactúa con el controlador de nivel medio y está orientado a realizar el control activo de los actuadores en una prótesis. Los estados dentro del ciclo de marcha identificados en el controlador de nivel medio sirven como datos de entrada para el controlador de nivel bajo, donde los estados representan los valores de referencia que definen el comportamiento del actuador y los valores que deberá alcanzar (representados como fuerza o posición del actuador a la salida) en cada instante del ciclo de marcha para controladores retroalimentados.

Los controladores de impedancia mecánica han sido una elección común para controladores de nivel bajo en aplicaciones de prótesis activas de miembro inferior debido a las ventajas que presenta la capacidad de modular de forma activa la rigidez de un actuador durante el ciclo de marcha, principalmente durante la fase de apoyo. El concepto de impedancia mecánica en actuadores fue descrito al inicio de la sección 2.3.1. En este contexto, el término “impedancia” es una analogía al término utilizado en teoría de circuitos (para un actuador, la impedancia mecánica es la medida de oposición que presenta este cuando se aplica una fuerza externa). Los dispositivos robóticos que interactúan físicamente con operadores humanos (exoesqueletos o brazos robóticos, por ejemplo) tienden a contar con sistemas de control que permiten tener una baja impedancia mecánica para proteger la integridad física de la persona. Un sistema de accionamiento con baja impedancia mecánica aplicado al diseño de prótesis de miembro inferior permite una respuesta adecuada para un usuario cuando se presentan cargas de impacto, lo cual se percibe en la estabilidad articular durante la fase de apoyo en la marcha.

En su mayoría, las prótesis pasivas ofrecen un valor de rigidez constante en las articulaciones, lo cual se refleja en una capacidad de asistencia en la marcha ideal para una cadencia de marcha específica, pero limitada para otros valores de cadencia y otros tipos de marcha. Por otro lado, una de las características de las prótesis activas en este aspecto es la capacidad de transmitir movimiento y fuerzas externas al usuario de forma adaptativa durante distintas etapas del ciclo de marcha. En consecuencia, el mecanismo de accionamiento en una prótesis debe ser capaz de

---

modular el nivel de asistencia en sus articulaciones ofreciendo mayor o menor resistencia al movimiento en determinados periodos dentro del ciclo de marcha (controlador de nivel medio) y para distintos modos de marcha (controlador de nivel alto). Este planteamiento fue estudiado por Bohara (2006) en [76] al proponer un modelo de control de impedancia basado en un sistema mecánico de tipo masa-resorte-amortiguador para caracterizar el comportamiento de las articulaciones en una MdE que discretizaba el ciclo de marcha. El modelo de control de impedancia ha sido empleado por otros autores en distintos prototipos de prótesis desde entonces [93,94], donde el torque a la salida de los actuadores se define en función de la posición y velocidad angular de la articulación.

El modelo de control de impedancia se asemeja a la forma de un controlador PD, donde las ganancias proporcional y derivativa en el controlador de impedancia mecánica corresponden respectivamente con las constantes de rigidez y amortiguamiento definidas en el controlador de nivel medio [85]. Además, cada uno de los estados identificados como eventos del ciclo de marcha en el controlador de nivel medio definen los valores de referencia (*setpoints*) para modelo de control de impedancia. Por ejemplo, cuando el controlador de nivel medio detecta el instante de choque de talón al inicio del ciclo de marcha, se envía un conjunto de parámetros al controlador de nivel bajo que consiste en una posición o fuerza deseada para el actuador utilizando un conjunto determinado de rigidez y amortiguamiento en el modelo de impedancia mecánica. Cuando el controlador de nivel medio detecta un nuevo evento como consecuencia de la progresión del ciclo de marcha, se envía un nuevo conjunto de condiciones al controlador de nivel bajo para el control de los actuadores.

## 2.4 Conclusiones sobre la revisión del estado del arte

Con base en los antecedentes revisados para la clasificación de modos de marcha en dispositivos protésicos transfemorales, es posible observar que la caracterización de la marcha implementada por distintos autores sigue siendo estudiada desde distintos puntos de vista. Aún se están evaluando distintos mecanismos de accionamiento, algoritmos de clasificación, combinaciones de sensores para la instrumentación y distintas selecciones de parámetros para el análisis de señales; todo esto dentro del estudio para distintos modos de locomoción humana (nivel, escaleras, rampas, giros, negociación de obstáculos, etc.). El estudio de la biomecánica de la

marcha y su caracterización para el control activo de prótesis de miembros inferiores a voluntad del usuario aparenta ser un área de interés actual que continúa en desarrollo.



# Capítulo 3

---

## Metodología

---

En esta sección se describen las pruebas experimentales realizadas para el registro de señales durante distintas actividades de locomoción, el procesamiento realizado a dichas señales para la extracción de características para el entrenamiento de clasificadores y los parámetros estudiados para la validación de los algoritmos de clasificación. Se presenta además la metodología de diseño y construcción de los mecanismos de accionamiento en el banco de pruebas experimental basado en actuadores servo-controlados para emular la función de las articulaciones de rodilla y tobillo en tiempo real a partir de la caracterización de las señales experimentales.

### 3.1 Datos experimentales de análisis de marcha

Como se mencionó en la sección 2.1.2, el análisis de la marcha humana implica un estudio cuantitativo del ciclo de marcha. El cual está formado por información de distintas fuentes de datos como la cinemática de articulaciones, la cinética en la interacción de fuerzas del cuerpo humano con el entorno y señales biológicas como la actividad mioeléctrica en distintos músculos superficiales. La caracterización de la biomecánica de la marcha humana planteada para esta investigación involucró el registro de dichas señales durante diferentes tipos de locomoción. El interés principal de estudio estuvo orientado sobre el modo de locomoción más común para las actividades de la vida diaria, como el ciclo de marcha sobre superficies planas a nivel; y sobre uno de los modos de locomoción con mayor demanda energética para el cuerpo humano, como el ascenso de escaleras.

---

El análisis de las señales de los distintos modos de locomoción en esta investigación se realizó a partir de dos conjuntos de datos de pruebas experimentales; la relación entre ambos grupos de datos se sintetiza en la Figura 3.1. El primer conjunto de datos estuvo formado por señales obtenidas en estudios previos con seis voluntarios utilizando suelas de presión para el registro de señales cinéticas durante pruebas de análisis de marcha en superficie a nivel, en escaleras y en una caminadora en tres inclinaciones. El segundo conjunto de datos estuvo formado por registros de pruebas experimentales realizadas con 30 voluntarios utilizando sensores de fuerza debajo de la planta del pie, marcadores reflectivos para el registro de la cinemática y sensores de EMG de superficie durante pruebas en superficie a nivel y en ascenso de escaleras.

La caracterización y el análisis de las señales del primer grupo de datos permitieron realizar un estudio comparativo para distintos parámetros en la caracterización, el entrenamiento y la validación de distintos clasificadores LDA como consecuencia del tamaño de la muestra de voluntarios y de la cantidad de sensores empleados. Los resultados de dicho estudio comparativo con seis voluntarios permitieron definir los parámetros que fueron utilizados para el procesamiento de las señales registradas en las pruebas experimentales del segundo conjunto de datos. En este, una cantidad mayor de participantes estuvo instrumentada con una mayor cantidad de sensores en comparación con el primer conjunto de datos. A su vez, la caracterización y clasificación de las señales del segundo grupo de datos permitió definir el modelo matemático del clasificador que posteriormente fue evaluado en el sistema de control multinivel en pruebas fuera de línea en tiempo real en el banco de pruebas.

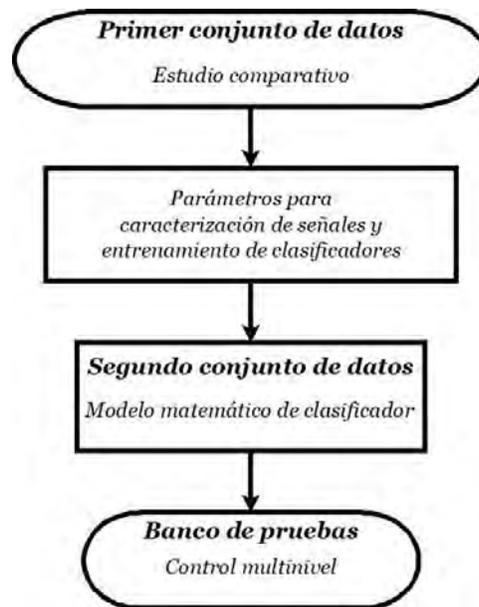


Figura 3.1. Metodología para el análisis de datos experimentales de análisis de marcha.

### 3.2 Análisis comparativo en la caracterización de la biomecánica de la marcha

El primer conjunto de datos estuvo formado por registros de suelas de presión con seis participantes en cinco modos de locomoción. Parte del procesamiento aplicado a estas señales consistió en extraer señales de tres zonas discretas en la suela de presión, asemejando los registros que se obtendrían al emplear tres sensores de fuerza resistivos debajo de la planta del pie, tal como se realizó en pruebas preliminares y en el segundo conjunto de datos de este trabajo de investigación (sección 3.3). Una vez que se obtuvieron las señales en las tres áreas discretas, se realizó un estudio comparativo entre distintos parámetros de procesamiento para observar el efecto de los mismos en el error de clasificación, medido por la validación cruzada de los clasificadores LDA. Finalmente, la mejor combinación de parámetros sirvió como referencia para la caracterización de las señales en el segundo conjunto de datos. En esta subsección se describe la metodología experimental aplicada al primer conjunto de datos.

#### 3.2.1 Protocolo experimental para caracterización de la marcha en estado estable

Las pruebas experimentales de las cuales se obtuvieron los registros de señales utilizados en el primer conjunto de datos pertenecen al trabajo experimental de la Dra. Paola Catalfamo reportado en [144] para la detección de eventos en el ciclo de marcha. Los datos experimentales brutos fueron procesados de acuerdo con los objetivos de esta investigación.

---

En este estudio participaron seis sujetos sin anomalías de marcha discernibles (dos mujeres, cuatro hombres, edad de  $36.17 \pm 12.06$  años, estatura de  $1.71 \pm 0.10$  m y masa corporal de  $68.50 \pm 15.39$  kg). Cada participante dio su consentimiento informado por escrito previo a las pruebas para la realización del protocolo experimental, el cual fue aprobado por el Comité de Ética local en la Facultad de Ingeniería y Ciencias Físicas de la Universidad de Surrey en Guildford, Inglaterra. Para todas las pruebas, los participantes utilizaron suelas de presión de 0.18 mm de espesor (F-Scan® Mobile System, Tekscan Inc.) ajustadas a la medida del pie y colocadas dentro del calzado de suela flexible y de uso cotidiano de cada uno; mientras que la unidad de registro y almacenamiento de datos de las suelas de presión se ajustó alrededor de la cintura de cada participante. Las especificaciones de las suelas de presión se presentan en el Anexo A.

Los participantes completaron todas las pruebas a velocidad de marcha *autoseleccionada* (valor normal de  $1.17 \pm 0.1$  m/s) durante dos sesiones de prueba para el registro de datos de cinco modos de locomoción: marcha a nivel, ascenso de escaleras, descenso de escaleras, ascenso de rampa y descenso de rampa. Durante la primera sesión se realizaron pruebas para la marcha a nivel dentro del laboratorio de marcha; cada sujeto inició las pruebas de pie (posición de bipedestación) y realizó seis repeticiones caminando de ida y vuelta en un pasillo de diez metros de longitud. Posteriormente, se realizaron pruebas de ascenso y descenso de escaleras después de un periodo de descanso. La escalera estaba compuesta por siete escalones de 850 mm de ancho, 170 mm de altura y 300 mm de profundidad (medidas de acuerdo con regulaciones de construcción del Reino Unido). Cada participante completó seis circuitos de ascenso y descenso de escaleras sin uso de pasamanos o periodos de descanso entre transiciones de ascenso y descenso. Los participantes iniciaron la marcha con la pierna de su elección desde una posición de bipedestación en la parte inferior de la escalera, finalizando la prueba al término del último circuito de prueba en posición de bipedestación en la base de las escaleras. Para la segunda sesión de pruebas, los participantes caminaron durante 30 segundos en una caminadora (caminadora médica Woodway®) configurada para inclinaciones de  $-5$ ,  $0$  y  $5^\circ$ , (correspondiente con regulaciones de construcción del Reino Unido para pendientes del 10%). Todos los participantes realizaron las pruebas de caminadora sin uso de pasamanos y después

de un periodo de familiarización con el equipo; se dieron periodos de descanso entre pruebas para cada configuración de inclinación en la caminadora. La plantilla de presión, la caminadora y la escalera utilizadas durante las pruebas se presentan en la Figura 3.2.

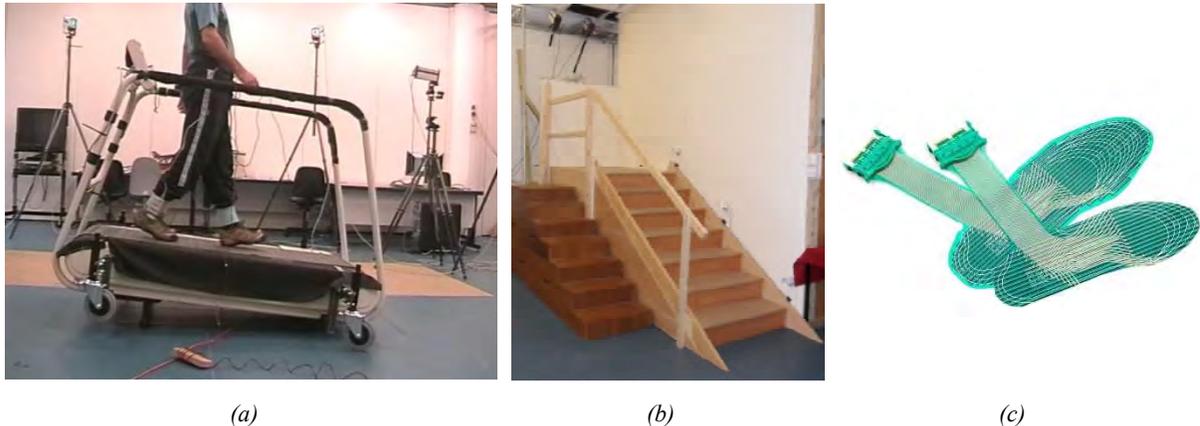


Figura 3.2. Configuración experimental para el registro de señales de presión en pruebas de laboratorio. (a) Caminadora de uso médico marca Woodway para pruebas en tres inclinaciones distintas, (b) escalera utilizada para pruebas de ascenso y descenso, (c) suela de presión F-Scan para el registro de presión plantar (fotografías por cortesía de la Dra. Paola Catalfamo).

### 3.2.2 Adquisición de datos para caracterización de la marcha en estado estable

Las señales de presión plantar fueron registradas con una frecuencia de muestreo de 200 *Hz* por medio de la unidad de adquisición de señales, mientras que las mismas fueron visualizadas con el software F-Scan Research (versión 7.00-17). Se estudiaron únicamente las señales de un solo pie para cada participante. Las áreas de mayor presión en las regiones de talón y antepié fueron localizadas para su análisis a partir de la visualización de la presión pico promedio durante todas las pruebas en cada modo de locomoción. Posteriormente, se colocaron tres áreas circulares de 20 mm de diámetro a partir de inspección visual en regiones correspondientes al talón y las cabezas metatarsianas 1 y 5, tal como se muestra en la Figura 3.3. Dichas localizaciones fueron definidas de acuerdo con dimensiones y localizaciones empleadas en publicaciones relacionadas de análisis de marcha [36,122,145,146]. Una configuración de tres sensores permite la detección de eventos dentro de la fase de apoyo, más allá de la detección de eventos de referencia como el contacto inicial y el contacto final para la detección única de la fase de apoyo (definida como *granularidad* de las fases de marcha) [147]. Cada área circular se definió como un sensor de fuerza resistivo *virtual* (v-FSR), donde cada área fue etiquetada de acuerdo con su localización debajo del pie como *M1*, *M5* y *C*.

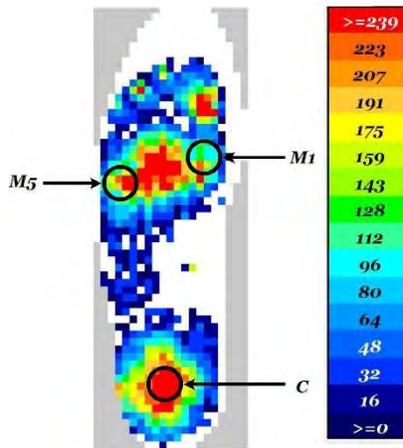


Figura 3.3. Datos brutos de presión plantar promedio para 22 ciclos de marcha en el pie izquierdo de un participante durante pruebas de caminadora con una pendiente de 0%. La localización de las tres áreas discretas o sensores FSR virtuales para la extracción de datos se muestra debajo de la tuberosidad del hueso calcáneo o talón (C), y las cabezas metatarsianas I (M1) y 5 (M5). Los datos se presentan en un rango normalizado de 0 a 255.

Se extrajeron todos los datos registrados dentro del área delimitada por cada v-FSR como dos tipos de señal: señal *bruta* y señal de *área activa*. La señal bruta se definió como el valor promedio de las señales de fuerza registradas en cada elemento de detección en la suela en un rango adimensional 0 a 255 definido por el software del fabricante. Los datos de área activa representaron la suma del área sometida a fuerzas en cada elemento de detección en la suela en un rango de 0 a 335  $mm^2$  (que corresponde al área máxima delimitada por el software dentro de cada v-FSR), donde cada elemento sometido a carga sumó un valor fijo de 25  $mm^2$  (el valor de área correspondiente a cada sensor en la suela de presión). Ambos tipos de señales fueron utilizados para el entrenamiento y validación de los clasificadores para la detección activa de modos de locomoción. La señal bruta refleja la interacción cinética de fuerzas de reacción con el suelo durante la locomoción, mientras que los datos de área activa fueron seleccionados para su estudio con base en su eficacia comprobada para la detección de eventos de marcha en estudios previos [144].

Los datos extraídos en cada v-FSR fueron recortados en los instantes de inicio y término de las pruebas para incluir únicamente ciclos de marcha en estado estable. Posteriormente, se extrajeron ciclos de marcha individuales de todas las pruebas de cada individuo para la extracción de características y entrenamiento de clasificadores. Cada ciclo de marcha fue extraído a partir de umbrales heurísticos para la detección de contacto inicial en las regiones de talón o de antepié. El inicio de las fases de apoyo y de oscilación fue detectado siempre que

cuando menos una de las señales de los v-FSR fuera mayor o menor que el umbral definido para la detección de contacto del pie con el suelo, respectivamente (una descripción detallada de la detección de eventos y los umbrales heurísticos se presenta en la definición del control por MdE en la sección 3.4.3). La Figura 3.4 presenta las señales brutas y de área activa promedio extraídas a partir de dichos umbrales para los ciclos de marcha a nivel de un participante. Al observar ambas gráficas se puede observar el patrón correspondiente al contacto inicial del talón (señal C en la Figura 3.4) en los primeros instantes del ciclo. Mientras que las señales correspondientes a las cabezas metatarsianas 1 y 5 (señales M1 y M5 en la Figura 3.4) registran mayores amplitudes durante la progresión del ciclo en la medida que el peso corporal se concentra en la región anterior del pie. Se observa la transición de la fase de apoyo hacia la fase de oscilación del ciclo de marcha alrededor del 60%, cuando las señales no registran amplitud de señal. Una señal con un valor de 0 en su amplitud es consecuencia de la ausencia de contacto con el suelo para el pie de referencia.

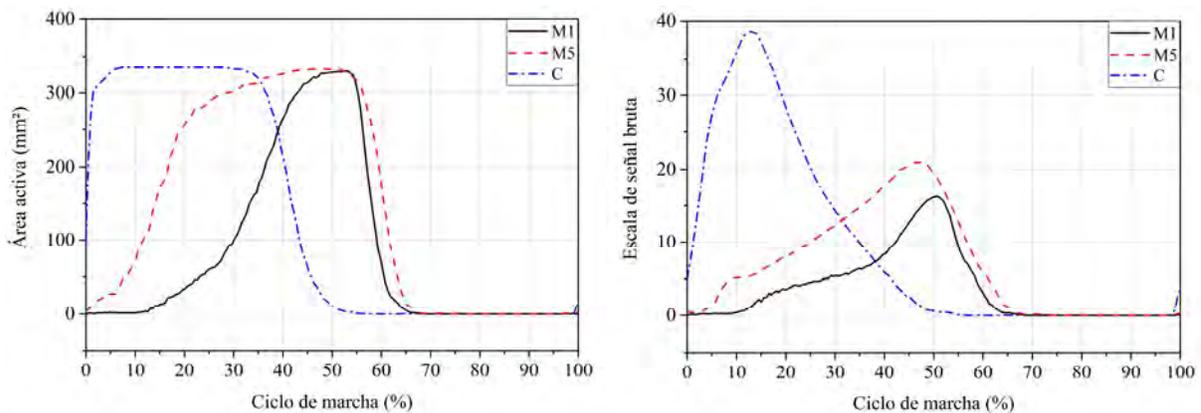


Figura 3.4. Gráficos promedio de tres v-FSR para señales de área activa (izquierda) y brutas (derecha) en ciclos de marcha a nivel de un sujeto de prueba. El ciclo de marcha normalizado considera el instante de contacto inicial como el 0% de la progresión del ciclo. Se observa saturación en la señal de área activa durante la fase de apoyo (M1: primera cabeza metatarsiana, M5: quinta cabeza metatarsiana, C: calcáneo).

### 3.2.3 Extracción de características y clasificación para caracterización de la marcha en estado estable

Se definieron cinco estimadores de características para entrenamiento y validación de clasificadores en cinco distintos tamaños de ventanas de tiempo para el cálculo de características en los dos tipos señales definidos. Las características seleccionadas fueron tres características en el dominio del tiempo y dos modelos AR: valor medio, desviación estándar, RMS y los

---

primeros tres coeficientes de modelos AR de tercer y sexto orden. Se estudió el efecto de las 31 posibles combinaciones de tales características en el desempeño de los clasificadores. Se evaluaron cuatro tamaños de ventana para extracción de características, las cuales estuvieron definidas a partir de la detección del instante de contacto inicial en cada ciclo de marcha durante 50, 100, 150 y 200 ms. Se entrenaron clasificadores para cada combinación de tipo de señal, tamaño de ventana y conjunto de características utilizando las señales de cada ciclo de marcha de cada participante en el estudio de los cinco modos de locomoción considerados. El error porcentual de clasificación calculado por validación cruzada de cada clasificador fue utilizado para evaluar el mejor conjunto general de parámetros para la identificación de modos de locomoción.

El modelo matemático seleccionado para la clasificación de los modos de locomoción fue el LDA. Este método de aprendizaje supervisado fue seleccionado como consecuencia de su precisión estadísticamente comparable con otros algoritmos utilizados en la teoría de aprendizaje de máquinas y el control activo de dispositivos de asistencia de miembro inferior, así como su facilidad de implementación en aplicaciones de clasificación en tiempo real.

Las técnicas estadísticas de *regresión* permiten obtener estimaciones para una o más variables cuantitativas en un intervalo de datos determinado. Cuando se desea hacer predicciones sobre una variable cualitativa, los métodos para la predicción representan un proceso conocido como *clasificación*. En la clasificación se busca predecir el valor de una *observación* de acuerdo con distintas *categorías* o *clases* en las que la observación puede ser clasificada. Los métodos de clasificación permiten calcular la probabilidad de ocurrencia de una observación para cada clase de la variable cualitativa, a la cual se le asigna un *indicador* o valor de *variable ficticia*. Dicha probabilidad es calculada utilizando conjuntos de datos clasificados previamente, llamados *predictores*, que en conjunto con las variables de respuesta se definen como *datos de entrenamiento*. A partir de las probabilidades calculadas con los datos de entrenamiento se obtiene un algoritmo (o *clasificador*) que permite calcular una estimación de la clasificación para una observación [148].

Uno de los modelos de clasificador más empleados para el reconocimiento de modos de locomoción ha sido el clasificador LDA. Esto se debe principalmente a su facilidad de

implementación y bajo costo computacional para aplicaciones de clasificación en tiempo real [149], así como al desempeño obtenido en problemas de clasificación de biomecánica de miembros inferiores en comparación con otros modelos como las ANN [29,37,150], las redes neuronales de tipo perceptrón multicapa [151–153] o las SVM [29,150]. El método de LDA utiliza conjuntos de datos clasificados previamente como *datos de entrenamiento* para definir un modelo matemático que permite calcular estimaciones de la probabilidad de ocurrencia de cada modo de locomoción (definido como *clases* para el clasificador) por cada vez que se ingresa un nuevo vector de datos al modelo. La clase con el mayor valor de probabilidad para un vector característico dado representa la clasificación correspondiente.

La definición del modelo matemático del clasificador LDA parte del teorema de Bayes, donde se obtiene el cálculo de probabilidades posteriores (*a posteriori*) a partir de información de probabilidad previa (*a priori*) y condicional. La probabilidad a posteriori se expresa como  $P(A_i|B)$  en la Ec. 3-1.

$$P(A_i|B) = \frac{P(A_i)P(B|A_i)}{\sum_{i=1}^n P(A_i)P(B|A_i)} \quad \text{Ec. 3-1}$$

donde:

- $i$  representa cada uno de los  $n$  eventos posibles
- $P(A_i|B)$  es la probabilidad a posteriori de que suceda un evento  $A_i$  dado que sucede un evento  $B$
- $P(A_i)$  es la probabilidad a priori de que suceda un evento  $A_i$
- $P(B|A_i)$  es la probabilidad condicional de que suceda un evento  $B$  dado que sucede un evento  $A_i$

Suponiendo que se desea clasificar una observación  $X$  en una de  $K$  posibles clases, donde  $K \geq 2$ , se tendría una variable cualitativa de respuesta  $Y$  que puede tomar alguno de los  $K$  posibles valores. Para tal escenario, existe una probabilidad a priori  $\pi_k$  de que una observación  $X$  pertenezca a la  $k$ -ésima clase. Si se define la función de densidad de probabilidad como  $f_k(x) \equiv P(X = x|Y = k)$  para una observación  $X$  correspondiente a la  $k$ -ésima clase, se tendrá un valor mayor para  $f_k(x)$  cuando la probabilidad de que una observación  $X \approx x$  para la  $k$ -ésima clase, donde  $x$  es un predictor perteneciente a los datos de entrenamiento y corresponde a la

---

clase  $k$ . Partiendo de este conjunto de variables y expresando la probabilidad a posteriori como  $P(Y = k|X = x) = p_k(X)$ , el teorema de Bayes de la Ec. 3-1 se puede reescribir como:

$$p_k(X) = \frac{\pi_k f_k(x)}{\sum_{l=1}^K \pi_l f_l(x)} \quad \text{Ec. 3-2}$$

La Ec. 3-2 representa un *clasificador Bayesiano*. El cálculo de la probabilidad a posteriori  $p_k(X)$  para una observación  $X = x$  que pertenece a la  $k$ -ésima clase de un predictor  $x$ , está en función del producto de la probabilidad a priori  $\pi_k$  por la función de densidad de probabilidad  $f_k(x)$  correspondiente a cada clase  $k$ , dividido por la suma del producto de las probabilidades condicionales y las funciones de densidad correspondientes de las  $K$  clases. La clasificación de una observación  $X$  en una de las  $K$  clases depende de la clase  $k$  que resulte en un valor mayor de probabilidad para el cálculo de  $p_k(X)$ . El problema a resolver para este clasificador consiste en definir la forma de la función de densidad de probabilidad  $f_k(x)$ .

El planteamiento del modelo matemático del clasificador LDA se puede definir a partir del caso donde la predicción se realiza utilizando un predictor  $x$  formado por un único valor, es decir,  $x \in \mathbb{R}$ . La clasificación de la observación se definirá para la clase  $k$  cuyo valor de  $p_k(X)$  sea mayor en comparación con las demás clases. Como el predictor está formado por un único valor, se asume la función de densidad  $f_k(x)$  como una distribución Gaussiana unidimensional de la forma:

$$f_k(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma_k} e^{-\frac{1}{2} \left( \frac{x - \mu_k}{\sigma_k} \right)^2} \quad \text{Ec. 3-3}$$

donde  $\mu_k$  y  $\sigma_k^2$  representan la media y la varianza de la  $k$ -ésima clase. Se asume también que las varianzas tienen el mismo valor para todas las clases  $K$ ; es decir  $\sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \dots = \sigma_k^2 = \sigma^2$ . Al sustituir la Ec. 3-3 en la Ec. 3-2 se obtiene:

$$p_k(x) = \frac{\pi_k \left[ \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_k} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-\bar{\mu}_k}{\sigma}\right)^2} \right]}{\sum_{l=1}^K \pi_l \left[ \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-\bar{\mu}_l}{\sigma}\right)^2} \right]} \quad \text{Ec. 3-4}$$

En la Ec. 3-4 se introduce el valor de una observación  $X$  para calcular la probabilidad de que esta pertenezca a la clase  $k$ . Por inspección se observa que el denominador será siempre el mismo para todas las funciones de probabilidad  $k$ , por lo cual el valor que define la probabilidad de que una observación pertenezca a la  $k$ -ésima clase depende únicamente del valor calculado en el numerador, donde el mayor valor de probabilidad definirá la clase a la que pertenece el valor de la observación  $X$ . Al simplificar la Ec. 3-4 para el numerador y definiendo  $\delta_k(x) = \ln(p_k(x))$  se obtiene la Ec. 3-5 que permite asignar una clase a la observación  $X$  que tenga el mayor valor de probabilidad para las  $K$  clases. La Ec. 3-5 es la función discriminante, y su forma se asemeja a una función lineal para  $x$ , lo cual da origen al nombre del método de análisis discriminante lineal.

$$\delta_k(x) = x \frac{\mu_k}{\sigma^2} - \frac{\mu_k^2}{2\sigma^2} + \ln(\pi_k) \quad \text{Ec. 3-5}$$

Para obtener los valores de los parámetros poblacionales  $\mu_k$  y  $\sigma^2$ , así como la probabilidad  $\pi_k$ , se utilizan los estimadores puntuales de la Ec. 3-6:

$$\begin{aligned} \hat{\mu}_k &= \frac{1}{n_k} \sum_{i:y_i=k} x_i \\ \hat{\sigma}^2 &= \frac{1}{n-K} \sum_{k=1}^K \sum_{i:y_i=k} (x_i - \hat{\mu}_k)^2 \\ \pi_k &= \frac{n_k}{n} \end{aligned} \quad \text{Ec. 3-6}$$

---

donde:

- $n$  es el número total de observaciones en los datos de entrenamiento
- $n_k$  es el número de observaciones en los datos de entrenamiento de la  $k$ -ésima clase
- $\hat{\mu}_k$  es el estimador de la media poblacional de todas las observaciones de entrenamiento de la  $k$ -ésima clase
- $\hat{\sigma}^2$  es el estimador de las varianzas muestrales para cada una de las  $K$  clases
- $\pi_k$  es la proporción que existe de datos pertenecientes a cada clase en los datos de entrenamiento. La estimación de la proporción se emplea en el caso de que no se conozca el valor de la probabilidad de ocurrencia de cada clase  $\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_k$

Cuando el clasificador LDA se define para predictores  $x$  formados por  $p$  valores, es decir  $x \in \mathbb{R}^p$ , la función de densidad  $f_k(x)$  en la Ec. 3-4 se define como una distribución Gaussiana multivariable con un vector de valores de media  $\mu_k$  para cada clase y una matriz de covarianzas  $\Sigma$  en común para las  $K$  clases. La distribución Gaussiana multivariable asume que la distribución de probabilidad de cada predictor individual se aproxima a una distribución normal unidimensional. La densidad de probabilidad multivariable  $f_k(x)$  se define como:

$$f_k(x) = \frac{1}{(2\pi)^{p/2} |\Sigma|^{1/2}} e^{\left[-\frac{1}{2}(x-\mu)^T \Sigma^{-1} (x-\mu)\right]} \quad \text{Ec. 3-7}$$

donde  $\mu$  es el valor de la media del vector de predictores  $x$  con  $p$  componentes y  $\Sigma$  es la matriz de tamaño  $p \times p$  de las covarianzas del predictor  $x$ . Al sustituir la Ec. 3-7 con  $f_k(X = x)$  en la Ec. 3-4 y simplificar, se obtiene la ecuación discriminante de la Ec. 3-8 que asigna el valor de la  $k$ -ésima clase a la observación  $X$  que resulte en un valor mayor para  $\delta_k(x)$  evaluado en todas las clases  $K$ .

$$\delta_k(x) = x^T \Sigma^{-1} \mu_k - \frac{1}{2} \mu_k^T \Sigma^{-1} \mu_k + \ln(\pi_k) \quad \text{Ec. 3-8}$$

La Ec. 3-8 es la función discriminante que permite estimar la clasificación de los tipos de marcha. Este modelo se utilizó para el entrenamiento de los clasificadores con características de las señales registradas durante todas las pruebas. La validación de los clasificadores se realizó por medio de validación cruzada de cinco iteraciones (*k-fold cross-validation* [148]) con cada conjunto de parámetros para cada participante. La precisión de clasificación estimada a partir de la validación cruzada, medida como error porcentual de clasificación, se utilizó como

variable de respuesta de los modelos para seleccionar la mejor combinación de parámetros a partir de comparaciones estadísticas empleando análisis de varianza (ANOVA). Se estudió además la precisión específica de cada modo de marcha (o clase) para la mejor combinación de parámetros seleccionada a partir del análisis de su correspondiente matriz de confusión. El entrenamiento y la validación de los clasificadores se realizó empleando códigos de programación en Matlab, los cuales se presentan en el Anexo B.

Se entrenó un total de 248 clasificadores para cada sujeto de prueba considerando todas las combinaciones de señales, ventanas de tiempo y conjuntos de características. La Figura 3.5 sintetiza la metodología experimental aplicada para el primer conjunto de datos experimentales.

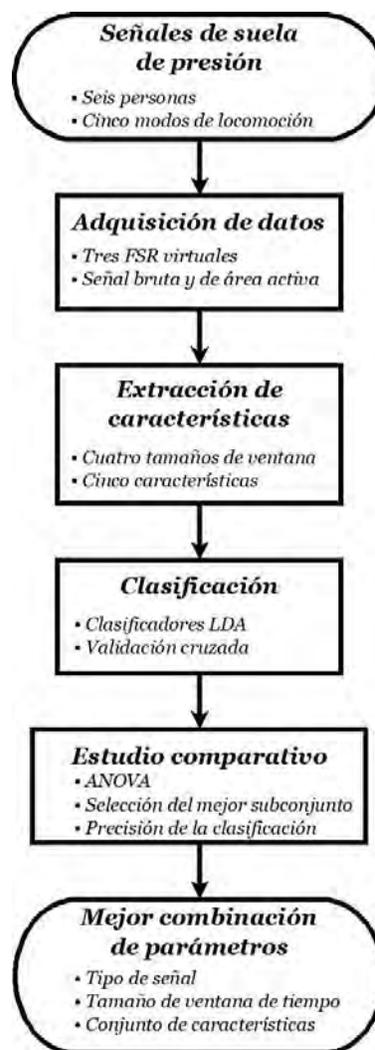


Figura 3.5. Metodología experimental aplicada para el estudio comparativo de parámetros de caracterización de la biomecánica de la marcha utilizando señales de tres áreas debajo del pie para la extracción de señales.

---

### 3.3 Caracterización de la biomecánica de la marcha en estado estable y transiciones

El análisis aplicado al segundo conjunto de datos consideró el mejor conjunto de parámetros que resultó seleccionado en el estudio comparativo del primer conjunto de datos experimentales. Se seleccionó esta estrategia para el procesamiento de los datos experimentales debido a la metodología experimental del segundo conjunto de datos, donde se incluyó una muestra de participantes mayor (30 participantes) y una cantidad adicional de sensores durante todas las pruebas (tres sensores de fuerza, cuatro sensores de EMG de superficie y medición de la cinemática de miembros inferiores). Por otro lado, el protocolo experimental del segundo conjunto de datos estuvo a su vez limitado al estudio de dos modos de locomoción en estado estable (marcha a nivel y ascenso de escaleras) y las transiciones entre modos de marcha (en función del rol de una pierna de referencia en la transición de marcha a nivel hacia ascenso de escaleras). En esta subsección se describe el protocolo experimental y el procesamiento aplicado a las señales adquiridas.

#### 3.3.1 Protocolo experimental para caracterización de la marcha en estado estable y transiciones

Las pruebas de análisis de marcha fueron realizadas en el Laboratorio de Análisis de Movimiento dentro del Centro de Investigación en Bioingeniería A.C. en la ciudad de Chihuahua, Chihuahua. En este estudio participaron 30 voluntarios sin anormalidades de marcha discernibles para el registro de señales durante marcha a nivel y en ascenso de escaleras (14 hombres, 17 mujeres; edad de  $23.26 \pm 6.69$  años, estatura de  $1.67 \pm 0.1$  m y masa corporal de  $68.65 \pm 15.14$  kg). Todos los voluntarios dieron su consentimiento informado por escrito previo a la realización del protocolo experimental, el cual fue aprobado por el Comité de Ética en Investigación y el Comité de Investigación de la Unidad de Investigación en Salud de Chihuahua S.C. El documento de aprobación de protocolo de investigación por el comité de ética se presenta en el Anexo C.

Los participantes en el estudio estuvieron instrumentados para el registro de datos de cinemática, cinética y actividad mioeléctrica durante la marcha. Para cada voluntario se

colocaron 16 marcadores reflectivos en referencias anatómicas definidas por [154] para la captura de movimiento utilizando un sistema optoelectrónico formado por 12 cámaras infrarrojas (Vantage de Vicon Motion Systems). El registro de datos de cinética se obtuvo mediante la colocación de tres FSR (modelo IMS-C20B) debajo de las referencias anatómicas del pie correspondientes a la tuberosidad del calcáneo y las cabezas metatarsianas 1 y 5. Los registros de actividad mioeléctrica se obtuvieron por medio de cuatro sensores de EMG de superficie (Trigno de DELSYS) sobre los músculos recto femoral, semitendinoso, vasto lateral y vasto interno. Las especificaciones de los FSR y los sensores EMG se presentan en el Anexo A. La selección de los cuatro músculos para la adquisición de señales EMG de superficie estuvo basada en la acción que estos tienen sobre los principales pares de movimiento durante la marcha a nivel y en escaleras; dicha selección coincide además con aquellos músculos que se encontrarían disponibles para el registro de actividad mioeléctrica dentro de un encaje transfemoral. La localización de los sensores EMG se realizó con respecto de recomendaciones dadas por el proyecto SENIAM (*Surface ElectroMyoGraphy for the Non-Invasive Assessment of Muscles*) en [155]. Se realizó el acondicionamiento de la piel previo a la colocación de los sensores EMG al limpiar la zona de interés con toallas húmedas y se comprobó la colocación de los sensores sobre cada músculo a partir de contracciones isométricas voluntarias. Los marcadores reflectivos y los sensores fueron colocados en los participantes del estudio utilizando cintas adhesivas tipo doble cara, autoadhesiva e hipoalergénica. Todos los registros cinéticos y de actividad mioeléctrica se realizaron en la pierna derecha de todos los sujetos de prueba debido a las condiciones espaciales del laboratorio para la captura de movimiento en escaleras.

Cada prueba consistió en la realización de un mínimo de seis repeticiones de un circuito de pruebas. Cada circuito de prueba inició con el sujeto en bipedestación para posteriormente completar ciclos de marcha a nivel y continuar sin detener la marcha hacia el ascenso de una escalera con cuatro escalones, deteniendo la marcha en la parte superior de esta. Se consideró una prueba satisfactoria cada vez que se observó la realización de un mínimo de tres ciclos completos a nivel y dos ciclos en escaleras sin el uso de pasamanos. Cada persona inició la marcha y realizó la transición de nivel hacia ascenso de escaleras con la pierna de su preferencia a una velocidad de marcha autoseleccionada. Todos los sujetos instrumentados realizaron las

---

pruebas sin calzado, usando únicamente calcetines. La escalera utilizada tuvo una pendiente aproximada de  $30^\circ$  con escalones de  $180\text{ mm}$  de altura,  $910\text{ mm}$  de ancho y  $300\text{ mm}$  de profundidad. En la Figura 3.6 se muestra la configuración experimental del espacio calibrado en el laboratorio.



Figura 3.6. Pruebas de laboratorio para el análisis de marcha. Izquierda: el espacio calibrado para las pruebas se definió para el registro de un mínimo de tres ciclos de marcha a nivel completos previo al ascenso de cuatro escalones. Derecha: participante instrumentada en la realización de una prueba para la adquisición de señales.

### 3.3.2 Adquisición de datos para caracterización de la marcha en estado estable y transiciones

Las frecuencias de muestreo seleccionadas fueron de  $100\text{ Hz}$  para la captura de movimiento,  $2000\text{ Hz}$  para el registro de señales de EMG y  $1000\text{ Hz}$  para el registro de fuerzas en la planta del pie. Los datos de señales de fuerza en los FSR fueron registrados con una tarjeta de adquisición de datos (myRIO de National Instruments) en sincronía con la unidad de acondicionamiento de señales de EMG y captura de movimiento a partir de una señal analógica (*trigger*) de referencia. Las señales de EMG fueron acondicionadas por la unidad de procesamiento por medio de la corrección del *offset* de la señal y un filtro pasa banda entre  $20$  y  $450\text{ Hz}$ . Las coordenadas de localización espacial registradas para los marcadores reflectivos fueron transformadas en rangos de movimiento articulares a través de post-procesamiento con el sistema de captura de movimiento. Posteriormente, las señales de las tres fuentes de datos fueron procesadas con un algoritmo de re-muestreo en Matlab para una frecuencia de muestreo de  $1000\text{ Hz}$  al ser la mínima frecuencia de muestreo común para los tres sensores, definida por las señales de EMG. Las señales sincronizadas, acondicionadas y re-muestreadas fueron utilizadas para caracterización y entrenamiento de clasificadores.

Al igual que en el primer conjunto de datos, las señales adquiridas fueron recortadas en los instantes de inicio y término de las pruebas para incluir únicamente ciclos de marcha en estado estable. Sin embargo, para el protocolo experimental de este conjunto de datos, se incluyó también la transición de marcha a nivel hacia ascenso de escaleras. Posteriormente, se extrajeron ciclos de marcha individuales de todas las pruebas para cada individuo. Cada ciclo de marcha fue extraído a partir de umbrales heurísticos para la detección de contacto inicial en las regiones de talón o de antepié en las señales de los FSR. El inicio de las fases de apoyo y de oscilación fue detectado siempre que al menos una de las señales de los FSR fuera mayor o menor que el umbral definido para la detección de contacto del pie con el suelo, respectivamente (una descripción detallada de la detección de eventos y los umbrales heurísticos se presenta en la definición del control por MdE en la sección 3.4.3). La Figura 3.7 y la Figura 3.8 presentan los gráficos de todos los sensores para un ciclo de marcha a nivel y en escaleras extraídos a partir de dichos umbrales. Cada uno de los ciclos de marcha extraídos de forma individual fue etiquetado para cada participante como ciclo de marcha en estado estable a nivel o en ascenso de escaleras, o como uno de dos ciclos de marcha de transición: cuando la pierna de referencia lideró la transición (contacto inicial con el primer escalón de la escalera) o cuando la pierna de referencia siguió a la pierna contralateral en la transición (contacto inicial con el segundo escalón de la escalera).

Es posible observar algunas diferencias entre las señales registradas para ambos tipos de marcha. Las señales de los FSR en la Figura 3.7 se diferenciaron entre sí principalmente durante los primeros instantes del ciclo a partir del contacto inicial. Dicho evento se presentó generalmente con un evento de choque de talón en la marcha a nivel, mientras que las señales para los ciclos en escaleras registraron una etapa de contacto inicial tanto con el hueso calcáneo como con las cabezas metatarsianas (es decir, como si el contacto inicial se diera a lo largo de la planta del pie). Por otro lado, las señales de cinemática alcanzaron rangos de movimiento mayores para la marcha en escaleras comparada con la marcha a nivel. Tales diferencias en los rangos de movimiento son consecuencia de la altura de cada escalón.

En contraste, al observar las señales de EMG rectificadas de la Figura 3.8 se aprecian diferencias de amplitud para ambos tipos de marcha, siendo mas evidentes para los músculos vasto externo y semitendinoso, y ligeramente menores para los músculos recto femoral y vasto interno.

Aunque ambas figuras muestran diferencias relativamente perceptibles para los dos tipos de marcha, tales diferencias no son igualmente perceptibles para todos los ciclos registrados empleando inspección visual. Por lo tanto, se utiliza la extracción de características en todas las señales para identificar cada tipo de marcha a partir de valores característicos y la metodología de clasificación descrita en la sección 3.2.3.

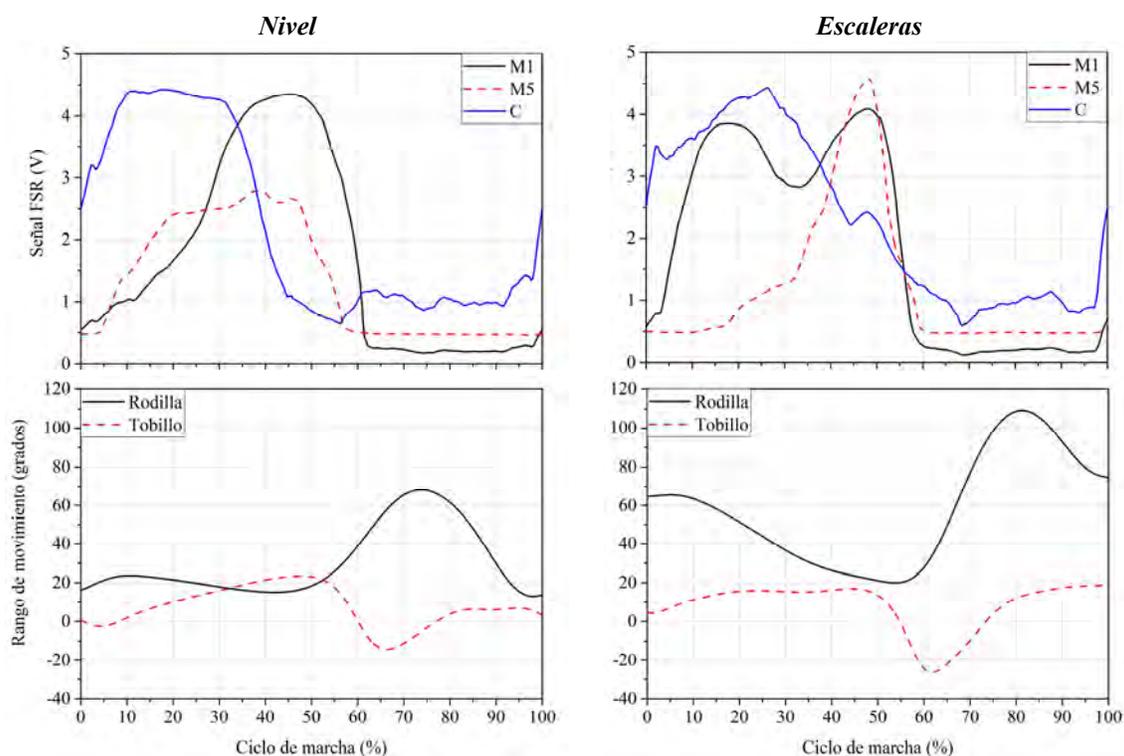


Figura 3.7. Señales cinéticas y cinemáticas para un ciclo de marcha a nivel y ascenso de escaleras, M1: primera cabeza metatarsiana, M5: quinta cabeza metatarsiana, C: calcáneo.

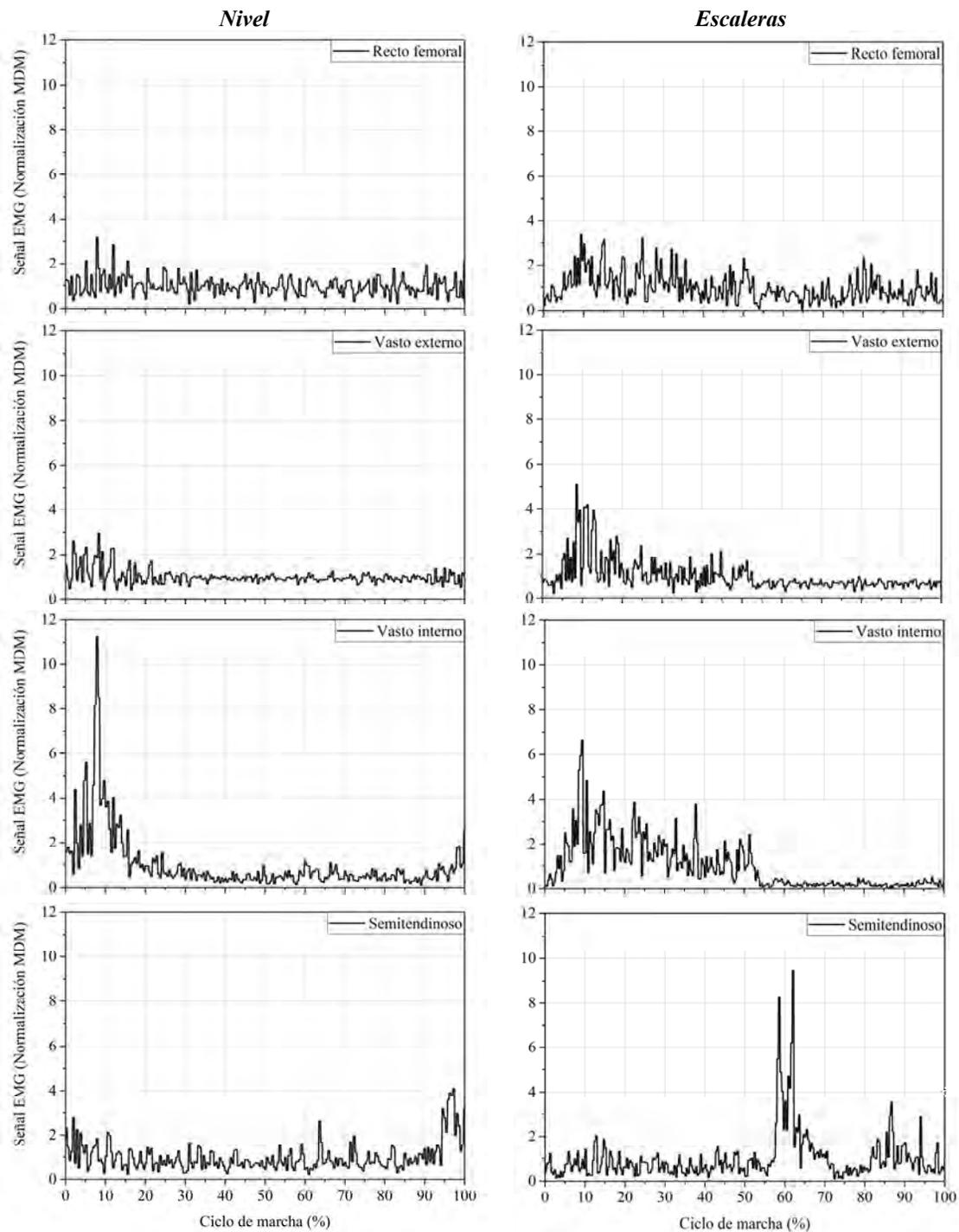


Figura 3.8. Señales de electromiografía de superficie en cuatro músculos superficiales del muslo para un ciclo de marcha a nivel y ascenso de escaleras.

---

### 3.3.3 Extracción de características y clasificación para caracterización de la marcha en estado estable y transiciones

Previo a la extracción de características en los ciclos de marcha individuales, las señales de EMG fueron rectificadas empleando el cálculo del RMS en ventanas de tiempo de 50 *ms*. Posteriormente se aplicó la técnica de normalización de media dinámica (sección 2.1.2) para evaluar la precisión de los clasificadores cuando estos fueron entrenados con señales pertenecientes a distintos sujetos. Al emplear señales EMG normalizadas, se asegura que la amplitud de la señal tendrá niveles equivalentes sin importar la amplitud real de la señal EMG bruta.

Las señales correspondientes a las pruebas de cada participante fueron organizadas en tres grupos para la caracterización y el entrenamiento de clasificadores dependiendo del tipo de transiciones que cada uno realizó durante el protocolo experimental. El primer grupo incluyó las pruebas de todos los participantes que registraron ciclos de marcha a nivel y en escaleras en estado estable, así como transiciones donde la pierna de referencia lideró y siguió el movimiento de transición. Mientras que los dos grupos restantes incluyeron los ciclos de marcha en estado estable y las pruebas en las que los participantes realizaron únicamente transiciones liderando o siguiendo el movimiento de transición. Las pruebas agrupadas de forma individual para cada sujeto fueron empleadas también para el entrenamiento y validación de clasificadores.

La caracterización de las señales se realizó empleando el conjunto de parámetros (tipo de señal, ventana de tiempo y conjunto de características) que presentó mejores resultados de clasificación en el análisis comparativo realizado con el primer conjunto de datos (secciones 3.2 y 4.1.2). El porcentaje de error en la clasificación calculado a partir de la validación cruzada de cada clasificador LDA fue utilizado como variable de respuesta para hacer comparaciones entre grupos de datos. Para cada uno de los grupos de señales se observó también el efecto que tuvo cada combinación posible de las fuentes de datos en el error de clasificación; es decir, cuando los clasificadores fueron entrenados con datos de cinemática, cinética, EMG y sus posibles combinaciones.

### 3.4 Banco de pruebas experimental

Como se mencionó en la sección 1.2, algunos dispositivos protésicos comerciales de accionamiento activo para los miembros inferiores han implementado sistemas poco intuitivos para conmutar entre modos de funcionamiento a voluntad del usuario. Por otro lado, los resultados presentados por distintos investigadores en el desarrollo de prototipos de prótesis activas de miembro inferior han planteado sistemas de control a voluntad, siendo los sistemas de control por jerarquía una elección común en los últimos años. El entrenamiento y validación cruzada de señales de la biomecánica de la marcha humana realizado durante la etapa de pruebas experimentales en esta investigación se puede catalogar como el modelo matemático de un controlador de nivel alto de acuerdo con la clasificación descrita en la sección 2.3.2. Se construyó un banco de pruebas experimental para esta investigación con el objetivo de analizar el funcionamiento de la jerarquía de controladores en conjunto. El ensamble del banco de pruebas estuvo orientado a emular los rangos de movimiento (únicamente en el plano sagital) de las articulaciones de rodilla y tobillo que serían controladas en una prótesis transfemoral de accionamiento activo. Se definieron las reglas heurísticas para el controlador de nivel medio y se implementó una estrategia de control retroalimentado para el controlador de nivel bajo en el seguimiento de trayectorias durante los periodos correspondientes a la fase de oscilación. En esta sección se presenta la metodología para la construcción del banco de pruebas y la definición de los modelos de controladores para finalmente evaluar el funcionamiento de los mismos en conjunto.

#### 3.4.1 Diseño de mecanismos

Los mecanismos de accionamiento en el banco de pruebas se definieron para ser activados por actuadores de accionamiento lineal, incluyendo un elemento elástico pasivo entre el vástago del actuador y su efector final, formando así un ensamble de actuador elástico en serie (AES). Además, se seleccionó un arreglo de actuadores en una disposición antagónica para emular la función de los músculos largos de la pierna humana para los movimientos de flexión y extensión, donde la excentricidad de los músculos con respecto de la línea de fuerza que pasa por la estructura ósea permite tener ventaja mecánica para la acción de los momentos articulares. La

Tabla 3.1 sintetiza las especificaciones de diseño consideradas para el banco de pruebas, las cuales fueron determinadas con base en la revisión de la literatura presentada en el Capítulo 1.

Tabla 3.1. Especificaciones de diseño para los mecanismos de accionamiento en el banco de pruebas.

Especificaciones de diseño	Tipo de articulación	Monocéntrica.
	Tipo de actuador	Actuador elástico en serie lineal de accionamiento eléctrico.
	Rangos de movimiento	Rodilla: 70° de flexión, 10° de extensión. Tobillo: 20° de plantarflexión, 10° de dorsiflexión.
	Sensores	Codificadores rotatorios ( <i>encoders</i> ) incrementales. Potenciómetros lineales

#### 3.4.1.1 Modelo cinemático del mecanismo de accionamiento

Se alcanzó el cumplimiento de la cinemática de la marcha para los mecanismos al colocar el actuador de la articulación de rodilla en una posición anterior con respecto de los centros de rotación articulares, mientras que el actuador de la articulación de tobillo se colocó en una ubicación posterior a las mismas referencias. Los eslabonamientos para los mecanismos se plantearon para incluir una cantidad mínima de barras siempre que se cumplieran los rangos de movimiento. Una vez que se definieron los eslabonamientos que cumplían con las trayectorias de movimiento, el diseño de los mecanismos fue recalculado para mantener el cumplimiento de la cinemática a la vez que se consideraron las distancias necesarias con respecto del eje vertical para la instalación de instrumentación y motores. Las dimensiones entre centros articulares y las dimensiones del pie en el banco de pruebas se definieron con respecto de las proporciones para la altura promedio medida en la antropometría de la población mexicana adulta para el percentil 95 (1.78 m [156]).

El análisis cinemático de los mecanismos resultó en eslabonamientos de 4 y 5 barras para las articulaciones de rodilla y tobillo, respectivamente. Los mecanismos finales se muestran en la Figura 3.9. Las dimensiones de los eslabones mostradas en los mecanismos fueron optimizadas para los rangos de movimiento utilizando el software de síntesis y análisis de mecanismos SAM 6.1. La optimización consistió en el cumplimiento de funciones objetivo para las articulaciones de rodilla y tobillo determinadas por las coordenadas en el plano sagital correspondientes a los rangos de movimiento para marcha a nivel. Se mantuvo una longitud de actuadores constante (eslabones  $r_2$  y  $r_4$  en los mecanismos de rodilla y tobillo mostrados en la Figura 3.9,

respectivamente) y se optimizó la longitud y orientación de los eslabones que posicionan a los actuadores por delante o por detrás del eje vertical formado por las articulaciones monocéntricas de rodilla y tobillo. El algoritmo de optimización aplicado consistió en una optimización global basada en el algoritmo evolutivo para las coordenadas de los nodos en los eslabones seleccionados. Posteriormente se aplicó una optimización local basada en el método *simplex* para los valores óptimos obtenidos en la etapa de optimización global. Los parámetros utilizados para la optimización se describen en la Figura 3.10.

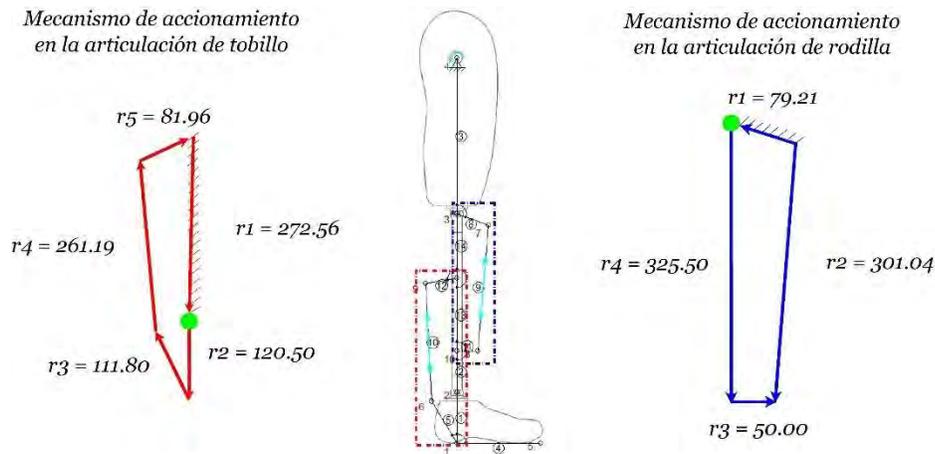


Figura 3.9. Eslabonamientos para los mecanismos en las articulaciones de rodilla y tobillo. Las articulaciones cumplen con la cinemática para marcha a nivel definida en las especificaciones de diseño. Los vectores  $r_4$  en el eslabonamiento del tobillo y  $r_2$  en el de rodilla representan los eslabones correspondientes a los actuadores. Los círculos en los nodos de ambos mecanismos representan el centro de cada articulación. Dimensiones en milímetros.

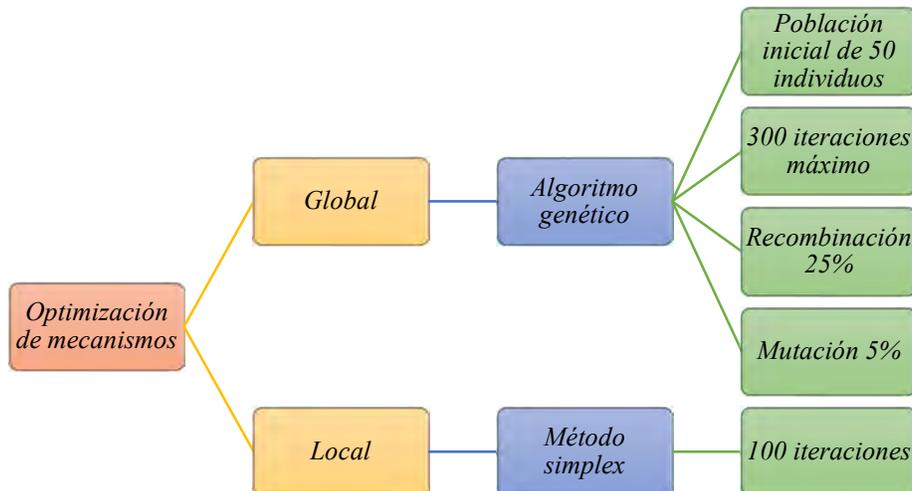


Figura 3.10. Parámetros para la optimización de mecanismos de accionamiento en las articulaciones de rodilla y tobillo. La función objetivo estuvo dada por las coordenadas de la trayectoria que debía seguir un nodo del eslabonamiento y que correspondieran con la cinemática de la marcha a nivel para cada articulación. La optimización estuvo basada en una exploración global en el algoritmo genético y una exploración local en el método *simplex*.

Posteriormente se obtuvo el modelo matemático de cada mecanismo para la cinemática que permitió calcular la carrera lineal necesaria en los actuadores para el cumplimiento de la cinemática a partir de los rangos de movimiento normales del ciclo de marcha. La Ec. 3-9 y la Ec. 3-10 describen las longitudes de actuadores en las articulaciones para ángulos de entrada en las articulaciones de rodilla y tobillo, respectivamente.. La nomenclatura de estas ecuaciones está definida con respecto de los eslabonamientos de la Figura 3.9.

$$r_2 = \sqrt{r_1^2 + r_3^2 + r_4^2 + 2r_1r_3 \cos(\theta_1 - \theta_3) + 2r_1r_4 \cos(\theta_1 - \theta_4) + 2r_3r_4 \cos(\theta_3 - \theta_4)} \quad \text{Ec. 3-9}$$

$$r_4 = \sqrt{r_1^2 + r_2^2 + r_3^2 + r_5^2 + 2r_1(r_2 \cos \theta_2 + r_3 \cos \theta_3 + r_5 \cos \theta_5) + 2r_2r_3 \cos(\theta_2 - \theta_3) + 2r_2r_5 \cos(\theta_2 - \theta_5) + 2r_3r_5 \cos(\theta_3 - \theta_5)} \quad \text{Ec. 3-10}$$

### 3.4.2 Construcción, componentes e instrumentación

El banco de pruebas se conceptualizó para evaluar el funcionamiento del sistema de control multinivel basado en la caracterización de la biomecánica de la marcha definida en las pruebas experimentales y el análisis de las señales, donde la identificación de los modos de locomoción definiría la cinemática que tendrían que seguir los mecanismos de accionamiento.

El mecanismo de AES en el banco de pruebas estuvo compuesto por un ensamble de motor eléctrico y tornillo de avance, donde la tuerca en el tornillo se acopló a la carga por accionar por medio de un elemento elástico pasivo conectado en serie. La Figura 3.11 presenta un dibujo esquemático del ensamble de los actuadores, los cuales constan de dos partes principales: un ensamble móvil y un ensamble fijo. El primero interactúa directamente con la carga a accionar y el segundo está conectado a los eslabones fijos de los mecanismos. Se utilizaron motores eléctricos tipo 775 acoplados a cajas de transmisión con una relación de transmisión de 20:1. Los tornillos de avance empleados tuvieron un paso de 8 *mm/rev*. Cada actuador estuvo ensamblado con dos resortes de compresión con una constante de rigidez promedio de 4690 *N/m*, los cuales fueron seleccionados durante la etapa de pruebas con el banco experimental para compensar las cargas inerciales durante la fase de oscilación y seguimiento de trayectorias

(sección 4.2.2). Una vez que los actuadores se acoplaron a los mecanismos, estos tuvieron una carrera de 80 y 40  $mm$  para accionar las articulaciones de rodilla y tobillo en rangos de movimiento para marcha a nivel, respectivamente. Estos componentes mecánicos fueron seleccionados para cumplir con la cinemática (posición y velocidad angular) *normal* de ambas articulaciones a partir de los datos experimentales de Winter (2009) [157]. En el Anexo D se presentan los planos de conjunto del mecanismo de actuadores donde se señalan los componentes que forman los ensambles.

La instrumentación estuvo compuesta por sensores de posición angular en las articulaciones de rodilla y tobillo (E6B2-C de Yumo) y potenciómetros lineales en cada actuador para medir la deformación de los elementos elásticos en serie. El registro de señales de los sensores y el control de motores se realizó a través de una tarjeta controladora *L298* y una tarjeta de adquisición de datos myRIO de National Instruments a través del software LabVIEW.

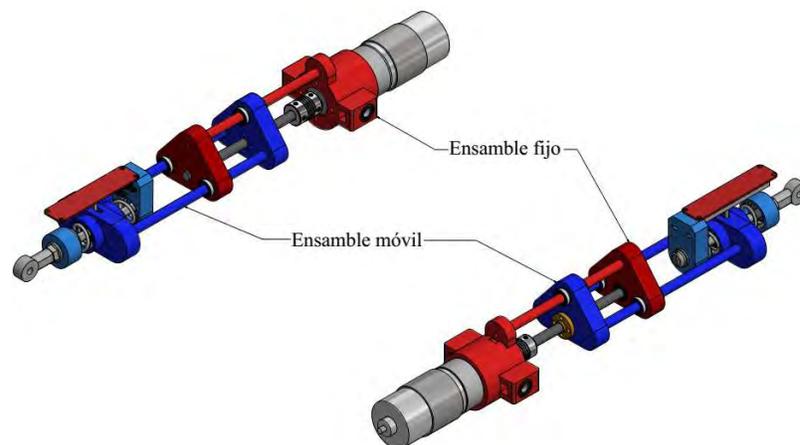


Figura 3.11. Partes principales del ensamble de actuadores para ambas articulaciones en el banco de pruebas.

### 3.4.3 Control

#### 3.4.3.1 Clasificador basado en análisis discriminante lineal como controlador de nivel alto

La implementación del controlador multinivel consistió en programar la interacción de los tres niveles de controladores dentro de LabVIEW para observar la interacción de los controladores en tiempo real. El controlador de nivel alto se implementó a partir del modelo matemático formado por los datos de entrenamiento registrados en las pruebas de análisis de marcha en estado estable y de transición. Se utilizó el programa de Matlab presentado en el Anexo E para

---

el entrenamiento y extracción de la matriz de covarianza  $\Sigma$  y las funciones discriminantes  $\delta_k(x)$  (Ec. 3-8 en la sección 2.3.2) que permitieron clasificar los modos de marcha en el banco de pruebas.

#### 3.4.3.2 Máquinas de estados como controlador de nivel medio

Se definieron las reglas lógicas para dos máquinas de estados en la detección de eventos dentro de cada fase del ciclo de marcha; la primera para marcha a nivel y la segunda para marcha en ascenso de escaleras. La detección de cada evento estuvo basada en la interacción del pie con el suelo durante la progresión del ciclo de marcha. Las máquinas de estados para la identificación de las etapas en el ciclo de marcha fueron definidas a partir de las señales registradas por los tres FSR colocados en las referencias anatómicas del talón y el antepié. Las reglas lógicas que permitieron la detección de eventos dentro de la fase de apoyo estuvieron basadas en la interacción de las señales con respecto de umbrales definidos de forma heurística. Para la fase de apoyo se observaron los instantes de contacto inicial, pie plano, dorsiflexión máxima y contacto final; mientras que la fase de oscilación sucedió cuando las señales de los tres sensores se mantuvieron por debajo del valor del umbral. Las etapas del ciclo de marcha fueron identificadas siempre de forma cíclica (es decir, se espera que los eventos sean detectados siempre en el mismo orden), sin transiciones entre estados que pudieran tener más de una alternativa. De forma general, las reglas para el funcionamiento de ambas máquinas de estado se esquematizan en el diagrama de la Figura 3.12. Si se toma en cuenta que las MdE utiliza las señales obtenidas en los sensores de fuerza como datos de entrada (similar a los gráficos presentados en la Figura 3.7 para ambos modos de locomoción), la señal de respuesta que se obtiene registra un comportamiento como el presentado en la Figura 3.13 para la detección de cada evento.

La MdE discretiza el ciclo de marcha en cuatro estados (o etapas) con base en la interacción de fuerzas registradas en los FSR en los tres puntos conocidos como el triángulo de apoyo del pie. La transición entre cada estado está en función de cuatro eventos: *contacto inicial* (CI), *pie plano* (PP), *dorsiflexión máxima* (DM) y *despegue de antepié* (DA). La interacción del pie instrumentado con el suelo durante la fase de apoyo se registra cada vez que la señal de alguno de los sensores supera el umbral de 2.5 en el rango de voltaje de los FSR entre 0 y 5 V.

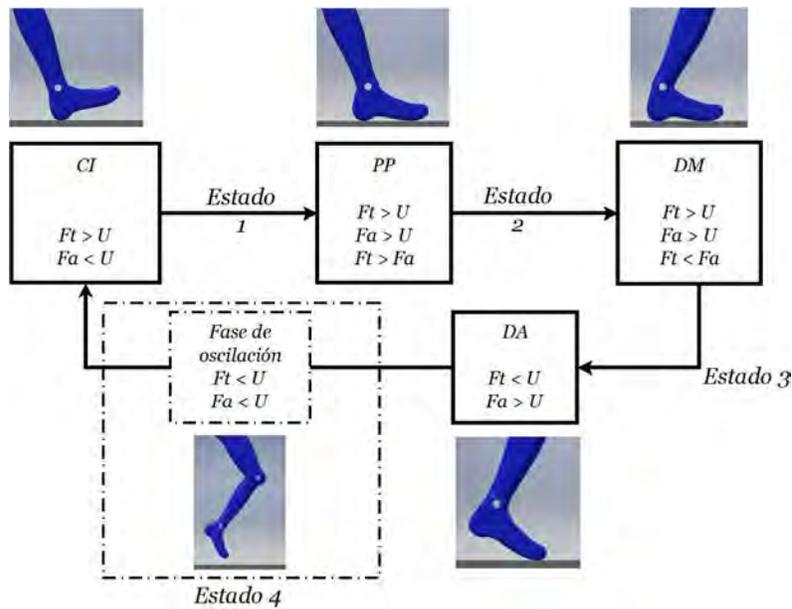


Figura 3.12. Modelo esquemático de la máquina de estados para la identificación de etapas dentro de las fases de apoyo y oscilación en el ciclo de marcha.  $F_t$ : fuerza vertical en talón,  $F_a$ : fuerza vertical en antepié,  $U$ : umbral, CI: contacto inicial, PP: pie plano, DM: dorsiflexión máxima, DA: despegue de antepié.

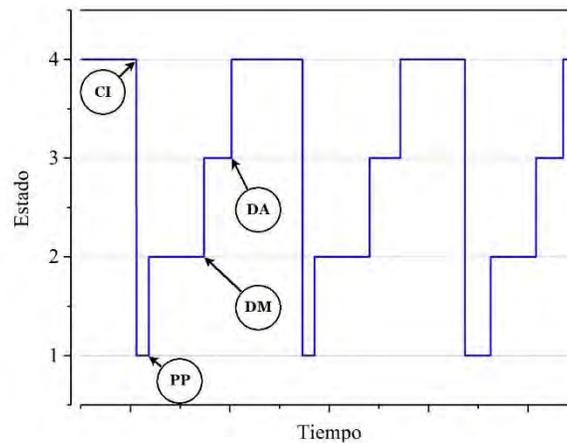


Figura 3.13. Detección de eventos para ciclos de marcha a nivel en estado estable. Las transiciones entre los cuatro estados definidos para el modelo de máquina de estados estuvieron basadas en la detección de cuatro eventos: contacto inicial (CI), pie plano (PP), dorsiflexión máxima (DM) y despegue de antepié (DA).

Para el instante de contacto inicial en la MdE, la señal de fuerza en cualquiera de los sensores colocados debajo de las referencias anatómicas del pie incrementa rápidamente por encima del umbral determinado para la señal de fuerza *en reposo* (o cuando el pie de referencia no está en contacto con el suelo). En la Figura 3.12 se esquematiza como un instante de choque de talón, lo cual es lo usual en la marcha a nivel; sin embargo, en la marcha en escaleras suelen presentarse instantes de choque de talón y de choque de antepié. Para el instante de pie plano, el antepié inicia su contacto con el suelo y la señal en los metatarsianos 1 y 5 comienza a incrementar por

---

encima del umbral, mientras la señal en el calcáneo disminuye de forma gradual. La progresión de la fase de apoyo continúa hacia la dorsiflexión máxima en preparación para la fase de oscilación; en esta etapa la señal de fuerza en el calcáneo disminuye, aunque se mantiene por encima del umbral mientras la amplitud de la señal en los metatarsianos incrementa. En el despegue de antepié la señal en el calcáneo cae por debajo del umbral como consecuencia de despegue del suelo, mientras que la amplitud de la señal en los metatarsianos comienza a disminuir. Cuando la señal en los tres sensores de fuerza cae por debajo del umbral definido, la MdE entra en la fase de oscilación.

En un controlador de nivel medio para prótesis activas donde comúnmente se aplica el control de impedancia mecánica, la detección de estos eventos es de utilidad para modular los parámetros de control de actuadores como las rigideces virtuales y las posiciones de equilibrio. Mientras que, para la fase de oscilación, los actuadores realizan un seguimiento de trayectorias a través del controlador de nivel bajo para posicionar los sistemas de accionamiento en el siguiente contacto inicial de acuerdo con el tipo de locomoción detectado por el controlador de nivel alto.

#### 3.4.3.3 Seguimiento de trayectorias como controlador de nivel bajo

La detección de la fase de oscilación en la MdE permitió definir las condiciones para el cálculo de las trayectorias de movimiento para los actuadores de rodilla y tobillo en cada ciclo detectado. Para el banco de pruebas, los actuadores de rodilla y tobillo realizaron un seguimiento de trayectorias durante la fase de oscilación de acuerdo con el tipo de locomoción detectado en la etapa temprana de la fase de apoyo por el controlador de nivel alto. El seguimiento de trayectorias se definió para iniciar desde el instante de despegue de antepié y para finalizar en el siguiente choque de talón.

Resulta importante considerar que, aunque la cadencia de la marcha natural ha demostrado tener poca variabilidad estadística, esta puede variar entre ciclos. De acuerdo con Lawson (2014) [85], la forma y la duración de las trayectorias articulares en miembros inferiores cambia para cada ciclo, lo cual implica que las trayectorias a seguir en cada ciclo difícilmente tendrán la misma forma y duración entre ciclos consecutivos. Para ajustar el seguimiento de trayectorias a la inherente naturaleza variable de la cadencia, se realizaron ajustes polinomiales que varían la

forma de las trayectorias en condiciones de frontera y duración en función de una estimación de la duración de la fase de oscilación.

Se realizó un ajuste polinomial sobre las trayectorias promedio de las articulaciones de rodilla y tobillo registradas durante las pruebas experimentales en marcha a nivel y ascenso de escaleras. Los polinomios para el seguimiento de trayectorias fueron calculados mediante interpolación utilizando una *matriz de Vandermonde*. El planteamiento de dicha matriz establece que para  $n$  coordenadas en un plano existe un polinomio de grado  $n - 1$  que pasa por dichos puntos; tal polinomio tiene la forma:

$$y = a_1 + a_2x + a_3x^2 + \dots + a_nx^{n-1} \quad \text{Ec. 3-11}$$

donde los coeficientes  $a_i$  se obtienen al resolver el sistema de  $n$  ecuaciones lineales correspondientes a las coordenadas que se desea interpolar. El sistema de ecuaciones lineales de la forma  $Va = y$  se define al expresar el polinomio de la Ec. 3-11 para cada uno de los  $n$  pares de coordenadas  $(x_i, y_i)$  de forma matricial como:

$$\begin{bmatrix} 1 & x_1 & x_1^2 & \dots & x_1^{n-1} \\ 1 & x_2 & x_2^2 & \dots & x_2^{n-1} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_n & x_n^2 & \dots & x_n^{n-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix} \quad \text{Ec. 3-12}$$

donde:

- $V$  es una matriz de Vandermonde de tamaño  $n \times n$  con los valores de las abscisas para los puntos a interpolar
- $a$  es el vector de coeficientes del polinomio
- $y$  es el vector con los valores de las ordenadas para los puntos a interpolar

A partir de la forma dada por la Ec. 3-12 se realizó el ajuste polinomial para las trayectorias a seguir por los actuadores en los ciclos de marcha a nivel y en ascenso de escaleras. Las trayectorias que deben seguir los actuadores durante la fase de oscilación fueron definidas a partir de ajustes polinomiales a los datos de la cinemática promedio de marcha a nivel y en ascenso de escaleras obtenidos durante las pruebas de análisis de marcha. Se calcularon

---

polinomios de grado 6 y 7 para las articulaciones de rodilla y tobillo, respectivamente. La última fila en cada matriz de Vandermonde incluyó la primera derivada de los polinomios con el objetivo de definir las condiciones de frontera al final de las trayectorias. Esto debido a que se buscó tener una velocidad de rotación en las articulaciones igual a cero en preparación para el siguiente choque de talón. Los polinomios que definieron las trayectorias para las articulaciones de rodilla y tobillo tuvieron la forma de la Ec. 3-13 y la Ec. 3-14, respectivamente.

$$\theta_r = a_1 + a_2x + a_3x^2 + a_4x^3 + a_5x^4 + a_6x^5 + a_7x^6 \quad \text{Ec. 3-13}$$

$$\theta_t = a_1 + a_2x + a_3x^2 + a_4x^3 + a_5x^4 + a_6x^5 + a_7x^6 + a_8x^7 \quad \text{Ec. 3-14}$$

donde,

- $\theta_r$  es la posición angular de la articulación de rodilla
- $\theta_t$  es la posición angular de la articulación de tobillo
- $a_i$  es cada coeficiente  $i$  del polinomio calculado en cada interpolación
- $x$  es el valor de progresión del ciclo de marcha, expresado de 0 a 40% que corresponde con la duración de la fase de oscilación

La interpolación para obtener los coeficientes de los polinomios en las trayectorias se realiza una vez por cada fase de oscilación para cada ciclo de marcha con la finalidad de obtener trayectorias que ajustan su dominio en función de la proporción correspondiente a la duración de la fase de apoyo medida en la MdE. Es decir, el polinomio ajusta su duración para corresponder con el 40% del ciclo de marcha a partir de la medición de la duración de la fase de apoyo detectada por la MdE, la cual corresponde aproximadamente al 60% del ciclo de marcha. Además, cada ajuste polinomial realizado obtiene el valor de posición angular registrado en el instante de despegue de antepié (o el inicio de la fase de oscilación) para utilizarlo como valor inicial en la interpolación de la trayectoria para ambas articulaciones. Lo cual significa que los valores de los coeficientes  $a_i$  en la ec1 u la ec2 se calculan para cada ciclo de marcha a partir de pares de coordenadas predefinidos (con excepción del valor inicial) para asegurar la forma de las trayectorias en el 40% del ciclo que corresponde a la fase de oscilación. Se definieron dos pares de coordenadas distintos para marcha a nivel y ascenso de escaleras (es decir, se obtuvieron trayectorias para cada articulación en cada modo de locomoción).

La posición de los actuadores para el seguimiento de trayectorias fue controlada por medio de un controlador PI retroalimentado. El control de los actuadores en el banco de pruebas requirió de un modelado adecuado de su dinámica. El modelo dinámico de los actuadores se obtuvo a partir de la identificación experimental de la respuesta de los actuadores empleando la metodología de identificación de sistemas dinámicos. La identificación de sistemas se puede definir como una metodología dedicada a la obtención de modelos matemáticos en sistemas dinámicos empleando mediciones a las entradas y salidas del sistema de interés. La metodología de identificación de sistemas contempla los siguientes aspectos [158,159]:

- Obtener la medición de señales de entrada y salida del sistema en el dominio del tiempo o la frecuencia.
- Determinar la estructura del modelo.
- Estimar los valores de los parámetros en la estructura del modelo propuesto.
- Evaluar el modelo para verificar si este es lo suficientemente representativo para el sistema de interés.

Para la identificación de los actuadores se propuso una estructura del modelo de acuerdo con la función de transferencia definida para la dinámica del sistema mecánico de los actuadores elásticos en serie. La estructura del modelo dinámico se presenta en la Figura 3.14. El modelo dinámico parte de la relación entre la posición  $x_l$  en el extremo del actuador con respecto de la fuerza  $F_m$  transmitida por el motor a través de la masa  $m_m$  que está afectada por un coeficiente de amortiguamiento  $b_m$ . La posición de la masa  $m_m$  está definida por  $x_m$  y tiene un movimiento relativo con el extremo del actuador  $x_l$  a partir de la elasticidad en serie  $k_s$ .

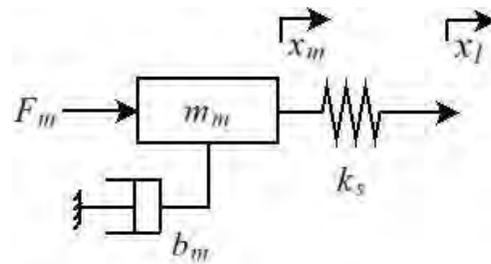


Figura 3.14. Esquemización del modelo dinámico para los actuadores.

---

La estructura del modelo a identificar se acopla con la de un sistema dinámico de segundo orden de la forma:

$$\tau^2 \frac{d^2y}{dt^2} + 2\zeta\tau \frac{dy}{dt} + y = Ku \quad \text{Ec. 3-15}$$

donde:

- $y(t)$  representa la salida del sistema
- $u(t)$  representa la entrada del sistema
- $K$  es un factor de ganancia proporcional
- $\zeta$  es el factor de amortiguamiento
- $\tau$  es una constante de tiempo de segundo orden

Los parámetros del modelo fueron estimados a partir de la identificación experimental del modelo dinámico para los actuadores en el banco de pruebas y se utilizaron en la función de transferencia del modelo de la Ec. 3-15 en el dominio de Laplace:

$$G(s) = \frac{K}{\tau s^2 + 2\zeta\tau s + 1} \quad \text{Ec. 3-16}$$

La sección 4.2.2 presenta la respuesta obtenida para la estimación del modelo dinámico de actuadores y los resultados obtenidos para el seguimiento de trayectorias en la fase de oscilación durante las pruebas fuera de línea para la clasificación de modos de locomoción en el banco de pruebas experimental.

# Capítulo 4

---

## Resultados

---

En este capítulo se presentan los resultados obtenidos durante el análisis de las señales adquiridas para las etapas de pruebas experimentales de análisis de marcha y los resultados obtenidos al implementar el modelo matemático del clasificador de modos de locomoción en un sistema de control multinivel en el banco de pruebas.

### 4.1 Caracterización de la biomecánica de la marcha humana

Las pruebas experimentales de análisis de marcha permitieron entrenar clasificadores para la identificación de modos de locomoción en dos configuraciones principales. La primera configuración consideró la clasificación de cinco modos de locomoción en estado estable a partir de señales extraídas de una plantilla de presión como tres FSR virtuales, donde se estudió el efecto de las distintas variantes en la metodología de extracción de características y entrenamiento de clasificadores sobre el error de clasificación en las pruebas realizadas por seis participantes. Por otro lado, la segunda configuración estudió la clasificación de dos modos de marcha en estado estable y la transición entre ambos modos a partir de la mejor estrategia de procesamiento definida en la primera configuración empleando señales extraídas de tres FSR, cuatro sensores de EMG y las posiciones angulares de las articulaciones de rodilla y tobillo. En esta subsección se presentan los resultados obtenidos en ambos análisis.

### 4.1.1 Estimación de parámetros temporales

Como se mencionó en la sección 3.2.2, se utilizaron umbrales basados en reglas heurísticas para extraer ciclos individuales en las señales registradas por las suelas de presión, lo cual corresponde con la detección de eventos en el ciclo de marcha por medio de las MdE para marcha a nivel y en escaleras. La estimación de los parámetros temporales para los ciclos de marcha individuales permitió validar el uso de dichas reglas al comprobar que la duración de las fases de apoyo y oscilación tuvieron valores consistentes en comparación con los valores normales reportados en la literatura para la marcha a nivel. Estos corresponden con un tiempo normal del ciclo de marcha a nivel de  $1030 \pm 100$  ms [160] y una proporción de aproximadamente 60%–40% para las fases de apoyo y oscilación, respectivamente. En la Tabla 4.1 se presentan los parámetros temporales promedio calculados para las pruebas descritas en la sección 3.2.

Tabla 4.1. Parámetros temporales promedio estimados a partir de datos de presión plantar y reglas heurísticas para las pruebas de seis voluntarios sin anomalías de marcha discernibles en cinco modos de locomoción.

Parámetro	Nivel	Escaleras		Caminadora		
		Ascenso	Descenso	Pendiente 0% (nivel)	Pendiente 10% (ascenso)	Pendiente -10% (descenso)
Ciclos cuantificados ( <i>n</i> )	199	101	109	103	120	85
Tiempo de apoyo (ms)	726±85	779±142	741±187	787±143	826±243	728±110
Tiempo de oscilación (ms)	428±65	477±129	441±100	406±81	428±90	463±42
Tiempo total (ms)	1154±131	1256±239	1182±282	1193±601	1253±145	1191±123
Porcentaje de apoyo (%)	63	62	63	66	66	61
Porcentaje de oscilación (%)	37	38	37	34	34	39

### 4.1.2 Estudio comparativo para la clasificación de modos de locomoción

#### 4.1.2.1 Efecto de los parámetros para la caracterización en el error de clasificación

La Tabla 4.2 presenta los errores de clasificación promedio calculados para cada combinación de parámetros en las pruebas de todos los participantes. Las 31 posibles combinaciones utilizando las cinco características definidas se agruparon en subconjuntos de acuerdo con el número de componentes que incluyera cada combinación. Por ejemplo, el subconjunto  $q = 1$  incluyó todas las combinaciones compuestas por una sola característica (valores de media de los tres v-FSR, valores de desviación estándar de los tres v-FSR, etc.). El subconjunto  $q = 2$  incluyó todas las combinaciones formadas con dos características (media y desviación estándar de los tres v-FSR, media y RMS de los tres v-FSR, etc.); sucesivamente hasta el subconjunto

$q = 5$  donde se incluyeron todas las características para el entrenamiento y validación de clasificadores.

Tabla 4.2. Errores de clasificación porcentuales para las pruebas de seis voluntarios clasificadas a partir de 31 combinaciones de características agrupadas en cinco categorías ( $q$ ) para la clasificación de cinco modos de locomoción. Los valores presentados corresponden al error promedio para todos los voluntarios a partir de la validación cruzada de clasificadores LDA. Se evaluaron dos tipos de señales y cuatro ventas de tiempo para cada tipo de señal. ( $x$ : media,  $s$ : desviación estándar, RMS: raíz media cuadrática, AR-3: modelo autorregresivo de tercer orden, AR-6: modelo autorregresivo de sexto orden).

Grupo ( $q$ )	Características	Error de clasificación (%)							
		Señal bruta				Señal de área activa			
		50 ms	100 ms	150 ms	200 ms	50 ms	100 ms	150 ms	200 ms
1	{x}	24.07	21.33	17.18	15.87	33.76	30.85	25.02	24.32
	{s}	23.95	20.19	17.29	20.90	35.93	31.46	24.71	26.57
	{RMS}	22.90	18.82	13.73	14.15	34.29	29.42	26.02	26.17
	{AR-3}	37.86	41.11	38.22	39.99	42.29	45.01	41.42	47.78
	{AR-6}	55.93	45.97	44.06	47.11	52.43	47.68	46.68	49.12
2	{x,s}	15.97	12.11	9.17	9.58	31.33	23.97	19.34	18.86
	{x,RMS}	16.34	12.11	9.62	9.57	30.92	24.07	20.23	19.09
	{x,AR-3}	21.59	15.45	12.43	12.78	27.41	25.46	19.81	21.52
	{x,AR-6}	22.77	15.48	13.72	12.95	32.70	26.26	22.81	22.42
	{s,RMS}	15.99	12.32	9.64	9.62	31.16	23.80	19.68	18.92
	{s,AR-3}	21.75	17.87	14.06	17.15	29.35	26.12	20.96	22.48
	{s,AR-6}	22.22	17.35	15.74	17.42	35.00	26.86	22.10	24.42
	{RMS,AR-3}	20.79	16.16	12.55	13.05	27.75	24.91	21.17	23.09
	{RMS,AR-6}	21.74	16.02	13.45	12.79	32.88	25.85	23.29	24.71
{AR-3,AR-6}	36.26	34.80	32.46	34.04	39.39	43.01	37.37	39.75	
3	{x,s,RMS}	15.33	11.56	7.85	8.20	27.43	22.05	15.50	15.54
	{x,s,AR-3}	15.24	11.40	8.18	9.76	25.67	21.65	15.56	15.69
	{x,s,AR-6}	15.54	11.20	8.79	8.31	29.43	22.29	18.77	16.91
	{x,RMS,AR-3}	14.72	11.14	8.68	8.93	25.62	21.69	16.67	16.56
	{x,RMS,AR-6}	15.30	10.70	8.85	9.83	29.26	22.05	19.57	18.02
	{x,AR-3,AR-6}	19.74	14.38	10.71	10.48	27.36	24.79	17.64	20.50
	{s,RMS,AR-3}	15.10	11.38	8.69	9.18	25.63	21.10	15.57	16.51
	{s,RMS,AR-6}	15.68	10.84	8.45	8.90	29.31	21.78	18.60	17.38
	{s,AR-3,AR-6}	20.75	15.61	13.65	13.31	28.07	24.86	18.08	20.56
4	{RMS,AR-3,AR-6}	20.57	13.39	11.45	11.31	26.83	23.89	18.07	21.94
	{x,s,RMS,AR-3}	15.20	9.99	8.19	7.75	23.83	19.67	12.91	13.89
	{x,s,RMS,AR-6}	15.36	9.91	8.08	6.95	26.10	19.56	14.93	14.28
	{x,s,AR-3,AR-6}	14.44	10.65	7.82	8.15	25.24	21.46	14.17	15.04
	{x,RMS,AR-3,AR-6}	13.88	10.32	8.19	8.91	24.47	21.25	15.20	15.58
	{s,RMS,AR-3,AR-6}	14.40	10.36	8.12	8.09	24.89	21.13	13.89	15.16
5	{x,s,RMS,AR-3,AR-6}	14.76	9.35	7.56	6.68	23.00	19.15	12.22	13.31

En la Figura 4.1 se muestra la comparación de los menores valores promedio de error de clasificación para cada subconjunto de características en cada ventana de tiempo en los dos tipos de señal analizados para los seis sujetos de prueba. Se observa que, para ambos tipos de señal, el error de clasificación tiende a disminuir en la medida que se incrementan los componentes en cada conjunto de características. Siendo las señales brutas las que obtuvieron menores errores de clasificación de forma general, principalmente para ventanas de tiempo de 150 y 200 ms con errores de clasificación menores al 15%. Los errores promedio de clasificación para las señales bruta y de área activa considerando todas las ventanas y subconjuntos de características fueron de 15.99 y 24.72%, respectivamente.

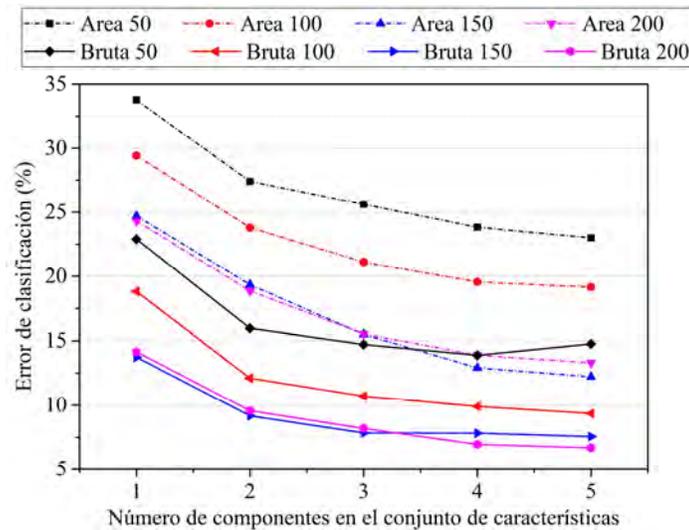


Figura 4.1. Menores errores de clasificación promedio para cada subconjunto de características desde 1 hasta 5 componentes en los seis participantes del estudio. Se presentan los resultados para las señales brutas y de área activa en ventanas de tiempo de 50, 100, 150 y 200 milisegundos; los errores promedio de clasificación fueron de 15.99 y 24.72%, respectivamente.

Se realizó un análisis de varianza de dos factores para determinar el mejor tipo de señal y el tamaño de ventana para extracción de características (definidos como factores fijos) con base en el error de clasificación calculado a partir de la validación cruzada (definido como variable de respuesta). Los clasificadores entrenados con datos brutos produjeron errores de clasificación significativamente menores ( $p < 0.05$ ) en comparación con aquellos entrenados con datos de área activa. Las ventanas de tiempo fueron analizadas a partir de comparaciones *post-hoc* empleando una corrección de Bonferroni. Se encontró que las ventanas de tiempo de 150 y 200 ms fueron el único par de factores que no tuvo diferencia significativa ( $p > 0.05$ ) entre sí. Con base en estos resultados, se prefirió utilizar las ventanas de tiempo de 150 ms para análisis

posteriores, dado que tal periodo de tiempo sería menos propenso a retrasos en la clasificación en tiempo real en comparación con ventanas de tiempo de 200 ms.

Una vez que se seleccionó el tipo de señal y el tamaño de ventana de tiempo, se evaluaron los subconjuntos de características para identificar la combinación que resultara en un menor error de clasificación de los modos de locomoción. En la Figura 4.2 se presentan los errores de clasificación promedio de forma ascendente para las 31 combinaciones de características calculadas en ventanas de tiempo de 150 ms en la señal bruta de las pruebas de todos los participantes en el estudio. En general, se observó que los menores errores de clasificación se presentaron en los conjuntos de características formados por entre tres y cinco componentes. Se empleó el método de *selección del mejor subconjunto* (*best subset selection* de acuerdo con [148]) para definir el mejor conjunto de características para la clasificación de los modos de locomoción.

En la Figura 4.3 se presentan los subconjuntos de características desde 1 hasta 5 componentes con menores errores de clasificación promedio para todos los sujetos. Donde, al igual que en la Figura 4.1, el error de clasificación tiende a disminuir en la medida que incrementa el número de componentes. Aunque el subconjunto que incluyó las cinco características tuvo el menor error de clasificación general ( $7.56 \pm 3.94\%$ ), no se encontraron diferencias significativas entre los mejores subconjuntos de la Figura 4.3 después de comparar los errores de clasificación promedio en un análisis de varianza con una prueba de Kruskal-Wallis ( $p > 0.05$ ). Con base en dicho resultado, se seleccionó el subconjunto de tres componentes con menor error de clasificación promedio, el cual incluyó únicamente características del dominio del tiempo (valor medio, desviación estándar y RMS). Se prefirió tal subconjunto debido a que este no incluyó las características calculadas con los modelos AR, los cuales tienen un mayor costo computacional para su cálculo debido a la necesidad de mantener un historial de datos de tres o seis iteraciones según sea el caso. Este efecto se observa en la Figura 4.2, donde los modelos AR en los subconjuntos de un componente tuvieron los mayores errores de clasificación.

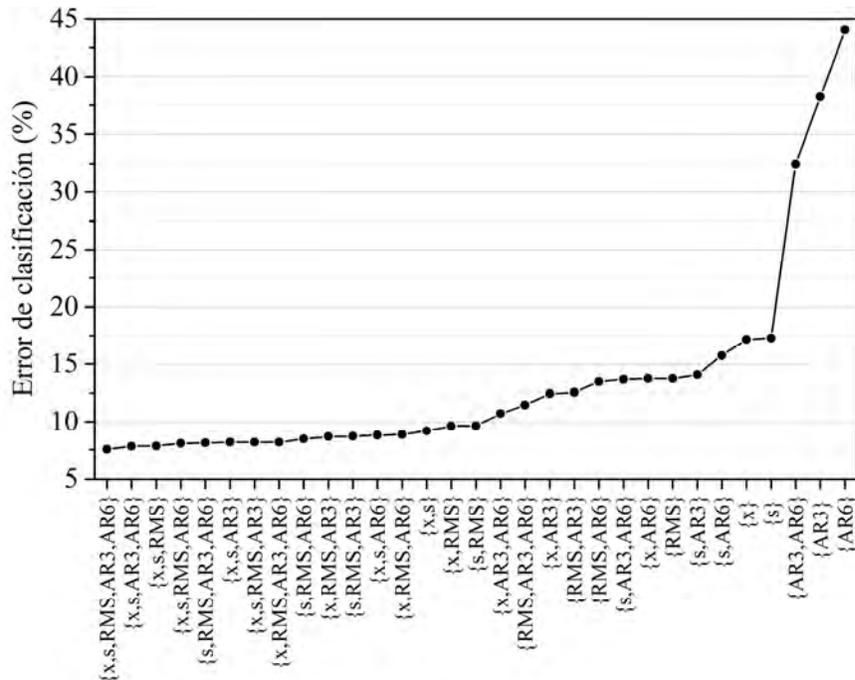


Figura 4.2. Error medio de clasificación para las 31 combinaciones de características calculadas en ventanas de 150 milisegundos en datos brutos para todos los participantes. Los subconjuntos de características se presentan en orden ascendente para el error calculado (x: media, s: desviación estándar, RMS: raíz media cuadrática, AR3: modelo autorregresivo de tercer orden, AR6: modelo autorregresivo de sexto orden).

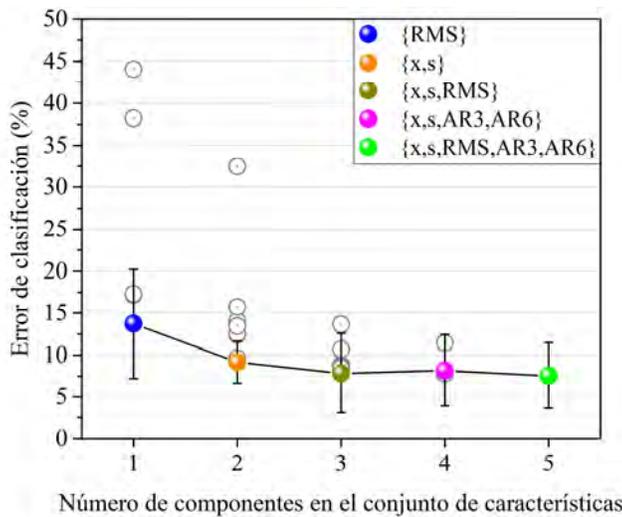


Figura 4.3. Selección del mejor subconjunto de características en ventanas de tiempo de 150 milisegundos. Los subconjuntos fueron seleccionados a partir del error medio de clasificación para todos los sujetos en las combinaciones de características agrupadas desde 1 hasta 5 componentes. Las marcas iluminadas representan los subconjuntos de características con menores valores promedios de error de clasificación (barras de error para la desviación estándar entre sujetos); las marcas sin iluminar representan las características restantes (x: media, s: desviación estándar, RMS: raíz media cuadrática, AR-3: modelo autorregresivo de tercer orden, AR-6: modelo autorregresivo de sexto orden).

El subconjunto seleccionado de tres componentes tuvo un error medio de clasificación de  $7.85 \pm 4.76\%$  para las pruebas de todos los participantes. La Tabla 4.3 presenta la matriz de confusión del clasificador correspondiente al subconjunto seleccionado. Donde la matriz de confusión permite observar las predicciones correctas obtenidas por el clasificador. En dicha matriz, los elementos en la diagonal representan los ciclos que fueron identificados de forma correcta, mientras que los valores fuera de la diagonal representan aquellos ciclos clasificados de forma errónea. El desempeño específico de la clasificación para cada clase (o modo de locomoción) se presenta en la Tabla 4.4 a partir del cálculo del valor-F. Dicho valor está definido como la media armónica de la precisión y la exhaustividad de cada clase en la matriz de confusión. Al comparar los valores presentados en ambas tablas, se observa que los modos de locomoción de marcha a nivel y ascenso de rampas presentaron los menores coeficientes en sus valores-F. Esto se debe a que la mayor parte de los errores de clasificación se encontraron entre estas dos clases. Dicho resultado estuvo afectado en parte por la combinación de datos de prueba para marcha a nivel en pasillo con aquellas realizadas en caminadora a 0% de inclinación; tal unión de datos se realizó debido a que ambos patrones de marcha representan el mismo modo de locomoción. Sin embargo, como consecuencia de los resultados encontrados, se decidió evaluar un conjunto adicional de clasificadores utilizando los parámetros seleccionados para la caracterización (datos brutos, ventana de 150 ms y características del dominio del tiempo) donde las pruebas de marcha a nivel y caminadora a 0% de inclinación fueron etiquetadas como modos de marcha independientes.

Tabla 4.3. Matriz de confusión de la combinación de parámetros seleccionada para la caracterización y clasificación de modos de locomoción (señal bruta, ventana de tiempo de 150 milisegundos y características del dominio del tiempo) con un error de clasificación promedio de  $7.85 \pm 4.76\%$ . Se presentan todos los ciclos de marcha para los seis participantes en los cinco modos de locomoción (NV: marcha a nivel, DR: descenso de rampas, AR: ascenso de rampas, DE: descenso de escaleras, AE: ascenso de escaleras).

		Predicción				
		NV	DR	AR	DE	AE
Real	NV	290	5	19	0	0
	DR	2	120	2	0	0
	AR	28	1	91	0	0
	DE	0	0	0	107	2
	AE	0	0	1	3	97

Tabla 4.4. Medición de la precisión de cada clase para la combinación de parámetros seleccionada para la caracterización y clasificación de cinco modos de locomoción (NV: marcha a nivel, DR: descenso de rampas, AR: ascenso de rampas, DE: descenso de escaleras, AE: ascenso de escaleras).

	NV	DR	AR	DE	AE
Precisión	0.90	0.95	0.80	0.97	0.97
Exhaustividad	0.92	0.96	0.75	0.98	0.96
Valor-F	0.91	0.96	0.78	0.97	0.97

#### 4.1.2.2 Precisión de la clasificación para seis modos de locomoción

Se entrenaron clasificadores adicionales para los seis participantes donde se incluyeron las pruebas de marcha a nivel y de caminadora a 0% de inclinación como modos de locomoción independientes. Además, se utilizó la combinación de parámetros que presentó mejores resultados para la caracterización, entrenamiento y validación cruzada de los clasificadores en el estudio comparativo. Para esta configuración se obtuvo un error promedio de clasificación de  $9.14 \pm 4.48\%$  para los seis sujetos. La matriz de confusión de este análisis se presenta en la Tabla 4.5, mientras que su desempeño específico para cada clase se presenta en la Tabla 4.6 empleando el valor-F. Para este conjunto de datos, se observa que la clasificación para los ciclos de marcha a nivel registró un valor-F de 0.90, mientras que las pruebas de ascenso de rampas y caminadora a 0% de inclinación tuvieron los menores valores-F en comparación con las demás modos de locomoción. La matriz de confusión permite observar que ambas clases tuvieron el mayor número de clasificaciones incorrectas entre sí.

Tabla 4.5. Matriz de confusión para la combinación de parámetros seleccionada en la caracterización y clasificación de modos de locomoción (señal bruta, ventana de tiempo de 150 milisegundos y características del dominio del tiempo) con un error de clasificación promedio de  $9.14 \pm 4.48\%$ . Se presentan todos los ciclos de marcha para los seis participantes en los seis modos de locomoción (NV: marcha a nivel, DR: descenso de rampas, AR: ascenso de rampas, DE: descenso de escaleras, AE: ascenso de escaleras, CA: caminadora).

		Predicción					
		NV	DR	AR	DE	AE	CA
Real	NV	175	7	7	0	0	8
	DR	1	119	1	0	0	3
	AR	8	0	97	0	0	15
	DE	0	0	0	108	1	0
	AE	0	0	0	2	99	0
	CA	6	0	12	0	0	99

Tabla 4.6. Medición de la precisión de cada clase para la combinación de parámetros seleccionada en la caracterización y clasificación de seis modos de locomoción (NV: marcha a nivel, DR: descenso de rampas, AR: ascenso de rampas, DE: descenso de escaleras, AE: ascenso de escaleras, CA: caminadora).

	NV	DR	AR	DE	AE	CA
Precisión	0.92	0.94	0.82	0.98	0.99	0.79
Exhaustividad	0.88	0.95	0.80	0.99	0.98	0.84
Valor-F	0.90	0.95	0.81	0.98	0.98	0.81

### 4.1.3 Identificación de modos de locomoción en estado estable y transiciones

Se entrenó y validó un total de 231 clasificadores para las combinaciones del segundo conjunto de datos (30 sujetos más 3 grupos de datos de sujetos, 7 combinaciones de tipo de señal para entrenamiento). Se emplearon los parámetros de caracterización definidos en el estudio comparativo de la sección 4.1.2 (señal bruta, ventana de 150 ms y extracción de media, desviación estándar y valor RMS) y se observó el efecto del tipo de datos de sensores utilizado para caracterización y entrenamiento de clasificadores. La Tabla 4.7 presenta los errores de clasificación calculados para cada combinación en las pruebas de cada participante. En la Tabla 4.8 se presentan los resultados para los clasificadores entrenados con señales divididas en tres grupos, los cuales fueron definidos en función de las transiciones realizadas por cada sujeto: (1) aquellas señales donde cada participante realizó transiciones tanto liderando como siguiendo el movimiento de transición con su pierna de referencia, (2) aquellas señales donde la pierna de referencia lideró en la transición y (3) aquellas señales donde la pierna de referencia siguió a la pierna contralateral en la transición. Tal agrupamiento se realizó debido a la influencia de la cantidad de transiciones en las proporciones de datos para cada clase en los datos de entrenamiento de los clasificadores, lo cual afecta al término  $\pi_k$  en el modelo de la función discriminante descrito en la Ec. 3-8 y en consecuencia a la precisión calculada en los clasificadores durante la validación cruzada. La Figura 4.4 presenta los errores de clasificación promedio registrados para todos los sujetos y su comparación contra el error de clasificación obtenido para los tres grupos de datos, donde se observó una amplia dispersión para los clasificadores individuales. Dicho comportamiento en el error de clasificación es consecuencia de la existencia de clasificadores con 100% de error para algunos participantes y de 0% de error para otros (de la Tabla 4.7), incluso bajo las mismas condiciones de análisis.

Tabla 4.7. Error de clasificación porcentual calculado por validación cruzada en el entrenamiento de clasificadores basados en LDA para dos modos de locomoción en estado estable (NV: marcha a nivel, AE: ascenso de escaleras) y dos modos de transición (TL: transición líder, TS: transición seguidora). Se presentan los resultados obtenidos para señales de 30 participantes en el entrenamiento y la validación de clasificadores (FSR: señales cinéticas registradas bajo el triángulo de apoyo del pie,  $\theta$ : señales de cinemática de rodilla y tobillo, EMG: señales de electromiografía de superficie).

		<b>Conjunto de señales y error de clasificación (%)</b>						
<b>Sujeto</b>	<b>Modos de locomoción</b>	<i>FSR</i>	<i>EMG</i>	$\theta$	<i>FSR</i> <i>EMG</i>	<i>FSR</i> $\theta$	<i>EMG</i> $\theta$	<i>FSR</i> <i>EMG</i> $\theta$
		1	NV, AE, TS	34.82	31.42	26.11	25.69	24.84
2	NV, AE, TL	26.02	19.17	28.76	16.43	17.80	12.32	10.95
3	NV, AE, TL	33.91	18.26	24.35	13.91	20.00	13.04	8.70
4	NV, AE, TL, TS	10.52	0.00	10.53	36.84	0.00	0.00	10.52
5	NV, AE, TL, TS	7.69	0.00	7.69	46.15	100.00	15.38	53.84
6	NV, AE, TL, TS	20.83	12.50	16.66	8.33	0.00	0.00	29.16
7	NV, AE, TL, TS	16.67	20.83	12.50	25.00	20.83	25.00	50.00
8	NV, AE, TL, TS	20.83	25.00	16.67	25.00	16.67	16.67	95.83
9	NV, AE, TL	15.00	15.00	15.00	55.00	25.00	25.00	100.00
10	NV, AE, TL, TS	22.73	13.64	13.64	9.09	18.18	18.18	100.00
11	NV, AE, TL, TS	0.00	0.00	23.52	64.70	0.00	64.70	100.00
12	NV, AE, TL, TS	20.00	10.00	15.00	60.00	0.00	0.00	45.00
13	NV, AE, TL, TS	26.92	15.38	11.54	23.08	19.23	23.08	80.77
14	NV, AE, TS	8.00	8.00	8.00	20.00	8.00	12.00	8.00
15	NV, AE, TL, TS	21.73	4.34	21.73	0.00	17.39	4.34	78.26
16	NV, AE, TL, TS	29.17	25.00	16.67	33.33	25.00	25.00	70.83
17	NV, AE, TL, TS	13.64	0.00	9.09	40.91	9.09	22.73	72.73
18	NV, AE, TL, TS	13.64	9.09	18.18	9.09	9.09	13.64	100.00
19	NV, AE, TL, TS	20.00	5.00	15.00	95.00	10.00	0.00	100.00
20	NV, AE, TS	14.29	0.00	7.14	100.00	100.00	50.00	50.00
21	NV, AE, TL	19.05	9.52	14.29	100.00	9.52	28.57	57.14
22	NV, AE, TL, TS	22.73	9.09	13.64	0.00	4.55	0.00	63.64
23	NV, AE, TS	7.14	0.00	0.00	100.00	92.86	57.14	21.43
24	NV, AE, TL, TS	18.75	12.50	31.25	62.50	18.75	93.75	62.50
25	NV, AE, TL, TS	17.39	8.70	4.35	0.00	4.35	4.35	47.83
26	NV, AE, TL, TS	5.00	10.00	10.00	40.00	0.00	0.00	90.00
27	NV, AE, TL, TS	13.04	4.35	0.00	0.00	0.00	0.00	73.91
28	NV, AE, TL, TS	30.00	0.00	15.00	100.00	0.00	0.00	60.00
29	NV, AE, TL, TS	13.04	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	78.26
30	NV, AE, TS	29.17	12.50	16.67	25.00	25.00	25.00	87.50

Tabla 4.8. Error de clasificación porcentual calculado por validación cruzada en el entrenamiento de clasificadores basados en LDA para dos modos de locomoción en estado estable (NV: marcha a nivel, AE: ascenso de escaleras) y dos modos de transición (TL: transición líder, TS: transición seguidora). Se presentan los resultados obtenidos para tres grupos de señales en el entrenamiento y la validación de clasificadores (FSR: señales cinéticas registradas bajo el triángulo de apoyo del pie,  $\theta$ : señales de cinemática de rodilla y tobillo, EMG: señales de electromiografía de superficie).

		<b>Conjunto de señales y error de clasificación (%)</b>						
<b>Grupo</b>	<b>Modos de locomoción</b>	<i>FSR</i>	<i>EMG</i>	$\theta$	<i>FSR</i> <i>EMG</i>	<i>FSR</i> $\theta$	<i>EMG</i> $\theta$	<i>FSR</i> <i>EMG</i> $\theta$
		1	NV, AE, TL, TS	34.82	31.42	26.11	25.69	24.84
2	NV, AE, TL	26.02	19.17	28.76	16.43	17.80	12.32	10.95
3	NV, AE, TS	33.91	18.26	24.35	13.91	20.00	13.04	8.70

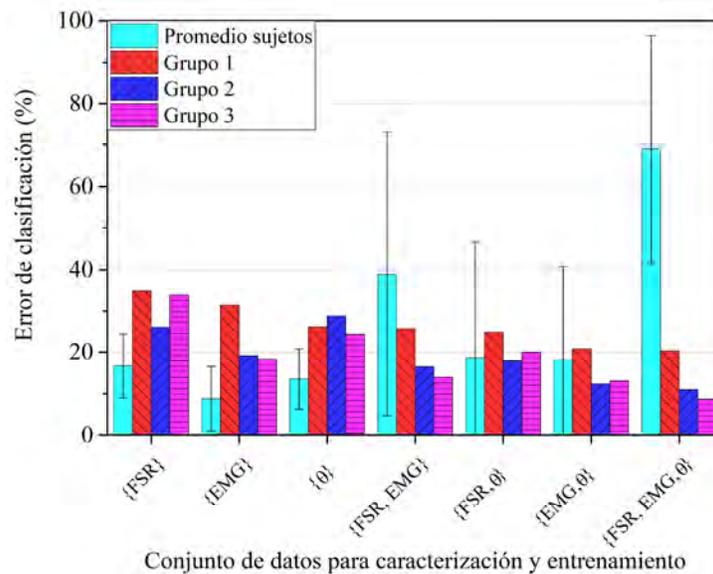


Figura 4.4. Error de clasificación para el conjunto de 30 participantes en el protocolo experimental y para los tres grupos de datos en función de las transiciones realizadas. Se presenta la comparación de los errores con respecto de las señales de sensores utilizadas para entrenamiento y validación de los clasificadores. Las barras de error representan la dispersión calculada para todos los sujetos de prueba (FSR: señales cinéticas registradas bajo el triángulo de apoyo del pie,  $\theta$ : señales de cinemática de rodilla y tobillo, EMG: señales de electromiografía de superficie).

En los tres grupos de datos, el menor error de clasificación (8.70%) se encontró para el grupo 3 (que incluyó los modos de locomoción en estado estable y las transiciones donde la pierna de referencia fue seguidora en la transición de nivel hacia ascenso de escaleras). Los datos utilizados para entrenamiento y validación de clasificadores incluyeron señales de los tres tipos de sensores. Los errores de clasificación para los grupos de datos restantes se mantuvieron por encima del 10%.

---

En una aplicación de esta metodología de clasificación para dispositivos de asistencia en la locomoción, la identificación de los modos de marcha, incluyendo ciclos de marcha de transición, implicaría incluir modelos de clasificadores donde participen ambos tipos transición (lo cual corresponde con el grupo 1 en la Tabla 4.8 y la Figura 4.4). De los resultados obtenidos, se observa que el porcentaje de error de clasificación para los datos del grupo 1 disminuyó en la medida que se agregaron datos de distintos sensores. Dicha acción permitió que el clasificador LDA obtuviera una mejor caracterización de la variabilidad de las señales para distintas condiciones a partir de los datos de distintos individuos. En contraste, el error de clasificación promedio para todos los sujetos (es decir, cuando se entrenaron clasificadores para cada participante) incrementó en la medida que se agregaron datos de distintos sensores. Este efecto parece indicar que la cantidad de datos de entrenamiento individuales de cada sujeto no fueron suficientes para representar la variabilidad inherente de las señales durante los modos de marcha. La cantidad de ciclos de marcha registrados para cada sujeto estuvo limitada a un promedio de entre 3 y 6 ciclos de marcha de transición (dependiendo de la cantidad de transiciones de cada tipo realizadas por cada persona durante el protocolo de pruebas), 6 en escaleras y 12 en marcha a nivel, siendo los ciclos de transición aquellos de los que se tuvo menos información de forma individual. Tal cantidad de ciclos de marcha fue considerada durante el diseño de experimento, ya que uno de los objetivos del protocolo de pruebas estuvo orientado a la definición de clasificadores a partir de señales interindividuales, a diferencia de los clasificadores individuales entrenados en el estudio comparativo de la sección 4.1.2.

La precisión de clasificación para cada modo de marcha en los grupos de datos 1, 2 y 3 se midió por medio de las matrices de confusión y el cálculo de valores-F, los cuales se presentan de la Tabla 4.9 a la Tabla 4.14 para los clasificadores entrenados con el conjunto de datos de los tres sensores. Para el conjunto de datos del grupo 1 se observa que el clasificador tuvo un desempeño pobre para diferenciar la marcha a nivel de ambos tipos de transiciones, especialmente para aquellas donde la pierna instrumentada fue seguidora durante la transición (valor-F = 0.25), mientras que los mejores niveles de detección se obtuvieron para los ciclos de marcha en estado estable, principalmente para el ascenso de escaleras (valor-F = 0.99). En los conjuntos de datos de los grupos 2 y 3, las transiciones fueron los modos de locomoción con menores valores-F (0.75 y 0.89, respectivamente), donde las clasificaciones incorrectas se

encontraron dentro de la clase correspondiente a la marcha a nivel, mientras que los ciclos de marcha en escaleras fueron identificados con un 100% de precisión para ambos casos (valor-F = 1.00).

Tabla 4.9. Matriz de confusión para el clasificador entrenado y validado con señales de los tres tipos de sensores para el grupo de datos número 1. Error de clasificación de 20.38% (NV: marcha a nivel, AE: ascenso de escaleras, TL: transición líder, TS: transición seguidora).

		Predicción			
		NV	AE	TL	TS
Real	NV	220	0	8	0
	AE	2	119	0	0
	TL	39	0	28	0
	TS	45	0	2	8

Tabla 4.10. Medición de la precisión de clasificación para cada clase en dos modos de locomoción en estado estable (NV: marcha a nivel, AE: ascenso de escaleras) y dos transiciones (TL: transición líder, TS: transición seguidora).

	NV	AE	TL	TS
Precisión	0.71	1.00	0.73	1.00
Exhaustividad	0.96	0.98	0.41	0.14
Valor-F	0.82	0.99	0.53	0.25

Tabla 4.11. Matriz de confusión para el clasificador entrenado y validado con señales de los tres tipos de sensores para el grupo de datos número 2. Error de clasificación de 10.95% (NV: marcha a nivel, AE: ascenso de escaleras, TL: transición líder).

		Predicción		
		NV	AE	TL
Real	NV	36	0	1
	AE	0	17	0
	TL	7	0	12

Tabla 4.12. Medición de la precisión de clasificación para cada clase en dos modos de locomoción en estado estable (NV: marcha a nivel, AE: ascenso de escaleras) y una transición (TL: transición líder).

	NV	AE	TL
Precisión	0.83	1.00	0.92
Exhaustividad	0.97	1.00	0.63
Valor-F	0.89	1.00	0.75

Tabla 4.13. Matriz de confusión para el clasificador entrenado y validado con señales de los tres tipos de sensores para el grupo de datos número 3. Error de clasificación de 8.70% (NV: marcha a nivel, AE: ascenso de escaleras, TS: transición seguidora).

		Predicción		
		NV	AE	TS
Real	NV	60	0	2
	AE	0	25	0
	TL	8	0	20

Tabla 4.14. Medición de la precisión de clasificación para cada clase en dos modos de locomoción en estado estable (NV: marcha a nivel, AE: ascenso de escaleras) y una transición (TS: transición seguidora).

	NV	AE	TS
Precisión	0.88	1.00	0.90
Exhaustividad	0.96	1.00	0.71
Valor-F	0.92	1.00	0.79

## 4.2 Banco de pruebas experimental

El banco de pruebas fue conceptualizado como un ensamble de mecanismos servo-controlados a partir de un sistema de control multinivel para emular la cinemática de las articulaciones de rodilla y tobillo. Un flujo de datos experimentales alimentados a la entrada del sistema de control fue clasificado en tiempo real, y los controladores de nivel medio y bajo se encargarían de ajustar parámetros de control en el accionamiento de los actuadores para la asistencia activa en la medida que se detecta la progresión del ciclo de marcha en distintos modos de locomoción. En esta sección se presentan los principales resultados obtenidos al evaluar el funcionamiento en

conjunto de los tres niveles de control en el banco de pruebas durante pruebas fuera de línea utilizando datos registrados en tiempo real en la etapa de adquisición de señales de análisis de marcha.

Se construyeron los mecanismos de actuadores utilizando los componentes e instrumentación descritos en la sección 3.4.2, perfil de aluminio extruido de 40 *mm* para la estructura, y piezas de impresión 3D en plásticos PLA y ABS. La Figura 4.5 presenta una fotografía del prototipo construido, el cual cumple con las dimensiones para los mecanismos de accionamiento presentados en la sección 3.4.1, los cuales fueron diseñados para seguir la cinemática de las articulaciones de rodilla y tobillo en ciclos de marcha a nivel. En la Figura 4.6 se presenta el detalle del ensamble de actuadores en el banco de pruebas para ambas articulaciones. En el Anexo D se presentan los dibujos de detalle de todas las piezas utilizadas para los ensambles.

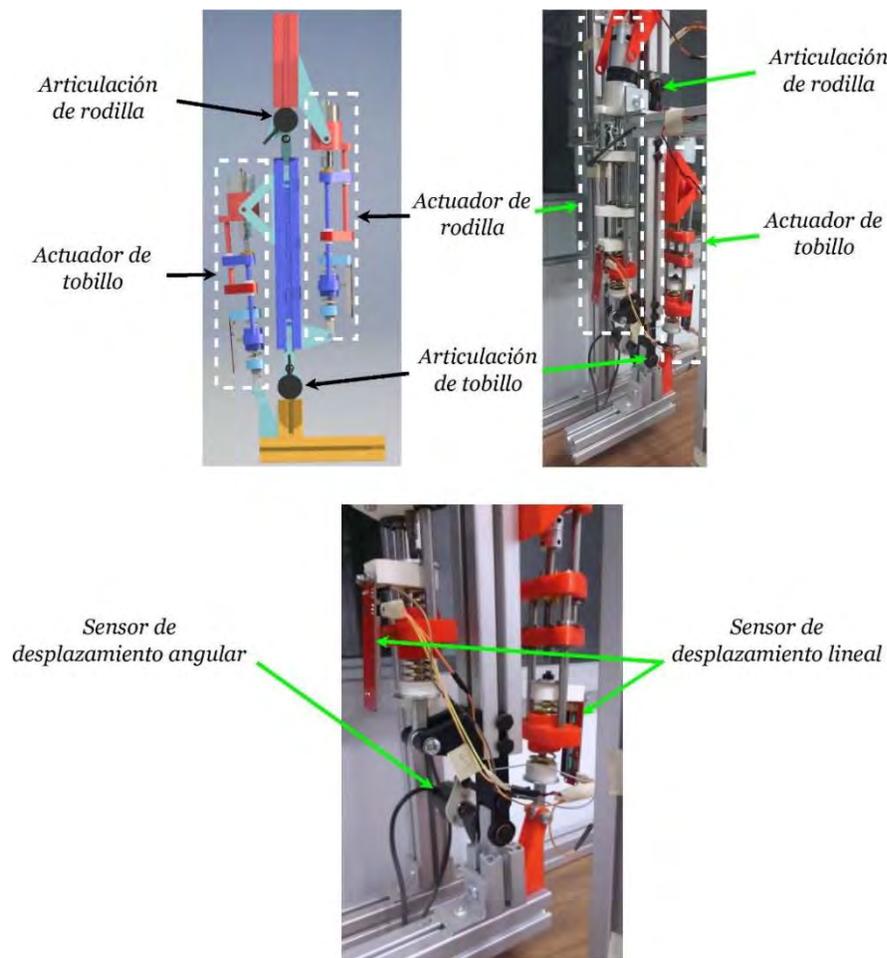


Figura 4.5. Construcción del banco de pruebas. Arriba: ensamble del banco de pruebas y mecanismos diseñados para el cumplimiento de la cinemática de la marcha humana; abajo: instrumentación de los mecanismos de accionamiento.

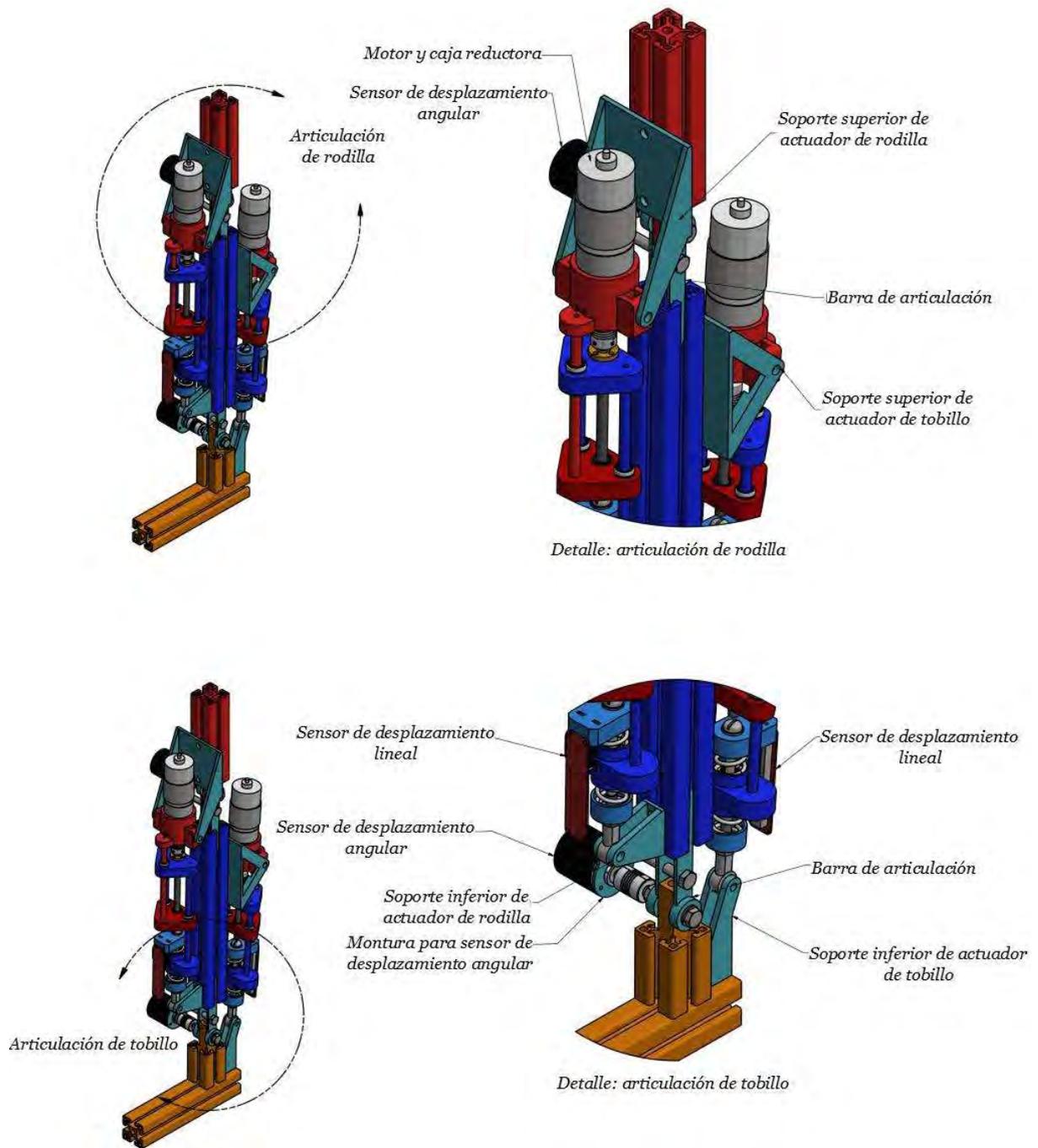


Figura 4.6. Detalle de ensamble de actuadores para las articulaciones de rodilla y tobillo en el banco de pruebas.

### 4.2.1 Implementación de la caracterización de la marcha en tiempo real

Las pruebas de análisis de marcha descritas en el capítulo anterior permitieron caracterizar las señales de distintos modos de locomoción considerando diferentes condiciones experimentales. Los algoritmos de clasificación fueron implementados sobre el banco de pruebas considerando el conjunto de datos que incluyó dos modos de locomoción en estado estable y sus transiciones. El modelo matemático del clasificador y los parámetros para la caracterización de la marcha formaron parte del sistema de control de nivel alto. La MdE funcionó como controlador de nivel medio para la detección de eventos durante la fase de apoyo del ciclo de marcha, los cuales permitieron definir los instantes de inicio de las ventanas de tiempo para la caracterización de señales en los clasificadores. La detección de la fase de oscilación sirvió como referencia para el controlador de nivel bajo en el seguimiento de trayectorias de los actuadores en cada ciclo de marcha.

La Figura 4.7 presenta el diagrama de flujo que esquematiza el flujo de información y el procesamiento realizado por el sistema de control multinivel para la caracterización de la marcha en tiempo real. Se utilizaron los datos registrados de un sujeto de prueba durante las pruebas descritas en la sección 3.3 utilizando señales de cinética, cinemática y EMG muestreadas a 1000 Hz. Los tres niveles de controladores fueron programados dentro del software LabVIEW para accionar el banco de pruebas en tiempo real para ciclos de marcha en estado estable (nivel y ascenso de escaleras) y sus transiciones (transición líder y seguidora). El clasificador LDA para la identificación de modos de marcha fue entrenado previo a la implementación a partir de un programa de Matlab, del cual se extrajo el modelo matemático compuesto por una matriz cuadrada de orden 27 (término  $\Sigma$  en la Ec. 3-8) y cuatro funciones discriminantes (una por cada clase a evaluar). La interfaz para el control del banco de pruebas en tiempo real se presenta en la Figura 4.8.

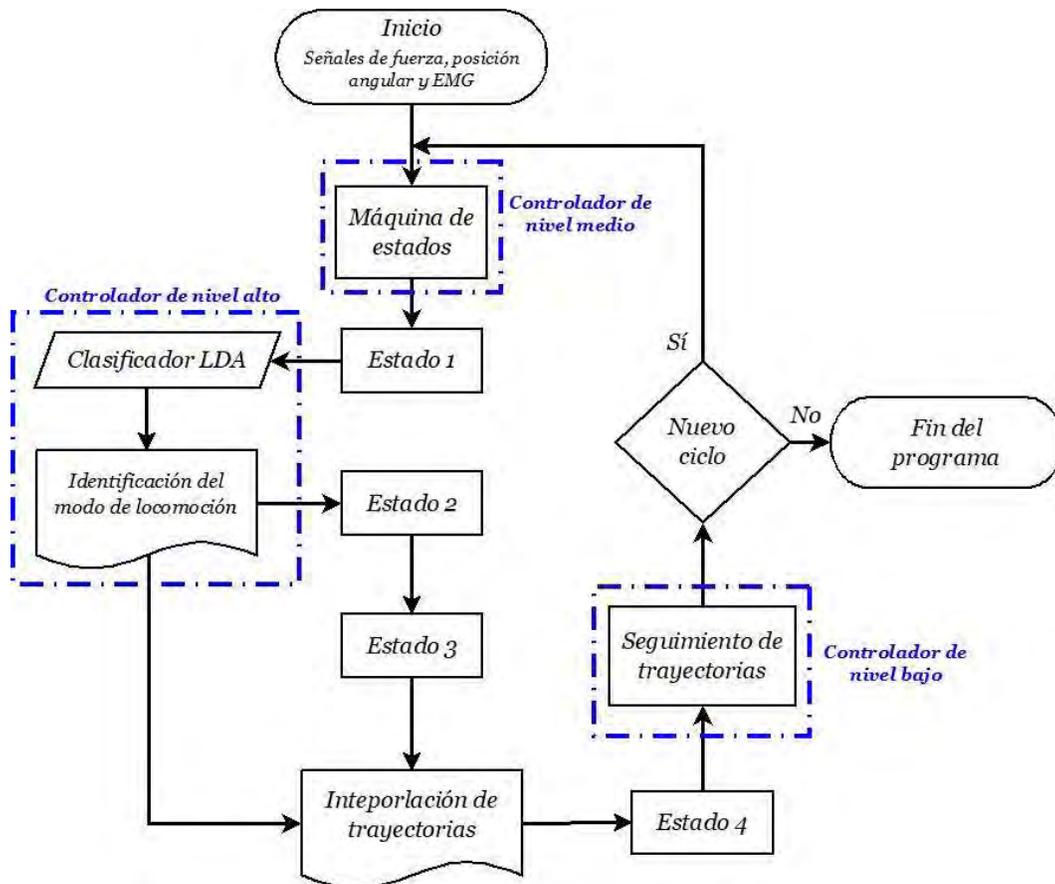


Figura 4.7. Diagrama de flujo para el sistema de control multinivel del banco de pruebas en la caracterización de la biomecánica de la marcha en tiempo real.

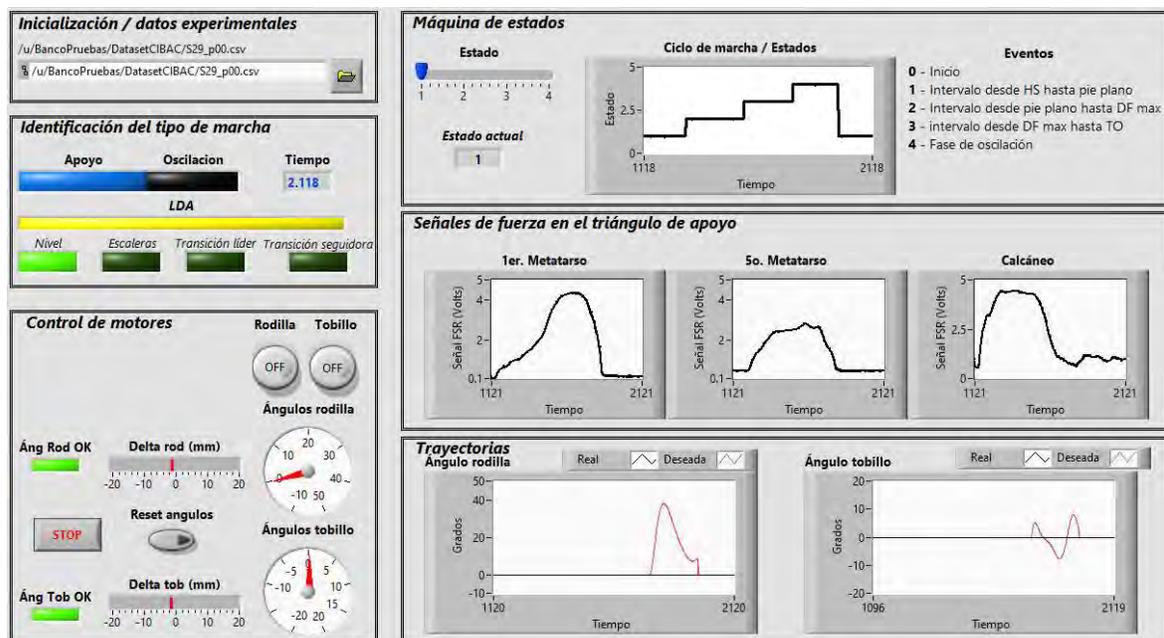


Figura 4.8. Interfaz gráfica en LabVIEW para la caracterización de la biomecánica de la marcha en tiempo real.

### 4.2.2 Seguimiento de trayectorias

El modelo dinámico de los actuadores fue definido de forma experimental a partir de la metodología de identificación de sistemas descrita en la sección 3.4.3. La identificación fue realizada empleando la herramienta de identificación de sistemas integrada en Matlab y validada a partir de métodos gráficos de identificación de sistemas y la minimización del error cuadrático medio. Se obtuvieron datos experimentales para definir la función de transferencia de los dos actuadores acoplados al banco de pruebas. Se utilizó una señal de prueba de tipo escalón en la señal de modulación de ancho de pulso (*pulse width modulation*, PWM) que controló la velocidad de los motores en cada actuador. La respuesta a dicha señal de prueba se registró a partir de la medición de la posición angular de las articulaciones. La respuesta registrada por la dinámica del actuador de tobillo se muestra en la Figura 4.9. Donde los datos registrados por la respuesta en el dominio del tiempo fueron utilizados en la herramienta de identificación para la obtención de una función de transferencia de segundo orden con dos polos. La estructura del modelo fue definida con base en el modelo dinámico a partir del sistema mecánico de los actuadores mostrado en la Figura 3.14 y la Ec. 3-16. Las funciones de transferencia obtenidas fueron empleadas para la sintonización manual de los controladores PI retroalimentados en los actuadores para evaluar el seguimiento de trayectorias durante la fase de oscilación.

Como se mencionó en la sección 3.4.3, las trayectorias de los actuadores de rodilla y tobillo fueron interpoladas en cada ciclo de marcha para ajustar la posición inicial y la duración en el dominio del tiempo de las mismas en proporción con la duración de la fase de apoyo medida por la detección de eventos en la MdE (manteniendo una proporción aproximada de 60% para la fase de apoyo y 40% para la fase de oscilación). En la Figura 4.10 se esquematiza la forma de las trayectorias obtenida por los polinomios de la Ec. 3-13 y la Ec. 3-14 para un ciclo de marcha a nivel con posición inicial de  $0^\circ$  para ambas articulaciones. El valor de posición angular inicial de los polinomios para cada articulación se registró siempre como la posición actual de las articulaciones para el primer dato muestreado en cada fase de oscilación.

La forma de los polinomios estuvo condicionada con respecto del modo de locomoción clasificado por el controlador de nivel alto en la etapa temprana de la fase de apoyo. La Figura 4.11 presenta el polinomio generado para un ciclo de marcha a nivel con posición inicial de  $0^\circ$

para la articulación de tobillo y su correspondiente seguimiento de trayectoria. Se midió el error durante el seguimiento de trayectoria para ciclos de marcha en estado estable y sus transiciones en las señales de un sujeto de prueba a partir del cálculo del coeficiente de correlación, el cual resultó en una correlación promedio de  $72.51 \pm 2.95\%$  entre las curvas de posición real y posición deseada.

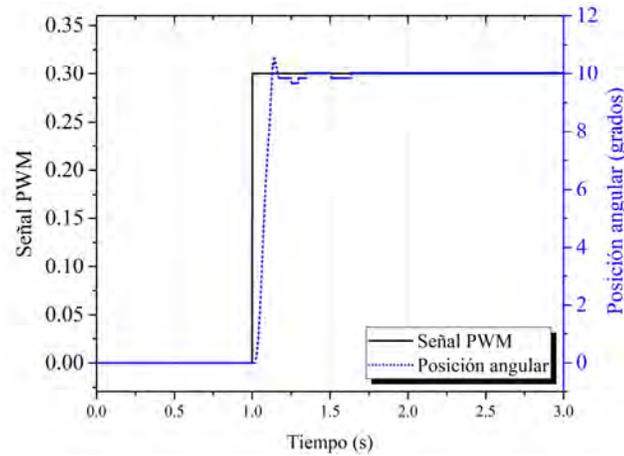


Figura 4.9. Función de prueba para la identificación del modelo dinámico de actuadores.

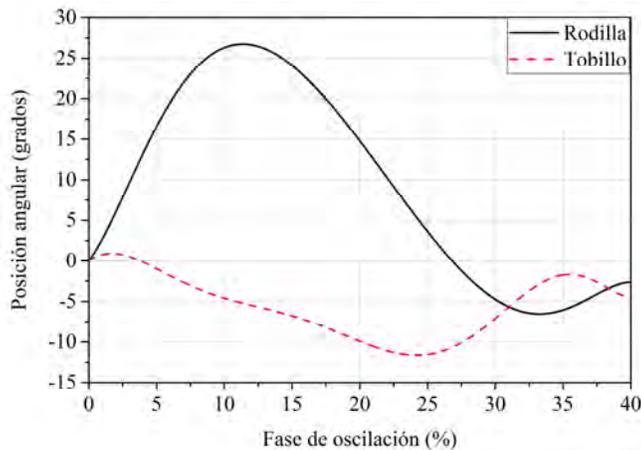


Figura 4.10. Trayectorias deseadas para las fases de oscilación de las articulaciones de rodilla y tobillo. La interpolación para la generación de trayectorias se hace para cada fase de oscilación con respecto de la duración de la fase de apoyo correspondiente y la posición registrada en las articulaciones durante el instante de despegue de antepié.

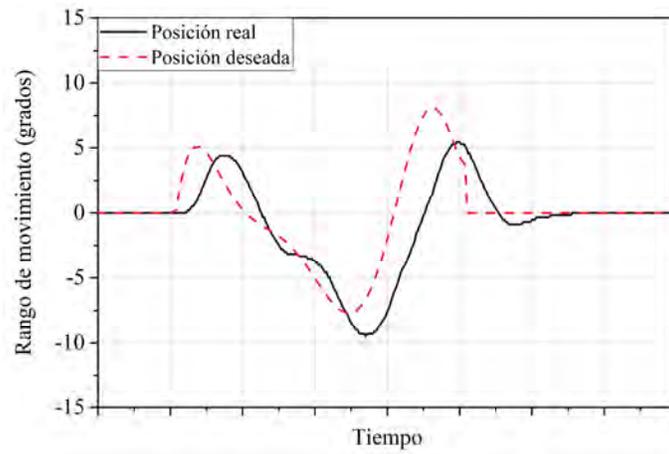


Figura 4.11. Seguimiento de trayectoria para el actuador acoplado a la articulación de tobillo en un ciclo de marcha a nivel en el banco de pruebas.



# Capítulo 5

---

## Discusión y conclusiones

---

En esta investigación se reportó una metodología para el análisis y la caracterización de señales registradas por medio de sensores mecánicos y bioeléctricos, que reflejaron la acción de uno de los miembros inferiores del ser humano durante distintos modos de locomoción. La caracterización de las señales formó parte del entrenamiento y validación de modelos matemáticos de clasificadores basados en análisis discriminante lineal. La obtención de un modelo capaz de identificar distintos modos de locomoción bajo un esquema de clasificación en tiempo real es de utilidad para el desarrollo de nuevos dispositivos de asistencia para miembros inferiores (como las prótesis robóticas), que requieran un menor esfuerzo físico y cognitivo por parte de sus usuarios para su funcionamiento.

Se realizó un análisis a señales registradas durante pruebas de análisis de marcha en dos configuraciones experimentales diferentes. La primera configuración experimental permitió realizar un estudio comparativo para analizar la combinación de parámetros que produjo menores errores en la identificación de modos de marcha. La segunda configuración experimental permitió evaluar la combinación de parámetros seleccionada y estudiar su precisión al entrenar clasificadores con señales caracterizadas de distintos sujetos para la identificación de modos de marcha en estado estable y transiciones.

---

En el análisis comparativo se evaluó el efecto de dos tipos de datos, cuatro ventanas de tiempo para caracterización y 31 combinaciones de características en el error de clasificación de cinco modos de locomoción en estado estable de seis participantes. Se utilizaron datos extraídos de tres áreas discretas dentro de suelas de presión durante pruebas de análisis de marcha en superficie nivelada, en caminadora a tres inclinaciones y en marcha de escaleras. Los resultados obtenidos al hacer comparaciones estadísticas entre las variantes de parámetros y los errores de clasificación demostraron diferencias significativas entre los tipos de señales, mientras que las ventanas de tiempo de 150 y 200 *ms* no demostraron diferencias significativas entre sí. Tampoco se encontraron diferencias significativas entre los subconjuntos de características con menor error de clasificación agrupados de acuerdo a la cantidad de componentes que incluía cada variante de combinación de características. Con base en dichos resultados, los parámetros para clasificación empleados para análisis posteriores se definieron como: señal bruta, ventana de tiempo de 150 *ms* y características en el dominio del tiempo (media, desviación estándar y valor RMS). La configuración seleccionada resultó en un error de clasificación medio de  $7.85 \pm 4.76\%$  para todos los participantes. Posteriormente se calculó un nuevo conjunto de clasificadores al separar los datos pertenecientes a pruebas de marcha a nivel con pruebas en caminadora a 0% de inclinación como consecuencia de los resultados obtenidos al analizar la precisión del clasificador de forma específica para cada clase. Se obtuvo un error medio de clasificación de  $9.14 \pm 4.48\%$  para todos los participantes.

A pesar de que la señal de área activa ha demostrado resultados precisos, en comparación con señales de fuerza en suelas de presión en estudios relacionados con la detección de eventos, los datos de área activa extraídos de las tres áreas definidas como FSR virtuales para este estudio demostraron un desempeño menor en comparación con los datos brutos. Tales diferencias significativas estuvieron relacionadas con la saturación del área delimitada por los sensores virtuales. El umbral definido por el área dentro de cada sensor virtual provocó un sesgo en la información útil que pudo extraer el modelo matemático del clasificador.

Aunque no se encontraron diferencias significativas entre las ventanas de tiempo de 150 y 200 *ms* para la extracción de características, la ventana de 150 *ms* fue seleccionada debido a que reduciría el potencial de retrasos en la clasificación. Tal tamaño de ventana corresponde

aproximadamente al 14 % del ciclo de marcha, cuya duración promedio se ha medido de  $1030 \pm 100$  ms [160].

Al comparar el error de clasificación de las 31 combinaciones de características fue posible observar que el subconjunto que incluyó las cinco características tuvo el menor error de clasificación promedio. Por el contrario, las combinaciones con uno y dos componentes tuvieron errores mayores, donde los subconjuntos que incluyeron únicamente coeficientes de modelos AR tuvieron los valores más altos de error. Tal resultado sugiere que los modelos AR tienen un potencial limitado para la clasificación de modos de locomoción basado en señales cinéticas. En consecuencia, aunque no se encontraron diferencias significativas entre los mejores subconjuntos de características agrupados por número de componentes, el subconjunto de tres componentes seleccionado incluyó únicamente características pertenecientes al dominio del tiempo (es decir, sin incluir modelos AR), debido al menor costo de cómputo para el cálculo de las características, el cual contrasta con los modelos AR que requieren un historial de datos adicional para su cálculo.

El desempeño específico de cada clase en la clasificación utilizando el conjunto de parámetros seleccionado demostró que la mayoría de sus clasificaciones erróneas fueron entre los modos de marcha a nivel y en ascenso de rampas (sugiriendo que ambos modos de marcha fueron muy similares de acuerdo con las características extraídas). El clasificador tuvo datos de entrenamiento para marcha a nivel que combinaban las pruebas realizadas al caminar por un pasillo, con aquellas sobre una caminadora con una inclinación de 0%. Sin embargo, cuando los datos de entrenamiento incluyeron ambos grupos de datos como dos clases independientes (o modos de locomoción diferentes), la precisión específica de tales clases incrementó; mientras que, a su vez, la clasificación correcta disminuyó entre los modos de locomoción de caminadora a 0% de inclinación y ascenso de rampas.

A partir de tales resultados se puede concluir que, aunque los modos de marcha a nivel y en caminadora con 0% de inclinación aparentan ser equivalentes desde el punto de vista de la cinemática, los resultados obtenidos al analizar las señales de cinética sugieren que existen diferencias entre ambos modos de marcha; mientras que entre los modos de marcha en caminadora a 0% de inclinación y en ascenso de rampas demostraron similitudes entre sí.

---

Algunos autores han abordado esta problemática al fusionar los datos de marcha a nivel con los de ascenso de rampas para mantener bajos errores de clasificación [60]. Sin embargo, es necesario realizar un análisis más extenso para estudiar las condiciones experimentales que mejorarían la precisión de la clasificación entre ambas clases. Por otro lado, la baja cantidad de clasificaciones erróneas entre los ciclos de marcha a nivel y de caminadora con 0% de inclinación cuando el clasificador consideró ambos modos de locomoción de forma independiente sugiere que, para la metodología de esta investigación, las características de ambos modos de locomoción son suficientemente diferentes como para ser considerados modos de marcha independientes. Este resultado parece estar alineado con las conclusiones de Lee y Hidler en [161], donde se encontró que los momentos articulares y las señales de fuerza de reacción con el suelo (señales cinéticas) fueron estadísticamente diferentes para pruebas realizadas con sujetos sanos realizando el ciclo de marcha en una caminadora o sobre suelo a nivel, aunque ambos modos de locomoción fueran similares de forma cinemática.

El análisis comparativo permitió definir el tamaño de la ventana de tiempo para la extracción de características. El tamaño de ventana seleccionado es similar con aquel definido por Huang et al. en [37], donde se utilizaron ventanas de 140 *ms* para la extracción de características en diez sensores de EMG. Es importante señalar que, aunque otros trabajos publicados han obtenido menores errores de clasificación para ciclos de marcha en estado estable (error < 1.5%) [29,36,60], la cantidad de sensores y los tamaños de ventanas de tiempo utilizados en dichos análisis han sido sustancialmente mayores en comparación con los valores seleccionados para esta investigación. La estrategia de instrumentación considerada en este trabajo puede ser de utilidad para reducir el potencial de incomodidad para los usuarios de dispositivos de asistencia de miembros inferiores sin afectar el desempeño en la identificación de modos de locomoción en tiempo real.

Se aplicó un protocolo experimental para formar el segundo conjunto de datos con el registro de señales de tres fuentes de datos (cinemática de rodilla y tobillo, cinética debajo del triángulo de apoyo y EMG de superficie en cuatro músculos del muslo). Esto en pruebas de análisis de marcha en estado estable (marcha a nivel y en ascenso de escaleras) y las transiciones de nivel hacia ascenso de escaleras (pierna de referencia liderando o siguiendo el movimiento en la

transición) en 30 sujetos de prueba. Los datos registrados para todas las pruebas fueron agrupados en función de la cantidad de datos registrados para las dos posibles transiciones y los ciclos de marcha en estado estable. Se hicieron comparaciones de los errores de clasificación entre los tres grupos y el promedio de error para clasificadores entrenados de forma individual para cada participante en el estudio. Los menores errores de clasificación para los tres grupos se encontraron cuando se incluyeron señales de las tres fuentes de datos para el entrenamiento de clasificadores (20.38% para el grupo 1, 10.95% para el grupo 2, 8.70% para el grupo 3). Los clasificadores individuales tuvieron errores más grandes en la medida que se agregaron señales de otros sensores ( $68.98 \pm 27.47\%$ ). La tendencia observada de la disminución del error de clasificación en la medida que se agregan señales de otras fuentes de datos coincide con las conclusiones presentadas por Young et al. en [60]. Cabe resaltar que dicho resultado fue obtenido en esta investigación para clasificadores entrenados con datos interindividuales; es decir, con datos de distintas personas caracterizados para entrenar al clasificador como un solo conjunto de datos individual. La caracterización de ciclos de marcha a nivel, en escaleras y la transición de nivel hacia ascenso de escaleras cumplió con el segundo objetivo específico de esta tesis.

Una vez que se definieron los parámetros para la extracción de características y el entrenamiento de clasificadores, y que se definió el mejor conjunto de fuentes de datos para la clasificación, se decidió aplicar el modelo matemático del clasificador seleccionado en un banco de pruebas para observar el funcionamiento en tiempo real que tendría la metodología presentada. Se construyó un banco de pruebas basado en un ensamble protésico transfemoral donde se tendría información de sensores en el pie y las articulaciones de rodilla y tobillo, así como cuatro sensores de EMG en músculos seleccionados del muslo. Su construcción consideró las dimensiones de una pierna humana de tamaño normal y los mecanismos de accionamiento fueron diseñados para cumplir con la cinemática del ciclo de marcha a nivel. En el banco de pruebas se observó la interacción entre: (1) el modelo matemático de identificación de modos de locomoción basado en un clasificador LDA; (2) el control por máquina de estados para detección de eventos y definición de referencias para las ventanas de tiempo que caracterizaron las señales de sensores; y (3) el control de actuadores para el seguimiento de trayectorias en las

---

articulaciones durante la fase de oscilación. El diseño y la construcción de los mecanismos de accionamiento en el banco de pruebas cumplió con el primer objetivo específico de esta tesis.

Durante la etapa experimental con el banco de pruebas se evaluó el funcionamiento en conjunto de los tres niveles de control para un clasificador entrenado con el grupo de datos que incluyó ciclos de marcha en estado estable y sus transiciones. Posteriormente se ingresaron las señales registradas en uno de los sujetos de prueba para su caracterización en tiempo real. Se observó la caracterización de las señales desde el instante de contacto inicial y la progresión de la fase de apoyo con base en la detección de eventos, hasta la interpolación y el seguimiento de trayectorias en la fase de oscilación. La implementación de los modelos del control multinivel en el banco de pruebas permitió observar el potencial de la metodología presentada en esta investigación para conmutar los modos de locomoción de un dispositivo protésico de miembro inferior. La evaluación del banco de pruebas cumplió con el tercer objetivo específico de esta tesis relacionado con el control activo basado en teoría de aprendizaje de máquinas y máquinas de estados a partir de sensores mecánicos y señales de electromiografía.

Ya sea que se trate de un exoesqueleto, una órtesis, o una prótesis robótica, la asistencia activa para actividades ambulatorias que requiera de un mínimo esfuerzo físico y cognitivo para los usuarios en sus actividades de la vida diaria aparenta ser una necesidad vigente.

### 5.1 Aportaciones al estado del arte

Al cumplir con los objetivos planteados en el desarrollo de este proyecto se considera que se han realizado aportaciones en dos áreas relacionadas con el diseño de prótesis activas de miembro inferior:

- *Caracterización de la marcha*: la caracterización de la biomecánica en la transición de marcha a nivel hacia ascenso de escaleras a partir de datos de cinemática, cinética y actividad mioeléctrica empleando una cantidad reducida de sensores, representa un conjunto de información novedosa para el estado del arte del análisis biomecánico de la marcha.
- *Control a voluntad*: el sistema de control en el banco de pruebas estuvo basado en máquinas de estados finitos (marcha a nivel y marcha en ascenso de escaleras). La

transición entre ambas máquinas de estados dependió de la caracterización de señales registradas por sensores mecánicos y de actividad mioeléctrica. Un algoritmo de esta naturaleza basado en una cantidad reducida de sensores representa una nueva alternativa para el control a voluntad de prótesis activas de miembro inferior.

## 5.2 Trabajo futuro

El desarrollo de nuevos dispositivos protésicos de miembro inferior de accionamiento activo con la capacidad de cambiar su modo de operación a voluntad del usuario es un tema de interés actual que está siendo estudiado por medio de distintas metodologías. Desde conjuntos de sensores mecánicos embebidos en un ensamble de prótesis hasta algoritmos adaptativos de identificación de patrones y fusión de datos, el objetivo principal radica en restaurar la funcionalidad de los miembros inferiores para las principales actividades de locomoción de la vida diaria de personas con algún tipo de discapacidad motriz. Los resultados obtenidos en esta investigación representan una nueva alternativa para dicho tema de estudio al plantear una metodología para el control activo de tales dispositivos por medio de una cantidad reducida de sensores y la caracterización de sus señales en tiempo real. Los resultados obtenidos fueron comparables con estudios que han involucrado estrategias de instrumentación con una cantidad mayor de sensores. A partir de los resultados y las conclusiones extraídas de esta investigación, se plantean las siguientes actividades para futuros trabajos:

- Considerar alternativas de análisis, como la inclusión de características adicionales en los datos de entrenamiento, o alternativas de instrumentación para disminuir el error de clasificación al utilizar datos interindividuales para el entrenamiento de clasificadores, sin que esto afecte la capacidad de clasificación en tiempo real. Por ejemplo, invariantes de la cinemática de las articulaciones [116], instrumentación bilateral [29,132] o clasificadores basados en modelos adaptativos [141].
- Realizar un análisis de sensibilidad a las señales procesadas de EMG para identificar la aportación de información característica de cada músculo seleccionado en los modos de locomoción de estado estable y de transición.

- 
- Realizar pruebas adicionales de análisis de marcha para analizar la influencia de las dimensiones de los escalones en la dinámica de la marcha.
  - Formular modelos de detección de eventos y clasificación de modos de locomoción para los cinco modos de locomoción estudiados y sus combinaciones de transiciones.
  - Considerar la inclusión de articulaciones metatarsfalángeas en un ensamble protésico de miembro inferior, y evaluar la aportación que tendría en la asistencia de la marcha desde un punto de vista cinemático y cinético como una articulación pasiva o activa.
  - Estudiar una segunda iteración de la metodología desarrollada en este trabajo de investigación tomando en cuenta valores de cadencia variable, ya que una ventana de tiempo de tamaño fijo como la seleccionada en este trabajo podría ver afectada su precisión para cadencias de marcha significativamente diferentes (mayores o menores) que la velocidad autoseleccionada.
  - Desarrollar una segunda iteración del banco de pruebas para su dimensionamiento como un prototipo de prótesis, tomando en cuenta las cargas dinámicas dictadas por normatividad para el diseño de prótesis de miembro inferior.

---

# Anexos

---

## Anexo A. Especificaciones de sensores

Se presentan las principales especificaciones de las suelas de presión utilizadas para la adquisición de los datos y los sensores empleados durante la aplicación de los protocolos experimentales.

### Suelas de presión

Las señales utilizadas para caracterización de la marcha a partir de mapas de presión en la planta del pie se obtuvieron a través de suelas de uso médico F-Scan de la marca Tekscan. En la Figura A - 1 y la Tabla A - 1 se presentan la geometría de los sensores y las especificaciones generales dadas por el fabricante, respectivamente.

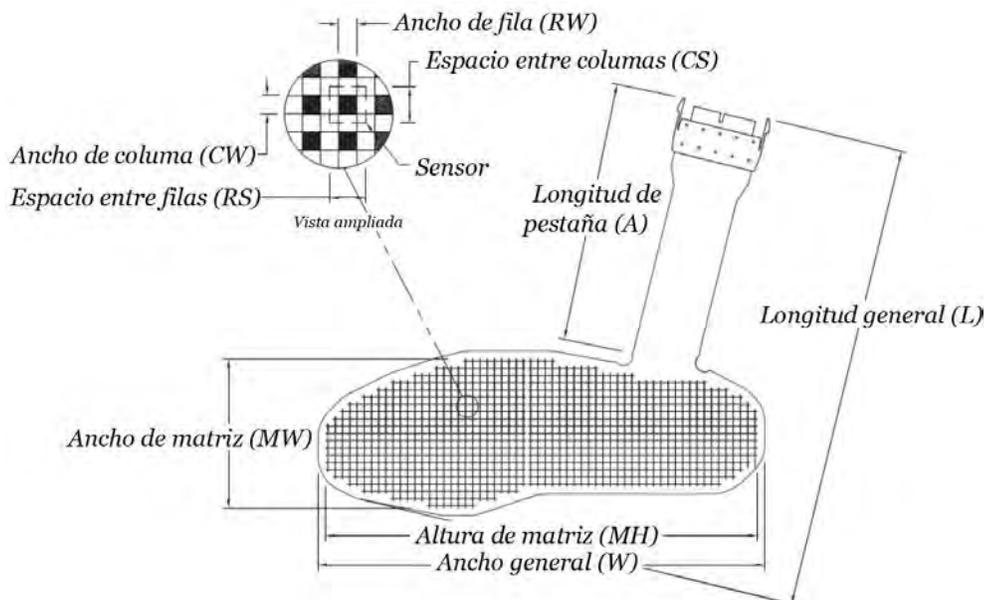


Figura A - 1. Sensor F-Scan empleado para el registro de señales de presión en la planta del pie.

Tabla A - 1. Hoja de datos del sensor F-Scan

<b>Dimensiones generales (mm)</b>	Longitud general ( <i>L</i> )		327.2	
	Ancho general ( <i>W</i> )		313.7	
	Longitud de pestaña ( <i>A</i> )		182.6	
	Ancho de matriz ( <i>MW</i> )		106.7	
	Altura de matriz ( <i>MH</i> )		304.8	
<b>Dimensiones del área de sensores</b>	Ancho de columna ( <i>CW</i> )		2.5 mm	
	Columnas	Espacio entre columnas ( <i>CS</i> )	5.1 mm	
		Cantidad	21	
	Filas	Ancho de fila ( <i>RW</i> )		2.5 mm
		Espacio entre filas ( <i>RS</i> )		5.2 mm
		Cantidad		60
Número total de sensores		954		
<b>Resumen</b>	Resolución espacial de sensores		3.9 sensores / cm <sup>2</sup>	
	Presión máxima		862 kPa	

## Sensores de fuerza resistivos

Se emplearon tres sensores de fuerza resistivos (*force sensing resistor*, FSR) modelo *IMS-C20B*, para el registro de fuerzas verticales de reacción debajo de referencias anatómicas seleccionadas en la planta del pie, durante el protocolo experimental que estudió dos modos de marcha a nivel y dos transiciones. En la Figura A - 2 y la Tabla A - 2 se presentan la geometría de los sensores y las especificaciones generales dadas por el fabricante, respectivamente.



Figura A - 2. Sensor de fuerza resistivo IMS-C20B.

Tabla A - 2. Hoja de datos de sensores de fuerza resistivos modelo IMS-C20B.

<b>Propiedad</b>	<b>Valor</b>
<i>Diámetro del área de detección</i>	20 mm
<i>Espesor</i>	0.25 mm
<i>Voltaje de trabajo</i>	+5 V
<i>Temperatura de trabajo</i>	Mín. -40 °C, máx. 60°C
<i>Error lineal</i>	< ± 3%
<i>Repetitividad de rango completo</i>	< ± 2.5%
<i>Histéresis de rango completo</i>	< ± 4.5%
<i>Desviación logarítmica</i>	< 5%
<i>Tiempo de respuesta</i>	5 μs
<i>Desviación por temperatura</i>	0.2%

---

## Electrodos de electromiografía de superficie

El registro de señales EMG durante las pruebas de laboratorio se realizó sobre cuatro músculos seleccionados en una pierna de referencia para todos los participantes en el estudio. Se utilizaron sensores modelo *Trigno* de la marca DELSYS para el registro de señales mioeléctricas de superficie. En la Figura A - 3 y la Tabla A - 3 se presentan la geometría de los sensores y las especificaciones generales dadas por el fabricante, respectivamente.



Figura A - 3. Sensor *Trigno* de DELSYS utilizado para el registro de señales mioeléctricas de superficie.

Tabla A - 3. Hoja de datos de sensores *Trigno*.

<b>Propiedad</b>	<b>Valor</b>
<i>Dimensiones</i>	27 x 37 x 13 mm
<i>Masa</i>	14 g
<i>Rango de temperatura</i>	5 – 45 °C
<i>Banda de radiofrecuencia</i>	2400 – 2483 MHz
<i>Ancho de banda de señal EMG</i>	20-450 Hz / 10-850 Hz
<i>Dimensiones de contactos EMG</i>	5 x 1 mm
<i>Material de contactos</i>	99.99% plata
<i>Rango de acelerómetros</i>	±2g, ±4g, ±8g, ±16g
<i>Ancho de banda de acelerómetros</i>	24 – 470 Hz
<i>Rango de giroscopios</i>	±250 °/s, ±500 °/s, ±1000 °/s, ±2000 °/s
<i>Ancho de banda de giroscopios</i>	24 – 360 Hz
<i>Retraso inter-sensor</i>	< 1 periodo de muestra
<i>Retraso inter-canal</i>	< 1 – 2 periodos de muestra
<i>Rango de salida análogo</i>	± 5 V

## Anexo B. Programa de Matlab para el entrenamiento y validación de clasificadores basados en análisis discriminante lineal

El código de Matlab presentado en este apartado fue utilizado para entrenar y validar los clasificadores basados en análisis discriminante lineal para el estudio comparativo donde se estudió el efecto de los parámetros de caracterización en el error de clasificación.

Este programa utiliza datos previamente clasificados para entrenamiento en una ventana de tiempo específica para un tipo de dato específico, los cuales se ingresan desde un archivo de hoja de cálculo. Cada fila corresponde a las características de cada ciclo de marcha empleado para entrenamiento, y cada columna corresponde con el estimador de cada característica (valor medio del sensor  $MI$ , desviación estándar del sensor  $M5$ , coeficientes AR del sensor  $C$ , etc). Mientras que la última columna, extraída por el programa como un vector, expresa la clase correspondiente a cada ciclo de entrenamiento por medio de una variable categórica. En este caso se utilizaron números del 1 al 5 para definir la clase correspondiente a cada modo de locomoción (marcha a nivel, ascenso de rampas, descenso de rampas, ascenso de escaleras, descenso de escaleras).

A la salida de este programa se obtienen los errores de clasificación estimados por validación cruzada de cinco iteraciones (*five-fold cross-validation*) de los clasificadores LDA en las 31 combinaciones de características.

```
clearvars
clc
% Se carga el conjunto de datos de entrenamiento
data=xlsread('raw-S6-features-150ms.xlsx');

% Se definen las columnas correspondientes a cada estimador de
características
X=[1:3];
SD=[4:6];
RMS=[7:9];
AR3=[10:12];
AR6=[13:15];

% Se definen las 31 combinaciones de características
conj{1}=[X];
conj{2}=[SD];
conj{3}=[RMS];
conj{4}=[AR3];
conj{5}=[AR6];
```

---

```

conj{6}=[X,SD];
conj{7}=[X,RMS];
conj{8}=[X,AR3];
conj{9}=[X,AR6];
conj{10}=[SD,RMS];
conj{11}=[SD,AR3];
conj{12}=[SD,AR6];
conj{13}=[RMS,AR3];
conj{14}=[RMS,AR6];
conj{15}=[AR3,AR6];
conj{16}=[X,SD,RMS];
conj{17}=[X,SD,AR3];
conj{18}=[X,SD,AR6];
conj{19}=[X,RMS,AR3];
conj{20}=[X,RMS,AR6];
conj{21}=[X,AR3,AR6];
conj{22}=[SD,RMS,AR3];
conj{23}=[SD,RMS,AR6];
conj{24}=[SD,AR3,AR6];
conj{25}=[RMS,AR3,AR6];
conj{26}=[X,SD,RMS,AR3];
conj{27}=[X,SD,RMS,AR6];
conj{28}=[X,SD,AR3,AR6];
conj{29}=[X,RMS,AR3,AR6];
conj{30}=[SD,RMS,AR3,AR6];
conj{31}=[X,SD,RMS,AR3,AR6];

% Se crea un ciclo para evaluar todas las combinaciones de características
para los datos de entrenamiento ingresados
for F=1:size(conj,2);
    fprintf('Modelo %d\n',F);
    datos=data;

    caract=datos(:,conj{F}); % Matriz de datos con las 15 características
    clases=datos(:,16); % Vector de clases

    obj = fitcdiscr(caract,clases); %Clasificador
    cvmodel = crossval(obj,'KFold',5); %Validación cruzada
    R = confusionmat(clases,resubPredict(obj)); %Matriz de confusión
    L=sum(diag(R))/sum(sum(R)); %Precisión del clasificador
    M=(1-L)*100; %Error de clasificación
    acc(F,:)=M; %Vector con los resultados para los 31 clasificadores
end

```

### Anexo C. Documento de aprobación para la realización del protocolo de investigación.

El protocolo de investigación implementado en la sección 3.3 se aplicó durante el mes de febrero de 2019 en el Centro de Investigación en Bioingeniería (CIBAC) A.C. en la ciudad de Chihuahua. El documento que describió el protocolo experimental fue sometido a revisión el 12 de diciembre de 2018 y aprobado el 6 de febrero de 2019 por el Comité de Investigación y el Comité de Ética en Investigación de la Unidad de Investigación en Salud S.C. de Chihuahua. Se presentan los documentos correspondientes a ambos eventos.

Chihuahua, Chih., a 1 de Diciembre del 2018

Dr. Juan Carlos Cantú Reyes / Presidente del Comité de Ética en Investigación y  
Dra. María Elena Martínez Tapia / Presidente del Comité de Investigación  
Unidad de Investigación en Salud de Chihuahua, S.C.  
Presente

Asunto: Sometimiento inicial

Código n/a  
Título Análisis biomecánico de la marcha a nivel, el ascenso de escaleras y sus transiciones  
Patrocinador Centro de Investigación en Bioingeniería, A.C., Centro Nacional de Investigación y Desarrollo Tecnológico (CENIDET)

Estimados Doctores:

Con la finalidad de realizar el estudio arriba mencionado, por la presente SOMETO a revisión del Comité de Ética de la Unidad de Investigación en Salud de Chihuahua, S.C., integrado por el Comité de Ética en Investigación y el Comité de Investigación, los siguientes documentos:

Protocolo de Investigación: Análisis biomecánico de la marcha a nivel, el ascenso de escaleras y sus transiciones, versión 1 con fecha del 1 de Diciembre del 2018. El Documento incluye el formato de consentimiento informado en el Anexo B. El nombre del archivo electrónico es protocolo\_CENIDET.

Sin otro particular por el momento, envío un cordial saludo.

Atentamente,

  
Msc. Carlos Lara  
Investigador Principal  
Centro de Investigación en Bioingeniería, A.C.

COMITÉ DE ÉTICA  
12 DIC 2018



COMITÉ DE INVESTIGACIÓN  
12 DIC 2018



Parque Tecnológico Orión  
Ave. H. Colegio Militar 4709  
Nombre de Dios, 31300, Chihuahua, Chihuahua  
(614) 439 5000 Ext. 3197  
fb.me\cibac.mx

Figura C - 1. Carta de sometimiento inicial para revisión del documento de protocolo de investigación para aprobación por el comité de ética.



Comité de Ética en Investigación registro CONBIOÉTICA-08-CEI-002-20170526  
 Comité de Investigación registro COFEPRIS 17 CI 08 019 118  
 U.S. Department of Health and Human Services IORG0004572

## Comité de Ética

Chihuahua, Chih., 06 de febrero de 2019

**MSC. Manuel Carlos Lara Barrios**  
 Investigador principal  
 Presente

**Asunto:** Aprobación inicial  
**Código UIS:** CE-18-031

**Código** NA.  
**Título** Análisis biomecánico de la marcha a nivel, el ascenso de escaleras y sus transiciones.  
**Patrocinador** Centro de Investigación en Bioingeniería, A.C., Centro Nacional de Investigación y Desarrollo Tecnológico (CENIDET).  
**Domicilio sitio** Tecnológico de Monterrey Campus Chihuahua, Parque Tecnológico Orión 8vo piso, Avenida Colegio Militar No. 4709, C.P. 31150, Chihuahua, Chih., México.

**Estimado MSC. Lara:**

En relación al protocolo arriba mencionado, hacemos de su conocimiento que estos comités revisaron los aspectos éticos, la relación riesgo/beneficio y la garantía de bienestar de los sujetos que participen en dicho estudio, emitiendo el siguiente dictamen: **Aprobado**.

El material y/o documentos revisados fueron:

- Protocolo de investigación: Análisis biomecánico de la marcha a nivel, el ascenso de escaleras y sus transiciones, versión 2 con fecha del 19 de enero de 2019. El documento incluye el formato de consentimiento informado en el Anexo B.

Así mismo, le informamos que esta autorización tiene vigencia de un año, por lo que usted deberá solicitar la renovación en forma oportuna. Para ello, deberá entregar al menos 30 días antes una solicitud escrita, acompañada del informe anual de actividades del estudio.

Sin otro particular por el momento, le enviamos un cordial saludo.

Atentamente,

  
**Dr. Juan Carlos Cantú Reyes**  
 Presidente del Comité de Ética en Investigación  
 Unidad de Investigación en Salud de Chihuahua, S.C.

  
**Dra. María Elena Martínez Tapia**  
 Presidente del Comité de Investigación  
 Unidad de Investigación en Salud de Chihuahua, S.C.

Trasviña y Retes 1317  
 Col. San Felipe  
 Chihuahua, Chih.  
 31203, México

comite.etica@uis.com.mx

FC-CE-3.05 Aprobación inicial, Versión 08-may-2018 - 1 / 1

UIS 050405HB9  
 Tel: (52) 614 437-2837  
 Fax (52) 614 415-7287  
 www.uis.com.mx

Figura C - 2. Carta de aprobación del documento de protocolo de investigación por el comité de investigación.

Anexo D. Dibujos de detalle de mecanismos de actuadores.

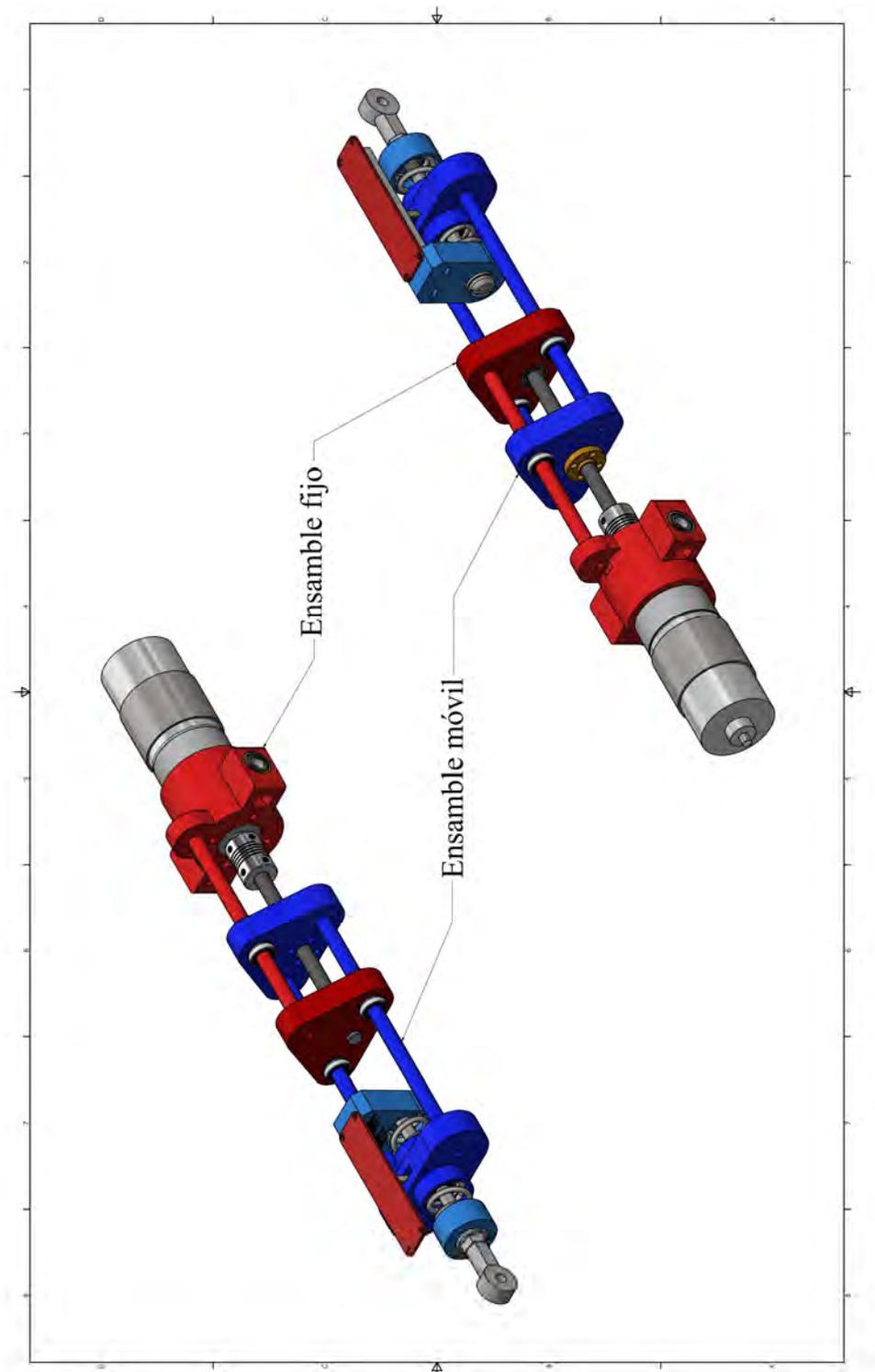


Figura D - 1. Partes principales del ensamble de actuadores para ambas articulaciones en el banco de pruebas.



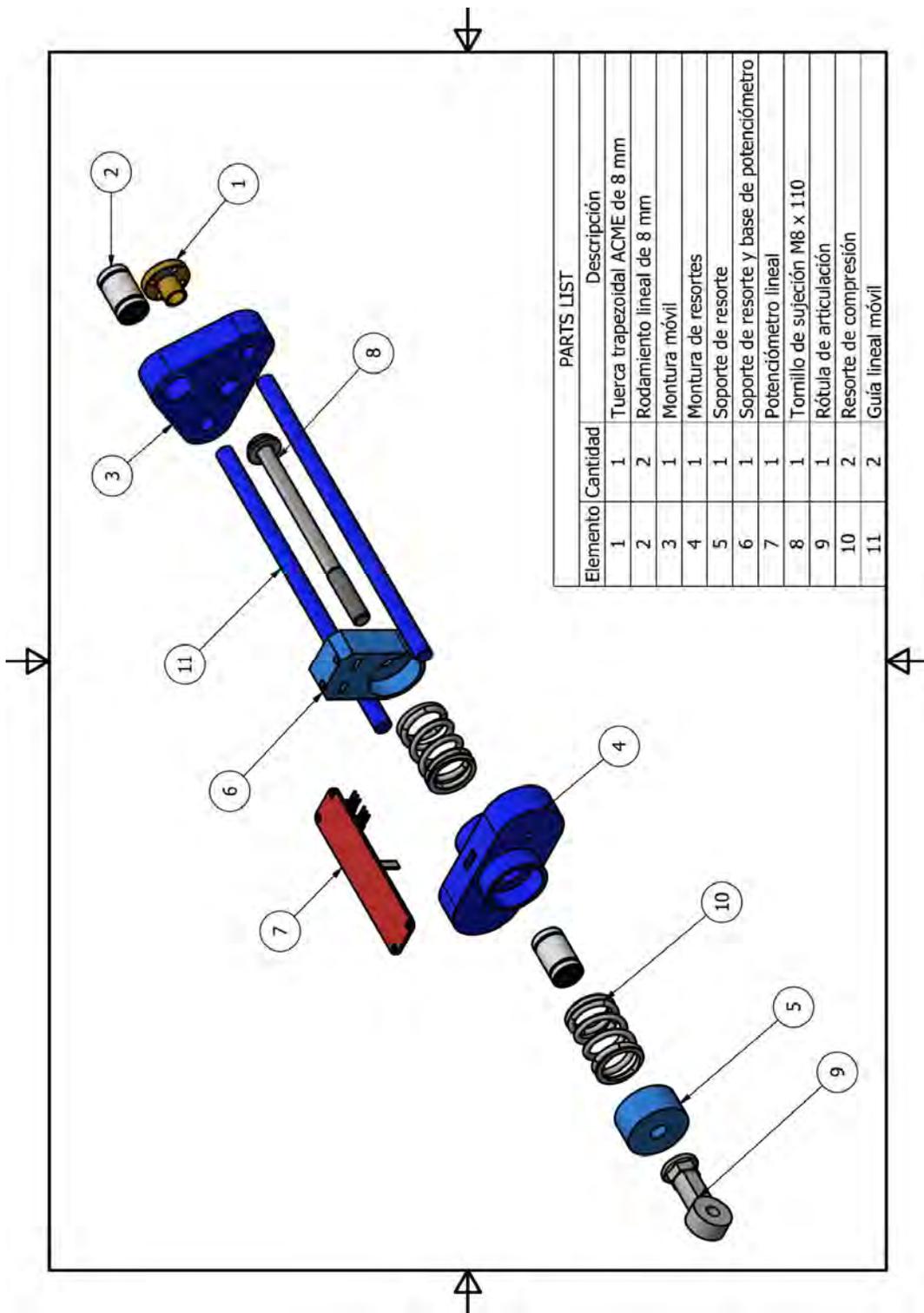


Figura D - 3. Plano en conjunto para el ensamble móvil en los mecanismos de actuadores.

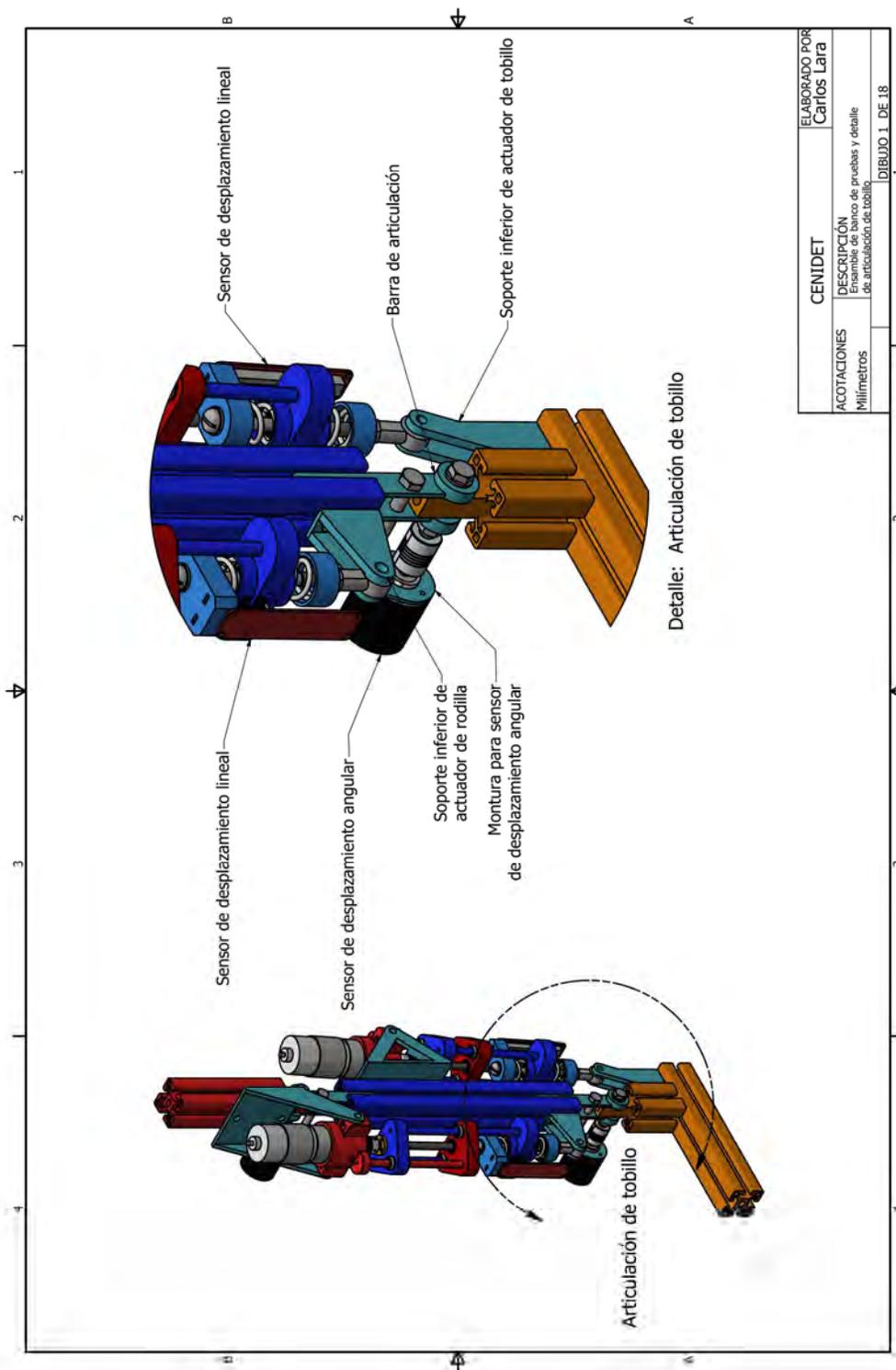
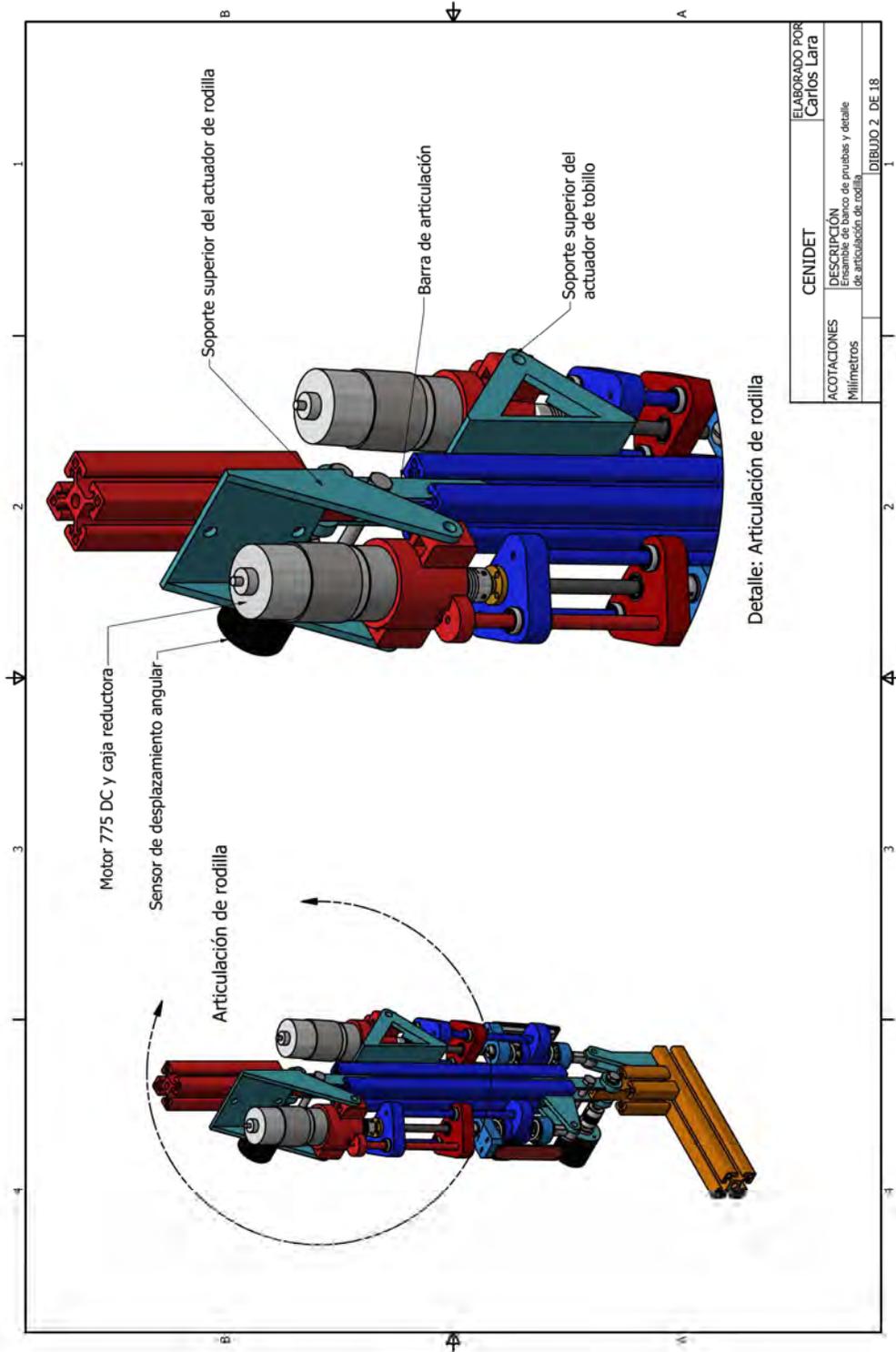


Figura D - 4. Ensamble completo de actuadores en el banco de pruebas. Detalle del ensamble en la articulación de tobillo.



ACOTACIONES	ELABORADO POR
Millímetros	CENIDET
DESCRIPCIÓN	
Ensamble de banco de pruebas y detalle de articulación de rodilla	
DIBUJO 2_DE18	

Figura D - 5. Ensamble completo de actuadores en el banco de pruebas. Detalle del ensamble en la articulación de rodilla.

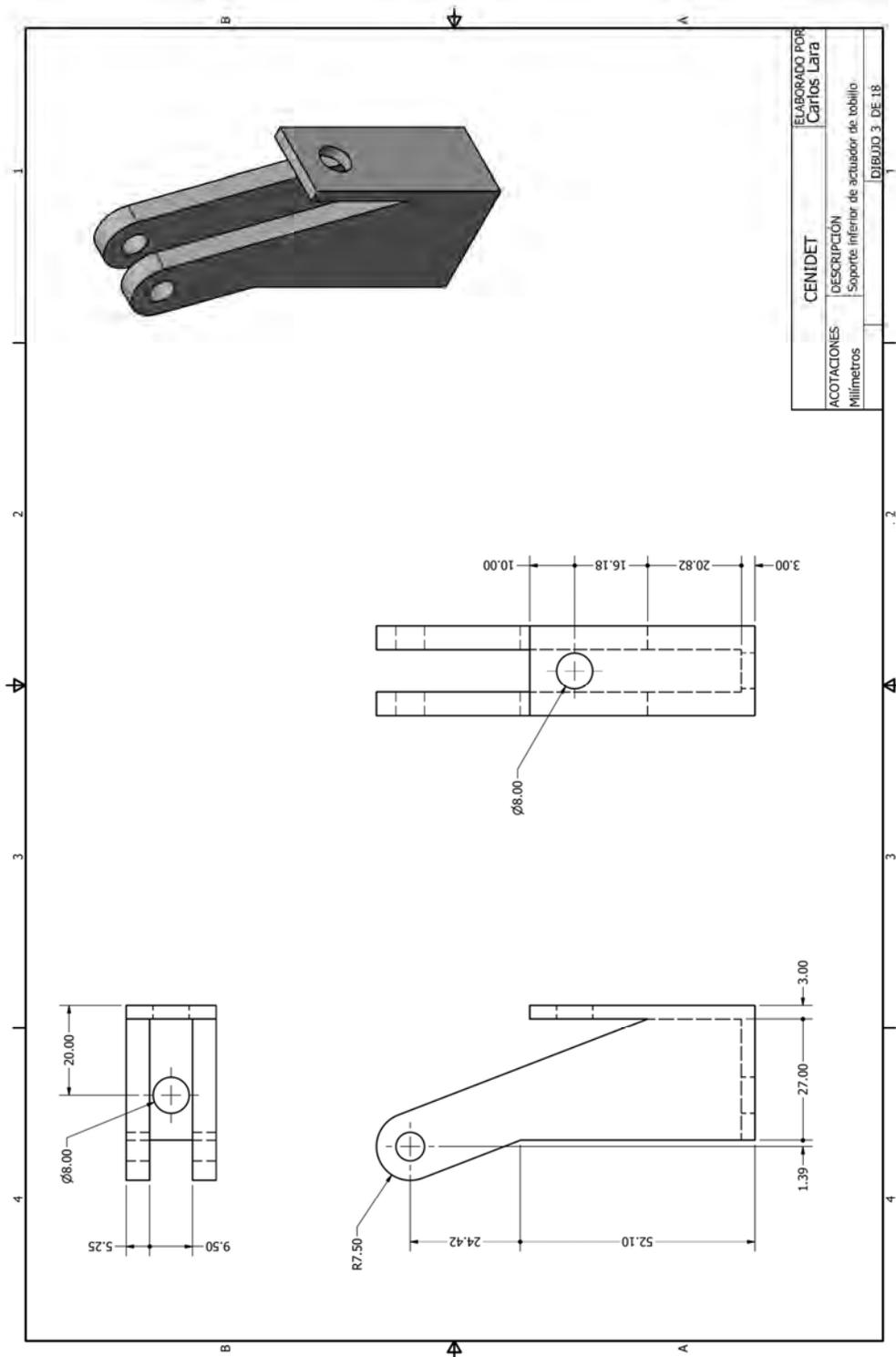


Figura D - 6. Dibujo de detalle: soporte inferior de actuador de tobillo.

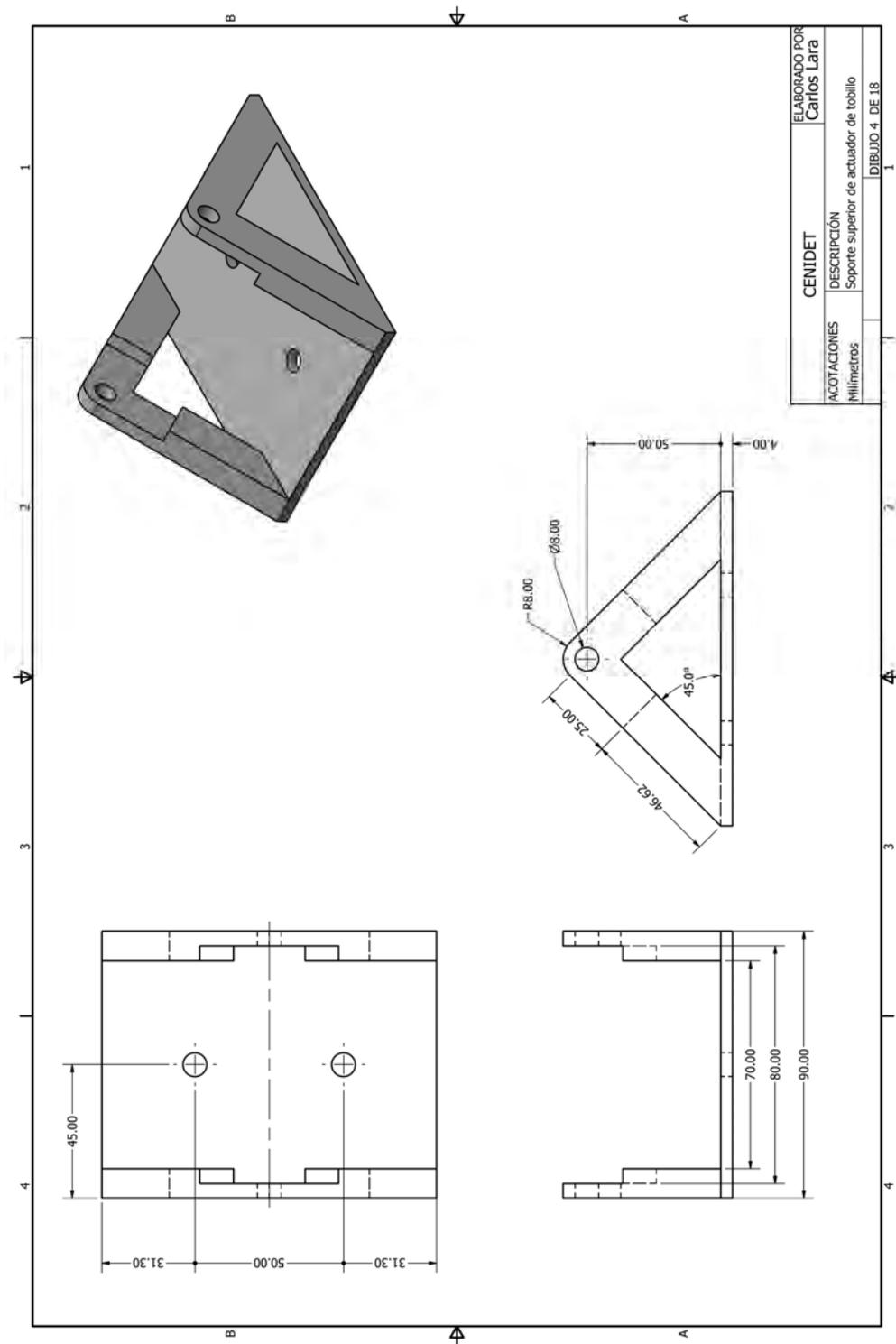


Figura D - 7. Dibujo de detalle: soporte superior de actuador de tobillo.

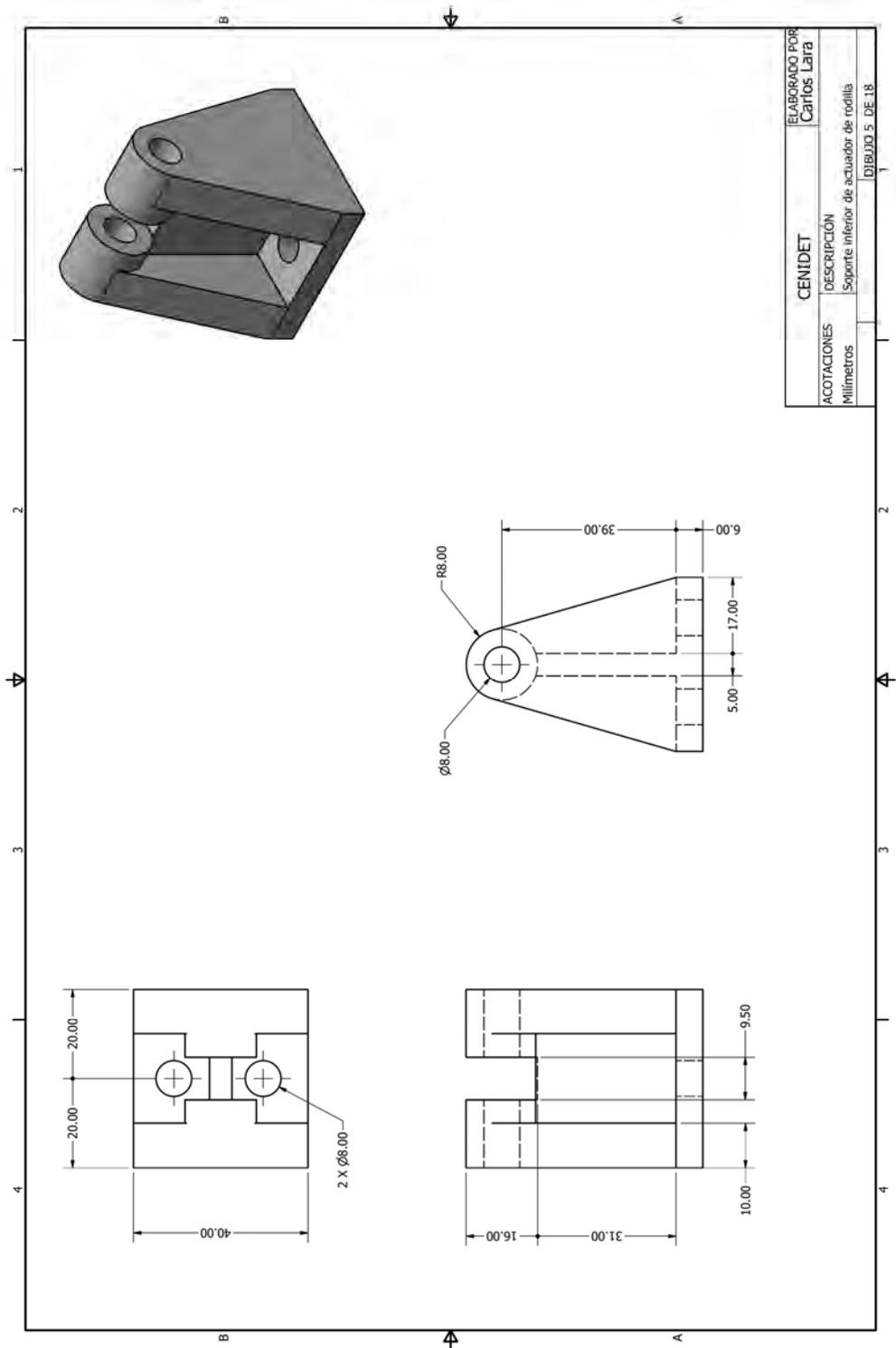


Figura D - 8. Dibujo de detalle: soporte inferior de actuador de rodilla.

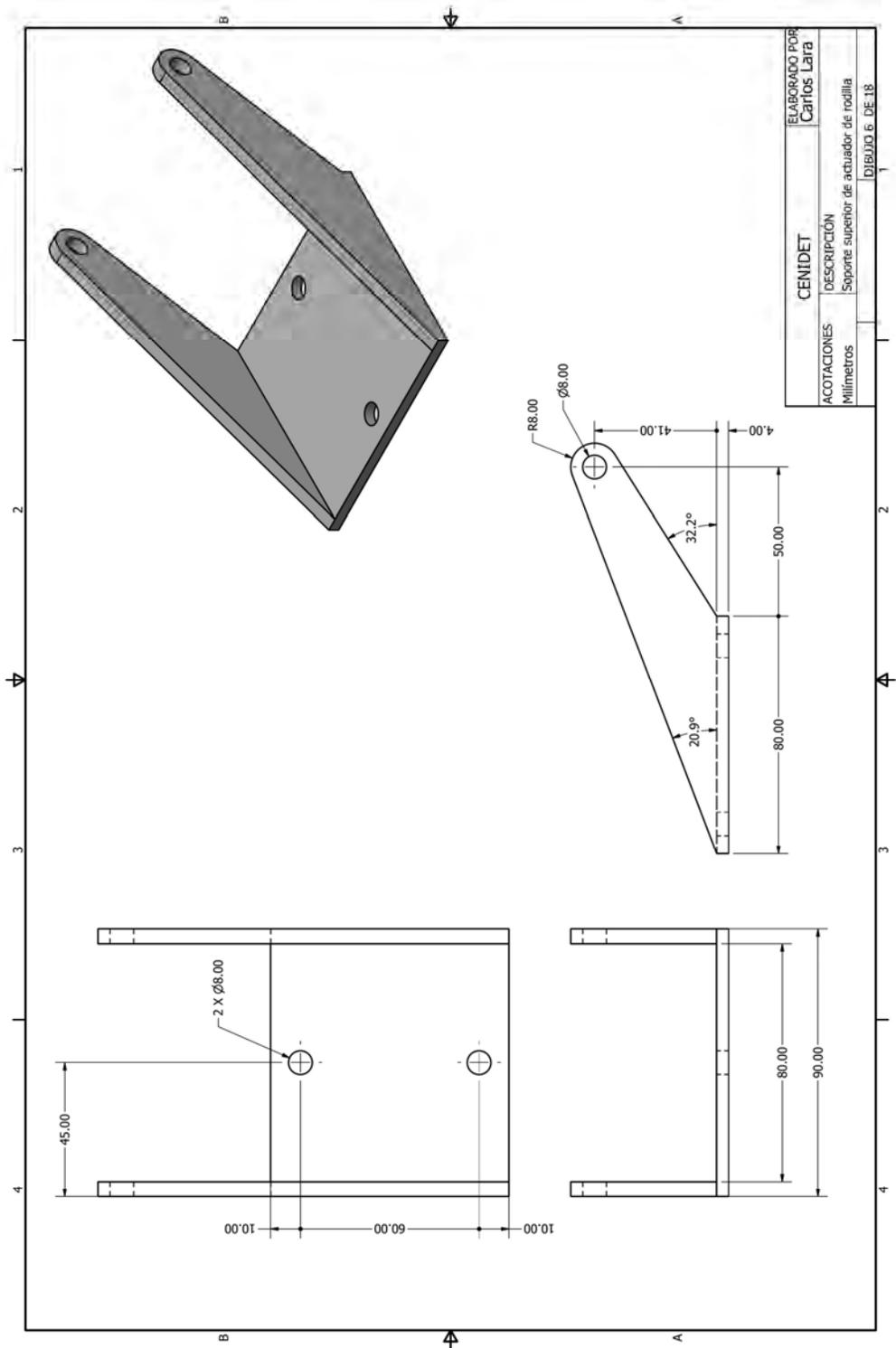


Figura D - 9. Dibujo de detalle: soporte superior de actuador de rodilla.

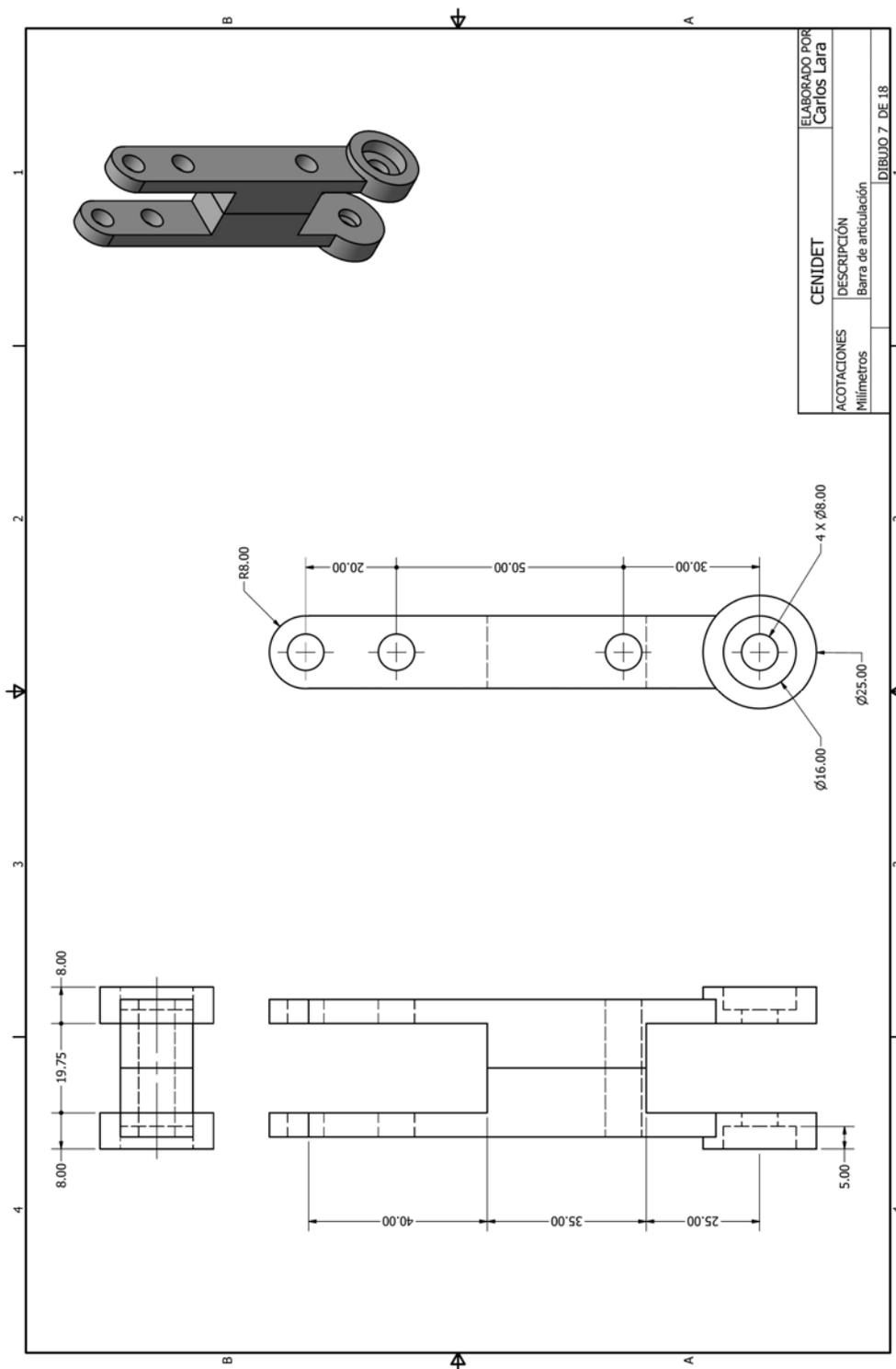


Figura D - 10. Dibujo de detalle: barra de articulación.

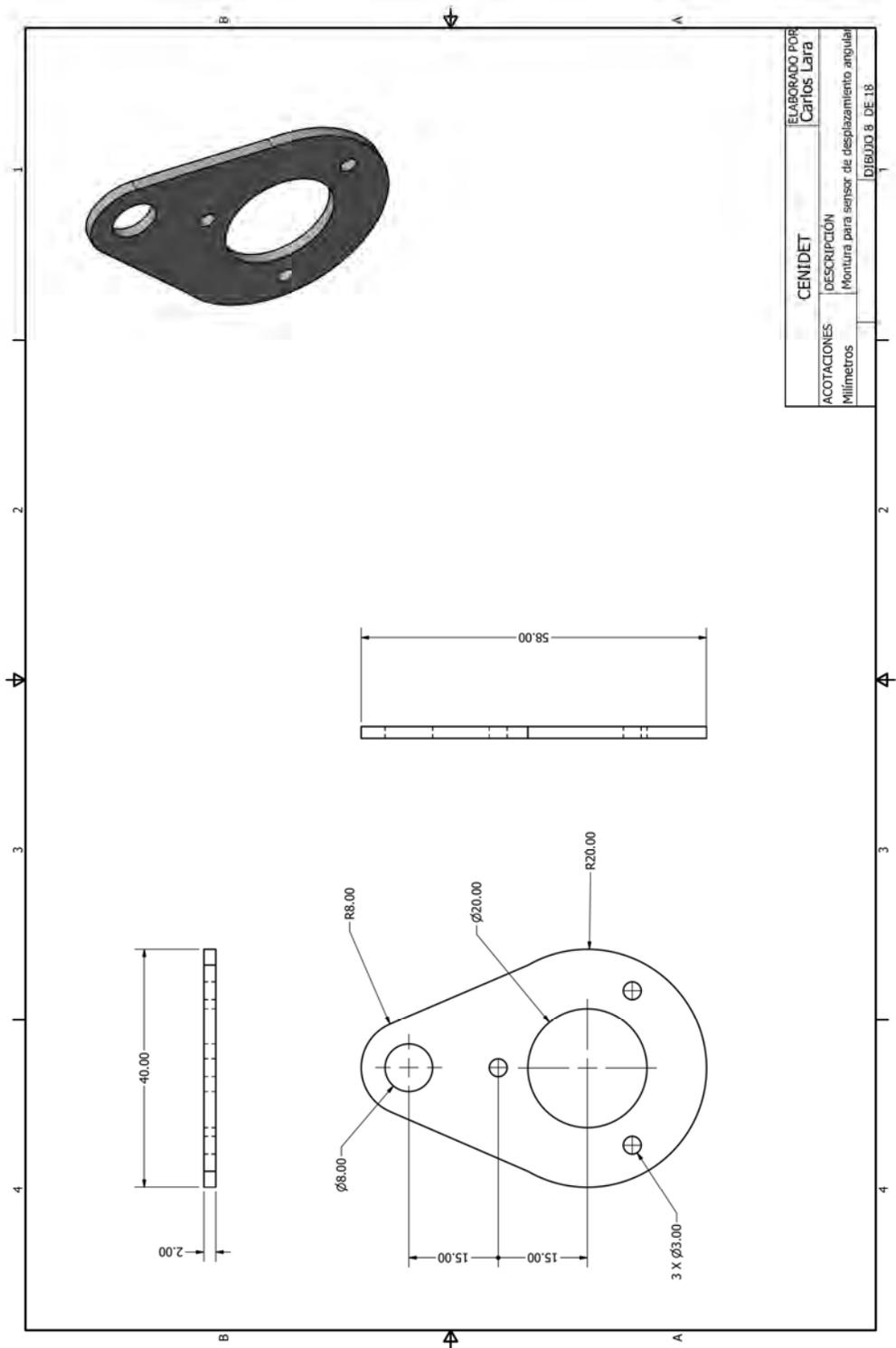


Figura D - 11. Dibujo de detalle: montura para sensor de desplazamiento angular.

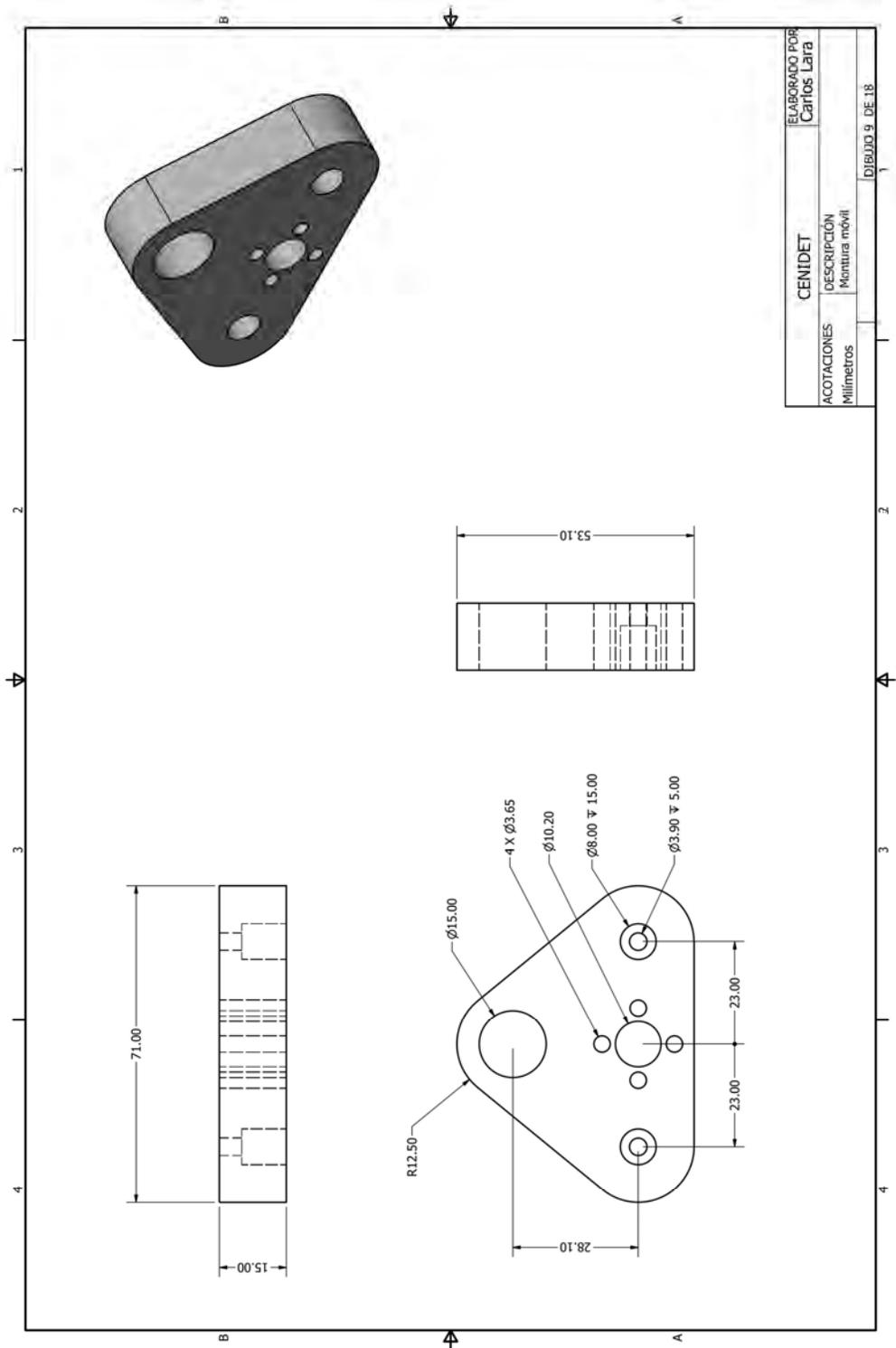
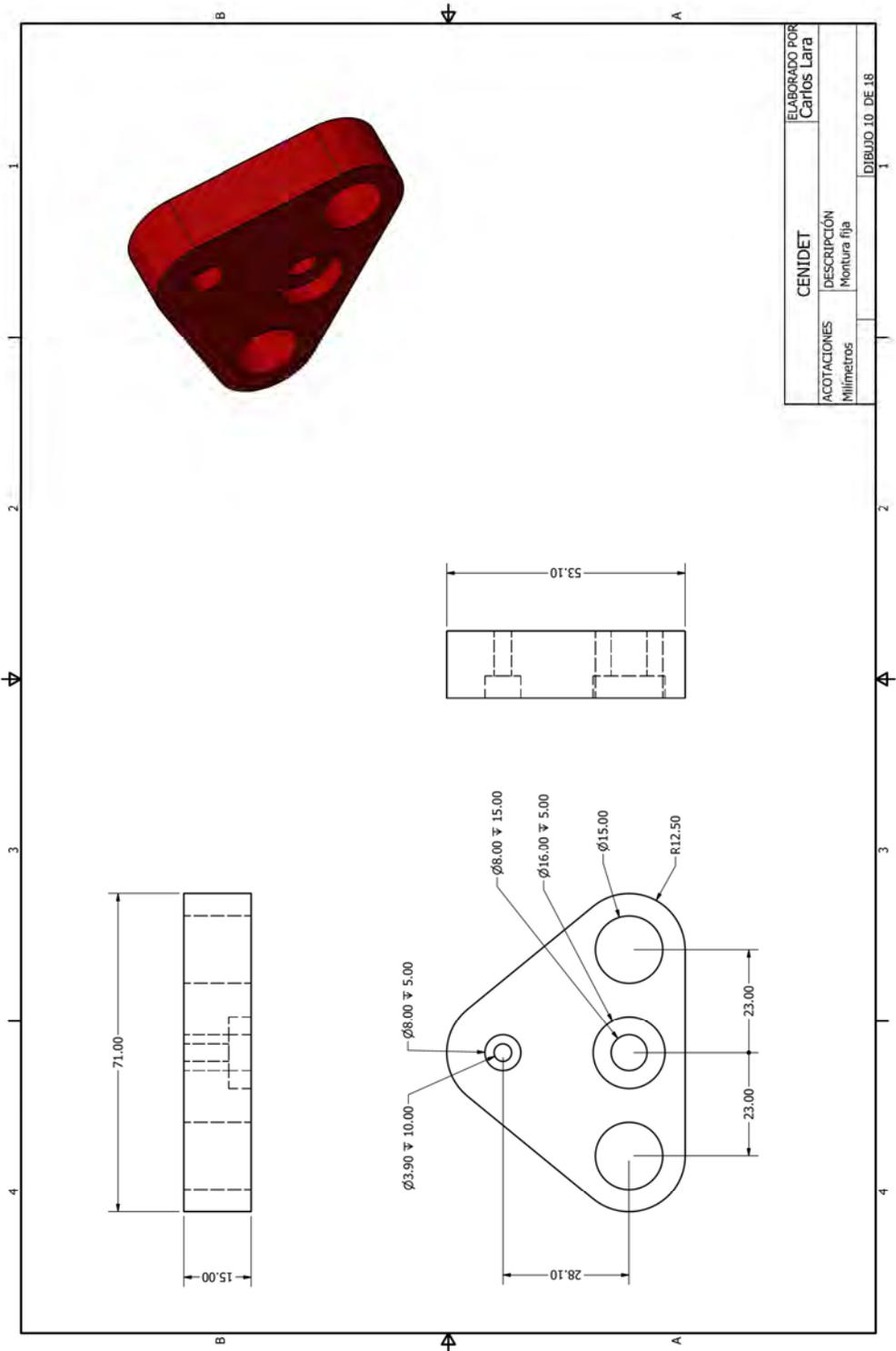
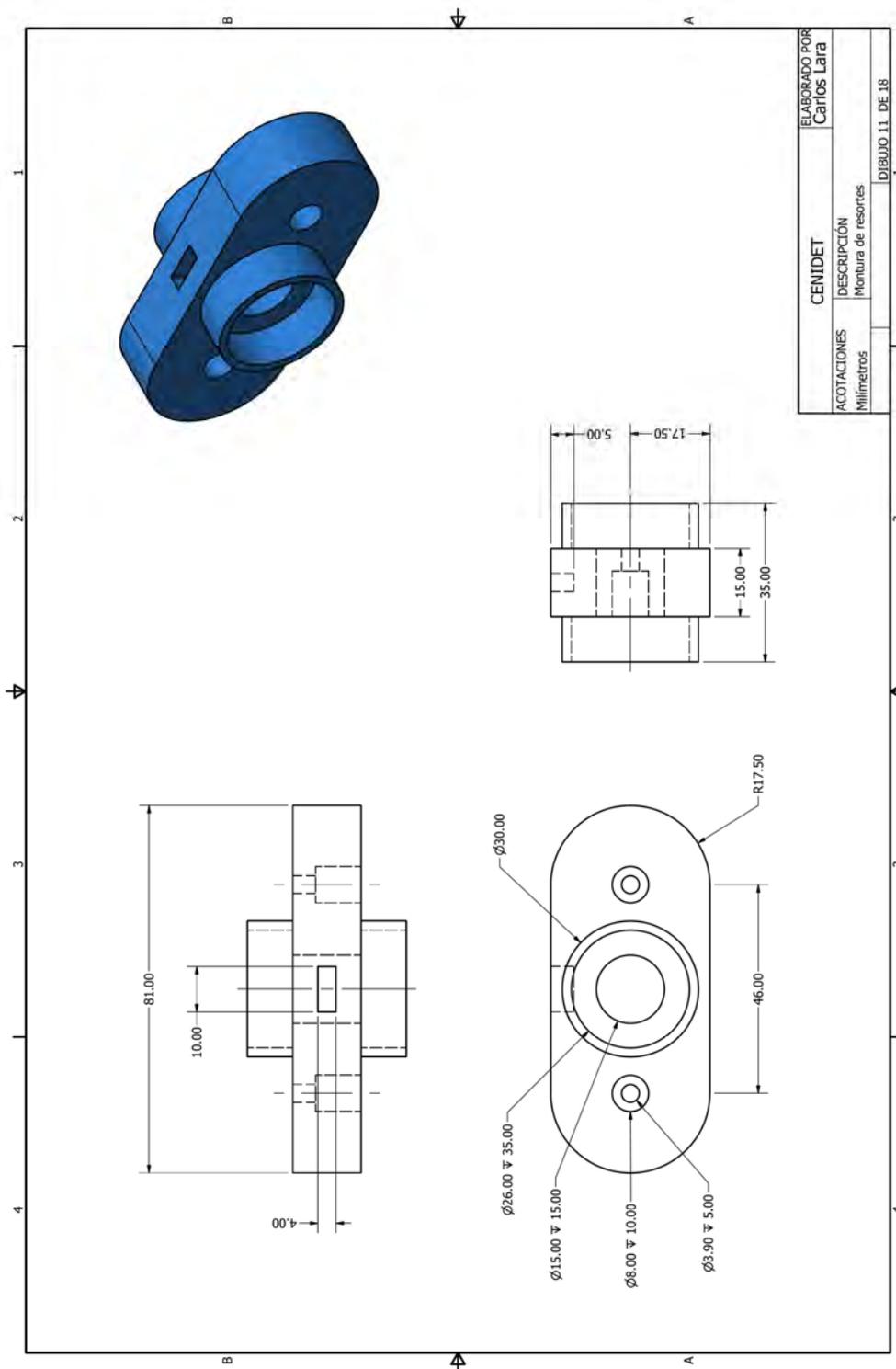


Figura D - 12. Dibujo de detalle: montura móvil.



ELABORADO POR	CENIDET
Carlos Lara	
DESCRIPCIÓN	Montura fija
ACOTACIONES	Millímetros
	DIBUJO 10 DE 18

Figura D - 13. Dibujo de detalle: montura fija.



ELABORADO POR	CENIDET
Carlos Lara	
DESCRIPCIÓN	Montura de resortes
ACOTACIONES	Millímetros
DIBUJO 11 DE 18	

Figura D - 14. Dibujo de detalle: montura de resortes.

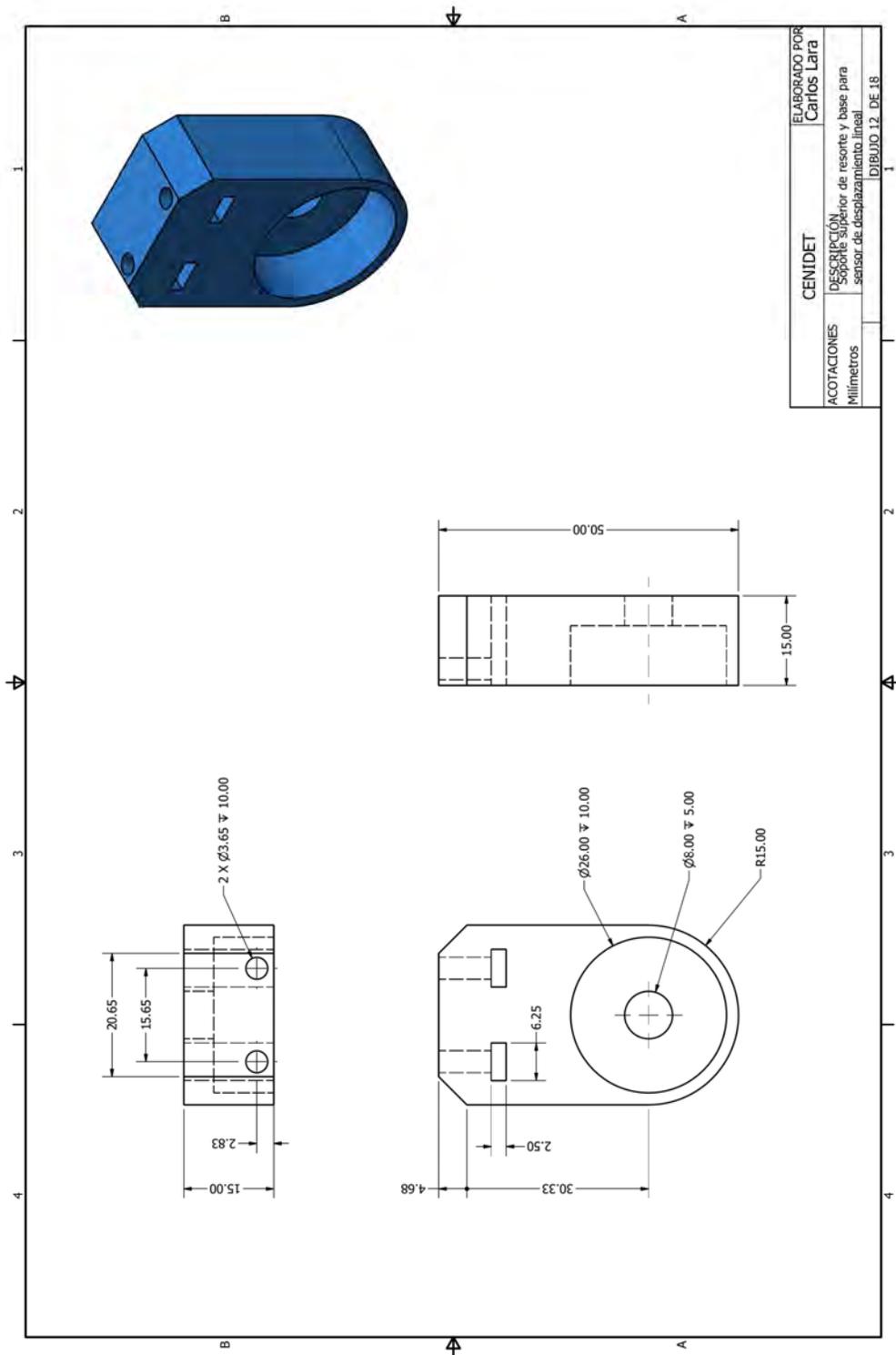


Figura D - 15. Dibujo de detalle: soporte superior de resorte y base para sensor de desplazamiento lineal.

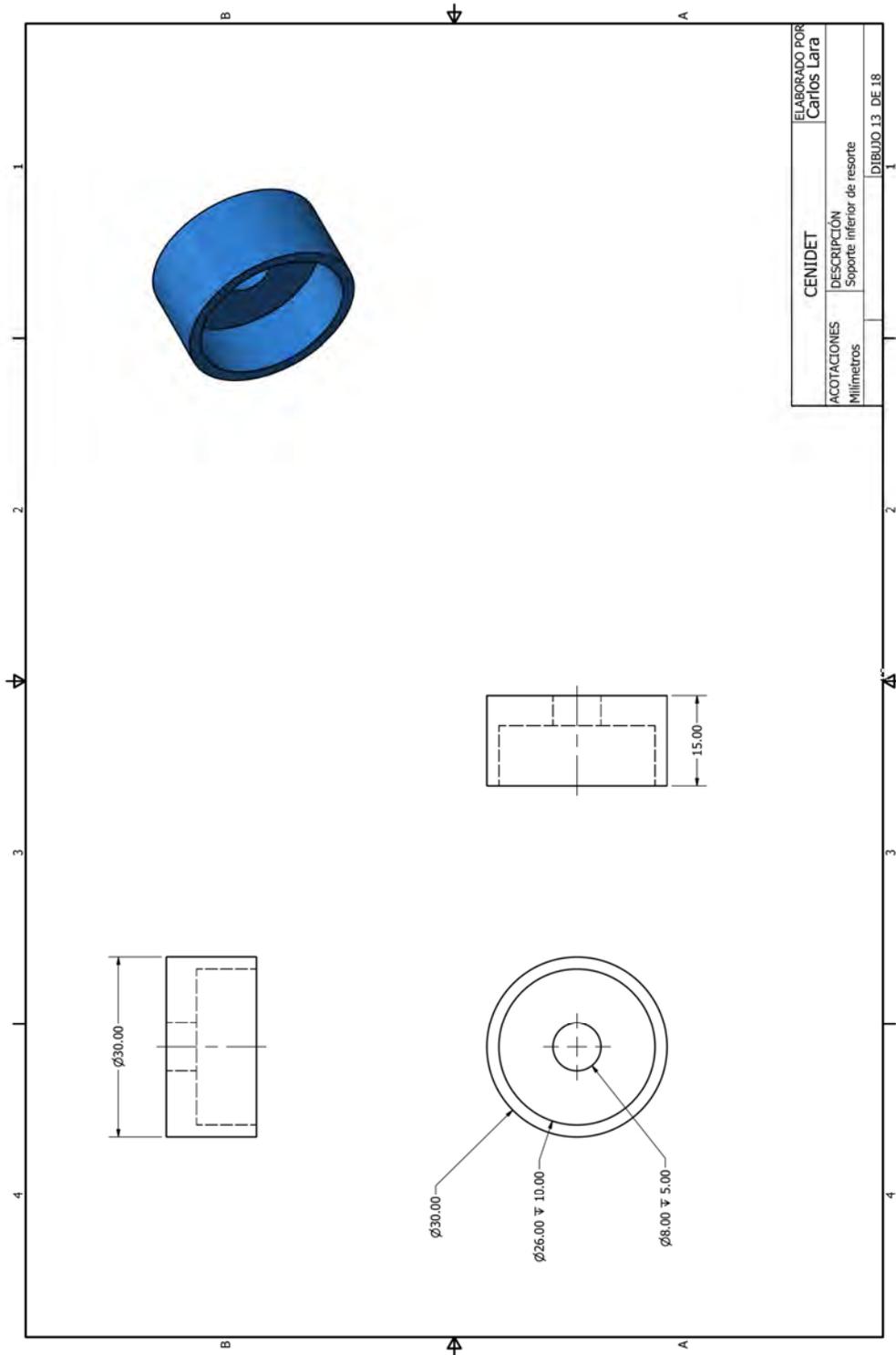


Figura D - 16. Dibujo de detalle: soporte inferior de resorte.

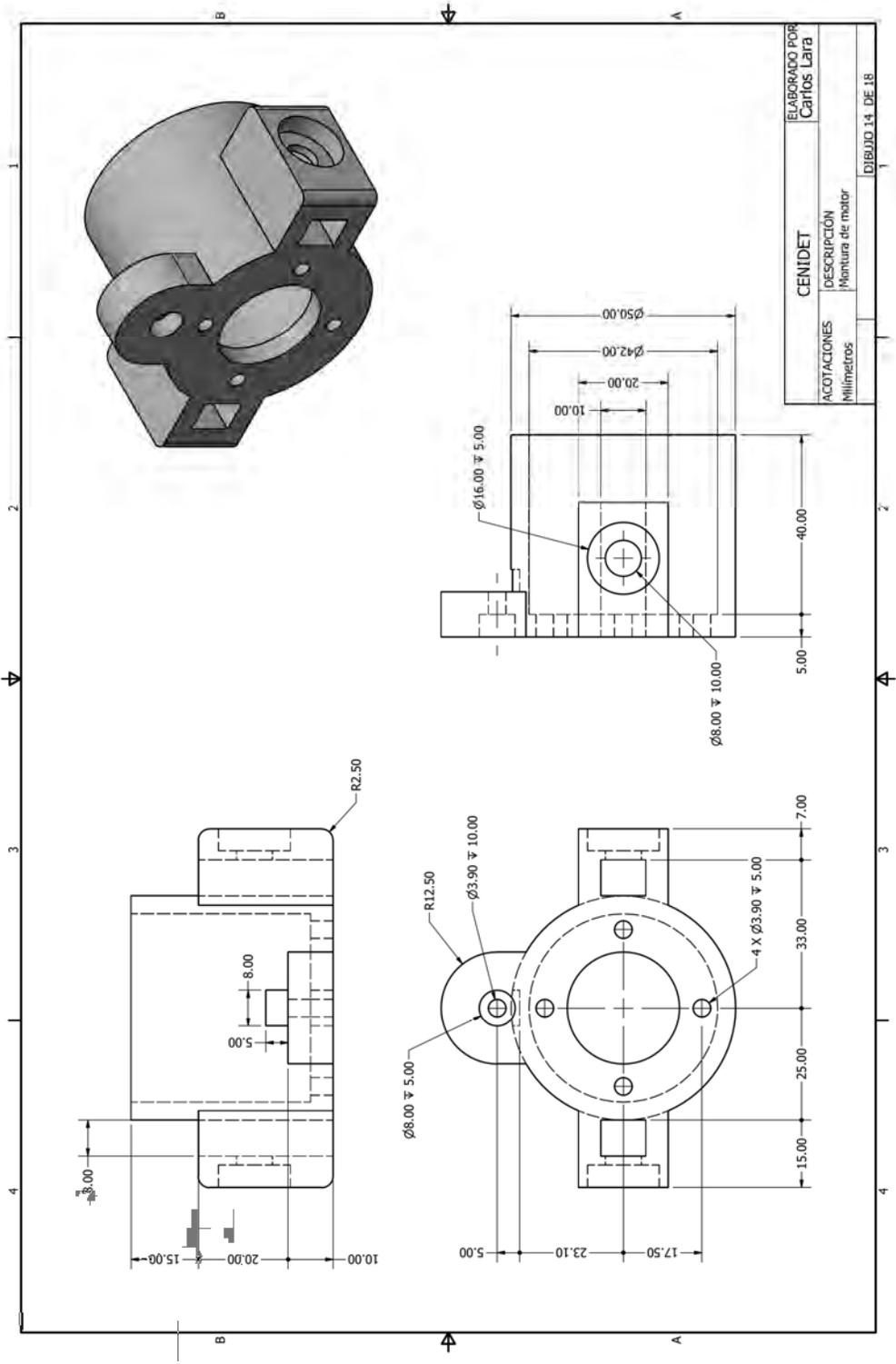


Figura D - 17. Dibujo de detalle: montura de motor.

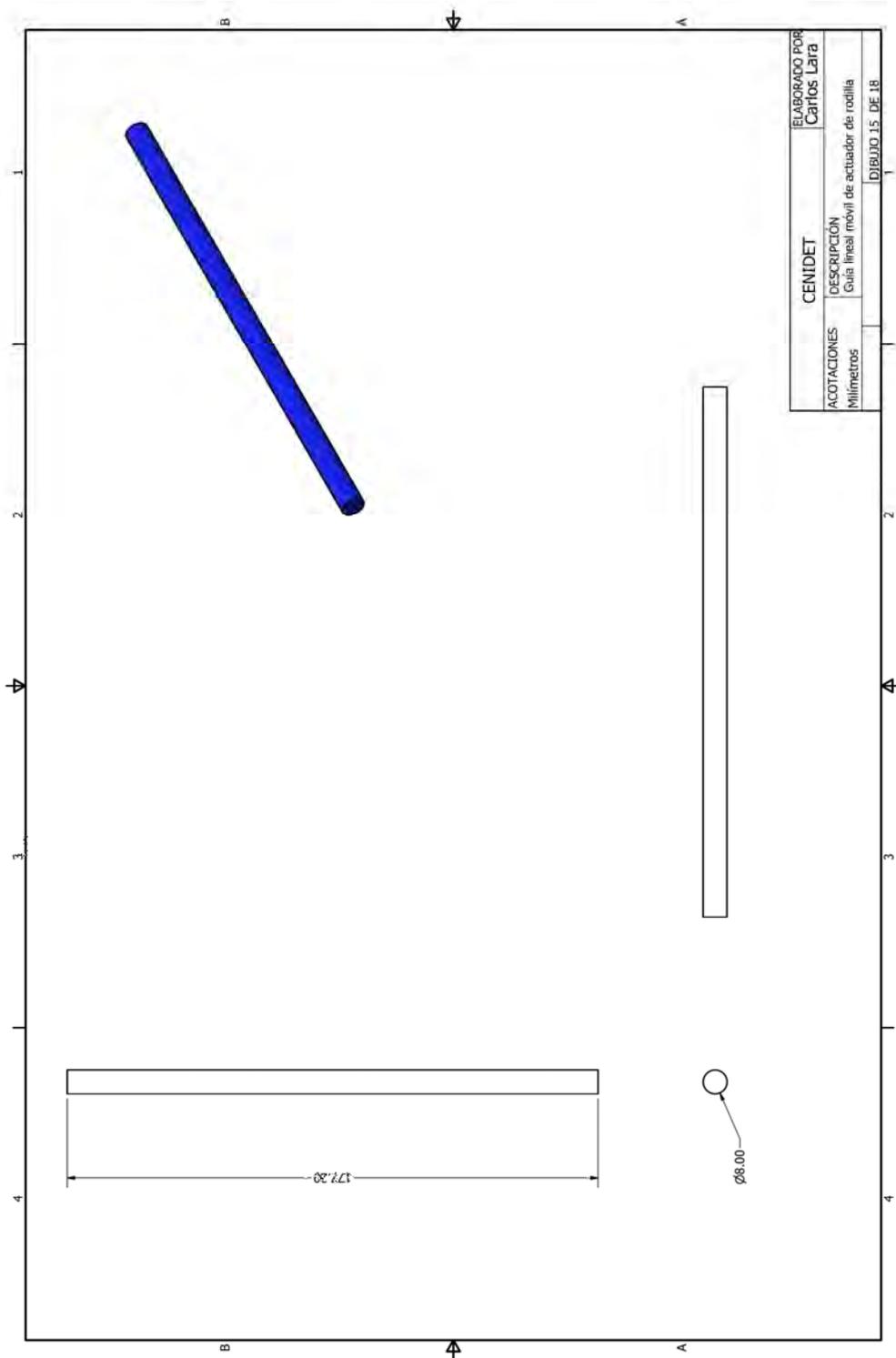


Figura D - 18. Dibujo de detalle: guía lineal móvil de actuador de rodilla.

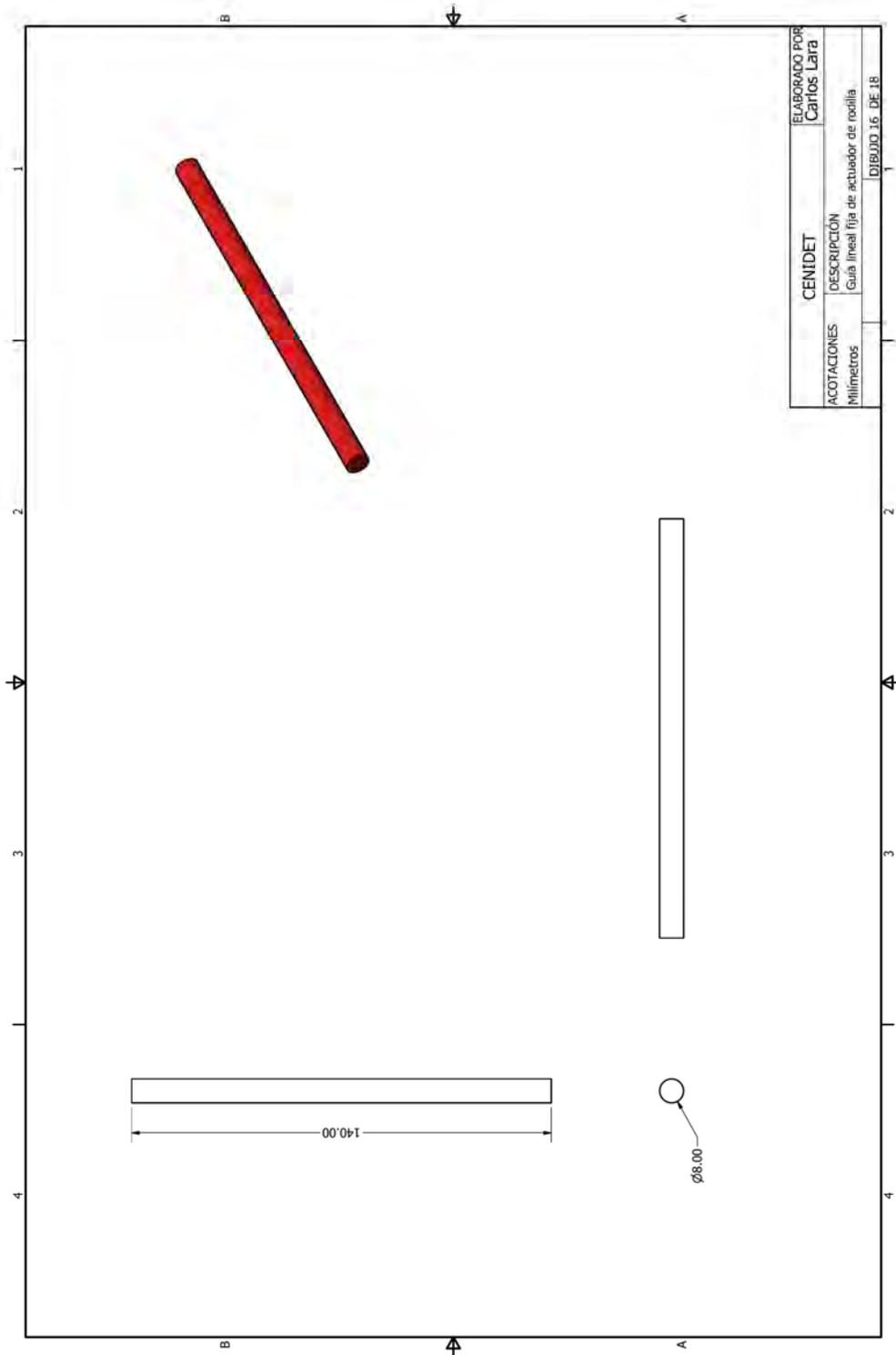


Figura D - 19. Dibujo de detalle: guía lineal fija de actuador de rodilla.

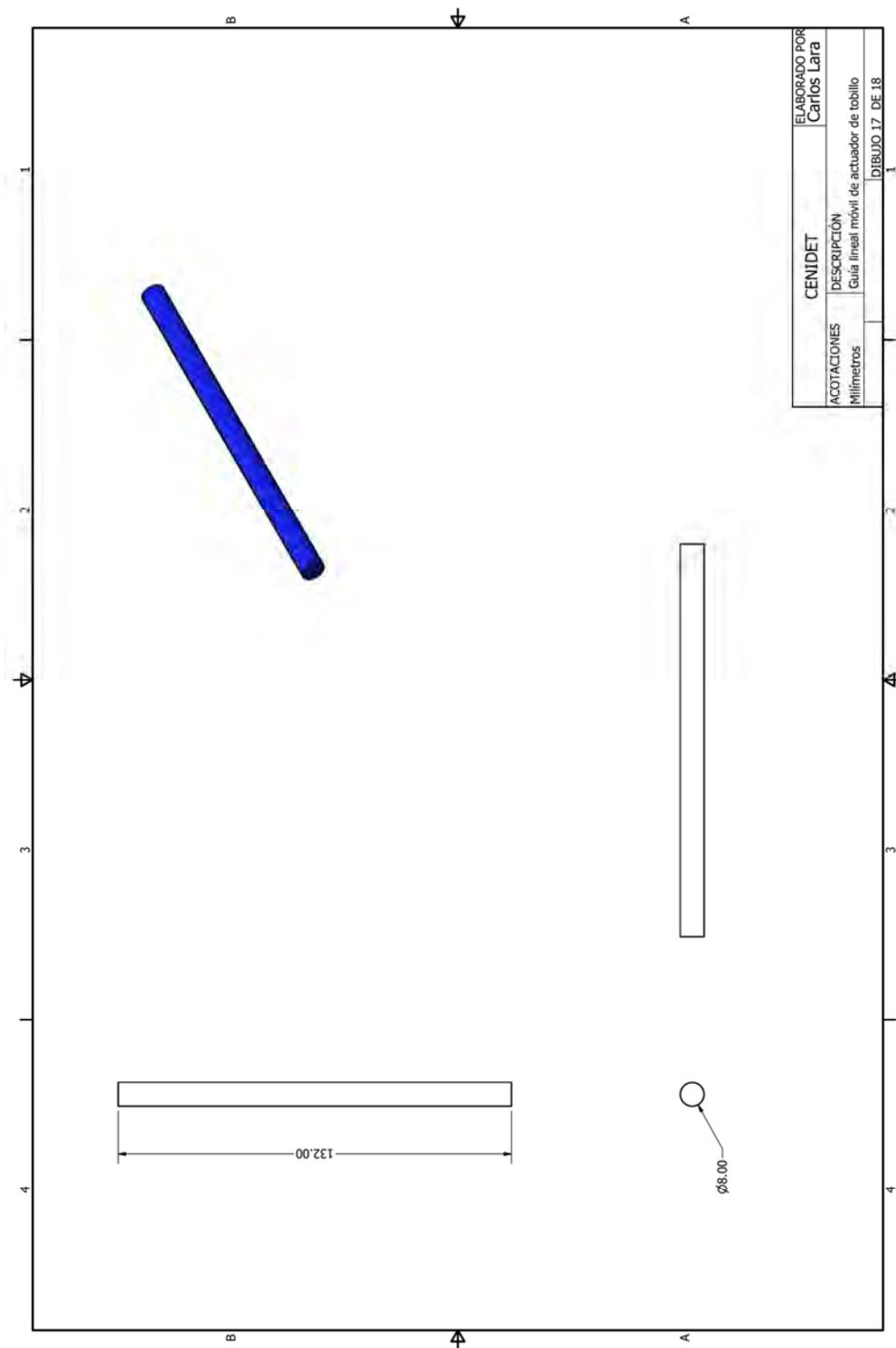


Figura D - 20. Dibujo de detalle: guía lineal móvil de actuador de tobillo.

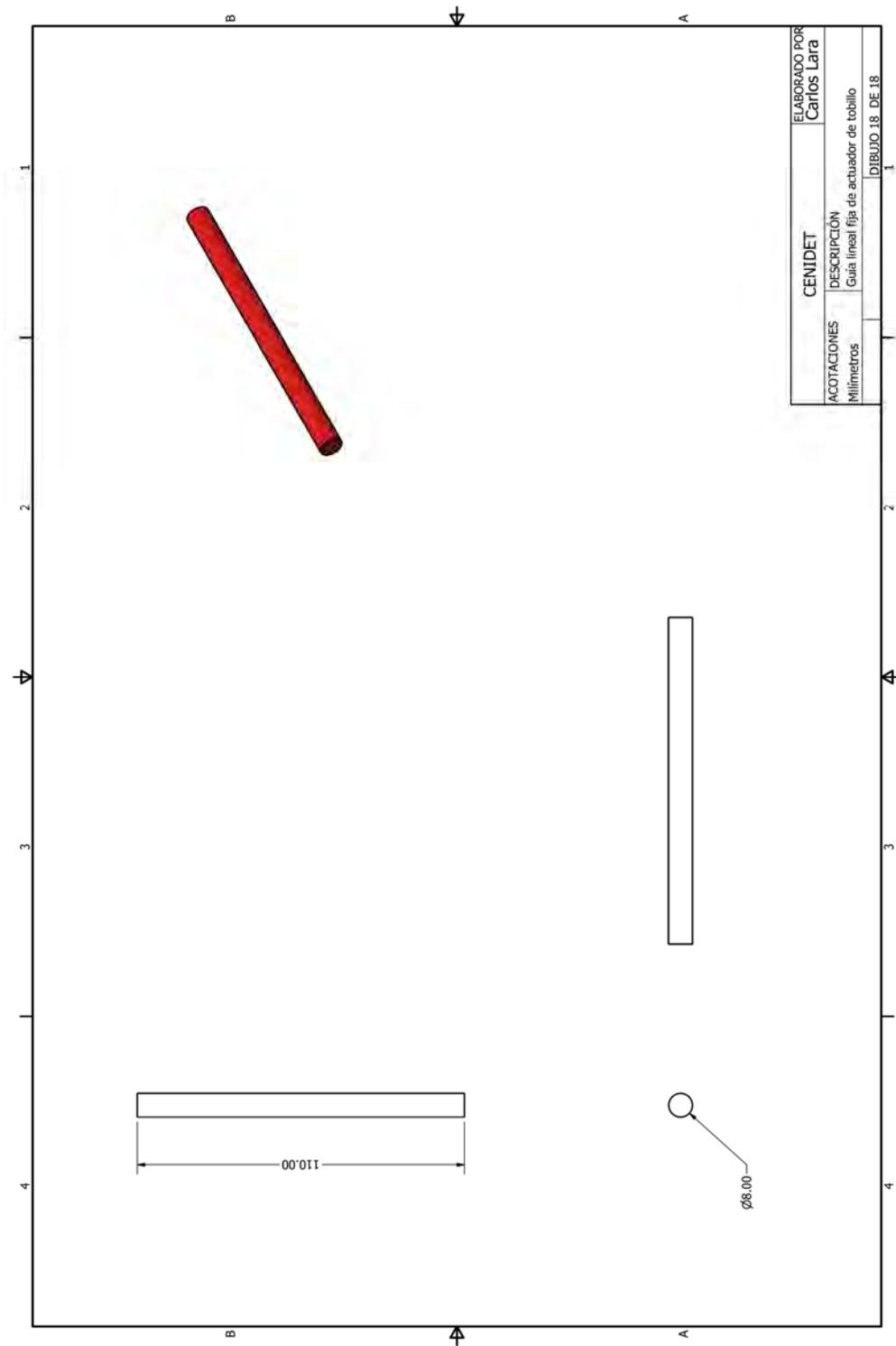


Figura D - 21. Dibujo de detalle: guía lineal fija de actuador de tobillo.

---

## Anexo E. Programa de Matlab para el modelado del clasificador de modos dos de marcha en estado estable y dos transiciones en tiempo real.

El código de Matlab presentado en este apartado se utilizó para extraer el modelo matemático del clasificador basado en análisis discriminante lineal para su implementación en LabVIEW, la cual sirvió para la caracterización en tiempo real de la biomecánica de la marcha por medio del banco de pruebas.

Este programa utiliza datos previamente a partir de los parámetros definidos en el estudio comparativo para la caracterización de las señales de la biomecánica de la marcha. Los datos se ingresan desde un archivo de hoja de cálculo donde cada fila corresponde a las características de cada ciclo de marcha empleado para entrenamiento, y cada columna corresponde con el estimador de cada característica (valor medio del sensor *MI*, desviación estándar del sensor *EMG2*, etc). La última columna a la derecha, extraída por el programa como un vector, expresa la clase correspondiente a cada ciclo de entrenamiento por medio de una variable categórica; en este caso se utilizaron números del 1 al 4 para definir la clase correspondiente a cada modo de locomoción (marcha a nivel, marcha en escaleras, transición líder, transición seguidora).

A la salida de este programa se obtienen los errores de clasificación estimados por validación cruzada de cinco iteraciones (*five-fold cross-validation*) de los clasificadores LDA en las 31 combinaciones de características.

Las matrices *C* y *f* de este código contienen la matriz de covarianzas y las funciones discriminantes, respectivamente. Ambas variables fueron extraídas de este clasificador para su implementación en código de LabVIEW para el sistema de control del banco de pruebas.

---

```

clc
clearvars
% La salida de este programa es el modelo matemático construido a partir de
% los datos de entrenamiento procesados previamente

% El modelo matemático se implementa para la identificación en tiempo real

% Cargando datos caracterizados {x,s,rms}
% FSR(3 sensores), EMG(4 sensores), theta(ángulos de 2 articulaciones)

datos=xlsread('SX3_150ms.xls','A:AA'); % Se extraen las columnas que
incluyen características de media, desviación estándar y RMS de los 9
sensores

clases=xlsread('SX3_150ms.xls','BC:BC'); % Se extrae el vector de clases

for L00=1:size(datos,1) % Entrenamiento con todos los ciclos caracterizados
excepto uno (leave-one-out cross-validation)

n=size(datos,1); % Asigna el tamaño total de clasificadores en n
p=size(datos,2); % Asigna la cantidad de predictores (x) en la variable p

media=mean(datos); % Media del conjunto de datos total

k=length(unique(clases)); % Numero de clases

Cat=unique(clases);

% Extrayendo los grupos de datos para cada clase
% (grupos de características que pertenecen a cada clase)
for i=1:k % de 1 a 4
    d=1;
    for j=1:size(datos,1) %de 1 a 24
        if clases(j)==Cat(i)
            x{i}(d,:)=datos(j,1:p);
            d=d+1;
        end
    end
end

prob{i}=size(x{i},1)/n; % Probabilidad pi_k

miu{i}=[mean(x{i}(:,:))]; % Media de cada predictor x

for j=1:size(x{i},1)
    x0{i}(j,:)=x{i}(j,:)-media; % Se obtienen los datos promedio
corregidos, que es cada grupo xi - media del conjunto total
end
c{i}=x0{i}'*x0{i}/size(x{i},1); % Se obtiene la matriz de covarianza de
cada grupo i
end

```

```
% % Matriz de covarianza agrupada (K=4)
for j=1:p
    for i=1:p
        C(i,j)=(1/n)*((length(x{1})*c{1}(i,j)+length(x{2})*c{2}(i,j))+length(x{3})*
        c{3}(i,j)+length(x{4})*c{4}(i,j)); % K=4
    end
end

dato=datos(LOO,:);
%     Se evalua la función discriminante para el dato a clasificar
    for i=1:k
        f(i,1)=miu{i}*(inv(C))*dato'-
        0.5*miu{i}*(inv(C))*miu{i}'+log(prob{i});
% Función discriminante
    end

% El dato de prueba "dato" pertenece a la clase cuya funcion f_i resulte en
% el mayor valor numérico
[M,I]=max(f);
predic=I;
predic2(LOO,:)=I;

clear dato
clear x
end

Confusion=confusionmat(clases,predic2); % Matriz de confusión
err=(1-sum(diag(Confusion))/sum(sum(Confusion)))*100; % Cálculo del error
de clasificación

display(Confusion)
display(err)
```

---

## Anexo F. Publicaciones

Durante el desarrollo de esta investigación fue posible publicar parte de los resultados obtenidos en distintas etapas del programa doctoral. Se enlistan las referencias a publicaciones relacionadas con este trabajo.

- En proceso de publicación

Lara-Barrios, C. M., Blanco-Ortega, A., Bustamante Valles, K. D., & Miguel-Andrés I. (2019, en segunda ronda de revisión). *Classification of human locomotion modes based on linear discriminant analysis for cadence-dependent data: an exploratory study*. Biocybernetics and Biomedical Engineering.

Lara-Barrios, C. M., Catalfamo-Formento, P., Muñoz-Larrosa E., Blanco-Ortega A. (2019, en primera ronda de revisión). *Evaluation of the offline classification error of human locomotion modes using virtual force-sensing resistor data*. Biomedical Signal Processing and Control.

- Publicados

Vázquez-Sánchez L., Blanco-Ortega, A., Lara-Barrios, C. M., Abúndez-Pliego, A., Colín-Ocampo, J., & Alcocer-Rosado, W. (2019). *Modeling and Simulation of a Series Elastic Actuator Under Gait Cycle Conditions*. En 3ª Jornada de Ciencia y Tecnología Aplicada Tecnológico Nacional de México/CENIDET.

Lara-Barrios, C. M., Blanco, A., Abúndez, A., González, B., & Puic, M. Á. (2017). *Modelado y simulación de un actuador elástico en serie*. En Memorias del XXIII Congreso Internacional Anual de la SOMIM (pp. 1–6). Cuernavaca, Mexico: Sociedad Mexicana de Ingeniería Mecánica.

Lara-Barrios, C. M., Blanco-Ortega, A., Guzmán-Valdivia, C. H., & Bustamante Valles, K. D. (2018). *Literature review and current trends on transfemoral powered prosthetics*. *Advanced Robotics*, 32(2), 51–62. <https://doi.org/10.1080/01691864.2017.1402704>.

---

# Referencias

---

- [1] Moxey PW, Gogalniceanu P, Hinchliffe RJ, Loftus IM, Jones KJ, Thompson MM, et al. Lower extremity amputations - a review of global variability in incidence. *Diabet Med* 2011;28:1144–53. doi:10.1111/j.1464-5491.2011.03279.x.
- [2] Rümenapf G, Morbach S. Amputation Statistics—How to Interpret Them? *Dtsch Aerzteblatt Online* 2017. doi:10.3238/arztebl.2017.0128.
- [3] Coulston JE, Tuff V, Twine CP, Chester JF, Evers PS, Stewart AHR. Surgical Factors in the Prevention of Infection Following Major Lower Limb Amputation. *Eur J Vasc Endovasc Surg* 2012;43:556–60. doi:10.1016/j.ejvs.2012.01.029.
- [4] Uchytíl J, Jandačka D, Zahradník D, Farana R, Janura M. Temporal–spatial parameters of gait in transfemoral amputees: Comparison of bionic and mechanically passive knee joints. *Prosthet Orthot Int* 2014;38:199–203. doi:10.1177/0309364613492789.
- [5] Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI). Sociedad y Gobierno: Cuadro Resumen, Indicadores Sociales n.d. <http://www3.inegi.org.mx/sistemas/temas/default.aspx?s=est&c=21702> (accessed April 15, 2016).
- [6] INEGI. Las personas con discapacidad en México: una visión censal. Aguascalientes, México: 2004.
- [7] Vázquez Vela E, Ruiz Pérez L, Espinosa Jove IG, Rojas X. Los amputados, un reto para el estado. México, D.F.: 2015.
- [8] Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI). Discapacidad en México 2010. <http://cuentame.inegi.org.mx/poblacion/discapacidad.aspx?tema=P> (accessed April 15, 2016).
- [9] Valadez B. En 2013, 75 mil amputaciones por pie diabético en México. *Milenio* 2014. [http://www.milenio.com/politica/mil-amputaciones-pie-diabetico-Mexico\\_0\\_223177697.html](http://www.milenio.com/politica/mil-amputaciones-pie-diabetico-Mexico_0_223177697.html) (accessed November 11, 2015).
- [10] Consejo de Salubridad General. Resumen de Evidencias y Recomendaciones: Rehabilitación del Paciente Adulto Amputado de Extremidad inferior por Diabetes Mellitus, en el segundo y tercer nivel de atención. México, D.F.: 2009.
- [11] Ambrozic L, Gorsic M, Geeroms J, Flynn L, Molino Lova R, Kamnik R, et al. CYBERLEGS: A User-Oriented Robotic Transfemoral Prosthesis with Whole-Body Awareness Control. *IEEE Robot Autom Mag* 2014;21:82–93. doi:10.1109/MRA.2014.2360278.
- [12] Carlson JD, Matthis W, Toscano JR. Smart prosthetics based on magnetorheological fluids. In: McGowan A-MR, editor. *Spie*, vol. 4332, 2001, p. 308–16. doi:10.1117/12.429670.
- [13] Pillai M V., Kazerooni H, Hurwicz A. Design of a semi-active knee-ankle prosthesis. 2011 IEEE Int. Conf. Robot. Autom., IEEE; 2011, p. 5293–300. doi:10.1109/ICRA.2011.5980178.
- [14] Windrich M, Grimmer M, Christ O, Rinderknecht S, Beckerle P. Active lower limb prosthetics: a systematic review of design issues and solutions. *Biomed Eng Online* 2016;15:140. doi:10.1186/s12938-016-0284-9.
- [15] Pieringer DS, Grimmer M, Russold MF, Riener R. Review of the actuators of active knee prostheses and their target design outputs for activities of daily living. 2017 Int. Conf. Rehabil. Robot., IEEE; 2017, p. 1246–53. doi:10.1109/ICORR.2017.8009420.
- [16] Lovegreen W, Murphy D, Smith W, Stevens P, Webster J. Lower limb amputation and gait. *Braddom's Phys. Med. Rehabil.*, Philadelphia: Elsevier; 2016, p. 191–224.

- 
- [17] Riener R, Rabuffetti M, Frigo C. Stair ascent and descent at different inclinations. *Gait Posture* 2002;15:32–44. doi:10.1016/S0966-6362(01)00162-X.
- [18] Narang IC, Mathur BP, Singh P, Jape VS. Functional capabilities of lower limb amputees. *Prosthet Orthot Int* 1984;8:43–51. doi:10.3109/03093648409145345.
- [19] Jones SF, Twigg PC, Scally AJ, Buckley JG. The gait initiation process in unilateral lower-limb amputees when stepping up and stepping down to a new level. *Clin Biomech* 2005;20:405–13. doi:10.1016/j.clinbiomech.2004.11.018.
- [20] De Roy K. Case study: intelligent and powered leg prosthesis. *Wearable Robot. Biomechatronic Exoskeletons*, Wiley; 2008, p. 295–303.
- [21] Jing Wang, Kannape OA, Herr HM. Proportional EMG control of ankle plantar flexion in a powered transtibial prosthesis. 2013 IEEE 13th Int. Conf. Rehabil. Robot., IEEE; 2013, p. 1–5. doi:10.1109/ICORR.2013.6650391.
- [22] Buckley JG, Spence WD, Solomonidis SE. Energy cost of walking: Comparison of “intelligent prosthesis” with conventional mechanism. *Arch Phys Med Rehabil* 1997;78:330–3. doi:10.1016/S0003-9993(97)90044-7.
- [23] Kirker S, Keymer S, Talbot J, Lachmann S. An assessment of the intelligent knee prosthesis. *Clin Rehabil* 1996;10:267–73. doi:10.1177/026921559601000314.
- [24] Datta D, Howitt J. Conventional versus microchip controlled pneumatic swing phase control for transfemoral amputees: user’s verdict. *Prosthet Orthot Int* 1998;22:129–35. doi:10.3109/03093649809164474.
- [25] Wolf EJ, Everding VQ, Linberg AL, Schnall BL, Czerniecki JM, Gambel JM. Assessment of transfemoral amputees using C-Leg and Power Knee for ascending and descending inclines and steps. *J Rehabil Res Dev* 2012;49:831. doi:10.1682/JRRD.2010.12.0234.
- [26] Schmalz T, Blumentritt S, Marx B. Biomechanical analysis of stair ambulation in lower limb amputees. *Gait Posture* 2007;25:267–78. doi:10.1016/j.gaitpost.2006.04.008.
- [27] Hargrove LJ, Young AJ, Simon AM, Fey NP, Lipschutz RD, Finucane SB, et al. Intuitive Control of a Powered Prosthetic Leg During Ambulation. *JAMA* 2015;313:2244–52. doi:10.1001/jama.2015.4527.
- [28] Li YD, Hsiao-Wecksler ET. Gait mode recognition and control for a portable-powered ankle-foot orthosis. 2013 IEEE 13th Int. Conf. Rehabil. Robot., 2013, p. 1–8. doi:10.1109/ICORR.2013.6650373.
- [29] Hu B, Rouse E, Hargrove L. Fusion of Bilateral Lower-Limb Neuromechanical Signals Improves Prediction of Locomotor Activities. *Front Robot AI* 2018;5:1–16. doi:10.3389/frobt.2018.00078.
- [30] Varol HA, Sup F, Goldfarb M. Real-time gait mode intent recognition of a powered knee and ankle prosthesis for standing and walking. 2008 2nd IEEE RAS EMBS Int. Conf. Biomed. Robot. Biomechatronics, vol. 2008, Scottsdale, USA: IEEE; 2008, p. 66–72. doi:10.1109/BIOROB.2008.4762860.
- [31] Liu M, Zhang F, Huang HH. An Adaptive Classification Strategy for Reliable Locomotion Mode Recognition. *Sensors* 2017;17:1–18. doi:10.3390/s17092020.
- [32] Maqbool HF, Husman MAB, Awad MI, Abouhossein A, Mehryar P, Iqbal N, et al. Real-time gait event detection for lower limb amputees using a single wearable sensor. 2016 38th Annu. Int. Conf. IEEE Eng. Med. Biol. Soc., vol. 2016- Octob, Orlando, USA: IEEE; 2016, p. 5067–70. doi:10.1109/EMBC.2016.7591866.
- [33] He Huang, Fan Zhang, Hargrove LJ, Zhi Dou, Rogers DR, Englehart KB. Continuous Locomotion-Mode Identification for Prosthetic Legs Based on Neuromuscular–Mechanical Fusion. *IEEE Trans Biomed Eng* 2011;58:2867–75. doi:10.1109/TBME.2011.2161671.
- [34] Phinyomark A, Quaine F, Charbonnier S, Serviere C, Tarpin-Bernard F, Laurillau Y. EMG feature evaluation for improving myoelectric pattern recognition robustness. *Expert Syst Appl* 2013;40:4832–

40. doi:10.1016/j.eswa.2013.02.023.
- [35] Hargrove LJ, Simon AM, Lipschutz R, Finucane SB, Kuiken TA. Non-weight-bearing neural control of a powered transfemoral prosthesis. *J Neuroeng Rehabil* 2013;10:62. doi:10.1186/1743-0003-10-62.
- [36] Chen B, Wang X, Huang Y, Wei K, Wang Q. A foot-wearable interface for locomotion mode recognition based on discrete contact force distribution. *Mechatronics* 2015;32:12–21. doi:10.1016/j.mechatronics.2015.09.002.
- [37] He Huang, Kuiken TA, Lipschutz RD. A Strategy for Identifying Locomotion Modes Using Surface Electromyography. *IEEE Trans Biomed Eng* 2009;56:65–73. doi:10.1109/TBME.2008.2003293.
- [38] Miralles Marrero RC, Puig Cunillera M. Capítulo 13. Cadera. *Biomecánica clínica del Apar. Locomot.* 2nd ed., Barcelona, Spain: Masson; 2000, p. 211–24.
- [39] Miralles Marrero RC, Puig Cunillera M. Capítulo 14. Rodilla. *Biomecánica clínica del Apar. Locomot.* 2nd ed., Barcelona, Spain: Masson; 2000, p. 225–49.
- [40] Kaufman KR, An K-N. Joint-articulating surface motion. *Biomech. Princ. Appl.* 2nd ed., CRC Press; 2003, p. 36–65.
- [41] Rodríguez Boronat E, Pericé Viladot R. Capítulo 16. Pie. *Biomecánica clínica del Apar. Locomot.* 2nd ed., Barcelona, Spain: Masson; 2000, p. 265–79.
- [42] Blausen Medical. Medical gallery of Blausen Medical 2014. *WikiJournal Med* 2014;1. doi:10.15347/wjm/2014.010.
- [43] Payne C. The Windlass Mechanism of the Foot 2013. <http://www.runresearchjunkie.com/the-windlass-mechanism-foot> (accessed February 3, 2016).
- [44] Bueno L, Brunetti F, Frizera A, Pons JL. Human – robot cognitive interaction. *Wearable Robot. Biomechatronic Exoskeletons*, Madrid: Wiley; 2008, p. 87–126.
- [45] Esquenazi A, Talaty M. *Gait analysis: technology and clinical applications.* Phys. Med. Rehabil. 4th ed., Philadelphia: Elsevier; 2011, p. 99–116.
- [46] Hollman JH, McDade EM, Petersen RC. Normative spatiotemporal gait parameters in older adults. *Gait Posture* 2011;34:111–8. doi:10.1016/j.gaitpost.2011.03.024.
- [47] Cluff T, Robertson DGE. Kinetic analysis of stair descent: Part 1. Forwards step-over-step descent. *Gait Posture* 2011;33:423–8. doi:10.1016/j.gaitpost.2010.12.016.
- [48] Dumas R, Cheze L, Frossard L. Loading applied on prosthetic knee of transfemoral amputee: Comparison of inverse dynamics and direct measurements. *Gait Posture* 2009;30:560–2. doi:10.1016/j.gaitpost.2009.07.126.
- [49] Frossard L, Cheze L, Dumas R. Dynamic input to determine hip joint moments, power and work on the prosthetic limb of transfemoral amputees: ground reaction vs knee reaction. *Prosthet Orthot Int* 2011;35:140–9. doi:10.1177/0309364611409002.
- [50] Schuy J, Rinderknecht S. Integrated measurement system for amputee gait analysis: A pilot study. 2014 *IEEE Healthc. Innov. Conf., IEEE*; 2014, p. 91–4. doi:10.1109/HIC.2014.7038882.
- [51] Dollar AM, Herr H. Lower Extremity Exoskeletons and Active Orthoses: Challenges and State-of-the-Art. *IEEE Trans Robot* 2008;24:144–58. doi:10.1109/TRO.2008.915453.
- [52] Bae TS, Choi K, Mun M. Level walking and stair climbing gait in above-knee amputees. *J Med Eng Technol* 2009;33:130–5. doi:10.1080/03091900701404043.
- [53] Pinitlertsakun J, Rachagornjij M, Charoensuk W. Design of the prosthetic knee component to assist stair ascending gait. 6th 2013 *Biomed. Eng. Int. Conf., IEEE*; 2013, p. 1–4. doi:10.1109/BMEiCon.2013.6687707.
- [54] Andriacchi TP, Andersson GB, Fermier RW, Stern D, Galante JO. A study of lower-limb mechanics during stair-climbing. *J Bone Joint Surg Am* 1980;62:749–57.

- 
- [55] Lyons K, Perry J, Gronley JK, Barnes L, Antonelli D. Timing and relative intensity of hip extensor and abductor muscle action during level and stair ambulation. An EMG study. *Phys Ther* 1983;63:1597–605.
- [56] McFadyen BJ, Winter DA. An integrated biomechanical analysis of normal stair ascent and descent. *J Biomech* 1988;21:733–44. doi:10.1016/0021-9290(88)90282-5.
- [57] Nazmi N, Abdul Rahman MA, Yamamoto S-I, Ahmad SA. Walking gait event detection based on electromyography signals using artificial neural network. *Biomed Signal Process Control* 2019;47:334–43. doi:10.1016/j.bspc.2018.08.030.
- [58] Huang H, Sun Y (Lindsay), Yang Q, Zhang F, Zhang X, Liu Y, et al. Integrating neuromuscular and cyber systems for neural control of artificial legs. *Proc. 1st ACM/IEEE Int. Conf. Cyber-Physical Syst. - ICCPS '10*, New York, New York, USA: ACM Press; 2010, p. 1–10. doi:10.1145/1795194.1795213.
- [59] Young AJ, Smith LH, Rouse EJ, Hargrove LJ. Classification of Simultaneous Movements Using Surface EMG Pattern Recognition. *IEEE Trans Biomed Eng* 2013;60:1250–8. doi:10.1109/TBME.2012.2232293.
- [60] Young AJ, Kuiken TA, Hargrove LJ. Analysis of using EMG and mechanical sensors to enhance intent recognition in powered lower limb prostheses. *J Neural Eng* 2014;11:056021. doi:10.1088/1741-2560/11/5/056021.
- [61] Jiang X, Tory L, Khoshnam M, Chu KHT, Menon C. Exploration of Gait Parameters Affecting the Accuracy of Force Myography-Based Gait Phase Detection\*. 2018 7th IEEE Int. Conf. Biomed. Robot. Biomechatronics, vol. 2018- Augus, Enschede, Netherlands: IEEE; 2018, p. 1205–10. doi:10.1109/BIOROB.2018.8487790.
- [62] Ghazwan A, Forrest SM, Holt CA, Whatling GM. Can activities of daily living contribute to EMG normalization for gait analysis? *PLoS One* 2017;12:e0174670. doi:10.1371/journal.pone.0174670.
- [63] P. Sousa AS, S. Tavares JMR. Surface electromyographic amplitude normalization methods: A review. *Electromyogr. New Dev. Proced. Appl., Nova Biomedical*; 2012, p. 1–19.
- [64] Burden AM, Trew M, Baltzopoulos V. Normalisation of gait EMGs: a re-examination. *J Electromyogr Kinesiol* 2003;13:519–32. doi:10.1016/s1050-6411(03)00082-8.
- [65] Smith DG. The transfemoral amputation level, part 1. *InMotion* 2004;14:54–8.
- [66] Huang ME, Miller LA, Lipschutz RD, Kuiken TA. Rehabilitation and prosthetic restoration in lower limb amputation. *Phys. Med. Rehabil.* 4th ed., Philadelphia: Elsevier; 2011, p. 277–316.
- [67] Yokogushi K, Narita H, Uchiyama E, Chiba S, Nosaka T, Yamakoshi K. Biomechanical and clinical evaluation of a newly designed polycentric knee of transfemoral prosthesis. *J Rehabil Res Dev* 2004;41:675. doi:10.1682/JRRD.2003.05.0076.
- [68] Pfeifer S, Riener R, Vallery H. An actuated transfemoral prosthesis with optimized polycentric knee joint. 2012 4th IEEE RAS EMBS Int. Conf. Biomed. Robot. Biomechatronics, IEEE; 2012, p. 1807–12. doi:10.1109/BioRob.2012.6290745.
- [69] Koganezawa K, Fujimoto H, Kato I. Multifunctional above-knee prosthesis for stairs' walking. *Prosthet Orthot Int* 1987;11:139–45. doi:10.1.1.658.5362.
- [70] Bédard S, Pierre-Olivier R. Actuated leg prosthesis for above-knee amputees. US 7314490 B2, 2008.
- [71] Herr HM, Wilkenfeld A, Bleck O. Speed-adaptive and patient-adaptive prosthetic knee. US 7279009 B2, 2007.
- [72] Argunsah Bayram H, Chien C-H, Davis BL. Active functional stiffness of the knee joint during activities of daily living: A parameter for improved design of prosthetic limbs. *Clin Biomech* 2014;29:1193–9. doi:10.1016/j.clinbiomech.2014.09.004.
- [73] Lambrecht BGA, Kazerooni H. Design of a semi-active knee prosthesis. 2009 IEEE Int. Conf. Robot. Autom., IEEE; 2009, p. 639–45. doi:10.1109/ROBOT.2009.5152828.

- [74] Sup FC, Goldfarb M. Design of a Pneumatically Actuated Transfemoral Prosthesis. *Dyn. Syst. Control. Parts A B*, vol. 2006, ASME; 2006, p. 1419–28. doi:10.1115/IMECE2006-15707.
- [75] Sup F, Bohara A, Goldfarb M. Design and Control of a Powered Knee and Ankle Prosthesis. *Proc. 2007 IEEE Int. Conf. Robot. Autom.*, IEEE; 2007, p. 4134–9. doi:10.1109/ROBOT.2007.364114.
- [76] Bohara A. Finite state impedance-based control of a powered transfemoral prosthesis. Vanderbilt University, 2006.
- [77] Fite K, Mitchell J, Sup F, Goldfarb M. Design and Control of an Electrically Powered Knee Prosthesis. *2007 IEEE 10th Int. Conf. Rehabil. Robot.*, IEEE; 2007, p. 902–5. doi:10.1109/ICORR.2007.4428531.
- [78] Varol HA, Sup F, Goldfarb M. Powered sit-to-stand and assistive stand-to-sit framework for a powered transfemoral prosthesis. *2009 IEEE Int. Conf. Rehabil. Robot.*, IEEE; 2009, p. 645–51. doi:10.1109/ICORR.2009.5209582.
- [79] Varol HA, Sup F, Goldfarb M. Multiclass Real-Time Intent Recognition of a Powered Lower Limb Prosthesis. *IEEE Trans Biomed Eng* 2010;57:542–51. doi:10.1109/TBME.2009.2034734.
- [80] Lawson BE, Varol HA, Sup F, Goldfarb M. Stumble detection and classification for an intelligent transfemoral prosthesis. *2010 Annu. Int. Conf. IEEE Eng. Med. Biol.*, IEEE; 2010, p. 511–4. doi:10.1109/IEMBS.2010.5626021.
- [81] Lawson BE, Varol HA, Goldfarb M. Standing Stability Enhancement With an Intelligent Powered Transfemoral Prosthesis. *IEEE Trans Biomed Eng* 2011;58:2617–24. doi:10.1109/TBME.2011.2160173.
- [82] Lawson BE, Varol HA, Goldfarb M. Ground adaptive standing controller for a powered transfemoral prosthesis. *2011 IEEE Int. Conf. Rehabil. Robot.*, IEEE; 2011, p. 1–6. doi:10.1109/ICORR.2011.5975475.
- [83] Lawson BE, Huff A, Goldfarb M. A preliminary investigation of powered prostheses for improved walking biomechanics in bilateral transfemoral amputees. *2012 Annu. Int. Conf. IEEE Eng. Med. Biol. Soc.*, IEEE; 2012, p. 4164–7. doi:10.1109/EMBC.2012.6346884.
- [84] Ledoux ED, Lawson BE, Shultz AH, Bartlett HL, Goldfarb M. Metabolics of stair ascent with a powered transfemoral prosthesis. *2015 37th Annu. Int. Conf. IEEE Eng. Med. Biol. Soc.*, vol. 2015-Novem, IEEE; 2015, p. 5307–10. doi:10.1109/EMBC.2015.7319589.
- [85] Lawson BE. Control Methodologies for Powered Prosthetic Interventions in Unilateral and Bilateral Transfemoral Amputees. Vanderbilt University, 2014.
- [86] Martinez- Villalpando EC, Weber J, Elliott G, Herr H. Design of an agonist-antagonist active knee prosthesis. *2008 2nd IEEE RAS EMBS Int. Conf. Biomed. Robot. Biomechatronics*, IEEE; 2008, p. 529–34. doi:10.1109/BIOROB.2008.4762919.
- [87] Martinez-Villalpando EC, Mooney L, Elliott G, Herr H. Antagonistic active knee prosthesis. A metabolic cost of walking comparison with a variable-damping prosthetic knee. *2011 Annu. Int. Conf. IEEE Eng. Med. Biol. Soc.*, IEEE; 2011, p. 8519–22. doi:10.1109/IEMBS.2011.6092102.
- [88] Martinez-Villalpando EC, Herr H. Agonist-antagonist active knee prosthesis: A preliminary study in level-ground walking. *J Rehabil Res Dev* 2009;46:361. doi:10.1682/JRRD.2008.09.0131.
- [89] Tucker MR, Fite KB. Mechanical damping with electrical regeneration for a powered transfemoral prosthesis. *2010 IEEE/ASME Int. Conf. Adv. Intell. Mechatronics*, IEEE; 2010, p. 13–8. doi:10.1109/AIM.2010.5695828.
- [90] Hoover CD, Fite KB. A configuration dependent muscle model for the myoelectric control of a transfemoral prosthesis. *2011 IEEE Int. Conf. Rehabil. Robot.*, IEEE; 2011, p. 1–6. doi:10.1109/ICORR.2011.5975480.
- [91] Hoover CD, Fulk GD, Fite KB. The Design and Initial Experimental Validation of an Active Myoelectric Transfemoral Prosthesis. *J Med Device* 2012;6:011005. doi:10.1115/1.4005784.
- [92] Pfeifer S. Finding Best Predictors for the Control of Transfemoral Prostheses. 9. Work.

---

“Automatisierungstechnische Verfahren für die Medizin” (Automed Work. 2010), vol. 279, VDI Verlag; 2010, p. 39–40.

- [93] Pfeifer SM. Biomimetic Stiffness for Transfemoral Prostheses. Citeseer, 2014. doi:10.3929/ethz-a-010261188.
- [94] Pfeifer S, Pagel A, Riener R, Vallery H. Actuator With Angle-Dependent Elasticity for Biomimetic Transfemoral Prostheses. *IEEE/ASME Trans Mechatronics* 2015;20:1384–94. doi:10.1109/TMECH.2014.2337514.
- [95] Crea S, De Rossi SMM, Donati M, Rebersek P, Novak D, Vitiello N, et al. Development of gait segmentation methods for wearable foot pressure sensors. 2012 Annu. Int. Conf. IEEE Eng. Med. Biol. Soc., IEEE; 2012, p. 5018–21. doi:10.1109/EMBC.2012.6347120.
- [96] De Rossi SMM, Crea S, Donati M, Rebersek P, Novak D, Vitiello N, et al. Gait segmentation using bipedal foot pressure patterns. 2012 4th IEEE RAS EMBS Int. Conf. Biomed. Robot. Biomechatronics, IEEE; 2012, p. 361–6. doi:10.1109/BioRob.2012.6290278.
- [97] Arnout M, Pierre C, Michael VD, Bram V, Dirk L. Concept and design of the HEKTA (Harvest Energy from the Knee and Transfer it to the Ankle) transfemoral prosthesis. 2012 4th IEEE RAS EMBS Int. Conf. Biomed. Robot. Biomechatronics, IEEE; 2012, p. 550–5. doi:10.1109/BioRob.2012.6290833.
- [98] Everarts C, Dehez B, Ronsse R. Variable Stiffness Actuator applied to an active ankle prosthesis: Principle, energy-efficiency, and control. 2012 IEEE/RSJ Int. Conf. Intell. Robot. Syst., vol. 0, IEEE; 2012, p. 323–8. doi:10.1109/IROS.2012.6385789.
- [99] Flynn L, Geeroms J, Jimenez-Fabian R, Vanderborght B, Lefeber D. CYBERLEGS Beta-Prosthesis active knee system. 2015 IEEE Int. Conf. Rehabil. Robot., vol. 2015- Septe, IEEE; 2015, p. 410–5. doi:10.1109/ICORR.2015.7281234.
- [100] Liu M, Zhang F, Datseris P, Huang H. Improving Finite State Impedance Control of Active-Transfemoral Prosthesis Using Dempster-Shafer Based State Transition Rules. *J Intell Robot Syst* 2014;76:461–74. doi:10.1007/s10846-013-9979-3.
- [101] Alonso Arreguín E, Enriquez Torres JR. Prótesis de rodilla con pistón magneto reológico. Instituto Politécnico Nacional, UPIITA, 2006.
- [102] García Merino JA, Rodríguez Dávila CE. Diseño de una prótesis transtibial amortiguada. Instituto Politécnico Nacional, ESIME Zacatenco, 2012.
- [103] de Leonardo Girard LM. Diseño y construcción de prototipo de prótesis de rodilla. Universidad de las Américas Puebla, 2008.
- [104] Martínez Solís F. Diseño de Prótesis Transfemoral Activa. Centro Nacional de Investigación y Desarrollo Tecnológico (CENIDET), 2013.
- [105] Leal Junior AG, de Andrade RM, Filho AB. Series Elastic Actuator: Design, Analysis and Comparison. In: IntechOpen, editor. *Recent Adv. Robot. Syst.*, InTech; 2016, p. 203–34. doi:10.5772/63573.
- [106] Pratt J, Krupp B, Morse C. Series elastic actuators for high fidelity force control. *Ind Robot An Int J* 2002;29:234–41. doi:10.1108/01439910210425522.
- [107] Pratt GA, Williamson MM. Series elastic actuators. *Proc. 1995 IEEE/RSJ Int. Conf. Intell. Robot. Syst. Hum. Robot Interact. Coop. Robot.*, vol. 1, IEEE Comput. Soc. Press; 1995, p. 399–406. doi:10.1109/IROS.1995.525827.
- [108] Paluska D, Herr H. The effect of series elasticity on actuator power and work output: Implications for robotic and prosthetic joint design. *Rob Auton Syst* 2006;54:667–73. doi:10.1016/j.robot.2006.02.013.
- [109] Eslamy M, Grimmer M, Rinderknecht S, Seyfarth A. Does it pay to have a damper in a powered ankle prosthesis? A power-energy perspective. 2013 IEEE 13th Int. Conf. Rehabil. Robot., IEEE; 2013, p. 1–8. doi:10.1109/ICORR.2013.6650362.
- [110] Robinson DW, Pratt JE, Paluska DJ, Pratt GA. Series elastic actuator development for a biomimetic

- walking robot. 1999 IEEE/ASME Int. Conf. Adv. Intell. Mechatronics (Cat. No.99TH8399), IEEE; 1999, p. 561–8. doi:10.1109/AIM.1999.803231.
- [111] Fey NP, Simon AM, Young AJ, Hargrove LJ. Controlling Knee Swing Initiation and Ankle Plantarflexion With an Active Prosthesis on Level and Inclined Surfaces at Variable Walking Speeds. *IEEE J Transl Eng Heal Med* 2014;2:1–12. doi:10.1109/JTEHM.2014.2343228.
- [112] Chengkun Zhang, Agrawal SK. Design of a passive transfemoral prosthesis using differential flatness theory. 2013 IEEE Int. Conf. Robot. Autom., IEEE; 2013, p. 2189–93. doi:10.1109/ICRA.2013.6630871.
- [113] El-Sayed AM, Hamzaid NA, Abu Osman NA. Technology Efficacy in Active Prosthetic Knees for Transfemoral Amputees: A Quantitative Evaluation. *Sci World J* 2014;2014:1–17. doi:10.1155/2014/297431.
- [114] Au S, Berniker M, Herr H. Powered ankle-foot prosthesis to assist level-ground and stair-descent gaits. *Neural Networks* 2008;21:654–66. doi:10.1016/j.neunet.2008.03.006.
- [115] Ferreira C, Reis LP, Santos CP. Review of Control Strategies for Lower Limb Prostheses. In: Reis LP, Moreira AP, Lima PU, Montano L, Muñoz-Martinez V, editors. *Robot 2015 Second Iber. Robot. Conf.*, Lisbon, Portugal: Springer International Publishing; 2016, p. 209–20. doi:10.1007/978-3-319-27149-1\_17.
- [116] Tucker MR, Olivier J, Pagel A, Bleuler H, Bouri M, Lambercy O, et al. Control strategies for active lower extremity prosthetics and orthotics: a review. *J Neuroeng Rehabil* 2015;12:1. doi:10.1186/1743-0003-12-1.
- [117] Sup F, Varol HA, Mitchell J, Withrow TJ, Goldfarb M. Preliminary Evaluations of a Self-Contained Anthropomorphic Transfemoral Prosthesis. *IEEE/ASME Trans Mechatronics* 2009;14:667–76. doi:10.1109/TMECH.2009.2032688.
- [118] Huff AM, Lawson BE, Goldfarb M. A running controller for a powered transfemoral prosthesis. 2012 Annu. Int. Conf. IEEE Eng. Med. Biol. Soc., San Diego, CA, USA: IEEE; 2012, p. 4168–71. doi:10.1109/EMBC.2012.6346885.
- [119] Sup F, Varol HA, Mitchell J, Withrow TJ, Goldfarb M. Self-contained powered knee and ankle prosthesis: Initial evaluation on a transfemoral amputee. 2009 IEEE Int. Conf. Rehabil. Robot., IEEE; 2009, p. 638–44. doi:10.1109/ICORR.2009.5209625.
- [120] Williamson R, Andrews BJ. Gait event detection for FES using accelerometers and supervised machine learning. *IEEE Trans Rehabil Eng* 2000;8:312–9. doi:10.1109/86.867873.
- [121] Skelly MM, Chizeck HJ. Real-time gait event detection for paraplegic FES walking. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng* 2001;9:59–68. doi:10.1109/7333.918277.
- [122] Huang B, Chen M, Shi X, Xu Y. Gait Event Detection with Intelligent Shoes. 2007 Int. Conf. Inf. Acquis., Jeju City, Korea: IEEE; 2007, p. 579–84. doi:10.1109/ICIA.2007.4295799.
- [123] Novak D, Reberšek P, De Rossi SMM, Donati M, Podobnik J, Beravs T, et al. Automated detection of gait initiation and termination using wearable sensors. *Med Eng Phys* 2013;35:1713–20. doi:10.1016/j.medengphy.2013.07.003.
- [124] Smith BT, Coiro DJ, Finson R, Betz RR, McCarthy J. Evaluation of force-sensing resistors for gait event detection to trigger electrical stimulation to improve walking in the child with cerebral palsy. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng* 2002;10:22–9. doi:10.1109/TNSRE.2002.1021583.
- [125] Ghoussayni S, Stevens C, Durham S, Ewins D. Assessment and validation of a simple automated method for the detection of gait events and intervals. *Gait Posture* 2004;20:266–72. doi:10.1016/j.gaitpost.2003.10.001.
- [126] Begg RK, Palaniswami M, Owen B. Support Vector Machines for Automated Gait Classification. *IEEE Trans Biomed Eng* 2005;52:828–38. doi:10.1109/TBME.2005.845241.
- [127] O'Connor CM, Thorpe SK, O'Malley MJ, Vaughan CL. Automatic detection of gait events using

- 
- kinematic data. *Gait Posture* 2007;25:469–74. doi:10.1016/j.gaitpost.2006.05.016.
- [128] Zhang Y, Ma Y. Application of supervised machine learning algorithms in the classification of sagittal gait patterns of cerebral palsy children with spastic diplegia. *Comput Biol Med* 2019;106:33–9. doi:10.1016/j.compbiomed.2019.01.009.
- [129] Jasiewicz JM, Allum JHJ, Middleton JW, Barriskill A, Condie P, Purcell B, et al. Gait event detection using linear accelerometers or angular velocity transducers in able-bodied and spinal-cord injured individuals. *Gait Posture* 2006;24:502–9. doi:10.1016/j.gaitpost.2005.12.017.
- [130] González RC, López AM, Rodríguez-Uría J, Álvarez D, Alvarez JC. Real-time gait event detection for normal subjects from lower trunk accelerations. *Gait Posture* 2010;31:322–5. doi:10.1016/j.gaitpost.2009.11.014.
- [131] Storm FA, Buckley CJ, Mazzà C. Gait event detection in laboratory and real life settings: Accuracy of ankle and waist sensor based methods. *Gait Posture* 2016;50:42–6. doi:10.1016/j.gaitpost.2016.08.012.
- [132] Hu BH, Krausz NE, Hargrove LJ. A Novel Method for Bilateral Gait Segmentation Using a Single Thigh-Mounted Depth Sensor and IMU. 2018 7th IEEE Int. Conf. Biomed. Robot. Biomechatronics, vol. 2018- Augus, Enschede, Netherlands: IEEE; 2018, p. 807–12. doi:10.1109/BIOROB.2018.8487806.
- [133] Zheng E, Wang Q. Noncontact Capacitive Sensing-Based Locomotion Transition Recognition for Amputees With Robotic Transtibial Prostheses. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng* 2017;25:161–70. doi:10.1109/TNSRE.2016.2529581.
- [134] Catalfamo P, Ghousayni S, Ewins D. Gait Event Detection on Level Ground and Incline Walking Using a Rate Gyroscope. *Sensors* 2010;10:5683–702. doi:10.3390/s100605683.
- [135] Gouwanda D, Gopalai AA. A robust real-time gait event detection using wireless gyroscope and its application on normal and altered gaits. *Med Eng Phys* 2015;37:219–25. doi:10.1016/j.medengphy.2014.12.004.
- [136] Fraccaro P, Coyle L, Doyle J, O’Sullivan D. Real-world gyroscope-based gait event detection and gait feature extraction. *Proc. eTELEMED, Sixth Int. Conf. eHealth, Telemedicine, Soc. Med., Barcelona, Spain: 2014*, p. 247–52.
- [137] Figueiredo J, Felix P, Costa L, Moreno JC, Santos CP. Gait Event Detection in Controlled and Real-Life Situations: Repeated Measures From Healthy Subjects. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng* 2018;26:1945–56. doi:10.1109/TNSRE.2018.2868094.
- [138] Lauer RT, Smith BT, Betz RR. Application of a Neuro-Fuzzy Network for Gait Event Detection Using Electromyography in the Child With Cerebral Palsy. *IEEE Trans Biomed Eng* 2005;52:1532–40. doi:10.1109/TBME.2005.851527.
- [139] Ha KH, Varol HA, Goldfarb M. Volitional Control of a Prosthetic Knee Using Surface Electromyography. *IEEE Trans Biomed Eng* 2011;58:144–51. doi:10.1109/TBME.2010.2070840.
- [140] Young AJ, Hargrove LJ. A Classification Method for User-Independent Intent Recognition for Transfemoral Amputees Using Powered Lower Limb Prostheses. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng* 2016;24:217–25. doi:10.1109/TNSRE.2015.2412461.
- [141] Spanias JA, Simon AM, Finucane SB, Perreault EJ, Hargrove LJ. Online adaptive neural control of a robotic lower limb prosthesis. *J Neural Eng* 2018;15:1–31. doi:10.1088/1741-2552/aa92a8.
- [142] Farah JD, Baddour N, Lemaire ED. Design, development, and evaluation of a local sensor-based gait phase recognition system using a logistic model decision tree for orthosis-control. *J Neuroeng Rehabil* 2019;16:22. doi:10.1186/s12984-019-0486-z.
- [143] Winter DA. *Biomechanics and Motor Control of Human Movement*. vol. 2nd. Fourth. Hoboken, NJ, USA: John Wiley & Sons, Inc.; 2009. doi:10.1002/9780470549148.
- [144] Catalfamo P, Moser D, Ghousayni S, Ewins D. Detection of gait events using an F-Scan in-shoe

- pressure measurement system. *Gait Posture* 2008;28:420–6. doi:10.1016/j.gaitpost.2008.01.019.
- [145] Zhou H, Ji N, Samuel O, Cao Y, Zhao Z, Chen S, et al. Towards Real-Time Detection of Gait Events on Different Terrains Using Time-Frequency Analysis and Peak Heuristics Algorithm. *Sensors* 2016;16:1634. doi:10.3390/s16101634.
- [146] Vu H, Gomez F, Cherelle P, Lefebvre D, Nowé A, Vanderborght B. ED-FNN: A New Deep Learning Algorithm to Detect Percentage of the Gait Cycle for Powered Prostheses. *Sensors* 2018;18:2389. doi:10.3390/s18072389.
- [147] Taborri J, Palermo E, Rossi S, Cappa P. Gait Partitioning Methods: A Systematic Review. *Sensors* 2016;16:66. doi:10.3390/s16010066.
- [148] James G, Witten D, Hastie T, Tibshirani R. *Classification. An Introd. to Stat. Learn.* 1st ed., New York, New York, USA: Springer Texts in Statistics; 2013, p. 127–73. doi:10.1007/978-1-4614-7138-7\_4.
- [149] Englehart K, Hudgins B. A robust, real-time control scheme for multifunction myoelectric control. *IEEE Trans Biomed Eng* 2003;50:848–54. doi:10.1109/TBME.2003.813539.
- [150] Gupta R, Agarwal R. Single channel EMG-based continuous terrain identification with simple classifier for lower limb prosthesis. *Biocybern Biomed Eng* 2019;39:775–88. doi:10.1016/j.bbe.2019.07.002.
- [151] Englehart K, Hudgins B, Parker P., Stevenson M. Classification of the myoelectric signal using time-frequency based representations. *Med Eng Phys* 1999;21:431–8. doi:10.1016/S1350-4533(99)00066-1.
- [152] Kaufmann P, Englehart K, Platzner M. Fluctuating emg signals: Investigating long-term effects of pattern matching algorithms. 2010 Annu. Int. Conf. IEEE Eng. Med. Biol., IEEE; 2010, p. 6357–60. doi:10.1109/IEMBS.2010.5627288.
- [153] Hargrove LJ, Englehart K, Hudgins B. A Comparison of Surface and Intramuscular Myoelectric Signal Classification. *IEEE Trans Biomed Eng* 2007;54:847–53. doi:10.1109/TBME.2006.889192.
- [154] Vicon Motion Systems. Lower body modeling with Plug-in Gait 2019. <https://docs.vicon.com/display/Nexus25/Lower+body+modeling+with+Plug-in+Gait> (accessed May 22, 2019).
- [155] SENIAM. Recommendations for sensor locations on individual muscles 2018. <http://www.seniam.org> (accessed May 10, 2018).
- [156] Avila-Chaurand R, Prado-León L, González-Muñoz E. Dimensiones antropométricas de la población latinoamericana : México, Cuba, Colombia, Chile. Universidad de Guadalajara; 2007.
- [157] Winter DA. Appendix A. Kinematic, Kinetic, and Energy Data. *Biomech. Mot. Control Hum. Mov.*, Hoboken, NJ, USA: John Wiley & Sons, Inc.; 2009, p. 296–360. doi:10.1002/9780470549148.
- [158] Ljung L. *System Identification Toolbox: getting started guide.* Natick, MA: 2018.
- [159] Shadeed MH, Tokhi MO. Parametric and non-parametric modelling of flexible manipulators. *Flex. Robot Manip. Model. Simul. Control*, London, UK: The Institution of Engineering and Technology; 2008, p. 77–98.
- [160] Murray MP, Drought AB, Kory RC. Walking Patterns of Normal Men. *J Bone Jt Surg* 1964;46:335–60.
- [161] Lee SJ, Hidler J. Biomechanics of overground vs. treadmill walking in healthy individuals. *J Appl Physiol* 2008;104:747–55. doi:10.1152/jappphysiol.01380.2006.