

PONTIFICIA UNIVERSIDAD CATÓLICA DEL PERÚ
ESCUELA DE POSTGRADO



**Diseño del sistema de control de una prótesis transfemoral a partir del
reconocimiento de la intención de movimiento**

Tesis para optar el grado de Magíster en Ingeniería Mecatrónica

Presentado por:

José Luis Bohórquez Bendezú

ASESOR:

Elizabeth Roxana Villota Cerna, PhD

JURADO:

Mg. Jhon Manuel Portella Delgado

Mg. David Ronald Achanccaray Diaz

Lima – Perú

30 de Julio del 2018

A Dios sobre todo,
Por guiarme y enseñarme tanto.
A toda mi familia,
Por enseñarme a trabajar con dedicación y esforzarme.
A todos mis amigos,
Por su incondicional apoyo.

AGRADECIMIENTOS

A Dios, por mostrarme que está presente en todo momento y lugar, llenando de detalles, amor incondicional, conocimiento y sabiduría todo lo que emprendo, haciendo que cobre sentido la labor que realizamos para el bien común.

A mi familia quienes, con todo el amor me han dado lo mejor de sí mismos enseñándome que ante cualquier dificultad, por más grande que sea, se puede afrontar con el valor, cariño y comprensión que nos brinda Dios.

A la asesora de tesis Ph.D. Elizabeth Roxana Villota Cerna por el tiempo brindado en las revisiones, sus recomendaciones, por todas sus críticas constructivas, su apoyo en el proyecto y por la orientación en esta tesis.

A los profesores Mg. David Anchancaray y otros, que gracias a su noble labor académica hacen de Perú un país mejor.

A todos mis compañeros y amigos, que de alguna forma contribuyeron en la elaboración de esta tesis.

ÍNDICE DE CONTENIDO

<i>DEDICATORIA</i>	<i>ii</i>
<i>AGRADECIMIENTOS</i>	<i>iii</i>
<i>RESUMEN</i>	<i>xii</i>
<i>CAPÍTULO 1: INTRODUCCIÓN</i>	<i>1</i>
1.1. Problemática	1
1.2. Objetivos	3
1.2.1. Objetivo principal:	3
1.2.2. Objetivos específicos:	3
1.2.2.1. Nivel superior: reconocimiento de la intención de movimiento	3
1.2.2.2. Nivel medio: selección de posiciones deseadas por fase de la marcha	3
1.2.2.3. Nivel bajo: control de posición en el tobillo y la rodilla	4
1.2.2.4. Integración	4
1.3. Hipótesis	4
1.4. Alcances	5
1.5. Metodología	5
<i>CAPÍTULO 2: FUNDAMENTO TEÓRICO Y ESTADO DEL ARTE</i>	<i>6</i>
2.1. La marcha humana	6
2.1.1. Miembro inferior	6
2.1.2. Rango de movimiento de la cadera	7
2.1.3. Rodilla	8
2.2. Control de nivel alto	9
2.2.1. Sistema sensorial basado en señales electromiográficas (EMG)	9
2.2.1.1. Electromiografía	10
2.2.1.2. Etapas del procesamiento de la señal EMG	12
2.2.2. Métodos de control basados en EMG	12
2.3. Control de nivel medio y bajo	14
2.3.1. Control de impedancia	14
2.3.2. Actuadores	14
2.4. Estado del arte	15
2.4.1. Tecnológico	15
2.4.2. Técnico	17
2.4.2.1. Nivel alto: reconocimiento de la intención de movimiento.	19
2.4.2.2. Nivel medio: asignación de posiciones deseadas según fase de la marcha	21
2.4.2.3. Nivel bajo: control de posiciones de la rodilla y el tobillo	22

CAPÍTULO 3: PRÓTESIS ACTIVA TRANSFEMORAL, REQUERIMIENTOS Y DISEÑO CONCEPTUAL PARA EL DISEÑO DE CONTROL	24
3.1. Prótesis transfemoral activa (PTA)	24
3.2. Modelo físico de la PTA para diseño de control	25
3.2.1. Modelo físico asociado al accionamiento del tobillo	25
3.3. Fases de la marcha humana para diseño de control	26
3.4. Datos de fuerza y velocidad del actuador SEA y PEA	27
3.5. Requerimientos	28
3.5.1. Enunciado de necesidades	28
3.5.2. Requerimientos del diseño de control	29
3.5.2.1. Función principal:	29
3.6. Diseño conceptual del sistema de control de la PTA	31
3.6.1. Abstracción de la PTA	31
3.6.2. Características del sistema de control	32
3.6.3. Diagrama de funciones del control jerárquico de la PTA.	33
CAPÍTULO 4: NIVEL SUPERIOR: SISTEMA DE RECONOCIMIENTO DE LA INTENCIÓN DE MOVIMIENTO USANDO REDES NEURONALES	35
4.1. Metodología	36
4.2. Adquisición de la señal EMG	37
4.3. Lectura de señal EMG	39
4.4. Filtrado de la señal EMG	40
4.5. Segmentación	41
4.6. Extracción de características	42
4.6.1. Características en el dominio del tiempo	43
4.6.1.1. Integral de la señal electromiográfica o <i>Integrated EMG</i> (IEMG)	43
4.6.1.2. Valor absoluto medio o <i>Mean absolute value</i> (MAV)	44
4.6.1.3. <i>Modified mean absolute value type 1</i> (MAV1)	44
4.6.1.4. <i>Modified mean absolute value type 2</i> (MAV2)	44
4.6.1.5. Variancia de la señal electromiográfica (VAR)	44
4.6.1.6. Raíz Media Cuadrática o <i>Root Mean Square</i> (RMS)	45
4.6.1.7. Longitud de la señal o <i>Waveform length</i> (WL)	45
4.6.1.8. Organización de las características	45
4.7. Entrenamiento del clasificador	47
4.7.1. Aprendizaje supervisado.	48
4.7.2. Aprendizaje por corrección de error	48
4.7.3. Normalización de los datos de entrada y salida para el entrenamiento	49
4.7.4. Estructura de la red neuronal (RN)	51
4.7.5. Datos de entrada y salida para el entrenamiento	52
4.7.6. Funciones de la red neuronal e iniciación de pesos	53
4.7.7. Generación de ciclo de trabajo en la RN	55
4.7.8. Cálculo del error retropropagado	56
4.7.9. Actualización de los pesos	56
4.8. Validación del sistema de reconocimiento de la intención de movimiento	57

<i>CAPÍTULO 5: MÁQUINA DE ESTADOS PARA LA SELECCIÓN DE GANANCIAS Y CONTROL DE POSICIÓN DE LA RODILLA Y EL TOBILLO</i>	61
5.1 Metodología para diseñar la máquina de estados	62
5.2 Nivel medio: Diseño de la máquina de estados	63
5.2.1 Objetivo de control	63
5.2.2 Arquitectura de la máquina de estados	64
5.2.3 Ganancias y posiciones deseadas del controlador por fase	65
5.3 Validación virtual de la máquina de estados	66
5.4 Metodología para diseñar el sistema de control de posición	69
5.5 Nivel bajo: Diseño del sistema de control del SEA – tobillo	70
5.5.1 Objetivo de control	70
5.5.2 Modelado	70
5.5.2.1 Modelo topológico	70
5.5.2.2 Modelo físico	71
5.5.2.3 Modelo matemático	74
5.5.3 Arquitectura de control	78
5.5.4 Diseño del controlador	79
5.5.4.1 Criterio de selección de ganancias	80
5.5.4.2 Ganancias del controlador	81
5.5.5 Validación virtual	82
5.6 Nivel bajo: Diseño del sistema de control PEA – rodilla	87
5.6.1 Objetivo de control	88
5.6.2 Modelado	88
5.6.2.1 Modelo topológico	88
5.6.2.2 Modelo físico	89
5.6.2.3 Modelo matemático	91
5.6.3 Arquitectura de control	95
5.6.4 Diseño del controlador	96
5.6.4.1 Criterio de selección de ganancias	97
5.6.5 Validación virtual	99
5.7 Validación virtual del nivel alto, medio y bajo del sistema de control	103
<i>CAPÍTULO 6: CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS</i>	107
6.1 Conclusiones	107
6.2 Trabajos Futuros	108
<i>BIBLIOGRAFÍA</i>	109
<i>APÉNDICE A: Matriz morfológica del dominio electrónico y de procesamiento de la información</i>	118
<i>APÉNDICE B: Hoja de datos del DataLINK</i>	121
<i>APÉNDICE C: Algoritmos de procesamiento en MatLab</i>	122
C.1 Adquisición de señales EMG para los modos: PIE, MAR, SEN.	122
C.2 Programa de entrenamiento de la red neuronal.	123

C.3 Programa de validación de la red neuronal.	126
C.4 Adquisición de señales EMG y procesamiento.	127
APÉNDICE D: Metodología empleada para desarrollar la PTA:	133
D.1 Descripción del problema (<i>Requirements/Problem specification</i>):	133
D.2 Descripción de las funciones, selección de componentes y algoritmos:	133
D.3 Sintonización de controladores, cálculo y selección de algoritmos de control:	133
D.4 Modelo y análisis (<i>Modeling and model analysis</i>):	134
D.5 Integración del sistema (<i>System integration</i>):	134
D.6 Producto – prótesis transfemoral activa (<i>Assurance of properties</i>):	134
APÉNDICE E: Conceptos teóricos del procesamiento de señales EMG	135
E.1 Adquisición de las señales EMG	135
E.2 Filtrado de señales EMG	135
E.2.1 Filtro pasa banda	135
E.2.2 Filtro rechaza banda	136
E.3 Segmentación	136
E.3.1 Ciclo completo de movimiento	137
E.3.2 Segmentación de los Datos	137
E.4 Características de las señales EMG	139
E.4.1 Concepto	139
E.4.2 Extracción de características	139
E.4.3 Selección de características	139
E.5 Clasificador con redes neuronales (Ariyanto et al., 2015)	141
E.6 Técnicas de reconocimiento de patrones a partir de señales EMG	141
APÉNDICE F: ¿Por qué usar el accionamiento serial elástico?	144
APÉNDICE G: Teoría de control por impedancia	146
APÉNDICE H: Estado del arte técnico detallado	149
H.1 Nivel superior: Detección de la intención de movimiento.	149
H.2 Nivel medio: Generación de señales de control de la PTA.	154
H.3 Nivel bajo: Control y supervisión del funcionamiento de la PTA.	155
APÉNDICE I	158
I.1 Ruidos e interferencias	158
I.2 Señales EMG con filtros	158
I.3 Importancia de la extracción de características	160
I.4 Grafica de Valores históricos e instantáneo de las características de la señal EMG	160
I.5 Pseudocódigo para ingresar datos que caracterizan a la estructura de la RN	161

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 2.2.1 Comparación entre las prótesis comerciales.	16
Tabla 3.1 Parámetros característico del motor de corriente continua.	25
Tabla 3.2 Descripción de los requerimientos técnicos de diseño de la prótesis transfemoral activa.	30
Tabla 4.1 Características de los 11 usuarios con amputación del miembro inferior.	38
Tabla 4.2 Procedimiento para entrenar el clasificador para el reconocimiento de la intención de movimiento.	48
Tabla 4.3 Sección del algoritmo de iniciación de pesos para el aprendizaje de la red neuronal.	49
Tabla 4.4 Datos de entrenamiento de la RN.	52
Tabla 4.5 Datos de entrenamiento de la red neuronal.	53
Tabla 4.6 Pseudocódigo para iniciar pesos y lectura de datos de entrenamiento.	54
Tabla 4.7 Pseudocódigo del algoritmo de entrenamiento de la RN.	56
Tabla 4.8 Salidas (Y_1, Y_2, Y_3) del sistema de reconocimiento de la intención de movimiento que muestra el deseo del usuario: marcha (MAR), ponerse de pie (PIE) o sentarse (SEN). En la tabla de muestra los conjuntos de valores de lastres salidas del calificador con redes neuronales y su interpretación en modo de actividad o rutina.	57
Tabla 4.9 Resultados de la matriz de confusión durante el entrenamiento.	59
Tabla 4.10 Resultados de la matriz de confusión durante la validación.	59
Tabla 5.1 Descripción de la metodología para el diseño de la máquina de estados.	62
Tabla 5.2 Ganancias para el controlador del sistema SEA - Tobillo	66
Tabla 5.3 Pruebas de validación de la máquina de estados variando los estados lógicos de los interruptores de contacto S_1 ubicado en la punta del pie y S_2 ubicado en al talón, y el ángulo de la rodilla \varnothing_r .	67
Tabla 5.4 Ganancias para el controlador del sistema SEA - Tobillo	82
Tabla 5.5 Masas e inercias del actuador asociado a la rodilla.	92
Tabla 5.6 Parámetros del husillo de bolas asociado al actuador de la rodilla.	93
Tabla 5.7 Ganancias para el controlador del sistema SEA - Tobillo	98
Tabla 5.8 Ganancias del controlador para los sistemas SEA – Tobillo y PEA – Rodilla.	103

INDICE DE FIGURAS

Figura 2.1 Estructura ósea y muscular de la pierna humana. _____	6
Figura 2.2 planos de división del cuerpo humano. _____	7
Figura 2.3 Rangos de movimiento de la articulación de la cadera. _____	8
Figura 2.4 Corte sagital de articulación de la rodilla humana. _____	8
Figura 2.5 Descripción de partes del tobillo. _____	9
Figura 2.6 Unidad motora. _____	10
Figura 2.7 posiciones anatómicas de la ubicación electrodos superficiales, vista dorsal. Se muestran los músculos superficiales y la posible ubicación de los electrodos relacionada con ellos(Konrad, 2006). ___	11
Figura 2.8 Ciclo de marcha. _____	11
Figura 2.9 Procesamiento de la señal EMG para el reconocimiento de la intención de movimiento. _____	12
Figura 2.10 Métodos o técnicas de control. _____	13
Figura 2.11 Secuencia de procesamiento EMG con el método de control basado en reconocimiento de patrones.(Gopura, Bandara, Gunasekara, y Jayawardane, 2013). _____	13
Figura 2.12 Secuencia de procesamiento EMG con el método de control basado en reconocimiento sin patrones. (Gopura et al., 2013). _____	13
Figura 2.13 Arquitectura generalizada del sistema de control de una prótesis/ prótesis. _____	18
Figura 2.14 Arquitectura de control de prótesis transfemoral activa. _____	18
Figura 2.15 Diagrama de estados, empleado en la prótesis transfemoral. _____	19
Figura 2.16 Predicción del modo de locomoción a partir del historial de la información actual de los 9 sensores EMG superficiales ubicados en el muslo y los 13 sensores ubicados en la PTA. _____	20
Figura 2.17 Se capta la señal a través de la superficie de los electrodos colocados sobre el músculo tibial anterior. _____	20
Figura 2.18 Arquitectura de control y visualización de la interacción entre el nivel bajo y superior. _____	21
Figura 2.19 Diagrama de bloques par el control de torque. _____	22
Figura 3.1 Modelo virtual del diseño mecánico de la prótesis activa transfemoral (Medina B., 2017). ___	24
Figura 3.2 Esquema del modelo físico mecánico del Sistema de Transmisión de Potencia del Tobillo. ___	25
Figura 3.3 Periodos de las articulaciones de la rodilla y tobillo durante la marcha.(Medina B., 2017). ___	26
Figura 3.4 Variación del desplazamiento, velocidad, aceleración del actuador SEA asociado a la rodilla (Medina Barrenechea, 2017). _____	27
Figura 3.5 Variación del desplazamiento, velocidad y aceleración del sistema de transmisión de potencia del tobillo y del actuador del sistema de transmisión de potencia del tobillo (Medina B., 2017). _____	28
Figura 3.6 Abstracción de la PTA _____	32
Figura 3.7 Estructura básica del sistema mecatrónico [VDI2206]. _____	33
Figura 3.8 Diagrama de funciones de la prótesis transfemoral activa en el dominio de control. _____	34
Figura 4.1 Estructura de control del reconocimiento de la intención de movimiento - nivel superior. ___	35
Figura 4.2 Esquema de la metodología de reconocimiento de la intención de movimiento y reconocimiento del grado de actuación, aplicado en este estudio. _____	37
Figura 4.3 Estructura de bloques que muestra el procedimiento para adquirir las señales EMG. _____	38
Figura 4.4 Posiciones de la ubicación electrodos superficiales, vista frontal y dorsal (BioDigital, 2017). 38	38
Figura 4.5 Procesamiento de la señal EMG para su lectura. _____	39
Figura 4.6 Voltajes de los músculos en los tres modos de la actividad: Marcha, pararse y sentarse. ____	40
Figura 4.7 Diagrama de bloques del sistema. Adaptado de (Alexander, Acevedo, Betancourt, y Hurtado, s. f.). _____	41
Figura 4.8 Diagrama funcional para la segmentación en el modo de actividad: MARCHA (MAR), realizado para las cuatro señales EMG tomadas del muslo residual: RF, BF, VM, ST. _____	42
Figura 4.9 Grafica de la magnitud de la señal filtrada en cada una de las 1281 muestras por segmento. _	43

Figura 4.10 Se muestra los once valores reales de las características.	46
Figura 4.11 Señales de entrada para entrenamiento: 44 características (11 características por cada señal EMG asociada a los músculos RF, BF, VM y ST) por cada rutina o modo de actividad: PIE, MAR, SEN. Sin escalamiento o normalización.	47
Figura 4.12 Actualización de pesos a partir de la reducción de la medición del error.	48
Figura 4.13 Grafica que muestra las zonas de valores de las características, según el modo de la actividad.	51
Figura 4.14 Estructura de la red neuronal con escalamiento y de escalamiento.	52
Figura 4.15 Señales de entrada para entrenamiento: 44 características (11 características por cada señal EMG asociada a los músculos RF, BF, VM y ST) por cada rutina o modo de actividad: PIE, MAR, SEN. Con escalamiento entre valores de 0 a 1 unidades.	53
Figura 4.16 Función lineal en las neuronas de entrada y salida, y función de activación sigmoidea tipo 2 en la neurona de la capa intermedia.	54
Figura 4.17 Variación del error en cada salida de la red neuronal durante el entrenamiento del clasificador con redes neuronales.	56
Figura 4.18 Señales de validación EMG a la entrada y señales de validación de la salida de la red neuronal.	58
Figura 4.19 Salidas lógicas satisfactorias de la red neuronal luego del entrenamiento de la red neuronal para que reconozca los tres modos de actividad: PIE, MAR, SEN.	60
Figura 5.1 Arquitectura de control jerárquico con los tres niveles de control.	63
Figura 5.2 Maquina de estados para que gobierna la PTA durante la marcha humana.	65
Figura 5.3 División de las fases de la marcha humana asociadas al ángulo en la rodilla y el tobillo.	67
Figura 5.4 Conexión de la máquina de estados y relación entre el nivel medio y bajo.	68
Figura 5.5 (a) Pasos en el diseño de un sistema de control mediante software de diseño asistido por ordenador según (Cheng Siong, 2013) y (b) proceso de modelado en cuatro niveles de abstracción (Verein Deutscher Ingenieure, 2004b).	69
Figura 5.6 Sistema de la transmisión de potencia del tobillo. (a) Esquema de la ubicación de las partes del STB. (b) comportamiento del STB a tracción y compresión. (c) STB real (Medina B., 2017).	71
Figura 5.7 Modelo físico completo del sistema SEA-Tobillo.	71
Figura 5.8 Representación simplificada del actuador serial elástico o SEA de sus siglas en ingles. Para reducir la representación de la Figura 6.2, el cual se emplea en este capítulo y será útil para representar el sistema prótesis - paciente.	73
Figura 5.9 Modelos físico de movimiento de dos eslabones para la prótesis activa. El modelo general (a) muestra dos enlaces móviles y fuerza asociadas a ellos. (d) Muestra el modelo físico simplificado asociado a los eslabones como se muestra en (b,c).	74
Figura 5.10 Esquema de la sección del husillo de bolas.	75
Figura 5.11 Modelo físico simplificado del sistema SEA – PIE.	77
Figura 5.12 Diagrama de bloques del sistema de control SEA-Pie. El lazo de control interno es realimentado al medir la fuerza en el resorte (FR) y también tiene una realimentación directa con un escalador $\beta - 1$. El lazo externo de control de impedancia asociados a una rigidez y amortiguación de realimentación. El sistema $PSTB$ tiene una entrada de corriente im , y FR es la fuerza del muelle. PF representa el sistema de control de fuerza incorporado.	79
Figura 5.13 Fuerza vs posición del sistema.	82
Figura 5.14 Simulación de la respuesta de la posición del Tobillo frente a una entrada deseada de valor 16 mm, teniendo como parámetro de diseño frecuencia natural $F_n = 40 \text{ Hz}$.	83
Figura 5.15 Esquema para la simulación de desplazamiento en la FASE 0.	83
Figura 5.16 Muestra el comportamiento del Angulo del tobillo partiendo de una condición inicial de $\phi_{ti} = -9$ y una posición deseada en el ángulo del tobillo de $\phi_{td} = -20$.	84
Figura 5.17 Muestra el comportamiento de la señal de control im , limitada a 15.1 A y el comportamiento en de la fuerza aplicada en el tobillo Ft , limitada a 29 N.	85
Figura 5.18 Esquema para la simulación de desplazamiento en la FASE 0.	86

Figura 5.19 Muestra el comportamiento del Angulo del tobillo partiendo de una condición inicial de $\theta_{ti} = -20$ y una posición deseada en el ángulo del tobillo de $\theta_{td} = -28$.	86
Figura 5.20 Muestra el comportamiento de la señal de control im , limitada a 15.1 A y el comportamiento de la fuerza aplicada en el tobillo Ft , limitada a 29 N.	87
Figura 5.21 Descripción del actuador PEA.	89
Figura 5.22 Modelo físico completo del sistema PEA-Rodilla.	89
Figura 5.23 Representación simplificada del actuador serial elástico o PEA de sus siglas en ingles. Para reducir la representación de la Figura 5.7, el cual se emplea en este capítulo y será útil para repesarlo en el sistema prótesis - paciente.	90
Figura 5.24 Modelos físico de movimiento de dos eslabones para la prótesis activa. El modelo general (a) muestra dos enlaces móviles y fuerza asociadas a ellos. (d) Muestra el modelo físico simplificado asociado a los eslabones como se muestra en (b, c).	91
Figura 5.25 Esquema de la sección del husillo de bolas.	93
Figura 5.26 Modelo físico simplificado del sistema PEA – Rodilla.	95
Figura 5.27 Arquitectura de control.	96
Figura 5.28 Grafica de Fuerza vs Posición.	98
Figura 5.29 Esquema para la simulación de desplazamiento en la FASE 0.	99
Figura 5.30 Muestra el comportamiento del Angulo del tobillo partiendo de una condición inicial de $\theta_{ti} = -9$ y una posición deseada en el ángulo del tobillo de $\theta_{td} = -20$.	100
Figura 5.31 Muestra el comportamiento de la señal de control im , limitada a 15.1 A y el comportamiento de la fuerza aplicada en el tobillo Ft , limitada a 29 N.	101
Figura 5.32 Esquema para la simulación de desplazamiento en la FASE 0.	102
Figura 5.33 Muestra el comportamiento del Angulo del tobillo partiendo de una condición inicial de $\theta_{ti} = -20$ y una posición deseada en el ángulo del tobillo de $\theta_{td} = -28$.	102
Figura 5.34 Esquema de simulación del nivel alto, medio y bajo del sistema de control.	104
Figura 5.35 Estabilización del ángulo del tobillo y la rodilla, según el historial de posiciones angulares deseadas en las fases oscilantes y estacionarias (contacto con el suelo) en la marcha, siguiendo la trayectoria deseada (color naranja).	105
Figura 5.36 Maquina de estados que permite cambiar entre los tres modos de la actividad.	106

RESUMEN

En las personas sanas se genera una potencia significativa y otras funciones de locomoción en la rodilla y el tobillo al realizar las actividades: (i) de caminata, (ii) al ponerse de pie, (iii) sentarse, (iv) subir escaleras y otras. Las prótesis transfemorales comerciales mayormente disponibles pueden almacenar y/o disipar energía, pero mayormente no pueden generar potencia durante un ciclo de la marcha. En consecuencia, los amputados transfemorales pueden gastar hasta un 60% más de energía metabólica en relación con las personas sanas, ejerciendo hasta tres veces más la potencia y por ende se realiza un mayor esfuerzo en la cadera resultando está afectada. Por consiguiente, una prótesis con la capacidad de generar una potencia similar a la de una pierna de una persona sana, podría reducir la necesidad de un mayor esfuerzo por parte del paciente amputado. Uno de los principales desafíos que conlleva el desarrollo de una prótesis activa de miembro inferior es el medio por el cual el usuario puede controlar la prótesis, y es por ello que este trabajo se enfoca en el desarrollo del sistema de control de la misma.

El trabajo que se presenta consta de siete capítulos, en el primero se plantea los objetivos y los alcances. Se parte de una detallada descripción de la metodología empleada para diseñar el sistema de control, la cual se plantea a partir del modelo descrito en la metodología VDI2206. En el segundo capítulo se describe el fundamento teórico; se revisa también el estado del arte para las prótesis transfemorales activas en el ámbito tecnológico y técnico, enfatizando en el reconocimiento de la intención de movimiento, el control jerárquico de prótesis transfemorales, y diferentes algoritmos de control usados para control de fuerza y posición.

En el tercer capítulo, se presentan los requerimientos considerando el estándar de seguridad ISO13482; se presenta también un diagrama funcional de todo el sistema protésico y se desarrolla las funciones que aplican también para el sistema de control. Con base en ese análisis funcional se selecciona el tipo de estrategia a seguir para desarrollar

el sistema de control para la prótesis a partir de una evaluación técnica económica basada en la VDI2225.

En el siguiente capítulo se aborda un diseño de configuración para el sistema de control seleccionado en el capítulo anterior. Más adelante en el capítulo cuatro, se describe el procedimiento para reconocer la intención de movimiento a partir de las señales electromiográficas (EMG) empleando algoritmos de reducción de dimensiones, clasificadores del modo de la actividad, entre otros. En el capítulo inmediato se detalla el desarrollo del sistema de control concerniente al control de impedancia, el cual es el nexo entre el sistema de reconocimiento de la intención de movimiento y los sistemas de control de fuerza en la prótesis transfemoral activa (PTA). En el capítulo seis se sintoniza y simula el sistema de control de fuerza para la rodilla y el tobillo para un actuador serial elástico y para un actuador serial – paralelo elástico. En el capítulo final se realiza una integración del sistema y su correspondiente validación virtual. Por último, se detallan las conclusiones.

CAPÍTULO 1

INTRODUCCIÓN

En el presente capítulo se muestra una breve descripción de la situación actual en personas con amputaciones transfemorales en el Perú y el mundo, los problemas técnicos presentes en las prótesis transfemorales activas, el estado actual de las ciencias aplicadas en el ámbito técnico y tecnológico, y la metodología para el desarrollo del sistema de control.

1.1. Problemática

Según la Organización Mundial de la Salud (OMS) y el Banco Mundial, cerca del 15% de la población mundial sufre algún tipo de discapacidad, lo cual conduce a tener que atender diversos problemas, tales como la falta de accesibilidad a servicios básicos y problemas con la prestación de servicios (Organización Mundial de la Salud y Banco Mundial, 2011). En el Perú se estima que el 5,2% de la población nacional (1 millón 575 mil 402 personas) padecen de algún tipo de discapacidad (limitación física o mental), de las cuales el 59,2% sufre de dificultades al caminar o para el uso de los brazos, siendo las de mayor incidencia las discapacidades para caminar.

Del total de la población peruana que presenta alguna discapacidad de locomoción o destreza, el 92% tiene dificultad para caminar distancias cortas o largas (Vulnerables, 2014); cabe recalcar que estas personas también sufren la pérdida de las funciones relacionadas con el control de los movimientos voluntarios en la pierna (Organización Mundial de la Salud, 2011). La mayoría de personas, optan por el uso de prótesis pasivas,

las cuales demanda un gasto de energía metabólica de hasta 60% más en comparación con los sujetos sanos (Waters, Perry, Antonelli, y Hislop, 2010), ya que para desarrollar la locomoción es necesario forzar el movimiento en las articulaciones de la prótesis pasiva; Esto causa desviaciones durante la marcha e inseguridades para la persona en cada rutina que realizan, ya que el centro de gravedad se desplaza (Mullin, Mullin, Johnson, y Schaaf, 2011).

Los recientes avances tecnológicos han permitido mejorar y desarrollar nuevas prótesis y órtesis para la asistencia física y la restauración de la locomoción humana en personas que sufren algún tipo de discapacidad en las piernas; de estas se destaca las prótesis transfemorales activas (PTA) por presentarse una demanda significativa.

Actualmente, a pesar del gran avance técnico de las PTA frente a la década pasada, hay relativamente pocos estudios que documenten el desarrollo del sistema de control de una PTA que integre: el reconocimiento de la intención de movimiento y los diferentes tipos control empleados (Jiménez-Fabián y Verlinden, 2012; Tucker et al., 2015; Varol, Sup, y Goldfarb, 2010).

Las principales consideraciones en el diseño del sistema de control de una PTA son: el desarrollo de estrategias de control, que repliquen los movimientos naturales de la pierna humana; el correcto reconocimiento de la intención de movimiento, en diferentes rutinas que pretende ejecutar la persona como: correr, caminar, saltar, sentarse, agacharse, entre otras (Aaron J Young, Fey, y Hargrove, 2014); y funcionamiento seguro ante fallas, lo cual es perjudicial para la integridad del usuario.

Frente a estas problemáticas, se percibe la necesidad del desarrollo de un sistema de control que replique las funciones relacionadas con el control de los movimientos voluntarios durante la caminata humana, esto a partir del procesamiento de las señales electromiográficas (EMG) provistas por el cuerpo, un registro previo de patrones de movimiento durante la caminata y la supervisión del correcto funcionamiento de la prótesis; permitiéndole a la persona discapacitada retomar sus tareas cotidianas primarias.

1.2. Objetivos

1.2.1. Objetivo general:

Diseñar el sistema de control de una prótesis transfemoral a partir del reconocimiento de la intención de movimiento, considerando el registro de desplazamientos angulares en una pierna sana.

1.2.2. Objetivos específicos:

1.2.2.1. Nivel superior: reconocimiento de la intención de movimiento

- Revisar el estado del arte de las diferentes técnicas usadas para el análisis de señales EMG.
- Revisar el estado del arte de los algoritmos empleados en el reconocimiento de la intención del movimiento.
- Seleccionar la base de datos de señales EMG tomadas de diversos pacientes.
- Seleccionar los algoritmos apropiados para el reconocimiento de la intención del movimiento.
- Calcular los algoritmos de control y realizar la simulación virtual del sistema.
- Validar virtualmente el procesamiento de las señales EMG y el algoritmo de la detección de la intención de movimiento.

1.2.2.2. Nivel medio: asignación de posiciones deseadas según fase de la marcha

- Revisar el estado del arte de las prótesis activas de miembro inferior.
- Seleccionar la arquitectura de control adecuada.
- Seleccionar las estrategias de control que armonicen los movimientos en el plano sagital de la prótesis. Dichas estrategias deberán considerar los patrones de

movimiento (cadera y rodilla) que rigen los diferentes estilos de marcha normal de la persona y la intención del movimiento.

- Modelar los algoritmos de control.
- Calcular las ganancias del controlador.
- Simular y analizar funcionamiento de algoritmo de control.
- Validación virtual de algoritmos de control

1.2.2.3. Nivel bajo: control de posición en el tobillo y la rodilla

- Revisar el estado del arte de los controladores usados en la prótesis y los algoritmos de supervisión de fallas.
- Seleccionar los algoritmos y técnicas de control de posición para sistema tobillo y rodilla.
- Modelar los subsistemas de actuación de la prótesis para simular el funcionamiento de las estrategias de supervisión seleccionadas.
- Calcular ganancias de los controladores para el sistema SEA y PEA
- Validar virtualmente el sistema SEA asociado al tobillo y el sistema PEA asociado a la rodilla de la prótesis.

1.2.2.4. Integración

- Simular y analizar funcionamiento del nivel medio y alto.
- Validar virtualmente sistema del nivel medio y alto.
- Simular y analizar funcionamiento del nivel medio y bajo.
- Validar virtualmente sistema del nivel medio y bajo.
- Simular y analizar funcionamiento del sistema total integrado.
- Validar virtualmente sistema total integrado.

1.3. Hipótesis

Es posible diseñar un sistema de control que establezca las posiciones angulares en el tobillo y la rodilla de una prótesis activa, reconocimiento de la intención de movimiento con el registro de datos EMG.

1.4. Alcances

Las acciones de mando en el sistema de control de la PTA serán generadas a partir del: reconocimiento de la intención de movimiento, el análisis de las señales provistas por los sensores ubicados en la prótesis y la persona (tomado de una base de datos); y el registro previo de los patrones de movimiento realizados durante la marcha.

En el sistema electrónico no se plantea el desarrollo de un sistema embebido que procese y analice las señales EMG, para la detección de la intención del movimiento.

El proyecto solo contempla el desarrollo de estrategias de control para que la PTA desarrolle los movimientos necesarios para caminar (velocidades menores de 1.5 m/s), pararse y sentarse.

El diseño mecánico de la PTA sobre el cual se diseña el sistema de control fue desarrollado en otra tesis (Medina B., 2017).

1.5. Metodología

El desarrollo de la tesis contempla seis etapas, descritas a partir de la Metodología de Diseño de Sistemas Mecatrónicos VDI2206 (Verein Deutscher Ingenieure, 2004b) descrito a mayor detalle en el Apéndice D:

En primera instancia se realiza una **Descripción del problema** a partir de estudios realizados en focos poblacionales, análisis de necesidades y problemas presentes en las prótesis activas y pasivas actuales; estas se muestran y organizan en una lista nombrando las principales problemáticas presentes en las PTA. A partir del análisis de necesidades se plantea el enunciado de las necesidades, registrándose en una lista de requerimientos (*Needs statement*).

Para iniciar el diseño del sistema de control se realiza una **descripción de las funciones** esto para **seleccionar los componentes y algoritmos** adecuados en cada dominio o disciplina, eligiendo apropiadamente el sistema que realizara las tareas asociadas o los portadores de las funciones. Finalmente realiza la **sintonización de controladores, cálculo y selección de algoritmos de control, validación virtual de los mismos y del sistema integrado.**

CAPÍTULO 2

FUNDAMENTO TEÓRICO Y ESTADO DEL ARTE

2.1. La marcha humana

2.1.1. Miembro inferior

El miembro inferior se compone de seis segmentos principales: (i) cadera, (ii) muslo, (iii) rodilla, (iv) la pierna, (v) tobillo, y (vi) el pie. La pierna está comprendida entre la rodilla y el tobillo. Esta se articula con el muslo mediante la rodilla, y con el pie mediante el tobillo como se muestra en Figura 2.1. La pierna permite actuar rápidamente en situaciones dinámicas como correr, saltar, brincar, con mucha agilidad sin abrumarnos por la complicada tarea de controlar la pierna. Esto se debe a un cuidadoso arreglo y afinación de todas sus propiedades, en especial de la estabilidad y la robustez. (Hernández Stengele, 2008)

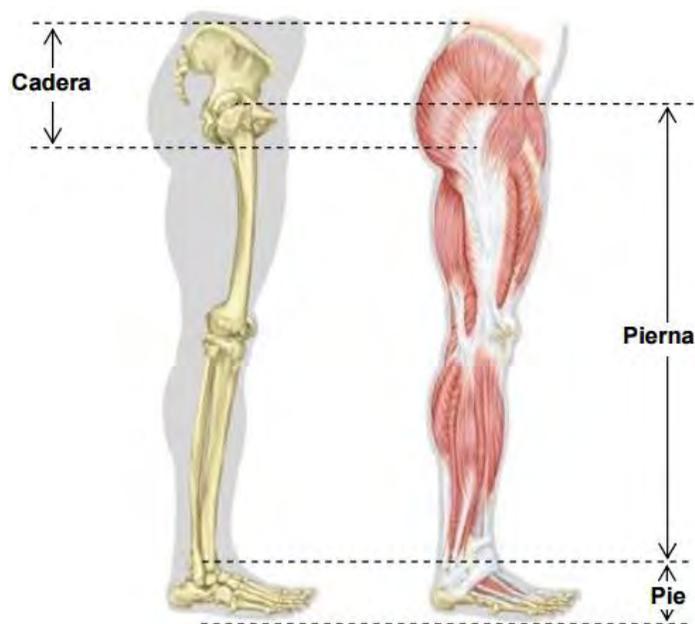


Figura 2.1 Estructura ósea y muscular de la pierna humana.

Para comprender a detalle los movimientos que realiza la pierna durante la marcha humana se muestran los tres planos del cuerpo humano en la Figura 2.2 lo cuales son: el plano sagital, el plano transversal y el plano coronal.

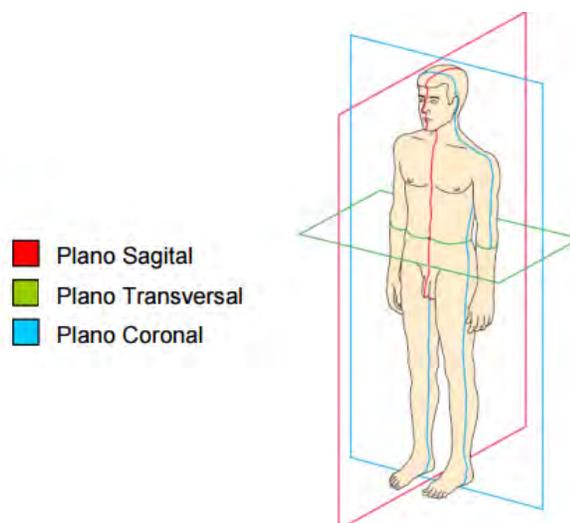


Figura 2.2 planos de división del cuerpo humano.

Estos planos permiten definir los tipos de desplazamiento que realiza la pierna durante la marcha, siendo el principal objeto de estudio los movimientos realizados en el plano sagital.

2.1.2. Rango de movimiento de la cadera

Se muestra en la Figura 2.3 los tres movimientos básicos de la pierna gracias a la articulación de la cadera:

- Extensión y flexión: Se realizan en el plano sagital. La extensión de la pierna hacia atrás tiene un ángulo máximo 15° , mientras que la flexión hacia el tórax tiene un ángulo máximo entre $(130- 140)^\circ$
- Abducción: Se generan sobre el eje sagital y tiene un rango de movimiento de $(30 - 45)^\circ$ alejándose del cuerpo
- Aducción: Se generan sobre el eje sagital y tiene un rango de movimiento de $(20 - 40)^\circ$ cruzando sobre la otra pierna, como se muestra en la Figura 2.3.
- Rotación: Alrededor de un eje vertical. La rotación interna se genera al rotar el muslo hacia el cuerpo, la pierna flexionada tiene un rango máximo de $(30- 45)^\circ$.

En el caso contrario, al rotar el muslo hacia fuera, la pierna flexionada tiene un rango de $(40 -50)^\circ$.

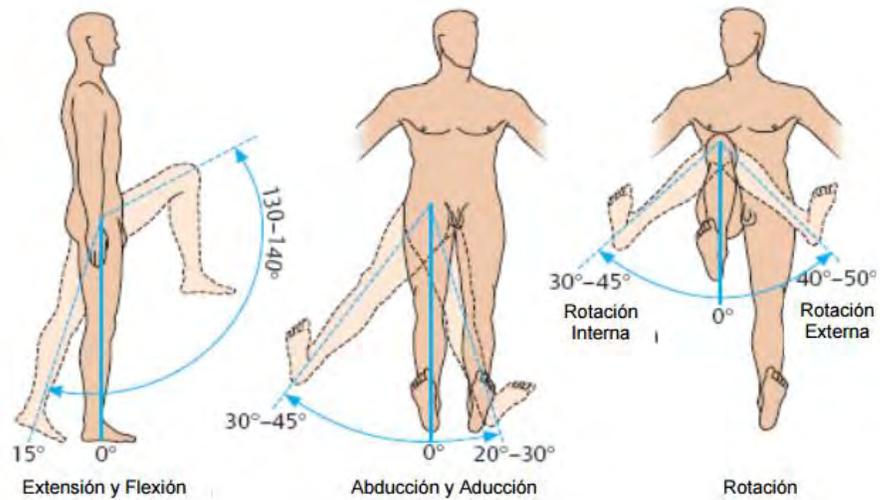


Figura 2.3 Rangos de movimiento de la articulación de la cadera.

2.1.3. Rodilla

La Figura 2.4 muestra la articulación más grande del cuerpo humano, formada por la acción conjunta del fémur, tibia, rotula y discos fibrocartilagosos. Esta comprendida ente el cóndilo femoral, la tibia, la articulación entre la superficie articular del fémur y la tibia.

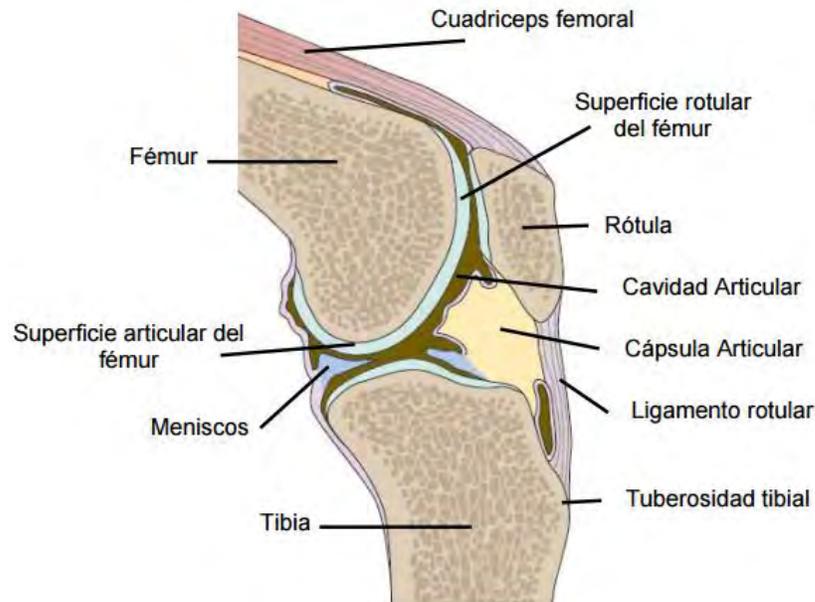


Figura 2.4 Corte sagital de articulación de la rodilla humana.

El tobillo es la articulación donde se unen el pie y la pierna. Está constituida por tres huesos: el peroné y la tibia que pertenecen a la pierna, y el astrágalo que forma parte del pie como se muestra en la Figura 2.5.



Figura 2.5 Descripción de partes del tobillo.

2.2. Control de nivel alto

2.2.1. Sistema sensorial basado en señales electromiográficas (EMG)

Las señales sensoriales se usan como datos de entrada para el controlador jerárquico que calcular el toque o fuerza requerida para accionar el actuador de la prótesis, replicando la locomoción humana. Se emplean dos señales de entrada: las señales electromiográficas (EMG) y el ángulo de inclinación. Las metodologías para medir cada tipo de señal se describen en la presente sección, y así mismo se proporciona una comparación entre los diferentes métodos de detección de la intención de movimiento para identificar el enfoque más apropiado para adquirir información sensorial del muslo residual.

2.2.1.1. Electromiografía

La electromiografía (EMG) es una técnica experimental dedicada al desarrollo, registro y análisis de señales mioeléctricas. Las señales mioeléctricas se forman por las variaciones fisiológicas en el estado de las membranas de las fibras musculares¹(Konrad, 2006).

En una marcha normal los músculos de las extremidades inferiores se contraen y relajan en forma organizada, en función a la señal (impulso nervioso) provista por la unidad motora² como se muestra en la Figura 2.6; es por ello por lo que el análisis EMG (no invasivo) puede dar información sobre la fisiología del músculo. Este método puede medir la tensión de salida eléctrica generada durante la contracción muscular. Actualmente, EMG es una técnica popular en la rehabilitación tales como el reconocimiento de las lesiones neuronales. Por otra parte, hay un buen número de investigaciones que utilizan las señales EMG de los músculos residuales del muñón o los músculos de la pierna sana para controlar una prótesis o un exoesqueleto (Ha, Varol, y Goldfarb, 2011; Lee y Lee, 2005; Matrone, Cipriani, Carozza, y Magenes, 2012; Segil y Weir, 2014; Aaron J. Young, Simon, Fey, y Hargrove, 2013).

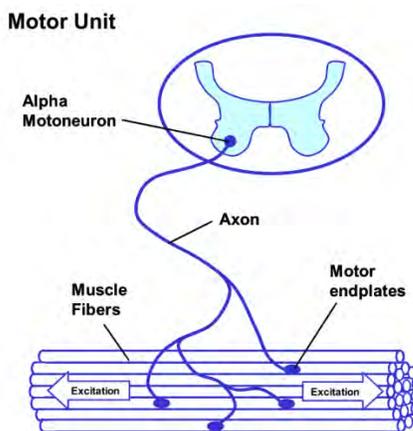


Figura 2.6 Unidad motora.

En la Figura 2.7 se muestra los músculos superficiales que son empleados para el sensado de la señal EMG con electrodos superficiales. La Figura 2.8 presenta la acción física de los principales grupos musculares en un ciclo de la marcha. Como se ha representado,

¹La **fibra muscular** es una célula fusiforme y multinucleada con capacidad contráctil y de la cual está compuesto el tejido muscular.

²La **unidad motora** es la que emite el impulso nervioso que hace que la fibra muscular se contraiga, lo que quiere decir, que conduce los impulsos del cerebro y la médula espinal hacia los efectores (músculos).

durante cada sub-fase del ciclo de la marcha, algunos de los músculos se activan mientras que los otros están en reposo. Este patrón armónico de contracción y relajación de los músculos de las extremidades inferiores se puede utilizar para proporcionar información al controlador de la prótesis.

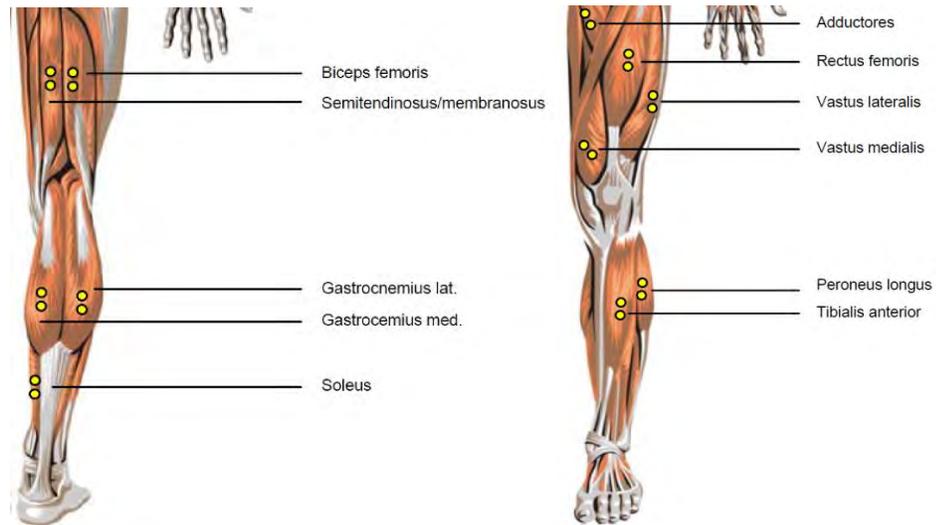


Figura 2.7 posiciones anatómicas de la ubicación electrodos superficiales, vista dorsal. Se muestran los músculos superficiales y la posible ubicación de los electrodos relacionada con ellos(Konrad, 2006).

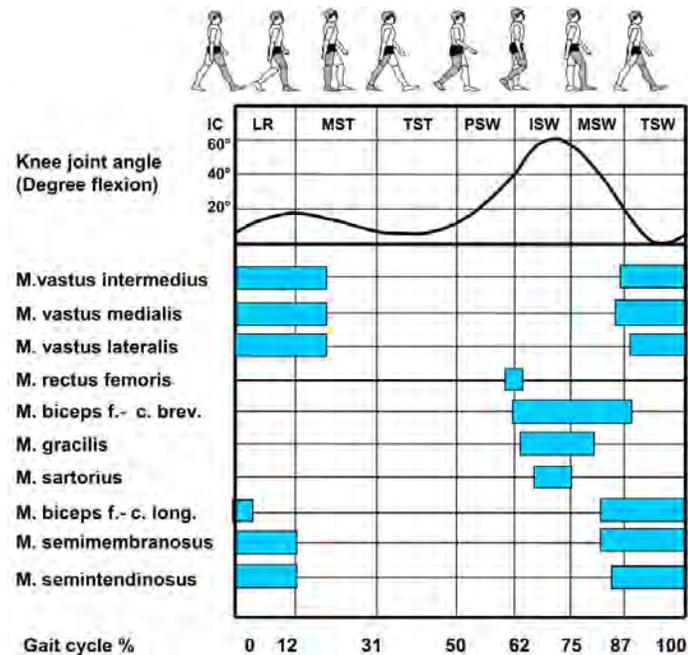


Figura 2.8 Ciclo de marcha.

2.2.1.2. Etapas del procesamiento de la señal EMG

En la Figura 2.9 se muestra las etapas de procesamiento de la señal EMG para realizar la clasificación y reconocimiento de la intención de movimiento: (i) Adquisición de la señal, consiste en registrar a través de un electrodo superficial el voltaje en el rango de los +/-12 mV cuando el músculo flexor muestra cierta contracción o cuando el músculo extensor tiende a estar aproximadamente en reposo; (ii) Filtrado de la señal; en esta etapa se suele integrar un filtro pasa banda que solo deja pasar un rango de frecuencias y un filtro rechaza banda para atenuar un rango de frecuencia específico, (iii) Segmentación, en la cual se registra un intervalo de tiempo para la adquisición de datos mioeléctricos³ muestreados, según diversos autores 128 ms es un tiempo de segmentación apropiado que presenta mayor confiabilidad (Asghari Oskoei y Hu, 2007), (Farrell, 2011); (iv) Extracción de características, las características son detalles específicos que pueden ayudar a separar clases o generar una estimación de información, es por ello que es de vital importancia encontrar qué características son irrelevantes y pueden ser eliminadas, y combinar las características restantes para obtener un resultado óptimo (Avrim L. Blum y Pat Langley, 1997); y (v) Clasificador, este permite interpretar las características y estimar la intención de movimiento, siendo de diversos tipos como el clasificador con redes neuronales, el bayesiano, con lógica difusa, neuro-difuso, y entre otros⁴.

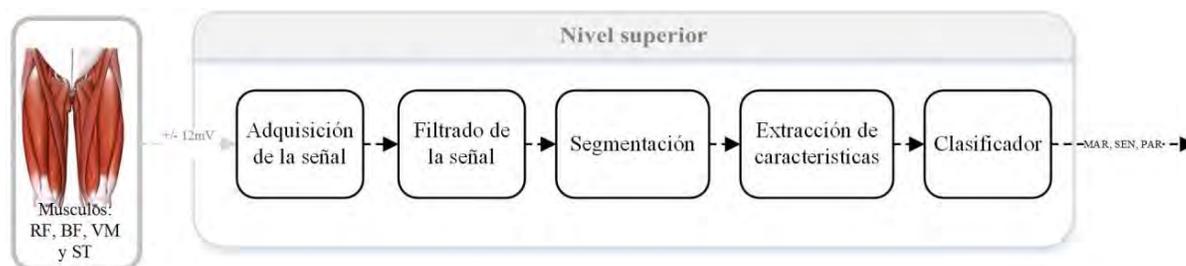


Figura 2.9 Procesamiento de la señal EMG para el reconocimiento de la intención de movimiento.

2.2.2. Métodos de control basados en EMG

Los métodos de control basados en señales EMG pueden categorizarse principalmente de acuerdo con la información de entrada al controlador, la arquitectura del algoritmo de

³Mioeléctrico; propiedad electromotriz de los músculos o relacionado con ellas.

⁴ Mayores detalles de las etapas del procesamiento de la señal EMG se muestran en el Apéndice E.

control, y la salida del controlador. La Figura 2.10 muestra las formas de categorización de los métodos de control basados en señales EMG, estos métodos de control se clasifican en función de la arquitectura del método de control. Teniendo en cuenta el procesamiento de la señal EMG en el controlador, los métodos de control basados en EMG pueden ser categorizados principalmente como: (i) reconocimiento de patrones (*pattern recognition*) y (ii) reconocimiento sin patrones (*non-pattern recognition*); los primeros proporcionan una acción de control más precisa que el segundo método, sin embargo para el método basado en el reconocimiento de patrones existen varios pasos intermedios, la Figura 2.11 presenta los pasos tales como: filtrado, segmentación de datos, extracción de características, y la clasificación. La precisión de este método ha mejorado desde sus inicios, optimizando los algoritmos y técnicas de control (Ariyanto, Caesarendra, y Setiawan, 2015; Boostani y Moradi, 2003; Fariman, Ahmad, Marhaban, Jan, y Chappell, 2015; Hussein y Granat, 2002; Mokhlesabadifarhahani y Gunjan, 2015). En contraste el método *non-pattern recognition* implica pocos pasos como se muestra en Figura 2.12.

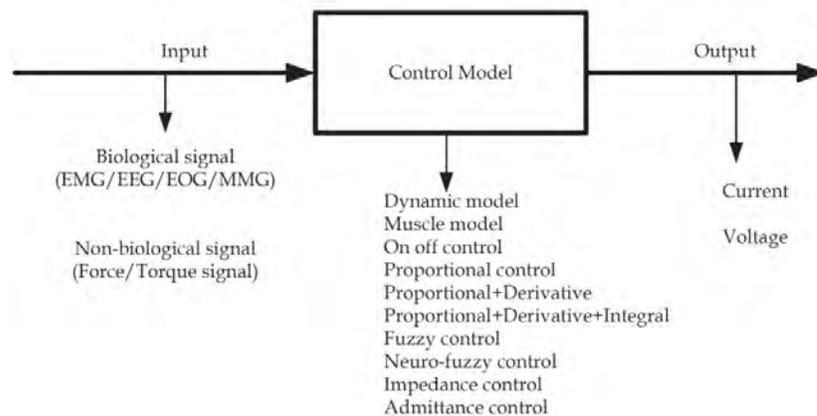


Figura 2.10 Métodos o técnicas de control.

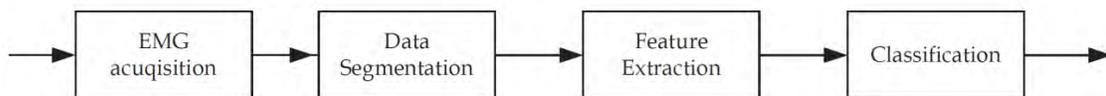


Figura 2.11 Secuencia de procesamiento EMG con el método de control basado en reconocimiento de patrones.(Gopura, Bandara, Gunasekara, y Jayawardane, 2013).

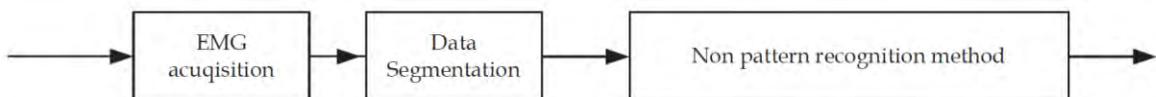


Figura 2.12 Secuencia de procesamiento EMG con el método de control basado en reconocimiento sin patrones. (Gopura et al., 2013).

2.3. Control de nivel medio y bajo

2.3.1. Control de impedancia

Las salidas, como la posición o la fuerza de un robot o prótesis, son insuficientes para realizar tareas de contacto e interacción. El control de impedancia difiere de las técnicas clásicas de control, en que define una relación dinámica deseada entre el movimiento (posición o velocidad) y la fuerza externa aplicada a un robot o prótesis, en lugar de modular estas variables individualmente. La tesis y posteriores trabajos de Hogan introducen el concepto de control de impedancia, la cual cita específicamente el deseo de manipular e interactuar con un entorno como la principal motivación para esta técnica de control (Neville Hogan, 1984) y (N Hogan y Buerger, 2005). De hecho, una amplia gama de robots han demostrado desde entonces la eficacia del control de impedancia para realizar varias tareas de contacto (como se muestra en (Mehling, 2015; Mehling, Holley, y O'Malley, 2015; N. Paine, Holley, Johnson, y Sentis, 2015; N. Paine, Oh, y Sentis, 2014; Gill A. Pratt, Willisson, Bolton, y Hofman, 2004; Rouse, Mooney, Martinez-Villalpando, y Herr, 2013; S. Mehling, 2015; Sentis, 2007; Tagliamonte, Zollo, y Guglielmelli, 2013)). Esto no debería sorprender, ya que el sistema nervioso central humano se basa en un modelo de control de la impedancia para manejar la interacción.

La impedancia mecánica de un sistema se define formalmente como la relación de una velocidad de entrada (generalizada) y una fuerza de salida (generalizada) en un puerto de interacción específico⁵ dentro del sistema (Mayores detalles en el Apéndice G):

$$Z_{(s)} = \frac{F_{(s)}}{\dot{x}_{(s)}}. \quad (1)$$

2.3.2. Actuadores

Descritos inicialmente en (G. A. Pratt y Williamson, 1995), los actuadores elásticos de serie o *serial elastic actuator* (SEA) están diseñados para incluir un elemento intencionalmente elástico como un resorte en sus mecanismos de transmisión. Si bien se

⁵Los puertos de interacción, o ubicaciones en las que la energía se puede intercambiar con el medio ambiente, se describen en detalle en el contexto del control de la impedancia en (N Hogan y Buerger, 2005).

disminuye la frecuencia natural del sistema físico su gran aporte está en que permite una amortiguación frente a fuerzas externas lo cual es útil cuando se trabaja con sistemas robóticos que interactúan con personas. Los SEA se han utilizado con gran éxito en una amplia gama de robots: humanoides y manipuladores, (Diftler et al., 2011; N. Paine et al., 2015; J. E. Pratt y Krupp, 2004; Suarez, Heredia, y Ollero, 2016); exoesqueletos tanto para la rehabilitación como para el aumento humano (Fleischer, 2007; Wang, Zhu, Huang, Yuan, y Wang, 2012); prótesis activas (Bragaru, Dekker, y Geertzen, 2012; Delis, Carvalho, y Rocha, 2006; Farrell, 2011; Kannape, Member, Herr, y Member, 2014; Matrone et al., 2012; Pagel, 2014; Parker, Englehart, y Hudgins, 2006; Parker et al., 2006; Pfeifer, 2014; Simon, Fey, Ingraham, Young, y Hargrove, 2013; Tucker et al., 2015; Varol, 2007; Varol y Goldfarb, 2009); y los robots que caminan (Zhao, 2016). Mayores detalles en el Apéndice F. El actuador paralelo elástico o *parallel elastic actuator* (PEA), contribuye con potencia en la articulación ya que almacena cantidades significativas de energía. En esencia la disposición del motor y el resorte en paralelo, hacen que el actuador PEA sea útil en aplicación en las cuales se requiera reducir el torque aplicado por el eje del motor en una prótesis activa.

2.4. Estado del arte

Durante las últimas cinco décadas se han desarrollado prótesis de piernas activas y semi-activas, obteniéndose resultados satisfactorios en múltiples campos, aunque todavía existen factores que limitan el uso masivo y la comercialización, siendo los principales: las fuentes de alimentación portátiles de larga duración, actuadores livianos y transmisiones de alta eficiencia (Jiménez-Fabián y Verlinden, 2012).

2.4.1. Tecnológico

En el mercado existen al menos cuatro modelos de prótesis muy relevantes que son controladas artificialmente. Unas emplean un mecanismo tipo monocéntrico con el cual

se realiza la flexo-extensión. Uno de ellos utiliza un mecanismo tipo policéntrico de cinco barras. Su masa varía entre 1240 y 1630 g como se muestra en la Tabla 2.2.1. También están diseñadas para un rango de actividad bajo hasta uno alto.

Esto significa que el usuario o paciente puede, hacer tareas como estar sentado o caminar en casa hasta realizar actividades como salir a caminar. Cabe señalar que no existe un estudio donde se defina el peso que debe tener la prótesis de rodilla en relación con el peso de la persona, sin embargo, se busca que el peso sea el menor posible, considerando que el igualar el peso del miembro sano es inadecuado debido a que ya no se tiene toda la maquinaria biológica con la que cuenta la rodilla de un paciente sano.

De las cuatro prótesis mostradas en la Tabla 2.2.1, sólo una de ellas, Rheo-Knee 3 es capaz de adaptarse al entorno sin la necesidad de que un técnico de prótesis realice ajustes técnicos. Todas las prótesis están diseñadas para pesos de pacientes que rondan los 130kg. En la cuatro prótesis comerciales, el sistema de control es adaptable, lo cual implica que detecta cambios en los parámetros de planta y realiza los ajustes necesarios en los parámetros del controlador, para mantener un comportamiento óptimo.

Tabla 2.2.1 Comparación entre las prótesis comerciales.

Nombre de la prótesis	Tipo de mecanismo y actuador	Angulo máximo de flexión	Masa (g)	Sistema de control	Peso máximo (paciente)	Tiempo de batería (horas)	Uso	Frecuencia muestras/s
C-Leg 4	Monocéntrica  Electrohídra	130°	1240	Adaptable	136	8-16	Moderado-alto	100
Rheo-knee 3	Monocéntrica 	120°	1630	Adaptable	136	48-72	Bajo-moderado	1000
SmartIP		140°	1270	Adaptable	125	40-45	Moderado-alto	-
Smart adaptive		140 °	1360	Adaptable	124.7	40-45	Moderado-alto	62.5

Las prótesis transfemorales pueden clasificarse en tres grandes grupos: pasivas, semi-activas y activas. Las prótesis pasivas no requieren de una fuente de alimentación para su funcionamiento, y en general son menos adaptables a las perturbaciones ambientales que las prótesis amortiguadas o activas.

En el ámbito tecnológico de las rodillas de las prótesis activas han ocurrido avances significativos. Estas rodillas requieren una fuente de alimentación para modular los niveles de amortiguación y adaptarse a las diferentes rutinas de marcha. Las PTA ofrecen varias ventajas sobre los diseños mecánicamente pasivos, incluyendo estabilidad mejorada y adaptación a diferentes velocidades durante la marcha (Bragaru et al., 2012; Thatte y Geyer, 2015). A partir de estos ejemplos, dos de los dispositivos más avanzados y los más relevantes para la presente investigación, son los modelos C-Leg y Genium del Otto Bock. Estas rodillas utilizan un microprocesador para ajustar las características de amortiguación de su junta hidráulica con el fin de adaptarse a la velocidad de la marcha del usuario para detectar y prevenir tropiezos. Un segundo ejemplo de una rodilla basado en microcontrolador es la rodilla Rheo, desarrollada originalmente en el MIT. Esta prótesis activa controla la velocidad angular de la prótesis y se adapta al terreno.

2.4.2. Técnico

Para prótesis activas de miembro inferior, se suele emplear la arquitectura generalizada del sistema de control mostrada en la Figura 2.13 y esta estructura está fundamentada en el trabajo de Varol (Varol et al., 2010) mostrada en la Figura 2.14, en el cual se propone una arquitectura de control. Esta arquitectura se ha extendido en los últimos años ya que es aplicable a una amplia gama de productos (prótesis y órtesis). El diagrama refleja el comportamiento dinámico y la interacción entre los diferentes niveles de control. El subsistema *Hierarchical Controller* incluye una estructura de control jerárquica dividida en tres niveles. Mayores detalles del estado del arte técnico se muestran en el apéndice H.

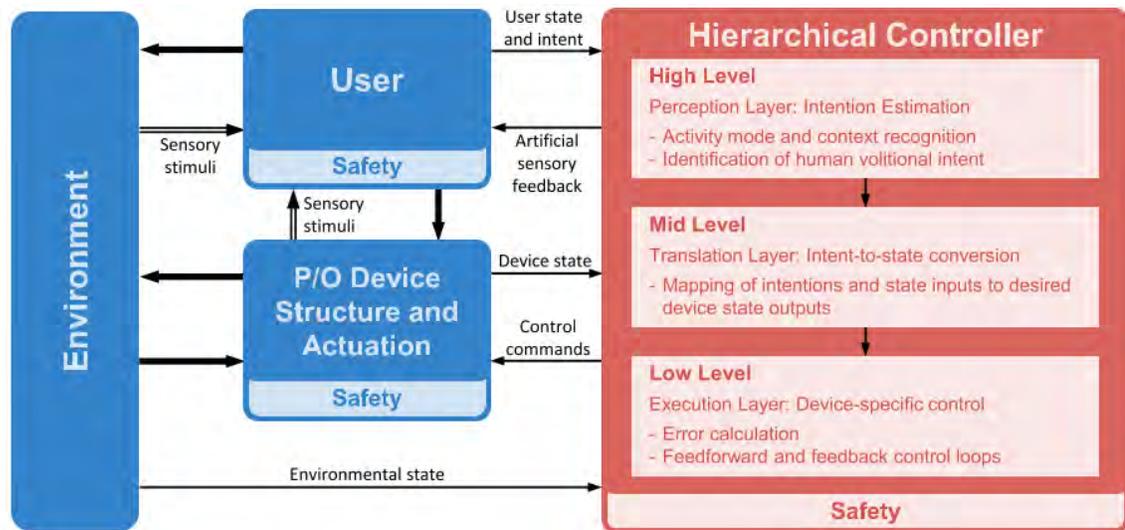


Figura 2.13 Arquitectura generalizada del sistema de control de una prótesis/ prótesis.

Como se representa en la Figura 2.13, el controlador para prótesis se puede subdividir en tres niveles. El controlador de nivel alto (*High Level*) es responsable de percibir la intención locomotora del usuario basado en señales del usuario, el medio ambiente, y el dispositivo. Esta información la que pasa al controlador del nivel medio (*Mid level*), que traduce las intenciones de movimiento del usuario a posiciones angulares deseada para el dispositivo. Estas referencias deseadas son entradas para el controlador de nivel bajo, el cual asegura la estabilización de las posiciones angulares de la articulación asociadas al tobillo y la rodilla (Quintero, Farris, Hartigan, Clesson, y Goldfarb, 2011). Cabe recalcar que hay relativamente pocos estudios que documentan la implementación de una estructura jerárquica completa y multifuncional de control (Jiménez-Fabián y Verlinden, 2012; Tucker et al., 2015; Varol et al., 2010).

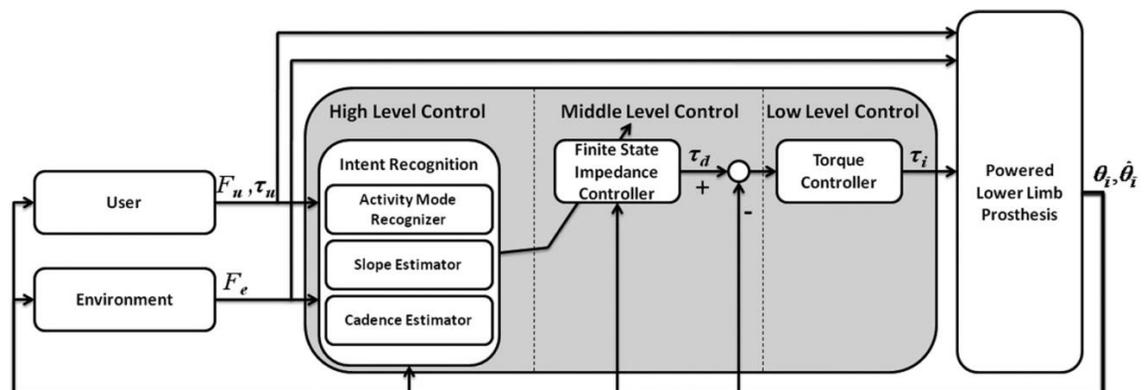


Figura 2.14 Arquitectura de control de prótesis transfemoral activa.

2.4.2.1. Nivel alto: reconocimiento de la intención de movimiento.

Esta sección presenta una revisión de los métodos de control basados en señales EMG de robots, prótesis y exoesqueleto. Para esta revisión, se utilizaron varias bases de datos, incluyendo explorador IEEE, Science direct y Google scholar. Las técnicas de control basados en lectura de señales EMG son útiles para controlar robots, prótesis y exoesqueleto. El propósito del nivel alto es percibir la intención de movimiento del usuario a partir de una combinación entre la detección de la rutina/actividad y control voluntario de la persona. Dependiendo de la patología del usuario, la capacidad de generar, transmitir y ejecutar comandos en la prótesis, pueden verse afectadas. Por lo tanto, una vez que el usuario ha proporcionado la señal, el sistema de procesamiento debe ser capaz de ejecutar y transmitir la señal de control para generar los movimientos a través de los controladores del nivel medio y bajo.

El sistema de reconocimiento de la intención de movimiento permite que el usuario pueda modular el comportamiento de la prótesis dentro de una rutina particular, en trabajos como el de Simon se logran buenos resultados al reconocer la intención de movimiento cuando el usuario pretende ponerse de pie y cuando el usuario pretende sentarse (Figura 2.15), obteniéndose 96.5% de aciertos. Esto se logra empleando la señal provista por ocho músculos del muslo residual (Simon et al., 2013).

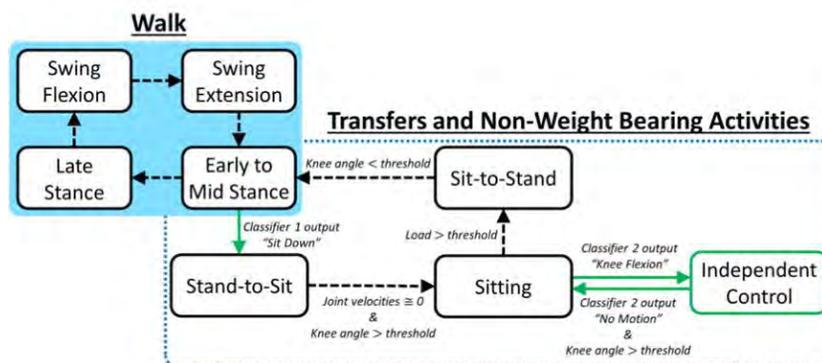


Figura 2.15 Diagrama de estados, empleado en la prótesis transfemoral.

En proyectos como el de Young combinan la señales EMG y los sensores mecánicos con un historial de tiempo para reconocer la intención de movimiento y se logra solo un error de transición promedio de 12,2% como se muestra en la Figura 2.16 (A J Young, Kuiken, y Hargrove, 2014).

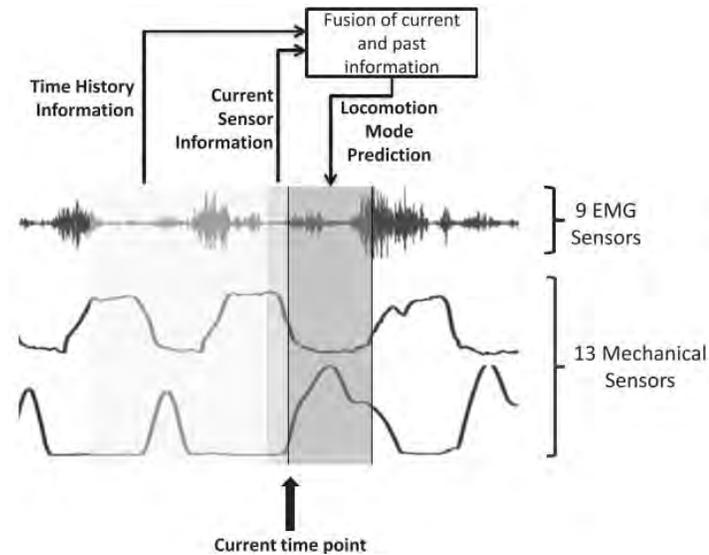


Figura 2.16 Predicción del modo de locomoción a partir del historial de la información actual de los 9 sensores EMG superficiales ubicados en el muslo y los 13 sensores ubicados en la PTA.

En otros trabajos como (Huang, 2014),(Aaron J Young, 2013),(Hargrove et al., 2015) y en (Hoover, Fulk, y Fite, 2012) parten del procesamiento de las señales EMG logran buenos resultado en diferentes rutinas de locomoción. Hoover trabaja a partir de las señales EMG y las señales de fuerza tomadas de la planta del pie de la prótesis, aplicando un control mioeléctrico para generar la acción de control (τ_k , torque en la rodilla).

En el laboratorio de neuro mecánica de la universidad de Michigan se realizó un estudio que evalúa el aprendizaje motor en personas con amputación de miembros inferiores como se muestra en Figura 2.17 utilizando el control proporcional mioeléctrico; Se evalúa la rapidez de reacción de la prótesis a partir del reconocimiento de la intención de movimiento, a fin de mejorar su desempeño (Alcaide-Aguirre, 2013).

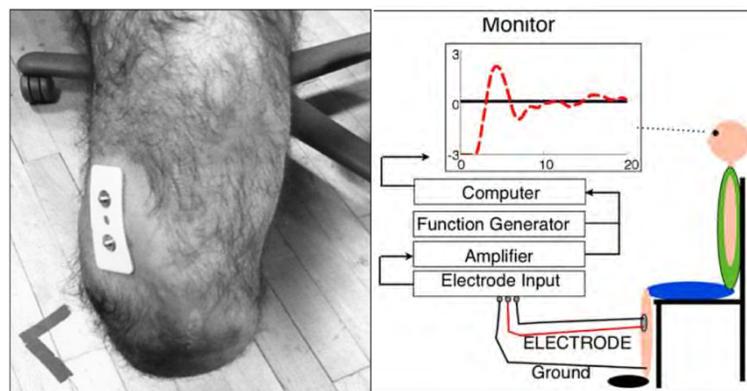


Figura 2.17 Se capta la señal a través de la superficie de los electrodos colocados sobre el músculo tibial anterior.

En el laboratorio de biomecatrónica del MIT se desarrolló un controlador adaptativo, a partir del reflejo muscular, basado en estudios de simulación, que utiliza un actuador lineal para generar un movimiento de flexión planar, de esta manera se logra una adaptación al terreno importante durante la marcha (Eilenberg, Geyer, y Herr, 2010).

2.4.2.2. Nivel medio: asignación de posiciones deseadas según fase de la marcha

El propósito del nivel medio (Figura 2.13) es convertir de la salida del sistema de reconocimiento de la intención de movimiento desde el nivel superior, en señales que van dirigidas al nivel medio que controla los movimientos armónicos de la prótesis. En trabajos como el de Zhang se realiza un estudio de los errores críticos presentes en el sistema de control (Figura 2.18) de la PTA (Zhang, Liu, y Huang, 2015).

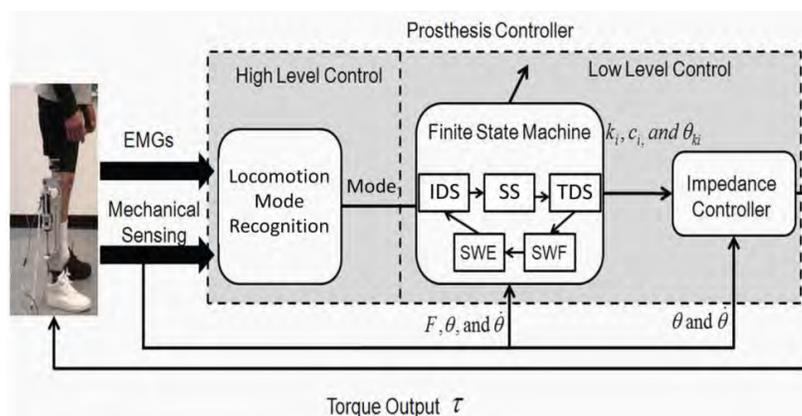


Figura 2.18 Arquitectura de control y visualización de la interacción entre el nivel bajo y superior.

El trabajo de Jiménez se centra en las estrategias de control para prótesis de extremidades inferiores. Se presta especial atención a los algoritmos que mejoran la adaptación a diferentes condiciones para caminar, y el reconocimiento de la intención de movimiento. También analizan aspectos relevantes de los controladores implementados hardware (Jiménez-Fabián y Verlinden, 2012).

a) Antecedentes del control de impedancia por máquina de estados

Entre los trabajos más relevantes acerca de prótesis transfemorales activas que se enfocan en el nivel medio, encargado de generar los ángulos de referencia y asignar las ganancias apropiadas del controlador del nivel bajo, se tiene a (Varol et al., 2010) el cual trabaja con una máquina de estados de cinco fases, y logra reconocer exitosamente los tres modos de la actividad (caminar, pararse y sentarse), otros trabajos como (Martínez Villalpando, 2012) propone usar tres fases en combinación con un lazo de control de fuerza anidado, otro esquema de control planteado por (Wu y Shen, 2012) es el usar control con lógica difusa para gobernar el lazo de control del nivel bajo

2.4.2.3. Nivel bajo: control de posición en el tobillo y la rodilla

En trabajos como el de Hoover para controlar la fuerza en la rodilla de la prótesis se emplea un control proporcional. Para el control de torque se propone en el trabajo de Xia un novedoso control de torque. que utiliza la estrategia de optimización del ciclo de trabajo para un motor síncrono (PMSM). El algoritmo propuesto muestra en la simulación y los resultados experimentales una reducción de la fluctuación del torque en más del 30% (Xia, Zhao, Yan, y Shi, 2014), otros trabajos realizan un control torque como el mostrado en la Figura 2.19 (Santos, Caurin, y Siqueira, 2015).

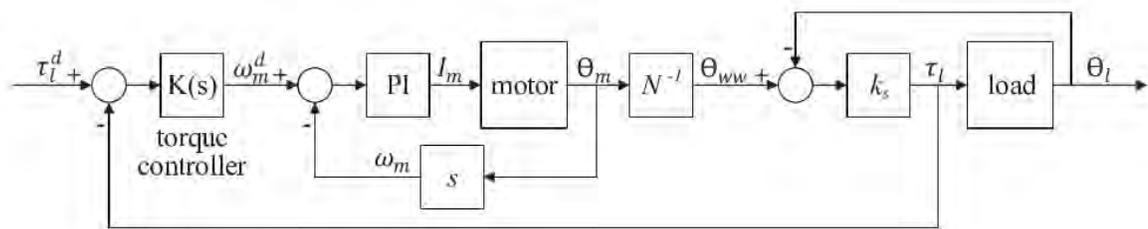


Figura 2.19 Diagrama de bloques par el control de torque.

a) Antecedentes del control de la fuerza e impedancia del SEA

Se han propuesto muchas arquitecturas para el control de fuerza de los SEAs. Algunas de las variaciones en el diseño del controlador tienen sus raíces en los diferentes diseños y

limitaciones impuestas por el sistema mecánico. Por ejemplo, la fuerza o torque aplicado se puede censar midiendo la tensión (voltaje) en función a la variación de la resistencia del transductor, como se logra en (N. A. Paine, 2014; S. Mehling, 2015; Zhao, 2016) o midiendo la deflexión de resorte y aplicando la ley de Hooke, como se realiza en (Basafa, Salerieh, y Alasty, 2007; J. E. Pratt y Krupp, 2004; Tagliamonte et al., 2013). Una estrategia de control para sistemas que utilizan sensores de deflexión de resorte puede tratar un motor como una fuente de velocidad y transformar las fuerzas de resorte deseadas en deflexiones de resorte deseados. Sin embargo, para los sistemas de control que usan sensores de fuerza, este cambia el valor de la resistencia del transductor directamente proporcional a la fuerza aplicada. Para tal sistema, es más conveniente modelar el motor como una fuente de fuerza.

La clasificación adicional de las estrategias de control de fuerza en los SEA puede hacerse basándose en los tipos y combinaciones de estructuras de control utilizadas. Algunos enfoques miden la fuerza del muelle y controlan la fuerza motora usando alguna variante de las estructuras de control del PID (P, PD, etc.) (N. A. Paine, 2014; Zhao, 2016). Si la fricción y la holgura son significativas, un controlador de fuerza PID de un solo bucle puede volverse inestable antes de que se alcance el seguimiento de la fuerza deseada. Para remediar este problema, puede usarse una posición interna o un bucle de control de velocidad con un bucle de control de fuerza externo como se propone (Mehling, 2015). Esta idea ha sido adoptada y llevada a cabo por muchos otros, traduciendo el control de la fuerza en un problema de posición o de seguimiento de la velocidad (Mehling, 2015; N. A. Paine, 2014; Sentis, 2007; Zhao, 2016). Otra clase de controladores utiliza estructuras de control PID, pero también considera la dinámica del sistema mecánico para mejorar la respuesta para control de la fuerza (Pratt y Williamson, 1995; Hurst et al., 2010). El enfoque del presente trabajo plantea un control en cascada, con un lazo de control interno empleando un PD para el control de fuerza que se utiliza para dar forma a la respuesta dinámica del actuador y un lazo de control por impedancia externo para controlar la posición.

CAPÍTULO 3

PRÓTESIS TRANSFEMORAL ACTIVA, REQUERIMIENTOS Y DISEÑO CONCEPTUAL DEL DISEÑO DE CONTROL

3.1. Prótesis transfemoral activa (PTA)

El sistema mecánico sobre el cual se trabaja en las siguientes secciones fue desarrollado por (Medina B., 2017) el cual sustenta y desarrolla el sistema mecánico de una prótesis transfemoral activa con dos actuadores un actuador SEA asociado al tobillo de la prótesis y otro actuador PEA asociado a la rodilla.

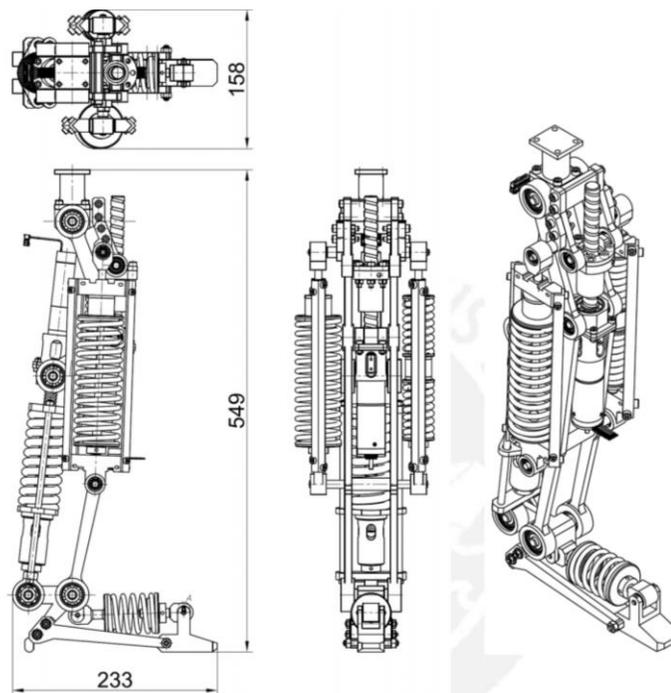


Figura 3.1 Modelo virtual del diseño mecánico de la prótesis activa transfemoral (Medina B., 2017).

3.2. Modelo físico de la PTA para diseño de control

3.2.1. Modelo físico asociado al accionamiento del tobillo

A partir del modelo expuesto en la Figura 3.1 se presenta el modelo físico del sistema asociado al desplazamiento del tobillo de la prótesis en la Figura 3.2, el cual se usará a lo largo de los capítulos posteriores. Este sistema está compuesto por: (i) la mecánica del motor la cual representa a la inercia propia del motor y el toque aplicado, (ii) el reductor, (iii) el husillo de bolas que se encarga de convertir el torque rotacional en una fuerza lineal, (iv) la tuerca del husillo, (v) el resorte STB que compensa el impacto sobre el suelo y el (vi) pipe y falange.

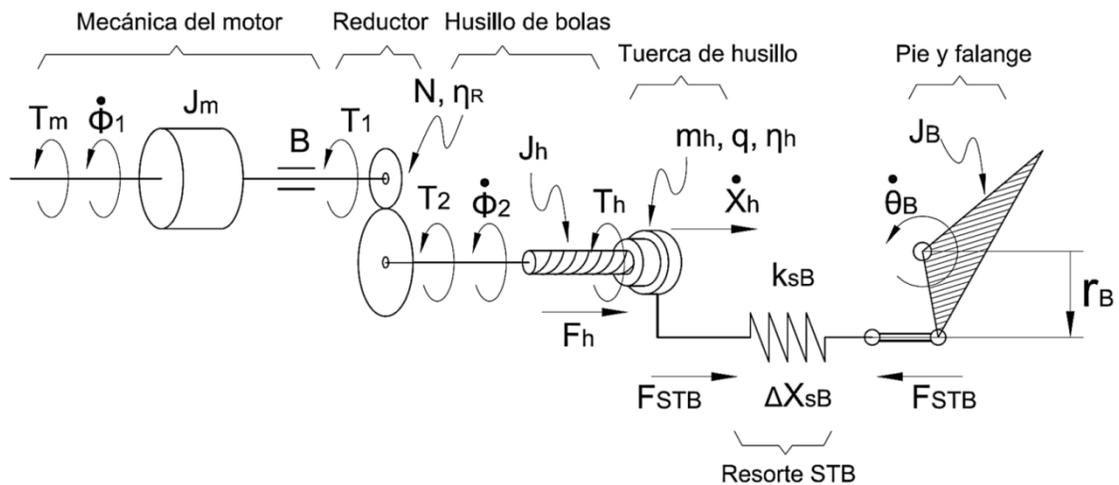


Figura 3.2 Esquema del modelo físico mecánico del Sistema de Transmisión de Potencia del Tobillo.

Los parámetros del sistema mostrados en la Tabla 3.1 son usados en el capítulo 6 para el modelado matemático de los sistemas SEA y PEA, que son de utilidad para calcular las ganancias del controlador por impedancia.

Tabla 3.1 Parámetros característico del motor de corriente continua.

Parámetros del motor DC		
Símbolo - Valor	descripción	unidades
$R_a = 0.115$	Resistencia de armadura.	<i>Ohm</i>
$J_m = 13.9/10^7$	Momento de inercia del rotor.	<i>kg. m²</i>
$K_b = 0.0164$	Constante de fuerza electromotriz.	-
$K_t = 0.0164$	Constante de torque del motor.	-
$B = 0.040923$	Coefficiente de fricción viscosa.	-
$L_a = 0.024/1000$	Inductancia.	<i>H</i>

Parámetros del Reductor		
Símbolo - Valor	descripción	unidades
$N = 6$	Relación de transmisión.	—
$n_r = 0.9$	Eficiencia de la reducción.	—
Parámetros del husillo		
Símbolo - Valor	descripción	unidades
$P_H = 10$	Paso del husillo.	—
$n_H = 0.98$	Eficiencia del husillo.	—
$J_H \cong 0$	Inercia del husillo.	$Kg.m^2$
$m_H \cong 0$	Masa del husillo.	Kg
Parámetros del resorte y mecanismo		
Símbolo - Valor	descripción	unidades
$r = 0.099$	Radio de palanca del Mecanismo.	m
$K_r = -146630$	Constante de rigidez del resorte.	N/m
$L_r = 0.092$	Constante de fuerza electromotriz.	m
$X_{c0} = 0.5012828$	Constante de torque del motor.	m
$J_t = 0.0430$	Coefficiente de fricción viscosa.	$Kg.m2$

3.3. Fases de la marcha humana para diseño de control

Se muestra en la Figura 3.3 *Figura 2.17* las fases de la caminata y los periodos que atraviesa la rodilla y el tobillo, ello es importante para desarrollar la máquina de estados en un Capítulo 4.

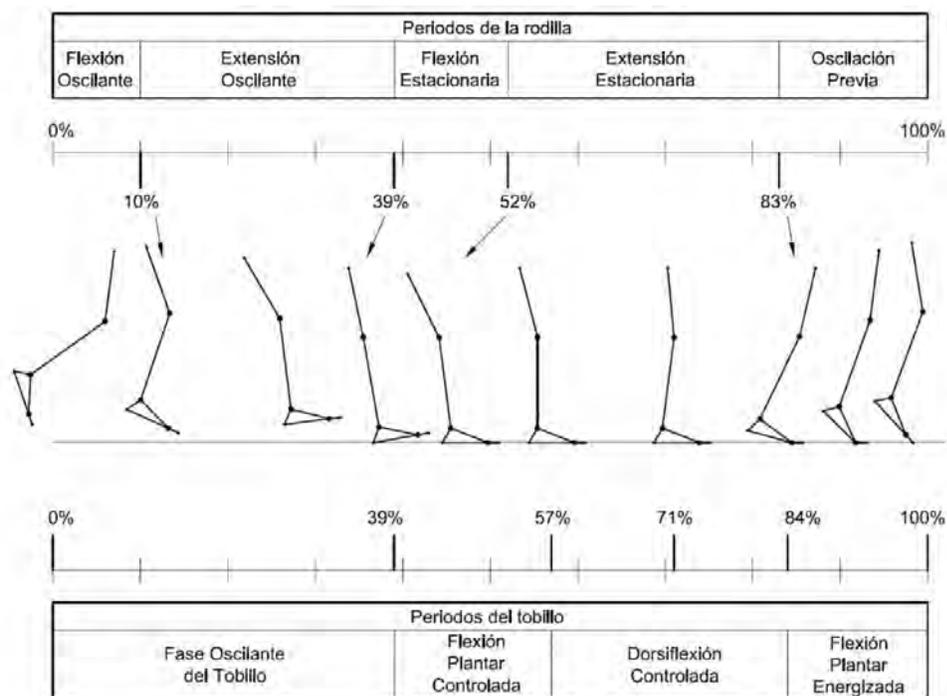


Figura 3.3 Periodos de las articulaciones de la rodilla y tobillo durante la marcha. (Medina B., 2017).

3.4. Datos de fuerza y velocidad del actuador SEA y PEA

De la Figura 3.4 se obtiene que la fuerza máxima alcanzada es de 681 N siendo esta la fuerza lineal aplicada por el actuador SEA que genera el desplazamiento del tobillo en la PTA, la velocidad máxima instantánea es de 0,5 m/s y el rango de desplazamiento está entre los 80 mm y los 160 mm, estos parámetros son útiles para el diseño del sistema de control.

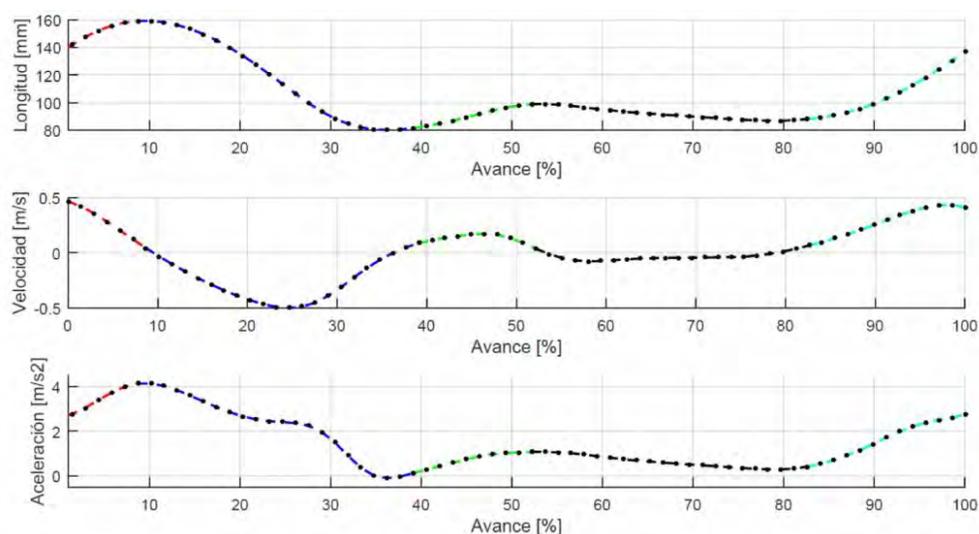


Figura 3.4 Variación del desplazamiento, velocidad, aceleración del actuador SEA asociado a la rodilla (Medina Barrenechea, 2017).

En la Figura 3.5 se muestra los datos del PEA, apreciándose el máximo desplazamiento, la velocidad alcanzada, aceleraciones y la fuerza máxima aplicada, estos datos son de utilidad para limitar los rangos de actuación y diseñar el sistema de control.

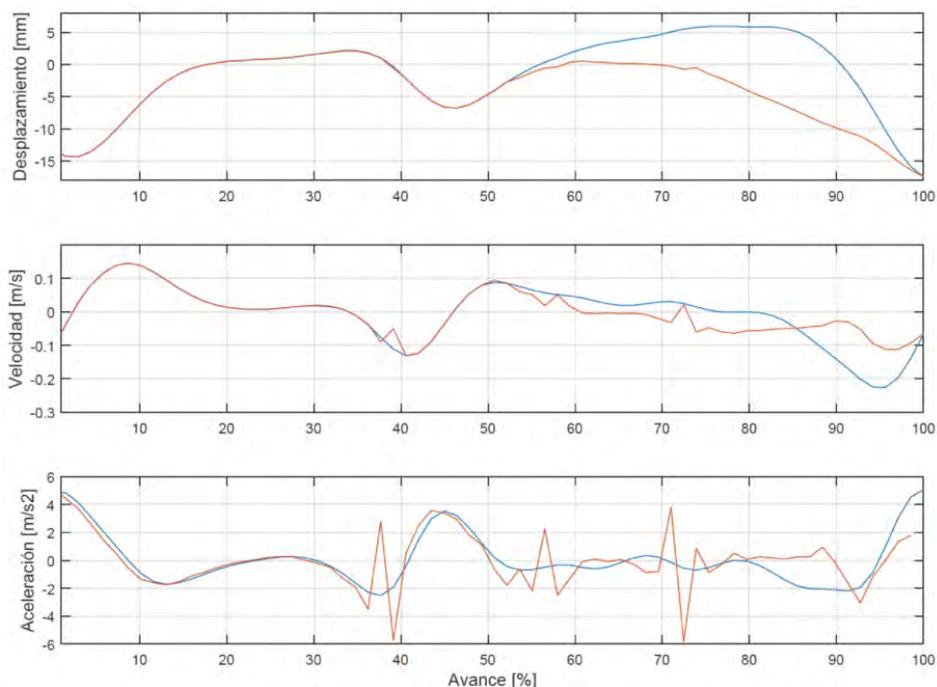


Figura 3.5 Variación del desplazamiento, velocidad y aceleración del sistema de transmisión de potencia del tobillo y del actuador del sistema de transmisión de potencia del tobillo (Medina B., 2017).

3.5. Requerimientos

3.5.1. Enunciado de necesidades

Dado que se trata de una prótesis externa de rodilla, los clientes potenciales son los pacientes con amputación transfemoral hasta el tercer nivel electivo o pacientes con ausencia de la pierna hasta el mismo nivel que en la amputación.

Otros posibles clientes son las empresas que comercializan el producto y el gobierno.

Se han identificado las siguientes necesidades:

- Que sea ajustable a variaciones de la velocidad de marcha; una de las deficiencias principales de las prótesis pasivas es que no tienen la capacidad de ajustarse a una variación en la velocidad de marcha, esto provoca que el paciente se vea limitado y, por ende, sus actividades se ven restringidas.
- Que le permita al paciente bajar escaleras y rampas; esta función de la prótesis promueve que el paciente pueda tener más actividades, si se toma en cuenta que en su estado (amputación) no puede deambular por cualquier parte, ya que se ve limitado

cuando se encuentra con obstáculos como: bajar o subir rampas, escaleras o simplemente con la guarnición de la banqueta.

- Que funcione igual cuando cargue algo; cualquier persona se ve en la necesidad de cargar un objeto de cierto peso y su cuerpo reacciona a esa carga, sin embargo, una persona amputada que tiene una prótesis pasiva está limitada porque su dispositivo protésico fue diseñado para una carga bien definida, lo que lo obliga a no cargar tanto si su prótesis es para marcha abundante o caminar poco si su prótesis fue diseñada para cargar mucho.
- Que consuma poca energía; el hecho de que una prótesis semiactiva no pueda ser utilizada por la falta de energía da como resultado una prótesis ineficiente, por ello es necesario que al menos la batería tenga la suficiente energía para un día.
- Que se logre un paso natural; el ideal de cualquier prótesis de rodilla es ayudar al paciente a que no se note que este lleva puesta una prótesis, sin embargo, las prótesis pasivas no lo logran, luego, es importante que la prótesis de rodilla que aquí se diseña provea al paciente de un paso natural o al menos cercano en su cadencia.
- Que no canse; uno de los problemas de las prótesis pasivas es que provocan que el paciente se canse mucho, ello se debe a que no es eficiente en las distintas fases de la marcha, lo que implica que el paciente tenga que usar distintos músculos para controlar la prótesis.
- Que no falle y/o descomponga; este requerimiento es muy importante para el paciente, ya que siempre esperará de su producto que este no falle cuando se esté utilizando.
- Que se adapte a las condiciones de su entorno. esto tiene que ver con que la prótesis reaccione a distintas condiciones de marcha, lo que implica que se ajuste a ambientes distintos: suelos duros y planos, suelos pedregosos etc.

3.5.2. Requerimientos del diseño de control

3.5.2.1. Función principal:

La prótesis activa reproduce los movimientos en las articulaciones de la rodilla y el tobillo desarrollados durante las rutinas de la marcha, bipedestación y sedestación.

En la Tabla 3.2 se muestra la descripción detallada en formato de tabla de los requerimientos.

Tabla 3.2 Descripción de los requerimientos técnicos de diseño de la prótesis transfemoral activa.

Descripción de los requerimientos técnicos de diseño de la prótesis transfemoral activa	
E/D	FUNCION PRINCIPAL: La desarrollar los movimientos en las articulaciones de la rodilla y el tobillo durante las rutinas de la marcha, bipedestación y sedestación.
E	CINEMÁTICA Y CINÉTICA (NIST, 2008): Sedestación: <ul style="list-style-type: none"> • Ángulo máximo de la flexión de la rodilla: 0° a 120°, ángulo de dorsiflexión: 0° a 20°, ángulo de flexión planar 45° y ángulo de flexión metatarso-falángica 0° a 70°. • Momento interno de las articulaciones: rodilla (3 máx Nm/kg), y flexión planar 3 Nm/kg. Bipedestación: <ul style="list-style-type: none"> • Ángulo de flexión rodilla : 0° a 120°
	CARGA:
D	Masa máxima a soportar en el encaje femoral de 80 kg.
	ENERGÍA:
D	<ul style="list-style-type: none"> • Se emplea una batería.
	SEÑALES
	El sistema de procesamiento deberá medir:
D	<ul style="list-style-type: none"> • señales electromiográficas para la detección de la intención de movimiento.
E	<ul style="list-style-type: none"> • Ángulo de flexo-extensión en la rodilla: 0° a 120°.
D	<ul style="list-style-type: none"> • Velocidad máxima durante la marcha: 2 m/s.
S	<ul style="list-style-type: none"> • La señal de apoyo sensorial es una señal proveniente de la activación de los músculos
D	<ul style="list-style-type: none"> • residuales con tasa de muestreo: 300 Hz.
D	<ul style="list-style-type: none"> • fuerzas de hasta: 100 kgf.
	SEGURIDAD basada en la ISO 13482 - Safety requirements for personal care robots (International Standards Organization, 2014):
	Usuario:
D	<ul style="list-style-type: none"> • Al llegar la carga de la batería al 20%, se presenta una alertar sonora y visual.
D	<ul style="list-style-type: none"> • Al llegar la carga de la batería al 5% la prótesis se habilita en modo pasivo (solo se desarrolla movimientos por el accionamiento del sistema mecánico).
D	<ul style="list-style-type: none"> • Se tiene una carcasa de protección que evite el contacto directo entre componentes potencialmente perjudiciales para el usuario (batería, actuadores).
	Prótesis:
	<ul style="list-style-type: none"> • La prótesis presenta un sistema de seguridad activa, que detecta fallos en el controlador, actuadores o sensores. Al detectar una falla, el controlador implementado debe iniciar a la prótesis en un comportamiento en modo seguro (la prótesis se mantiene en una posición fija luego de terminar de desarrollar el modo de actividad).
E	<ul style="list-style-type: none"> • Temperatura a soportar de -10 °C a 50 °C. • Altitud de funcionamiento < 1000 m s. n. m.
D	<ul style="list-style-type: none"> • Se tiene una carcasa de protección que evite el ingreso de materiales externos que puedan dañar a los componentes del sistema de control y hardware asociado.
D	<ul style="list-style-type: none"> • Medidas de protección para interferencias electromagnéticas basada en CISPR - <i>Comité International Spécial des Perturbations Radioélectriques</i> que propone estándares para limitar la interferencia electromagnética.
D	<ul style="list-style-type: none"> • Medidas de protección de suministro y almacenamiento de energía.

D	<ul style="list-style-type: none"> • Medidas de protección riesgos debidos a movimiento de la prótesis que salen del límite de los rangos permitidos.
D	<ul style="list-style-type: none"> • La prótesis debe presentar medidas de recuperación de equilibrio que identifiquen, cuantifiquen y mitiguen las fallas en situaciones de riesgo durante la locomoción (resbalones, tropezones y caídas) la causa de este tipo de incidentes puede ser interna al dispositivo (Ej. fallo del controlador, sensores o actuadores) o factores externos, tales como encontrarse con un terreno inesperado.
	CONTROLADOR:
E	Nivel Superior <ul style="list-style-type: none"> • Identificar las diferentes rutinas (marcha, bipedestación y sedestación) y grados de intensidad asociado a la intención de movimiento del usuario.
E	Nivel Medio <ul style="list-style-type: none"> • Traducir la intención de movimiento del usuario en el seguimiento de una trayectoria deseada, la cual se ejecuta o desarrolla por el nivel bajo del controlador de la prótesis. • Coordina los movimientos entre las articulaciones de la prótesis a partir de la información brindada por el nivel superior.
E	Nivel bajo <ul style="list-style-type: none"> • Recibir las trayectorias deseada según lo especificado por el controlador de nivel medio y traducirlas en órdenes o acciones de control dirigidas a los actuadores de la prótesis.
D	ERGONOMIA: Uso de la norma DIN 22034.
D	MANTENIMIENTO; debe realizarse por: <ul style="list-style-type: none"> • El usuario a nivel superficial, al menos una vez por semana. • El técnico a nivel de detalle (componentes internos) al menos cada 6 meses.
E	PLAZO DE ENTREGA: Agosto del 2018

3.6. Diseño conceptual del sistema de control de la PTA

3.6.1. Abstracción de la PTA

La función del sistema de la prótesis y el sistema reconocimiento de la intención de movimiento puede representarse y abstraerse para definir a detalle las magnitudes de las entradas y salidas del sistema; definiéndolo como una caja negra (Black-box) como se detalla en la Figura 3.6, como también para identificar los principales problemas que se pueden presentar en la PTA.

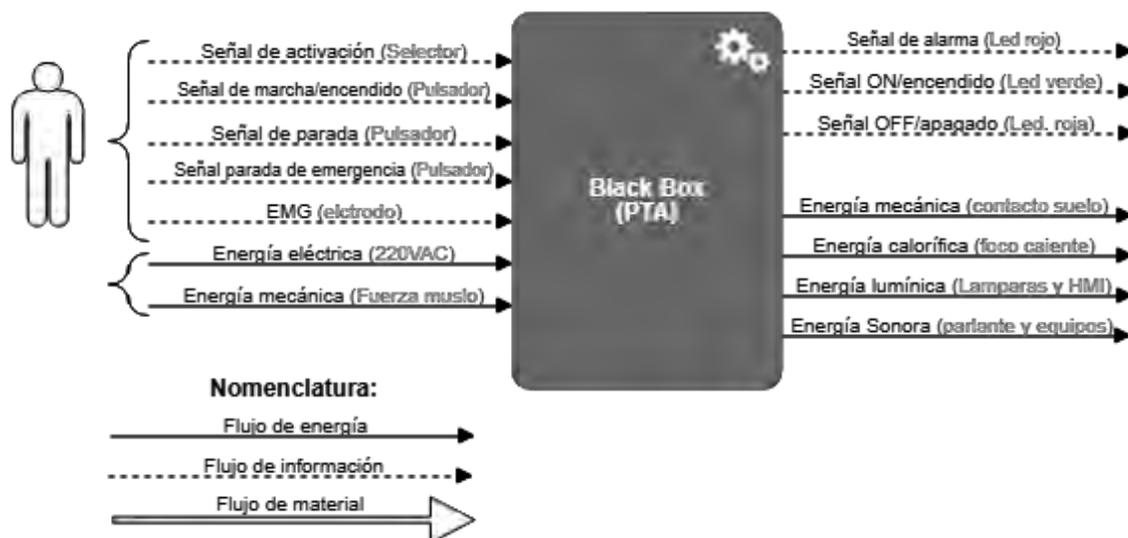


Figura 3.6 Abstracción de la PTA⁶

▪ **ENTRADAS:**

Señales:

- Señal u orden de encendido de la prótesis.
- Señal EMG proveniente del muslo residual del usuario.

Energía:

- Energía eléctrica para accionar las partes mecánicas.
- Energía humana y/o mecánica, para la locomoción coordinada con la prótesis.
- Energía humana para encender la prótesis.

▪ **SALIDAS:**

Señales:

- Señal visual que se encendió y funciona correctamente (control de calidad).
- Señal visual del correcto funcionamiento.
- Señal sonora y visual de que la prótesis tiene la batería baja (20% de batería).
- Señal sonora y visual de que la prótesis está fallando.
- Señal visual que la prótesis está detenida o se ha producido una falla en la prótesis y que se ha iniciado en la prótesis en un procedimiento de funcionamiento en modo seguro.

Energía: Energía como ruido, calor, fricción, y vibración.

3.6.2. Características del sistema de control

⁶ Diagrama desarrollado en el editor de gráficos CACOO.

En la Figura 3.7 se muestra la estructura básica del sistema mecatrónico. Este concepto se presenta en la norma VDI 2206: "Metodología de diseño para los sistemas mecatrónicos" (Verein Deutscher Ingenieure, 2004a) y se puede adaptar para todos los sistemas mecatrónicos en este trabajo se adaptó para el sistema prótesis transfemoral activa. El esquema muestra la interacción (flujo de información, energía y materiales) entre los subsistemas, el ambiente y el usuario.

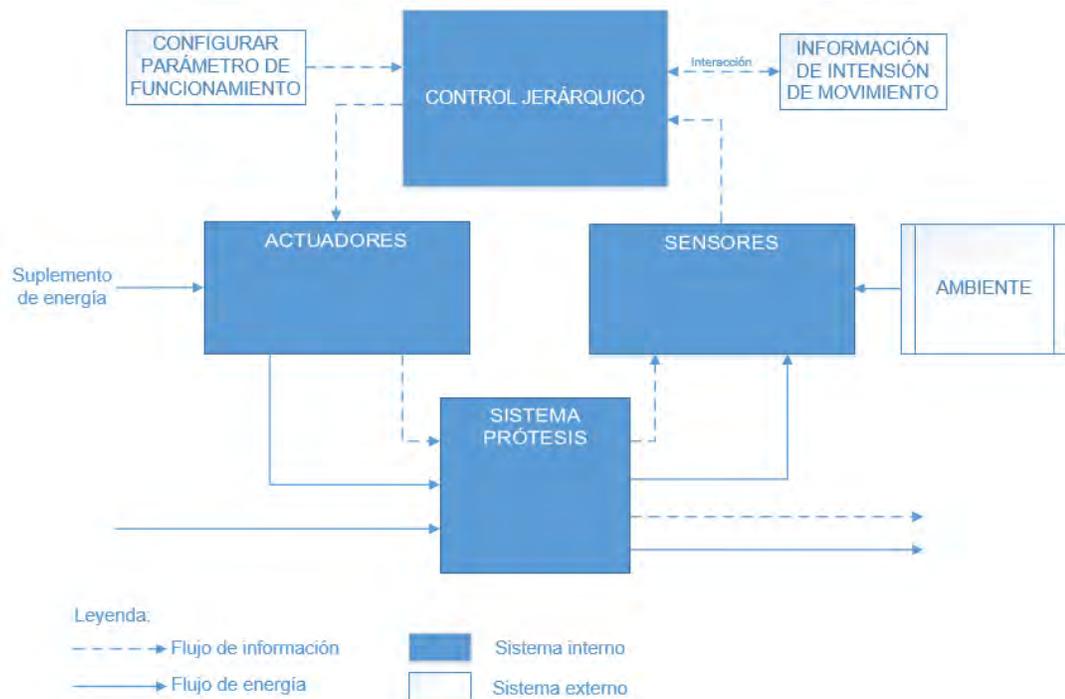


Figura 3.7 Estructura básica del sistema mecatrónico [VDI2206].⁷

El diagrama de flujo de la Figura 3.7 muestra las estructuras complejas y la interacción del sistema mecatrónico a una forma resumida.

3.6.3. Diagrama de funciones del control jerárquico de la PTA.

En la Figura 3.8 se presenta el diagrama funciones de la prótesis transfemoral activa, la cual está conformado por 15 funciones en el dominio de control, de todas estas, la

⁷ Desarrollado en el editor de diagramas Microsoft Visio.

función sobre la que se trabajará en esta tesis será la de controlar la prótesis. Se hablará brevemente de cada una de ellas, con el fin de tener claridad de los elementos necesarios a desarrollar, para que la prótesis se pueda controlar.

Del diagrama descrito en Figura 3.8; en el presente trabajo se aborda lo concerniente al dominio de control (control jerárquico) y el dominio mecánico – electrónico (sensores y actuadores) como se describe más a detalle en la Figura 3.8.

En términos de funciones el sistema de control jerárquico, esta descrito. El cual está detallado por cada bloque funcional como se muestra y se basa en el diagrama de bloques de la Figura 3.7 ; definiendo las entradas y otros elementos intermedios, como el acondicionamiento y posterior tratamiento de señales; desde el nivel superior hasta el nivel bajo que es el encargado de controlar los torques en las articulaciones.

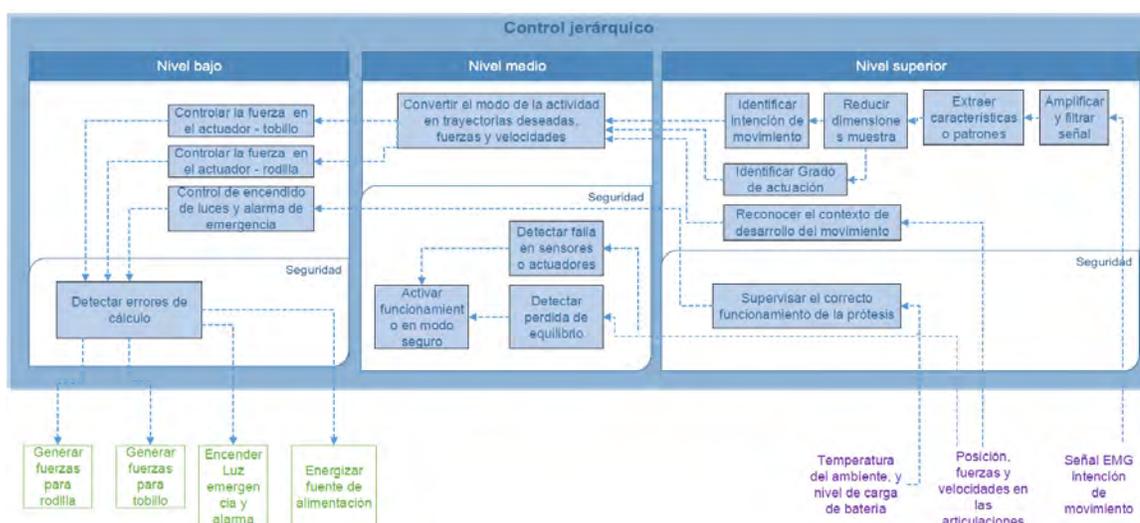


Figura 3.8 Diagrama de funciones de la prótesis transfemoral activa en el dominio de control.

Este Diagrama de funciones (Figura 3.8) se desarrolló a partir del fundamento teórico y estado del arte (Capítulo 2) en la cual se realiza la búsqueda de los avances tecnológicos y técnicos de los últimos años, los cuales se organizaron una matriz morfológica⁸ seleccionando las opciones o portadores de la funciones que pueden desarrollar hacer la veces de los bloques de funciones descritos en la Figura 3.8.

⁸ La matriz morfológica a detalles está organizada en el Apéndice A.

CAPÍTULO 4

NIVEL SUPERIOR: SISTEMA DE RECONOCIMIENTO DE LA INTENCIÓN DE MOVIMIENTO USANDO REDES NEURONALES

Esta sección abarca la selección, cálculos y diseño del sistema de reconocimiento de la intención de movimiento, concerniente al nivel superior, como se muestra en el diagrama de bloques de la Figura 4.1, en la cual se plantean algoritmos desarrollados a partir de los trabajos de (Ariyanto et al., 2015; Fariman et al., 2015; Li, Hayashibe, Fattal, y Guiraud, 2014). La estructura del sistema de control fue planteada a partir del trabajo de (Varol et al., 2010) y (Ha et al., 2011) los cuales se enfocan en el reconocimiento de la intención de movimiento a partir del reconocimiento de señales EMG mediante su lectura con sensores superficiales (no invasivos).

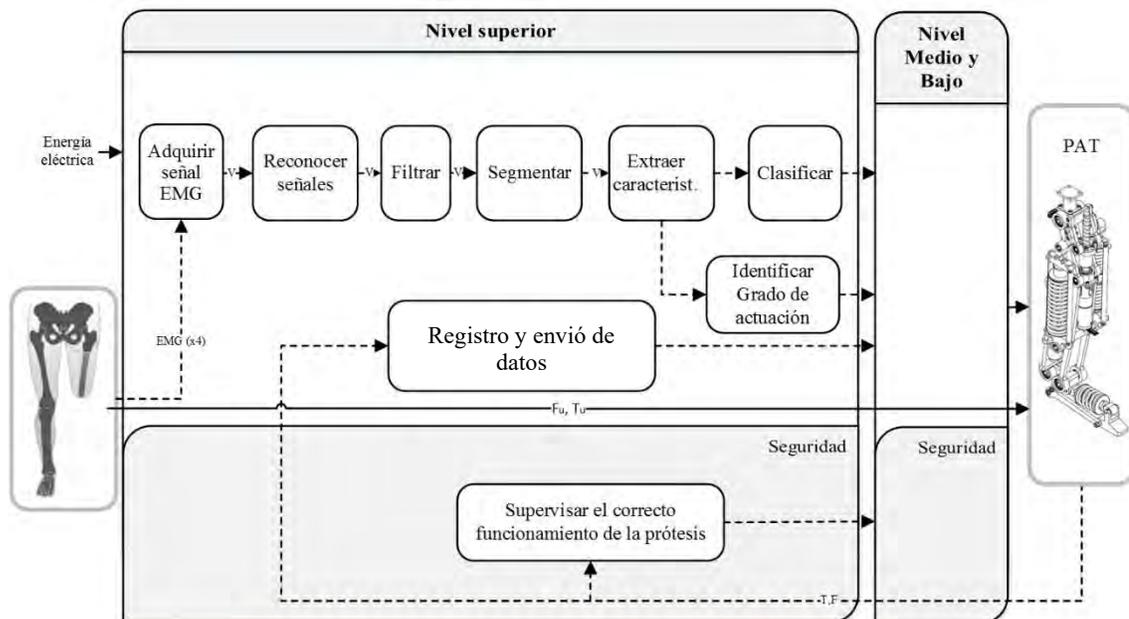


Figura 4.1 Estructura de control del reconocimiento de la intención de movimiento - nivel superior.

La identificación de la intención de movimiento implica: (i) la detección del modo de la actividad o rutina (proviene del sistema clasificador) y (ii) el grado de actuación; ambos computados a partir de las señales mioeléctricas (iii) registro y envío de datos de sensores de contacto (usados para el desarrollo de la máquina de estados). Las técnicas usualmente usadas para el control en este nivel vienen siendo desarrolladas desde hace 20 años, aproximadamente para aplicaciones de productos comerciales y de propósito académico (Quinayas Burgos y Gaviria López, 2015). Para adquirir las señales se distinguen dos métodos: (i) los no invasivos, si los electrodos se ubican sobre la superficie de músculos activos; y (ii) los invasivos, si se ubican en el interior de los músculos. En el presente trabajo se emplea el método no invasivo con el cual se obtienen buenos resultados, como los obtenidos en (Ariyanto et al., 2015; Au, Berniker, y Herr, 2008; Hussein y Granat, 2002; Kasman, 2009; Li et al., 2014; Subasi, 2013; Villarejo, Caicedo, y Campo, 2008; Wold, Esbensen, y Geladi, 1987).

4.1 Metodología

La metodología que se sigue en el presente capítulo se muestra en la Figura 4.2, iniciando en el reconocimiento de las cuatro señales EMG asociadas a los músculos: (i) Recto Femoral o RF, (ii) Vasto Medial o VM, (iii) SemiTendinoso o ST y (iv) Biceps Femoral o BF, filtrando las cuatro señales EMG, segmentándolas, extrayendo las características: *Integrated EMG* (IEMG), *Mean absolute value* (MAV), *Modified mean absolute value type 1* (MAV1), *Simple square integral* (SSI), *Variance of EMG* (VAR), *Root mean square* (RMS), *Waveform length* (WL), *Difference absolute standard deviation value* (DASDV), Hjorth 1 (Activity o ACT), Hjorth 2 (Mobility o MOV) y Hjorth 3 (Complexity o COM). Finalmente se evalúa la precisión de la respuesta del bloque clasificador y grado de actuación, para volver a entrenar el clasificador o finalizar el proceso de entrenamiento de este, y obtener los parámetros finales del clasificador.

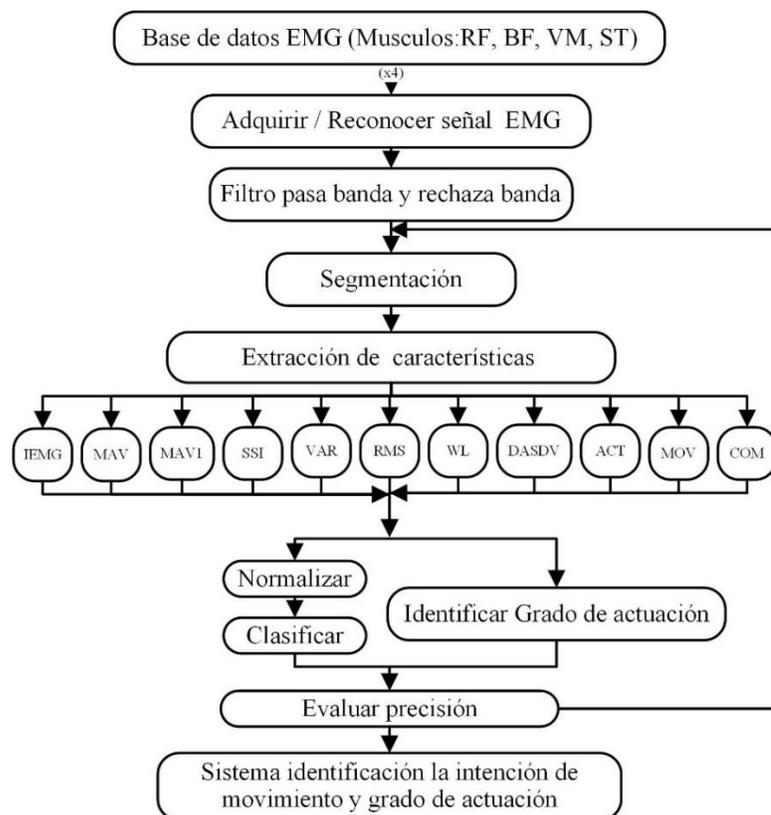


Figura 4.2 Esquema de la metodología de reconocimiento de la intención de movimiento y reconocimiento del grado de actuación, aplicado en este estudio.

4.2 Adquisición de la señal EMG

Para el desarrollo de la presente tesis se empleó la base de datos registrada por: el Batallón de Sanidad (BASAN) con apoyo de la Universidad Militar Nueva Granada – Bogotá (muestras Julio 2012), esta base de datos se elaboró a partir de 22 sujetos hombres, de los cuales 11 tienen anomalías de rodilla previamente diagnosticadas por un profesional, con rango de edades de 18 a 30 años y presentan las características descritas en la Tabla 4.1. Los sujetos realizaron tres movimientos para analizar el comportamiento muscular asociado a la rodilla: marcha, extensión de la pierna desde una posición de sentado (proceso de bipedestación), y flexión de la pierna cuando está de pie (proceso de sedestación). El proceso de adquisición se realizó con cuatro electrodos ubicados sobre los músculos: Vasto Medial, Semitendinoso, Biceps Femoral y Recto Femoral como se

muestra en Figura 4.4 y el goniómetro del equipo ubicado en la rodilla. Todo el procedimiento se detalla en la Figura 4.3.

Tabla 4.1 Características de los 11 usuarios con amputación del miembro inferior.

Paciente	Altura (cm)	Peso (Kg)	Edad (años)
1	185.0	75.2	27
2	189.0	89.3	24
3	163.5	57.7	23
4	202.0	98.5	23
5	173.5	65.0	19
6	171.1	83.2	26
7	174.0	65.4	22
8	174.5	65.8	23
9	169.3	68.5	22
10	170.0	64.1	25
11	169.2	77.2	29

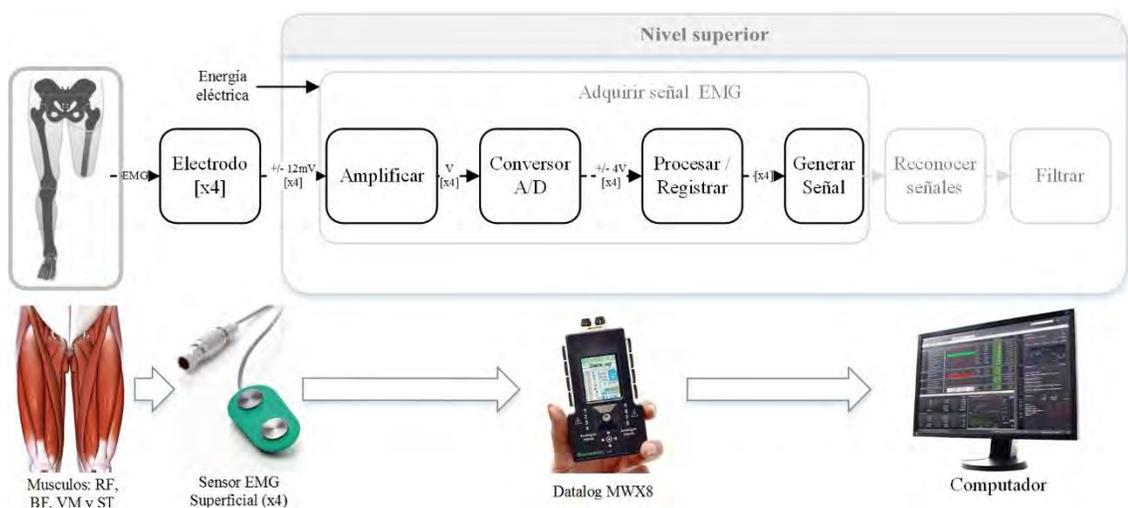


Figura 4.3 Estructura de bloques que muestra el procedimiento para adquirir las señales EMG.



Figura 4.4 Posiciones de la ubicación electrodos superficiales, vista frontal y dorsal (BioDigital, 2017).

4.3 Lectura de señal EMG

Se muestra en la Figura 4.5, el proceso de reconocimiento de las señales EMG y en la Figura 4.6 se muestran los voltajes en mili voltios provistos por los cuatro sensores durante la marcha humana, asociados a los músculos RF, BF, VM y ST en los tres modos de la actividad: (i) MAR: marcha, (ii) PIE: bipedestación o ponerse de pie y (iii) SEN: sedestación o sentarse. Esta información luego de ser leída se registra en cuatro variables asociadas a los cuatro músculos siendo llamadas: V_{RF} , V_{BF} , V_{VM} y V_{ST} .

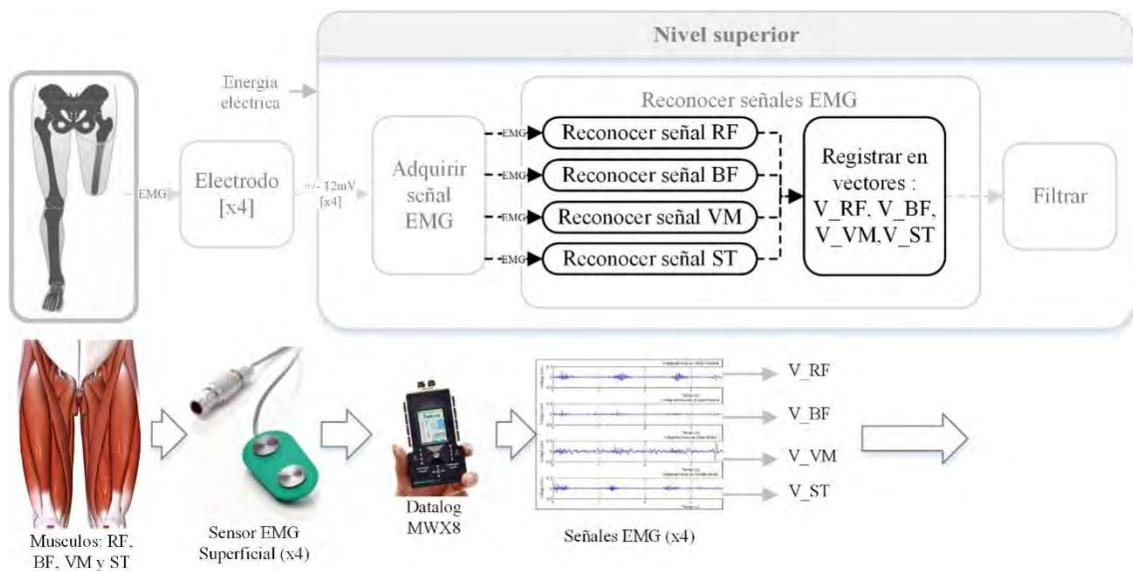


Figura 4.5 Procesamiento de la señal EMG para su lectura.

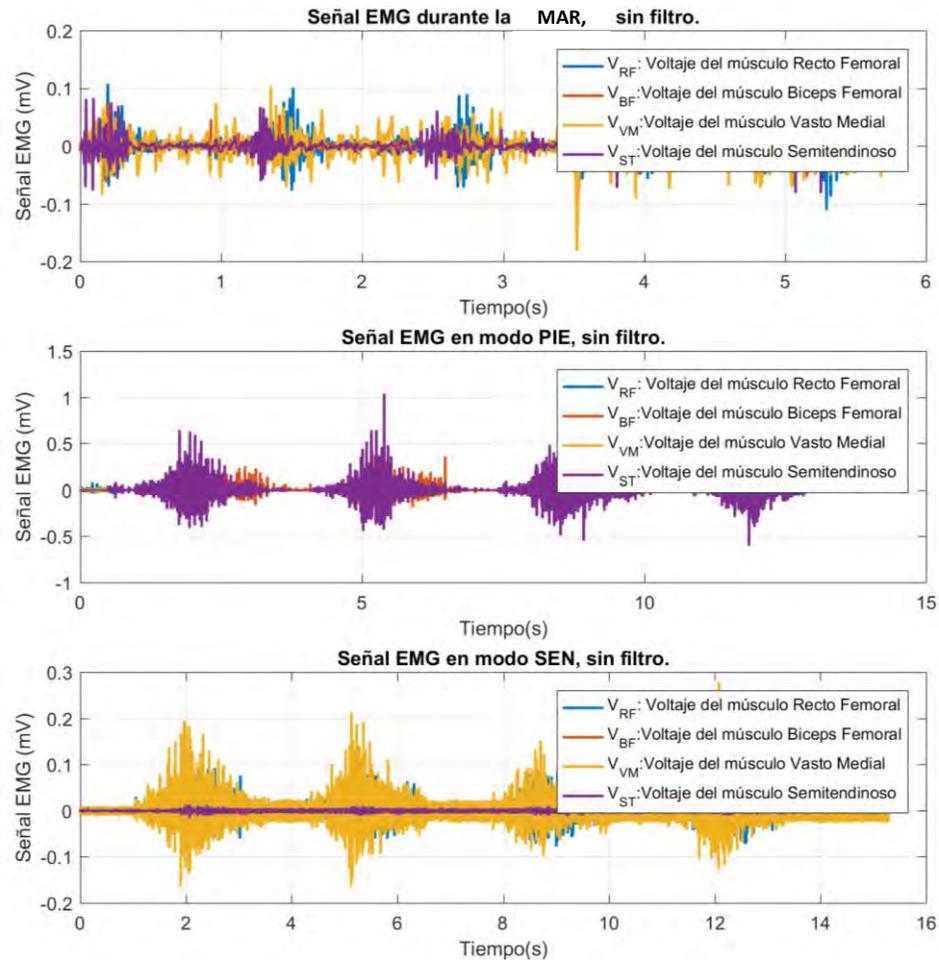


Figura 4.6 Voltajes de los músculos en los tres modos de la actividad: Marcha, pararse y sentarse.

4.4 Filtrado de la señal EMG

El diseño de los filtros se realizó utilizando MATLAB ya que es una herramienta bastante buena en cuanto al procesamiento de señales.

Una vez se ha obtenido la señal deseada se prosigue al diseño de los filtros, se usa un filtro pasa banda que va desde los 4 Hz hasta los 400 Hz y un rechaza banda de 60 Hz (55 Hz a 65 Hz). Para el diseño de estos filtros se toman en cuenta la Figura , ya que son los parámetros que se tienen en cuenta para el diseño de los filtros. A continuación, se muestran las funciones creadas para cada filtro, esto con el fin de hacer más sencillo el trabajo de procesamiento de la señal, así mismo se mostrará el comportamiento de estos. De las cuatro señales se detalla el procedimiento de filtrado para la señal EMG del musculo Recto Femoral, empleando filtro pasa banda que determina el rango de

frecuencias con las cuales se ha de trabajar, y un filtro rechaza banda que es el encargado de atenuar las frecuencias generadas por la red eléctrica (en este caso 60Hz), en la Figura 4.7 se muestra el diagrama de bloques funcional del sistema. Mayores detalles en el Apéndice I.1.

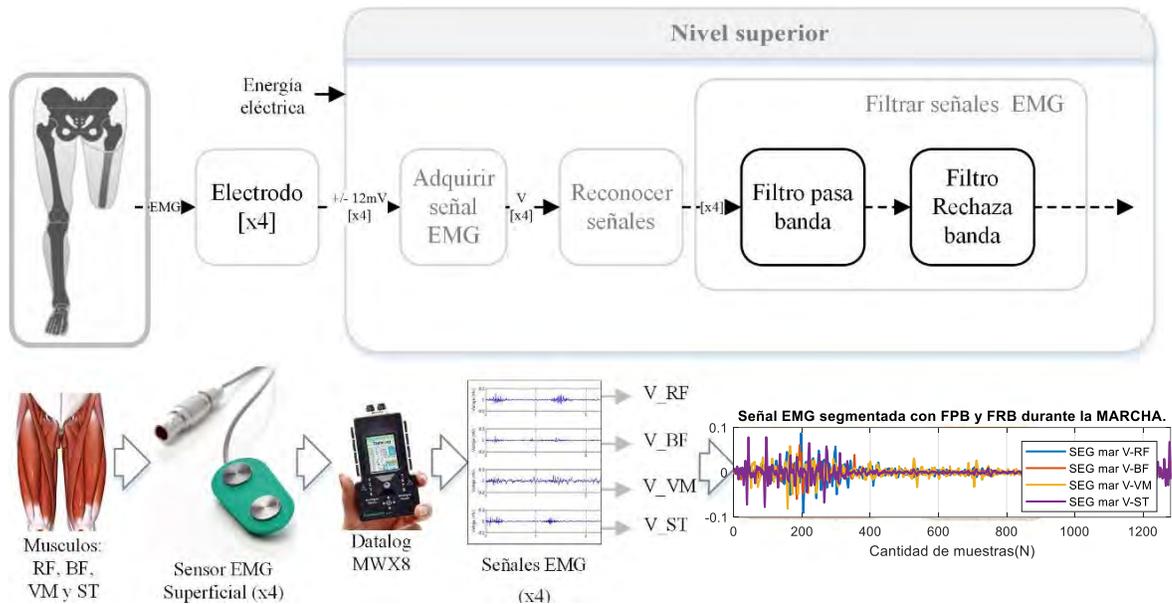


Figura 4.7 Diagrama de bloques del sistema. Adaptado de (Alexander, Acevedo, Betancourt, y Hurtado, s. f.).

4.5 Segmentación

Se realizó la adquisición y segmentación de los datos para los tres posibles movimientos, modos o rutinas: (i) MAR, (ii) PIE y (iii) SEN, como se muestra en la Figura 4.9 para cada segmento, teniendo como referencia patrón 128 ms para la señal EMG durante la marcha. También se detalla que la base de datos contiene por ciclo aislado un total de 1281 datos muestreados el procedimiento de muestra en Figura 4.8.

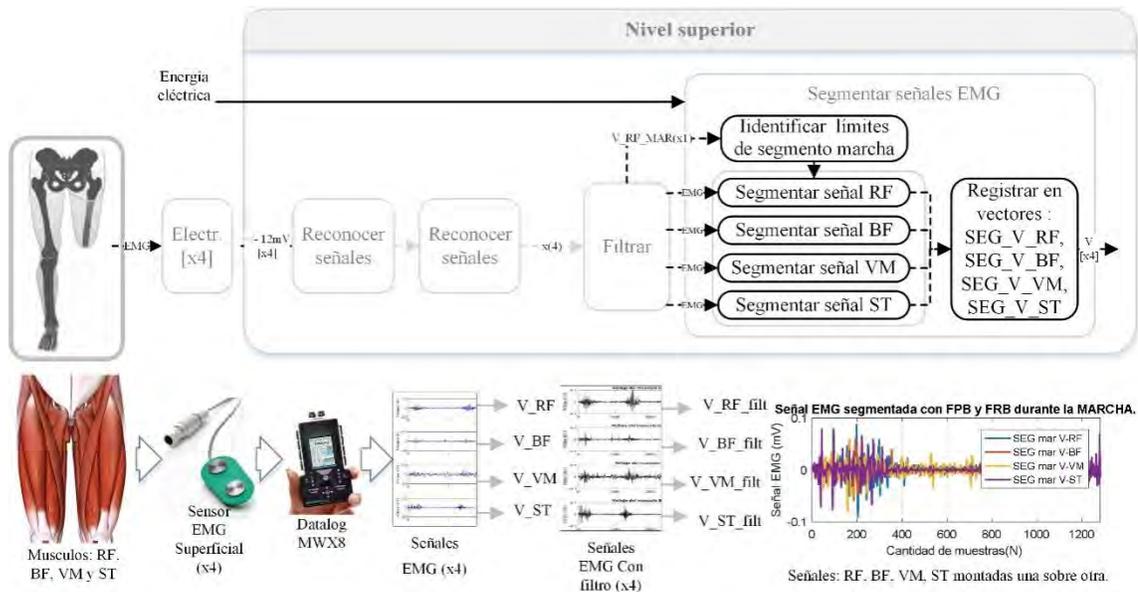


Figura 4.8 Diagrama funcional para la segmentación en el modo de actividad: MARCHA (MAR), realizado para las cuatro señales EMG tomadas del muslo residual: RF, BF, VM, ST.

4.6 Extracción de características

Antes de presentar una señal EMG directamente a un clasificador es necesario que la señal EMG sea representada por un vector de dimensiones reducidas, denominado vector característico. Resulta poco práctico presentar la señal EMG directamente ya que tiene grandes dimensiones y tiene características aleatorias como es que se puede apreciar en la Figura 4.9 la cual muestra las cuatro señales EMG en los tres modos de actividad MAR, PIE y SEN.

La extracción de características es un aspecto esencial en el éxito de cualquier sistema de reconocimiento de patrones, dependiendo enteramente de la calidad y optimización con que se implementa esta etapa (Ariyanto et al., 2015). Existen muchos métodos frecuentemente utilizados en la literatura para el proceso de extracción de características los cuales están descritos a detalle en el Apéndice I.3 e I.4.

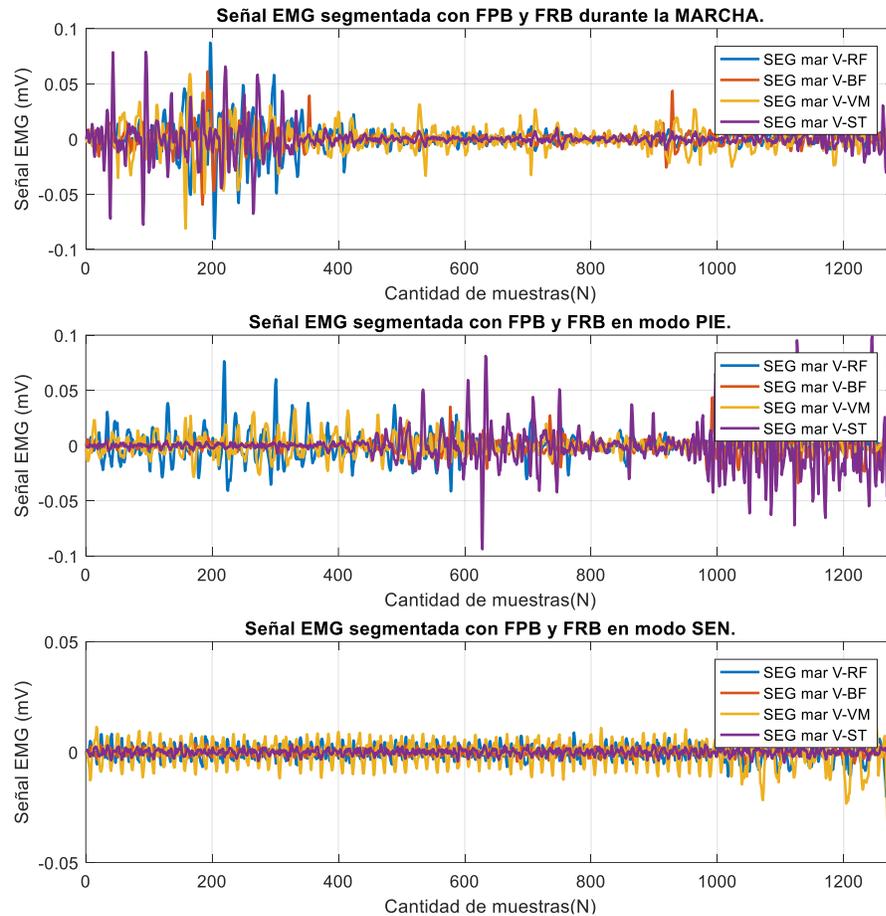


Figura 4.9 Grafica de la magnitud de la señal filtrada en cada una de las 1281 muestras por segmento.

4.6.1 Características en el dominio del tiempo

4.6.1.1. Integral de señal electromiográfica o *Integrated EMG* (IEMG)

Es utilizada para detectar la iniciación de la contracción muscular, a partir del reconocimiento de los patrones mioeléctricos (Rangaraj M. Rangayyan, 2015). Esta definida como la suma de los valores absolutos de la amplitud de la señal y se calcula como:

$$IEMG = \sum_{i=1}^N |x_i|, \quad (2)$$

donde x_i representa las muestras de la señal mioeléctrica en un segmento i y N denota la longitud de la señal o cantidad de muestras en el segmento.

4.6.1.2. Valor absoluto medio o *Mean absolute value* (MAV)

Es una de las técnicas más usadas en el análisis de las señales mioeléctricas, principalmente para el control de prótesis. Se define como el valor absoluto promedio de la señal mioeléctrica en un segmento i , de longitud N y se calcula así:

$$MAV = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i|, \quad (3)$$

4.6.1.3. *Modified mean absolute value type 1* (MAV1)

El valor absoluto medio modificado del tipo 1, es una variación del valor absoluto medio. Mejorando la robustez de la característica, agregándose una función ventana con peso w_i en la ecuación (Rangaraj M. Rangayyan, 2015). El valor se calcula como se muestra:

$$MAV1 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (w_i |x_i|), \quad (4)$$

$$w_i = \begin{cases} 1, & \text{Si } 0.75N \leq i \leq 0.75N \\ 0.5, & \text{en caso contrario} \end{cases}$$

4.6.1.4. *Modified mean absolute value type 2* (MAV2)

El valor absoluto medio modificado del tipo 2, también es una variante del valor absoluto medio, guardando similitud a MAV1 (Rangaraj M. Rangayyan, 2015). Asimismo, la función ventana con peso w_i es continua y permite suavizar el peso de la función. El valor se calcula como se muestra:

$$MAV2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (w_i |x_i|), \quad (5)$$

$$w_i = \begin{cases} 1, & \text{Si } 0.75N \leq i \leq 0.75N \\ \frac{4i}{N}, & \text{Si } i \leq 0.75N \\ \frac{4(i-N)}{N}, & \text{en caso contrario} \end{cases}$$

4.6.1.5. Variancia de la señal electromiográfica (VAR)

Se define como el promedio del valor cuadrático de la desviación estándar de la variable. Asimismo, el valor medio de la señal mioeléctrica es cercano a 0 ($\sim 10^{-10}$). En resumen, el valor VAR de la señal electromiográfica se define como:

$$VAR = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N x_i^2, \quad (6)$$

4.6.1.6. Raíz Media Cuadrática o *Root Mean Square*(RMS)

Este método es uno de los más usados para analizar la señal EMG y cuantificar la intensidad de la señal. También, este parámetro permite caracterizar la señal en relación con la energía generada por el musculo, o la amplitud promedio de la señal mioeléctrica en un intervalo de tiempo. Su valor se calcula como:

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2}, \quad (7)$$

4.6.1.7. Longitud de la señal o *Waveform length* (WL)

El valor de WL es una medida de la complejidad de la señal mioeléctrica. Esta es una variante del valor de SME, que indica el grado de transición. Esta se calcula como se muestra:

$$MAV = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N-1} |x_{i+1} - x_i|, \quad (8)$$

4.6.1.8. Organización de las características

A partir de los cálculos previos se obtienen $X_{RF}^m, X_{BF}^m, X_{VM}^m, X_{ST}^m$ los cuales son los vectores con los 11 valores característicos asociados a los 4 músculos RF, BF, VM y ST según el modo de la actividad (m) que se esté realizando o ejecutando por el paciente o usuario.

$$X_e^m = [IEMG \quad MAV \quad MAV1 \quad SSI \quad VAR \quad RMS \quad WL \quad DASDV \quad ACT \quad MOB \quad COM] \quad (9)$$

Como se muestra X_e^m es la expresión generalizada del vector, con los 11 valores característicos asociados a cada musculo ($e = RF, BF, VM, ST$). Cabe resaltar que el rango de variación entre cada valor característicos difiere el uno del otro en valores muy grandes, como se muestra en la Figura 4.10.

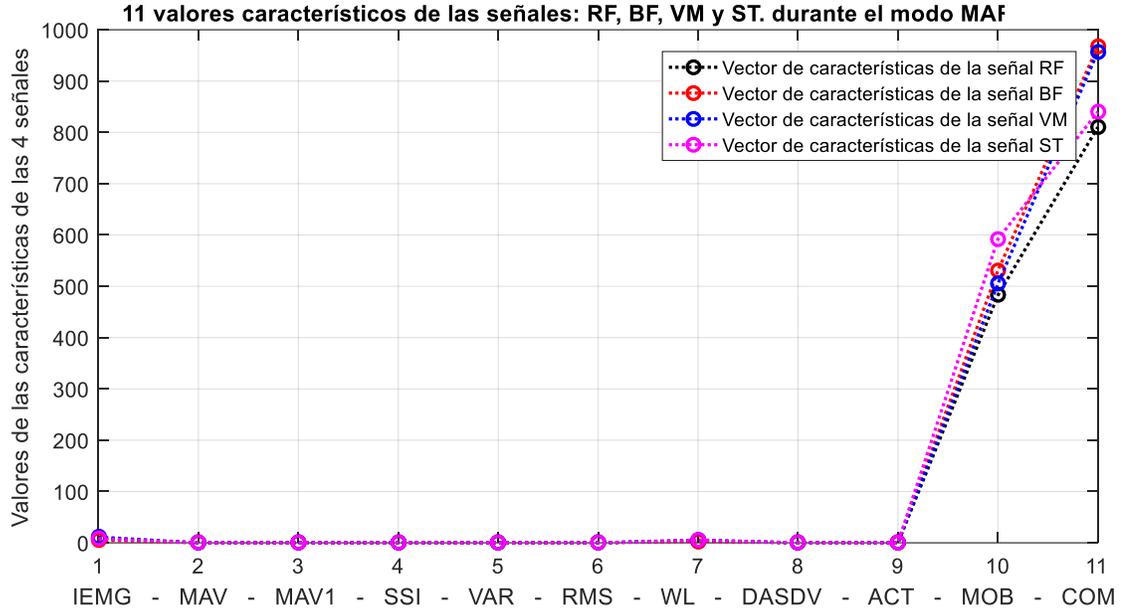


Figura 4.10 Se muestra los once valores reales de las características.

Los cuatro vectores $(X_{RF}^m, X_{BF}^m, X_{VM}^m, X_{ST}^m)$ con 11 características cada uno, asociados a las señales EMGs procedentes los músculos RF, BF, VM y ST, se agrupan para formar el vector de características X_{CAR}^m ; Este contiene 44 valores característicos, siendo el índice “m” el modo de la actividad: (i) MAR, (ii) PIE o (iii) SEN. El vector de características X_{CAR}^m se representa como:

$$X_{CAR}^m = [X_{RF}^m \quad X_{BF}^m \quad X_{VM}^m \quad X_{ST}^m]_{(1 \times 44)} \quad (10)$$

Donde $X_{RF}^m, X_{BF}^m, X_{VM}^m, X_{ST}^m$ son los vectores con los 11 valores característicos, según el modo de la actividad que se esté realizando o ejecutando por el paciente o usuario. En la Figura 4.11 se muestra los valores del vector de características X_{CAR}^m de dimensiones 1×44 (contiene las 11 características de las 4 señales EMG) en los 3 modos de actividad o rutinas: MAR, PIE y SEN.

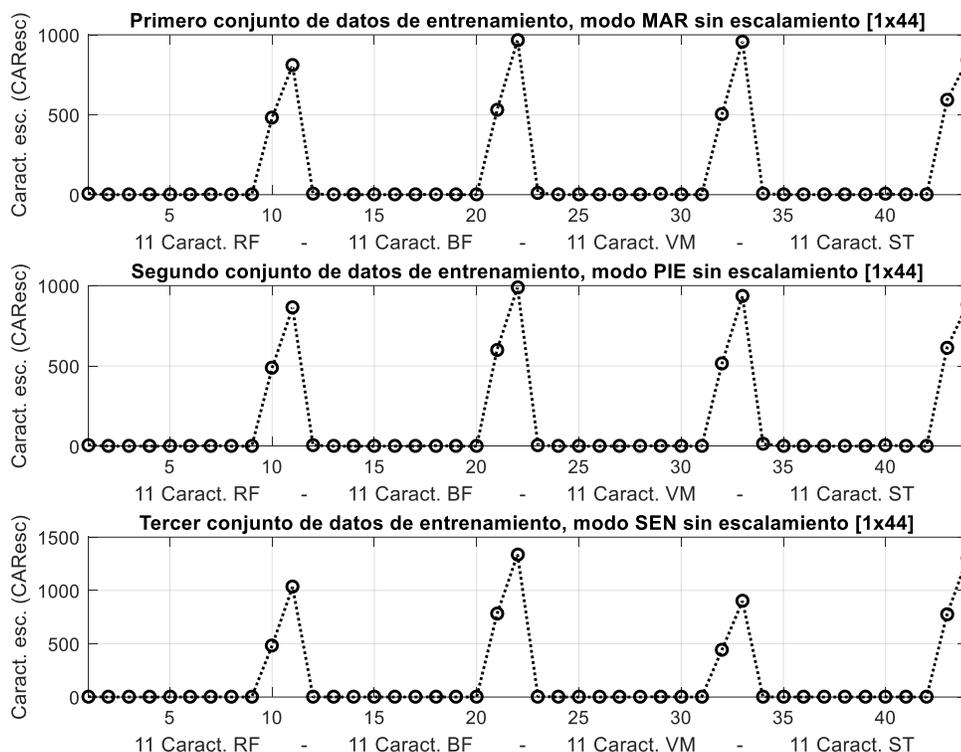


Figura 4.11 Señales de entrada para entrenamiento: 44 características (11 características por cada señal EMG asociada a los músculos RF, BF, VM y ST) por cada rutina o modo de actividad: PIE, MAR, SEN. Sin escalamiento o normalización.

4.7 Entrenamiento del clasificador

En la presente sección se muestra el entrenamiento de la red neuronal como clasificador el cual se realizó empleando el software MATLAB utilizando el algoritmo detallado en el Apéndice C, sección C.2 y la validación para que reconozca los tres tipos de modos de actividad: PIE, MAR y SEN identificados a partir de las 4 señales EMG tomadas del muslo residual del usuario, detallando el procedimiento en la Tabla 4.2. La naturaleza eléctrica de las señales que se maneja para coordinar sus movimientos permite estudiar su comportamiento midiendo las diferencias de potencial.

Para ello se realiza la toma de muestras de la señal EMG, para que posteriormente se realice el cálculo de las características de la señal como se muestra en la Figura 4.11.

En este trabajo se realiza la evaluación y cálculo del modo de la actividad (clasificador) empleando una red neuronal facilitando la estimación de una manera rápida y precisa.

Tabla 4.2 Procedimiento para entrenar el clasificador para el reconocimiento de la intención de movimiento.

<p>Para el análisis de la señal EMG se prosiguió de la siguiente manera;</p> <ol style="list-style-type: none"> 1) Toma de datos muestreados mediante electrodos. 2) Digitalización de los datos muestreados (5500 muestras reales en unos 15 s aprox.) 4) Segmentar señal (1281 muestras) 5) Extraer 44 características (11 características de cada una de las 4 señales EMG). 6) Generar vector de entrenamiento (44 Características) y escalar los datos del vector. 7) Entrenamiento de la red neuronal (RN) para que reconozca los patrones para cada señal EMG encontrando los v y w óptimos que haga robusta a la RN. 8) Validar la RN Clasificador, para los diferentes modos de actividad.
--

Para el entrenamiento de la red neuronal se define las características de la red neuronal:

4.7.1 Aprendizaje supervisado.

El aprendizaje supervisado se caracteriza porque el proceso de aprendizaje se realiza mediante un entrenamiento controlado por un agente externo (supervisor, maestro) que determina la respuesta que debería generar la red a partir de una entrada determinada. El supervisor controla la salida de la red y en caso de que ésta no coincida con la deseada, se procederá a modificar los pesos de las conexiones, con el fin de conseguir que la salida obtenida se aproxime a la deseada. En este tipo de aprendizaje se realiza por corrección del error.

4.7.2 Aprendizaje por corrección de error

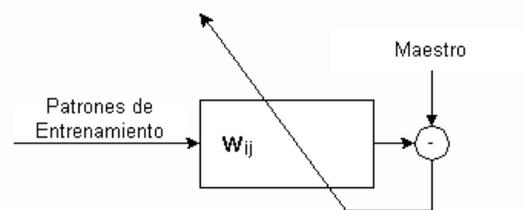


Figura 4.12 Actualización de pesos a partir de la reducción de la medición del error.

Una generalización de la fórmula o regla para calcular los pesos apropiados es la mostrada en la Figura 4.12, esquematizando la actualización de los pesos al iniciarse con un patrón inicial de entrenamiento (pesos iniciales pequeños $w_{ij(\text{inicial})}$) y un maestro supervisa el entrenamiento hasta que se calculan los pesos apropiados (varia parámetros de entrenamiento), en un proceso iterativo: $\text{Peso Nuevo} = \text{Peso Viejo} + \text{Cambio de Peso}$. Siendo

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + n \frac{dJ}{dw_{ij}}, \quad (11) \quad \text{la}$$

representación matemática de este concepto:

$$w_{ij(t+1)} = w_{ij(t)} + n \frac{dJ}{dw_{ij}}, \quad (11)$$

donde: t hace referencia a la etapa de aprendizaje, $w_{ij(t+1)}$ al peso nuevo y $w_{ij(t)}$ al peso viejo y n el ratio de aprendizaje.

Tabla 4.3 Sección del algoritmo de iniciación de pesos para el aprendizaje de la red neuronal.

```

% Datos de la red
% -----
datosred = menu('Los datos de la red (pesos, bias)',...
'Se leeran desde un archivo',...
'Seran generados automaticamente');
if(datosred == 1)
    load ecgred;

elseif(datosred == 2)
    nm = input('Introducir numero de neuronas en capa intermedia : ');
    rbias = menu('Considera neurona bias','Si','No');
    if(rbias == 1)
        bias = 1;
    elseif(rbias == 2)
        bias = 0;
    end

ne = ne + bias;          % ne se aumenta en 1 si se considera bias. Bias solo en la capa
de entrada
v = 0.5*randn(ne,nm); % v inicial
w = 0.5*randn(nm,ns); % W inicial
c = zeros(nm,1);
a = ones(nm,1);
end

if(bias == 1)
    datainput = [ datainput ones(ndata,1) ];
end
.
.
.

```

4.7.3 Normalización de los datos de entrada y salida para el entrenamiento

En la sección anterior se explicó el procedimiento para obtener las 11 características de cada segmento asociado a las señales EMGs procedentes los músculos RF, BF, VM y ST. Estos 44 valores características se encuentran presentes en el vector de características X_{CAR}^m .

Siendo la expresión generalizada del vector X_e^m detallada en la ecuación $X_{em} = [IEMG \text{ MAV} \text{ MAV1} \text{ SSI} \text{ VAR} \text{ RMS} \text{ WL} \text{ DASDV} \text{ ACT} \text{ MOB} \text{ COM}]$ (9), con los 11 valores característicos asociados a cada musculo ($e = RF, BF, VM$ o ST).

Partiendo de la ecuación (10), se realiza una normalización estándar, a partir el registro del historio de muestras se generan segmentos (50 ms) desfasados y se calculan el promedio o

average del total de las muestras considerando los datos históricos (μ) y la desviación estándar (σ), de modo que el conjunto de características completo incluye 4 variables. La normalización estándar se calcula como se muestra (Everitt y Skrondal, 2013): $Z_C = \frac{X_C - \mu}{\sigma}$

Donde: μ : es la media de del total de las muestras, σ : desviación estándar, X_C : es el valor de característica sin normalización. En su forma vectorial explícita (sección de Linear Algebra: Matrices, Vectores, Determinantes en Halliday, Resnick, Walker, y Engineers, 2015) :

$$Z_C = \left(X_{CAR[1x44]}^m - \mu_{[1x44]} \right) \cdot F_{\sigma[44x44]}, \quad (12)$$

donde:

$\mu = [\mu \quad \dots \quad \mu]_{[1x44]}$: es la media de del total de las muestras,

$$F_{\sigma} = \begin{bmatrix} 1/\sigma & \dots & \dots & \dots & 1/\sigma \\ \cdot & \dots & \dots & \dots & \cdot \\ \cdot & \dots & 1/\sigma & \dots & \cdot \\ \cdot & \dots & \dots & \dots & \cdot \\ 1/\sigma & \dots & \dots & \dots & 1/\sigma \end{bmatrix} : \text{desviación estándar,}$$

$X_{CAR[1x44]}^m = [X_{RF}^m \quad X_{BF}^m \quad X_{VM}^m \quad X_{ST}^m]$: es el vector de características sin normalización.

Al obtener los valores normalizados, organizados en el vector Z_C , (asociados a los cuatro músculos RF, BF, VM o ST) se grafican en la Figura 4.13 para apreciar visualmente los valores que se obtienen en cada uno de los modos de la actividad: MAR, PIE y SEN.

Se muestra que durante cada modo de la actividad se activan diferentes zonas, representadas por colores que en su conjunto forman volúmenes diferentes del espacio - modo de la actividad.

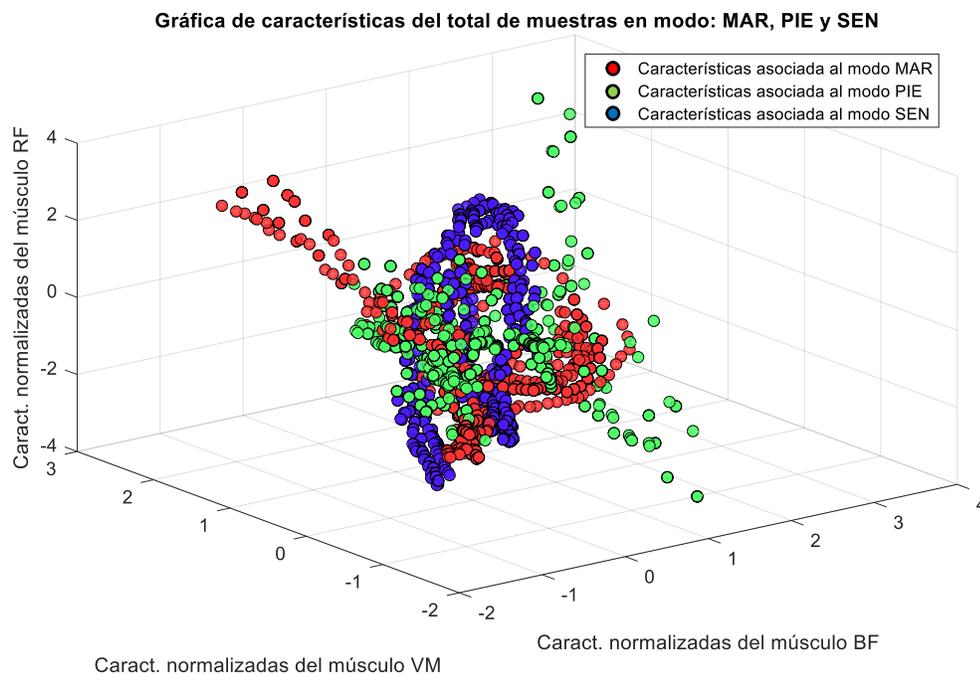


Figura 4.13 Gráfica que muestra las zonas de valores de las características, según el modo de la actividad.

4.7.4 Estructura de la red neuronal (RN)

En la Figura 4.15 se muestra la estructura del clasificador, eligiéndose una red multicapa no recurrentes, ya que no existe necesidad de almacenar datos en memoria, solo procesar la información para reconocer los patrones. Las características propias de la red neuronal son: (i) número de neuronas entrada: 44, estos son los valores característicos provenientes de los sensores asociados a los cuatro músculos; (ii) número de neuronas salidas: 3, esta cantidad debido a las tres posibilidades como se muestra en la Tabla 4.5; (iii) número de neuronas en capa intermedia: 30, esta cantidad de neuronas se calculó con un proceso interactivo experimental buscando la convergencia de la función de costo con el valor más próximo a cero ;y una neurona bias con el valor de 1, ya que ayuda a que converja mas rápido el valor de la función de costo y se acelere el entrenamiento de la red neuronal.

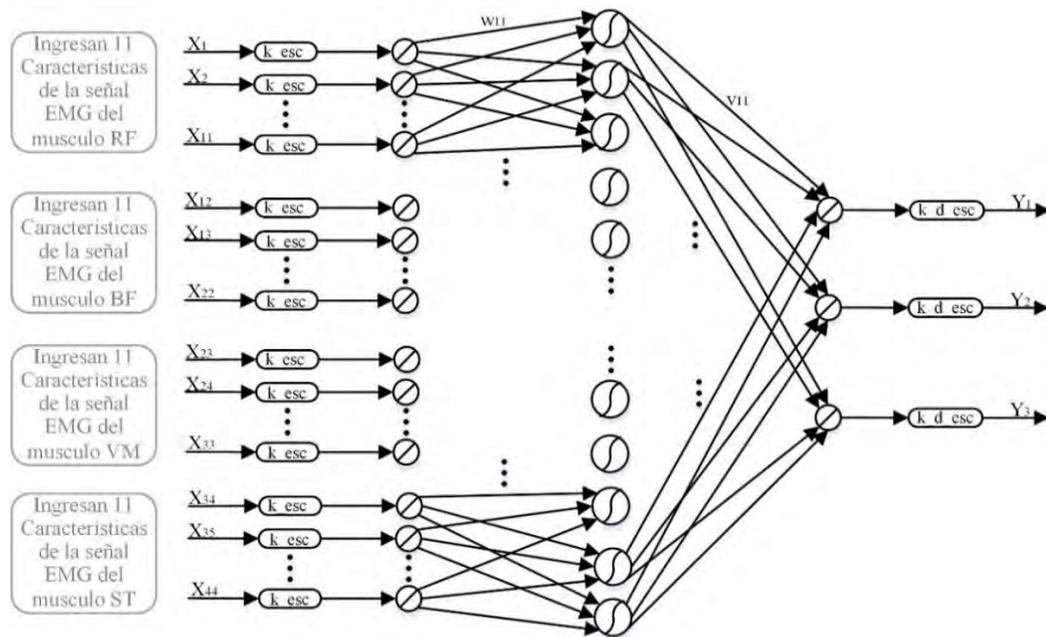


Figura 4.14 Estructura de la red neuronal con escalamiento y de escalamiento.

Para realizar el entrenamiento ajustado por el maestro como se muestra gráficamente en Figura 4.12, se ingresan los datos mostrados en Tabla 4.4, siendo estos: (i) el ratio de aprendizaje para entrenamiento: 0.01, (ii) el ratio de aprendizaje de exponente “a”: 0.01, (iii) el ratio de aprendizaje del centro “c”: 0.01, (iv), el valor máximo del error permisible: 0.1 %, y (vi) el número de etapas de aprendizaje: 3000.

Tabla 4.4 Datos de entrenamiento de la RN.

```
// Entradas para el entrenamiento de la red neuronal:
n=0.01 // Ratio de aprendizaje.
a=0.01 // Ratio de aprendizaje de exponente.
c=0.01 // Ratio de aprendizaje del centro de la función de activación.
e=1 // Valor máximo del error (%).
N=3000 // Máximo número de etapas de aprendizaje o iteraciones.
```

4.7.5 Datos de entrada y salida para el entrenamiento

Para entrenar el clasificado que identifica el modo de la actividad: MAR, PIE o SEN, se ingresan datos a la entrada de la red neuronal, estos los valores normalizados son los

e
x
p
r
e
s
a
d

simboliza SEN. En la figura Figura 4.15 también se aprecia los valores normalizados que se usaran para el entrenamiento.

Tabla 4.5 Datos de entrenamiento de la red neuronal.

Modo de actividad	Entradas a la Neural Network (red neuronal)						Salida
	Entrada: 44 Características (11 por cada señal EMG de los músculos RF, BF, VM y ST)					Neurona Bias	
	Z_1	Z_2	. . .	Z_{10}	Z_{44}	X_{45}	
MAR	*	*	. . .	*	*	1	100
PIE	*	*	. . .	*	*	1	010
SEN	*	*	. . .	*	*	1	001

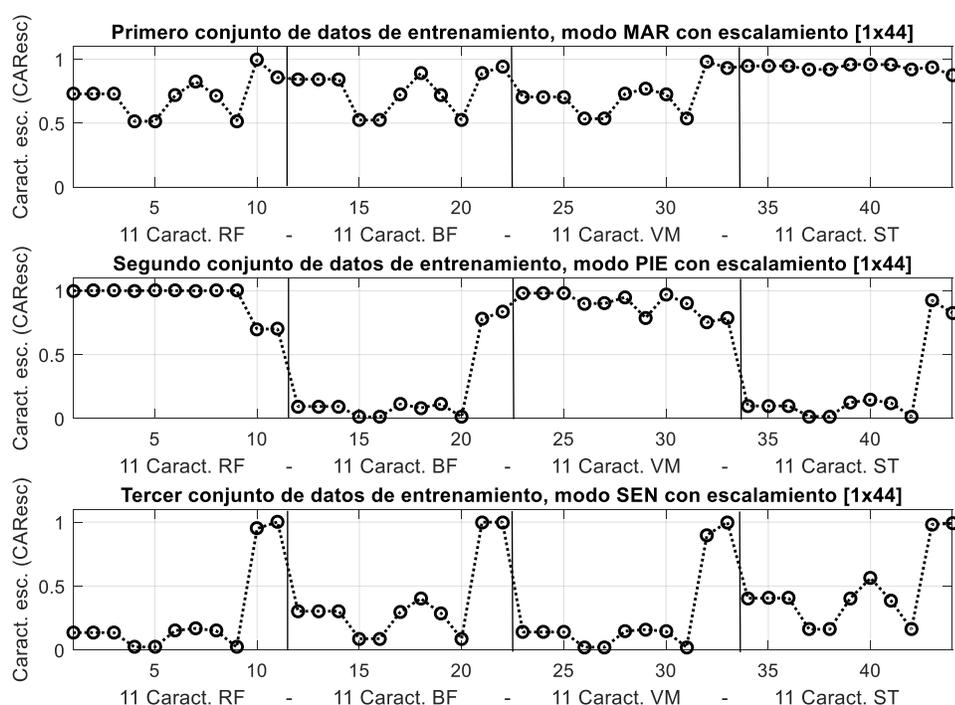


Figura 4.15 Señales de entrada para entrenamiento: 44 características (11 características por cada señal EMG asociada a los músculos RF, BF, VM y ST) por cada rutina o modo de actividad: PIE, MAR, SEN. Con escalamiento entre valores de 0 a 1 unidades.

4.7.6 Funciones de la red neuronal e iniciación de pesos

En las neuronas de entradas y salida se emplea funciones de activación lineales como la mostrada en la Figura 4.16, en las cuales sus salidas no están acotadas y en las neuronas de la capa intermedia se emplea funciones de activación sigmoideas tipo 2 como la mostrada en

la Figura 4.16, en las cuales sus salidas están acotadas en el rango $[-1, +1]$. La ecuación que representa a la función lineal: $y = f(x) = x$. La ecuación que representa a la función sigmoidea tipo 2 es: $y = f(x) = \frac{2}{1+e^{-x}} + 1$.

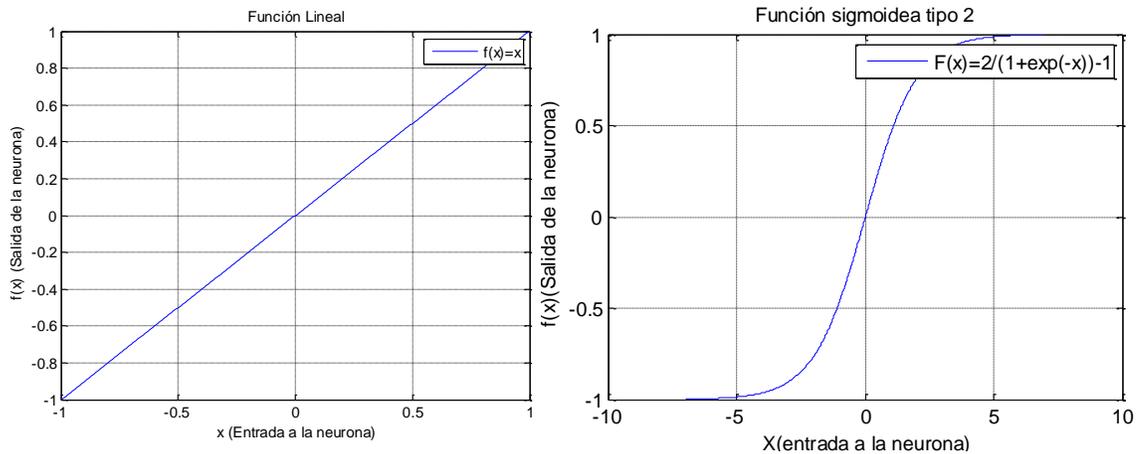


Figura 4.16 Función lineal en las neuronas de entrada y salida, y función de activación sigmoidea tipo 2 en la neurona de la capa intermedia.

Después de registrar los datos de entrenamiento se genera os valores de los pesos con valores muy pequeños menores que uno, y para ello se emplea el algoritmo mostrado en la Tabla 4.6.

Tabla 4.6 Pseudocódigo para iniciar pesos y lectura de datos de entrenamiento.

```

Señales de para entrenamiento:
Leer señal V_RFp1
Leer señal V_RFm1
Leer señal V_RFs1
k1 = 1;
k2 = 2100;
kfact1 = max(V_RFp1);
kfact2 = max(V_RFm1);
kfact3 = max(V_RFs1);

Escala las señales muestreadas:
datainput(1,:) = (V_RFp1(k1:k2,1))'/kfact1;
datainput(2,:) = (V_RFm1(k1:k2,1))'/kfact2;
datainput(3,:) = (V_RFs1(k1:k2,1))'/kfact3;
% Salidas Y1, Y2, Y3, Y4, Y5
dataoutput = [ 1  0  0
               0  1  0
               0  0  1 ];

ne = k2-k1+1; //Número de entradas
ns = 3;      //Número de salidas
ndata = 3;   //Numero de paquetes entrada - salida

Datos de la red
if(datosred == 1)
    load ecgred;
elseif(datosred == 2)
    nm = input('Introducir número de neuronas en capa intermedia : ');
    rbias = menu('Considera neurona bias','Si','No');
    if(rbias == 1)
        bias = 1;
    elseif(rbias == 2)
        bias = 0;

```

```

end
ne = ne + bias;
v = 0.5*randn(ne,nm); % V inicial
w = 0.5*randn(nm,ns); % W inicial
c = zeros(nm,1); a = ones(nm,1);
end

```

4.7.7 Generación de ciclo de trabajo en la RN

Para generar un ciclo de trabajo y calcular la salida a partir de la estructura de la red neuronal como la mostrada en la Figura 4.14. y es necesario tener la expresión matemática de la red neuronal y para ello se sigue el siguiente procedimiento para calcular la salida de la red neuronal (y_1, y_2, y_3).

La entrada de la neurona de la capa intermedia (m_i) se expresa como:

$$m_j = w_{(1,j)} \cdot x_1 + w_{(2,j)} \cdot x_2 + \dots + w_{(ne,j)} \cdot x_{ne},$$

o también $m_j = \sum_{k=1}^{ne} w_{(k,j)} \cdot x_k$. dadas las condiciones actuales se simplifica como:

$$m_j = \sum_{k=1}^{2101} w_{(k,j)} \cdot x_k.$$

Donde: ne : es el número de entradas a la red neuronal; m : es la entrada de la neurona de la capa intermedia; i : representa la neurona j en la capa intermedia ($1 \leq j \leq 30$).

La salida de la neurona de la capa intermedia se expresa como: $n_j = f(m_j)$, por tanto, se

obtiene: $n_j = f(\sum_{k=1}^{ne} w_{(k,j)} \cdot x_k)$, siendo la función una sigmoidea tipo 2: $f(m_j) =$

$$\frac{2}{1+e^{-m_j}} + 1, \text{ entonces se tiene: } n_j = \frac{2}{1+e^{-\sum_{k=1}^{2201} w_{(k,j)} \cdot x_k}} + 1 .$$

Salida de la red neuronal (y_1, y_2, y_3):

$$y_1 = v_1 \cdot n_1 + v_2 \cdot n_2 + \dots + v_{nm} \cdot n_{nm},$$

$$y_1 = \sum_{i=1}^{30} v_{(j,1)} \cdot n_j ,$$

$$y_1 = \sum_{j=1}^{30} v_{(j,1)} \cdot \left[\frac{2}{1+e^{-\sum_{k=1}^{2201} w_{(k,j)} \cdot x_k}} + 1 \right],$$

$$y_2 = \sum_{j=1}^{30} v_{(j,2)} \cdot \left[\frac{2}{1+e^{-\sum_{k=1}^{2201} w_{(k,j)} \cdot x_k}} + 1 \right],$$

$$y_3 = \sum_{j=1}^{30} v_{(j,3)} \cdot \left[\frac{2}{1+e^{-\sum_{k=1}^{2201} w_{(k,j)} \cdot x_k}} + 1 \right].$$

donde: nm es cantidad de neuronas en la capa intermedia ($nm=30$); j : representa la neurona j en la capa intermedia ($1 \leq j \leq 30$); i : representa la neurona en la entrada ($1 \leq i \leq 45$);

y_1, y_2, y_3 : Salidas de la red neuronal.

4.7.8 Cálculo del error retropropagado

Para entrenar la red neuronal se emplea la función de costo J , la cual se usa para medir el error permisible en el entrenamiento, y finaliza cuando es menor a 0.1 %, como se muestra en la Figura 4.17, donde solo bastaron 362 interacciones para finalizar el entrenamiento.

La función de costo se calcula: $J = \frac{1}{2}(y_1 - \bar{y}_1)^2 + \frac{1}{2}(y_2 - \bar{y}_2)^2 + \frac{1}{2}(y_3 - \bar{y}_3)^2$.

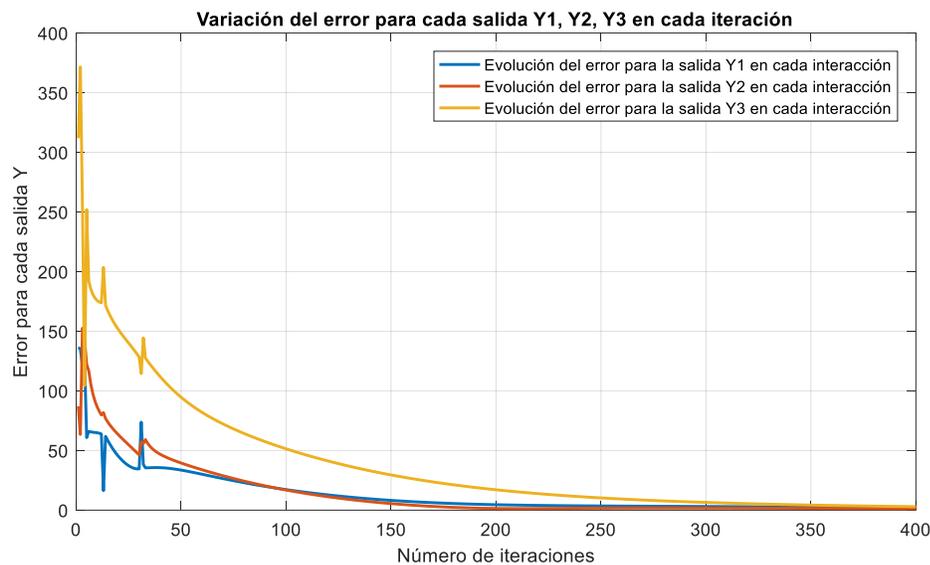


Figura 4.17 Variación del error en cada salida de la red neuronal durante el entrenamiento del clasificador con redes neuronales.

4.7.9 Actualización de los pesos

Para calcular los pesos se define $w_{(i,j)} = w_{(i,j)} - n \cdot \frac{\partial J}{\partial w_{(i,j)}}$, $v_{(j,1)} = v_{(j,1)} - n \cdot \frac{\partial J}{\partial v_{(j,1)}}$,

$v_{(j,2)} = v_{(j,2)} - n \cdot \frac{\partial J}{\partial v_{(j,2)}}$, $v_{(j,3)} = v_{(j,3)} - n \cdot \frac{\partial J}{\partial v_{(j,3)}}$. donde: j: representa la neurona en la

capa intermedia ($1 \leq j \leq 30$), i: Representa la neurona en la entrada ($1 \leq i \leq 2101$).

El algoritmo de cálculo del error y actualización de pesos v, w, con aprendizaje Patron esta mostrado en la Tabla 4.7.

Tabla 4.7 Pseudocódigo del algoritmo de entrenamiento de la RN.

```
while( (erreltotal > errormax) & (cont < contmax) )
    ersum2 = zeros(ns,1);
    for k = 1:ndata
        x = datainput(k,:);
        x = x';
    m = v' * x;
```

```

n = 2.0./(1+exp(-(m-c)./a))-1;%Función de activación Sig. Tipo2
y = w'*n;
output(k,:) = y';
yd = dataoutput(k,:);
yd = yd';
er = (y - yd);
erdJ = (y - yd);
dJdw = n*erdJ';
dJdv = x * ((w*erdJ).* ((1.0-n.*n)./2.0))';
dJda = (w*erdJ).*( (n.*((m-c).^2))./(a.^2));
dJdc = (w*erdJ).*(2.0.*n.*(m-c)./a);
ersum2 = ersum2 + er.^2;
dw = dJdw;
dv = dJdv;
da = dJda;
dc = dJdc;
w = w - eta*dw; v = v - eta*dv; a = a - etaa*da; c = c - etac*dc;
dw_old = dw;
dv_old = dv;
end
ersum2total = sum(ersum2);
if ( rem(cont,1) == 0 )
errorrel(cont/1,:) = sqrt(ersum2'./outsum2');
errorreltotal(cont/1,1) = sqrt(ersum2total/outsum2total);
erreltotal = errorreltotal(cont/1,1) * 100
end
cont = cont + 1;
end

```

4.8 Validación del sistema de reconocimiento de la intención de movimiento

Para validar el sistema de reconocimiento de la intención de movimiento y reconocer el modo de la actividad, se usa los tres conjuntos de señales de la base de datos asociados a los modos de la actividad de MAR, PIE y SEN, siendo las señales a la MAR las mostrada en la Figura 4.18 y las otras señales están detalladas en la sección I.2 del Apéndice I. La base de datos servirá para comprobar la exactitud del clasificador al reconocer el modo de la actividad, esto es verificado a partir de la medición de las salidas proporcionadas por el clasificador, siendo las salidas correctas las mostradas en la Tabla 4.8.

Tabla 4.8 Salidas (Y_1, Y_2, Y_3) del sistema de reconocimiento de la intención de movimiento que muestra el deseo del usuario: marcha (MAR), ponerse de pie (PIE) o sentarse (SEN). En la tabla de muestra los conjuntos de valores de lastres salidas del calificador con redes neuronales y su interpretación en modo de actividad o rutina.

<i>Rutinas</i>	<i>MAR</i>	<i>PIE</i>	<i>SEN</i>
<i>Salidas</i>			
Y_1	1	0	0
Y_2	0	1	0
Y_3	0	0	1

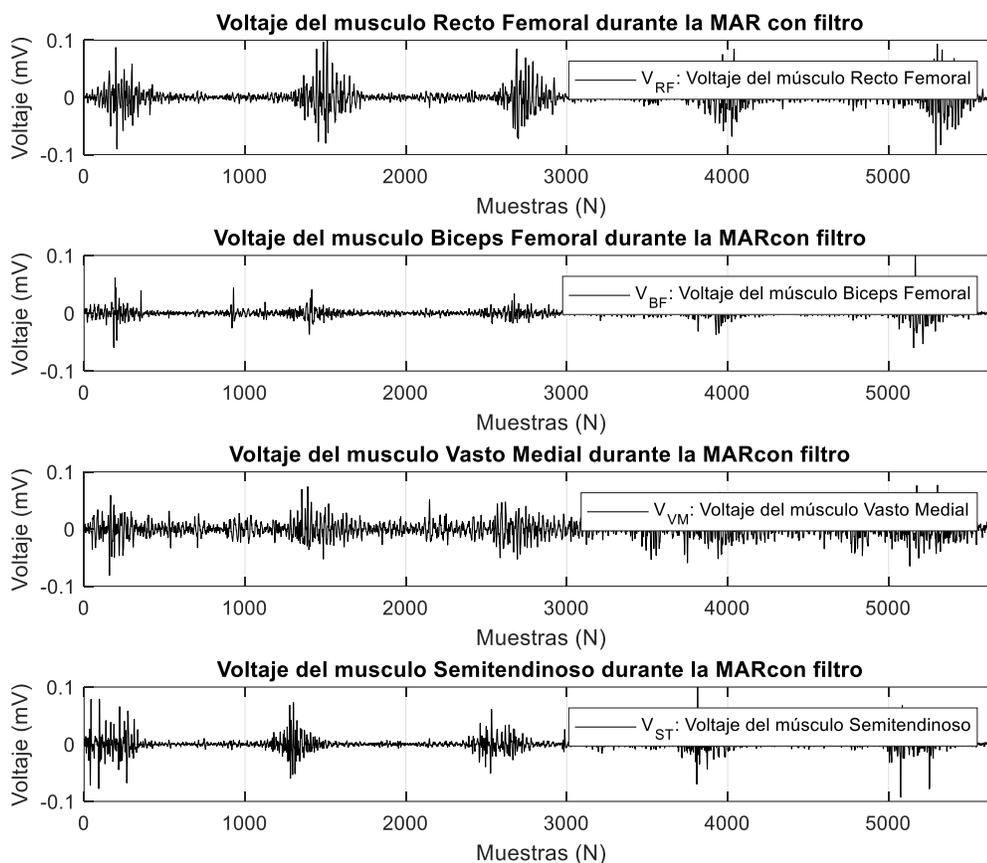


Figura 4.18 Señales de validación EMG a la entrada y señales de validación de la salida de la red neuronal.

El reconocimiento del patrón de clasificación de los modos de actividad se obtiene ordenando las 44 características como filas y las 50 muestras de datos como columna en una matriz de 44 x 50. Esa matriz se usa como vector de entrada en RNA. El vector objetivo (salidas de la RNA) tiene 3 elementos como se muestra en la Tabla 4.8, cada uno de los elementos tiene valores de 0 o 1, y en función a sus valores se interpreta que modo de la actividad desea realizar el usuario. Las 50 muestras del conjunto de datos de modos de la actividad se dividen en dos subconjuntos: (i) entrenamiento, y (ii) validación, utilizando 40 datos para el entrenamiento, y 10 datos se utilizan para la validación. La RNA usa 30 neuronas en la capa oculta y 3 neuronas en la capa de salida como se muestra en la Figura 4.14.

El resultado del reconocimiento de patrones en la clasificación de los modos de la actividad se presenta en las dos tablas siguientes. La Tabla 4.9 presenta el resultado de la matriz de confusión durante el entrenamiento. La exactitud de cada modo de actividad es

del 100%. La tasa de error de cada reconocimiento del modo de la actividad es del 0%, lo que significa que no hay una clasificación incorrecta durante el proceso de entrenamiento. La exactitud general es del 100% y el error general es del 0%.

Tabla 4.9 Resultados de la matriz de confusión durante el entrenamiento.

Modos de la actividad	Clasificaciones verdaderas		
	PIE	MAR	SEN
PIE	13	0	0
MAR	0	13	0
SEN	0	0	14
Cantidad de muestras de intención de movimiento	13	13	14
Exactitud o <i>Accuracy</i> (%)	100	100	100
Exactitud General o <i>Overall Accuracy</i> (%)	100		

La Tabla 4.10 presenta el resultado de la matriz de confusión de todo el entrenamiento y la validación en conjunto. La exactitud del modo de la actividad PIE es de 81.25 %, con una tasa de error de 18.75 %; La exactitud del modo de la actividad MAR es de 88.23 %, con una tasa de error de 11.76 %, y La exactitud del modo de la actividad SEN es de 82.35 %, con una tasa de error de 17.65 %. La matriz de confusión muestra que el error general es de 16 % y el rendimiento general es del 85.94 %. Con base en los resultados de la matriz de confusión, se puede decir que la red puede clasificar el modo de la actividad con una precisión aceptable.

Tabla 4.10 Resultados de la matriz de confusión durante la validación.

Modos de la actividad	Clasificaciones verdaderas		
	PIE	MAR	SEN
PIE	13	0	2
MAR	2	15	1
SEN	1	2	14
Cantidad de muestras de intención de movimiento	16	17	17
Exactitud o <i>Accuracy</i> (%)	81.25	88.23	82.35
Exactitud General o <i>Overall Accuracy</i> (%)	85.94		

Finalmente, en la Figura 4.19 se muestra el correcto reconocimiento de la intención de movimiento, para los modos de la actividad: PIE, MAR, SEN, realizándose tres pruebas

con datos que no se usaron para el entrenamiento. Obteniéndose los valores representados por puntos de color negro, y estos corresponden a los valores objetivo-mostrados en la misma Figura 4.19 como tres círculos rojos.

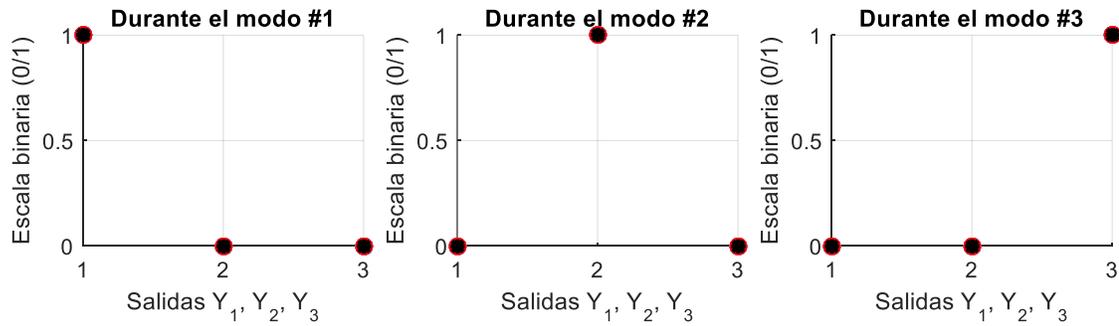


Figura 4.19 Salidas lógicas satisfactorias de la red neuronal luego del entrenamiento de la red neuronal para que reconozca los tres modos de actividad: PIE, MAR, SEN.

CAPÍTULO 5

MÁQUINA DE ESTADOS PARA LA SELECCIÓN DE GANANCIAS Y CONTROL DE POSICIÓN DE LA RODILLA Y EL TOBILLO

El cambio en el uso de actuadores rígidos a los actuadores elásticos en serie o *serial elastic actuator* (SEA) y actuadores elásticos en paralelo *parallel elastic actuator* (PEA), para generar desplazamientos lineales y rotatorios, abrieron un nuevo potencial a un amplio rango de rendimientos de impedancia en aplicaciones de robótica. Al mismo tiempo, nuevos desafíos inherentes al hardware propio de los SEAs y PEAs aparecieron, debido a la alta complejidad de la dinámica de estos. Los métodos de control avanzados han sido ineludibles para el control de los SEAs y la evaluación del desempeño. Este capítulo se centra en el diseño del controlador por impedancia⁹ y la validación del sistema de control verificando el buen rendimiento de los actuadores; Para este cometido se trabaja sobre un diseño mecánico de un prótesis activa trasfemoral (PTA) diseñado por (Medina B., 2017). La Figura 3.2 expone las características y parámetros de sistema, el diseño mecánico trabajado en Medina se enfoca en la obtención de un buen potencial de rendimiento. Sin embargo, un sistema mecánico por sí solo no puede apuntar a un alto rendimiento sin la implementación de la técnica de control apropiada, es por ello que este capítulo, se centra en los cálculos de los algoritmos de control que comandaran los sistemas SEA y PEA fijados a la PTA.

El enfoque de control mostrado en este capítulo se enfoca en controlar la posición a partir del uso de un lazo de control de fuerza interno y un lazo externo para controlar la posición

⁹ La impedancia mecánica es una medida de cuánto una estructura o sistema mecánico resiste el movimiento cuando se le somete a una fuerza. Donde Z se puede definir como: $Z_{(s)} = F_{(s)} / \dot{x}_{(s)}$.

en la impedancia, una técnica de control bien estudiada en la literatura es la de (Khatib, 1987) y (N Hogan y Buerger, 2005). En ellos mencionan que los SEA debido a su propio muelle o resorte desacoplan la inercia del motor reflejada y la inercia de la carga. El resorte en un SEA crea por lo tanto un límite físico entre estos dos sistemas: el actuador y su carga.

En la sección 5.4 se inicia explicando la metodología usada, se desarrolla un modelado genérico del SEA y PEA considerando arquitectura del sistema diseñado en (Medina B., 2017). Utilizando este modelo, se presenta una arquitectura de control de fuerza del SEA/PEA y un controlador de posición basado en el modelo de control de fuerza (control en cascada). Por último, se valida virtualmente el sistema de control.

En la sección 5.2 se inicia con los detalles de la metodología usada para diseñar la máquina de estados que permite controlar la posición. La máquina de estados asigna las ganancias para los dos controladores del nivel bajo en función a la fase de la marcha, dependiendo de la posición de los eslabones y articulaciones de la prótesis. La máquina de estados también asigna los valores de ángulos de referencia deseado en la rodilla y el tobillo según el historial de desplazamiento asociados a cada fase de la marcha según el modo de la actividad.

5.1 Metodología para diseñar la máquina de estados

Para el diseño de la máquina de estados se planteó la siguiente metodología propia (Tabla 5.1) estructurada partir de la revisión del estado del arte y experiencia de diseño:

Tabla 5.1 Descripción de la metodología para el diseño de la máquina de estados.

<i>Pasos</i>	<i>Descripción</i>
1. <i>Objetivo de control</i>	Definir la cantidad de entradas y salidas de la máquina de estados. Definir los modos de la actividad que se desarrollaran (Caminar, pararse, sentarse, subir escaleras, correr, etc).
2. <i>Arquitectura de la máquina de estados</i>	Dividir las fases de cada modo de la actividad (principalmente el de la MAR). Plantear la arquitectura de la máquina de estados. Fijar la cantidad de fases en la máquina de estado en cada modo de actividad.
3. <i>Síntesis del controlador</i>	Calcular las ganancias del control por impedancia ¹⁰ .
4. <i>Validación</i>	Validar virtualmente de la máquina de estados (MATLAB/Simulink).

¹⁰ Estas ganancias se asignarán según el modo de la actividad y la fase que se esté desarrollando.

5.2 Nivel medio: Diseño de la máquina de estados

Para diseñar la máquina de estados del nivel medio es necesario tener en cuenta el nivel superior y bajo. La arquitectura de control de la PTA consta de tres niveles de control, como se muestra en la Figura 5.1. El **nivel superior**, este nivel se encarga de comandar el cambio de los parámetros del controlador en el nivel medio y bajo, para el desarrollo apropiado de las rutinas o modos de actividad: caminar, pararse y sentarse, estas salidas y su interpretación están detalladas en la Tabla 4.8, la cual muestra las tres salidas del clasificador mostrado en la Figura 4.14. Los parámetros del clasificador se obtuvieron partir de su entrenamiento con una base de datos que contenía el historial de señales EMG.

La máquina de estados en el **nivel medio** esta propuesta para el modo de la actividad MAR, el cual permite variar las ganancias en función a la fase, y el modo de actividad: PIE y SEN se trabaja como si fuera un sistema pasivo. El controlador del nivel medio genera los valores de referencias de posición para el sistema de accionamiento asociado a la rodilla y el tobillo, usando una máquina de estados finitos, que modula la impedancia de las articulaciones de la PTA dependiendo de la fase de la marcha (MAR). Los controladores del **nivel bajo** son los controladores de fuerza y posición, que compensan las perturbaciones propias de la dinámica del usillo de bolas y el reductor (principalmente la fricción y la inercia), y permiten el seguimiento de las fuerzas de referencias en los actuadores de la rodilla y el tobillo (comandados por los controladores del nivel medio).

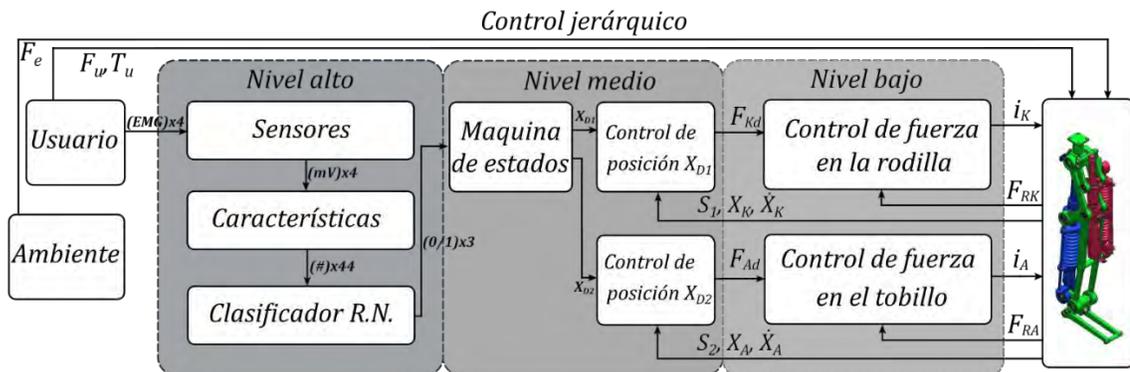


Figura 5.1 Arquitectura de control jerárquico con los tres niveles de control.

5.2.1 Objetivo de control

El objetivo de control de la máquina de estados finitos es asignar las ganancias apropiadas para el control de impedancia y posiciones deseadas asociadas al sistema de accionamiento de la rodilla y el tobillo, durante las cinco fases de la caminata, variando así la rigidez y amortiguamiento del sistema PTA.

5.2.2 Arquitectura de la máquina de estados

La arquitectura de la máquina de estados planteada se desarrolló a partir del modelo de control de impedancia de estado finito desarrollado por (Charles Sup, 2009). El número de estados de la maquina se establece a partir de las fases de la caminata y estas se dividen cinco fases como se muestra en la Figura 5.2, tres de las cuales son fases estacionarias (postura inicial estacionaria, postura media estacionaria y postura final estacionaria), dos de ellas son fases oscilantes (flexión de rodilla oscilante y extensión de rodilla oscilante) y para hacer el cambio entre casa fase se mide el estado lógico 0 o 1 de los interruptores de contacto S_1 y S_2 , como también la posición angular y la velocidad angular en la rodilla. El ponerse de pie (PIE) habilita a la prótesis para trabajar en modo pasivo, en la cual se bloquea en los extremos para que trabaje solo el resorte y transmisión para soportar el peso, permitiendo así al usuario interactuar con la prótesis aprovechando su dinámica. En otras palabras, el movimiento resultante de cada articulación de la prótesis se debe a la combinación de la entrada del usuario y la fuerza de los actuadores de la prótesis. Cabe recalcar el actuador PEA de la rodilla de la PTA solo se enclava (interviene el comportamiento del resorte en el actuador) cuando el sistema trabaja como activo. Normalmente el sistema esta desenclavado, con el motor apagado y trabajara así cuando este en modo de actividad PIE y SEN.

Durante la MAR, En cada fase, las fuerzas en el actuador de la rodilla y el tobillo se describen cada uno por un muelle pasivo y amortiguador con un punto de equilibrio fijo como se explicó en el capítulo 1, dado por:

Para la rodilla

$$F_{m_i} = -k_i (x - x_{(0)}) - b_i (\dot{x} - \dot{x}_{(0)}) \quad F_m = -k(x - x_0) - b(\dot{x} - \dot{x}_0) \quad (32) \quad (13)$$

donde k_i denotan la rigidez lineal, b_i el coeficiente de amortiguación para el estado i -ésimo. La energía necesaria para realizar el movimiento se entrega al usuario cambiando entre las posiciones de equilibrio (resortes virtuales) durante las transiciones entre fases. De esta manera, se garantiza que la prótesis es pasiva dentro de cada fase, y por lo tanto genera potencia simplemente cambiando entre fases. Dado que el usuario inicia la conmutación de fase, el resultado es un controlador predecible que, salvo la entrada de conmutación de fase del usuario, siempre tendrá un comportamiento pasivo predeterminado.

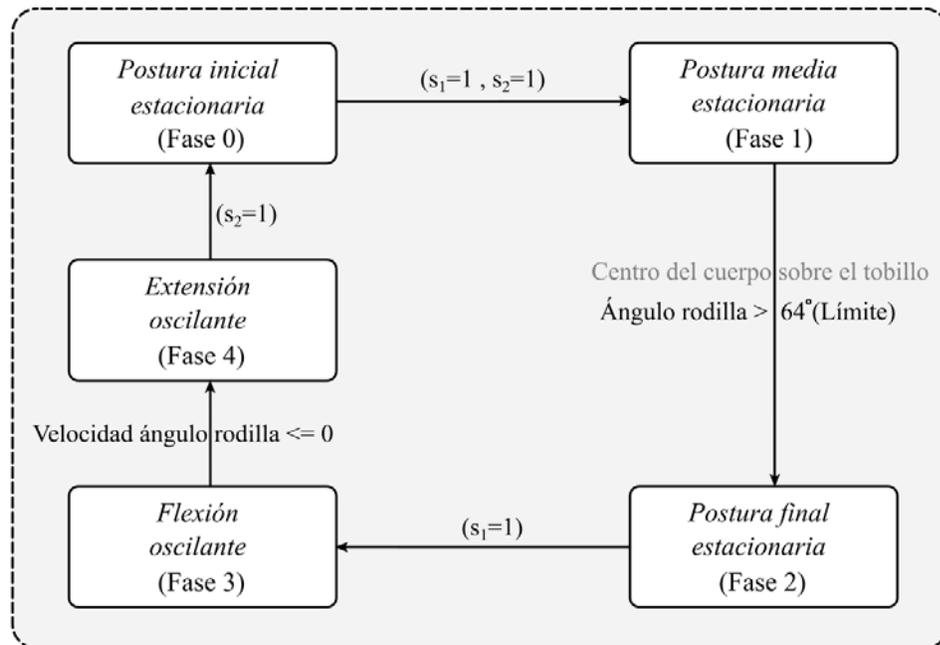


Figura 5.2 Máquina de estados para que gobierna la PTA durante la marcha humana.

5.2.3 Ganancias y posiciones deseadas del controlador por fase

Como se muestra en la Tabla 5.2 para todas las fases hay asociada dos ganancias para el lazo de control de posición externo K_q y B_q , y dos ganancias para el lazo de control de fuerza interno K_p y B_t , las cuales cambian en cada fase de la marcha. Las posiciones deseadas también cambian en cada fase de la marcha y estará representadas como X_{d1} que es la posición en el tobillo y X_{d2} que es la posición en la rodilla.

Tabla 5.2 Ganancias para el controlador del sistema SEA - Tobillo

<i>Fases</i>	<i>Ganancias de control de impedancia en el tobillo (N/m, Ns/m,)</i>	<i>Ganancias de control de impedancia en la rodilla (N/m, Ns/m,)</i>	<i>Posiciones deseadas por para el tobillo (td) y la rodilla (rd)</i>
<i>FASE 0, FASE 1, FASE 2, FASE 3, FASE 4</i>	K_q B_q	K_{q2} B_{q2}	X_{td} X_{rd}

5.3 Validación virtual de la máquina de estados

En la Figura 5.3 se muestra las cinco fases del modo de la actividad MAR asociados a posiciones angulares en la rodilla y el tobillo. La máquina de estados es la que permite variar las ganancias y posiciones angulares, asignándolas para el nivel bajo como referencias y la conexión entre estos dos niveles esta mostradas en la Figura 5.4. Para validar su funcionamiento se ingresan diversos según las fases que se desarrollan durante la MAR como se muestra en la Figura 5.3.

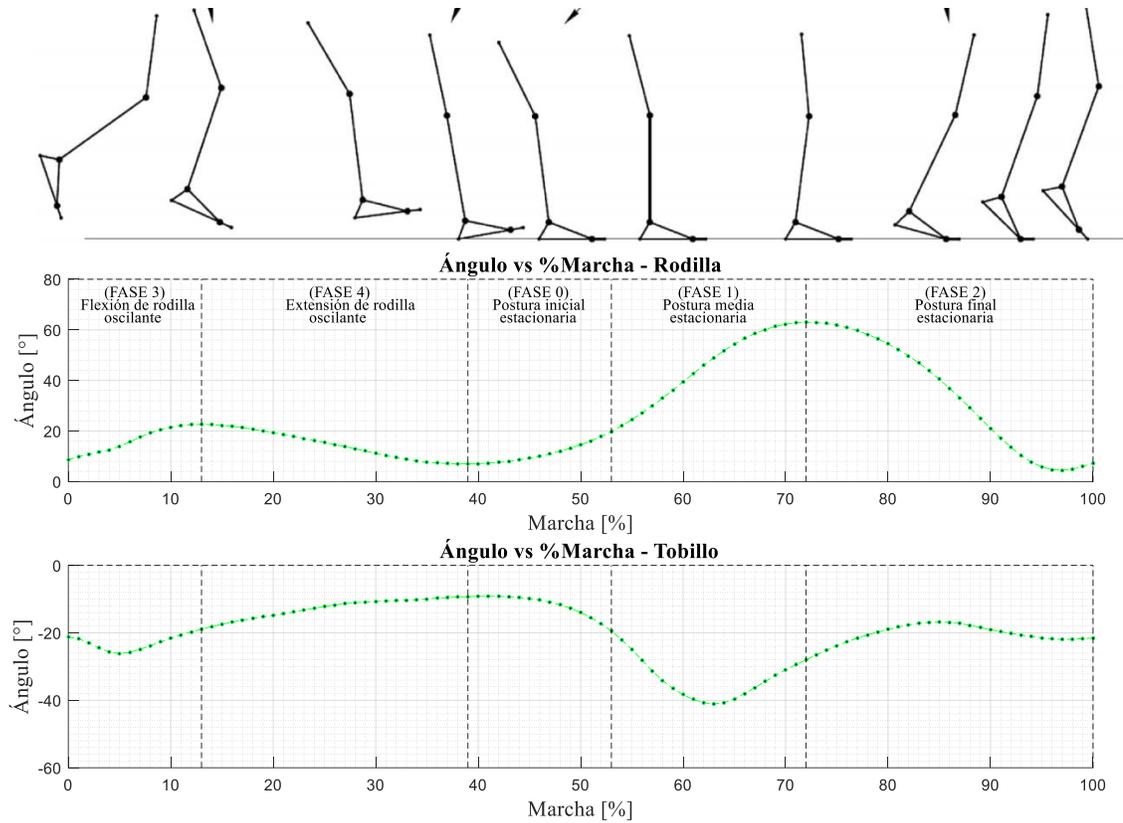


Figura 5.3 División de las fases de la marcha humana asociadas al ángulo en la rodilla y el tobillo.

Los valores ingresados a la máquina de estados finitos son el S_1 , S_2 y ϕ_r , los cuales son interpretados y así identifica a que FASE se debe pasar. Se realizaron dos pruebas una para pasar de la FASE 4 a la FASE 0 y otra prueba para pasar de la FASE 0 a la FASE 1 y para cada fase se generan las ganancias de los controladores y ϕ_t^d y ϕ_r^d , como se muestra resumido en la Tabla 5.3.

Tabla 5.3 Pruebas de validación de la máquina de estados variando los estados lógicos de los interruptores de contacto S_1 ubicado en la punta del pie y S_2 ubicado en el talón, y el ángulo de la rodilla ϕ_r .

Pruebas	Valores de entrada			Valores de salida de la máquina de estados		
	S_1	S_2	ϕ_r	Ganancias para el controlador	Posiciones deseadas finales	Estado
Prueba 1	0	1	11°	$K_q = 3.5362 \times 10^3$ $B_{q1} = 36.7997$ $K_{q2} = 0.9866$ $B_{q2} = 76.1534$	$\phi_t^d = -20^\circ$ $\phi_r^d = 20^\circ$	FASE 0 (Inicia al final de la FASE 4)
Prueba 2	1	1	21°	$K_q = 3.4273 \times 10^3$ $B_q = 35.1233$ $K_{q2} = 0.1233$ $B_{q2} = 127.2996$	$\phi_t^d = -28^\circ$ $\phi_r^d = 62^\circ$	FASE 1 (Inicia al final de la FASE 0)

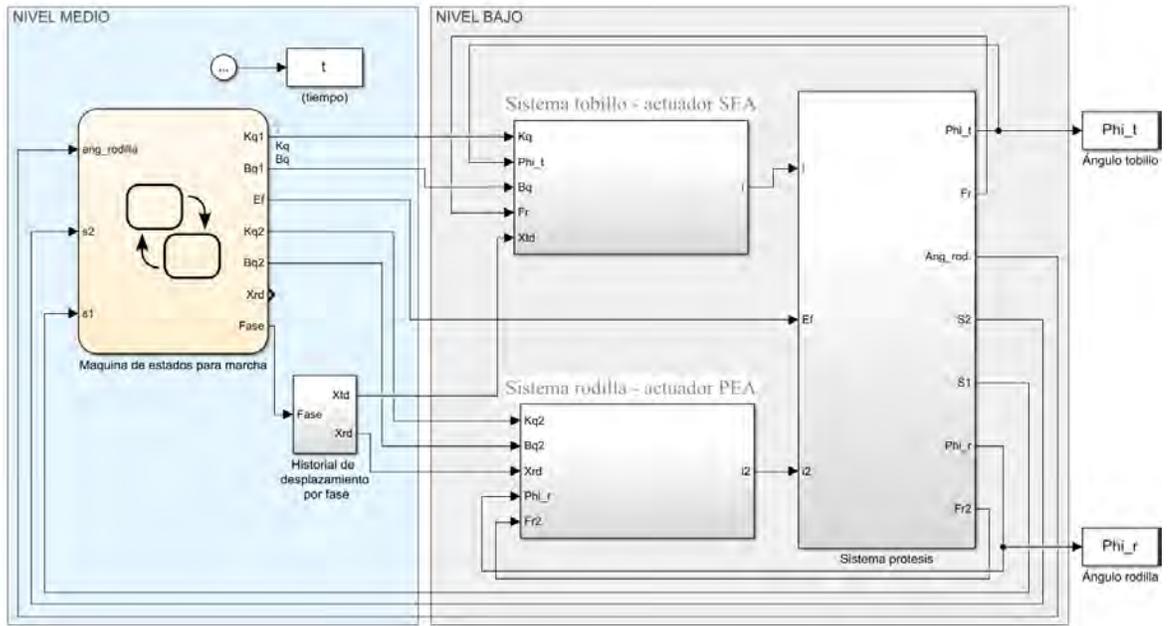


Figura 5.4 Conexión de la máquina de estados y relación entre el nivel medio y bajo.

5.4 Metodología para diseñar el sistema de control de posición

La presente metodología para diseñar el sistema de control del nivel bajo es extraída de (Cheng Siong, 2013) y expone lo siguiente: La incertidumbre del sistema y la mala medición causada por disturbios e incertezas¹¹ y efectos de ruido podrían existir. Sin embargo, existe un enfoque común que puede utilizarse para diseñar sistemas de control. Los pasos en el enfoque se muestran en la Figura 5.5a.

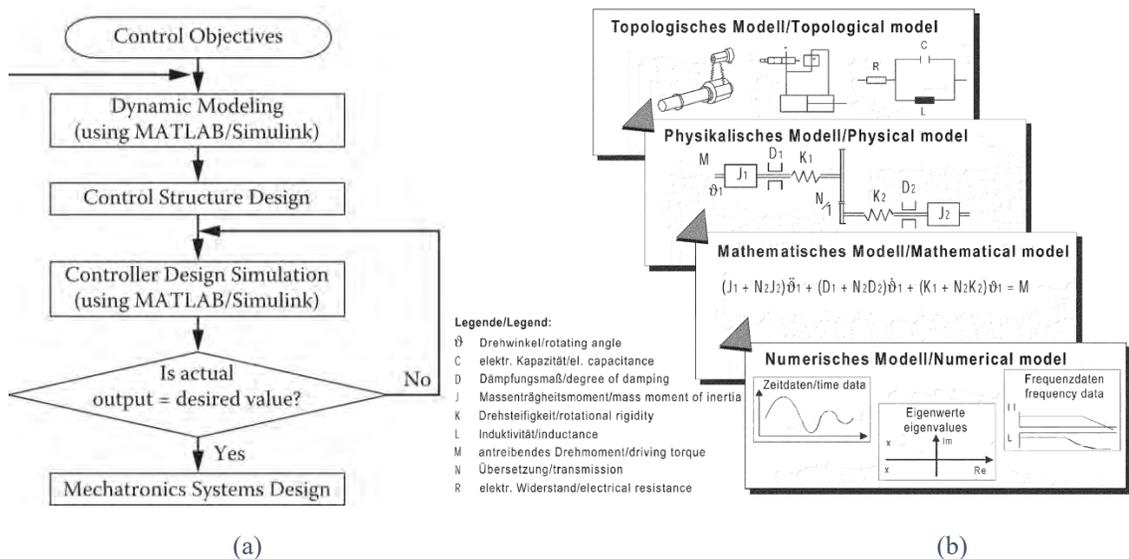


Figura 5.5 (a) Pasos en el diseño de un sistema de control mediante software de diseño asistido por ordenador según (Cheng Siong, 2013) y (b) proceso de modelado en cuatro niveles de abstracción (Verein Deutscher Ingenieure, 2004b).

Como se observa en la figura, todo parte de definir los objetivos de control, se deciden las variables a controlar. Se representa al sistema con un modelo matemático de la dinámica de la planta, este es simulado en MATLAB y Simulink. Antes del diseño del controlador, se plantea la estructura o arquitectura de control. Luego se selecciona las entradas y salidas apropiadas, para reducir eficazmente los efectos de acoplamiento; reduciendo el orden o los estados del sistema sin afectar el tiempo y la respuesta del sistema, buscando siempre mejorar el modelo matemático del sistema para proporcionar resultados estables y, por último, se realiza una verificación de la estabilidad y respuesta del sistema (Cheng Siong, 2013) y (Verein Deutscher Ingenieure, 2004b).

¹¹ Perturbaciones externas.

5.5 Nivel bajo: Diseño del sistema de control del SEA – tobillo

5.5.1 Objetivo de control

El objetivo de control es estabilizar la posición X_c (posición del mecanismo del pie asociado al ángulo \emptyset) en la posición deseada X_d (posición deseada del mecanismo del pie asociado al ángulo deseado \emptyset_d) como se muestra en la Figura 5.7.

Se debe considerar un tiempo de establecimiento máximo de $t_s = 0.1$ s para estabilizar la posición de 0 mm hasta 17 mm en dicho periodo, la cual se estima a partir de la velocidad angular máxima que se puede desarrollar en el diseño mecánico durante el ciclo de la caminata como se observa en la Figura 3.4 que es $\dot{X}_{c_{tobillo}} = 0.22$ m/s y el rango de desplazamiento máximo que puede ejecutar el actuador SEA del tobillo $-20 < X_c < 6$ ó un desplazamiento máximo de 26 mm.

Estos requerimientos de diseño se contrastan con trabajos como (Zhao, Paine, y Sentis, 2014) en el cual se obtienen buenos resultados con un tiempo de establecimiento de: $t_s = 0.15$ s.

5.5.2 Modelado

Para modelar el sistema SEA se desarrollan los cuatro modelos representativos del sistema en sus diferentes niveles de abstracción (Verein Deutscher Ingenieure, 2004a).

5.5.2.1 Modelo topológico¹²

El modelo topológico presenta la disposición de los componentes del actuador SEA estando en serie el motor-reductor con el resorte como esta detallado en Figura 5.6, la tesis de (Medina B., 2017) trabaja este actuador y presenta todas sus características.

¹² En un **modelo topológico** describe la disposición y la interconexión de los elementos que desempeñan funcionalidades como: la **función cinemática**, por ejemplo: número de articulaciones, longitud del brazo; **función dinámica**: por ejemplo: movimiento de masas bajo efecto de fuerzas y **función mecatrónica**, ejemplo: control, supervisión, planificación de trayectoria, etc).

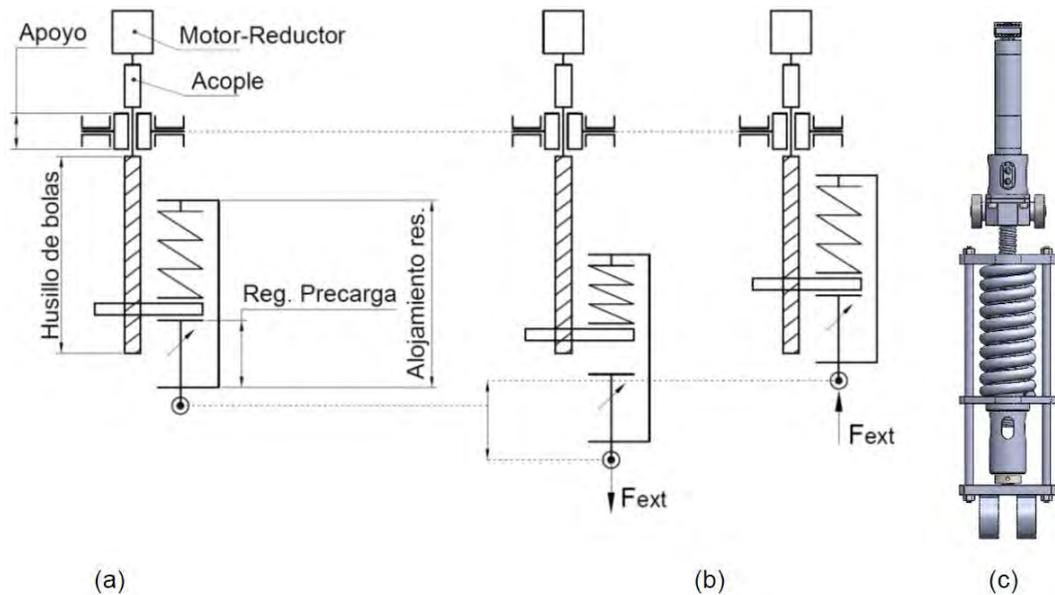


Figura 5.6 Sistema de la transmisión de potencia del tobillo. (a) Esquema de la ubicación de las partes del STB. (b) comportamiento del STB a tracción y compresión. (c) STB real (Medina B., 2017).

5.5.2.2 Modelo físico¹³

A partir de la descripción del modelo mecánico diseñado en (Medina B., 2017), se presenta un modelo físico que representa el comportamiento dinámico del sistema SEA acoplado a la prótesis, con la finalidad de dar movimiento al pie, como se muestra en la Figura 5.7.

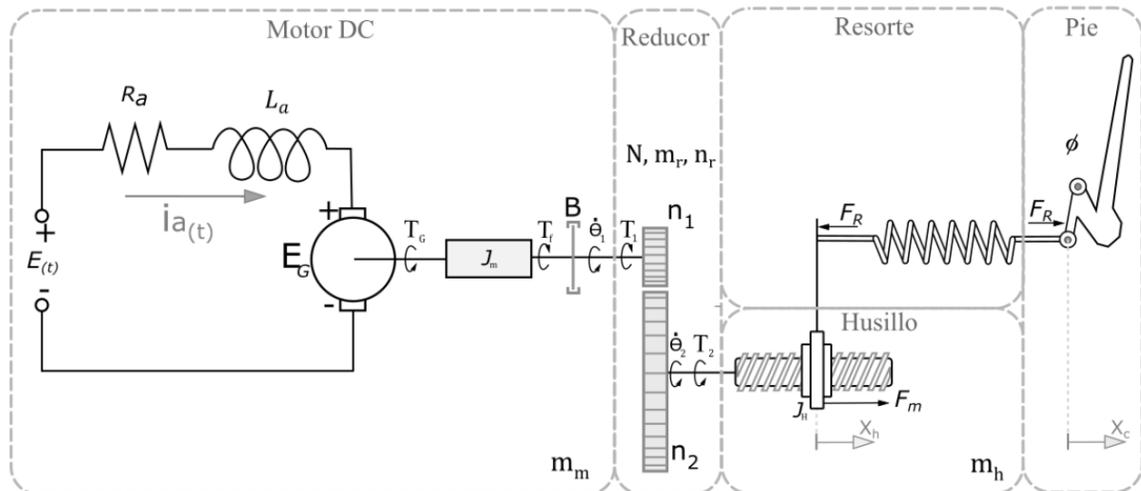


Figura 5.7 Modelo físico completo del sistema SEA-Tobillo.

¹³ a partir de la descripción topología, se crea el **modelo físico** en el cual se define y detalla variables adaptadas al sistema (ejemplo: masas y longitudes en el caso de sistemas mecánicos o resistencias e inductancias en el caso de sistemas eléctrico, en el caso de los elementos mecánicos, el número y las conexiones de los cuerpos rígidos)

Para el motor DC las variables son: $E_{(t)}$ es tensión de alimentación del rotor, T_G es el torque electromagnético generado por el campo magnético del motor, T_1 es el torque de oposición asociado a la carga, T_f es torque de fricción generado en el motor debido rozamiento viscoso entre el rotor, el estator y el lubricante de por medio (se desprecia la fricción entre el rotor y las escobillas del motor). $i_a(t)$ es la corriente de armadura que va a circular por el rotor del motor, R_a es la resistencia de armadura de la bobina del rotor y L_a es la inductancia de armadura de la bobina del motor. También K_T es la constante de torque electromotriz, B_m es el coeficiente de rozamiento viscoso en el motor y m_m es la masa del motor.

Para el reductor las variables son: N es la relación de transmisión $N = n_1/n_2$, y m_r es la masa del reductor.

Para el reductor las husillo y tuerca son: $N = n_1/n_2$ es la relación de transmisión, m_r es la masa del reductor y η_r es la eficiencia del reductor.

Para el resorte: k es la constante de rigidez elástica y F_R : la fuerza del resorte.

El enfoque convencional para modelar SEAs es tratar un lado como rígido y agrupar las masas del actuador, el cual es unido al suelo y el otro lado móvil tomándolo como la salida, tal como se muestra en la Figura 5.8. El sistema actuador (motor – transmisión) es representado asumiendo que la fuerza del motor (F_m) es la entrada y la fuerza en la unión con la carga (estructura del pie) es asumido como la salida del actuador. Normalmente no se consideran las fuerzas de reacción que actúan sobre el enlace a tierra, siendo (N. A. Paine, 2014) una de las excepciones cuando se considera alta impedancia de salida. Este enfoque funciona bien para evaluar un actuador en un puesto de prueba y en aplicaciones de desplazamiento a bajas velocidades como se muestra en diversos trabajos como (Elliott, Sawicki, Marecki, y Herr, 2013; Grimmer, Eslamy, Glied, y Seyfarth, 2012; Huo, Xia, Liu, Jiang, y Liu, 2014; Mehling et al., 2015; Mehling y O'Malley, 2014; D. Paluska y Herr, 2006; D. J. Paluska, Pratt, y Paluska, 2003; Gill A. Pratt et al., 2004; J. E. Pratt y Krupp, 2004; Rouse et al., 2013; Sensinger, Burkart, Pratt, y Weir, 2013; Zhao et al., 2014); que parten de esta conceptualización del modelo, sin embargo no es del todo representativo cuando se diseñan robots bípedos que integran este sistema SEA como lo muestra (Orekhov, Knabe, Hopkins, y Hong, 2015).

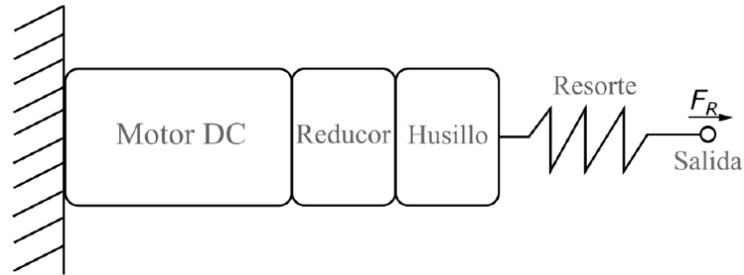


Figura 5.8 Representación simplificada del actuador serial elástico o SEA de sus siglas en ingles. Para reducir la representación de la Figura 5.7, el cual se emplea en este capítulo y será útil para representar el sistema prótesis - paciente.

La representación estricta del actuador SEA (instalado en la prótesis) es cuando actúan fuerzas sobre los dos extremos; cada uno de las cuales se desplaza hasta las limitaciones dadas por las sujeciones y las fuerzas externas que actúan sobre ellas como se muestra en la Figura 5.9, donde m_1 es la masa asociada a la pierna (sección de verde), m_2 es la masa asociada al pie (sección de azul), m_k es la masa agrupada (*sprung mass*) suspendida del actuador, F_1 y F_2 son las fuerzas que actúan a los extremos de la prótesis ya sea debido a disturbios o incertezas, F_m es la fuerza lineal del motor (a la salida de la transmisión), b_m es el amortiguamiento asociado al motor y la transmisión (Reductor y Husillo de bolas), y K_r es la rigidez del resorte y b_k fricción de viscosa en el resorte.

Si bien existe un creciente interés en el amortiguamiento físico paralelo, no se suele incluir el término de amortiguación del resorte, ya que los SEAs suelen estar diseñados de manera que el elemento de resorte tenga fricción despreciable.

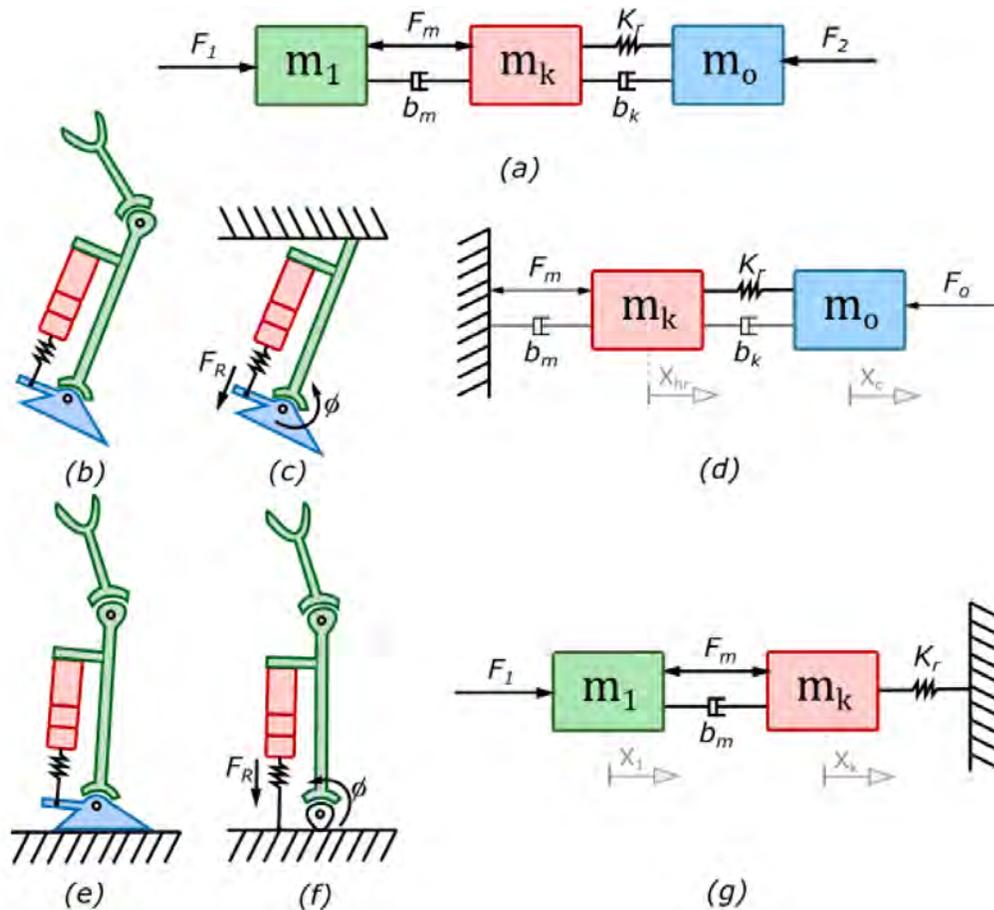


Figura 5.9 Modelos físico de movimiento de dos eslabones para la prótesis activa. El modelo general (a) muestra dos enlaces móviles y fuerza asociadas a ellos. (d) Muestra el modelo físico simplificado asociado a los eslabones como se muestra en (b,c).

5.5.2.3 Modelo matemático

5.5.2.3.1 Masas e inercias

La masa (o inercia) del resorte con la inercia reflejada de los elementos de transmisión giratorios se agrupan. Para el actuador giratorio, esto supondría la inercia del rotor del motor con la inercia relacionada con la rotación interna de los elementos de transmisión. Para un accionador lineal husillo de bolas, se uniría la masa de traslación del resorte con la inercia de rotación del rotor del motor, la masa del reductor y del husillo de bolas. Lo cual está dado por la ecuación $m_k = m_l + m_r + m_h + \frac{J_m}{r^2}$,

(14), como se muestran en la Figura 5.7:

$$m_k = m_l + m_r + m_h + \frac{J_m}{r^2}, \quad (14)$$

donde m_k es la masa agrupada del actuador, m_r es la masa del reductor, m_h es la masa del husillo de bolas, m_l es la masa de resorte, J_m es la inercia de rotación del motor, y r es la relación de engranaje.

5.5.2.3.2 Husillo de bolas

La selección de un modelo físico apropiado depende de la aplicación, por ello se recalca en esta sección se modela el SEA lineal accionado por un motor y una transmisión reductor - husillo bolas. La mayoría de las SEAs lineales utilizan un transmisión con husillo de bolas ya que tienen altas eficiencias mayores al 80% según el manual (SKF, 2013), baja holgura y son robustos a los impactos. Sin embargo, la transmisión rotativa-lineal de un husillo de bola puede ser difícil de representar. Hay dos enfoques para presentarlo una representación de cremallera y piñón como lo representan en (Orekhov et al., 2015) y un representación de polea con radio realizada en (Mehling, 2015; N. A. Paine, 2014; Sentis, 2007) que es una analogía casi directa para transformar el comportamiento de rotatorio a lineal en los husillo de bolas, como se representa en:

$$r = \frac{P_h}{2\pi \cdot n_h}, \quad (15)$$

donde P_h es el paso del husillo y $n_h = 0.9$ es la eficiencia práctica del husillo.

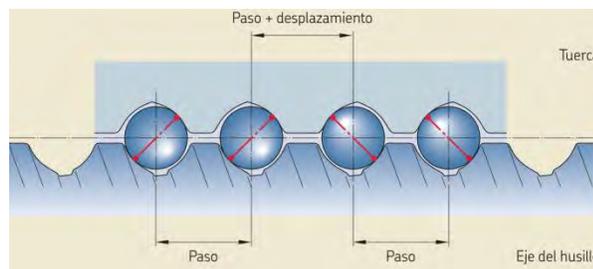


Figura 5.10 Esquema de la sección del husillo de bolas.

El SEA lineal que se está usando, en el cual se detalla que se usó un husillo de bolas con la designación SD 16xR10 167/2067 lo que significa que es de diámetro nominal de 16 mm, un paso de 10 mm y una longitud de husillo de 167 mm (Medina B., 2017), entonces el $P_h = 10 \text{ mm}$, la masa de tuerca del husillo de 0.16 kg y del eje de

($1.21 \times 0.167 \text{ kg}$ (SKF, 2013)); lo cual aproxima a una masa de la transmisión husillo de bolas de $m_h = 0.160 + 0.202 = 0.362 \text{ kg}$.

5.5.2.3.3 Motor

La fuerza lineal del motor F_m viene dada por

$$\begin{aligned} F_m &= \frac{T_2}{r} = \frac{T_1 \cdot N}{r}, \\ F_m &= \frac{k_t i_m n_R N}{r}, \\ \beta &= \frac{F_m}{i_m} = \frac{k_t n_R N}{r}. \end{aligned} \quad (16)$$

Donde $T_1 = T_G = k_t i_m$ que es el torque del motor asumiendo coeficiente de fricción viscosa del motor rotacional debido a la fricción en el motor y la transmisión como despreciable. El, $K\tau$ es la constante de par motor e i_m es la corriente del motor, n_R la eficiencia del reductor y N la relación de transmisión del reductor; β siendo una constante representativa que relaciona el F_m con la i_m .

5.5.2.3.4 Reductor

El reductor seleccionado tiene el código de designación GP 32 HD Ø32 – 526077, con una relación de transmisión de 3.7:1 y una eficiencia máxima del 95%, la relación de transmisión puede expresarse como: $N = \frac{T_2}{T_1}$.

Siendo T_2 el torque transmitido a la salida del reductor, T_1 es el torque a la entada del reductor y $N = 3.7$ es la relación de transmisión en el reductor según la hoja de datos (Maxon motor, 2016b).

5.5.2.3.5 Sistema SEA – Pie, en la fase oscilante

En esta sección, se modela el actuador elástico en serie con los dos lazos de control anidados: un lazo de control de fuerza interno y un lazo de control de impedancia externa. Primero, se consideremos la dinámica del SEA, la cual se muestra en la Figura 5.11, en un modelo físico simplificado.

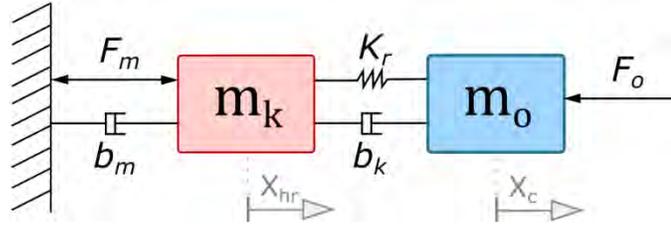


Figura 5.11 Modelo físico simplificado del sistema SEA – PIE.

La fuerza del resorte es:

$$F_r = K_R(X_{hr} - X_c), \quad (17)$$

Aplicandola 2^{da} Ley de Newton $\Sigma F = m_o \ddot{X}_c$ en la masa m_o de la Figura 5.11.

$$\Sigma F = F_r - F_{b_k} - F_o = m_o \ddot{X}_c,$$

Se asume $F_o = 0$, para encontrar la relación entre X_c y F_k .

$$F_{k(s)} - b_k \dot{X}_c = m_o \ddot{X}_c,$$

$$F_{k(s)} = s^2 m_o X_{c(s)} + s b_k X_{c(s)},$$

$$\frac{F_{k(s)}}{X_{c(s)}} = s^2 m_o + s b_k,$$

$$\frac{X_c}{F_k} = \frac{1}{m_o s^2 + b_k s}. \quad (18)$$

A partir de las ecuaciones (15) y (16) se obtiene la función de transferencia que relaciona la posición final de anclaje (extremo del resorte acoplado a pie) y la posición de la tuerca del husillo.

$$F_k = s^2 m_o X_c + s b_k X_c,$$

$$\frac{X_c}{X_{hr}} = \frac{K_R}{s^2 m_o + s b_k + K_R}. \quad (19)$$

Remplazando en la ecuación (19) se obtiene:

$$r_{(s)} = \frac{\Delta X_R}{X_{hr}} = \frac{s^2 m_o + s b_k}{s^2 m_o + s b_k + K_R}. \quad (20)$$

Combinamos la ecuación (12) con la ecuación (13), se obtiene:

$$F_R = K_R \Delta X_R,$$

$$F_R = K_R \cdot r_{(s)} X_{hr(s)}. \quad (21)$$

También se sabe d la ecuación 10: $r = \frac{P_h}{2\pi.n_h}$, (15y la

ecuación: $\beta = \frac{F_m}{i_m} = \frac{k_t n_R N}{r}$. (16, entonces se afirma que:

$$\beta = \frac{F_m(s)}{i_m(s)} = \frac{k_r n_R N}{r} \Rightarrow F_m = \beta I(s). \quad (22)$$

La constante n_R sirve para simplificar el modelo del Gear box, ignorando las perdidas en la transmisión, N = reducción de velocidad k_r es la constante de torque del motor en la sección del bloque m_k : aplicamos la segunda ley de Newton: $\sum F = m_k \ddot{X}_{hr}$

$$F_m - b_m \dot{X}_{hr} - K_R (X_{hr} - X_c) = m_k \ddot{X}_{hr},$$

$$F_m = m_k \ddot{X}_{hr} + b_m \dot{X}_{hr} + K_R \Delta X_R,$$

$$\beta \cdot I(s) = (m_k s^2 + b_m s) X_{hr} + F_R,$$

$$P_{STB}^o = \frac{F_R}{I(s)} = \frac{\beta K_R r(s)}{m_k s^2 + b_m s + K_R r(s)}.$$

5.5.2.3.6 Sistema SEA – Pie, en la fase estacionaria

$$P_{STB}^e = \frac{F_R}{I(s)} = \frac{\beta K_R}{m_k s^2 + b_m s + K_R},$$

En el Pie:

$$\frac{\phi}{\Delta X_R} = \frac{K_R r b}{I_p s^2},$$

También: $\frac{\phi/1}{\frac{F_R}{K_R}} = \frac{K_R r b}{I_p s^2},$

$$P_{pie} = \frac{\phi}{F_R} = \frac{K_R r b}{I_p s^2 \cdot K_R} \rightarrow \frac{\phi}{F_R} = \frac{r b}{I_p s^2}.$$

5.5.3 Arquitectura de control

La arquitectura de control plateada está basada en el trabajo de (Zhao, 2016), la cual consiste en un control es cascada con: (i) un lazo de control de fuerza interno para asegurar la estabilización y buen desempeño de la fuerza en el resorte F_R , y (ii) un lazo de control

de impedancia externo, el cual modula el comportamiento del sistema para que este varía su dinámica en función al ciclo de trabajo durante la caminata.

En el lazo de control externo se tiene las ganancias K_q y B_q para el control de impedancia.

En el lazo de control interno se tiene C , el cual representa al controlador, P_{STB} que representa al sistema de transmisión en el tobillo, al cual ingresa una corriente i_m , el mecanismo del pie está representado por P_{STB} , siendo X_C la posición en el tobillo, X_d la posición deseado en el tobillo, y F_d la fuerza deseada en el resorte o muelle asociado al accionador del tobillo,

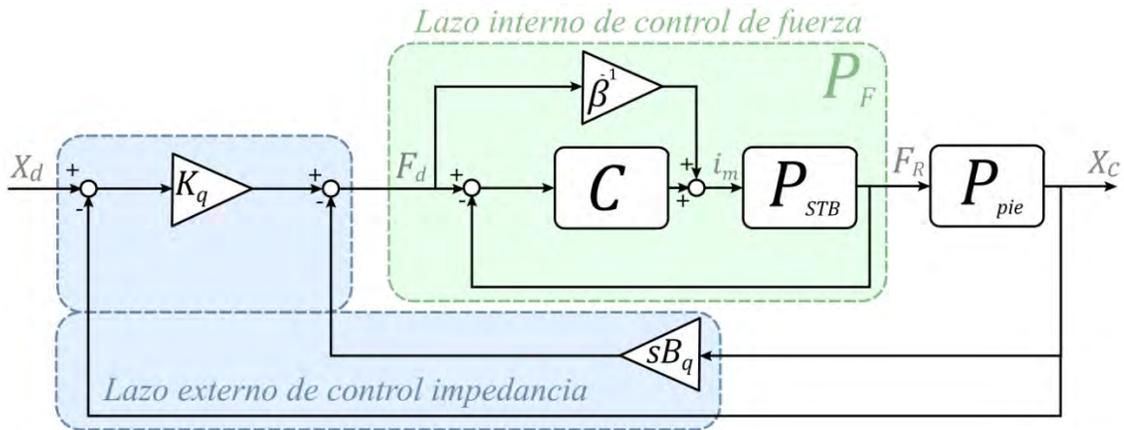


Figura 5.12 Diagrama de bloques del sistema de control SEA-Pie. El lazo de control interno es realimentado al medir la fuerza en el resorte (F_R) y también tiene una realimentación directa con un escalador β^{-1} . El lazo externo de control de impedancia asociados a una rigidez y amortiguación de realimentación. El sistema P_{STB} tiene una entrada de corriente i_m , y F_R es la fuerza del muelle. P_F representa el sistema de control de fuerza incorporado.

5.5.4 Diseño del controlador

Calculo de ganancias del controlador para el control del actuador SEA ubicado en el tobillo.

Control de fuerza:

$$\frac{I(s)}{(F_d(s) - F_R(s))} = \frac{I(s)}{(E_1(s))} = C(s) = K_F + B_F s,$$

$$P_{STB} = \frac{B K_R r(s)}{M_k s^2 + b_m s + k_r \cdot r(s)},$$

$$\frac{X_C}{F_d} = P_F \cdot P_{pie} = \frac{P_{S+B}(\beta^{-1} + C)}{(1 + P_{STB} C)(m_o s^2 + b_k s)}$$

$$P_{FP} = \frac{K_q P_F P_{pie}}{1 + P_F P_{pie} (B_q s + K_q)}$$

Remplazando lo anterior se obtiene:

$$P_{FP} = \frac{X_c}{X_d} = \frac{\alpha(1+\beta K_F + \beta B_F \cdot s)}{\sum_{n=0}^4 (D_n \cdot s^n)}. \quad (23)$$

donde

$$\alpha = k_q k_r / m_o m_k$$

$$D_4 = 1$$

$$D_3 = \frac{b_m}{m_k} + \frac{b_k}{m_o} + \frac{\beta k_r \beta_F}{m_k},$$

$$D_2 = \frac{b_m b_k}{m_o m_k} + \frac{k_r}{m_o} + \frac{k_r}{m_k} + \frac{\beta k_r K_F}{m_k} + \frac{\beta k_r b_k \beta_F}{m_o m_k} + \frac{\beta \beta_F k_r \beta_q}{m_o m_k},$$

$$D_1 = \frac{b_m k_r}{m_o m_k} + \frac{k_r b_k}{m_o m_k} + \frac{\beta k_r b_k K_F}{m_o m_k} + \frac{k_r \beta_q}{m_o m_k} + \frac{\beta K_F k_r \beta_q}{m_o m_k} + \frac{\beta k_r k_q \beta_F}{m_o m_k},$$

$$D_0 = \frac{k_r k_q + \beta K_F k_r k_q}{m_o m_k},$$

5.5.4.1 Criterio de selección de ganancias

Para el cálculo de las ganancias en el control de impedancia se realizó por el criterio Críticamente amortiguado (*Critically damped gain design criterios impedante*). a partir de la ecuación (19) la cual tiene una ecuación característica de cuarto orden/grado y lo representación de una ecuación característica deseada como se muestra:

$$(s^2 + 2\zeta_1 \omega_1 s + \omega_1^2)(s^2 + 2\zeta_2 \omega_2 s + \omega_2^2). \quad (24)$$

Para el diseño se ignora el retardo de realimentación. Los parámetros de diseño son cuatro: $\omega_1, \omega_2, \zeta_1, \zeta_2$ los cuales se utilizarán para calcular las cuatro ganancias K_q, B_q, K_p, B_t ; para ello (i) se establece: $\zeta_1 = \zeta_2 = 1$ ya que es la característica de un sistema críticamente amortiguado, (ii) se asume $\omega_1 = \omega_2$ y se define la frecuencia natural (f_n) del sistema de cuarto orden: $\omega_1 = \omega_2 = \omega_n = 2\pi f_n$, entonces a partir de la ecuación (24) se obtiene:

$$s^4 + 2\omega_n s^3 + \omega_n^2 s^2 + 2\omega_n \omega^3 + 4\omega_n^2 s^2 + 2\omega_n^3 s + \omega_n^2 s^2 + 2\omega_n^3 s + \omega_n^4,$$

Reduciendo lo anterior se tiene:

$$s^4 + 4\omega_n s^3 + 6\omega_n^2 s^2 + 4\omega_n^3 s + \omega_n^4. \quad (25)$$

Comparando la ecuación (19 y (20) se obtiene las siguientes ecuaciones para calcular las ganancias K_q, B_q, K_p, B_t .

$$\begin{aligned} \frac{b_m}{m_k} + \frac{b_k}{m_o} + \frac{\beta k_r \beta_F}{m_k} &= 4\omega_n, \\ \frac{b_m b_k}{m_o m_k} + \frac{k_r}{m_o} + \frac{k_r}{m_k} + \frac{\beta k_r K_F}{m_k} + \frac{\beta k_r b_k \beta_F}{m_o m_k} + \frac{\beta \beta_F k_r \beta_q}{m_o m_k} &= 6\omega_n^2, \\ \frac{b_m k_r}{m_o m_k} + \frac{k_r b_k}{m_o m_k} + \frac{\beta k_r b_k K_F}{m_o m_k} + \frac{k_r \beta_q}{m_o m_k} + \frac{\beta K_F k_r \beta_q}{m_o m_k} + \frac{\beta k_r k_q \beta_F}{m_o m_k} &= 4\omega_n^3, \\ \frac{k_r k_q + \beta K_F k_r k_q}{m_o m_k} &= \omega_n^4. \end{aligned}$$

5.5.4.2 Ganancias del controlador

Estas cuatro ecuaciones acopladas se resuelven usando la función `fsolve()` de Matlab. Y se encuentra las ganancias K_q, B_q, K_p, B_t , como se muestra en la Tabla 5.4. Para el cálculo de las ganancias del control por impedancia al cual está asociado las ganancias K_q, B_q se encuentra por fase la relación entre la fuerza y la posición y así se encuentran los valores de las ganancias empleando la función de Matlab `pinv()`, a partir de la ecuación de la ley de control de impedancia. Con la base de datos y se realiza la misma operación para las otras fases de la caminante y se encuentra así las ganancias apropiadas por fase. En la imagen se muestra la relación de fuerza(N) vs posición(m) asociado a la Fase 3 durante la marcha.

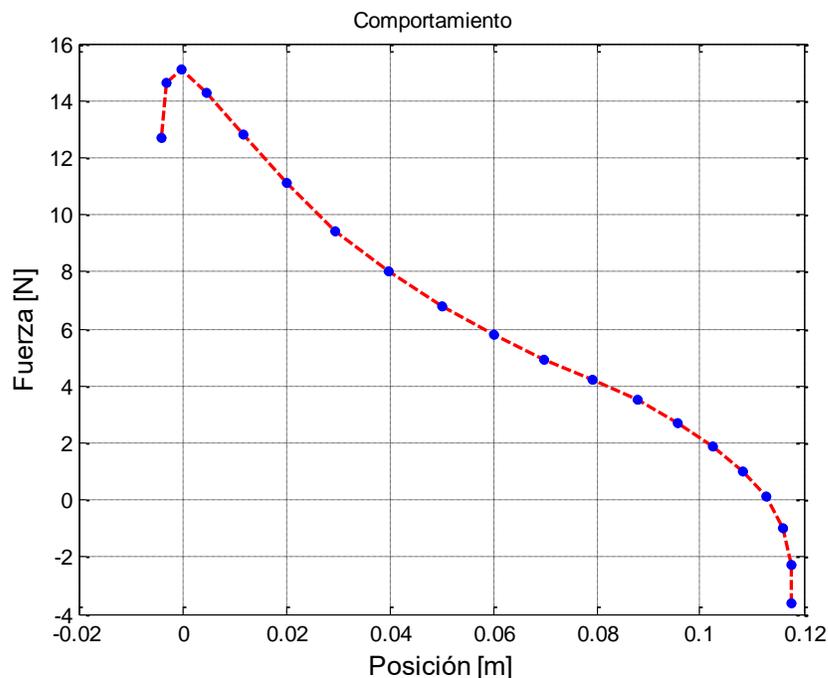


Figura 5.13 Fuerza vs posición del sistema.

La Tabla 5.4 resume los valores calculado a partir de la base de datos de las ganancias por fase del controlador de fuerza y del controlador por impedancia.

Tabla 5.4 Ganancias para el controlador del sistema SEA - Tobillo

<i>Fase</i>	<i>Ganancias de control de impedancia</i> (<i>N/m, Ns/m,</i>)	<i>Ganancias de control de fuerza</i> (<i>A/m, As/m,</i>)
<i>FASE 0</i> <i>Postura inicial estacionaria</i>	$K_q = 0.2138$ $B_q = 0.0605$	$K_p = 3.3200$ $B_t = 1.2454 \times 10^{-4}$
<i>FASE 1</i>	$K_q = 1.3445$ $B_q = 0.0552$	$K_p = 3.3200$ $B_t = 1.2454 \times 10^{-4}$
<i>FASE 2</i>	$K_q = 9.3013$ $B_q = 0.9235$	$K_p = 3.3200$ $B_t = 1.2454 \times 10^{-4}$
<i>FASE 3</i>	$K_q = 45.6149$ $B_q = 6.5638$	$K_p = 3.3200$ $B_t = 1.2454 \times 10^{-4}$
<i>FASE 4</i>	$K_q = 11.3284$ $B_q = 8.3672$	$K_p = 3.3200$ $B_t = 1.2454 \times 10^{-4}$

5.5.5 Validación virtual

Este modelo del actuador SEA asociado al tobillo fue desarrollado en MATLAB, Simulink y el resultado de la señal controlada se muestra a continuación:

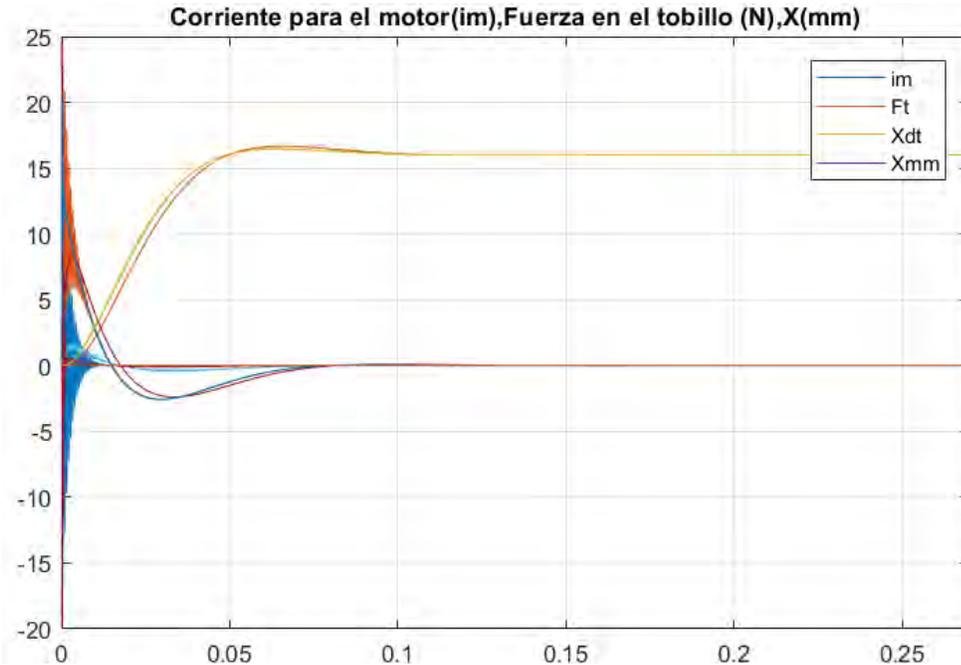


Figura 5.14 Simulación de la respuesta de la posición del Tobillo frente a una entrada deseada de valor 16 mm, teniendo como parámetro de diseño frecuencia natural $F_n = 40 \text{ Hz}$.

Estabilización en las fases y limitaciones

En la Figura 5.15 se muestra la arquitectura de control realimentado en cascada, para la simulación de la FASE 0 durante la marcha, siendo el tiempo del ciclo completo de la marcha: $t_{cm} = 1.8 \text{ s}$ y el tiempo en desarrollarse la FASE 0: $t_{F0} = 0.27 \text{ s}$. En la Figura 2.8 estas esquematizadas todas las fases de la marcha.

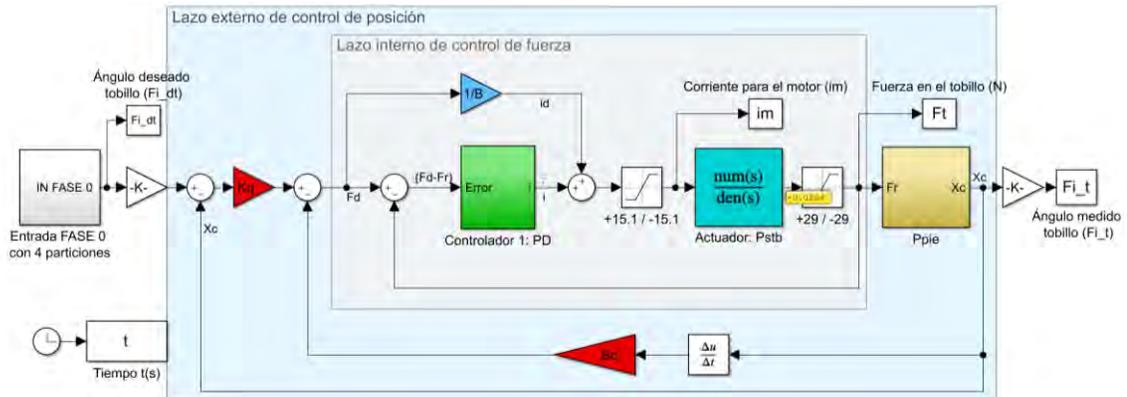


Figura 5.15 Esquema para la simulación de desplazamiento en la FASE 0.

Como se muestra en la Figura 5.16, las condición inicial es de $\phi_t^i = -9^\circ$ y un valor deseado en el ángulo del tobillo de $\phi_t^d = -20^\circ$, se tiene un tiempo de establecimiento de $T_s = 0.03$ s con lo cual se tiene buenos resultados para cuatro particiones asociada a cuatro posiciones deseadas transitorias.

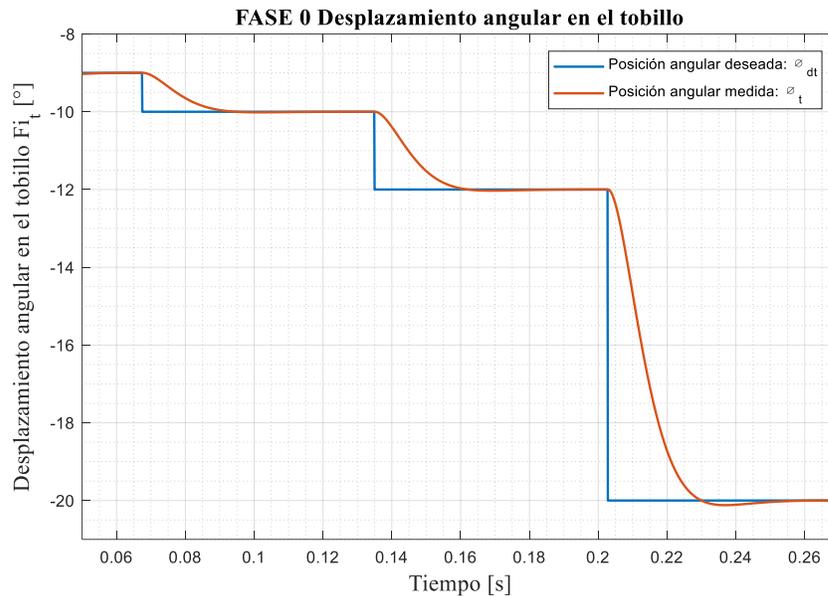


Figura 5.16 Muestra el comportamiento del Angulo del tobillo partiendo de una condición inicial de $\phi_t^i = -9$ y una posición deseada en el ángulo del tobillo de $\phi_t^d = -20$.

Según la hoja de datos del actuador (motor maxon EC32), muestra que la corriente pico que soporta durante 3 s es de 15.1 A, por evitar dañar el actuador y validar el controlado se usa unos limitadores: (i) uno a la entrada del actuador para limitar la corriente a 15.1 A y (ii) otro limitador de toque a 29 N. En la Figura 5.17 de la fuerza ejercida por actuador SEAF_t, ante las señale de entrada al actuador i_m , que es la señal de control aplicada al motor, durante la FASE 0.

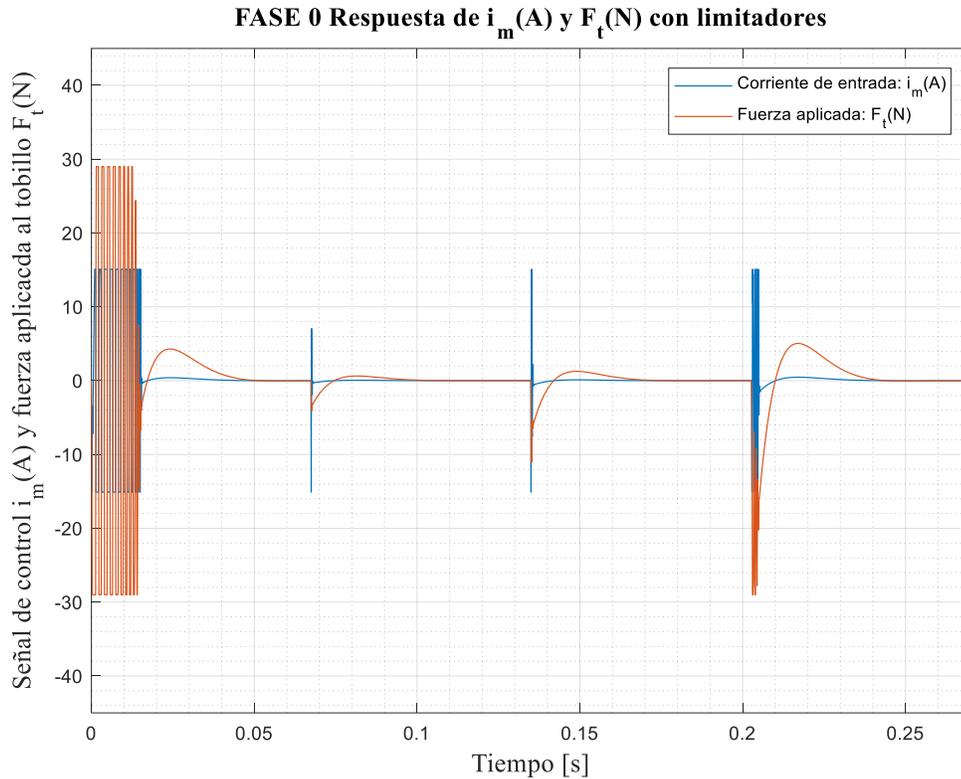


Figura 5.17 Muestra el comportamiento de la señal de control i_m , limitada a 15.1 A y el comportamiento en de la fuerza aplicada en el tobillo F_t , limitada a 29 N.

Como se muestra en la Figura 5.16 el estado o variable de la posición del tobillo ϕ_t converge al valor deseado ϕ_t^d durante la FASE 0, a pesar de que la señal de control está limitada a rangos de corriente de ± 15.1 A y un rango de torque de ± 29 N (mostrados en la figura Figura 5.17) permisibles por el actuadores y el sistema mecánico, a fin de evitar que estos se dañen.

En la Figura 5.15 se muestra la arquitectura de control realimentado en cascada, para la simulación de la FASE 1 durante la marcha, siendo el tiempo del ciclo completo de la marcha: $t_{cm} = 1.8$ s y el tiempo en desarrollarse la FASE 0: $t_{F0} = 0.27$ s. En la Figura 2.8 estas esquematizadas todas las fases de la marcha.

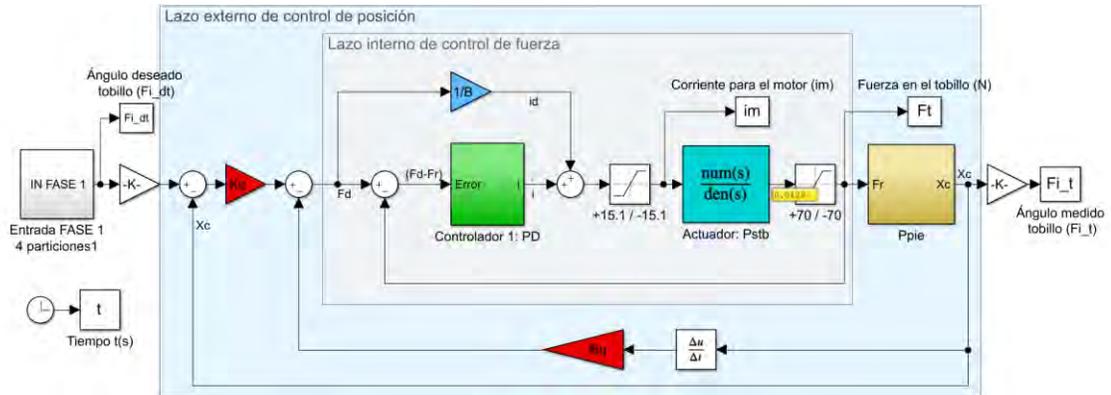


Figura 5.18 Esquema para la simulación de desplazamiento en la FASE 0.

Como se muestra en la Figura 5.19, las condición inicial es de $\phi_t^i = -20^\circ$ y un valor deseado en el ángulo del tobillo de $\phi_t^d = -28^\circ$, se tiene un tiempo de establecimiento de $T_s = 0.03$ s con lo cual se tiene buenos resultados para cuatro particiones asociada a cuatro posiciones deseadas transitorias.

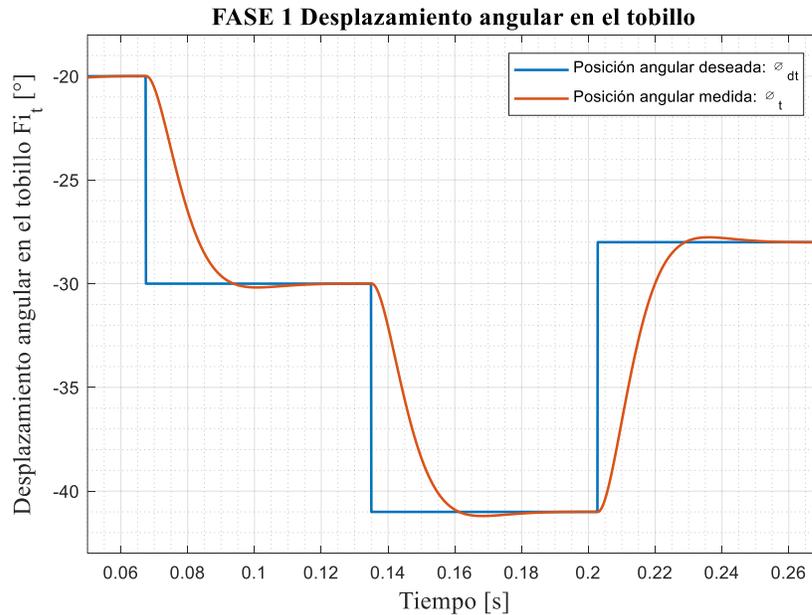


Figura 5.19 Muestra el comportamiento del Angulo del tobillo partiendo de una condición inicial de $\phi_t^i = -20$ y una posición deseada en el ángulo del tobillo de $\phi_t^d = -28$.

Según la hoja de datos del actuador (motor maxon EC32), muestra que la corriente pico que soporta durante 3 s es de 15.1 A, por evitar dañar el actuador y validar el controlado se usa unos limitadores: (i) uno a la entrada del actuador para limitar la corriente a 15.1 A y (ii) otro limitador de toque a 70 N. En la Figura 5.17 se muestra la respuesta de las

señales de entrada al actuador i_m , que es la señal de control aplicada al motor y la señal de salida del actuador F_t , que es la fuerza aplicada por el actuador SEA en el tobillo, durante la FASE 1.

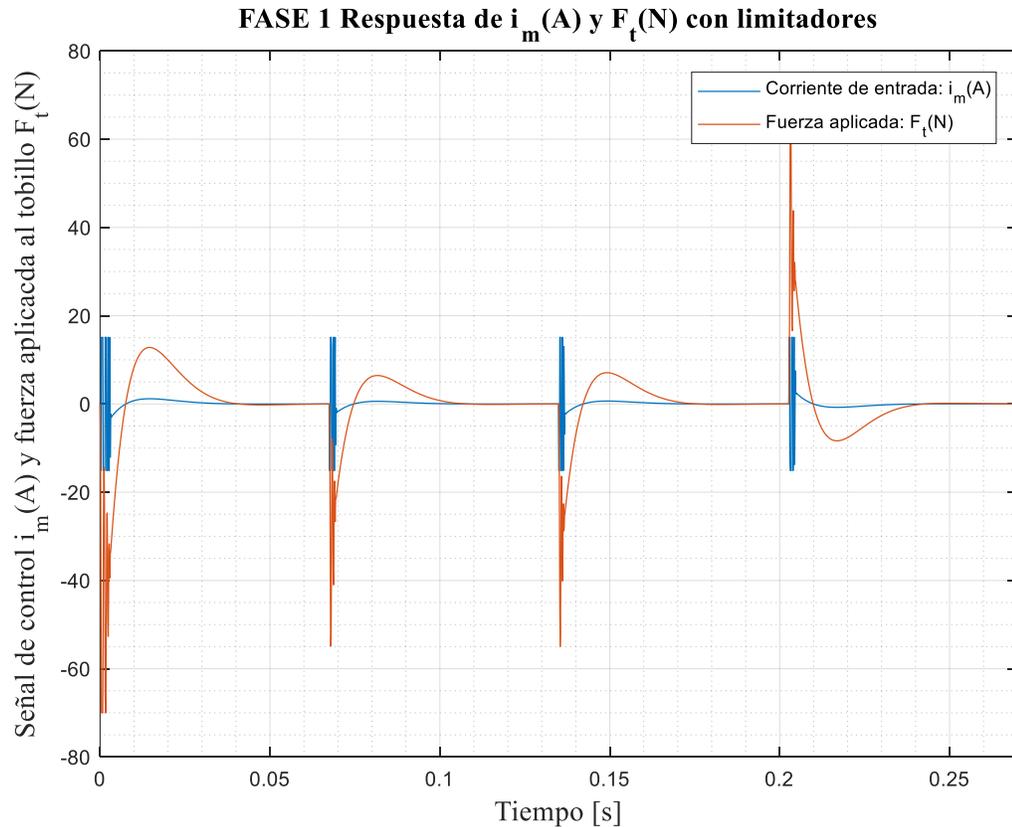


Figura 5.20 Muestra el comportamiento de la señal de control i_m , limitada a 15.1 A y el comportamiento en de la fuerza aplicada en el tobillo F_t , limitada a 29 N.

Como se muestra en la Figura 5.16 el estado o variable de la posición del tobillo ϕ_t converge al valor deseado ϕ_t^d durante la FASE 1, a pesar de que la señal de control está limitada a rangos de corriente de +/-15.1 A y un rango de torque de +/-70 N (mostrados en la Figura 5.17) permisibles por el actuadores y el sistema mecánico, a fin de evitar que estos se dañen.

5.6 Nivel bajo: Diseño del sistema de control PEA – rodilla

5.6.1 Objetivo de control

El objetivo de control es estabilizar la posición X_2 (posición del mecanismo de la rodilla asociado al ángulo ϕ_2) en la posición deseada X_{d2} (posición deseada del mecanismo del pie asociado al ángulo deseado ϕ_{d2}) como se muestra en la Figura 5.22. Se debe considerar un tiempo de establecimiento máximo de $t_s = 0.05$ s para estabilizar la posición de 100 mm hasta 140 mm en dicho periodo, la cual se estima a partir a partir de la velocidad lineal máxima del actuador que se puede desarrollar en el diseño mecánico durante el ciclo de la caminata. que es $\dot{X}_{2(\max)} = 0.5$ m/s y el rango de desplazamiento máximo que puede ejecutar el actuador PEA de la rodilla es $-40 < X_2 < 40$ ó un desplazamiento máximo de 80 mm y de la tabla de registro tiempos de ejecución durante el ciclo de la marcha del (Winter, 1984).

5.6.2 Modelado

Para modelar el sistema PEA – Rodilla, se desarrolla los cuatro niveles de abstracción representativos del sistema siguiendo la metodología presente en (Verein Deutscher Ingenieure, 2004a) y se presenta como se muestra:

5.6.2.1 Modelo topológico

El modelo topológico presenta la disposición de los componentes del actuador PEA estando en serie el motor-reductor con el resorte como esta detallado en Figura 5.21, la tesis de (Medina B., 2017) trabaja este actuador y presenta todas sus características.

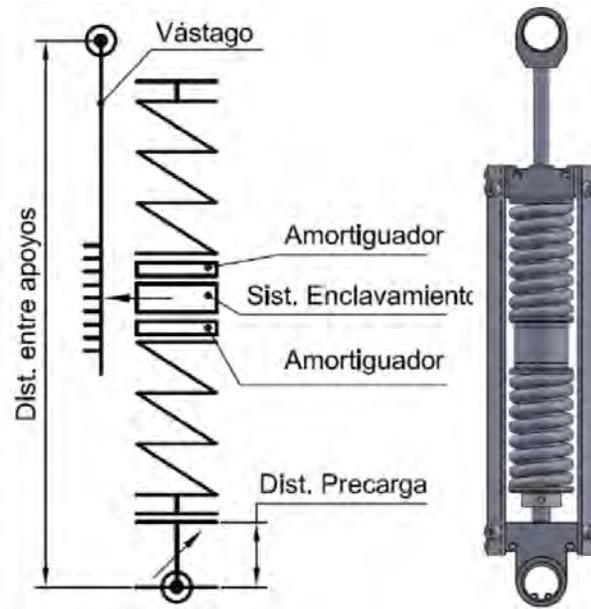


Figura 5.21 Descripción del actuador PEA.

5.6.2.2 Modelo físico

A partir de la descripción del modelo mecánico diseñado en (Medina B., 2017), se presenta un modelo físico que representa el comportamiento dinámico del sistema PEA acoplado a la prótesis, con la finalidad de dar movimiento al pie, como se muestra en la Figura 5.7.

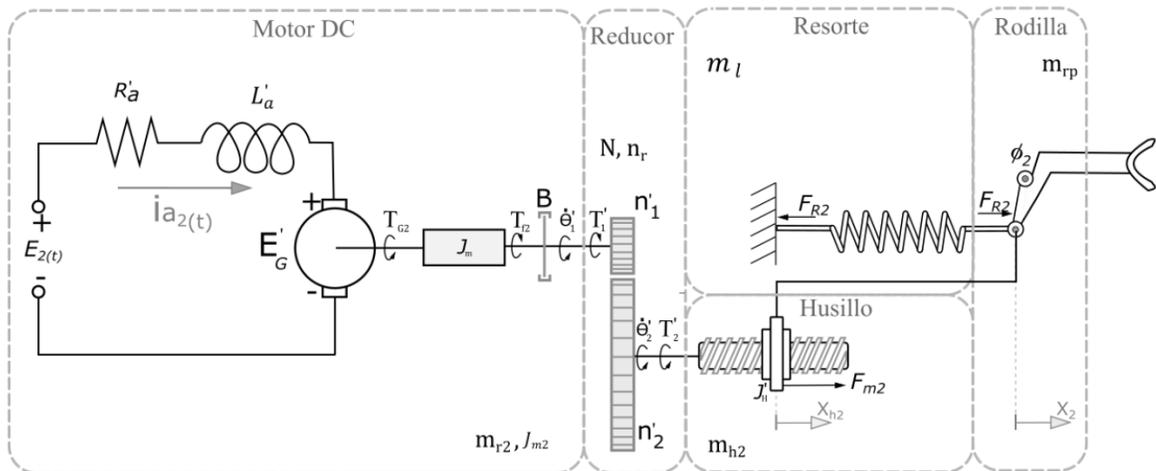


Figura 5.22 Modelo físico completo del sistema PEA-Rodilla.

Para el motor DC las variables son: $E_2(t)$ es Tensión de alimentación del rotor 2, T_{G2} es el torque electromagnético generado por el campo magnético del motor, T'_1 es el Torque de

oposición asociado a la carga, T_{f2} es Torque de fricción generado en el motor debido rozamiento viscoso entre el rotor, el estator y el lubricante de por medio (se desprecia la fricción entre el rotor y las escobillas del motor). $i_{a2(t)}$ es la Corriente de armadura que va a circular por el rotor del motor, R'_a es la resistencia de armadura de la bobina del rotor y L_a es la inductancia de armadura de la bobina del motor. También K_{t2} es la constante de torque electromotriz del motor de la rodilla, B' es el coeficiente de rozamiento viscoso en el motor y J_{m2} es a inercia rotacional del rotor del motor.

Para el reductor las variables son: N' es la relación de transmisión $N' = n'_1/n'_2$, m_{r2} es la masa del reductor y η_{R2} es la eficiencia del reductor del actuador de la rodilla.

Para el eje del husillo y tuerca son: P_{h2} es el paso del eje del husillo, m_{he} es la masa del eje del husillo, m_{ht} es la masa de la tuerca, $m_{h2} = m_{he} + m_{ht}$ es la masa total del husillo y η_{h2} es la eficiencia del reductor.

Para el resorte: K_{r2} es la constante de rigidez elástica y F_{R2} es la fuerza del resorte.

El enfoque convencional para modelar PEAs es tratar un lado como rígido y agrupar las masas del actuador, el cual es unido al suelo y el otro lado móvil tomándolo como la salida, tal como se muestra en la Figura 5.23. El sistema actuador (motor – transmisión) es representado asumiendo que la fuerza del motor (F_{m2}) es la entrada y la fuerza en la unión con la carga (estructura de la rodilla) es asumido como la salida del actuador. Normalmente no se consideran las fuerzas de reacción que actúan sobre el enlace a tierra.

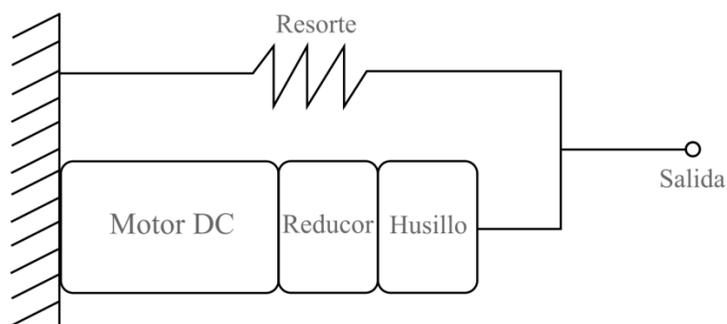


Figura 5.23 Representación simplificada del actuador serial elástico o PEA de sus siglas en ingles. Para reducir la representación de la Figura 5.7, el cual se emplea en este capítulo y será útil para representarlo en el sistema prótesis - paciente.

La representación estricta del actuador PEA (instalado en la prótesis) es cuando actúan fuerzas sobre los dos extremos; cada uno de las cuales se desplaza hasta las limitaciones dadas por las sujeciones y las fuerzas externas que actúan sobre ellas como se muestra en Figura 5.24.

donde m_1 es la masa asociada a la parte superior de la prótesis (sección de verde), m_{rp} es la masa asociada a la parte inferior de la pierna (sección de azul), m_{k2} es la masa agrupada (*sprung mass*) del actuador, F_1 y F_2 son las fuerzas que actúan a los extremos de la prótesis ya sea debido a disturbios o incertezas, F_{m2} es la fuerza lineal provocada por el motor (a la salida de la transmisión), b_{m2} es el amortiguamiento asociado al motor y la transmisión (Reductor y Husillo de bolas), y K_{r2} es la rigidez del resorte y b_{k2} fricción de viscosa en el resorte, la cual no se considera, ya que los PEAs suelen estar diseñados de manera que el elemento de resorte tenga fricción despreciable (como es también para el caso del diseño presentado por (Medina B., 2017)).

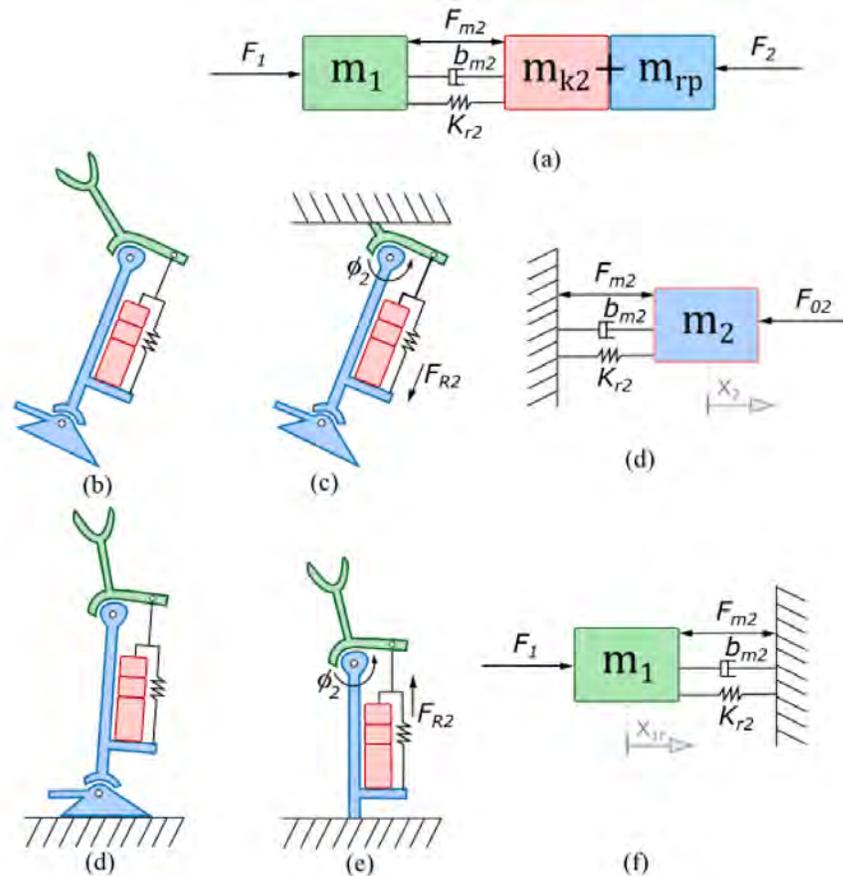


Figura 5.24 Modelos físico de movimiento de dos eslabones para la prótesis activa. El modelo general (a) muestra dos enlaces móviles y fuerza asociadas a ellos. (d) Muestra el modelo físico simplificado asociado a los eslabones como se muestra en (b, c).

5.6.2.3 Modelo matemático

5.6.2.3.1 Masas

La masa (o inercia) del resorte con la inercia reflejada de los elementos de transmisión giratorios se agrupan. Para el actuador, esto supondría la inercia del rotor del motor con la inercia relacionada con la rotación interna de los elementos de transmisión. Para un accionador lineal husillo de bolas, se uniría la masa de traslación del resorte con la inercia de rotación del rotor del motor, la masa del reductor y del husillo de bolas. Lo cual se expresa por la ecuación $m_{k2} = m_{l2} + m_{r2} + m_{h2} + m_{m2}$, (26) y se muestran en la Figura 5.22:

$$m_{k2} = m_{l2} + m_{r2} + m_{h2} + m_{m2}, \quad (26)$$

donde m_{k2} es la masa agrupada del actuador, m_{l2} es la masa de resorte, m_{r2} es la masa del reductor, m_{h2} es la masa del husillo de bolas (donde $m_{h2} = m_{he} + m_{ht}$), m_{m2} es la inercia de del motor asociado a la rodilla.

En (Medina B., 2017) se seleccionó el husillo de bolas DIN 69051 con la designación BND 16xR10 150/187. Según el catálogo de (SKF, 2013) se obtiene las masas e inercias respectivas como se muestra en Tabla 5.5:

Tabla 5.5 Masas e inercias del actuador asociado a la rodilla.

<i>Descripción</i>	<i>Símbolo - Valor</i>	<i>Manual / Tesis</i>
<i>Masa de resorte</i>	$m_{l2} = 0.47 \text{ kg}$	(Medina B., 2017)
<i>Masa del reductor</i>	$m_{r2} = 0.176 \text{ kg}$	(Maxon motor, 2016b)
<i>Masa del eje del husillo</i>	$m_{he} = \left(1.21 \frac{\text{kg}}{\text{m}}\right) \cdot (0.15 \text{ m}) = 0.18 \text{ kg}$	(SKF, 2013)
<i>Masa de la tuerca husillo</i>	$m_{ht} = 0.18 \text{ kg}$	(SKF, 2013)
<i>Masa del motor</i>	$m_{m2} = 0.270 \text{ kg}$	(Maxon motor, 2016a)

La carga desplazada por el actuador de la rodilla es la masa m_2 la cual es la agrupación de la masa del actuador (m_{k2}) y la masa de la sección inferior de la prótesis (m_{rp}), como se expresa en:

$$m_2 = m_{k2} + m_{rp}, \quad (27)$$

A partir de la ecuación $m_{k2} = m_{l2} + m_{r2} + m_{h2} + m_{m2}$, (26) y las masas descritas en la Tabla 5.5 se calcula m_{k2} , y el valor de m_{rp} a partir del modelo descrito en (Medina B., 2017). Siendo $m_{k2} = 1.276 \text{ kg}$, $m_{rp} = 3.1 \text{ kg}$ y $m_2 = 4.376 \text{ kg}$.

5.6.2.3.2 Husillo de bolas

La selección de un modelo físico apropiado depende de la aplicación, por ello se recalca en esta sección que nos enfocamos en modelar un PEA lineal accionado por un motor y una transmisión con un reductor - husillo bolas. La mayoría de las PEAs lineales utilizan una transmisión con husillo de bolas ya que tienen altas eficiencias mayores al 70% según el manual (SKF, 2013), baja holgura y son robustos a los impactos. Sin embargo, la transmisión rotativa-lineal de un husillo de bola puede ser difícil de representar. Hay dos enfoques para presentarlo una representación de cremallera y piñón como lo representan en (Orekhov et al., 2015) y una representación de patea con radio (r) usada en (Mehling, 2015; N. A. Paine, 2014; Sentis, 2007) que es una analogía casi directa para transformar el comportamiento rotatorio a lineal en el husillo de bolas, como se representa en:

$$r_2 = \frac{P_{h2}}{2\pi \cdot n_{h2}}, \quad (28)$$

Donde P_{h2} es el paso del husillo y n_{h2} es la eficiencia del husillo.

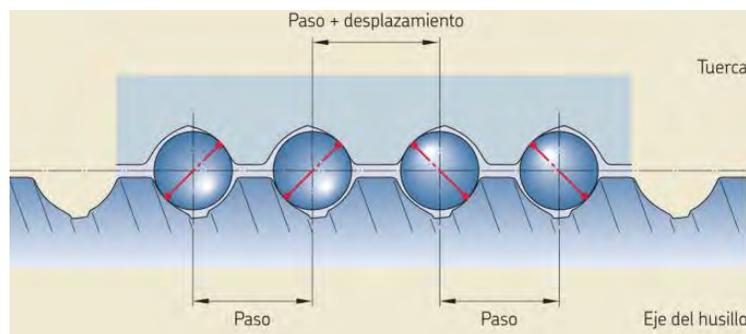


Figura 5.25 Esquema de la sección del husillo de bolas.

Se muestra el PEA lineal que estamos usando, en el cual se detalla que se usó un husillo de bolas con la designación BND 16xR10 150/187lo que significa que es de diámetro nominal de 16 mm y un paso de 10 mm y una longitud de husillo de 167 mm (Medina B., 2017), Entonces el $P_h = 10 \text{ mm}$, la masa de tuerca del husillo de $m_{ht} = 0.18 \text{ kg}$ y del

eje de $m_{he} = 0.18 \text{ kg}$ (SKF, 2013); lo cual aproxima a una masa de la transmisión husillo de bolas de $m_{h2} = 0.18 + 0.18 = 0.36 \text{ kg}$.

Tabla 5.6 Parámetros del husillo de bolas asociado al actuador de la rodilla.

<i>Descripción</i>	<i>Símbolo – Valor (unidades S.I.)</i>	<i>Manual / Tesis</i>
<i>Paso del husillo</i>	$P_{h2} = 0.01 \text{ m}$	(Medina B., 2017)
<i>Eficiencia del husillo</i>	$n_{h2} = 0.9$	(SKF, 2013)
<i>Masa del eje del husillo</i>	$m_{he} = \left(1.21 \frac{\text{kg}}{\text{m}}\right) \cdot (0.15 \text{ m}) = 0.18 \text{ kg}$	(SKF, 2013)
<i>Masa de la tuerca husillo</i>	$m_{ht} = 0.18 \text{ kg}$	(SKF, 2013)
<i>Relación de transformación</i>	$r_2 = 1.768 \times 10^{-3} \text{ m}$	(Medina B., 2017)

A partir de lo descrito los valores de los parámetros del husillo de bolas son los descritos den la Tabla 5.6, los cuales se obtuvieron a partir de las hojas de datos de (SKF, 2013) y las especificaciones del modelo descritas en (Medina B., 2017).

5.6.2.3.3 Motor

La fuerza lineal del motor F_m viene dada por: $F_{m2} = \frac{T_2'}{r_2} = \frac{T_1 \cdot N'}{r_2}$,

$$F_{m2} = \frac{k_{t2} i_m n_R N'}{r_2},$$

$$\beta_2 = \frac{F_{m2}}{i_{m2}} = \frac{k_{t2} n_R N'}{r_2}. \quad (29)$$

Donde $T_1 = T_G = k_t i_m$ que es el torque del motor asumiendo coeficiente de fricción viscosa del motor rotacional debido a la fricción en el motor y la transmisión como despreciable. el, $K\tau$ es la constante de par motor e i_m es la corriente del motor, n_R la eficiencia del reductor y N la relación de transmisión del reductor; β siendo una constante representativa que relaciona el F_m con la i_m .

5.6.2.3.4 Reductor

El reductor seleccionado tiene el código de designación GP 32 HD Ø32 – 526077, con una relación de transmisión de 3.7:1 y una eficiencia máxima del 95%, la relación de transmisión puede expresarse como:

$$N' = \frac{T_2}{T_1}$$

Siendo T_2 el torque transmitido a la salida del reductor, T_1 es el torque a la entada del reductor y $N = 3.7$ es la relación de transmisión en el reductor según la hoja de datos (Maxon motor, 2016b).

5.6.2.3.5 sistema PEA – Rodilla en la fase oscilante

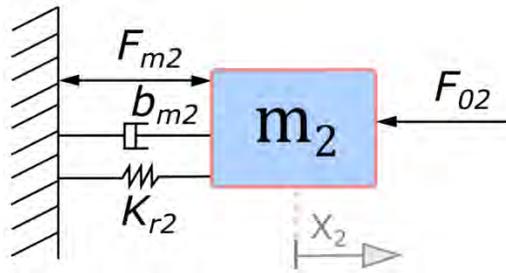


Figura 5.26 Modelo físico simplificado del sistema PEA – Rodilla.

Aplicando la 2da. Ley de Newton en la masa M_2

$$\sum F = m_2 \ddot{X}_2$$

$$F_{m2} - F_{bm2} - F_{R02} - F_{02} = m_2 \ddot{X}_2 \quad (30)$$

Se asume $F_{02} = 0$ para encontrar la relación entre F_{m2} y X_2

$$\frac{X_2(s)}{F_{m2}} = \frac{1}{m_2 s^2 + b_{m2} s + K_{r2}}$$

Asumiendo $F_{m2} = 0$ en la ecuación (I)

$$\frac{X_2(s)}{F_{02(s)}} = \frac{1}{m_2 s^2 - b_{m2} s - K_{r2}}$$

5.6.2.3.6 Sistema PEA – Rodilla en la fase estacionaria

La siguiente ecuación representa al sistema PEA en conjunto con el mecanismo asociado a la rodilla:

$$\frac{F_{r2(s)}}{F_{m2(s)}} = \frac{-K_{r2}}{m_{1r} s^2 + b_{m2} s + K_{r2}} \quad (31)$$

5.6.3 Arquitectura de control

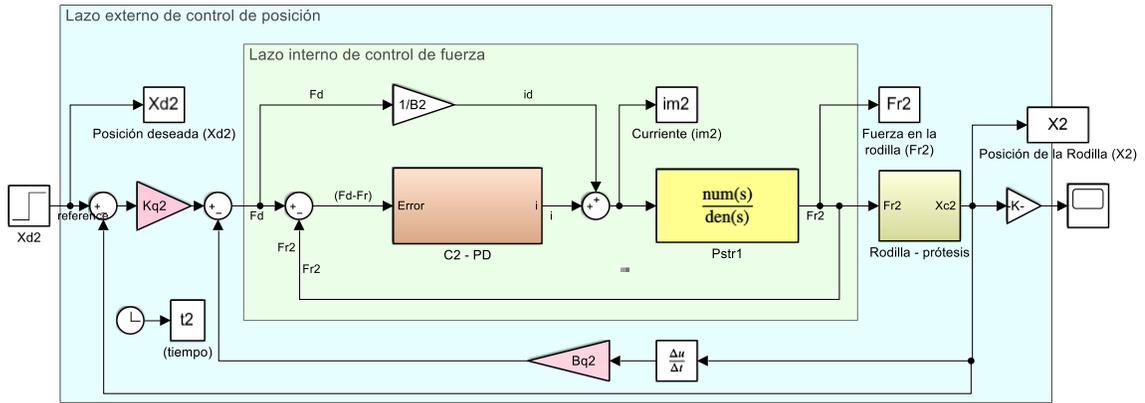


Figura 5.27 Arquitectura de control.

5.6.4 Diseño del controlador

Calculo de ganancias del controlador para el control del actuador SEA ubicado en el tobillo.

Control de fuerza:

A partir de la ecuación (31) se reemplaza la función de transferencia, la ecuación (14), β_2 que es equivalente para este motor y se obtiene

$$\beta_2 = \frac{F_{m2}}{i_{m2}} = \frac{K_{r2} N_{R2} N_2^b}{r_2} \text{ y } C_2 = K_{F2} + \beta_{F2} s$$

$$P_{F2} = \frac{F_{r2}}{F_d} = \frac{P_{STR} (\beta_2^{-1} + C_2)}{1 + P_{STR} \cdot C_2}$$

$$P_{F2} = \frac{\alpha_1 s + \alpha_2}{\sum_{n=0}^2 D_n^1 \cdot s^n}$$

Siendo: $D_2^1 = 1$, $D_1^1 = \frac{b_{m2} + \beta_2 K_{r2} \beta_{F2}}{m_2}$, $D_0^1 = \frac{K_{r2} + \beta_2 K_{r2} K_{F2}}{m_2}$, $\alpha_1 = \frac{\beta_2 K_{r2} \beta_{F2}}{m_2}$ y $\alpha_2 = \frac{(K_{r2} + \beta_2 K_{r2} K_{F2})}{m_2}$.

Para el criterio de selección de ganancia del controlador se emplea: $s^2 + \zeta \omega n + \omega n^2$, se asume $\zeta = 2$ ya que a la característica de un sistema críticamente amortiguado y se usa ωn como factor de diseño.

A partir de la ecuación característica del sistema P_{F2} e igualándola con la ecuación previamente mencionada que es la ecuación característica deseado se obtiene:

$$D_1^1 = \frac{b_{m2} + \beta_2 K_{r2} \beta_{F2}}{m_2} = 2 \zeta \omega_n$$

$$D_0^1 = \frac{K_{r2} + \beta_2 K_{r2} K_{F2}}{m_2} = \omega_n^2$$

Entonces:

$$\beta_{F2} = \frac{2\zeta\omega_n m_2 - b_{m2}}{\beta_2 K_{r2}}$$

$$K_{F2} = \frac{\omega_n^2 m_2 - K_{r2}}{\beta_2 K_{r2}}$$

Función de transferencia que integra las ganancias del controlador del lazo externo para el control de impedancia:

$$P_{FR} = \frac{\beta_{q2} \alpha_1 s + K_{q2} \alpha_2}{(K_{r2} D_2^1 + \beta_{q2} \alpha_1) s^2 + (K_{r2} D_1^1 + \beta_{q2} \alpha_2 + K_{q2} \alpha_1) s + (K_{r2} D_0^1 + K_{q2} \alpha_2)}$$

Como $D_2^1 = 1$ y se divide al numerador y denominador por $K_{r2} \beta_{q2} \alpha_1$

$$P_{FR} = \frac{\frac{K_{q2} \alpha_1}{(K_{r2} + \beta_{q2} \alpha_1)} s + \frac{K_{q2} \alpha_2}{(K_{r2} + \beta_{q2} \alpha_1)}}{s^2 + \frac{(K_{r2} D_1^1 + \beta_{q2} \alpha_2 + K_{q2} \alpha_1)}{K_{r2} + \beta_{q2} \alpha_1} s + \frac{(K_{r2} D_0^1 + K_{q2} \alpha_2)}{(K_{r2} + \beta_{q2} \alpha_1)}}$$

Entonces con un cambio de variables se obtiene:

$$P_{FR} = \frac{\delta_1 s + \delta_2}{\sum_{n=0}^2 M_n s^n}$$

5.6.4.1 Criterio de selección de ganancias

Estas cuatro ecuaciones acopladas se resuelven usando la función `fsolve()` de Matlab. Y se encuentra las ganancias K_q , B_q , K_p , B_t , como se muestra en la Tabla 5.4. Para el cálculo de las ganancias del control por impedancia al cual está asociado las ganancias K_q , B_q se encuentra por fase la relación entre la fuerza y la posición y así se encuentran los valores de las ganancias empleando la función de Matlab `pinv()`, a partir de la ecuación de la ley

de control de impedancia. Con la base de datos y se realiza la misma operación para las otras fases de la caminante y se encuentra así las ganancias apropiadas por fase. En la imagen se muestra la relación de fuerza(N) vs posición(m) asociado a la Fase 3 durante la marcha.

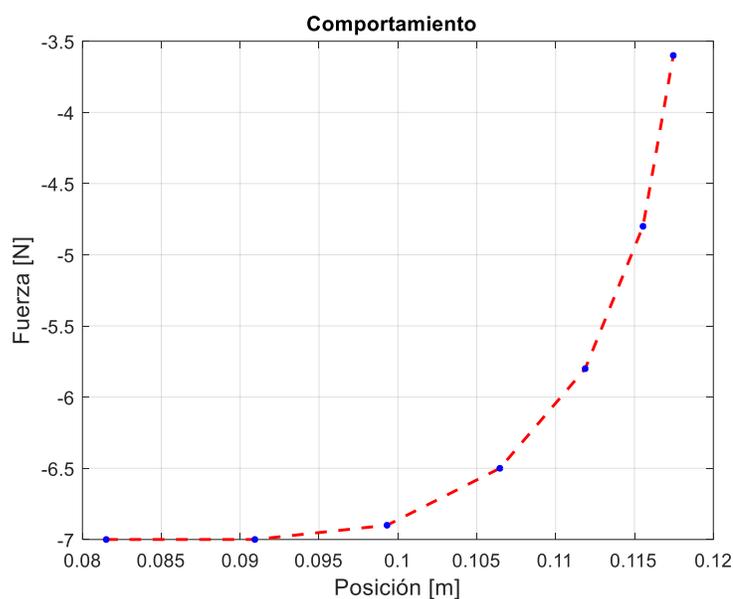


Figura 5.28 Grafica de Fuerza vs Posición.

En la siguiente table se resume los valores calculado a partir de la base de datos de las ganancias por fase del controlador de fuerza y del controlador por impedancia.

Tabla 5.7 Ganancias para el controlador del sistema SEA - Tobillo

<i>Fase</i>	<i>Ganancias de control de impedancia (N/m, Ns/m,)</i>	<i>Ganancias de control de fuerza (A/m, As/m,)</i>
<i>FASE 0</i>	$K_q = 0.9866$ $B_q = 76.1534$	$K_p = 1.1800$ $B_t = 1.3957 \times 10^{-5}$
<i>FASE 1</i>	$K_q = 0.1233$ $B_q = 127.2996$	$K_p = 1.1800$ $B_t = 1.3957 \times 10^{-5}$
<i>FASE 2</i>	$K_q = 0.0040 \times 10^3$ $B_q = 1.9211 \times 10^3$	$K_p = 1.1800$ $B_t = 1.3957 \times 10^{-5}$
<i>FASE 3</i>	$K_q = 0.0034 \times 10^3$ $B_q = 2.0134 \times 10^3$	$K_p = 1.1800$ $B_t = 1.3957 \times 10^{-5}$
<i>FASE 4</i>	$K_q = 7.7997$ $B_q = 336.1596$	$K_p = 1.1800$ $B_t = 1.3957 \times 10^{-5}$

5.6.5 Validación virtual

Este modelo fue desarrollado en MATLAB, Simulink y se explica en las siguientes secciones para la fase 0 y la fase 1 durante el ciclo de la marcha.

En la Figura 5.29 se muestra la arquitectura de control realimentado en cascada, para la simulación de la FASE 0 durante la marcha, siendo el tiempo del ciclo completo de la marcha: $t_{cm} = 1.8 \text{ s}$ y el tiempo en desarrollarse la FASE 0: $t_{F0} = 0.27 \text{ s}$.

En la Figura 5.30 estas esquematizadas todas las fases de la marcha. Las ganancias del controlador para la simulación fueron calculadas en el capítulo 6.

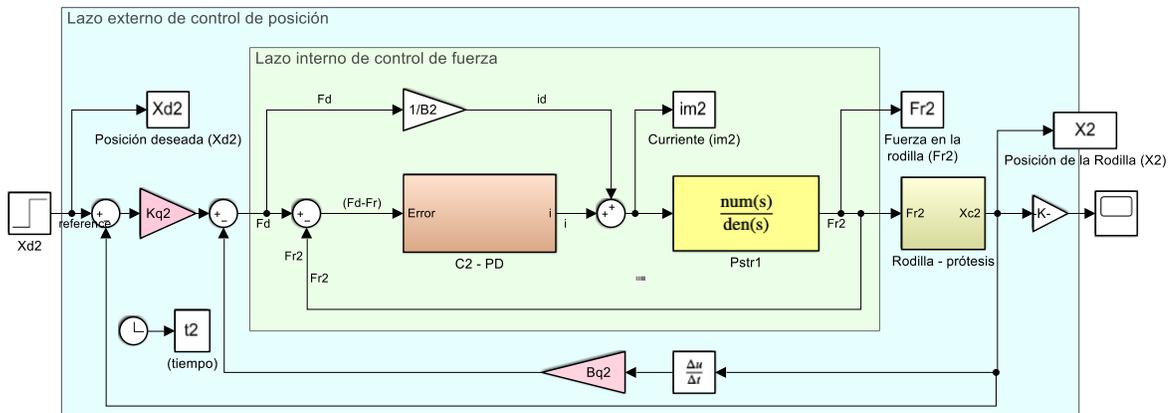


Figura 5.29 Esquema para la simulación de desplazamiento en la FASE 0.

Las condicione inicial es de $\vartheta_t^i = -9$ y un valor deseado en el ángulo del tobillo de $\vartheta_t^d = -20$, se tiene un tiempo de establecimiento de $T_s = 0.03 \text{ s}$, con lo cual se tiene buenos resultados para cuatro particiones asociada a cuatro posiciones deseadas transitorias.

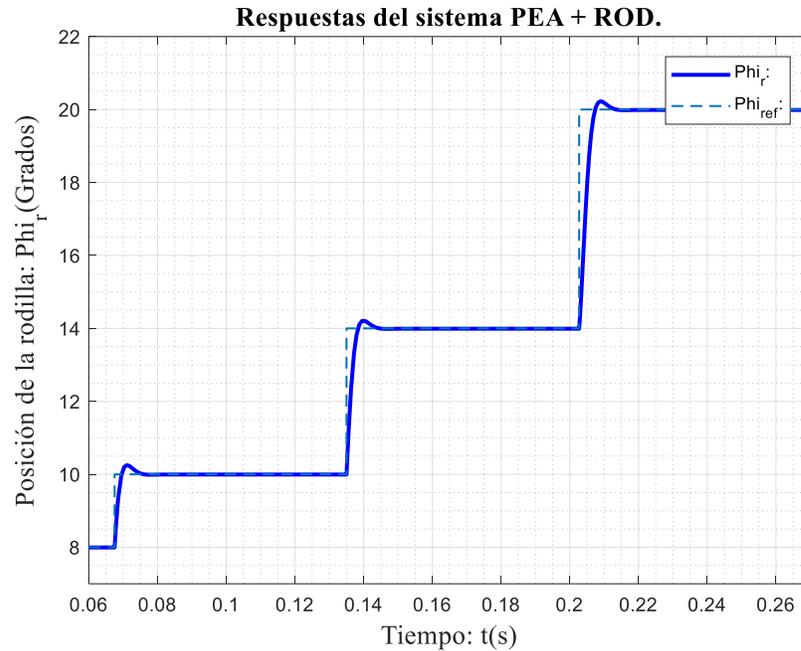


Figura 5.30 Muestra el comportamiento del Angulo del tobillo partiendo de una condición inicial de $\phi_t^i = -9$ y una posición deseada en el ángulo del tobillo de $\phi_t^d = -20$.

Según la hoja de datos del actuador (motor maxon EC32), muestra que la corriente pico que soporta durante 3 s es de 15.1 A, por evitar dañar el actuador y validar el controlado se usa unos limitadores: (i) uno a la entrada del actuador para limitar la corriente a 15.1 A y (ii) otro limitador de toque a 29 N.

En la Figura 5.31 se muestra la respuesta de las señales de entrada al actuador i_m , que es la señal de control aplicada al motor y la señal de salida del actuador F_t , que es la fuerza aplicada por el actuador SEA en el tobillo, durante la FASE 0.

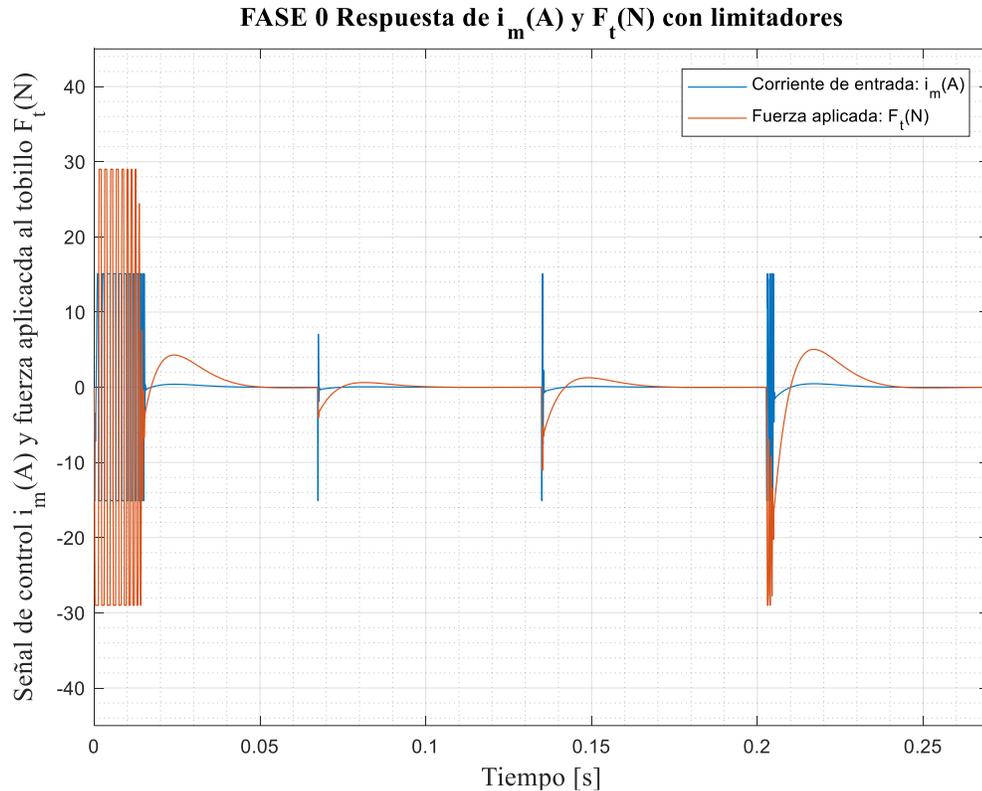


Figura 5.31 Muestra el comportamiento de la señal de control i_m , limitada a 15.1 A y el comportamiento en de la fuerza aplicada en el tobillo F_t , limitada a 29 N.

Como se muestra en la Figura 5.16 el estado o variable de la posición del tobillo ϕ_t converge al valor deseado ϕ_t^d durante la FASE 0, a pesar de que la señal de control está limitada a rangos de corriente de ± 15.1 A y un rango de torque de ± 29 N (mostrados en la figura Figura 5.31) permisibles por el actuadores y el sistema mecánico, a fin de evitar que estos se dañen.

En la Figura 5.32 se muestra la arquitectura de control realimentado en cascada, para la simulación de la FASE 1 durante la marcha, siendo el tiempo del ciclo completo de la marcha: $t_{cm} = 1.8$ s y el tiempo en desarrollarse la FASE 0: $t_{F0} = 0.27$ s. En la Figura 5.33 estas esquematizadas todas las fases de la marcha. Las ganancias del controlador para la simulación fueron calculadas en el capítulo 6.

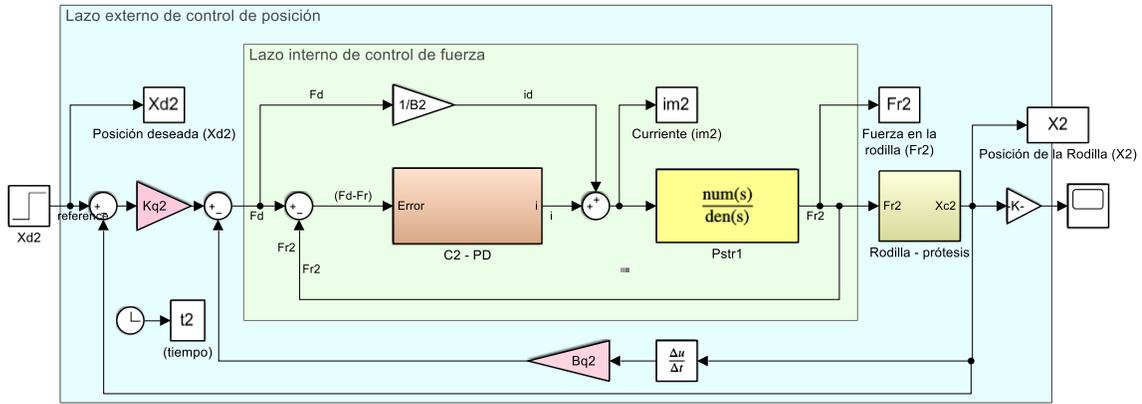


Figura 5.32 Esquema para la simulación de desplazamiento en la FASE 0.

Las condicione inicial es de $\phi_t^i = -20$ y un valor deseado en el ángulo del tobillo de $\phi_t^d = -28$, se tiene un tiempo de establecimiento de $T_s = 0.03$ con lo cual se tiene buenos resultados para cuatro particiones asociada a cuatro posiciones deseadas transitorias.

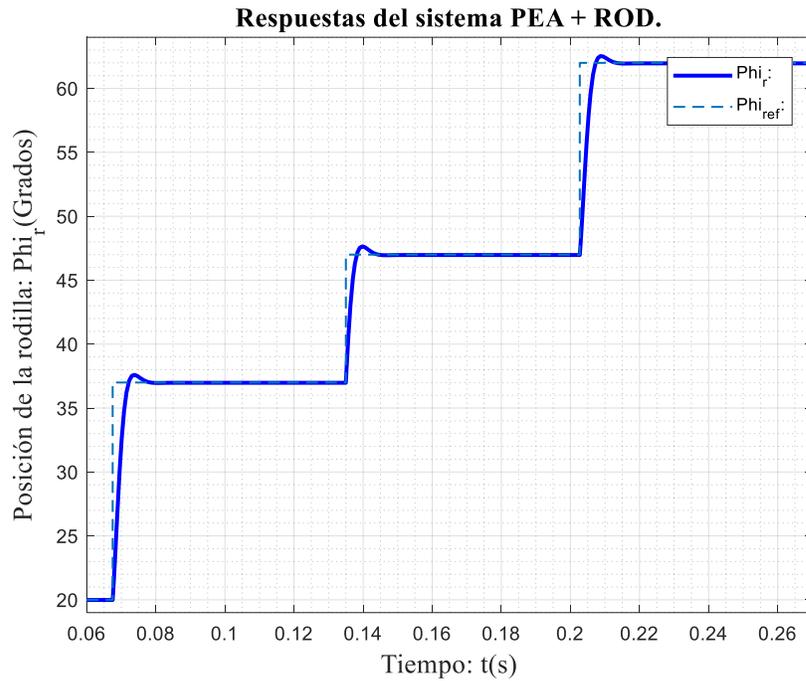


Figura 5.33 Muestra el comportamiento del Angulo del tobillo partiendo de una condición inicial de $\phi_t^i = -20$ y una posición deseada en el ángulo del tobillo de $\phi_t^d = -28$.

Según la hoja de datos del actuador (motor maxon EC32), muestra que la corriente pico que soporta durante 3 s es de 15.1 A, por evitar dañar el actuador y validar el controlado se usa unos limitadores: (i) uno a la entrada del actuador para limitar la corriente a 15.1 A y (ii) otro limitador de toque a 70 N.

5.7 Validación virtual del nivel alto, medio y bajo del sistema de control

En la presente sección se presenta la simulación por fases generando valores deseados para cada fase de la caminata asociados al controlador de fuerza y controlador por impedancia como se muestra en la Tabla 5.8.

Tabla 5.8 Ganancias del controlador para los sistemas SEA – Tobillo y PEA – Rodilla.

Fase	Ganancias para el sistema SEA - tobillo			Ganancias para el sistema PEA - Rodilla		
	Ganancias de control de impedancia (N/m, Ns/m,)	Ganancias de control de fuerza (A/m, As/m,)	Ángulo deseado tobillo ϕ_t^d	Ganancias de control de impedancia (N/m, Ns/m,)	Ganancias de control de fuerza (A/m, As/m,)	Ángulo deseado rodilla ϕ_r^d
FASE 0	$K_q = 3.5362 \times 10^3$ $B_q = 36.7997$	$K_p = 6.1800$ $B_t = 10.3957 \times 10^{-5}$	-25°	$K_{q2} = 7.1534$ $B_{q2} = 0.9866$	$K_{p2} = 1.1800$ $B_{t2} = 1.3846 \times 10^{-5}$	20°
FASE 1	$K_q = 3.4273 \times 10^3$ $B_q = 35.1233$	$K_p = 6.1800$ $B_t = 10.3957 \times 10^{-5}$	-28°	$K_{q2} = 12.2996$ $B_{q2} = 0.1233$	$K_{p2} = 1.1800$ $B_{t2} = 1.3846 \times 10^{-5}$	62°
FASE 2	$K_q = 1.9211 \times 10^3$ $B_q = 0.0040 \times 10^3$	$K_p = 6.1800$ $B_t = 10.3957 \times 10^{-5}$	-22°	$K_{q2} = 0.0036 \times 10^3$ $B_{q2} = 1.9211 \times 10^3$	$K_p = 1.1800$ $B_t = 1.3846 \times 10^{-5}$	8°
FASE 3	$K_q = 2.0134 \times 10^3$ $B_q = 0.0034 \times 10^3$	$K_p = 6.1800$ $B_t = 10.3957 \times 10^{-5}$	-19°	$K_{q2} = 0.0033 \times 10^3$ $B_{q2} = 2.0134$	$K_p = 1.1800$ $B_t = 1.3846 \times 10^{-5}$	23°
FASE 4	$K_q = 336.1596$ $B_q = 7.7997$	$K_p = 6.1800$ $B_t = 10.3957 \times 10^{-5}$	-9°	$K_{q2} = 6.1596$ $B_{q2} = 2.635$	$K_p = 1.1800$ $B_t = 1.3846 \times 10^{-5}$	7°

Se muestra en la Figura 5.34 la representación esquemática para la simulación del sistema del nivel bajo y medio y alto, cómo es que se desarrolla el cambio de ganancias por cada fase de la caminata.

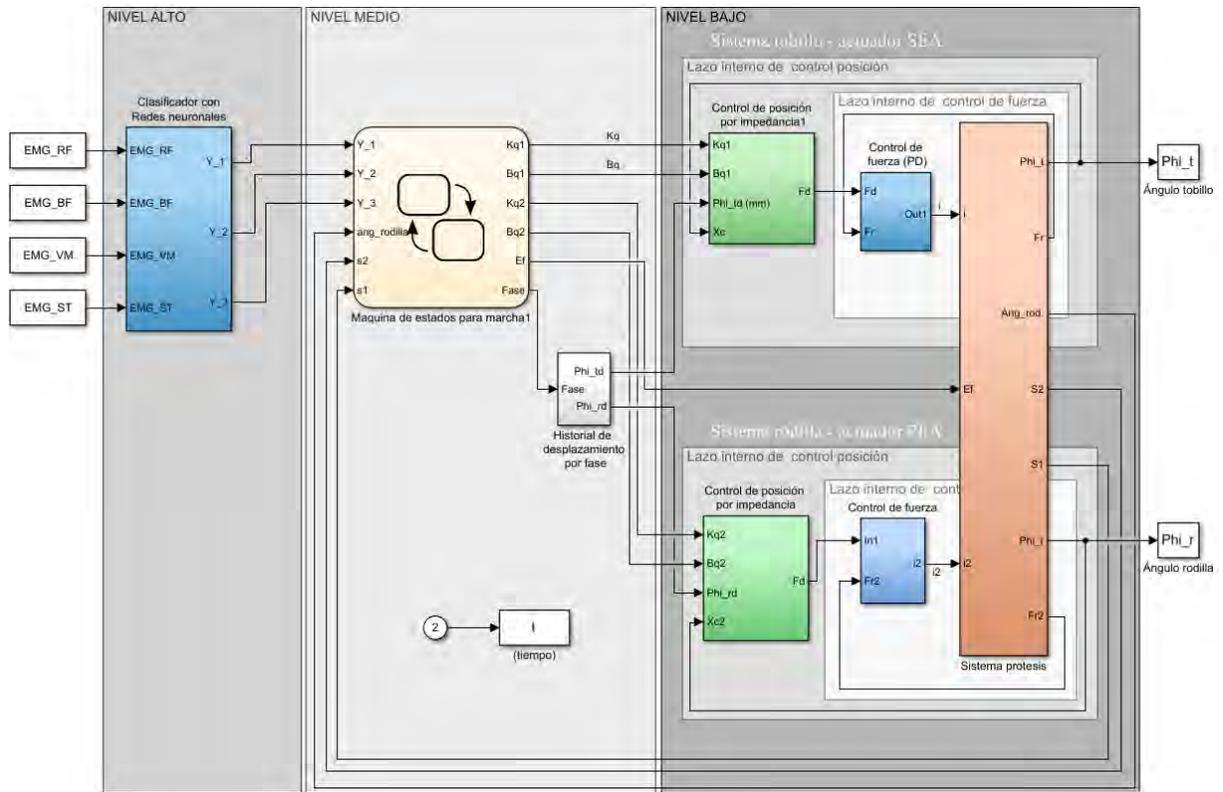


Figura 5.34 Esquema de simulación del nivel alto, medio y bajo del sistema de control.

En la gráfica de la Figura 5.35 se muestra la respuesta del sistema de control para el ángulo del tobillo (ϕ_t) y la rodilla (ϕ_r) con en la cual se estabiliza la posición siguiendo el historial de posiciones en el tobillo y la rodilla de referencias, asociados a cada fase durante la marcha del usuario.

El estado medible posición angular en el tobillo (ϕ_t), del sistema SEA + PIE inicia con un valor de posición angular de $\phi_t^d = -22^\circ$, en la fase 3 (fase oscilante), y se estabiliza terminando aquella fase en la posición angular $\phi_t^d = -19^\circ$, como se muestra en la Tabla 5.8 y así se continúa con la estabiliza por cada fase en posiciones deseadas del tobillo y la rodilla como se muestra en la Tabla 5.8.

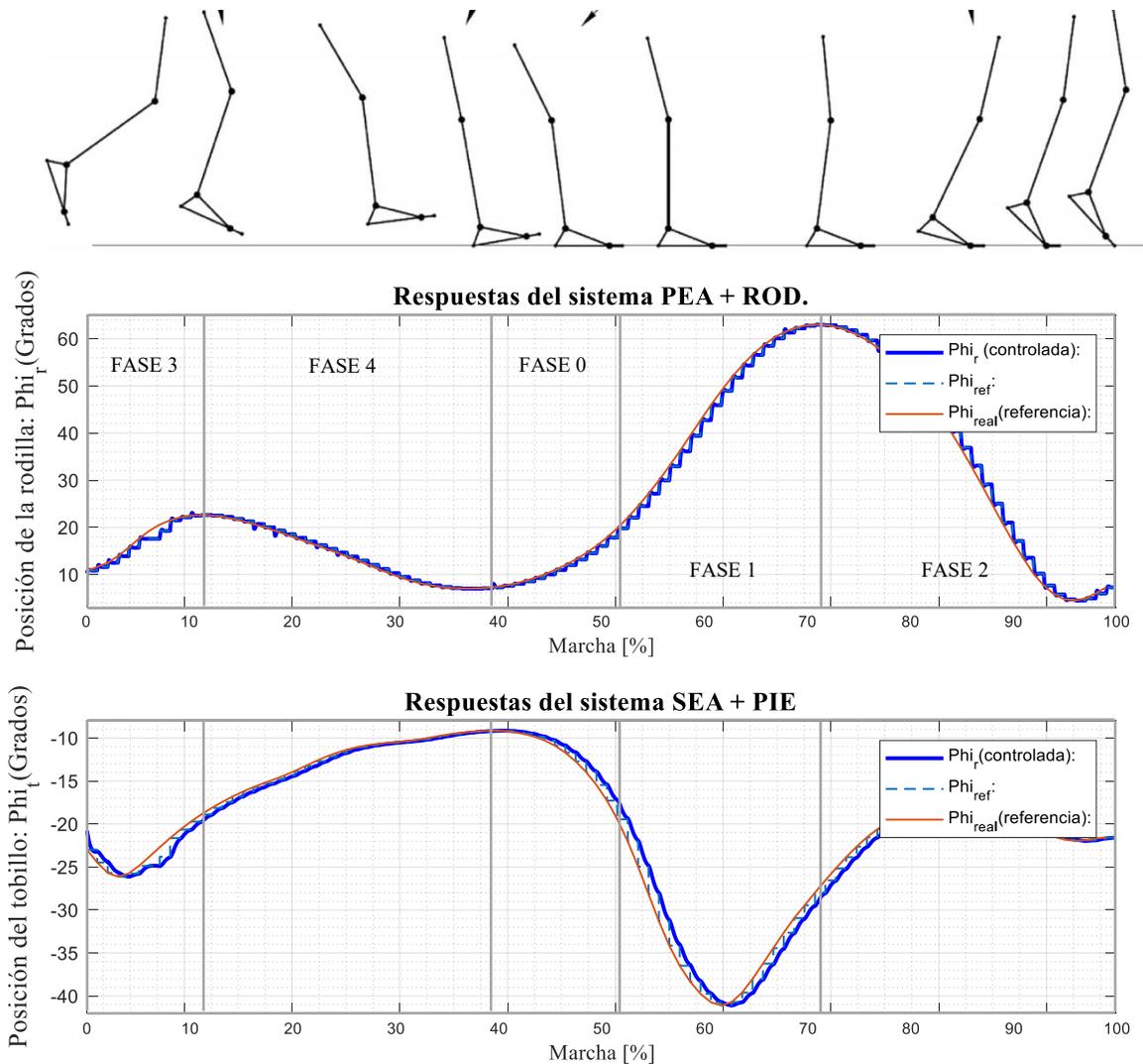


Figura 5.35 Estabilización del ángulo del tobillo y la rodilla, según el historial de posiciones angulares deseadas en las fases oscilantes y estacionarias (contacto con el suelo) en la marcha, siguiendo la trayectoria deseada (color naranja).

El objetivo de la integración de los tres niveles es validar la correcta interpretación de las cuatro señales EMG y el correcto accionamiento de la prótesis.

Con la información de la intención de movimiento provista por las 4 señales EMG asociadas a los músculos RF, BF, VM y ST. El clasificador con redes neuronales en el **nivel alto** procesa la información y genera tres valores asociados a sus: Y_1, Y_2, Y_3 , los cuales se interpretan como modos de la actividad MARCHA, PIE y SENTADO en la cual solo actúa la prótesis en modo activo en el primer modo.

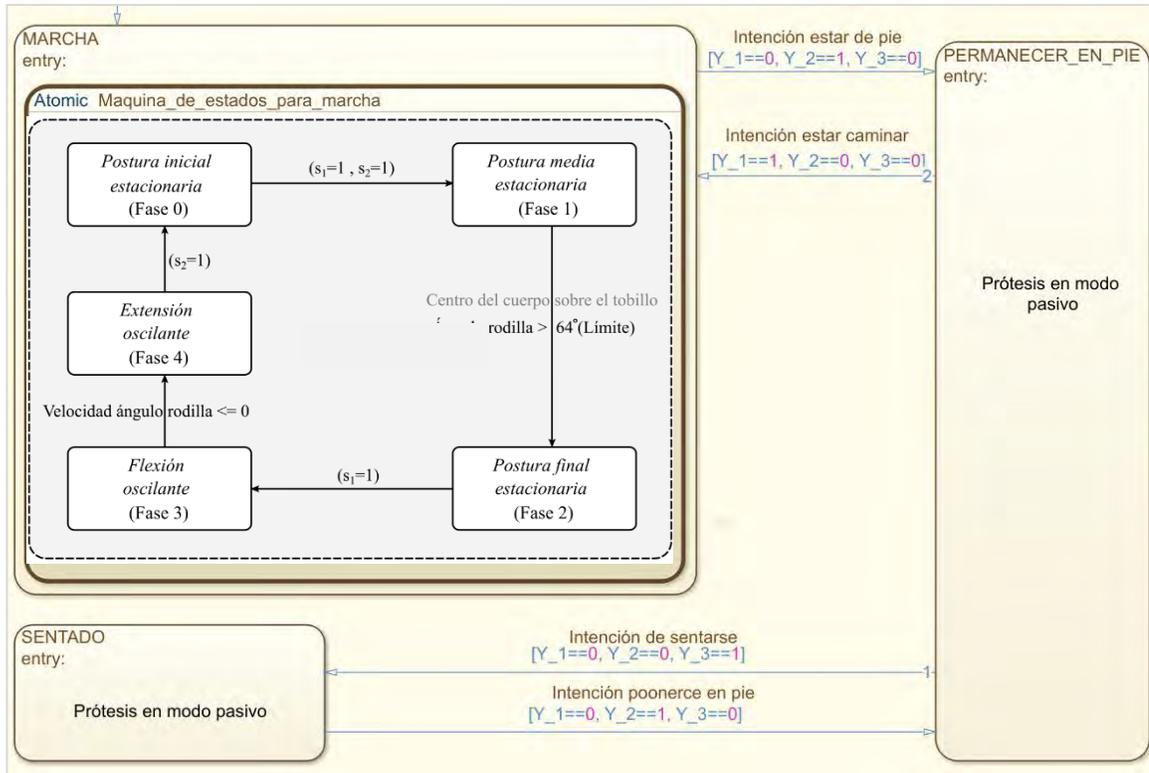


Figura 5.36 Máquina de estados que permite cambiar entre los tres modos de la actividad.

En el **nivel medio** tiene como entradas las señales Y_1, Y_2, Y_3 , útiles para identificar el modo de la actividad como se muestra en la máquina de estados de la Figura 5.36 según sea esta, la prótesis tiene un comportamiento activo o pasivo. La entrada posición angular de la rodilla permite identificar en qué fase de la marcha está durante el modo de la actividad MARCHA. A partir de todas estas entradas se generan las ganancias del controlador: $K_{q1}, B_{q1}, K_{q2}, B_{q2}$, que permitirán estabilizar la posición angular de la rodilla y el tobillo considerando un comportamiento amortiguado o sub amortiguado (Varol, Sup, y Goldfarb, 2010b).

Finalmente, en el **nivel bajo** se usa el modelo virtual de la prótesis para simular su comportamiento dinámico y simular la respuesta de la prótesis siguiendo las trayectorias de posiciones deseadas asociadas al desplazamiento angular previamente registrado del desplazamiento normal durante la caminata. En la Figura 5.35 se muestra el resultado de desplazamientos angulares estabilizando.

CAPÍTULO 6

CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS

6.1 Conclusiones

- Se logro diseñar y validar virtualmente el sistema de control de una prótesis activa transfemoral a partir del sistema de reconocimiento de intención de movimiento, según el historial de desplazamientos angulares en la prótesis, limitando los valores de la señal de control a fin de que no se dañen los actuadores SEA y PEA y se asegure su buen funcionamiento.
- Se reviso el estado del arte del sistema de reconocimiento de la intención de movimiento seleccionado un clasificador con redes neuronales para identificar el modo de la actividad el cual se entrenó a partir de los registros de cuatro señales EMG de los músculos del muslo residual, obteniéndose un clasificador que reconoció el modo de la actividad a partir de una señal EMG muestreada y se validó el sistema de identificación para cada modo de la actividad.
- Se diseño el controlador del nivel medio empleando una máquina de estado y datos de registro de desplazamientos angulares en el tobillo y la rodilla durante la marcha humana.
- En el nivel bajo se revisó el estado del arte y se empleó un control en cascada con un lazo de control de velocidad y posición anidados para controlar la impedancia, y así estabilizar las posiciones angulares del tonillo y la rodilla.
- Se integro el nivel medio y bajo, validando virtualmente la estabilización de las posiciones medidas en las posiciones deseadas por cada fase durante la MAR en el tiempo permisible para que se desarrolle la marcha humana normal.

6.2 Trabajos Futuros

El funcionamiento del sistema que se presenta en esta tesis depende mucho de tener un buen sistema mecánico, el cual está provisto de sensores que capturan señales (fuerza, contacto, EMG) que serán útiles para el sistema de control podrán ajustar de una manera más adecuada. Para la mejora de este trabajo a futuro se podrían realizar los siguientes temas:

- El análisis y síntesis de controlador por impedancia para las 5 fases durante los tres modos de la actividad: MARCHA, PARARSE y SENTARSE.
- Mejora del sistema de control a partir del uso de una base de datos de las señales EMG que registre los modos de la actividad por periodos de tiempo más grandes (minutos).
- Es necesaria la implementación del controlador con componentes no dedicados, para poder ajustar el sistema que se propone y se pueda llevar todo a un sistema embebido.
- Desarrollo y calculo e implementación de los algoritmos de supervisión y seguridad para el usuario y la prótesis, a fin de que se proteja la integridad de la persona evitando movimientos que puedan dañarla y no se dañe el sistema mecatrónico prótesis activa, debido a fuerzas internas que dañen al mecanismo de accionamiento, o se exceda la velocidad permisible.

BIBLIOGRAFÍA

- Alcaide-Aguirre, Re. (2013). Motor control and learning with lower-limb myoelectric control in amputees. *Journal of rehabilitation ...*, 50(5), 687-698. doi:10.1682/JRRD.2012.06.0115
- Alexander, Jhon, Acevedo, Díaz, Betancourt, Iván Darío, y Hurtado, Pedro. (s. f.). Diseño e Implementación De Un Electromio grafo Mediante Matlab.
- Ariyanto, Mochammad, Caesarendra, Wahyu, y Setiawan, Joga D. (2015). Finger Movement Pattern Recognition Method Using Artificial Neural Network Based on Electromyography (EMG) Sensor, 12-17.
- Asghari Oskoei, Mohammadreza, y Hu, Huosheng. (2007). Myoelectric control systems-A survey. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2(4), 275-294. doi:10.1016/j.bspc.2007.07.009
- Au, Samuel, Berniker, Max, y Herr, Hugh. (2008). Powered ankle-foot prosthesis to assist level-ground and stair-descent gaits. *Neural Networks*, 21(4), 654-666. doi:10.1016/j.neunet.2008.03.006
- Basafa, Ehsan, Salerieh, Hassan, y Alasty, Aria. (2007). Modeling and Control of Nonlinear Series Elastic Actuator. *Proceedings of the ASME 2007*, (December 2013), 1-7. doi:10.1115/DETC2007-34997
- BioDigital. (2017). THE BIODIGITAL HUMAN. Recuperado de: <https://human.biodigital.com/index.html>
- Boostani, Reza, y Moradi, Mohammad Hassan. (2003). Evaluation of the forearm EMG signal features for the control of a prosthetic hand. *Physiological Measurement*, 24(2), 309. doi:10.1088/0967-3334/24/2/307
- Bragaru, Mihai, Dekker, Rienk, y Geertzen, Jan H. B. (2012). Sport prostheses and prosthetic adaptations for the upper and lower limb amputees: an overview of peer reviewed literature. *Prosthetics and orthotics international*, 36, 290-6. doi:10.1177/0309364612447093
- Charles Sup, Frank. (2009). *A POWERED SELF-CONTAINED KNEE AND ANKLE PROSTHESIS FOR NEAR NORMAL GAIT IN TRANSFEMORAL AMPUTEES*. Vanderbilt University.
- Cheng Siong, Chin. (2013). *Computer Aided Control Systems Design*. Taylor & Francis Group.
- Delis, Alberto L., Carvalho, Joao L. a Jla, y Rocha, Adson F. (2006). Myoelectric Knee Angle Estimation Algorithms for Control of Active Transfemoral Leg Prostheses. *Self Organizing*

- Maps - Applications and Novel Algorithm Design*, (1977), 401-424. doi:10.5772/14146
- Diftler, M. A., Mehling, J. S., Abdallah, M. E., Radford, N. A., Bridgwater, L. B., Sanders, A. M., ... Ambrose, R. O. (2011). Robonaut 2 - The first humanoid robot in space. *Proceedings - IEEE International Conference on Robotics and Automation, 1*, 2178-2183. doi:10.1109/ICRA.2011.5979830
- dos Santos, Wilian M., Caurin, Glauco A. P., y Siqueira, Adriano A. G. (2015). Design and control of an active knee orthosis driven by a rotary Series Elastic Actuator. *Control Engineering Practice*, 1-12. doi:10.1016/j.conengprac.2015.09.008
- Eilenberg, Michael F., Geyer, Hartmut, y Herr, Hugh. (2010). Control of a powered ankle-foot prosthesis based on a neuromuscular model. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 18(2), 164-173. doi:10.1109/TNSRE.2009.2039620
- Elliott, Grant, Sawicki, Gregory S., Marecki, Andrew, y Herr, Hugh. (2013). The biomechanics and energetics of human running using an elastic knee exoskeleton. *IEEE International Conference on Rehabilitation Robotics*, 0(4). doi:10.1109/ICORR.2013.6650418
- Englehart, Kevin, y Hudgins, Bernard. (2003). A robust, real-time control scheme for multifunction myoelectric control. *IEEE Transactions on Bio-Medical Engineering*, 50(7), 848-54. doi:10.1109/TBME.2003.813539
- Everitt, B. S., y Skrondal, A. (2013). *The Cambridge Dictionary of Statistics. Journal of Chemical Information and Modeling* (Vol. 53). doi:10.1017/CBO9781107415324.004
- Fariman, Hessam Jahani, Ahmad, Siti A., Marhaban, M. Hamiruce, Jan, M. Ali, y Chappell, Paul H. (2015). Intelligent Automation & Soft Computing Simple and Computationally Efficient Movement Classification Approach for EMG-controlled Prosthetic Hand : ANFIS vs . Artificial Neural Network, 8587(January 2016). doi:10.1080/10798587.2015.1008735
- Farrell, Todd R. (2011). Determining delay created by multifunctional prosthesis controllers. *The Journal of Rehabilitation Research and Development*, 48(6), xxi. doi:10.1682/JRRD.2011.03.0055
- Fleischer, Christian. (2007). Controlling Exoskeletons with EMG signals and a Biomechanical Body Model, 161.
- Gonzales, Dixi. (2010). Diseño De Un Dispositivo Electrónico Para El Manejo De Una Interfaz Mioelectrica., 107.
- Gopura, R. a. R. C., Bandara, D. S. V., Gunasekara, J. M. P., y Jayawardane, T. S. S. (2013). Recent trends in EMG-Based control methods for assistive robots. *Electrodiagnosis in New Frontiers of Clinical Research*, (November 2016), 237-268. doi:10.5772/56174
- Grimmer, Martin, Eslamy, Mahdy, Gliech, Stefan, y Seyfarth, André. (2012). A comparison of

- parallel- and series elastic elements in an actuator for mimicking human ankle joint in walking and running. *Proceedings - IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 2463-2470. doi:10.1109/ICRA.2012.6224967
- Ha, Kevin H., Varol, Huseyin Atakan, y Goldfarb, Michael. (2011). Volitional control of a prosthetic knee using surface electromyography. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 58(1), 144-151. doi:10.1109/TBME.2010.2070840
- Halliday, D., Resnick, R., Walker, J., y Engineers, Electronics. (2015). FRONT COVER Systems of Units . Some Important Conversion Factors. *Electronics*, 1094. doi:10.2307/3612523
- Hargrove, Levi J., Young, Aaron J., Simon, Ann M., Fey, Nicholas P., Lipschutz, Robert D., Finucane, Suzanne B., ... Kuiken, Todd A. (2015). Intuitive Control of a Powered Prosthetic Leg During Ambulation A Randomized Clinical Trial, *60611(22)*, 2244-2252. doi:10.1001/jama.2015.4527
- Hernández Stengele, Francisco. (2008). *Diseño y construcción de prototipo neumático de prótesis de pierna humana*. Universidad de las Américas Puebla.
- Hogan, N., y Buerger, S. P. (2005). Impedance and Interaction Control. *Robotics and automation handbook*, 19–1. Recuperado de: <http://scholar.google.com/scholar?hl=en&btnG=Search&q=intitle:Impedance+and+Interaction+Control#0>
- Hogan, Neville. (1984). Adaptive Control of Mechanical Impedance by Coactivation of Antagonist Muscles. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 29(8), 681-690. doi:10.1109/TAC.1984.1103644
- Hoover, Carl D., Fulk, George D., y Fite, Kevin B. (2012). The Design and Initial Experimental Validation of an Active Myoelectric Transfemoral Prosthesis. *Journal of Medical Devices*, 6(March 2012), 011005. doi:10.1115/1.4005784
- Huang, Stephanie. (2014). Continuous Proportional Myoelectric Control of an Experimental Powered Lower Limb Prosthesis During Walking Using Residual Muscles. *Igarss 2014*, (1), 1-5. doi:10.1007/s13398-014-0173-7.2
- Huo, Xijian, Xia, Yanfeng, Liu, Yiwei, Jiang, Li, y Liu, Hong. (2014). Humanoid Arm with the Integrated Serial Elastic Actuator, 2321-2326.
- Hussein, Sherif E., y Granat, Malcolm H. (2002). Intention detection using a neuro-fuzzy EMG classifier. *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, 21(6), 123-129. doi:10.1109/MEMB.2002.1175148
- International Standards Organization. (2014). ISO 13482:2014 Robots and Robotic Devices -

Safety Requirements for Personal Care Robots. Switzerland.

- Jiménez-Fabián, R., y Verlinden, O. (2012). Review of control algorithms for robotic ankle systems in lower-limb orthoses, prostheses, and exoskeletons. *Medical Engineering & Physics*, 34(4), 397-408. doi:10.1016/j.medengphy.2011.11.018
- Kannape, Oliver A., Member, Ieee, Herr, Hugh M., y Member, Ieee. (2014). Volitional Control of Ankle Plantar Flexion in a Powered Transtibial Prosthesis during Stair-Ambulation, (6920559), 10-13. doi:10.1109/EMBC.2014.6943925
- Kasman, G. (2009). A Strategy for Identifying Locomotion Modes Using surface electromyography. *Rehab management*, 14(9), 56-59, 76. doi:10.1109/TBME.2008.2003293
- Konrad, Peter. (2006). *The ABC of EMG*.
- Lee, Ju-won, y Lee, Gun-ki. (2005). Gait Angle Prediction for Lower Limb Orthotics and Prostheses Using an EMG Signal and Neural Networks, 152-158.
- Li, Zhan, Hayashibe, Mitsuhiro, Fattal, Charles, y Guiraud, David. (2014). Muscle fatigue tracking with evoked EMG via recurrent neural network: Toward personalized neuroprosthetics. *IEEE Computational Intelligence Magazine*, 9(2), 38-46. doi:10.1109/MCI.2014.2307224
- Liu, Ming, Zhang, Fan, Datseris, Philip, y Huang, He Helen. (2014). of Active-Transfemoral Prosthesis Using Dempster-Shafer Based State Transition Rules, 461-474. doi:10.1007/s10846-013-9979-3
- López Delis, Alberto, y Ruiz Olaya, Andrés F. (2012). Métodos Computacionales para el Reconocimiento de Patrones Mioeléctricos en el Control de Exoesqueletos Robóticos: una Revisión. *Universidad Antonio Nariño - Revista Facultad de Ingenierías*, 3(5), 42-59.
- Martínez Villalpando, Ernesto Carlos. (2012). *Design and Evaluation of a Biomimetic Agonist-Antagonist Active Knee Prosthesis*. MASSACHUSETTS INSTITUTE OF TECHNOLOGY.
- Matrone, Giulia C., Cipriani, Christian, Carrozza, Maria Chiara, y Magenes, Giovanni. (2012). Real-time myoelectric control of a multi-fingered hand prosthesis using Principal Components Analysis. *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, 9(1), 40. doi:10.1186/1743-0003-9-40
- Maxon motor. (2016a). Maxon EC motor. *Notes*.
- Maxon motor. (2016b). Planetary Gearhead GP 32 HD.
- Medina B., Samuel. (2017). *DISEÑO MECÁNICO DE UNA PRÓTESIS ACTIVA TRANSFEMORAL*. PONTIFICIA UNIVERSIDAD CATÓLICA DEL PERÚ.

- Mehling, Joshua S. (2015). *Impedance Control Approaches for Series Elastic Actuators*. Rice University.
- Mehling, Joshua S., Holley, James, y O'Malley, Marcia K. (2015). Leveraging disturbance observer based torque control for improved impedance rendering with series elastic actuators. *IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2015-Decem*, 1646-1651. doi:10.1109/IROS.2015.7353588
- Mehling, Joshua S., y O'Malley, Marcia K. (2014). A model matching framework for the synthesis of series elastic actuator impedance control. *2014 22nd Mediterranean Conference on Control and Automation, MED 2014*, 249-254. doi:10.1109/MED.2014.6961379
- Mokhlesabadifarahani, Bitá, y Gunjan, Vinit Kumar. (2015). *EMG Signals Characterization in Three States of Contraction by Fuzzy Network and Feature Extraction*. doi:10.1007/978-981-287-320-0
- Mullin, Christopher, Mullin, Jodi, Johnson, Gayle, y Schaaf, Katie. (2011). The Randomized Withdrawal Study Design : A Flexible Study Design for use in Regulated Medical, 5(June), 27528. doi:10.1115/1.3590864
- NIST. Guide for the Use of the International System of Units (SI). , NIST Speci Medicine & Science in Sports & Exercise (2008). doi:10.1097/00005768-199901000-00046
- Orekhov, Viktor L., Knabe, Coleman S., Hopkins, Michael A., y Hong, Dennis W. (2015). An Unlumped Model for Linear Series Elastic Actuators with Ball Screw Drives, 2224-2230.
- Organización Mundial de la Salud. (2011). *Clasificación Internacional del Funcionamiento, de la Discapacidad y de la Salud (CIF) Versión Abreviad*.
- Organización Mundial de la Salud, y Banco Mundial. (2011). *Informe mundial sobre la discapacidad (Resumen)*. Recuperado de: http://www.who.int/disabilities/world_report/2011/accessible_es.pdf?ua=1
- Pagel, Anna. (2014). Adaptive Human Model-Based Control for Active Knee Prosthetics Supervision, (October).
- Paine, Nicholas Arden. (2014). High-performance series elastic actuation. Recuperado de: <https://repositories.lib.utexas.edu/handle/2152/26938%5Cnhttps://repositories.lib.utexas.edu/bitstream/2152/26938/1/PAINE-DISSERTATION-2014.pdf>
- Paine, Nicholas, Holley, James, Johnson, Gwendolyn, y Sentis, Luis. (2015). Actuator Control for the NASA-JSC Valkyrie Humanoid Robot : A Decoupled Dynamics Approach for Torque Control of Series Elastic Robots, 32(3), 378-396. doi:10.1002/rob
- Paine, Nicholas, Oh, Sehoon, y Sentis, Luis. (2014). Design and control considerations for high-

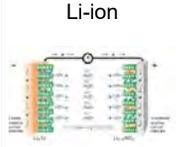
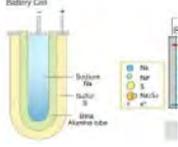
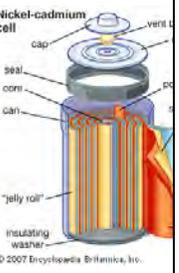
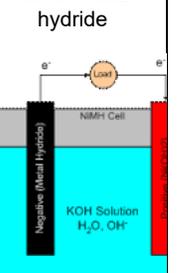
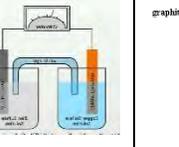
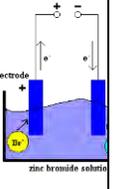
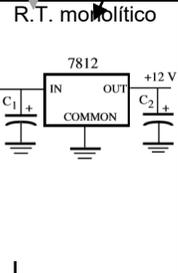
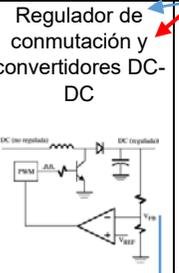
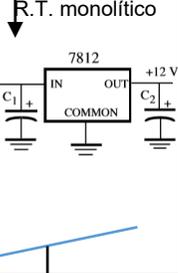
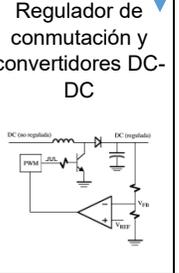
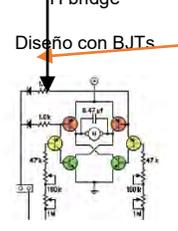
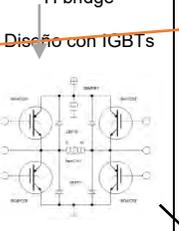
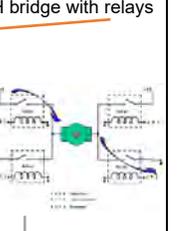
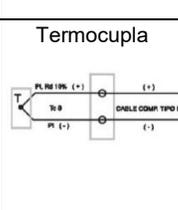
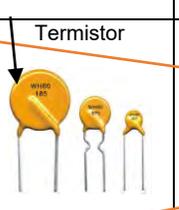
- performance series elastic actuators. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 19(3), 1080-1091. doi:10.1109/TMECH.2013.2270435
- Paluska, Daniel, y Herr, Hugh. (2006). The effect of series elasticity on actuator power and work output: Implications for robotic and prosthetic joint design. *Robotics and Autonomous Systems*, 54(8), 667-673. doi:10.1016/j.robot.2006.02.013
- Paluska, Daniel Joseph, Pratt, Gill A., y Paluska, Daniel Joseph. (2003). Design of a Humanoid Biped for Walking Research by Master of Science at the Signature of Author Design of a Humanoid Biped for Walking Research by.
- Parker, P., Englehart, K., y Hudgins, B. (2006). Myoelectric signal processing for control of powered limb prostheses. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, 16(6), 541-548. doi:10.1016/j.jelekin.2006.08.006
- Pfeifer, Serge Manuel. (2014). Biomimetic Stiffness for Transfemoral Prostheses, (22038). doi:10.3929/ethz-a-010261188
- Pratt, G. A., y Williamson, M. M. (1995). Series Elastic Actuators.
- Pratt, Gill A., Willisson, Pace, Bolton, Clive, y Hofman, Andreas. (2004). Late motor processing in low-impedance robots: impedance control of series-elastic actuators. *Proc. American Control Conference*, 4, 3245-3251. doi:10.1109/ACC.2004.182786
- Pratt, Jerry E., y Krupp, Benjamin T. (2004). Series Elastic Actuators for legged robots. *Proceedings of SPIE 5422, Unmanned Ground Vehicle Technology VI*, 5422, 135-144. doi:10.1117/12.548000
- Quinayas Burgos, Cesar Augusto, y Gaviria López, Carlos Alberto. (2015). Sistema de identificación de intención de movimiento para el control mioeléctrico de una prótesis de mano robótica. *Ingeniería y Universidad*, 19(1), 27. doi:10.11144/Javeriana.iyu19-1.siim
- Quintero, Hugo A., Farris, Ryan J., Hartigan, Clare, Clesson, Ismari, y Goldfarb, Michael. (2011). A Powered Lower Limb Orthosis for Providing Legged Mobility in Paraplegic Individuals. *Topics in spinal cord injury rehabilitation*, 17(1), 25-33. doi:10.1310/sci1701-25
- Rangaraj M. Rangayyan. (2105). *Biomedical Signal Analysis*. (IEEE Press Editorial Board, Ed.) (Second Edi.). John Wiley & Sons.
- Rebelo, Diliana, Amma, Christoph, Gamboa, Hugo, y Schultz, Tanja. (2012). *Human Activity Recognition for an Intelligent Knee Orthosis*. *Csl.Anthropomatik.Kit.Edu*. Universidade nova de Lisboa. Recuperado de http://csl.anthropomatik.kit.edu/downloads/RebeloAmmaGamboaSchultz_Biosignals2013.pdf

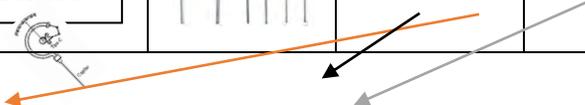
- Rouse, Elliott J., Mooney, Luke M., Martinez-Villalpando, Ernesto C., y Herr, Hugh M. (2013). Clutchable series-elastic actuator: Design of a robotic knee prosthesis for minimum energy consumption. *IEEE International Conference on Rehabilitation Robotics*, (1122374). doi:10.1109/ICORR.2013.6650383
- S. Mehling, Joshua. (2015). *Impedance Control Approaches for Series Elastic Actuators. PhD Proposal*. University of Texas.
- Segil, Jacob, y Weir, Richard. (2014). Design and Validation of a Morphing Myoelectric Hand Posture Controller based on Principal Component Analysis of Human Grasping. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng*, 22(2), 249-257. doi:10.1109/TNSRE.2013.2260172
- Sensingier, Jonathon W., Burkart, Lawrence E., Pratt, Gill A., y Weir, Richard F. ff. (2013). Effect of compliance location in series elastic actuators. *Robotica*, (June 2013), 1-6. doi:10.1017/S0263574713000532
- Sentis, Luis. (2007). SYNTHESIS AND CONTROL OF WHOLE-BODY BEHAVIORS IN doctor of philosophy. *Constraints*, (July), 1-208. Recuperado de: <http://dl.acm.org/citation.cfm?id=1354211>
- Simon, Ann M., Fey, Nicholas P., Ingraham, Kimberly A., Young, Aaron J., y Hargrove, Levi J. (2013). Powered prosthesis control during walking, sitting, standing, and non-weight bearing activities using neural and mechanical inputs. *Neural Engineering (NER), 2013 6th International IEEE/EMBS Conference on*, 1174-1177. doi:10.1109/NER.2013.6696148
- SKF. (2013). Husillos de bolas laminados de precisión.
- Suarez, Alejandro, Heredia, Guillermo, y Ollero, Anibal. (2016). Robot 2015: Second Iberian Robotics Conference, 418, 543-555. doi:10.1007/978-3-319-27149-1
- Subasi, Abdulhamit. (2013). Classification of EMG signals using PSO optimized SVM for diagnosis of neuromuscular disorders. *Computers in Biology and Medicine*, 43(5), 576-586. doi:10.1016/j.compbiomed.2013.01.020
- Tagliamonte, Nevio Luigi, Zollo, Loredana, y Guglielmelli, Eugenio. (2013). Design and Characterization of a Design High-Power and Characterization a Novel Novel Series of Elastic Series Elastic Actuator Actuator for a Lower Limb Robotic Orthosis for a Lower Limb Robotic Orthosis, 10. doi:10.5772/56927
- Thatte, Nitish, y Geyer, Hartmut. (2015). Toward Balance Recovery with Leg Prostheses using Neuromuscular Model Control. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 9294(c), 1-1. doi:10.1109/TBME.2015.2472533
- Tucker, Michael R., Olivier, Jeremy, Pagel, Anna, Bleuler, Hannes, Bouri, Mohamed, y Lamercy, Olivier. (2015). Control strategies for active lower extremity prosthetics and

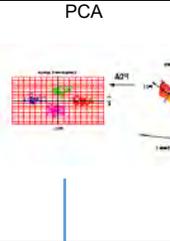
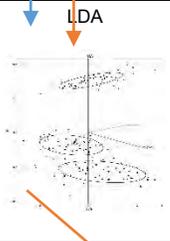
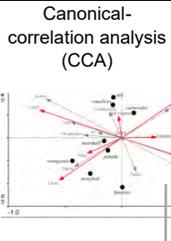
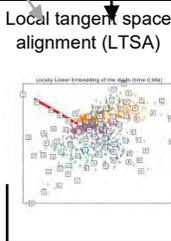
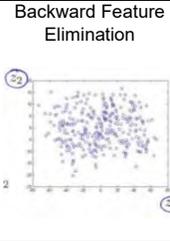
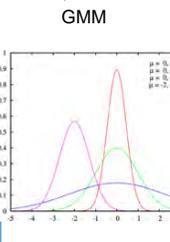
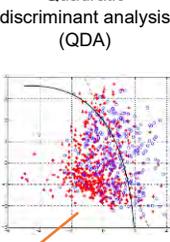
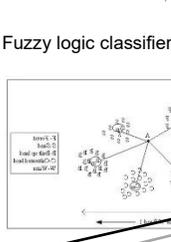
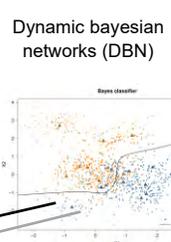
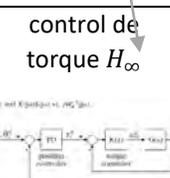
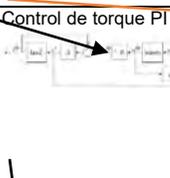
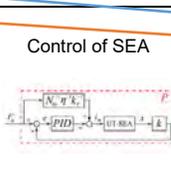
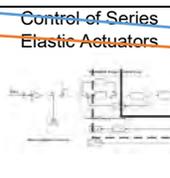
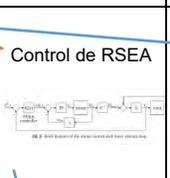
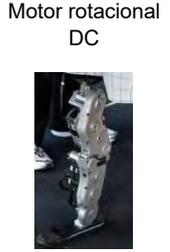
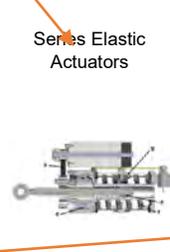
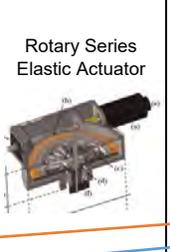
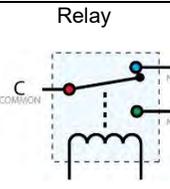
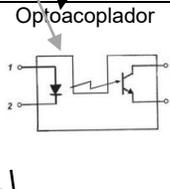
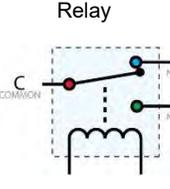
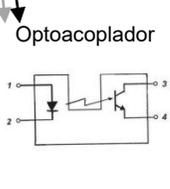
- orthotics : a review Control strategies for active lower extremity prosthetics and orthotics : a review. *NeuroEngineering and Rehabilitation*. doi:10.1186/1743-0003-12-1
- Varol, Huseyin Atakan. (2007). Progress towards the intelligent control of a powered transfemoral prosthesis. *Thesis*.
- Varol, Huseyin Atakan, y Goldfarb, Michael. (2009). Supervisory control and intent recognition of a powered knee and ankle prosthesis, 3392536, 106. Recuperado de: <http://search.proquest.com/docview/305008759?accountid=37552>
- Varol, Huseyin Atakan, Sup, Frank, y Goldfarb, Michael. (2010). Multiclass real-time intent recognition of a powered lower limb prosthesis. *IEEE transactions on bio-medical engineering*, 57(3), 542-51. doi:10.1109/TBME.2009.2034734
- Verein Deutscher Ingenieure. Design methodology for mechatronic system: VDI 2206 (2004). Alemania.
- Verein Deutscher Ingenieure. (2004b). *VDI 2206: Design methodology for mechatronic systems*. Germany: Beuth Verlag.
- Villarejo, J., Caicedo, E., y Campo, O. (2008). Detección de la intención de movimiento durante la marcha a partir de señales electromiográficas. *Universidades del valle y autónoma de occidente, 1*, 1-7.
- Vulnerables, Poblaciones. (2014). Primera Encuesta Nacional Especializada sobre DISCAPACIDAD.
- Wang, Qining, Zhu, Jinying, Huang, Yan, Yuan, Kebin, y Wang, Long. (2012). Segmented Foot with Compliant Actuators and Its Applications to Lower-Limb Prostheses and Exoskeletons. doi:10.5772/2760
- Waters, R. L., Perry, J., Antonelli, D., y Hislop, H. (2010). Energy cost of walking of amputees: the influence of level of amputation. *The Journal of bone and joint surgery. American volume*, 58(1), 42-46.
- Winter, D. a. (1984). Kinematic and kinetic patterns in human gait: Variability and compensating effects. *Human Movement Science*, 3(1-2), 51-76. doi:10.1016/0167-9457(84)90005-8
- Wold, Svante, Esbensen, K. I. M., y Geladi, Paul. (1987). Principal Component Analysis. *Chemometr. Intell. Lab.*, 2(3), 37-52. doi:10.1002/9781118445112.stat06472
- Wu, Sai Kit, y Shen, Xiangrong. (2012). Lower-limb robotic devices: Controls and design, 3511205, 113. Recuperado de: <http://search.proquest.com/docview/1022494956?accountid=37552>
- Xia, Changliang, Zhao, Jiabin, Yan, Yan, y Shi, Tingna. (2014). A Novel Direct Torque Control

- of Matrix Converter-Fed PMSM Drives Using Duty Cycle Control for Torque Ripple Reduction. *IEEE Trans, Industrial Electronics*, 61(6), 2700-2713.
- Young, A. J., Kuiken, T. A., y Hargrove, L. J. (2014). Analysis of using EMG and mechanical sensors to enhance intent recognition in powered lower limb prostheses. *Journal of Neural Engineering*, 11(5), 056021. doi:10.1088/1741-2560/11/5/056021
- Young, Aaron J. (2013). Intent Recognition in a Powered Lower Limb Prosthesis Using Time History Information Intent Recognition in a Powered Lower Limb Prosthesis Using Time History Information, (SEPTEMBER). doi:10.1007/s10439-013-0909-0
- Young, Aaron J., Fey, Nicholas P., y Hargrove, Levi J. (2014). Intent Recognition in a Powered Lower Limb Prosthesis Using Time History Information Intent Recognition in a Powered Lower Limb Prosthesis Using Time History Information. *Biomedical Engineering*, 42(4, March), 631-641. doi:10.1007/s10439-013-0909-0
- Young, Aaron J., Simon, Ann M., Fey, Nicholas P., y Hargrove, Levi J. (2013). Classifying the intent of novel users during human locomotion using powered lower limb prostheses. *International IEEE/EMBS Conference on Neural Engineering, NER*, 311-314. doi:10.1109/NER.2013.6695934
- Zhang, Fan, Liu, Ming, y Huang, He. (2015). Effects of Locomotion Mode Recognition Errors on Volitional Control of Powered, 23(1), 64-72.
- Zhao, Ye. (2016). *A Planning and Control Framework for Humanoid Systems - Robust, Optimal, and Real-Time Performance. PhD - Austin.*
- Zhao, Ye, Paine, Nicholas, y Sentis, Luis. (2014). Feedback Parameter Selection for Impedance Control of Series Elastic Actuators. doi:10.1109/HUMANOIDS.2014.7041485

APÉNDICE A: Matriz morfológica del dominio electrónico y de procesamiento de la información

Energía	0	Batería (12V)	 <p>Li-ion</p>	 <p>Sodium-sulphur (NaS)</p>	 <p>Nickel-cadmium cell</p>	 <p>Nickel-metal hydride</p>	 <p>Lead-acid (Pba)</p>	 <p>Polysulfide - bromide Vanadium (PSB)</p>	 <p>Zinc - bromine (ZnBr)</p>
	1	Acondicionar energía para el procesador	 <p>Regulador de tensión (R.T.) con componentes discretos</p>	 <p>R.T. monolítico</p>	 <p>Regulador de conmutación y convertidores DC-DC</p>				
	2	Acondicionar energía para los sensores	 <p>Regulador de tensión (R.T.) con componentes discretos</p>	 <p>R.T. monolítico</p>	 <p>Regulador de conmutación y convertidores DC-DC</p>				
	3	Acondicionar energía para los actuadores	 <p>H bridge Diseño con MOSFETs</p> <p>Velocidad de conmutación alta</p>	 <p>H bridge Diseño con BJTs</p>	 <p>H bridge Diseño con IGBTs</p>	 <p>H bridge with relays</p>			
	4	Medir fuerzas	 <p>Sensor de fuerza resistivo (FSR)</p>	 <p>LVDT: Transformador diferencial de variación lineal</p>	 <p>Galgas extensiométricas</p>	 <p>Sensor de fuerza Capacitivo</p>	 <p>Piezo eléctricos</p>		
SENSORES	5	Medir temperatura del ambiente	 <p>Termocupla</p>	 <p>Sistemas de Dilatación</p>	 <p>Termistor</p>	 <p>Pirómetros de Radiación</p>			



Actuadores		Dimension	 <p>PCA</p>	 <p>LDA</p>	 <p>Canonical-correlation analysis (CCA)</p>	 <p>Local tangent space alignment (LTSA)</p>	 <p>Backward Feature Elimination</p>			
		Activity-mode	 <p>GMM</p>	 <p>Quadratic discriminant analysis (QDA)</p>	 <p>Fuzzy logic classifier</p>	 <p>Dynamic bayesian networks (DBN)</p>				
	11	Nivel Medio	<p>finite state impedance controller</p>							
	11	Nivel bajo	<p>control de torque H_{∞}</p> 	<p>Control de torque PI</p> 		<p>Control of SEA</p> 	<p>Control of Series Elastic Actuators</p> 	<p>Control de RSEA</p> 		
13	Generar fuerza	<p>Motor rotacional DC</p> 	<p>Motor lineal DC</p> 	<p>Bomba hidráulica</p> 	<p>Compresor neumático</p> 	<p>Series Elastic Actuators</p> 	<p>Rotary Series Elastic Actuator</p> 			
15	Encender alarma	<p>Relay</p> 	<p>Optoacoplador</p> 							
16	Energizar fuente de alimentación	<p>Relay</p> 	<p>Optoacoplador</p> 							



APÉNDICE B: Hoja de datos del DataLINK

DataLINK Model No. DLK900

Analogue channels	8
Digital channels	5

MECHANICAL

Subject Unit

Subject Unit	130 x 65 x 25 mm
Dimensions	178 x 170 x 50 mm
Mass	195g

Base Unit

Dimensions	178 x 170 x 50 mm
Mass	395g

ELECTRICAL

Mains powered rated continuous or powered via USB port.

Microprocessor controlled programmable gain amplifiers

ADC 13 bit giving +/- 4000 counts

Communication with host PC USB

Communication from Subject unit to Base unit via RS485

General analogue channels may be single ended or differential dependent on front end plug wiring configuration.

Hardware Gain range options	Gain	Max Input	Resolution
	x 1000	± 1 mV	0.244 μ V
	x 300	± 3 mV	0.732 μ V
	x 100	± 10 mV	2.44 μ V
	x 30	± 30 mV	7.32 μ V
	x 10	± 100 mV	24.4 μ V
	x 3	± 300 mV	73.2 μ V
	x 1	± 1 V	0.244 mV
	x 0.3	± 3 V	0.732 mV

Range of Sampling frequency per analogue channel	10, 20, 50, 100, 200, 500, 1000, 2500, 5000 Hz
--	--

APÉNDICE C: Algoritmos de procesamiento en MatLab

C.1 Adquisición de señales EMG para los modos: PIE, MAR, SEN.

```

% V_RF: Voltaje del musculo Recto Femoral.
% V_BF: Voltaje del musculo Biceps Femoral.
% V_VM: Voltaje del musculo Vasto Medial.
% V_ST: Voltaje del musculo Semitendinoso.
% FX : Flexión en la rodilla en grados (extrapolado a partir de 50 a 1000 muestras
por segundo).
clc
clear all
close all
%-----
%% LECTURA PIE
%-----
%% Leer base de datos:
fileID = fopen('C:\Users\User\Google Drive\Lower
limb\DESIGN_CONTROL\High_Level_CONTROL\MATLAB\N_TXT\lNpie.txt');
DATA= textscan(fileID,'%f %f %f %f %f','Delimiter',' ');
fclose(fileID); Var_1=size(DATA{1,1}); N=Var_1(1,1);
V_RF=DATA{1,1}; V_BF=DATA{1,2}; V_VM=DATA{1,3}; V_ST=DATA{1,4}; FX=DATA{1,5};
%% Graficos de la señal sin filtro:
figure(1)
set(gcf,'Color','w');
%T=input('Ingrese frecuencia de muestreo(Hz):');
T=1000
t=0:1/T:((1/T)*(N-1)); t=t';
subplot(4,1,1); plot(t,V_RF); grid on;
title('Voltaje del musculo Recto Femoral'); xlabel('Tiempo (s)'); ylabel('Voltaje
(mV)')
subplot(4,1,2); plot(t,V_BF); grid on;
title('Voltaje del musculo Biceps Femoral'); xlabel('Tiempo (s)'); ylabel('Voltaje
(mV)')
subplot(4,1,3); plot(t,V_VM); grid on;
title('Voltaje del musculo Vasto Medial'); xlabel('Tiempo (s)'); ylabel('Voltaje
(mV)')
subplot(4,1,4); plot(t,V_ST); grid on;
title('Voltaje del musculo Semitendinoso'); xlabel('Tiempo (s)'); ylabel('Voltaje
(mV)')
figure(2)
set(gcf,'Color','w');
plot(t,FX)
%% Extraer parte se senal
figure(3);
plot(t,V_RF); grid on;
V_RFp1=V_RF(4000:6100,1); % 2700-500=2200 muestras
%senal 4 --> 2400:4500
tpl=t(4000:6100,1);
figure(4);
plot(tpl,V_RFp1); grid on;
%-----
%% LECTURA SENTARSE
%-----
%% Leer base de datos:
fileID = fopen('C:\Users\User\Google Drive\Lower
limb\DESIGN_CONTROL\High_Level_CONTROL\MATLAB\N_TXT\lNsen.txt');
DATA= textscan(fileID,'%f %f %f %f %f','Delimiter',' ');
fclose(fileID); Var_1=size(DATA{1,1}); N=Var_1(1,1);
V_RF=DATA{1,1}; V_BF=DATA{1,2}; V_VM=DATA{1,3}; V_ST=DATA{1,4}; FX=DATA{1,5};
%% Graficos de la señal sin filtro:
figure(1)
set(gcf,'Color','w');
%T=input('Ingrese frecuencia de muestreo(Hz):');
T=1000
t=0:1/T:((1/T)*(N-1)); t=t';
subplot(4,1,1); plot(t,V_RF); grid on;

```

```

title('Voltaje del musculo Recto Femoral'); xlabel('Tiempo (s)'); ylabel('Voltaje
(mV)')
subplot(4,1,2); plot(t,V_BF); grid on;
title('Voltaje del musculo Biceps Femoral'); xlabel('Tiempo (s)'); ylabel('Voltaje
(mV)')
subplot(4,1,3); plot(t,V_VM); grid on;
title('Voltaje del musculo Vasto Medial'); xlabel('Tiempo (s)'); ylabel('Voltaje
(mV)')
subplot(4,1,4); plot(t,V_ST); grid on;
title('Voltaje del musculo Semitendinoso'); xlabel('Tiempo (s)'); ylabel('Voltaje
(mV)')
figure(2)
set(gcf,'Color','w');
plot(t,FX)
%% Extraer parte se senal
figure(3);
plot(t,V_RF); grid on;
V_RFs1=V_RF(1000:3100,1); % 2700-500=2200 muestras
% senal 4 --> 1800:4100
ts1=t(1000:3100,1);
figure(4);
plot(ts1,V_RFs1); grid on;
%-----
%-----
%% LECTURA MARCHA
%-----
%-----
%% Leer base de datos:
fileID = fopen('C:\Users\User\Google Drive\Lower
limb\DESIGN_CONTROL\High_Level_CONTROL\MATLAB\N_TXT\1Nmar.txt');
DATA= textscan(fileID,'%f %f %f %f %f','Delimiter',' ');
fclose(fileID); Var_1=size(DATA{1,1}); N=Var_1(1,1);
V_RF=DATA{1,1}; V_BF=DATA{1,2}; V_VM=DATA{1,3}; V_ST=DATA{1,4}; FX=DATA{1,5};
%% Graficos de la señal sin filtro:
figure(1)
set(gcf,'Color','w');
%T=input('Ingrese frecuencia de muestreo(Hz):');
T=1000
t=0:1/T:((1/T)*(N-1)); t=t';
subplot(4,1,1); plot(t,V_RF); grid on;
title('Voltaje del musculo Recto Femoral'); xlabel('Tiempo (s)'); ylabel('Voltaje
(mV)')
subplot(4,1,2); plot(t,V_BF); grid on;
title('Voltaje del musculo Biceps Femoral'); xlabel('Tiempo (s)'); ylabel('Voltaje
(mV)')
subplot(4,1,3); plot(t,V_VM); grid on;
title('Voltaje del musculo Vasto Medial'); xlabel('Tiempo (s)'); ylabel('Voltaje
(mV)')
subplot(4,1,4); plot(t,V_ST); grid on;
title('Voltaje del musculo Semitendinoso'); xlabel('Tiempo (s)'); ylabel('Voltaje
(mV)')
figure(2)
set(gcf,'Color','w');
plot(t,FX)
%% Extraer parte se senal
figure(3);
plot(t,V_RF); grid on;
V_RFm1=V_RF(500:2600,1); % 2700-500=2200 muestras
% senal 4 --> 2400:4500
tml=t(500:2600,1);
figure(4);
plot(tml,V_RFm1); grid on;
%% Graficar tres senales PIE - SENTARSE - MARCHA
subplot(3,1,1); plot(t,V_RF); grid on;

```

C.2 Programa de entrenamiento de la red neuronal.

```

% Programa de entrenamiento de redes neuronales para
% reconocer anomalias cardiacas
clear;

```

```

clc;
close all;
% Lectura de datos
% -----
load SEÑALES_EMG1;
%k1 = 395;
%k2 = 996;
k1 = 1;
k2 = 2100;
kfact1 = max(V_RFp1);
kfact2 = max(V_RFm1);
kfact3 = max(V_RFs1);
% Escalando las señales muestreadas
datainput(1,:) = (V_RFp1(k1:k2,1))'/kfact1;
datainput(2,:) = (V_RFm1(k1:k2,1))'/kfact2;
datainput(3,:) = (V_RFs1(k1:k2,1))'/kfact3;
% Salidas Y1, Y2, Y3, Y4, Y5
dataoutput = [ 1 0 0
               0 1 0
               0 0 1 ];
ne = k2-k1+1; % Numero de entradas
ns = 3;      % Numero de salidas
ndata = 3;   % Numero de paquetes entrada - salida
disp(' ');
disp('Resultados de la lectura del archivo con data');
disp(' ');
disp([' Numero de entradas : ',num2str(ne)]);
disp([' Numero de salidas : ',num2str(ns)]);
disp([' Numero de paquetes de datos entrada-salida: ',num2str(ndata)]);
disp(' ');
% Datos de la red
% -----
datosred = menu('Los datos de la red (pesos, bias)',...
'Se lean desde un archivo',...
'Seran generados automaticamente');
if(datosred == 1)
    load ecgred;

elseif(datosred == 2)
    nm = input('Introducir numero de neuronas en capa intermedia : ');
    rbias = menu('Considera neurona bias','Si','No');
    if(rbias == 1)
        bias = 1;
    elseif(rbias == 2)
        bias = 0;
    end

ne = ne + bias; % ne se aumenta en 1 si se considera bias. Bias solo en la
capa de entrada
v = 0.5*randn(ne,nm); % V inicial
w = 0.5*randn(nm,ns); % W inicial
c = zeros(nm,1);
a = ones(nm,1);
end

if(bias == 1)
    datainput = [ datainput ones(ndata,1) ];
end

eta = input('Introducir ratio de aprendizaje : ');
etaa = input('Introducir ratio de aprendizaje de exponente a : ');
etac = input('Introducir ratio de aprendizaje del centro c : ');

errormax = input('Introducir el valor maximo del error (%) : ');
errormax = errormax/100;
contmax = input('Introducir el maximo numero de etapas de aprendizaje : ');

outsum2 = sum(dataoutput.^2);
outsum2 = outsum2';
outsum2total = sum(outsum2);

```

```

cont = 1;
erreltotal = 1;
dw_old = 0;
dv_old = 0;
da_old = 0;
dc_old = 0;

while( (erreltotal > errormax) & (cont < contmax) )
    ersum2 = zeros(ns,1);
    for k = 1:ndata
        x = datainput(k,:);
        x = x';
        m = v'*x;
        % n = exp(-(m-c).^2)./a); % Función de activación Sigmoidea Tipo 1.
        n = 2.0./(1+exp(-(m-c)./a))-1; % Función de activación Sigmoidea Tipo 2.
        y = w'*n;
        output(k,:) = y';
        yd = dataoutput(k,:);
        yd = yd';
        er = (y - yd);
        erdJ = (y - yd);
        dJdw = n*erdJ';
        dJdv = x * ((w*erdJ) .* ((1.0-n.*n)./2.0))';
        % dJdv = x * ((w*erdJ) .* (-2.0*n.*(m-c)./a))';
        dJda = (w*erdJ) .* (n.*((m-c).^2))./(a.^2);
        dJdc = (w*erdJ) .* (2.0.*n.*(m-c)./a);
        ersum2 = ersum2 + er.^2;
    dw = dJdw;
    dv = dJdv;
        da = dJda;
        dc = dJdc;
        w = w - eta*dw;
        v = v - eta*dv;
        a = a - etaa*da;
    c = c - etac*dc;
    dw_old = dw;
    dv_old = dv;
    % da_old = da;
    % dc_old = dc;
end
    ersum2total = sum(ersum2);
    if ( rem(cont,1) == 0 )
        errorrel(cont/1,:) = sqrt(ersum2'/outsum2');
        errorreltotal(cont/1,1) = sqrt(ersum2total/outsum2total);
        erreltotal = errorreltotal(cont/1,1) * 100
    end
    cont = cont + 1;
end
%%
figure(1);
plot(errorreltotal*100);
figure(2);
plot(errorrel*100,'LineWidth',1.4); set(gcf,'Color','w');
title('Variación del error para cada salida Y en cada iteración')
xlabel('Número de iteraciones')
ylabel('Error para cada salida Y')

% Graficos
% -----
for k = 1:ns

    figure(3);
    subplot(1,3,k);
    hold on
    plot(dataoutput(:,k),'or','Linewidth',2);
    set(gcf,'Color','w');
    title([' durante el modo #',num2str(k)])
    ylabel('Escala binaria (0/1)')
    xlabel('Salidas RN(Y1-PIE,Y2-MAR,Y3-SEN)')
    hold on;
    plot(output(:,k),'*b','Linewidth',2);

```

```
end
```

C.3 Programa de validación de la red neuronal.

```
% Programa de validación de la red neuronal para
% reconocer la señales EMG en los tres modos de
% actividad: SEN,MAR,PIE.
clear;
clc;
close all;
% Lectura de datos
% -----
%load EMGdata;
load EMGred;
load SEÑALES_EMG4
k1 = 1;
k2 = 2100;

    datainput(1,:) = ((V_RFp4(k1:k2,1))'/kfact1);
    datainput(2,:) = ((V_RFm4(k1:k2,1))'/kfact2);
    datainput(3,:) = ((V_RFs4(k1:k2,1))'/kfact3);

dataoutput = [ 1  0  0
               0  1  0
               0  0  1 ];

ndata = 3;
disp(' ');
disp('Resultados de la lectura del archivo con data');
disp(' ');
disp([' Numero de entradas : ',num2str(ne)]);
disp([' Numero de salidas : ',num2str(ns)]);
disp([' Numero de paquetes de datos entrada-salida: ',num2str(ndata)]);
disp(' ');

if(bias == 1)
    datainput = [ datainput ones(ndata,1) ];
end

for k = 1:ndata
    x = datainput(k,:);
x = x';
m = v'*x;
    n = 2.0./(1+ exp(-(m-c)./a)) - 1;
    y = w'*n;
output(k,:) = y';
for kx = 1:ns
    [maxout km] = max(output(k,:));
    outputmax(k,:) = zeros(1,ns);
    outputmax(k,km) = 1;
end
end

figure(1);
subplot(3,1,1); plot(0:2100,V_RFp4);title('Modo de actividad:PIE');
ylabel('Voltaje (mV)');% axis([ 0 7 -10 10]);
subplot(3,1,2); plot(0:2100,V_RFm4);title('Modo de
actividad:MAR');xlabel('t(s)'); ylabel('Voltaje (mV)');% axis([ 0 7 -10 10]);
subplot(3,1,3); plot(0:2100,V_RFs4);title('Modo de
actividad:SEN');xlabel('t(s)'); ylabel('Voltaje (mV)');% axis([ 0 7 -10 10]);
set(gcf,'Color','w');

for k = 1:ns
    figure(3);
    subplot(1,3,k);
    hold on
    plot(dataoutput(k,:), 'or', 'Linewidth', 2);
    title(['Validación para señal EMG #',num2str(k), 'con ruido'])
    ylabel('Escala binaria (0/1)')
    xlabel('Salidas RN(Y1,Y2,Y3)')
    hold on;
```

```

plot(outputmax(k,:), '*b', 'Linewidth', 2); set(gcf, 'Color', 'w');
end

```

C.4 Adquisición de señales EMG y procesamiento.

```

%% Programa general que se usa para entrenar el clasificador con redes neuronales:
% Se emplea una base de datos que toma las señales EMG de los músculos:
% V_RF: Voltaje del músculo Recto Femoral.
% V_BF: Voltaje del músculo Biceps Femoral.
% V_VM: Voltaje del músculo Vasto Medial.
% V_ST: Voltaje del músculo Semitendinoso.
% FX : Flexión en la rodilla en grados (extrapolado a partir de 50 a 1000 muestras
por segundo).
%-----
%-----
clc; clear all; close all
%% (1) Lectura de las señales EMG de la base de datos:
fileID = fopen('C:\Users\JOSE LUIS\Google Drive\03 Thesis - Lower limb\08-
DESIGN_CONTROL\High_Level_CONTROL\PROGRAMA_FINAL\N_TXT\1Nmar.txt');
DATA= textscan(fileID, '%f %f %f %f %f', 'Delimiter', '');
fclose(fileID); Var_1=size(DATA{1,1}); N=Var_1(1,1);
V_RF=DATA{1,1}; V_BF=DATA{1,2}; V_VM=DATA{1,3}; V_ST=DATA{1,4}; FX=DATA{1,5};
% Graficando señales EMG de los cuatro musculos:
figure(1)
Fs=1000; % frecuencia de muestreo(Hz)
t=0:1/Fs:(1/Fs)*(N-1); t=t'; set(gcf, 'Color', 'w');
subplot(4,1,1); plot(t,V_RF); grid on; title('Voltaje del musculo Recto Femoral');
xlabel('Tiempo (s)'); ylabel('Voltaje (mV)')
subplot(4,1,2); plot(t,V_BF); grid on; title('Voltaje del musculo Biceps Femoral');
xlabel('Tiempo (s)'); ylabel('Voltaje (mV)')
subplot(4,1,3); plot(t,V_VM); grid on; title('Voltaje del musculo Vasto Medial');
xlabel('Tiempo (s)'); ylabel('Voltaje (mV)')
subplot(4,1,4); plot(t,V_ST); grid on; title('Voltaje del musculo Semitendinoso');
xlabel('Tiempo (s)'); ylabel('Voltaje (mV)')
figure(2)
set(gcf, 'Color', 'w'); plot(t,FX);
% Graficando espectro de frecuencias:
V=V_RF; vt=size(V); a=fft(V); B=sqrt(real(a).*real(a)+imag(a).*imag(a))
figure(3)
set(gcf, 'Color', 'w'); semilogx( B(1:2840,1)); title('Espectro de frecuencias de la
señal'); xlabel('Frecuencia (Hz)'); ylabel('Magnitud')
%% (2) Filtro pasa banda
% -----
% -----
Fnyquist=Fs/2;% frecuencia de nyquist
%n=127; %orden del filtro cantidad de terminos del ,polinomo a mayor grado es mas
mas lento
n=127
fpass1=28;
fpass2=400;
Wp(1)=fpass1/Fnyquist;
Wp(2)=fpass2/Fnyquist;
% filtro pasa banda
FPB=fir1(n,Wp); %se almacena el filtro pasa banda en una variable FPB.
V_RF_con_FPB=filter(FPB,1,V_RF) % aplicar el filtro FPB a la señal de entrada V_RF
% Grafico se Señal con/sin Filtro:
figure(4); plot(t,V_RF); %Sin Filtro
title('Señal EMG sin filtro pasa banda'); xlabel('Tiempo (s)'); ylabel('Voltaje
(mV)')
hold on; grid on
figure(4); plot(t,V_RF_con_FPB, 'r'); %Con filtro
title('Señal EMG con filtro pasa banda'); xlabel('Tiempo (s)'); ylabel('Voltaje
(mV)');
% (2) Rango del frecuencias a rechazar
fstop1=55;
fstop2=65;
Wp(1)=fstop1/Fnyquist;
Wp(2)=fstop2/Fnyquist;
% filtro rechaza banda
FRB=fir1(142,Wp, 'stop'); %se almacena el filtro rechaza banda en una variable FRB.

```

```

%fvtool(FRB) % visualizacion del filtro
V_RF_con_FRB=filter(FRB,1,V_RF_con_FPB); % aplicar el filtro FR a la señal
OutFiltPass
figure(4); plot(t,V_RF_con_FRB,'gr'); set(gcf,'Color','w'); %Con filtro
title('Señal EMG con filtro pasa banda'); xlabel('Tiempo (s)'); ylabel('Voltaje
(mV)');
legend('Señal EMG sin filtro','Señal EMG con FPB','Señal EMG con FPB y FRB')
axis([0 5.68 -0.15 0.15]);
% Graficando solo un ciclo.
figure(5); plot(t,V_RF,'linewidth',2.5); %Sin Filtro
title('Señales EMG'); xlabel('Tiempo (s)'); ylabel('Voltaje (mV)')
hold on; grid on
figure(5); plot(t,V_RF_con_FPB,'r','linewidth',2.5); %Con filtro
title('Señales EMG'); xlabel('Tiempo (s)'); ylabel('Voltaje (mV)');
figure(5); plot(t,V_RF_con_FRB,'gr','linewidth',2.5); set(gcf,'Color','w'); %Con
filtro
title('Señales EMG'); xlabel('Tiempo (s)'); ylabel('Voltaje (mV)');
legend('Señal EMG sin filtro','Señal EMG con FPB','Señal EMG con FPB y FRB')
axis([0 1.28 -0.1 0.1]);
figure(6); plot(t,V_RF_con_FRB,'gr','linewidth',2.5); set(gcf,'Color','w'); %Con
filtro
title('Señal EMG con FPB y FRB'); xlabel('Tiempo (s)'); ylabel('Voltaje (mV)');
legend('Señal EMG con FPB y FRB');
axis([0.13 (0.13+1.28) -0.1 0.1]); grid on;
%% (3)Segmentación:(Tp=1.28)
% -----
Xt=V_RF_con_FRB'; %Muestra total/completa en los 5.68 s (1x5881)
figure(7);
Xt=Xt(1,131:5681); plot(Xt); grid on; title('Señal EMG muestreada con FPB y FRB');
ylabel('Señal EMG (mV)'); xlabel('Cantidad de muestras(N)')
%V. Muestra segmentada de un periodo Ts=1.28 s, equivalente a 1281 muestras.
%figure(8);
w1=size(Xt); w1=w1(1,2);
MT = 1281%input('Ingrese cantidad de muestras por ciclo completo: ');
fac1 = 50%input('Ingrese cada cuantas muestras se segmentara la señal: ');
NX=(w1/fac1)-(MT/50); NX=round(NX);
NX=NX-4;
pas1=1;
for kp1=1:NX
ns=MT;
Xss(kp1,:)=Xt(1,pas1:pas1+ns); pas1=pas1+fac1;
end
figure(8)
fac2 = input('Ingrese segmento que desea graficar: ');
plot(Xss(fac2,:)); hold on; grid on; %title('Señal EMG segmentada con fitros');
ylabel('Señal EMG (mV)'); xlabel('Cantidad de muestras(N)');

%% (4)Extracción de características:
% -----
facE1=size(Xss);
facE1=facE1(1,1);
for kp2=1:facE1
Xs=Xss(kp2,:);
% (4.01)Integrated EMG (IEMG):
IEMG(1,kp2)=sum(abs(Xs)); % Considera el peso total de la amplitud de la señal.
DXs=size(Xs);% Dimensiones de la muestra segmentada.
N=DXs(1,2);
%figure(9); plot(abs(Xs));
% (4.02)Mean absolute value (MAV): -Valor absoluto medio.
MAV(1,kp2)=(sum(abs(Xs)))/N; % Cosidera el valor absoluto o en este caso la
amplitud promedio.
% (4.03)Modified mean absolute value type 1 (MAV1):
acum=0;
for k=1:N
xi = Xs(1,k);
minVal = 0.25*N;
maxVal = 0.75*N;
if (xi >= minVal) && (xi <= maxVal)
wi=1;

```

```

else
    wi=0.5;
end
acum=acum+wi*(abs(xi));
end
MAV(1,kp2)=(acum)/N;
% (4.04)Simple square integral (SSI) or Simple cuadrado integral
SSI(1,kp2)=sum(Xs.^2); %considera la energia de la señal EMG.
% (4.05)Variance of EMG (VAR):
VAR(1,kp2)=(sum(Xs.^2))/(N-1);
%figure(9); plot((Xs.^2)); hold on; plot(Xs) % Mide la intensidad o energia de la
senal.
% (4.06)Root mean square (RMS) o Valor cuadratico medio
RMS(1,kp2)=sqrt((sum(Xs.^2))/N); %Medida estadística de la magnitud de una cantidad
variable.
% (4.07)Waveform length (WL): (Longitud de onda)
M=(Xs(1,2:N))-Xs(1,1:(N-1));
%figure(9); plot(abs(M)); hold on; plot(Xs);
WL(1,kp2)=sum(abs(M)); % Medida de complejidad de la señal EMG.
% (4.08)Difference absolute standard deviation value (DASDV):
Md=(Xs(1,2:N))+Xs(1,1:(N-1));
DASDV(1,kp2)=sqrt((sum((Md).^2))/(N-1));
%figure(9); plot((Md).^2); hold on; plot(Xs) ;legend('Caracteristica');
% (4.09)Autoregressive (AR) coefficients:

% (4.10)Activity(ACT):
ACT(1,kp2)=var(Xs); %El parámetro de actividad representa la potencia de señal.
% (4.11)Mobility(MOV):
h=1/1000; % step size
dom = 't'; % domain
dom=dom(1,1:N); % domain
f=Xs; % range
dXs_dt=((diff(f))/h); % Primera derivada de Xs.
dXs2_dt=diff(dXs_dt)/h; % Segunda derivada de Xs.
%figure(9); plot(Xs); hold on; plot(dXs_dt)
MOB(1,kp2)=sqrt((var(dXs_dt))/(var(Xs)));
% (4.12)Complexity(COM):
COM(1,kp2)=sqrt((var(dXs2_dt))/(var(dXs_dt)));
%figure(9); plot(dXs_dt); hold on; plot(dXs2_dt)
end
%% Características del segmento de la señal muestreada:
figure(9);
subplot(4,3,1); plot(IEMG); title('Cambio de la Característica IEMG');
xlabel('Segmentos'); ylabel('Magnitud'); grid on
subplot(4,3,2); plot(MAV); title('Cambio de la Característica MAV');
xlabel('Segmentos'); ylabel('Magnitud'); grid on
subplot(4,3,3); plot(MAV1);title('Cambio de la Característica MAV1');
xlabel('Segmentos'); ylabel('Magnitud'); grid on
subplot(4,3,4); plot(SSI); title('Cambio de la Característica SSI');
xlabel('Segmentos'); ylabel('Magnitud'); grid on
subplot(4,3,5); plot(VAR); title('Cambio de la Característica VARG');
xlabel('Segmentos'); ylabel('Magnitud'); grid on
subplot(4,3,6); plot(RMS);title('Cambio de la Característica RMS');
xlabel('Segmentos'); ylabel('Magnitud'); grid on
subplot(4,3,7); plot(WL); title('Cambio de la Característica WL');
xlabel('Segmentos'); ylabel('Magnitud'); grid on
subplot(4,3,8); plot(DASDV); title('Cambio de la Característica DASDV');
xlabel('Segmentos'); ylabel('Magnitud'); grid on

subplot(4,3,9); plot(ACT); title('Cambio de la Característica ACT');
xlabel('Segmentos'); ylabel('Magnitud'); grid on
subplot(4,3,10); plot(MOB); title('Cambio de la Característica MOB');
xlabel('Segmentos'); ylabel('Magnitud'); grid on
subplot(4,3,11); plot(COM);title('Cambio de la Característica COM');
xlabel('Segmentos'); ylabel('Magnitud'); grid on
N1=1;
NumCarac = [1;2;3;4;5;6;7;8;9;10;11;12];
LastName = {'IEMG'; 'MAV'; 'MAV1'; 'SSI'; 'VAR'; 'RMS'; 'WL'; 'AR'; 'DASDV'; 'ACT';
'MOB'; 'COM'};
Xmar= [IEMG(1,N1); MAV(1,N1); MAV1(1,N1); SSI(1,N1); VAR(1,N1); RMS(1,N1);
WL(1,N1); DASDV(1,N1); ACT(1,N1); MOB(1,N1); COM(1,N1)];

```

```

%T=table(NumCarac,Xmar,'RowNames',LastName)
%% (5)Entrenando al Clasificador:
% -----
% Programa de entrenamiento de redes neuronales para reconocer la señales EMG:
% -----
k_mar=[max(IEMG),max(MAV),max(MAV1),max(SSI),max(VAR),max(RMS),max(WL),max(DASDV),m
ax(ACT),max(MOB),max(COM)];
Xmar=Xmar'
%% Escalando las señales muestreadas
load CARmar;
load CARpie;
load CARsen;
NC=1;

datainput(1,:)=[Xmar./k_mar] ; % Primero conjunto de datos de entrenamiento.
datainput(2,:)=[Xpie./k_pie] ;
datainput(3,:)=[Xsen./k_sen] ;
%% Salidas Y1, Y2, Y3.
dataoutput = [ 1 0 0
               0 1 0
               0 0 1 ];
ne = size(datainput);
ne = ne(1,2); % Numero de entradas
ns = 3;      % Numero de salidas
ndata = 3;   % Numero de paquetes entrada - salida

disp(' ');
disp('Resultados de la lectura del archivo con data');
disp(' ');
disp([' Numero de entradas : ',num2str(ne)]);
disp([' Numero de salidas : ',num2str(ns)]);
disp([' Numero de paquetes de datos entrada-salida: ',num2str(ndata)]);
disp(' ');

%% Datos de la red
% -----
datosred = menu('Los datos de la red (pesos, bias)',...
'Se leeran desde un archivo',...
'Seran generados automaticamente');

if(datosred == 1)
    load ecgred;

elseif(datosred == 2)
    nm = input('Introducir numero de neuronas en capa intermedia : ');
    rbias = menu('Considera neurona bias','Si','No');
    if(rbias == 1)
        bias = 1;
    elseif(rbias == 2)
        bias = 0;
    end

ne = ne + bias; % ne se aumenta en 1 si se considera bias. Bias solo en la
capa de entrada
v = 0.5*randn(ne,nm); % V inicial
w = 0.5*randn(nm,ns); % W inicial
c = zeros(nm,1);
a = ones(nm,1);
end

if(bias == 1)
    datainput = [ datainput ones(ndata,1) ];
end
%%

eta = input('Introducir ratio de aprendizaje : ');

```

```

etaa = input('Introducir ratio de aprendizaje de exponente a : ');
etac = input('Introducir ratio de aprendizaje del centro c : ');

errormax = input('Introducir el valor maximo del error (%) : ');
errormax = errormax/100;
contmax = input('Introducir el maximo numero de etapas de aprendizaje : ');

outsum2 = sum(dataoutput.^2);
outsum2 = outsum2';
outsum2total = sum(outsum2);

cont = 1;
erreltotal = 1;
dw_old = 0;
dv_old = 0;
da_old = 0;
dc_old = 0;

while( (erreltotal > errormax) & (cont < contmax) )
    ersum2 = zeros(ns,1);
    for k = 1:ndata
        x = datainput(k,:);
        x = x';
        m = v'*x;
        % n = exp(-(m-c).^2)./a; % Función de activación Sigmoidea Tipo 1.
        n = 2.0./(1+exp(-(m-c)./a))-1; % Función de activación Sigmoidea Tipo 2.
        y = w'*n;
        output(k,:) = y';
        yd = dataoutput(k,:);
        yd = yd';
        er = (y - yd);
        erdJ = (y - yd);
        dJdw = n*erdJ';
        dJdv = x * ((w*erdJ) .* ((1.0-n.*n)./2.0))';
        % dJdv = x * ((w*erdJ) .* (-2.0*n.*(m-c)./a))';
        dJda = (w*erdJ) .* (n.*((m-c).^2))./(a.^2);
        dJdc = (w*erdJ) .* (2.0.*n.*(m-c)./a);
        ersum2 = ersum2 + er.^2;
    dw = dJdw;
    dv = dJdv;
    da = dJda;
    dc = dJdc;
    w = w - eta*dw;
    v = v - eta*dv;
    a = a - etaa*da;
    c = c - etac*dc;
    dw_old = dw;
    dv_old = dv;
    % da_old = da;
    % dc_old = dc;
end
    ersum2total = sum(ersum2);
    if ( rem(cont,1) == 0 )
        errorrel(cont/1,:) = sqrt(ersum2'./outsum2');
        errorreltotal(cont/1,1) = sqrt(ersum2total/outsum2total);
        erreltotal = errorreltotal(cont/1,1) * 100
    end
    cont = cont + 1;
end
%%
figure(1);
plot(errorreltotal*100);
figure(2);
plot(errorrel*100,'LineWidth',1.4); set(gcf,'Color','w');
title('Variación del error para cada salida Y en cada iteración')
xlabel('Número de iteraciones')
ylabel('Error para cada salida Y')

% Graficos

```

```
% -----  
for k = 1:ns  
    figure(3);  
    subplot(1,3,k);  
    hold on  
    plot(dataoutput(:,k),'or','Linewidth',2);  
set(gcf,'Color','w');  
    title([' durante el modo #',num2str(k)])  
    ylabel('Escala binaria (0/1)')  
    xlabel('Salidas RN(Y1-PIE,Y2-MAR,Y3-SEN)')  
hold on;  
    plot(output(:,k),'*b','Linewidth',2);  
end  
  
save EMGredvwnenmnsbiascakfact1kfact2kfact3;
```

APÉNDICE D: Metodología empleada para desarrollar la PTA:

D.1 Descripción del problema (*Requirements/Problem specification*):

- Revisar el estado del arte de las técnicas usadas para el análisis de las señales EMG y hardware utilizados.
- Elaborar el estado del arte de las estrategias de control empleadas en una prótesis de miembro inferior y su respectivo hardware asociado.
- Revisar el estado del arte de los sensores y actuadores empleados en prótesis transfemorales activas.
- Revisar el estado de la tecnología concerniente a prótesis transfemorales.
- Comprobar las posibilidades de desarrollo e implementación de una prótesis transfemoral activa.
- Detallar la lista de exigencias.
- Elaborar el plan de trabajo.

D.2 Descripción de las funciones, selección de componentes y algoritmos (*System design*): Descripción de las características físicas y lógicas de la prótesis.

- Abstractar el sistema de la prótesis y el sistema reconocimiento de la intención de movimiento (Black-box), para identificar los principales problemas.
- Elaborar la estructura de funciones general del sistema - prótesis y el sistema de reconocimiento de la intención de movimiento.
- Determinar la agrupación adecuada de las funciones por dominio.
- Determinar las clases de los portadores de las funciones y los componentes/dispositivos asociados que pueden emplearse para desarrollar las labores de las funciones agrupadas (matriz morfológica).
- Representar el concepto de solución óptimo.

D.3 Sintonización de controladores, cálculo y selección de algoritmos de control (*Domain specific design*):

- Realizar cálculos asociados al desarrollo del sistema del reconocimiento de la intención de movimiento.
- Implementar en el hardware apropiado el sistema para el procesamiento de las señales EMG y algoritmos del reconocimiento de la intención de movimiento.

- Síntesis y selección de las estrategias de control que armonicen los movimientos en el plano sagital de la prótesis. Dichas estrategias deberán considerar los patrones de movimiento (cadera y rodilla) que rigen los diferentes estilos de marcha normal de la persona y la intención del movimiento.
- Calcular los algoritmos de supervisión.

D.4 Modelo y análisis (*Modeling and model analysis*):

- Validar experimentalmente las tarjetas de procesamiento de señales y los algoritmos del reconocimiento de la intención de movimiento.
- Modelar la prótesis para poder simular las estrategias de control seleccionadas.
- Modelar la prótesis para simular los algoritmos de supervisión seleccionados.

D.5 Integración del sistema (*System integration*):

- Integrar el dominio mecánico con el eléctrico y el de control.
- Validar las tarjetas de procesamiento de señales EMG, el algoritmo de reconocimiento de la intención de movimiento, y las estrategias de control seleccionadas.
- Validar virtualmente los algoritmos de la detección de la intención de movimiento vinculados con un modelo de la prótesis mecánica virtual.

D.6 Producto – prótesis transfemoral activa (*Assurance of properties*):

- Fundamentar el correcto funcionamiento de la prótesis.
- Presentar el producto en esquemas, planos eléctrico y mecánico.
- Plasmar la lista de componentes.
- Presentar los diagramas de flujo.

APÉNDICE E: Conceptos teóricos del procesamiento de señales EMG

E.1 Adquisición de las señales EMG

Teniendo en cuenta el EMG, es importante referir que la instancia cuando la actividad muscular ocurre depende de la función que tiene el músculo; Por ejemplo, cuando los músculos flexores muestran cierta contracción, los músculos extensores tienden a estar aproximadamente en reposo y viceversa.

Por otro lado, la señal EMG nos permite entender cómo y con qué aceleración se mueven los segmentos de ambos miembros inferiores.

E.2 Filtrado de señales EMG

(Alexander et al., s. f.; Asghari Oskoei y Hu, 2007)

E.2.1 Filtro pasa banda

Es filtro pasa solo de pasar un rango de frecuencias (desde una frecuencia 1 hasta una frecuencia 2). Los parámetros principales de un filtro son las frecuencias de paso (F_{pass}) que son aquella en donde la frecuencia conserva su amplitud original, la otras son las frecuencias de parada (F_{stop}) que consiste en las frecuencias límite permitidas para que el filtro deje pasar frecuencias, es decir, un filtro no es como una señal binaria, este posee una pendiente de bajada y subida, entre más empinada sea esa pendiente (entre más se parezca a un escalón) el filtro aumentara su orden, por consiguiente será mayor el gasto computacional (en circuitos, repercute en que hay que utilizar más amplificadores operacionales). Los otros parámetros importantes son las amplitudes, estas determinan que tanto se atenuara la señal y así mismo la de paso. A continuación en la figura 1, se muestra gráficamente lo descrito anteriormente.

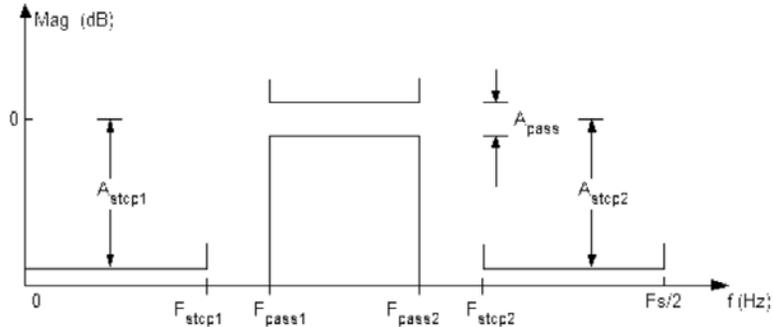


Figura 1 Comportamiento y parámetros esenciales de un filtro pasa banda.

E.2.2 Filtro rechaza banda

Con el filtro rechaza banda ocurre exactamente lo mismo que, en la pasa banda, la única diferencia radica en que este atenúa únicamente un rango de frecuencias (para este caso, uno muy pequeño, lo cual se denomina muesca), es decir el filtro rechaza banda se puede definir como un filtro pasa banda, pero invertido. A continuación, se muestra el comportamiento de este filtro.

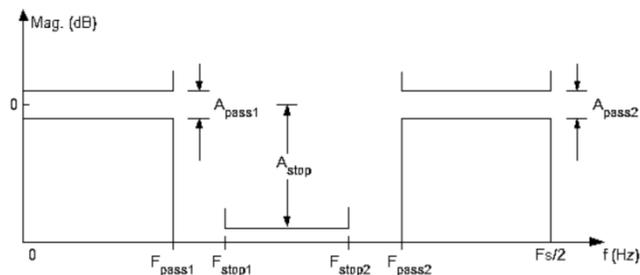


Figura 8.2 Comportamiento y parámetros esenciales de un filtro rechaza banda.

E.3 Segmentación

Un segmento es un intervalo de tiempo para la adquisición de datos mioeléctricos¹⁴ muestreados, los cuales son consideradas para la extracción de características o *Feature Extraction* (Asghari Oskoei y Hu, 2007). Posteriormente Estas características serán utilizadas como entradas del clasificador. Para movimientos como ponerse de pie (*stand to sit*) y sentarse (*sit-to-stand*), se acota que estos ciclos se realizan entre

¹⁴Mioeléctrico; propiedad electromotriz de los músculos o relacionado con ellas.

movimiento que se produce entre las dos posturas estáticas "parado(*stand*)" y "sentado(*sit*)"(Asghari Oskoei y Hu, 2007; López Delis y Ruiz Olaya, 2012).

E.3.1 Ciclo completo de movimiento

consiste en una postura y una fase de oscilación y comienza y termina con el contacto inicial del talón en el suelo. En este punto del ciclo de andar el ángulo de la rodilla es mínimo(Asghari Oskoei y Hu, 2007; López Delis y Ruiz Olaya, 2012).

En trabajos como (Rebelo, Amma, Gamboa, y Schultz, 2012) se emplea un algoritmo de segmentación automática que calcula los mínimos locales de la señal y los toma como fronteras de segmento. La señal se divide entonces en muestras de un ciclo de movimiento en los límites de segmento encontrados. **¡Error! No se encuentra el origen de la referencia.** ilustra este procedimiento. Los movimientos no periódicos *stand-to-sit* y *sentarse para estar* se segmentan manualmente.

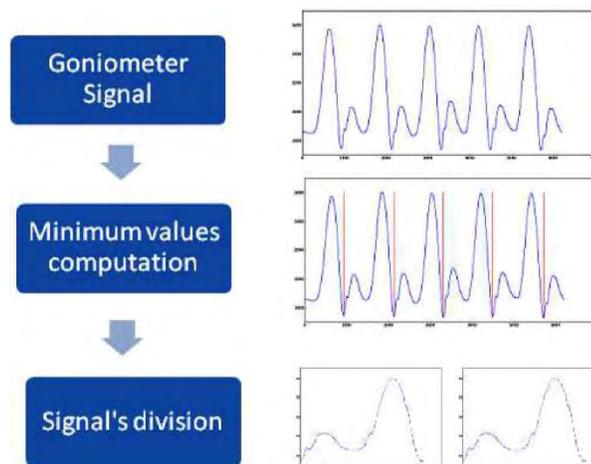


Figura 8.3 Esquema representativo para el algoritmo de segmentación automática de Las señales en el ciclo de marcha.

E.3.2 Segmentación de los Datos

Las señales mioeléctricas contienen dos estados, un estado transitorio, donde se produce la activación de las fibras cuando el músculo va de reposo a un nivel de contracción voluntario y un estado permanente, que es aquel donde se produce una contracción la cual se mantiene constante en el músculo, sostenida en el tiempo (López Delis y Ruiz Olaya, 2012). los datos en estado permanente son clasificados con mayor exactitud que los datos en estado transitorio y sufren de menor degradación en segmentos cortos. Los segmentos de datos con duración de 128 ms en estados

permanentes presentan mayor confiabilidad cuando se precisa de una rápida respuesta del sistema, aspecto crucial en el control mioeléctrico. Esto se debe a que la SME (sistema mioeléctrico) presenta estados indeterminados durante el período de transición, entre diferentes niveles de contracción, lo que provoca que la mayoría de los errores en la clasificación se produzcan cuando se realiza la conmutación entre clases (Asghari Oskoei y Hu, 2007), (Farrell, 2011)

Para la segmentación de los datos se utilizan dos métodos clásicos a través de ventanas (i) adyacentes y (ii) superpuestas. (i) La primera técnica utiliza segmentos disjuntos de largo prefijado para la extracción de características y la intención de movimiento se obtiene luego de un cierto retraso correspondiente al procesamiento. (ii) En la segunda variante, la más utilizada en el control mioeléctrico de los dispositivos asistidos robóticos, el nuevo segmento se desliza sobre el anterior, con un incremento de tiempo menor que el largo total, pero mayor que el tiempo de procesamiento, teniendo en cuenta que el sistema debe procesar el conjunto de vectores característicos, realizar la estimación de la clase de movimiento y generar un comando antes de la llegada del próximo segmento de datos. De esta forma, los segmentos más cortos producen un arreglo de comandos más denso y redundante, lo que puede mejorar el tiempo de respuesta y precisión. Sin embargo, segmentos demasiado cortos pueden conducir a fluctuaciones de varianza que afectan el proceso de estimación y clasificación de los patrones mioeléctricos. Figura presenta un ejemplo de ventanas superpuestas y adyacentes. Con la segmentación continua se produce un flujo denso de decisiones usando segmentos superpuestos, que involucran tanto al estado estacionario como al transitorio. Por este motivo, es importante incluir un mecanismo de postprocesamiento para manejar la salida con excesivas clases y mejorar el desempeño del sistema, este método será abordado posteriormente.

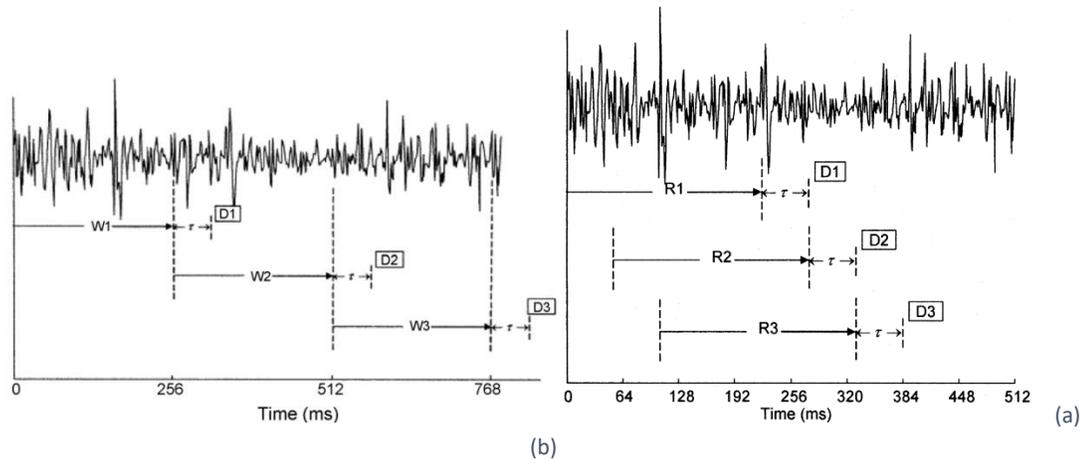


Figura 8.4 Segmentación de los datos son utiliza los dos métodos clásicos través de: ventanas adyacentes (a) y superpuestas (b) (Englehart y Hudgins, 2003).

E.4 Características de las señales EMG

E.4.1 Concepto

Una característica es una propiedad individual medible de lo que se observa. La identificación de las características apropiadas es importante para usarlas como entradas para los algoritmos de reconocimiento de patrones (Ariyanto et al., 2015; Fariman et al., 2015).

E.4.2 Extracción de características

Esta sección está basada en (Mokhlesabadifarahani y Gunjan, 2015). Se han realizado investigaciones en este campo para detectar y clasificar las actividades musculares nerviosas específicas de diferentes patrones referentes al movimiento de las piernas. Lo cual conduce a una prótesis de pierna más útil que actúe naturalmente, basado en las señales enviadas desde el cerebro o la médula espinal. Hay una serie de características de señal que es posible extraer de una señal mioeléctrica (MES-*Myoelectric Signal*), pero sólo unas pocas han sido probadas; Estimación de la amplitud, tasa de cambio de las características MES en el dominio del tiempo, tales como cruces por cero o valor absoluto medio son ejemplos de tales características.

E.4.3 Selección de características

La selección de funciones puede ir bajo nombres como reducción de características, reducción de subconjuntos de funciones o ponderación de características. Si uno tiene un problema de clasificación o mapeo, las características son detalles específicos que pueden ayudar a separar clases o generar una estimación. Debido a esto es deseable encontrar qué características son irrelevantes y pueden ser eliminadas, y cómo combinar las características restantes para obtener un resultado óptimo (Avrim L. Blum y Pat Langley, 1997). Esto reducirá la dimensionalidad de un problema de reconocimiento de patrones que conduce a problemas posiblemente menos complejos que resolver. Seleccionando o ponderando las características, puede ser más fácil encontrar qué tipo de propiedades son relevantes para una tarea y adquirir un mejor conocimiento de los datos recopilados. La selección de características se ha investigado durante décadas, y la mayoría de los investigadores han concentrado la búsqueda en torno a la regresión lineal (Robi Polikar, 2006).

Al eliminar características irrelevantes y redundantes, el rendimiento de un modelo de selección aumentará. En algunos casos el modelo es bastante robusto contra el ruido, pero el tiempo de cálculo puede caer considerablemente cuando se elimina. El mayor problema es encontrar una solución óptima a un problema. A menudo requiere un enfoque de búsqueda exhaustivo que incluya todas las combinaciones de características posibles. Si hay muchas características, y el conjunto de datos es largo, puede ser impráctico. Con un problema de aprendizaje supervisado, realizado con un MLP, esto puede ser difícil porque un método como ANN comienza con condiciones iniciales aleatorias, y no es seguro que el resultado calculado represente la verdadera posibilidad para esa característica específica. En tal problema, una característica debe ser calculada varias veces y organizada en consecuencia.

Una minimización de un problema de reconocimiento de patrones requiere un modelo que especifique el enfoque y la medida para una reducción de dimensionalidad. Hay cuatro aproximaciones según la literatura para una reducción del dominio de la característica. Pueden clasificarse de la siguiente manera: Embedded, Ranking , Wrapper , y Filter.

El método Embedded puede ser una técnica específica realizada en el modelo específico. El método incorporado no se ha mencionado mucho en la literatura, y por

lo tanto no se investigará más aquí. Ranking es un método estadístico que aplica una forma de puntuación para cada característica individual. Puede ser visto como una sub técnica tanto para el filtro como para el método de Wrapper (Eugeniusz Gatnar, 2006). Los métodos de filter y Wrapper son tradicionalmente los métodos discutidos en la bibliografía. Los dos métodos difieren en la forma en que este último utiliza el clasificador en sí como una función para evaluar el rendimiento, mientras que el método de filtro filtra las características no deseadas sobre la base de un criterio como el error cuadrático medio (MSE) antes de la clasificación.

E.5 Clasificador con redes neuronales (Ariyanto et al., 2015)

La red neuronal consiste en unidades (neuronas), dispuestas en capas, que convierten un vector de entrada en una salida. Cada unidad toma una entrada, aplica una función (a menudo no lineal) y luego pasa la salida a la siguiente capa. Generalmente, las redes se definen como feed-forward: una unidad suministra su salida a todas las unidades de la capa siguiente, pero no hay retroalimentación a la capa anterior. Las ponderaciones se aplican a las señales que pasan de una unidad a otra, y son estas ponderaciones las que se sintonizan en la fase de entrenamiento para adaptar una red neuronal al problema del reconocimiento de la intención de movimiento. Esta es la fase de aprendizaje. Esto sirve para entrenar al clasificador con redes neuronales para que reconozca diversas fases de movimiento.

Las redes neuronales han encontrado aplicación en una amplia variedad de problemas. Estos van desde la representación de funciones hasta el reconocimiento de patrones como un clasificador, que es lo que consideraremos aquí.

E.6 Técnicas de reconocimiento de patrones a partir de señales EMG

Existen varias etapas vinculadas a las técnicas de reconocimiento de patrones, tales como adquisición de datos, segmentación de datos, extracción de características, clasificación y otras las cuales se detallan en la sección 2.1.7 y cada una puede desglosarse en subáreas considerando las opciones disponibles como se muestra en la Figura . Las sub áreas como se muestra, presentan una categorización adicional de

segmentación de datos, selección de características y clasificación, respectivamente, según el método de control. (Gopura et al., 2013).

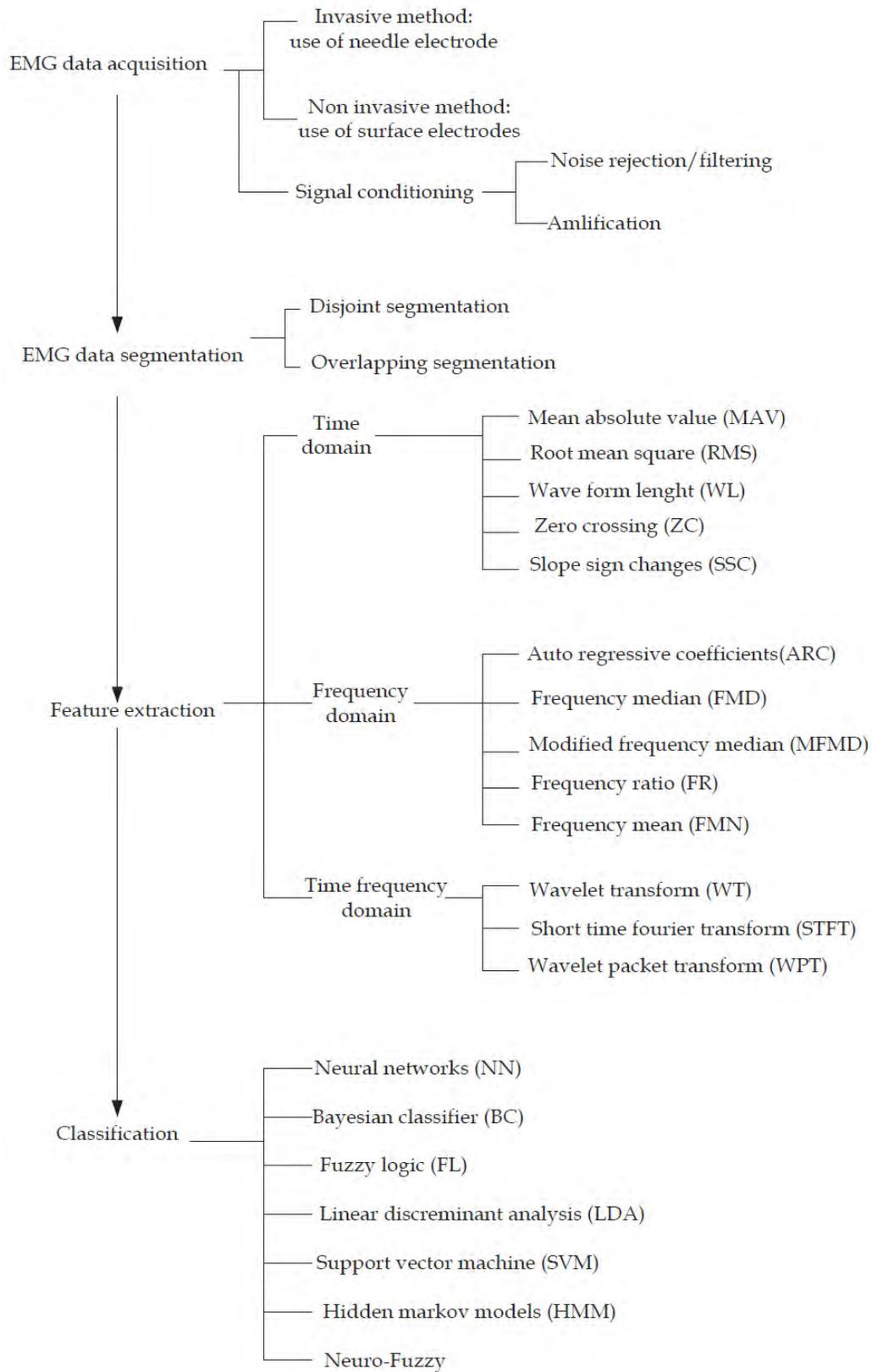


Figura 8.5 Pasos del procesamiento de las señales EMG basados en reconocimiento de patrones.

APÉNDICE F: ¿Por qué usar el accionamiento serial elástico?

La pregunta completa es: ¿Por qué el accionamiento elástico en serie es tan atractivo para aplicaciones centradas en la interacción con un entorno? Debido a que se requiere una deflexión del resorte para producir la fuerza del actuador, un pequeño movimiento del motor en una SEA ya no crea una fuerza grande como en los actuadores rígidos. Pratt y Williamson describen esto como "convertir el problema de control de fuerzas en un problema de control de posición"(G. A. Pratt y Williamson, 1995). Debido a una variedad de no linealidades (fricción, holgura, histéresis, etc.), los actuadores con engranajes se tratan más apropiadamente como fuentes de posición precisas que como fuentes de fuerza. Por lo tanto, la precisión de la fuerza se mejora y el problema de control de la fuerza simplificado con el accionamiento elástico. Parte de esta simplificación se debe también a la mejora de la detección de la fuerza en los actuadores elásticos en serie. Debido a que la deformación del resorte proporciona una medida de la fuerza del actuador en los SEA, los sensores digitales de posición de alta resolución pueden utilizarse para retroalimentación, en lugar de depender de medidores de tensión analógicos, como es común en los robots rígidos. Si se implementa bien, se puede lograr una relación señal-ruido más alta con la detección de fuerza elástica en serie, y la detección facilitará naturalmente un mejor control de la fuerza.

Los SEA proporciona una mejor tolerancia a los impactos de un robot durante el trabajo a altas frecuencia. Este punto es una justificación frecuentemente citada para aprovechar el accionamiento elástico en serie en la locomoción en las prótesis, donde los impactos ocurren con cada paso, Ejemplos: (Lee y Lee, 2005; Liu, Zhang, Datsaris, y Huang, 2014; Pfeifer, 2014; Tucker et al., 2015). Paluska y Herr también han demostrado el efecto dramático que la elasticidad de la serie puede tener sobre el trabajo del actuador y la potencia de salida [78]. Con la selección apropiada del resorte, se consigue un aumento de hasta 400% en la energía entregada a lo largo de una longitud de carrera fija y una amplificación de potencia de pico de 40% frente a un actuador rígido tradicional (Grimmer et al., 2012; N. Paine et al., 2014). Este resultado, logrado en parte gracias a la capacidad de un actuador elástico de serie para

almacenar energía, muestra que el uso de SEAs son útiles cuando se usa en tareas en las cuales se necesita: saltar, lanzar, caminar, correr u otras tareas altamente dinámicas. El beneficio de explotar la dinámica natural de los actuadores elásticos en serie no está limitado solo a prótesis y robots con patas. Los movimientos rítmicos del brazo utilizados durante tareas como el giro de la manivela, el proceso de corte, el clavado. La baja impedancia de salida mecánica ofrecida por los actuadores elásticos de serie es atractiva para los robots necesarios para realizar manipulación sensible o interactuar con los seres humanos. Un cierto nivel de seguridad es inherente al propio diseño del actuador. Sin embargo, este y otros beneficios del accionamiento elástico en serie no se realizan completamente fuera del control. La capacidad de producir eficazmente impedancias de salida de bucle cerrado bajo con accionadores elásticos en serie está bien documentada, por ejemplo; y de hecho, esto es importante ya que la seguridad y la comprensión del dispositivo son importantes. Los investigadores, sin embargo, suelen renunciar a estudios completos de control de impedancia de SEA en favor de fomentar el diseño del actuador electromecánico o lograr resultados prácticos en aplicaciones específicas. Una comprensión detallada tanto del hardware como del diseño del sistema de control es lo que está impulsando el progreso continuo de estos resultados prácticos, permitiendo a los robots realizar tareas, aprovechando los beneficios potenciales del accionamiento elástico en serie.

APÉNDICE G: Teoría de control por impedancia

Por lo tanto, se convierte en el objetivo del control de impedancia, hacer cumplir una relación dinámica deseada, $Z_{des}(s)$. Esta idea puede ser conceptualizada a partir de la ley de control de un robot con un comportamiento de un modelo físico deseado, como se ilustra en el ejemplo de la Figura .

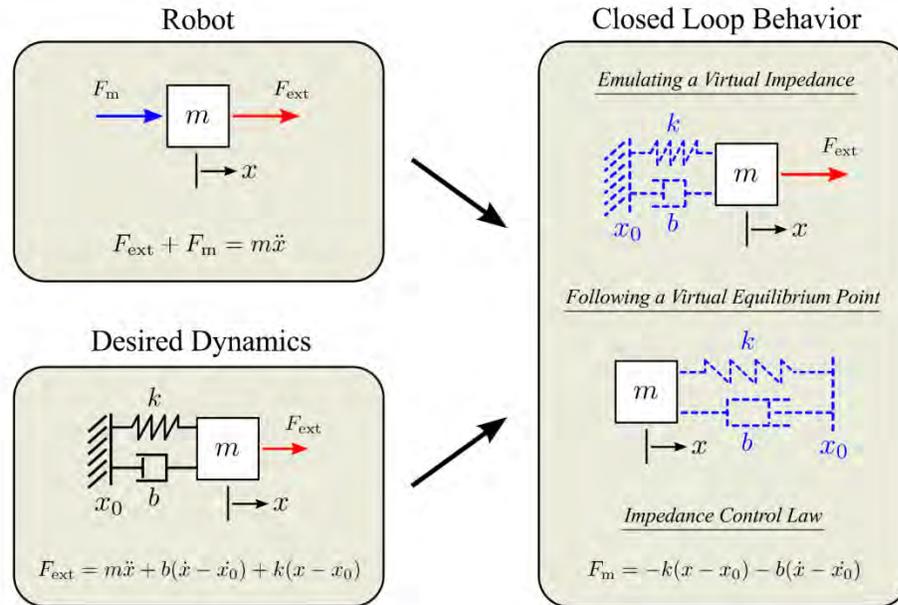


Figura 8.6 Representación de un robot de un grado de libertad con control de impedancia (Mehling, 2015).

En este caso, el robot, representado por una sola masa m , está sometido a una fuerza de accionamiento F_m y a una fuerza externa del entorno F_{ext} . El comportamiento deseado para el robot se define como el de un modelo masa-resorte-amortiguador y simplemente se resuelve para la fuerza de actuador que produce este comportamiento dinámico deseado, lo cual produce una ley de control de impedancia:

$$F_m = -k(x - x_0) - b(\dot{x} - \dot{x}_0) \quad (32)$$

donde k es la constante de rigidez y b el amortiguamiento deseado en el sistema, x es la posición de la masa y x_0 representa un punto de equilibrio virtual deseado. Este ejemplo resume el control de impedancia "simple" de Hogan (N Hogan y Buerger, 2005) para un caso de un robot de un grado de libertad. Sin embargo, este ejemplo acentúa un número de conceptos importantes que se usaran en los siguientes capítulos.

(i) En primer lugar, la ley de control de impedancia resultante en $Z(s) \ddot{x} = \frac{F(s)}{\dot{x}(s)}$.

(1) la cual se asemeja a un control proporcional derivativa (PD) con una rigidez virtual deseada y una amortiguación deseada, correspondientes a una ganancia de control proporcional y derivativa respectivamente. Desde una perspectiva práctica esto es muy útil ya que el control de posición empleando un PD es fácil de implementar en la mayoría de los robots y los diseñadores de control pueden confiar en su comprensión intuitiva de las interpretaciones físicas de las ganancias y fácilmente realizar el control de impedancia. (ii) En segundo lugar, la presencia de un punto de equilibrio virtual, x_0 , dentro del sistema de control de impedancia permite la regulación tradicional y las tareas de seguimiento de trayectorias. la impedancia del punto de activación en el puerto de interacción del robot define cómo el robot se responderá frente a fuerzas externas y la respuesta dinámica que tendrá frente a las entradas externas del entorno.

La respuesta del robot frente cambio en la referencia x_0 , es definida por la dinámica del controlador de impedancia, esto es importante de entender. Cuando al robot de la Figura se le da una nueva posición de referencia (x_0), se moverá como si fuera "tirado" por un muelle virtual y el amortiguador estirado entre la nueva referencia x_0 y la posición actual del robot x . En (iii) tercer lugar, no se utiliza la realimentación de fuerza externa en este ejemplo, y como consecuencia, la inercia de salida aparente (en este caso la masa m) no puede cambia la ley de control de impedancia. La adición de una medición directa de F_{ext} . En control realimentado permitiría inercias de salida deseadas, aunque esto es menos frecuente en la práctica porque la adición de una detección de fuerza externa en un robot complica significativamente el comportamiento electromecánico del diseño. Por esta razón, gran parte de los trabajos que se presentan suponen que la inercia de salida del actuador no debe ser modificada y que los sensores de fuerza externos no están disponibles.

También cabe destacar en el ejemplo de la Figura la consideración de la causalidad.

La ley de control de impedancia $Fm = -k(x - x_0) - b(\dot{x} - \dot{x}_0)$ (32

) toma como variables de movimiento de entrada (posición y velocidad), y genera una fuerza de accionamiento F_m . Por lo tanto, se puede describir apropiadamente como la imposición una impedancia, Sin embargo, desde el punto de vista del entorno, se aplica una fuerza externa F_{ext} , al robot que a su vez responde con un movimiento (\dot{x}, x) . Por

lo tanto, las dinámicas de interacción de lazo cerrado exhibida por el robot se describen mejor como teniendo la relación de causalidad a la admitancia¹⁵, y se puede expresar por la función de la transferencia:

$$Y_{(s)} = \frac{\dot{x}_{(s)}}{F_0} \quad (33)$$

Como se señala en (N Hogan y Buerger, 2005), la impedancia y la admitancia son propiedades del robot por sí solas, totalmente independientes del entorno. A diferencia del movimiento y la fuerza, que no se pueden describir completamente sin considerar las interacciones con el entorno, la impedancia (o admitancia) de un robot puede definirse independientemente del estado de contacto. Esto es, de hecho, el principio del control de fuerza de impedancia, que permite operar a un robot de manera coherente y previsible durante el movimiento, contacto, y la transición entre estos dos estados. Al aprovechar el control de la impedancia, los robots centrados en interactuar con personas y sus actuadores, no necesitan un modelo del entorno para asegurar una interacción estable, similar a la humana. Además, como el diseño y el uso del control de impedancia está comprendido en el contexto de nuevos modelos robóticos y tecnologías de actuadores, el rendimiento de las tareas del robot continuará mejorando.

¹⁵ La admitancia, en sistemas lineales, es simplemente la inversa de impedancia

APÉNDICE H: Estado del arte técnico detallado

H.1 Nivel superior: Detección de la intención de movimiento.

Esta sección presenta una revisión de los métodos de control basados en señales EMG de robots, prótesis y exoesqueleto. Para esta revisión, se utilizaron varias bases de datos, incluyendo explorador IEEE, Science direct y Google scholar. Los métodos de control basados en EMG de robots y prótesis de exoesqueleto, teniendo en cuenta su país de origen, las señales de entrada, la estructura del controlador y las características especiales. La Tabla 1 muestra la comparación del método de control basado en EMG.

Tabla 0.1 Resumen de tipos de sistemas de clasificación basados en extracción de características de la señal/es EMG.

Feature	Classifier	Classification Type	Electrode Sensor Placement	Correctness	Reference
FFT	NN (Feature dimensionality reduction by (Simple-FLDA)	Recognize Wrist motion	FCR & FCU (Four electrode)	94%	Oyama and Mitsukura [93]
MAV, SSCs, and AR model coefficients of the signal, ZC	Adaptive Neuro-fuzzy interference system (ANFIS)	Six classes of hand movement	Extensor digitorum, ECR, PL and FCU	92%	Khezri & Jahed [104]

MAV,RMS, VAR, SD, ZC, SSC & WL	BPANN with Levenberg-Marquardt training algorithm	Hand motion pattern	Hand	89.2%	Ahsan <i>et al.</i> [85]
WPT	MLP(Feature dimensionality reduction by SOFM + PCA)	Multifunction myoelectric hand control	<i>Extensor digitorum</i> , Extensor carpi radialis, PL and FCU (Four channel)	97%	Chu, J.U <i>et al.</i> [92]
FFT	Fuzzy interference system (FIS)	Hand motion recognition for controlling Robot hand	Hand	90%	Uchida <i>et al.</i> [106]
RMS	SVM	Eight classes of hand movement for realtime control of a robotic arm.	Flexor carpi radialis, FCU, <i>Pronator teres</i> , <i>Bracioradialis</i> , ECD, <i>Anconius</i> , <i>Pronator quadrates</i>	92–98%	Shenoy <i>et al.</i> [107]
RMS,Entropy	BPANN (Gradient-descent algorithm)	Four hand gestures recognition for human-computer interaction	Forearm, Abductor <i>Pollicies longus</i> (four channel)	97.5%	Rajesh <i>et al.</i> [86]
ARM and EMG histogram	CKLM	Control of a multi-degrees-of- freedom prosthetic hand.	PL, EDC,FCU, FDS,FDP	93.54%	Yi-Hung [105]
Entropy	Error backpropagation type neural networks	Six Motion discrimination	Forearm (four paired electrode)	90%	Tsuji <i>et al.</i> [99]
Force information FEMG, Entropy	R-LLGMN	Six motion discrimination	Forearm (six channel)	-	Nan Bu <i>et al.</i> [100]
RMS	BPANN	Classify six different hand gestures	Flexor carpi radialis, FCU, FDS, <i>Bracioradialis</i> (Four electrode channels)	99%	Naik <i>et al.</i> [103]
AM-FM	KNN	Classified	<i>Biceps</i>	58%	Christodoulou <i>et al.</i> [109]
	SOM	neuromuscular disorder	<i>brachii</i> muscle	60%	
	SVM			78%	
AR	WNN	Classified	<i>Biceps</i>	90.7%	Subasi <i>et al.</i> [108]
	FEBANN	neuromuscular disorder	<i>brachii</i> muscle	88%	

El propósito del nivel superior es percibir la intención de movimiento del usuario a partir de una combinación entre la detección de la rutina/actividad y control voluntario de la persona. Dependiendo de la patología del usuario, la capacidad de generar, transmitir y ejecutar comandos en la prótesis, pueden verse afectadas. Por lo tanto, una vez que el usuario ha proporcionado la señal, el sistema de procesamiento debe capaz de ejecutar transmitir la señal de control para generar los movimiento a través de los controladores del nivel medio y bajo.

El sistema de reconocimiento de la intención de movimiento permite que el usuario pueda modular el comportamiento de la prótesis dentro de una rutina particular, en trabajos como el de Simon se logran buenos resultados al reconocer la intención de movimiento cuando el usuario pretende ponerse de pie y cuando el usuario pretende sentarse (Figura 2.15), obteniéndose 96.5% de aciertos. Esto se logra empleando la señal provista por ocho músculos del muslo residual (Simon et al., 2013).

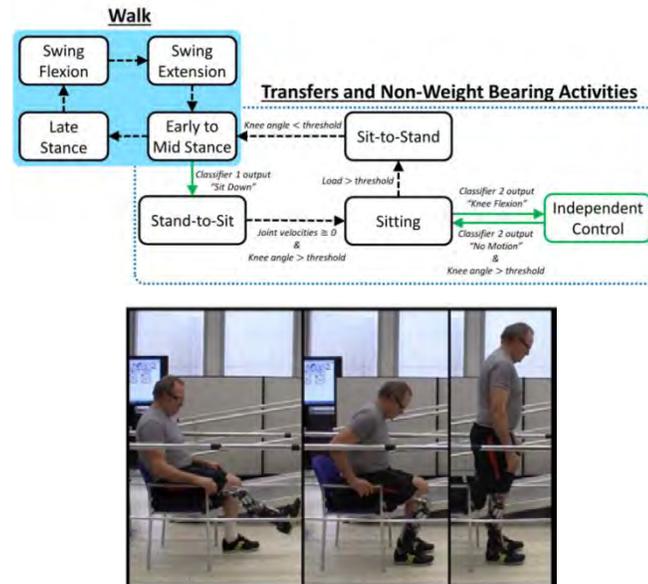


Figura 8.7 Diagrama de estados, empelando en la prótesis transfemoral.

En proyectos como el de Young combinan la señales EMG y los sensor mecánico con un historial de tiempo para reconocer la intención de movimiento y se logra solo un error de transición promedio de 12,2% como se muestra en la Figura 2.16(A J Young et al., 2014).

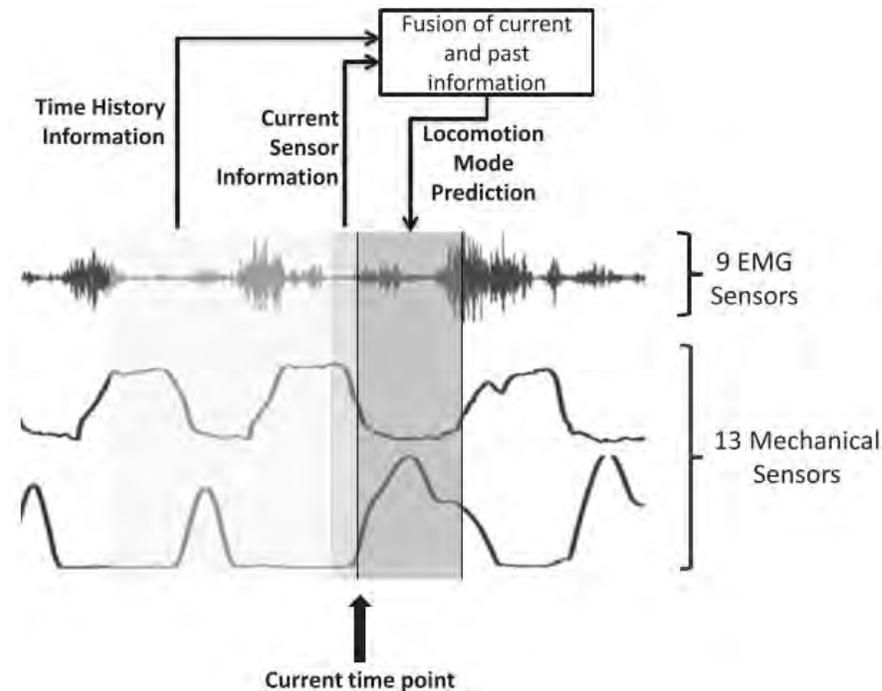


Figura 8.9 Predicción del modo de locomoción a partir del historial de la información actual de los 9 sensores EMG superficiales ubicados en el muslo y los 13 sensores ubicados en la PTA.

En otros trabajos como (Huang, 2014),(Aaron J Young, 2013),(Hargrove et al., 2015) y en (Hoover et al., 2012) parten del procesamiento de las señales EMG logran buenos resultado en diferentes rutinas de locomoción. Hoover trabaja a partir de las señales EMG y las señales de fuerza tomadas de la planta del pie de la prótesis (g_i) como se muestra en la **¡Error! No se encuentra el origen de la referencia.**, aplicando un control mioeléctrico para genera la acción de control (τ_k , torque en la rodilla),

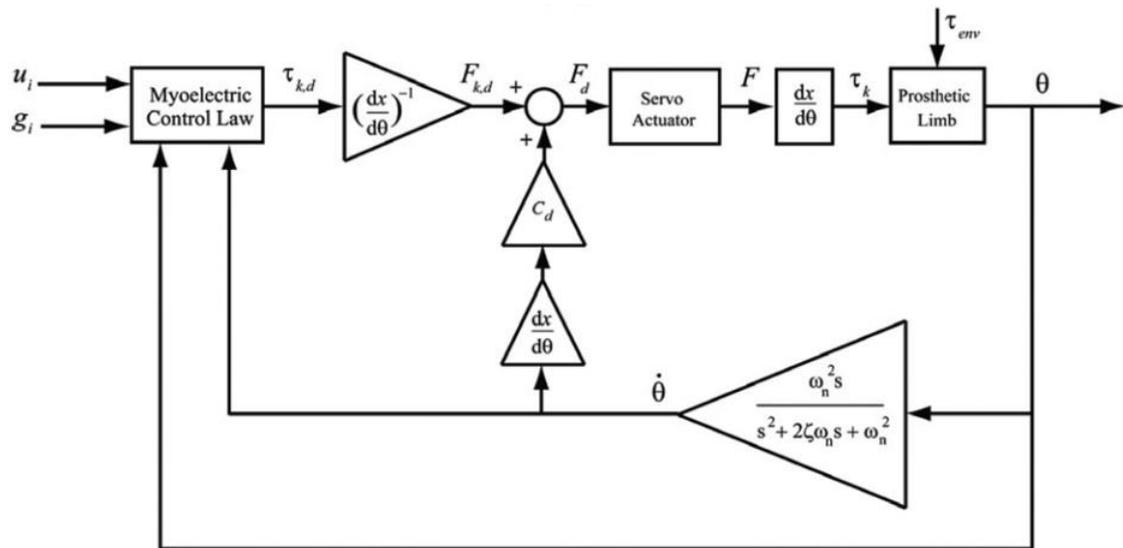


Figura 8.10 Diagrama de control mioeléctrico, considerando la fricción en la rodilla con un parámetro C_d (coeficiente de fricción viscosa).

En el laboratorio de neuromecánica de la universidad de Michigan se realizó un estudio que evalúa el aprendizaje motor en personas con amputación de miembros inferiores como se muestra en Figura 2.17 utilizando el control proporcional mioeléctrico; Se evalúa la rapidez de reacción de la prótesis a partir del reconocimiento de la intención de movimiento, a fin de mejorar su desempeño (Alcaide-Aguirre, 2013).

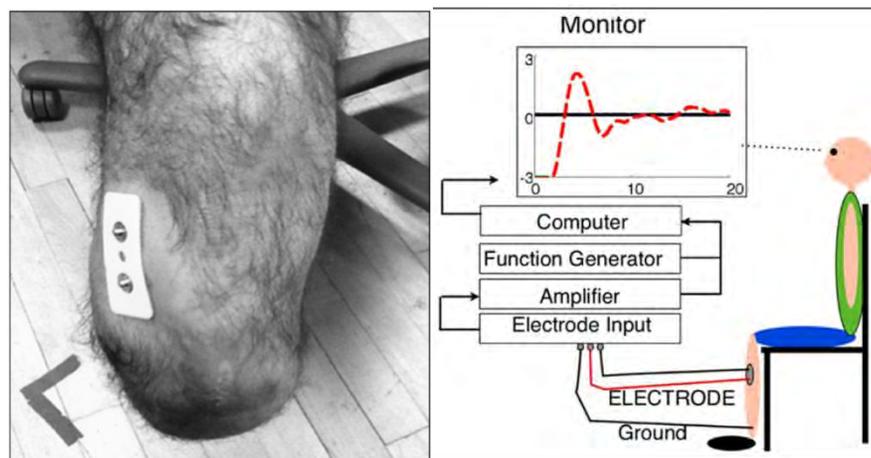


Figura 8.11 Se capta la señal a través de la superficie de los electrodos colocados sobre el músculo tibial anterior.

En el laboratorio de biomecatrónica del MIT se desarrolló un controlador adaptativo como se muestra en **¡Error! No se encuentra el origen de la referencia.**, a partir del reflejo muscular, basado en estudios de simulación, que utiliza un actuador lineal para generar un movimiento de flexión planar, de esta manera se logra una adaptación al terreno importante durante la marcha (Eilenberg et al., 2010).

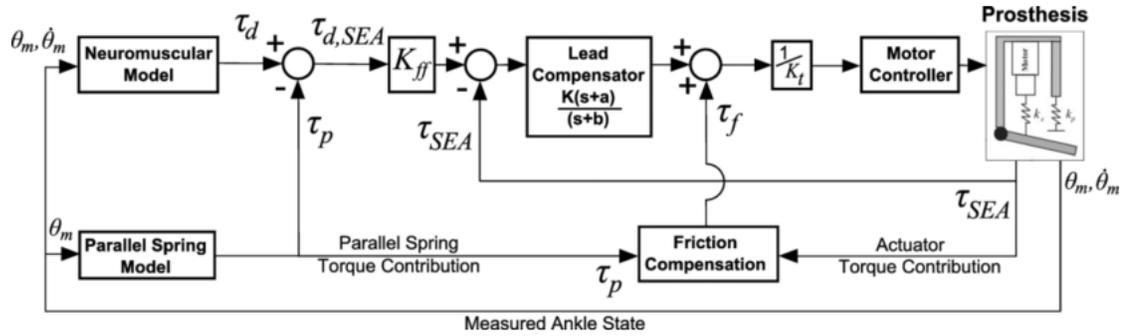


Figura 8.12 Sistema de control de la prótesis de tobillo.

H.2 Nivel medio: Generación de señales de control de la PTA.

El propósito del nivel medio (Figura 2.13) es convertir de la salida del sistema de reconocimiento de la intención de movimiento desde el nivel superior, en señales que van dirigidas al nivel medio que controla los movimiento armónicos de la prótesis. En trabajos como el de Zhang se realiza un estudio de los errores críticos presentes en el sistema de control (Figura 2.18) de la PTA(Zhang et al., 2015).

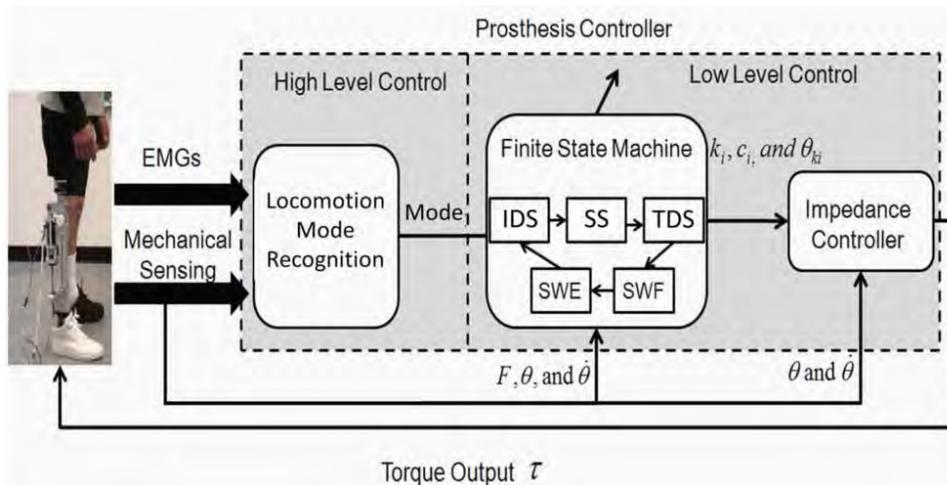


Figura 8.13 Arquitectura de control y visualización de la interacción entre el nivel bajo y superior.

El trabajo de Jiménez se centra en las estrategias de control para prótesis de extremidades inferiores. Se presta especial atención a los algoritmos que mejoran la adaptación a diferentes condiciones para caminar, y el reconocimiento de la intención de movimiento como se muestra en el diagrama de control de la **¡Error! No se encuentra el origen de la referencia.** y **¡Error! No se encuentra el origen de la referencia..** También analizan aspectos relevantes de los controladores implementados hardware (Jiménez-Fabián y Verlinden, 2012).

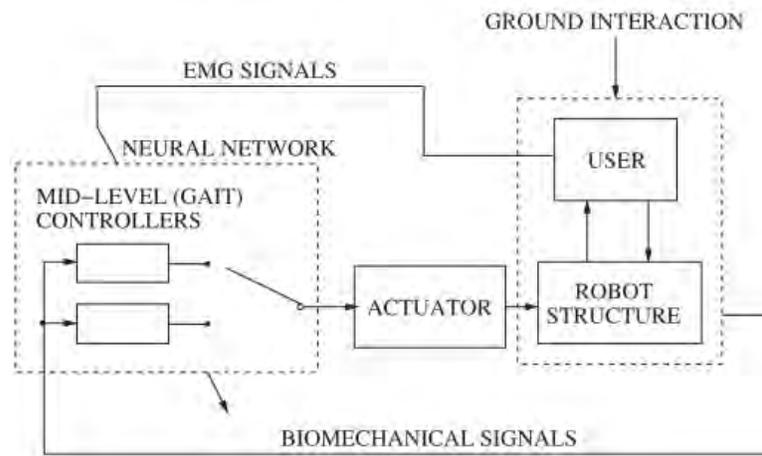


Figura 8.14 Arquitectura de control para órtesis.

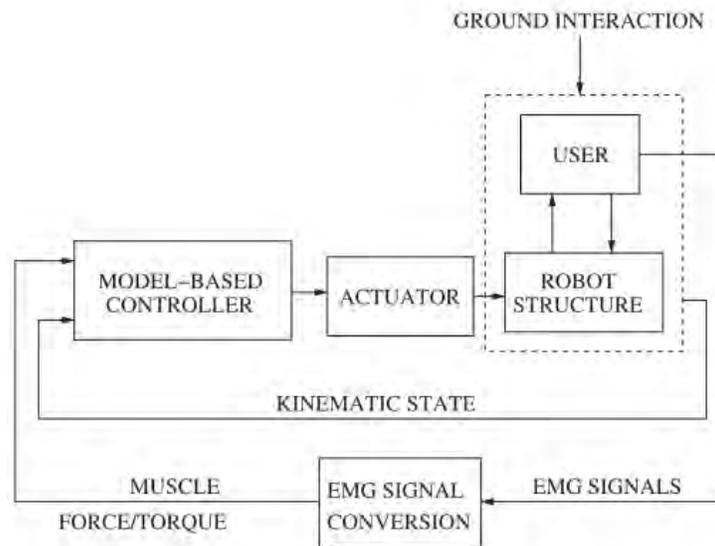


Figura 8.15 Sistema de control general.

H.3 Nivel bajo: Control y supervisión del funcionamiento de la PTA.

En trabajos como el de Hoover para controlar la fuerza en la rodilla de la prótesis se emplea un control proporcional como se muestra en la **¡Error! No se encuentra el origen de la referencia..**

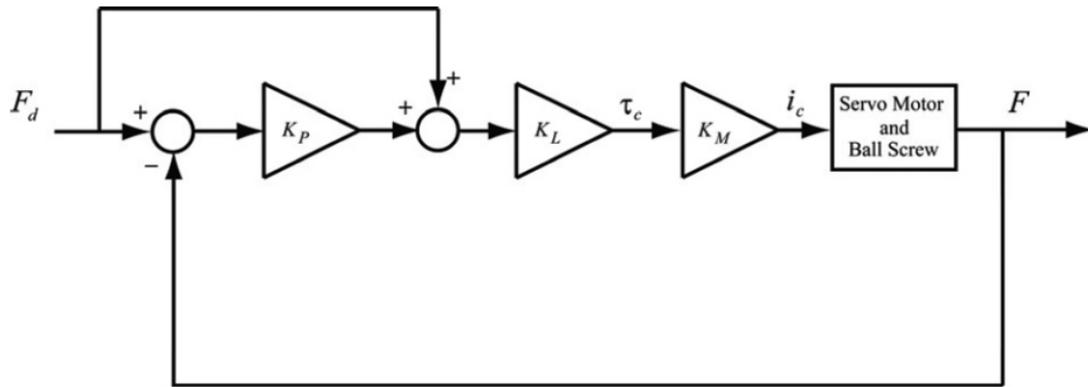


Figura 8.16 Diagrama de control del nivel bajo. El servo actuador emplea control proporcional y un feed-forward.

Para el control de toque se propone en el trabajo de Xia un novedoso control de torque, que utiliza la estrategia de optimización del ciclo de trabajo para un motor síncrono (PMSM), el algoritmo propuesto muestra en la simulación y los resultados experimentales una reducción de la fluctuación del torque en más del 30% (Xia et al., 2014), otros trabajos realizan un control torque como el mostrado en la Figura 2.19 y **¡Error! No se encuentra el origen de la referencia.** (Santos, Caurin, y Siqueira, 2015).

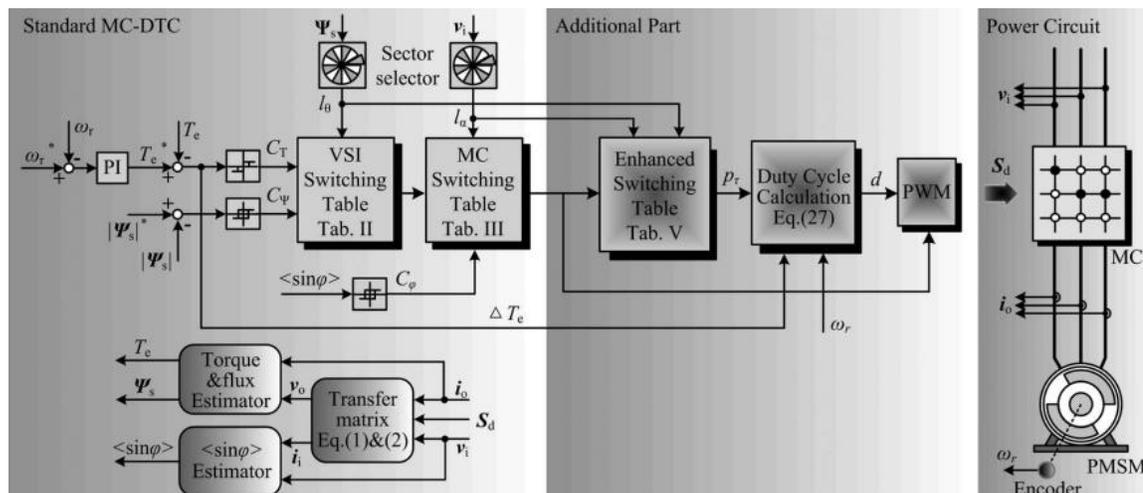


Figura 8.17 Diagrama de bloques del control de torque del motor DC.

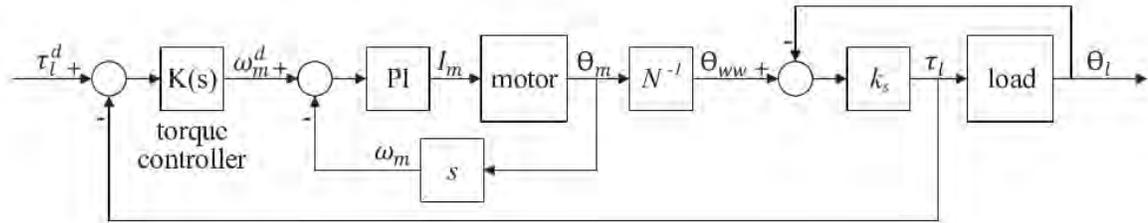


Figura 8.18 Diagrama de bloques par el control de torque.

APÉNDICE I

I.1 Ruidos e interferencias

La banda de frecuencias en la que se evidencian las EMG es de relevancia y también otras bandas de frecuencia que sean fuentes de ruido y que se encuentre en el mismo rango de frecuencia que la información provista por la señal EMG, de tal forma que estas sean discriminadas o ignoradas.

El rango frecuencia para las EMG es de 20-500Hz (Gonzales, 2010) y las fuentes de ruido e interferencias son: (i) Movimiento del sensor electrodo – piel, (ii) Ruido inherente en equipos electrónicos (0 a miles de Hz), y (iii) Ruido de la red eléctrica (60 Hz).

I.2 Señales EMG con filtros

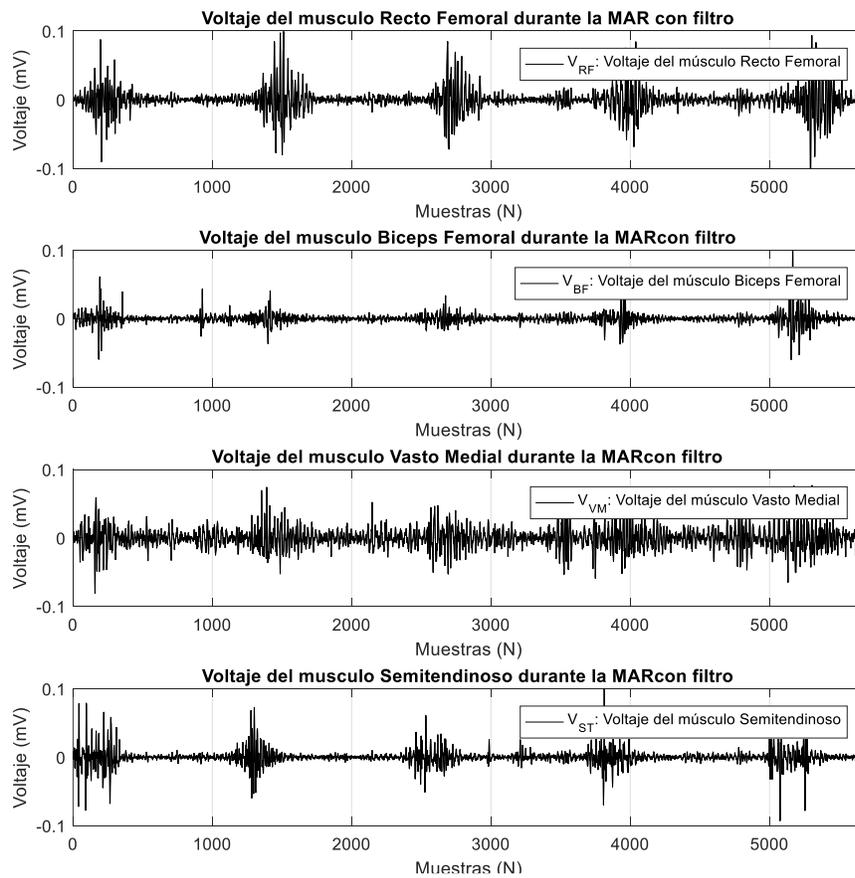
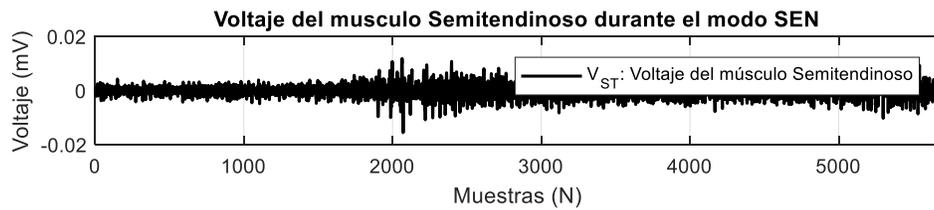
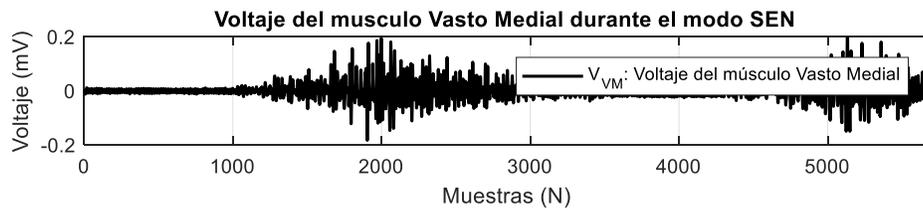
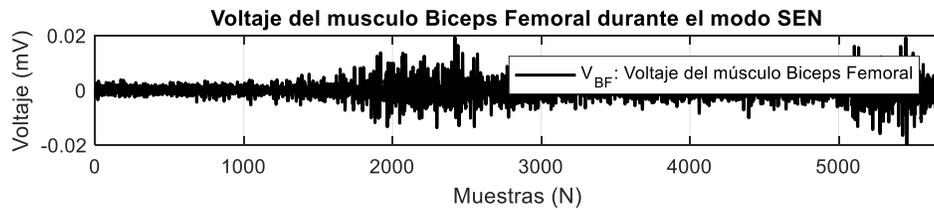
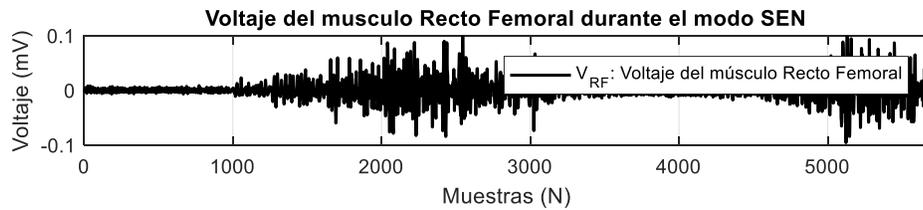
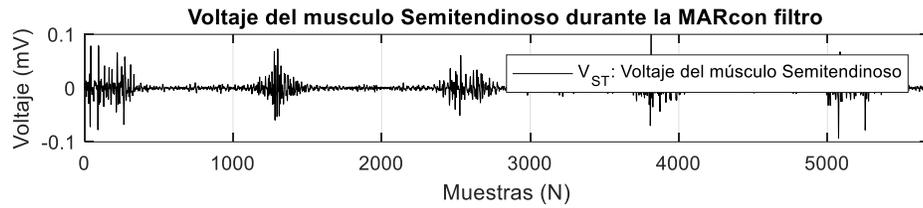
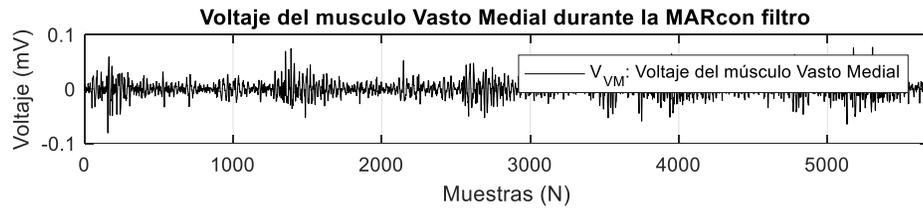
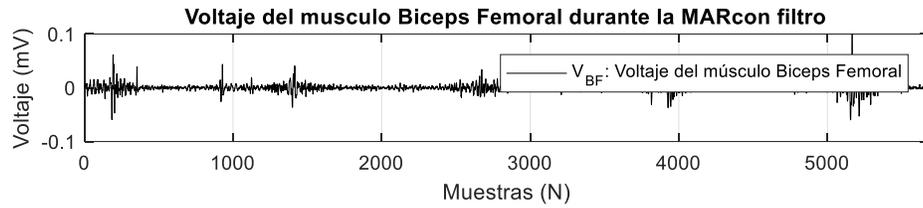
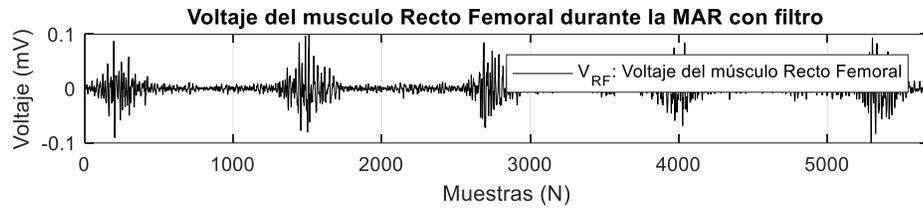


Figura 8.19 Señal con filtro pasa banda y rechaza banda.



I.3 Importancia de la extracción de características

La extracción de características es un método útil para extraer información oculta en las señales EMG permitiendo eliminar información indeseada relacionada a interferencia y ruido. La extracción de características posee tres categorías de análisis en los dominios del tiempo, frecuencia (espectral) y tiempo-frecuencia o tiempo-escala. Los primeros dos grupos de categorías son los más utilizados en el control de dispositivos asistidos, debido a que las características en el dominio tiempo- frecuencia no pueden ser usadas directamente por su alta dimensión. Las características extraídas, necesitan ser reducidas a través del uso de clasificadores

I.4 Grafica de Valores históricos e instantáneo de las características de la señal EMG

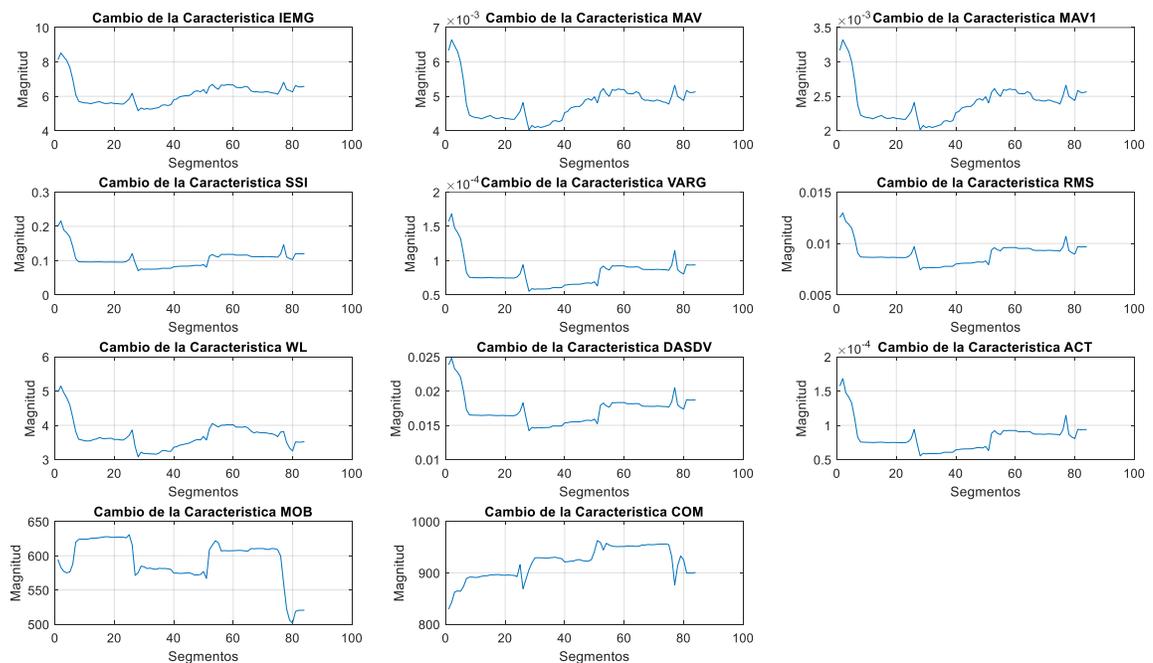


Figura 8.20 Características de la señal EMG en el modo MARCHA, extraídas de cada segmento del vector de datos durante la marcha realizada en 15 segundos aproximadamente.

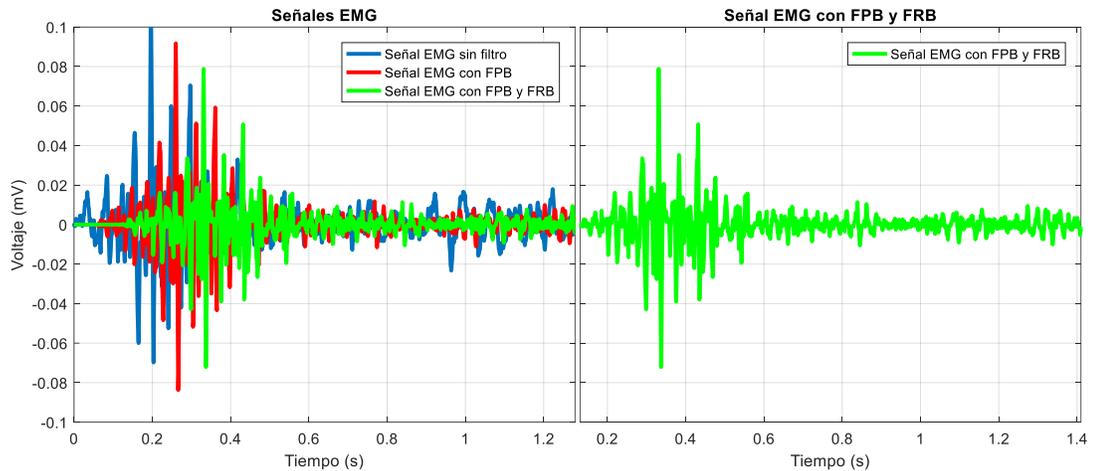


Figura 8.21 Señal original, con filtro pasa banda y rechaza banda.

	NumCarac	Xs1
IEMG	1	7.7474
MAV	2	0.0060432
MAV1	3	0.0030216
SSI	4	0.12158
VAR	5	9.4912e-05
RMS	6	0.0097385
WL	7	3.9604
AR	8	0.018854
DASDV	9	11111
ACT	10	9.49e-05
MOB	11	499.35

Figura 8.22 Características extraídas de un segmento de la señal EMG.

I.5 Pseudocódigo para ingresar datos que caracterizan a la estructura de la RN

Tabla 0.1 Pseudocódigo para ingresar datos que caracterizan a la estructura de la RN.

```

if(bias == 1)
    datainput = [ datainput ones(ndata,1) ];
end
eta = input('Introducir ratio de aprendizaje : ');
etaa = input('Introducir ratio de aprendizaje de exponente a : ');
etac = input('Introducir ratio de aprendizaje del centro c : ');
errormax = input('Introducir el valor maximo del error (%) : ');
errormax = errormax/100;
contmax = input('Introducir el : ');
outsum2 = sum(dataoutput.^2);
outsum2 = outsum2';
outsum2total = sum(outsum2);
cont = 1;
erreltotal = 1;
    dw_old = 0;    dv_old = 0;    da_old = 0;
dc_old = 0;

```

