

Centro Nacional de Investigación y Desarrollo Tecnológico

Subdirección Académica

Departamento de Ingeniería Mecánica

TESIS DE MAESTRÍA EN CIENCIAS

**Análisis de las Señales Mieléctricas de Músculos en Rehabilitación
de Tobillo mediante Teoría Wavelet**

presentada por

Ing. Samuel René Ruiz Martínez

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

Director de tesis

Dr. Jorge Colín Ocampo

Codirector de tesis

Dr. Andrés Blanco Ortega

Cuernavaca, Morelos, México. Febrero de 2018.

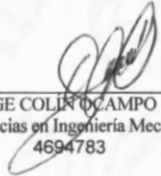
Cuernavaca, mor., 07 febrero 2018

OFICIO No. DIM/026/2018
Asunto: Aceptación de documento de tesis

C. DR. GERARDO VICENTE GUERRERO RAMÍREZ
SUBDIRECTOR ACADÉMICO
PRESENTE

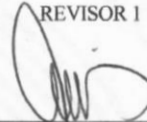
Por este conducto, los integrantes de Comité Tutorial del C. Ing. Samuel René Ruiz Martínez con número de control M15CE010 de la Maestría en Ciencias en Ingeniería Mecánica, le informamos que hemos revisado el trabajo de tesis profesional titulado "Análisis de las señales mioeléctricas de músculos en rehabilitación de tobillo mediante teoría Wavelet.", hemos encontrado que se han realizado todas las correcciones y observaciones que se le indicaron, por lo que hemos acordado aceptar el documento de tesis y le solicitamos la autorización de impresión definitiva.

DIRECTOR DE TESIS



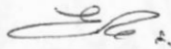
DR. JORGE COLÍN DE CAMPO
Doctor en Ciencias en Ingeniería Mecánica
4694783

REVISOR 1



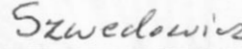
DR. ARTURO ABUNDEZ PLIEGO
Doctor en Ciencias en Ingeniería Mecánica
6901139

REVISOR 2



DR. ELADIO MARTÍNEZ RAYÓN
Doctor en Ciencias en Ing. Mecánica
8500740

REVISOR 3



DR. DARIUSZ SŁAWOMIR SZWEDOWICZ WASIK
Doctor en Ciencias en Ingeniería Mecánica
REV. FOLIO B 046004

C.p. Jefa del Departamento de Servicios Escolares.
Estudiante
Expediente

Iniciales AAP/mrsr



Cuernavaca, Mor. 9 de febrero de 2018
OFICIO No. SAC/100/2018

Asunto: Autorización de impresión de tesis

**ING. SAMUEL RENÉ RUIZ MARTÍNEZ
CANDIDATO AL GRADO DE MAESTRO EN CIENCIAS
EN INGENIERÍA MECÁNICA
P R E S E N T E**

Por este conducto, tengo el agrado de comunicarle que el Comité Tutorial asignado a su trabajo de tesis titulado "**Análisis de las señales mioeléctricas de músculos en rehabilitación de tobillo mediante teoría Wavelet**", ha informado a esta Subdirección Académica, que están de acuerdo con el trabajo presentado. Por lo anterior, se le autoriza a que proceda con la impresión definitiva de su trabajo de tesis.

Esperando que el logro del mismo sea acorde con sus aspiraciones profesionales, reciba un cordial saludo.

ATENTAMENTE
"CONOCIMIENTO Y TECNOLOGIA AL SERVICIO DE MEXICO"

**DR. GERARDO VICENTE GUERRERO RAMÍREZ
SUBDIRECTOR ACADÉMICO**



**SEP TecNM
CENTRO NACIONAL
DE INVESTIGACIÓN
Y DESARROLLO
TECNOLÓGICO
SUBDIRECCIÓN
ACADÉMICA**

C.p. M.T.I. María Elena Gómez Torres- Jefa del Departamento de Servicios Escolares.
Expediente

GVGR/mcr



Dedicatorias

A Dios,

por las oportunidades de Vida brindadas hasta el momento, porque tal vez sin merecerlo, aún me sigue colmando de bendiciones. Gracias por el inmenso Amor a tu siervo.

A mi padre,

por su fortaleza transmitida y por el esfuerzo que dedicó a mi educación.

A mi madre,

quien me contagió su pasión de vivir. Gracias por educarme con los mejores preceptos.

A mis hermanos,

por el cariño, la confianza y el apoyo incondicional que siempre me han brindado.

A mi sobrino Castiel,

quien es una fuente inagotable de motivación y júbilo en nuestras vidas.

A la Sra. Ana María Cisneros †,

por alentarme a seguir soñando a pesar de la adversidad, por sus consejos y ejemplo de vida.

Agradecimientos

Al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (**CONACyT**), por la subvención otorgada durante la realización de mis estudios de maestría.

Al Centro Nacional de Investigación y Desarrollo Tecnológico (**CENIDET**), por brindarme la oportunidad de lograr una meta más en mi formación profesional.

Mi total agradecimiento a mi asesor el **Dr. Jorge Colín Ocampo**, porque siempre creyó en mí; por su confianza, paciencia, orientación e impartición de conocimientos a lo largo de este proyecto.

A mi co-asesor el **Dr. Andrés Blanco Ortega**, por sus comentarios y sabios consejos para la mejora del presente trabajo de investigación. Asimismo, por alentarme a no desistir con el tema de tesis y por mostrarse siempre accesible y dispuesto a colaborar.

Al comité revisor: **Dr. Arturo Abúndez Pliego**, **Dr. Eladio Martínez Rayón** y el **Dr. Dariusz Slawomir Szwedowicz Wasik**, por sus aportaciones durante el desarrollo de este trabajo de investigación.

A mis profesores: **Dra. Claudia Cortés García**, **Dr. Arturo Abúndez Pliego**, **Dr. Efraín Simá Moo**, **Dr. Andrés Blanco Ortega**, **Dr. Jorge Colín Ocampo**, **Dr. Eladio Martínez Rayón** y el **Dr. Dariusz Slawomir Szwedowicz Wasik**, por su compromiso y dedicación en mi formación.

A la secretaria **María del Rocío Salazar Ruiz**, por su amable atención y eficaz colaboración en todos los trámites administrativos.

A todos los que de una forma u otra contribuyeron en el desarrollo de esta tesis.

A todos ustedes,

¡GRACIAS!

Resumen

Con la finalidad de prevenir la pérdida del movimiento articular, disminuir la inflamación y fortalecer los músculos que rodean el tobillo, actualmente, los médicos especialistas utilizan robots como dispositivos de rehabilitación de tobillo en pacientes que han sufrido un trauma físico. Sin embargo, hasta la fecha el especialista no cuenta con un diagnóstico objetivo de la mejora de un músculo, cuando este se encuentra en rehabilitación. En este trabajo se presenta una metodología que tiene como objetivo evaluar el estado físico de músculos en proceso de rehabilitación de tobillo, y se basa principalmente en el análisis de las características de las señales mioeléctricas superficiales (señal sEMG) del músculo durante su evolución. Para la validación de la metodología propuesta, se analizó la evolución de un paciente con esguince de tobillo de grado I de pie derecho sin lesiones neurológicas, esto bajo un entorno de movimientos controlados mediante un dispositivo de movimiento pasivo continuo (CPM), proporcionando los movimientos de dorsi/plantarflexión de la articulación. La mejoría del paciente se determinó por el grado de recuperación de la fuerza muscular de la extremidad lesionada, y fue estimada por las características representativas de las señales sEMG en el dominio del tiempo, dominio de la frecuencia y dominio tiempo-frecuencia (teoría wavelet). Para lo anterior, se analizó la actividad mioeléctrica en los músculos tibial anterior, gastrocnemio medial y peroneo lateral largo, sometiendo al paciente a realizar actividades de entrenamiento muscular de las extremidades inferiores durante un período de tres semanas. Para observar las tendencias del comportamiento de cada uno de los músculos durante la etapa de rehabilitación, los patrones característicos obtenidos de las señales sEMG correspondientes a la segunda y tercera semana se compararon con los patrones obtenidos durante la primera semana. Los resultados muestran que las características en el dominio del tiempo (raíz media cuadrática, valor medio absoluto, integral de la señal electromiográfica, longitud de la señal, cruces por cero y desviación estándar), así como la determinación de la entropía wavelet también en el dominio del tiempo de las señales sEMG, son técnicas de análisis viables que permiten observar una tendencia creciente conforme a la contracción isométrica máxima voluntaria, que refleja un aumento del

reclutamiento de fibras musculares (aumento de la fuerza muscular) a medida que el entrenamiento avanza.

Palabras clave: Señal mioeléctrica superficial, teoría wavelet, dispositivo CPM de tobillo, evaluación de rehabilitación.

Abstract

In order to prevent the loss of joint movement, to reduce inflammation and strengthen the muscles that surround the ankle joint, nowadays, medical specialists use robots as ankle rehabilitation devices in patients who have suffered a physical trauma. However, to date the specialist does not have an objective diagnosis of the improvement of a muscle, when it is in rehabilitation. This work presents a methodology that aims to evaluate the physical condition of muscles in ankle rehabilitation process, and it is based mainly on the analysis of the characteristics of surface myoelectric signals (sEMG signal) of the muscle during its evolution. For the validation of the proposed methodology, the evolution of a patient with grade I ankle sprain on the right foot without neurological lesions was analyzed, this under an environment of controlled movements by a continuous passive motion device (CPM), by providing the movements of dorsi/plantarflexion of the ankle joint. The improvement of the patient was determined by the degree of recovery of the muscular strength of the injured limb, and it was estimated by the representative features of the sEMG signals in the time domain, frequency domain and time-frequency domain (wavelet theory). For the above, the myoelectric activity in the tibialis anterior, gastrocnemius medialis and peroneus longus muscles was analyzed, subjecting the patient to perform muscle training activities of the lower extremities, for a period of three weeks. To observe the behavior trends of each of the muscles during the rehabilitation phase, the characteristic patterns obtained from the sEMG signals corresponding to the second and third week were compared with the patterns obtained during the first week. The results show that the characteristics in the time domain (root mean square, absolute mean value, integral of the electromyographic signal, wave length, zero crossings and standard deviation), as well as the determination of the wavelet entropy also in the time domain of the sEMG signals are viable analysis techniques that allow observing a trend increasing according to the maximum voluntary isometric contraction, which reflects an increase in the recruitment of muscle fibers (increase of muscle strength) as the training progresses.

Key words: Surface myoelectric signal, wavelet theory, CPM ankle device, rehabilitation evaluation.

Contenido

Lista de figuras	v
Lista de tablas	xii
Nomenclatura	xiii
Introducción.....	1
Capítulo 1 Estado del arte	5
1.1 Introducción.....	5
1.2 Antecedentes.....	5
1.2.1 Análisis de señales mioeléctricas mediante teoría wavelet	5
1.3 Revisión bibliográfica.....	12
1.4 Conclusión del estado del arte	18
1.5 Objetivos.....	20
1.5.1 Objetivo general	20
1.5.2 Objetivos específicos.....	20
1.6 Hipótesis de trabajo	20
1.7 Justificación	21
1.8 Alcances y limitaciones	22
Capítulo 2 Conceptos Básicos.....	23
2.1 Introducción.....	23
2.2 Biomecánica del tobillo	23
2.2.1 Articulaciones y movimientos	23
2.2.2 Ligamentos	26
2.2.3 Huesos	26
2.2.4 Músculos	27
2.3 Rehabilitación, fisioterapia y kinesioterapia.....	30
2.4 Esguince de tobillo.....	31
2.4.1 Rehabilitación del esguince de tobillo.....	32
2.5 Señales mioeléctricas.....	35
2.5.1 Características de la señal sEMG	37
2.6 Procesamiento de señales mioeléctricas	38

2.6.1	Señal mioeléctrica cruda.....	38
2.6.2	Tipos de electrodos.....	38
2.6.3	Disposición de los electrodos	40
2.6.4	Factores que influyen en la señal.....	41
2.6.5	Factores que influyen un ejercicio de prueba.....	42
2.6.6	Normalización de la señal.....	43
2.6.7	Velocidad de muestreo	44
2.6.8	Segmentación de los datos.....	44
2.6.9	Extracción de características	46
2.6.9.1	Análisis en el dominio del tiempo	46
2.6.9.2	Análisis en el dominio de la frecuencia [71].....	48
2.7	Transformada wavelet.....	50
2.7.1	Transformada wavelet continua (CWT)	51
2.7.1.1	Espectro de energía wavelet.....	54
2.7.1.2	Espectro de densidad de energía wavelet.....	55
2.7.2	Transformada wavelet discreta (DWT)	56
2.7.3	Funciones wavelet	59
2.7.4	Wavelet madre de Gabor y Morlet	61
2.7.5	Transformada wavelet continua de Gabor.....	63
2.7.6	Reducción del ruido mediante wavelet.....	67
2.7.6.1	Nivel de descomposición	68
2.7.6.2	Funciones wavelet.....	68
2.7.6.3	Funciones de umbralización	69
2.7.6.4	Valor del umbral	69
2.7.6.5	Medidas de evaluación.....	70
2.8	Entropía de Shannon	71
2.9	Espectro de la relación del valor singular	73
2.9.1	Espectro SVR retardado bajo la matriz de estructura fija.....	76
2.10	Conclusiones	77
Capítulo 3 Validación de algoritmos		79
3.1	Introducción	79
3.2	Transformada wavelet de Gabor	79
3.3	Entropía de Shannon	82

3.4	Transformada wavelet discreta como filtro	85
3.5	Reducción de ruido con la transformada wavelet	89
3.6	Periodicidad mediante el espectro SVR.....	93
3.7	Espectro de densidad de energía wavelet.....	97
3.8	Programa de análisis wavelet de señales sEMG	100
3.9	Conclusiones.....	100
Capítulo 4 Análisis de señales mioeléctricas		101
4.1	Introducción.....	101
4.2	Sistema de adquisición de señales mioeléctricas	101
4.3	Rutinas de rehabilitación	102
4.4	Metodología.....	106
4.4.1	Sujetos de estudio.....	106
4.4.2	Fase previa.....	106
4.4.3	Fase de registro.....	108
4.4.4	Fase de procesado.....	111
4.5	Conclusiones.....	116
Capítulo 5 Pruebas y resultados		117
5.1	Introducción.....	117
5.2	Sujeto de estudio.....	117
5.3	Ejercicios para la adquisición de datos	118
5.4	Adquisición de señales.....	118
5.5	Procesamiento de señales.....	119
5.5.1	Contracción isométrica máxima voluntaria.....	119
5.5.2	Selección de la wavelet madre para sintetizar	120
5.5.3	Extracción de características	124
5.5.3.1	Dominio del tiempo	124
5.5.3.2	Dominio de la frecuencia.....	126
5.5.3.3	Análisis wavelet.....	129
5.6	Resultados.....	138
5.7	Conclusiones.....	143
Capítulo 6 Conclusiones y recomendaciones		147
6.1	Introducción.....	147
6.2	Conclusiones.....	147

6.3	Recomendaciones	148
Referencias.....	151
Anexos	165
Anexo A	Señales de prueba	165
Anexo B	Algoritmo de la transformada wavelet continua.....	167
B.1	Introducción.....	167
B.2	Algoritmo cwt_1.....	167
B.3	Algoritmo cwt_2.....	169
B.4	Comparación de algoritmos.....	170
Anexo C	Características del rehabilitador de tobillo	173
C.1	Descripción.....	173
C.2	Actuador lineal concéntrico.....	174
C.3	Tarjeta de control.....	175
Anexo D	Características del electromiógrafo	176
D.1	Descripción.....	176
D.2	Unidad amplificadora	176
D.3	Electrodos diferenciales de superficie	177
D.4	Módulo de entrada.....	178
D.5	Cable de entrada	178
D.6	Fuente de alimentación.....	178
Anexo E	Características de las tarjetas de adquisición de datos	180
E.1	Descripción.....	180
E.2	Tarjeta National Instruments PCI-6034E	180
E.3	Tarjeta Advantech PCI-1716.....	181
Anexo F	Control de posición del actuador lineal.....	185
F.1	Introducción.....	185
F.2	Descripción.....	185
Anexo G	Programa de adquisición de señales mioeléctricas.....	187
G.1	Introducción.....	187
G.2	Descripción.....	187
Anexo H	Corpus de señales	191
H.1	Introducción.....	191
H.2	Descripción.....	191

Lista de figuras

Fig. 1.1	Procesamiento de señales para la clasificación de patrones en una aplicación típica [6].	6
Fig. 1.2	Diferentes dominios de análisis de señales. a) Dominio del tiempo (Shannon); b) dominio de la frecuencia (Fourier); c) STFT (Gabor); d) análisis wavelet.	7
Fig. 1.3	a) Sistema de adquisición de señales mioeléctricas propuesto en este trabajo; b) sistema de adquisición de señales de vibración implementado en [52].	21
Fig. 2.1	Articulación del tobillo (suprastragalina y subastragalina) [6].	24
Fig. 2.2	a) Ejes de rotación de la articulación del tobillo y b) planos anatómicos ubicados en la articulación del tobillo.	24
Fig. 2.3	Movimientos de la articulación del tobillo.	25
Fig. 2.4	Ligamentos de la articulación del tobillo [59].	26
Fig. 2.5	Huesos de la articulación del tobillo [59].	27
Fig. 2.6	Músculos superficiales del compartimento posterior de la pierna [59].	28
Fig. 2.7	Músculos del compartimento lateral y anterior de la pierna [59].	29
Fig. 2.8	Ejercicios de movilización activa en dorsi/plantarflexión a tolerancia para tobillo [3].	33
Fig. 2.9	Ejercicios de propiocepción para tobillo [3].	33
Fig. 2.10	Ejercicios de fortalecimiento contrarresistencia (asistidos con una venda elástica) para tobillo [3].	34
Fig. 2.11	Dispositivos de CPM para la rehabilitación del tobillo de 1 GDL. a) JACE Ankle A330 CPM [67]; b) TobiBot [1]; c) Prototipo desarrollado por Azcaray [68].	35
Fig. 2.12	Estructura fisiológica de la unidad motora.	36
Fig. 2.13	Señal mioeléctrica cruda con tres contracciones voluntarias del músculo semitendinoso.	38
Fig. 2.14	Tipos de electrodos para registrar señales mioeléctricas.	39
Fig. 2.15	Ubicación de los electrodos de la parte baja de las piernas y pies según la normativa SENIAM [61].	41
Fig. 2.16	Segmentación de los datos para el procesamiento de señales sEMG. a) Técnica de ventanas adyacentes y b) técnica de ventanas superpuestas.	45
Fig. 2.17	Comparación de los resultados del análisis a) STFT y b) WT.	50
Fig. 2.18	Aproximación de la frecuencia central para la wavelet de Gabor con $\gamma = 3.5$ y $f_o = 1$.	52
Fig. 2.19	Traslación y dilatación de la parte real de la wavelet de Gabor con $\gamma = 5.3364$ y $f_o = 1$.	53
Fig. 2.20	Algoritmo piramidal de Mallat para la descomposición de la DWT.	57
Fig. 2.21	Reconstrucción de los vectores de a) detalle y b) aproximación para el nivel $j = 1$. 0: la señal es igual a 0.	58
Fig. 2.22	Wavelet madre. a) Morlet; b) sombrero mexicano.	60
Fig. 2.23	Familia de wavelet de Daubechies (funciones ortogonales).	60
Fig. 2.24	Funciones wavelet base: Haar, Meyer, Coiflets y Symlets.	61
Fig. 2.25	Similitud entre la wavelet de Gabor con $\gamma = 2\pi$ y la wavelet de Morlet con $\beta = 1$ ($\omega_o = 2\pi$).	62
Fig. 2.26	Parte real de la wavelet madre. a) Gabor con $\gamma = 3.56, 5$; b) Morlet con $\beta = 0.95, 1.5$.	63
Fig. 2.27	Estimación de la frecuencia central de la función wavelet con la FFT. a) Dos wavelets de Gabor con $\gamma = 5.3364$ y $\omega_o = \pi, 2\pi$; b) espectros de frecuencias correspondientes a las wavelets del inciso a).	64

Fig. 2.28	Discretización del plano tiempo-frecuencia del análisis GWT de una señal con componentes de 100 y 300 Hz ($f_s = 10.23$ kHz). a) $\Delta b = T$ y $\Delta f = 83.33$ Hz; b) $\Delta b = 5.26$ ms y $\Delta f = 2.5$ Hz. $\gamma = 5.3364$	65
Fig. 2.29	Análisis GWT de una señal con dos componentes sinusoidales. a) Señal en el dominio del tiempo; b) parte real de la transformada wavelet $\mathbf{Re}(CWT(a, b))$ (máximos positivos en rojo, mínimos negativos en azul); c) parte real de la transformada wavelet $\mathbf{Re}(CWT(a, b))$ (mismo espectrograma del inciso b) pero con un gráfico de contornos); d) parte imaginaria de la transformada wavelet $\mathbf{Im}(CWT(a, b))$; e) fase de la transformada wavelet $\varphi(a, b) = \tan^{-1}[\mathbf{Im}(CWT(a, b)) / \mathbf{Re}(CWT(a, b))]$ (fase $-\pi$ en azul, fase π en rojo, cero fase en verde); f) módulo de la transformada wavelet $CWT(a, b) = [\mathbf{Re}(CWT(a, b))^2 + \mathbf{Im}(CWT(a, b))^2]^{1/2}$ (valores máximos en rojo, valores cero en azul).	66
Fig. 2.30	Esquema de reducción del ruido mediante la transformada wavelet.	68
Fig. 2.31	Enventanado para calcular la entropía wavelet. En rectángulo con línea continua representa la ventana de análisis de la entropía wavelet a lo largo del tiempo y el rectángulo con línea discontinua representa la ventana de análisis de la entropía wavelet a lo largo de la frecuencia. La flecha indica la dirección del desplazamiento de cada ventana.	72
Fig. 3.1	Análisis GWT de la señal A con $\gamma = 5.3364$	80
Fig. 3.2	Análisis GWT de la señal B con $\gamma = 5.3364$	80
Fig. 3.3	Espectrograma de la señal A con $\gamma = 25$	81
Fig. 3.4	Espectrograma de la señal B con $\gamma = 25$	81
Fig. 3.5	Análisis GWT de la señal C con $\gamma = 5.3364$	82
Fig. 3.6	Análisis GWT de la señal C con $\gamma_{op} = 6.2$	83
Fig. 3.7	Análisis GWT de la señal A con $\gamma_{op} = 13.9$	84
Fig. 3.8	Análisis GWT de la señal B con $\gamma_{op} = 10.3$	84
Fig. 3.9	Señal E en el dominio del tiempo.	85
Fig. 3.10	Análisis GWT de la señal E con $\gamma_{op} = 10.7$	85
Fig. 3.11	Señal E usando el análisis multiresolución con la wavelet bd8 y 7 niveles de reconstrucción.	86
Fig. 3.12	Comparación entre la señal E y la señal filtrada E_1 (señal E sin la componente de 2500 Hz) mediante la DWT.	87
Fig. 3.13	Análisis GWT de la señal E_1 (señal E sin la componente de 2500 Hz) con $\gamma_{op} = 5.3$	87
Fig. 3.14	Comparación entre la señal E y la señal filtrada E_2 (señal E sin la componente de 100 Hz) mediante la DWT.	88
Fig. 3.15	Análisis GWT de la señal E_2 (señal E sin la componente de 100 Hz) con $\gamma_{op} = 10.8$	88
Fig. 3.16	Señal F en el dominio del tiempo.	89
Fig. 3.17	a) Reconstrucción de la señal E sin la componente sinusoidal de 2500 Hz con la wavelet de Haar; b) espectro obtenido por la FFT de la señal del inciso a).	90
Fig. 3.18	Algoritmo para la selección de la wavelet madre mediante la DWT y los criterios de evaluación SNR y MSE.	90
Fig. 3.19	Comparación entre la señal F y la señal filtrada F_1 por la wavelet sym7 y la aplicación de un umbral universal.	91
Fig. 3.20	Espectro de la señal F obtenido por la FFT. a) Antes del filtro; b) después del filtro.	92
Fig. 3.21	Análisis GWT de la señal F. a) Antes del filtro con $\gamma_{op} = 2.9$; b) después del filtro con $\gamma_{op} = 4$	92
Fig. 3.22	Señal G. a) En el dominio del tiempo; b) en el dominio de la frecuencia obtenido por la FFT.	93
Fig. 3.23	Análisis GWT de la señal G con $\gamma_{op} = 19.3$	93

Fig. 3.24	a) Espectro normalizado wavelet SVR y b) espectro normalizado wavelet SVR retardado ($m = 8$) de la señal G con $\gamma_{op} = 19.3$. Valores máximos en rojo, valores cero en azul.....	94
Fig. 3.25	Evaluación de la periodicidad de la señal G mediante el espectro wavelet SVR con diferentes valores de frecuencia y número de datos, $\gamma_{op} = 19.3$. Valores máximos en rojo, valores cero en azul.....	95
Fig. 3.26	Espectro SVR generado por la superposición entre los espectros de cada frecuencia de la matriz de coeficientes wavelet de la señal G con $\gamma_{op} = 19.3$	95
Fig. 3.27	Matriz de cumbres del escalograma normalizado de la señal G con $\gamma_{op} = 19.3$	96
Fig. 3.28	Señal H. a) En el dominio del tiempo; b) en el dominio de la frecuencia obtenido por la FFT.....	97
Fig. 3.29	Análisis GWT de la señal H con $\gamma_{op} = 3.8$	98
Fig. 3.30	a) Espectro de densidad de energía y b) espectro normalizado de densidad de energía de la señal H generado por la wavelet de Gabor con $\gamma_{op} = 3.8$	98
Fig. 3.31	a) Espectro de densidad de energía y b) espectro normalizado de densidad de energía de la señal H generado por la wavelet de Gabor con $\gamma = 30$	99
Fig. 3.32	a) Densidad de energía en el tiempo y b) densidad normalizada de densidad de energía en el tiempo de la señal H generado por la wavelet de Gabor con $\gamma_0 = 3.8$	99
Fig. 3.33	Diagrama de flujo para analizar señales sEMG aplicando los conceptos DWT, FFT, GWT, entropía wavelet, espectro de la densidad de energía, matriz de cumbres y espectro SVR.....	100
Fig. 4.1	Sistema de adquisición de señales sEMG durante el cambio de rango de movimiento de la articulación de tobillo proporcionado por un dispositivo CPM.....	101
Fig. 4.2	Coordenadas generalizadas del rehabilitador CPM de tobillo.....	103
Fig. 4.3	Trayectorias planificadas durante un ciclo. a) E1 – dorsiflexión; b) E2 – plantarflexión; c) E3 – dorsi/plantarflexión; d) E4 – dorsi/plantarflexión con reposo en V_1	104
Fig. 4.4	Trayectoria planificada del ejercicio E1. $N_c = 3, f_s = 1$ kHz, $t = [10,7,1,7,1]$ s y $V = [2.5,1.2,3.6]$ V.....	105
Fig. 4.5	Orientación del electrodo con respecto a las fibras musculares.....	107
Fig. 4.6	La pierna derecha muestra las ubicaciones de los electrodos bipolares para los músculos tibial anterior (TA), gastrocnemio medial (MG) y peroneo lateral largo (PL). El electrodo de referencia (REF) está ubicado en la tuberosidad tibial de la pierna izquierda.....	108
Fig. 4.7	Configuración para las pruebas de MVIC para músculos de a) flexión y b) extensión en la articulación de tobillo. La dirección de la fuerza aplicada se indica con una flecha.....	109
Fig. 4.8	Esquema de los principales procesos llevados a cabo para la detección y comparación de patrones de i -ésima señales mioeléctricas.....	112
Fig. 4.9	a) Pantalla de inicio de la interfaz de usuario para la extracción de las características de la señal sEMG en el dominio del tiempo, dominio de la frecuencia y dominio tiempo-frecuencia; b) aspecto de la interfaz de usuario después de calcular los valores característicos de la señal sEMG del músculo TA.....	113
Fig. 4.10	a) Pantalla de inicio de la interfaz de usuario para el análisis de las características de las señales sEMG en el dominio del tiempo, dominio de la frecuencia y dominio tiempo-frecuencia; b) aspecto de la interfaz de usuario después de comparar los valores característicos de tres señales sEMG del músculo TA.....	115
Fig. 4.11	Valores RMS de tres señales sEMG del músculo TA durante tres semanas de entrenamiento muscular de extremidades inferiores.....	116
Fig. 5.1	Ejercicio de elevación de tobillo con soporte [117]. Las flechas indican la dirección del movimiento.....	117

Fig. 5.2	Procesamiento de la señal sEMG cruda para el cálculo del índice MVIC. a) señal sEMG cruda del músculo TA (registrada durante la prueba de MVIC para los músculos de flexión en la articulación de tobillo); b) señal sEMG sin offset; c) RMS de la señal del inciso b) calculado en una ventana de tiempo cada 128 ms.	119
Fig. 5.3	Señal de control y señales sEMG de los músculos seleccionados durante el ejercicio E3 a 7s. a) Trayectoria deseada del rehabilitador CPM de tobillo; b) músculo TA; c) músculo GM; d) músculo PL.	121
Fig. 5.4	Señal cruda sEMG del músculo TA filtrada por la wavelet db2. a) Superposición entre la señal sEMG cruda y la señal sEMG filtrada; b) FFT antes del filtro; c) FFT después del filtro.	122
Fig. 5.5	Señal cruda sEMG del músculo PL filtrada por la wavelet db2. a) Superposición entre la señal sEMG cruda y la señal sEMG filtrada; b) FFT antes del filtro; c) FFT después del filtro.	123
Fig. 5.6	Señal cruda sEMG del músculo PL filtrada por la wavelet db2. a) Señal sEMG filtrada; b) FFT antes del filtro; c) FFT después del filtro.	123
Fig. 5.7	Características temporales de la señal sEMG del músculo TA durante el ejercicio E3 a 7s. Las características fueron calculadas en una ventana de tiempo cada 128 ms. a) RMS; b) IEMG c) MAV; d) WL; e) std; f) ZC.	124
Fig. 5.8	Características temporales de la señal sEMG del músculo GM durante el ejercicio E3 a 7s. Las características fueron calculadas en una ventana de tiempo cada 128 ms. a) RMS; b) IEMG c) MAV; d) WL; e) std; f) ZC.	125
Fig. 5.9	Características temporales de la señal sEMG del músculo PL durante el ejercicio E3 a 7s. Las características fueron calculadas en una ventana de tiempo cada 128 ms. a) RMS; b) IEMG c) MAV; d) WL; e) std; f) ZC.	125
Fig. 5.10	Señal de control y RMS de las señales sEMG de los músculos seleccionados durante el ejercicio E3 a 7s. a) Trayectoria deseada del rehabilitador CPM de tobillo; b) músculo TA; c) músculo GM; d) músculo PL.	126
Fig. 5.11	a) MPF y b) MF de la señal sEMG del músculo TA durante el ejercicio E3 a 7s. Las características fueron calculadas en una ventana de tiempo cada 128 ms. La línea continua representa la recta de tendencia lineal de los valores que se encuentran en la banda de frecuencia de 100 y 250 Hz.	127
Fig. 5.12	a) MPF y b) MF de la señal sEMG del músculo GM durante el ejercicio E3 a 7s. Las características fueron calculadas en una ventana de tiempo cada 128 ms. La línea continua representa la recta de tendencia lineal de los valores que se encuentran en la banda de frecuencia de 100 y 250 Hz.	127
Fig. 5.13	a) MPF y b) MF de la señal sEMG del músculo PL durante el ejercicio E3 a 7s. Las características fueron calculadas en una ventana de tiempo cada 128 ms. La línea continua representa la recta de tendencia lineal de los valores que se encuentran en la banda de frecuencia de 100 y 250 Hz.	127
Fig. 5.14	Señal de control y MF de las señales sEMG de los músculos seleccionados durante el ejercicio E3 a 7s. a) Trayectoria deseada del rehabilitador CPM de tobillo; b) músculo TA; c) músculo GM; d) músculo PL.	128
Fig. 5.15	a) Densidad y b) densidad normalizada de energía en el tiempo de la señal sEMG del músculo TA durante el ejercicio E3 a 7s, $\gamma = 0.1$	129
Fig. 5.16	a) Densidad y b) densidad normalizada de energía en el tiempo de la señal sEMG del músculo GM durante el ejercicio E3 a 7s, $\gamma = 0.1$	130
Fig. 5.17	a) Densidad y b) densidad normalizada de energía en el tiempo de la señal sEMG del músculo PL durante el ejercicio E3 a 7s, $\gamma = 0.1$	130
Fig. 5.18	a) Espectro y b) espectro normalizado de densidad de energía de la señal sEMG del músculo TA durante el ejercicio E3 a 7s, $\gamma = 5.3364$	131
Fig. 5.19	a) Espectro y b) espectro normalizado de densidad de energía de la señal sEMG del músculo GM durante el ejercicio E3 a 7s, $\gamma = 5.3364$	131

Fig. 5.20	a) Espectro y b) espectro normalizado de densidad de energía de la señal sEMG del músculo PL durante el ejercicio E3 a 7s, $\gamma = 5.3364$.	132
Fig. 5.21	Análisis GWT de la señal sEMG del músculo TA durante el ejercicio E3 a 7s, $\gamma_{op} = 1.5$.	133
Fig. 5.22	Análisis GWT de la señal sEMG del músculo GM durante el ejercicio E3 a 7s, $\gamma_{op} = 2.2$.	133
Fig. 5.23	Análisis GWT de la señal sEMG del músculo PL durante el ejercicio E3 a 7s, $\gamma_{op} = 2.65$.	133
Fig. 5.24	Análisis GWT de la señal sEMG del músculo TA durante el ejercicio E3 a 7s. $t \in [16,22]$ s, $\gamma = 10$.	134
Fig. 5.25	Análisis GWT de la señal sEMG del músculo GM durante el ejercicio E3 a 7s. $t \in [25,31]$ s, $\gamma = 10$.	134
Fig. 5.26	Análisis GWT de la señal sEMG del músculo PL durante el ejercicio E3 a 7s. $t \in [41,47]$ s, $\gamma = 10$.	134
Fig. 5.27	Matriz de cumbres de la señal sEMG del músculo TA durante el ejercicio E3 a 7s. $t \in [16,22]$ s, $\gamma = 10$.	135
Fig. 5.28	Matriz de cumbres de la señal sEMG del músculo GM durante el ejercicio E3 a 7s. $t \in [25,31]$ s, $\gamma = 10$.	135
Fig. 5.29	Matriz de cumbres de la señal sEMG del músculo PL durante el ejercicio E3 a 7s. $t \in [41,47]$ s, $\gamma = 10$.	135
Fig. 5.30	a) Espectro normalizado wavelet y b) espectro normalizado retardado wavelet ($m = 10$) de la señal sEMG del músculo TA durante el ejercicio E3 a 7s. $t \in [16,22]$ s, $\gamma = 10$.	136
Fig. 5.31	a) Espectro normalizado wavelet y b) espectro normalizado retardado wavelet ($m = 10$) de la señal sEMG del músculo GM durante el ejercicio E3 a 7s. $t \in [25,31]$ s, $\gamma = 10$.	136
Fig. 5.32	a) Espectro normalizado wavelet y b) espectro normalizado retardado wavelet ($m = 10$) de la señal sEMG del músculo PL durante el ejercicio E3 a 7s. $t \in [41,47]$ s, $\gamma = 10$.	137
Fig. 5.33	Índices MVIC en movimientos de dorsi/plantarflexión de tobillo junto con la recta de tendencia lineal durante tres semanas de entrenamiento muscular de extremidades inferiores. a) Músculo TA; b) músculo GM; c) músculo PL.	139
Fig. 5.34	Características representativas de la señal sEMG del músculo TA junto con la recta de tendencia lineal para el ejercicio E3 a 7s durante tres semanas de entrenamiento muscular de extremidades inferiores. a) RMS; b) IEMG c) MAV; d) WL; e) ZC; f) MPF; g) MF; h) WTFEt; i) WTFEF.	141
Fig. 5.35	Características representativas de la señal sEMG del músculo GM junto con la recta de tendencia lineal para el ejercicio E3 a 7s durante tres semanas de entrenamiento muscular de extremidades inferiores. a) RMS; b) IEMG c) MAV; d) WL; e) ZC; f) MPF; g) MF; h) WTFEt; i) WTFEF.	141
Fig. 5.36	Características representativas de la señal sEMG del músculo PL junto con la recta de tendencia lineal para el ejercicio E3 a 7s durante tres semanas de entrenamiento muscular de extremidades inferiores. a) RMS; b) IEMG c) MAV; d) WL; e) ZC; f) MPF; g) MF; h) WTFEt; i) WTFEF.	142
Fig. 5.37	Recta de tendencia lineal entre el índice MVIC y la entropía WTFEt. a) Músculo TA; b) músculo GM; c) músculo PL.	144
Fig. B.1	Algoritmo de la transformada wavelet continua (cwt_1). En el caso de la transformada wavelet de Gabor, ω_o y γ están implícitos en la función $\psi[(t - b) / a]$ al evaluar la CWT.	168
Fig. B.2	Algoritmo de la transformada wavelet continua (cwt_2). En el caso de la transformada wavelet de Gabor, ω_o y γ están implícitos en la función $\psi[(2\pi f_i / \omega_o f_s) nm]$ al evaluar la CWT.	170
Fig. B.3	Señal B con componentes de 100, 200 y 400 Hz, $f_s = 10230$ Hz.	171
Fig. B.4	Señal st2 con componente de 100 Hz y discontinuidad en 0.1 s, $f_s = 3410$ Hz.	171
Fig. B.5	Análisis GWT de la señal B con $\gamma = 5.3364$ por el a) algoritmo cwt_1, y b) algoritmo cwt_2.	171
Fig. B.6	Análisis GWT de la señal st2 con $\gamma = 5.3364$ por el a) algoritmo cwt_1, y b) algoritmo cwt_2.	171

Fig. C.1	Diseño virtual del rehabilitador de tobillo de movimiento pasivo continuo. a) Vista superior; b) vista isométrica; c) vista frontal; d) vista lateral.	173
Fig. C.2	a) Actuador lineal concéntrico LACT2P-12-20 de Pololu® y b) su esquemático.....	174
Fig. C.3	Tarjeta de control Jrk 21v3 de Pololu® con retroalimentación (vista superior).....	175
Fig. D.1	Electromiógrafo DELSYS Bagnoli-8. 1) Electrodo de superficie; 2) unidad amplificadora; 3) módulo de entrada; 4) cable de entrada; 5) fuente de alimentación.	176
Fig. D.2	Electrodo diferencial de superficie. La señal mioeléctrica de superficie es el resultado de la diferencia de potencial entre V_1 y V_2 en la superficie de la piel.....	177
Fig. D.3	Módulo de entrada para la interconexión de los electrodos con la unidad amplificadora.	178
Fig. D.4	Cable de entrada. La conexión se realiza entre la unidad amplificadora y el módulo de entrada.....	178
Fig. D.5	Fuente de alimentación del electromiógrafo.	179
Fig. E.6	a) Tarjeta de adquisición de datos National Instruments PCI-6034E (vista superior) y b) cable de conexión NI SH68-68-EPM.	180
Fig. E.7	a) Tarjeta de adquisición de datos Advantech PCI-1716 (vista superior) y b) tarjeta ADAM-3968 SCSI 68P.....	181
Fig. F.1	Diagrama de conexión de la tarjeta Jrk 21v3 para el sistema de control de posición del actuador lineal LACT2P-12-20.....	185
Fig. F.2	Superposición entre la trayectoria deseada, x_d , y la trayectoria real, x_r , de los ejercicios terapéuticos (carga de 2 kg sobre la plataforma del rehabilitador). a) E1 – dorsiflexión; b) E2 – plantarflexión; c) E3 – dorsi/plantarflexión; d) E4 – dorsi/plantarflexión con reposo.....	186
Fig. G.1	Diagrama de bloques para el envío de la señal de control al rehabilitador; y para la adquisición, registro y extracción de características de las señales mioeléctricas de los músculos seleccionados.	187
Fig. G.2	Diagrama de bloques del subsistema “ <i>Trayectoria deseada</i> ” en el programa principal.....	188
Fig. G.3	Diagrama de bloques del subsistema a) “ <i>sEMG cruda</i> ” y b) “ <i>Remove offset</i> ” en el programa principal.....	189
Fig. G.4	Diagrama de bloques del subsistema a) “ <i>Subsystem</i> ” y b) “ <i>EMGs matrix</i> ” en el subsistema “ <i>Remove offset</i> ”.	189
Fig. G.5	Diagrama de bloques del subsistema “ <i>Características temporales</i> ” en el programa principal.	190
Fig. G.6	Diagrama de bloques del subsistema “ <i>Característica espectral</i> ” en el programa principal.	190
Fig. H.1	Señal de control y señales sEMG de los músculos seleccionados durante el ejercicio E1 a 5s. a) Trayectoria deseada del rehabilitador CPM de tobillo; b) músculo TA; c) músculo GM; d) músculo PL.	192
Fig. H.2	Señal de control y señales sEMG de los músculos seleccionados durante el ejercicio E2 a 5s. a) Trayectoria deseada del rehabilitador CPM de tobillo; b) músculo TA; c) músculo GM; d) músculo PL.	192
Fig. H.3	Señal de control y señales sEMG de los músculos seleccionados durante el ejercicio E3 a 5s. a) Trayectoria deseada del rehabilitador CPM de tobillo; b) músculo TA; c) músculo GM; d) músculo PL.	193
Fig. H.4	Señal de control y señales sEMG de los músculos seleccionados durante el ejercicio E4 a 5s. a) Trayectoria deseada del rehabilitador CPM de tobillo; b) músculo TA; c) músculo GM; d) músculo PL.	193
Fig. H.5	Señal de control y señales sEMG de los músculos seleccionados durante el ejercicio E1 a 7s. a) Trayectoria deseada del rehabilitador CPM de tobillo; b) músculo TA; c) músculo GM; d) músculo PL.	194
Fig. H.6	Señal de control y señales sEMG de los músculos seleccionados durante el ejercicio E2 a 7s. a) Trayectoria deseada del rehabilitador CPM de tobillo; b) músculo TA; c) músculo GM; d) músculo PL.	194

Fig. H.7 Señal de control y señales sEMG de los músculos seleccionados durante el ejercicio E4 a 7s. a) Trayectoria deseada del rehabilitador CPM de tobillo; b) músculo TA; c) músculo GM; d) músculo PL 195

Lista de tablas

Tabla 1.1	Tabla comparativa de la revisión bibliográfica.	19
Tabla 2.1	Valores límite aproximados del rango de movimientos y los momentos pasivos en la articulación del tobillo [57].	25
Tabla 2.2	Músculos involucrados en los movimientos de la articulación del tobillo.	29
Tabla 2.3	Algunas señales bioeléctricas detectadas por electrodos biopotenciales y sus fuentes [70].	35
Tabla 2.4	Características y propiedades de las wavelets más comunes [86].	59
Tabla 2.5	Lista de 53 funciones wavelet de 6 familias wavelet.	68
Tabla 3.1	Resultados del filtrado de la señal F.	91
Tabla 4.1	Relación voltaje-posición del actuador lineal.	103
Tabla 4.2	Ejercicios terapéuticos implementados para la rehabilitación del tobillo.	104
Tabla 4.3	Vector tiempo y vector amplitud que definen los ejercicios presentados en la Tabla 4.2.	105
Tabla 4.4	Metodología implementada para la adquisición, registro y procesamiento de señales sEMG.	106
Tabla 5.1	Ejercicios de rehabilitación, $N_c = 3$, $f_s = 1000$ Hz, $V = [2.5, 1.2, 3.6]$ V.	118
Tabla 5.2	Índice MVIC de los músculos TA, GM y PL después de la segunda semana de entrenamiento muscular de extremidades inferiores.	120
Tabla 5.3	Resultados del filtrado de las señales sEMG de los músculos seleccionados.	122
Tabla 5.4	Valores característicos de las señales sEMG de los músculos TA, GM y PL para el ejercicio E3 a 7s, correspondientes a la segunda semana de entrenamiento muscular de extremidades inferiores.	138
Tabla 5.5	Índice MVIC para el sujeto de estudio en movimientos de dorsi/plantarflexión de tobillo durante tres semanas de entrenamiento muscular de extremidades inferiores.	139
Tabla 5.6	Valores característicos de las señales sEMG de los músculos TA, GM y PL durante tres semanas de entrenamiento muscular de extremidades inferiores.	140
Tabla 5.7	Diferencia relativa entre las características de las señales sEMG de los músculos TA, GM y PL correspondientes a la segunda y tercera semana con respecto a las características de la primera semana.	144
Tabla B.1	Comparación del tiempo de ejecución del análisis GWT entre los algoritmos cwt_1 y cwt_2.	172
Tabla C.1	Partes del rehabilitador de tobillo de movimiento pasivo continuo de 1 GDL.	173
Tabla C.2	Características del actuador lineal concéntrico LACT2P-12-20 de Pololu®.	174
Tabla C.3	Especificaciones generales de la tarjeta de control Jrk 21v3 de Pololu® con retroalimentación.	175
Tabla D.1	Características del electrodo de superficie del electromiógrafo DELSYS Bagnoli-8.	177
Tabla D.2	Características mecánicas y eléctricas del electromiógrafo DELSYS Bagnoli-8.	179
Tabla E.1	Especificaciones de la tarjeta de adquisición de datos National Instruments PCI-6034E.	181
Tabla F.2	Ejercicios terapéuticos para 7 segundos, $f_s = 1$ kHz y $V = [2.3, 1.2, 3.6]$ V.	186
Tabla H.3	Corpus de señales, $N_c = 3$, $f_s = 1$ kHz, $V = [2.5, 1.2, 3.6]$ V.	191

Nomenclatura

Simbología

A_j	Vector de aproximación de la transformada wavelet discreta
a	Parámetro de escala de la transformada wavelet
b	Parámetro de traslación de la transformada wavelet
cA_j	Coefficientes de aproximación de la transformada wavelet discreta
cD_j	Coefficientes de detalle de la transformada wavelet discreta
C_g	Constante de admisibilidad de $\psi(t)$
$CWT_{\psi}^x(a,b)$	Coefficientes de la transformada wavelet continua
D_j	Vector de detalle de la transformada wavelet discreta
E	Cantidad de energía en el dominio del tiempo de $\psi(t)$
$E_f(f)$	Espectro de densidad de energía
$E_t(b)$	Densidad de energía en el tiempo
E_x	Cantidad de energía de la señal $x(t)$
f	Frecuencia característica
f_o	Frecuencia central de la wavelet madre
f_p	Pseudofrecuencia
f_s	Frecuencia de muestreo de la señal a analizar
L	Número máximo de niveles de descomposición
N	Número de muestras de la señal a analizar
$NE_f(f)$	Espectro de densidad de energía normalizada
$NW(a,b)$	Escalograma normalizado de los coeficientes wavelet
$PSD(f)$	Función de densidad espectral de potencia
q	Longitud del período
RMS_{MVIC}	Índice MVIC
RMS_N	RMS normalizado
SE	Entropía de Shannon
t	Tiempo
T	Período de muestreo de la señal a analizar
$WPS_{\psi}^x(a,b)$	Escalograma o periodograma wavelet
$x(t)$	Señal a analizar

$X(N)$ Secuencia de datos

Símbolos griegos

β Parámetro de forma de la wavelet madre de Morlet
 γ Parámetro de forma de la wavelet madre de Gabor
 γ_{op} Parámetro de forma óptimo de la wavelet de Gabor
 Δt Intervalo de muestreo de la señal a analizar
 $\delta(n)$ Índice de periodicidad
 $\hat{\delta}(n)$ Índice de periodicidad normalizada
 $\varphi_{\psi}^x(a,b)$ Ángulo de fase de la transformada wavelet continua
 $\psi(t)$ Wavelet madre
 $\hat{\psi}$ Transformada de Fourier de $\psi(t)$
 ω Frecuencia angular $x(t)$
 ω_o Frecuencia angular de la wavelet madre

Siglas y acrónimos

ApEn Entropía aproximada
CENIDET Centro Nacional de Investigación y Desarrollo Tecnológico
CPM Movimiento pasivo continuo
CWD Distribución Choi-Williams
CWT Transformada wavelet continua
DWT Transformada wavelet discreta
EMG Electromiografía
FAOS Puntaje del resultado del pie y tobillo
GDL Grados de libertad
GWT Transformada wavelet continua de Gabor
IEMG Integral de señal electromiográfica
IMSS Instituto Mexicano del Seguro Social
LEER Lesión de esfuerzo repetitivo
MAV Valor medio absoluto
MF Frecuencia mediana
MG Gastrocnemio medial
MPF Frecuencia de potencia media

MRA	Análisis multirresolución
MU	Unidad motora
MUAP	Potencial de acción de unidad motora
MVC	Contracción máxima voluntaria
MVIC	Contracción isométrica máxima voluntaria
OMAS	Puntaje Olerud-Molander
OMS	Organización Mundial de la Salud
PID	Proporcional integral derivativo
PL	Peroneo lateral largo
PWVD	Pseudo distribución Wigner-Ville
RMS	Raíz media cuadrática
ROM	Rango de movimiento
RWED	Distribución exponencial con ventana
SD	Desviación estándar
sEMG	Electromiografía de superficie
SENIAM	Electromiografía de Superficie para la evaluación no Invasiva de los Músculos
STFT	Transformada de Fourier de tiempo corto
SVD	Descomposición del valor singular
SVR	Relación del valor singular
TA	Tibial anterior
WL	Longitud de la señal
WT	Transformada wavelet
WTFEf	Entropía wavelet a lo largo de la frecuencia
WTFEt	Entropía wavelet a lo largo del tiempo
WVD	Distribución Wigner-Ville
ZC	Cruces por cero

Página intencionalmente en blanco

Introducción

Todas las personas estamos expuestas a sufrir incidentes traumáticos que pueden causar daño muscular permanente, originando que las personas no puedan realizar actividades de la vida diaria. Cuando un músculo no se utiliza o se debilita, tiende a acortarse, ocasionando deformidades o contracturas musculares y rigidez en las articulaciones. Por otra parte, las fracturas obligan a inmovilizar el miembro lesionado a fin de que el hueso fracturado pueda soldarse en la posición correcta, provocando con ello un deterioro notable sobre músculos y articulaciones que, sin un estímulo de movimiento o terapia física adecuada pierden parte de sus funciones.

El tobillo es una de las articulaciones que más incidencia de lesiones presenta, esto a causa en gran parte a que rige la locomoción de las personas y por ser una estructura de mayor soporte de peso del cuerpo humano [1]. Las lesiones ligamentarias del tobillo son las más frecuentes que se presentan en las actividades cotidianas y del deporte [2]; se conocen con los términos de esguince, torcedura o entorsis del tobillo. Anualmente, el Instituto Mexicano del Seguro Social (IMSS) alrededor de 275,630 personas con esguince de tobillo son tratadas en los servicios de medicina familiar; dependiendo del grado de la lesión y como parte de su tratamiento requieren de varios días de incapacidad para la recuperación de la extremidad lesionada [3].

El manejo de los esguinces de tobillo ha variado a través del tiempo; en los años 40 el tratamiento generalizado era la inmovilización rígida de la articulación. En los últimos años se ha reportado el tratamiento de los esguinces de tobillo con: movilización temprana, uso de fisioterapia, rehabilitación con fortalecimiento y propiocepción [4]. El tratamiento conservador con fisioterapia está encaminado a la aceleración de la resolución del proceso inflamatorio con recuperación funcional en un tiempo menor al habitual, así como, evitar la cicatrización incorrecta de los ligamentos que pueden producir síntomas residuales (dolor o edema) y recaídas como resultado de la inestabilidad crónica del tobillo [3], [4]. Por consiguiente, cuando el

manejo de la lesión es apropiado y la rehabilitación inicia de forma temprana se puede reducir el tiempo de rehabilitación y las complicaciones.

La rehabilitación, en un sentido general, es el proceso en el cual a través de fisioterapia es posible recuperar las habilidades físicas perdidas a causa de un incidente traumático [1]. Actualmente para lograr una mejor rehabilitación en lesiones de tobillo o pie, se han propuesto sistemas que permiten mover y estirar los músculos y tendones de forma suave y continua (dispositivos de movimiento pasivo continuo) [1], [5]–[7] y sistemas que utilizan alguna forma de resistencia mecánica a la actividad muscular del paciente (dispositivos de movimiento activo) [8]. Sin embargo, un especialista en traumatología no cuenta con un diagnóstico de la mejora de un músculo durante el proceso de rehabilitación, por lo que sólo se basa en la experiencia, aspecto físico del músculo y de los comentarios del propio paciente para iniciar o dar seguimiento a una terapia de rehabilitación.

El cuerpo humano emite diversas señales eléctricas en distintos órganos de su sistema. Las señales producidas por los órganos son llamadas señales biomédicas [9]. Hoy en día estas señales han atraído gran interés en la investigación y la práctica clínica. Desde una perspectiva de investigación, las señales biomédicas ayudan a la comprensión del mecanismo del cuerpo humano, por ejemplo, cómo los fenómenos o acciones específicas podrían generar estas señales y cómo estas señales reflejan ciertos fenómenos. Desde la perspectiva clínica, las señales biomédicas construyen un puente entre ciertos fenómenos y su identificación (e.g., el diagnóstico de enfermedades) [10].

Las señales mioeléctricas (señal EMG) son señales biomédicas generadas por la contracción de los músculos del cuerpo y son producidas por el intercambio de iones a través de las membranas musculares [11]. Las señales EMG se han utilizado principalmente para analizar la fatiga muscular, diagnosticar enfermedades neuromusculares y para el control mioeléctrico de prótesis y dispositivos [11]–[14]. Sin embargo, existe poca literatura especializada respecto al uso de estas señales para la evaluación y monitorización de procesos de rehabilitación.

En el presente trabajo de tesis se propone una metodología basada en las características de las señales mioeléctricas en el dominio del tiempo, dominio de la frecuencia y dominio tiempo-frecuencia (teoría wavelet), y que por medio de ellas se permita detectar el proceso de mejora o

desmejora de los músculos de la articulación del tobillo durante su rehabilitación. De manera que, la evaluación de mejoría de un paciente por parte del médico especialista ya no se basaría como se hace actualmente de manera subjetiva, en cómo se siente el paciente, sino que el estado de mejora de la parte afectada estará basado en un sistema de análisis de señales mioeléctricas.

El contenido de la tesis se divide en seis capítulos:

- En el capítulo 1 se presenta la revisión bibliográfica, donde se describe la importancia de la teoría wavelet en el análisis de señales mioeléctricas, y los trabajos relacionados que utilizan las características de las señales mioeléctricas para dar un diagnóstico o seguimiento de la evolución de los músculos durante procesos de rehabilitación. Asimismo, se enuncia el objetivo, la hipótesis, la justificación y el alcance del presente trabajo de investigación.
- En el capítulo 2 se describe la anatomía de la articulación de tobillo, el esguince de tobillo, la rehabilitación del esguince de tobillo y la electromiografía de superficie. Además, se presentan las teorías y modelos matemáticos para el análisis de señales mioeléctricas en el dominio del tiempo, dominio de la frecuencia y dominio tiempo-frecuencia (teoría wavelet).
- En el capítulo 3 se validan los modelos matemáticos descritos en el capítulo 2 para el análisis wavelet de señales mioeléctricas.
- En el capítulo 4 se muestra la metodología para la adquisición y procesamiento de señales mioeléctricas de los músculos involucrados en el movimiento sagital de la articulación del tobillo.
- En el capítulo 5 se presentan los resultados de las señales mioeléctricas de músculos en proceso de rehabilitación de tobillo, donde se analizan por medio de la transformada wavelet.
- Finalmente, en el capítulo 6 se exponen las conclusiones del presente trabajo y recomendaciones para trabajos futuros.

Página intencionalmente en blanco

Capítulo 1

Estado del arte

1.1 Introducción

En este capítulo se presenta la importancia de la teoría wavelet en el análisis de señales mioeléctricas. Asimismo, se ubica el panorama general del problema a resolver y la revisión bibliográfica de las técnicas utilizadas para el diagnóstico o seguimiento de la evolución de músculos durante procesos de rehabilitación. Finalmente, se detalla el objetivo, la hipótesis, la justificación y el alcance del presente trabajo de investigación.

1.2 Antecedentes

En este apartado se presentan los antecedentes de investigaciones referidas al análisis tiempo-frecuencia de señales mioeléctricas mediante la transformada wavelet. También se enuncian los trabajos que se han realizado en el Centro Nacional de Investigación y Desarrollo Tecnológico (CENIDET) que abordan el análisis de señales mioeléctricas y el uso de la teoría wavelet.

1.2.1 Análisis de señales mioeléctricas mediante teoría wavelet

Una señal mioeléctrica está formada por la superposición de potenciales de acción individuales, generado por descargas irregulares de unidades motoras activas (MU) en un músculo. Merlo *et al.* [15] modeló una señal mioeléctrica de superficie (señal sEMG) como:

$$\begin{aligned}x(t) &= \sum_j \text{MUAPT}_j(t) + \eta(t) \\ &= \sum_j \sum_i k_j f\left(\frac{t - \theta_{ij}}{\alpha_j}\right) + \eta(t),\end{aligned}\tag{1.1}$$

donde k_j es un factor de amplitud para la unidad motora j -ésimo, $f(\cdot)$ representa la forma del potencial de acción de descarga, θ_{ij} denota el tiempo de ocurrencia del potencial de acción de unidad motora (MUAP), α_j es un factor escala y $\eta(t)$ representa el ruido aditivo.

A causa de la gran cantidad de MUAP y a la naturaleza irregular de la descarga de MU, una señal sEMG puede considerarse como una señal estocástica compleja y no estacionaria [11], [16], [17]. Las señales sEMG son esencialmente un patrón unidimensional, por lo que cualquier técnica de procesamiento de señales para extracción de características y reconocimiento de patrones se puede aplicar a este tipo de señales [11]. Como se explica en la Fig. 1.1, la extracción de características de señales se puede realizar en el dominio del tiempo, dominio de la frecuencia o ambos dominios (tiempo-frecuencia).

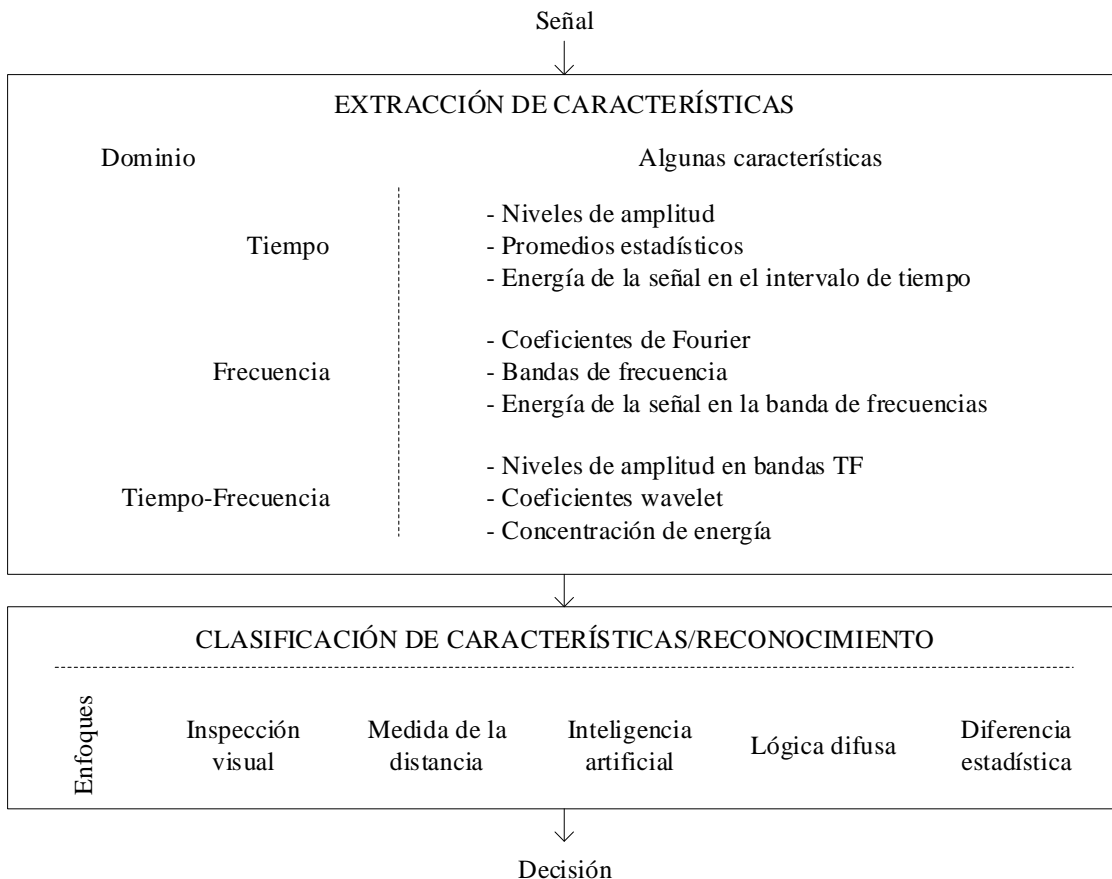


Fig. 1.1 Procesamiento de señales para la clasificación de patrones en una aplicación típica [6].

Las características de la señal dependen en gran medida del nivel y la duración de la contracción muscular, los estados musculares dinámicos o estáticos, la fatiga y el sudor de la piel. Las señales sEMG, particularmente a niveles de contracción más altos, se han asumido comúnmente como procesos Gaussianos con un valor de media cero. Sin embargo, a bajos niveles de contracción, o cerca de la fatiga muscular, una señal sEMG es más probable que sea un proceso Laplaciano con un valor de media cero [17].

La extracción de características para la clasificación de patrones en tiempo real, se efectúa a lo largo de un segmento de tiempo de la señal de análisis. Las técnicas de segmentación de datos corresponden a ventanas de tiempo adyacentes y ventanas de tiempo superpuestas [18]. Las características de datos calculadas a lo largo de un segmento de tiempo son substancialmente una aproximación del valor verdadero de una característica, con sesgo y varianza asociados. Dependen principalmente de la longitud del segmento y del método de extracción de características. La amplitud de la señal y sus características relacionadas a menudo se investigan en el análisis del dominio del tiempo, mientras que el espectro de potencia generalmente se estudia en un análisis en el dominio de la frecuencia. La transformada de Fourier de tiempo corto (STFT) y el análisis wavelet comúnmente se utilizan para extraer características en el dominio tiempo-frecuencia [17]. En la Fig. 1.2 se muestran los principales parámetros en cada dominio en el análisis de señales.

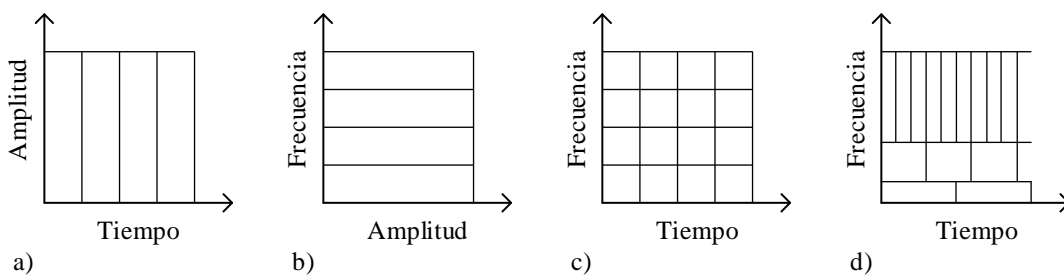


Fig. 1.2 Diferentes dominios de análisis de señales. a) Dominio del tiempo (Shannon); b) dominio de la frecuencia (Fourier); c) STFT (Gabor); d) análisis wavelet.

Históricamente, la transformada de Fourier se ha empleado para el análisis de señales encontradas en aplicaciones de ingeniería. Sin embargo, las señales adquiridas de los seres humanos, como las señales sEMG, son no estacionarias y presentan características transitorias.

El análisis de Fourier, representa a la señal por medio de una suma de sinusoides de diferentes frecuencias; por tanto, no se considera la transformada más eficiente para el análisis de datos transitorios. La STFT introducida por Gabor (1946), retiene información de tiempo al aplicar la tradicional transformada de Fourier a través de una ventana de tiempo de tamaño fijo; sin embargo, la precisión con la que se obtiene la información se limita de acuerdo a la elección del tamaño de ventana. La teoría wavelet promueve esta idea al introducir ventanas de tamaño variable para lograr una alta resolución en el plano tiempo-frecuencia [19].

La idea básica del análisis wavelet consiste en expresar una señal como una combinación lineal de un conjunto particular de funciones (transformada wavelet, WT), obtenidas al trasladar y escalar una sola función denominada wavelet madre. Guglielminotti y Merletti [20] teorizaron que, si la wavelet madre se elige de manera que coincida con la forma del MUAP, la WT resultante tendrá la mejor localización de energía posible en el plano tiempo-escala (tiempo-frecuencia).

Laterza y Olmo [21] realizaron el análisis wavelet de una señal EMG para la detección del MUAP con la wavelet de sombrero mexicano y la wavelet de Morlet. Para una señal unipolar registrada y bajo ciertas hipótesis presentadas por Gabor (1946), la forma típica del MUAP puede aproximarse como la derivada de segundo orden de una distribución Gaussiana, el resultado sugirió utilizar la wavelet de sombrero mexicano. Los autores concluyen que la WT es particularmente útil para la detección del MUAP en presencia de ruido blanco aditivo. En esta condición, las contribuciones de ruido se distribuyen en todo el plano tiempo-escala, independientemente de la wavelet utilizada. Asimismo, los autores enuncian que la wavelet de sombrero mexicano no se adapta perfectamente a la forma del MUAP; por lo tanto, es probable que los resultados obtenidos estén sujetos a mejoras adicionales si se realiza una coincidencia perfecta entre la wavelet madre y el MUAP.

Por otro lado, la función wavelet que presenta mejor localización tiempo-frecuencia según el principio de incertidumbre es la wavelet de Morlet o de Gabor [22]. Arzola [23] considera que el punto crítico es la selección de los parámetros adecuados que permitan conseguir un alto y suficiente grado de correlación entre la wavelet madre y la señal de análisis.

Hong y Kim [24] proponen un método para determinar la mejor localización tiempo-frecuencia de una señal por medio de la transformada wavelet continua (CWT). Utilizaron el concepto de entropía normalizada de Shannon para seleccionar el parámetro óptimo de forma de la wavelet de Gabor que representa la mayor concentración de energía de los coeficientes wavelet. Igualmente, Lin y Qu [25] utilizaron la entropía wavelet para optimizar el parámetro de forma de la wavelet de Morlet.

Aplicaciones de la teoría wavelet

Algunos estudios han utilizado la WT para identificar cambios en el espectro de frecuencias de la señal EMG. Ismail y Afour [26] emplearon la CWT para identificar patrones de reclutamiento de fibras rápidas (alta frecuencia, de corta duración) y lentas (bajas frecuencias, submáximas, de larga duración) para satisfacer las diferentes demandas impuestas a los músculos de la extremidad inferior derecha durante la marcha. Por su parte, Kuniszyk-Józkowiak *et al.* [27] utilizaron el análisis wavelet con la wavelet madre de Morlet para localizar los máximos de frecuencia e identificar los impulsos característicos de la señal EMG en el dominio del tiempo.

Otros trabajos utilizan la WT para caracterizar la acción muscular mediante las características tiempo-frecuencia de la señal sEMG. Soo *et al.* [28] proponen un método para estimar la fuerza y la fatiga muscular simultáneamente mediante el análisis wavelet de la señal sEMG del músculo flexor durante contracciones estáticas y dinámicas de alto nivel. Los autores hacen referencia de que, en contracciones de bajo nivel, la relación señal/ruido es baja; por lo tanto, afectará a las características de las señales sEMG. Por otra parte, Bai y Chew [29] estimaron la fuerza/torque ejercida por los músculos bajo contracciones musculares dinámicas mediante la CWT y redes neuronales artificiales. Las características tiempo-frecuencia de las señales sEMG se obtuvieron de los coeficientes de la CWT utilizando la frecuencia media.

Con respecto a la clasificación de señales, Almaji y Chang [30] desarrollaron una metodología basada en la entropía wavelet a lo largo del tiempo (WTFEt) y la entropía wavelet a lo largo de la frecuencia (WTFEf) para identificar la acción muscular a través de la electromiografía de superficie (sEMG). Los resultados muestran que la wavelet de Shannon compleja proporciona

los valores más bajos de la WTFEt, lo que cuantitativamente implica mayor “certeza” para identificar las acciones musculares y la detección del contenido de la señal.

Pattichis y Pattichis [31] utilizaron la WT para analizar señales en diferentes niveles de resolución. De acuerdo con la teoría, el proceso de análisis de señales a diferentes niveles de resolución se conoce como análisis multirresolución (MRA). En la investigación, los autores describen cómo se pueden usar los coeficientes de cada etapa de la WT para construir una aproximación funcional a la señal original.

El MRA es el método de diseño para la transformada wavelet discreta (DWT). Sobahi [32] implementó un método para remover el ruido blanco Gaussiano contenido en la señal sEMG por medio de la DWT y un método de umbralización. Los autores hacen referencia de que las wavelets generalmente utilizadas para la reducción del ruido en señales biomédicas incluyen la Daubechies (db2, db6, db8) y la wavelet ortogonal de Meyer. Tumari, Sudirman y Ahmad [32] proponen un método basado en el error medio cuadrático y la DWT para seleccionar la wavelet madre más adecuada para la reconstrucción de señales encefalográficas.

Comparación con otros métodos tiempo-frecuencia

El análisis tiempo-frecuencia de señales sEMG ha sido estudiado y aplicado en investigaciones con la implementación de varios métodos como la STFT [16], [33], la distribución Wigner-Ville (WVD) [34], la distribución Choi-Williams (CWD) [35] y la WT [16], [32], [36].

La comparación entre diferentes métodos de análisis tiempo-frecuencia de señales sEMG se ha estudiado y divulgado en la literatura especializada. Canal [16] realizó una comparativa entre el análisis WT y STFT en señales sEMG de pacientes y personas sanas, y encontró que la WT proporciona mejor resolución y alto rendimiento para la visualización de la actividad neuropática y miopática. Por otro lado, Karlsson, Yu y Akay [37] realizaron un estudio de comparación mucho más amplio, utilizaron cuatro métodos para el análisis de señales sEMG durante contracciones dinámicas y señales simuladas; los métodos incluyen la STFT, la ejecución de distribución exponencial con ventana (RWED), la pseudo distribución Wigner-Ville (PWVD), y la CWT. De acuerdo a los resultados obtenidos, los métodos STFT, RWED y PWVD presentan dificultad para lograr una buena resolución tiempo-frecuencia. Por otro lado,

la CWT muestra un mejor rendimiento estadístico que los otros métodos sobre señales simuladas. Los autores concluyen que la CWT es una herramienta útil para el análisis de señales sEMG, a pesar de su alto costo computacional.

En otro estudio, Dantas *et al.* [38] realizaron una comparación entre el análisis STFT y CWT en la evaluación de la fatiga muscular en el ejercicio dinámico de carga constante máxima. Los resultados muestran que la CWT presenta menos variabilidad y son más estables que la STFT en el análisis tiempo-frecuencia de señales sEMG. Los autores sugieren el uso de la WT como una alternativa para descomponer la señal sEMG en la contracción dinámica, ya que presenta mediciones más precisas.

Con respecto a los trabajos de investigación que se han desarrollado en el CENIDET relacionados al análisis de señales mioeléctricas, se enuncian a continuación:

Azcaray [6] diseñó y construyó un dispositivo de movimiento pasivo continuo (CPM) supervisado a través de un control PID (proporcional integral derivativo) implementado por seguimiento de trayectorias planificadas, con el propósito de ayudar en la fisioterapia dirigida a la rehabilitación de movimientos de dorsiflexión y plantarflexión de la articulación del tobillo. Asimismo, en el estudio se caracterizó el comportamiento del tobillo mediante el análisis en el dominio del tiempo (valor medio absoluto, cruces por cero y longitud de onda) y en el dominio de la frecuencia (transformada rápida de Fourier) de las señales mioeléctricas que representan la acción muscular derivada al posicionar el tobillo de acuerdo a la trayectoria seguida por el rehabilitador. Posteriormente, Ruiz [39] implementó un control mioeléctrico al rehabilitador diseñado por Azcaray, con el objetivo de hacer menos tediosa la rehabilitación de tobillo. El control del rehabilitador se basó en el registro y procesamiento de señales mioeléctricas de músculos del brazo a partir de la raíz media cuadrática (RMS) de la señal. Los movimientos de plantarflexión y dorsiflexión se determinaron al manipular un joystick con la mano bajo dos posiciones, adelante y atrás, respectivamente.

Un año después, Lara [9] diseñó y construyó un exoesqueleto de extremidades inferiores controlado por señales mioeléctricas para la rehabilitación de personas con hemiplejía. Los movimientos asistidos por el exoesqueleto se limitaron a movimientos iguales para ambas piernas en flexión y extensión de las extremidades inferiores. El control del exoesqueleto se

basó en el registro, modelado y procesamiento en tiempo real de señales mioeléctricas de músculos de la pierna sana a partir del RMS normalizado de la señal.

Por otra parte, algunos trabajos que han utilizado la transformada wavelet para el análisis de señales en el área de rotodinámica son:

Arzola [23] utilizó la transformada wavelet de Gabor en una aplicación de diagnóstico a rodamientos mediante el análisis de señales de vibración. El objetivo de su trabajo fue identificar agrietamientos en las pistas internas mediante la comparación de la periodicidad por el método de descomposición del valor singular (SVD) entre un rodamiento sin falla con otro que presenta falla. En esta misma línea de investigación, Estrada [40] analizó la respuesta de un rotor fracturado para identificar las características de vibración y permitir la posibilidad de monitorear posibles fracturas en etapa incipiente mediante la transformada wavelet.

1.3 Revisión bibliográfica

En esta sección se presentan algunos trabajos de lo que se ha publicado en la literatura especializada referente a este tema de investigación, tomando como rubro principal el método para evaluar la condición física de músculos mediante el análisis de señales mioeléctricas.

Convencionalmente, las evaluaciones clínicas de las lesiones de la articulación de tobillo son realizadas por médicos experimentados que utilizan escalas gráficas ordinarias. Por otro lado, muchos investigadores han evaluado los resultados a corto y largo plazo después de una lesión de tobillo, mediante evaluaciones radiográficas, movilidad del tobillo y fuerza muscular. Sin embargo, se ha vuelto más común utilizar puntajes reportados por los pacientes para evaluar los resultados funcionales.

Actualmente, se han desarrollado varios puntajes para evaluar la función después de las lesiones de tobillo. El puntaje Karlsson es un cuestionario de autorreporte por el paciente, mientras que el puntaje Kaikkonen debe ser completado tanto por el paciente como por el médico ya que seis de los nueve elementos consisten en pruebas clínicas. Ambos están destinados principalmente a evaluar la función después de lesiones del ligamento de tobillo. El puntaje del

resultado del pie y tobillo (FAOS) es un cuestionario de autorreporte y se desarrolló para evaluar la función en una variedad de problemas relacionados con el pie y el tobillo [41].

Para evaluar los síntomas después de fracturas de tobillo, Olerud y Molander [42] desarrollaron un estudio para identificar el pronóstico funcional de las fracturas tratadas de forma quirúrgica mediante un cuestionario. Asimismo, el puntaje Olerud-Molander (OMAS) se validó contra la escala analógica lineal que evalúa la evaluación subjetiva de la función del tobillo en una escala analógica lineal de 15 cm con los extremos marcados “tobillo perfectamente normal” y “tobillo totalmente incapacitante”.

Por otra parte, en los últimos años se han propuesto métodos alternativos para la evaluación de lesiones de articulaciones mediante el análisis de señales mioeléctricas. Lu [43] desarrolló un sistema de predicción y diagnóstico para la estimación de la eficiencia del ejercicio terapéutico. El sistema propuesto combina la electromiografía de superficie (sEMG) y un dispositivo CPM de extremidades superiores. Este estudio utilizó la electromiografía para evaluar el ejercicio terapéutico proporcionado por una máquina CPM de codo durante contracciones isotónicas e isométricas de los músculos del brazo izquierdo. Después de someter a una persona sana a terapia en movimiento continuo con 2 kg de carga y con la máquina CPM, los resultados muestran que cuando los músculos se contraían, las constantes de tiempo y los puntos de transición de la fuerza de salida y las señales sEMG fueron más grandes en comparación con los músculos relajados, y después de utilizar la máquina CPM la frecuencia de la señal aumentó tres veces con magnitudes de $1/8$ de la frecuencia con 2 kg de carga, demostrando la capacidad de auto recuperación de los músculos.

Rojas *et al.* [44] diseñaron un protocolo experimental con ejercicios de flexión isométrica de los dedos y muñeca asociado a lesiones de esfuerzo repetitivo (LER), y validaron la sEMG multicanal como técnica no invasiva en la monitorización de procesos de rehabilitación. Las señales sEMG adquiridas se expresaron en cantidades relativas o submáximas respecto a la contracción máxima voluntaria (MVC) de cada sujeto, con el propósito de normalizar la activación entre sujetos independientemente de su condición física y tono muscular. La extracción de características de las señales sEMG se obtuvo para medir su activación proporcionando información sobre el estado de los músculos a partir de las variaciones del RMS,

la frecuencia mediana (FM) y la velocidad de conducción de los potenciales (VC). LER se encuentra relacionada con la rápida fatiga muscular y dolor como síntomas comunes en pacientes, a causa de esto, los autores concluyen que un análisis por fatiga durante los ejercicios de resistencia con contracciones voluntarias isométricas, puede aportar información que permita establecer diferencias entre individuos sanos y pacientes con LER, también hacen mención que una vez que se obtengan los patrones de anormalidad (al comparar con un grupo de control) en la activación y fatigabilidad muscular, la técnica puede ser empleada en pacientes como ayuda al diagnóstico o monitorización de músculos en procesos de rehabilitación.

Santafé *et al.* [45] realizaron el diseño de un programa prototipo para la detección de patrones característicos con la transformada wavelet en señales mioeléctricas del músculo cuádriceps. La detección y comparación de patrones se realizó entre dos señales sEMG, la primera (señal de referencia) adquirida de la pierna sana y la segunda de la pierna con lesión, ofreciendo la posibilidad de estudiar las variaciones de características presentes en las señales durante la evolución de lesiones que involucren el desempeño del cuádriceps. La extracción de características de las señales sEMG se obtuvieron mediante la transformada wavelet, aproximación temporal, descripción estadística, índices fractales y autocorrelación. La comparación de los coeficientes wavelet extraídos de las señales se obtuvo mediante la herramienta ANFIS de Matlab[®], permitiendo analizar las variaciones de la señal de referencia durante la recuperación de la lesión. Los autores concluyen que el método implementado tiene como desventaja que las señales sEMG a comparar deben pertenecer al mismo individuo, a causa de que la señal de referencia debe compartir las variaciones que dependen de la morfología, hábitos alimenticios y actividad física del paciente; de los resultados que obtuvieron al comparar 18 señales sanas y tres señales con lesiones de rodilla, se observó que cuando el desempeño del cuádriceps presentaba una anormalidad debida a una lesión, el *error Anfis* resultante de la comparación con la señal de un músculo normal (sin lesión) es mayor, que el error al comparar dos señales sin alteraciones.

Goodman *et al.* [46] investigaron la viabilidad de emplear la robótica, la electroencefalografía de alta densidad (EEG), y la sEMG para la rehabilitación del tobillo en un sujeto con esclerosis múltiple. Se realizó una única sesión de entrenamiento con un rehabilitador de tobillo controlado

por impedancia (Anklebot) con monitorización simultánea EEG-EMG. El sujeto jugó 8 bloques de un videojuego con Anklebot en posición sedente, la tarea requería mover el cursor (arriba/abajo) en pantalla mediante los movimientos de dorsi/plantarflexión del tobillo izquierdo. Los datos sEMG del músculo tibial anterior y del músculo gastrocnemio antes y después del entrenamiento, mostraron que después del entrenamiento existe una mayor activación muscular y una mayor cocontracción muscular en ambos músculos.

Wang *et al.* [47] desarrollaron un sistema de evaluación de rehabilitación de miembros superiores basado en la sEMG. El sistema consta de un dispositivo de entrenamiento de miembros superiores, un circuito de detección de corriente, un circuito de prueba de velocidad de motor, sensores sEMG y una plataforma de simulación dSPACE HIL. El objetivo del estudio fue comparar el valor de la fuerza muscular (caracterizada por el RMS normalizado) del músculo bíceps durante el entrenamiento pasivo y activo de las extremidades superiores. El entrenamiento pasivo se realizó a diferentes velocidades (20,35 y 50 r/min) y el entrenamiento activo bajo diferentes amortiguamientos (5,10 y 15 N) del dispositivo de rehabilitación. Después de someter a cinco personas sanas bajo entrenamiento, los resultados muestran que durante el entrenamiento pasivo el grado de activación muscular aumenta ligeramente al incrementar la velocidad de la máquina, pero su valor es pequeño todo el tiempo, oscilando entre 0.003 y 0.0275; y durante el entrenamiento activo el grado de activación muscular aumenta al incrementar el amortiguamiento de la máquina, obtenido un valor máximo de activación de 0.12. Los autores concluyen que el entrenamiento activo tiene un mejor impacto en el entrenamiento de la fuerza en comparación con el entrenamiento pasivo.

Swaminathan y Krebs [8] realizaron mediante la electromiografía (EMG) el análisis del efecto neurofisiológico que provoca el entrenamiento proporcionado por un robot rehabilitador de tobillo (Anklebot) controlado por impedancia, en un paciente parético de su lado izquierdo. En la investigación se analizaron las señales sEMG del músculo tibial anterior y del músculo sóleo del lado parético del paciente. El sujeto de estudio se entrenó en posición sedente, realizando movimientos puntuales con el tobillo de acuerdo a la posición requerida por un videojuego. La MVC se registró en cada músculo a evaluar antes y después de cada sesión, con el fin de poder conocer los posibles progresos del entrenamiento. Al comparar las señales después de un mes

de entrenamiento, se encontró que cualitativamente existe una respuesta mucho mayor después del entrenamiento y al comparar las medidas de propagación (amplitud máxima, rango y desviación estándar) de los datos iniciales y finales, se observó que los datos finales son de un orden de magnitud mayor que el conjunto de datos inicial. Los autores concluyen que el paciente después de recibir el entrenamiento posee más control y fuerza en su pierna izquierda.

Saad *et al.* [48] implementaron un sistema EMG para ayudar a personas débiles o ancianos a comprobar su nivel de fuerza muscular y para adquirir señales sEMG útiles para propósitos de rehabilitación. El sistema EMG de un canal desarrollado consta de un preamplificador, filtro pasa altos, rectificador, filtro pasa bajos, convertidor analógico-digital, microcontrolador y una unidad de visualización. La señal sEMG procesada se clasificó en seis niveles diferentes (iniciando con cero cuando no existe contracción del músculo a evaluar y finalizando con cinco para representar la fuerza normal del músculo) conforme a una referencia de voltaje. Finalmente, el nivel de fuerza del usuario se mostró en un display de siete segmentos y se representó en una barra indicadora LED. De acuerdo con los autores el sistema EMG desarrollado puede ser útil para dar seguimiento de la evolución del nivel de fuerza muscular durante un proceso de rehabilitación.

Guo *et al.* [49] proponen un método de evaluación de fuerza muscular basado en la entropía aproximada de la señal sEMG. La estructura del sistema de evaluación incluye un dispositivo de rehabilitación de extremidades superiores, un sistema de adquisición de señales sEMG y un sistema de medición táctil (FigerTPS). Las pruebas se realizaron con un sujeto sano en su mano izquierda, se registraron 15 grupos de señales sEMG del músculo bíceps y del músculo tríceps bajo diferente fuerza muscular. La entropía aproximada normalizada (ApEn) y la potencia de las señales sEMG fueron calculadas para construir un vector característico bidimensional para evaluar el nivel de rehabilitación. Además, se obtuvieron 150 vectores característicos adicionales para componer el conjunto de muestras. Los 15 grupos de fuerza se dividieron en 6 niveles y se usaron dos métodos de clasificación, análisis discriminante lineal (LDA) y análisis discriminante cuadrático (QDA), para clasificar el vector característico de entrada. Los resultados muestran que el método QDA alcanzó una precisión del 65% y el método LDA un

55%. Los autores mencionan que el error de clasificación en los niveles 3 y 4 puede ser a causa de la fatiga muscular.

Tabakov, Kosak y Okurowski [50] desarrollaron una metodología para determinar la progresión de mejoría de pacientes con lesiones de la médula espinal durante el proceso de rehabilitación, mediante la aplicación de un modelo matemático que combina la información de la señal sEMG, la experiencia subjetiva de expertos y el concepto de la integral de Sugeno. En la investigación se evaluaron las señales sEMG del músculo cuádriceps de la pierna izquierda de un paciente con una lesión medular a nivel Th12. En este estudio se empleó la integral de Sugeno como un operador de agregación a las técnicas tradicionales utilizadas para diagnosticar la condición física de los músculos de un paciente: contracción isométrica máxima voluntaria (MVIC) y análisis de la amplitud de la señal sEMG. La metodología propuesta por los autores consta de los siguientes pasos: 1) la señal sEMG se normaliza mediante la MVIC, 2) el RMS se calcula con una longitud de ventana de 0.125 y una superposición de ventana de 0.0625, 3) con ayuda de expertos (fisioterapeutas) se eligen tres contracciones musculares representativas de la señal, posteriormente se determinan los valores de la función de densidad difusa correspondiente a cada contracción en un rango de 0 – 10, 4) de acuerdo a las contracciones musculares designadas se definen los valores (en intervalos) de confianza, y 5) finalmente, con los datos anteriores se calcula un valor numérico utilizando la integral de Sugeno. Los autores concluyen que en comparación con el MVIC y la experiencia del fisioterapeuta (métodos subjetivos), la aplicación del agregador propuesto proporciona una mejor interpretación de la señal sEMG, haciendo posible observar con precisión la progresión de los pacientes durante su rehabilitación.

Medrano, Carracedo y Palomino [51] realizaron un estudio longitudinal, prospectivo y electromiográfico en los músculos de la masticación en 10 niños sanos y 30 portadores de maloclusiones, sometidos a tratamiento ortodóncico con aparatos funcionales, mioterapia y la combinación de ambos métodos. Los músculos evaluados fueron: los temporales, maseteros y orbicular de los labios, en máxima contracción durante los movimientos de oclusión, lateralidad, retrusión, apertura y desviación de la comisura. El estudio electromiográfico se realizó previo al tratamiento de ortodoncia seleccionado y a los nueve meses de tratamiento. Las características de las señales analizadas fueron: amplitud media, UCA (upper centile amplitude), actividad y

densidad. Los resultados indican que las características amplitud media y amplitud de la envolvente presentaron valores significativos disminuidos en los registros iniciales de los diferentes grupos de tratamiento en relación con los sujetos sanos. Los autores concluyen que el tratamiento más eficaz para lograr mejorar el patrón de contracción muscular y corregir las maloclusiones resultó la utilización de la aparatología funcional como terapia individual y combinada con la mioterapia, asimismo, indican que la electromiografía es un método útil para evaluar la rehabilitación de la musculatura orofacial en los niños sometidos a tratamiento ortodóncico, evidenciado por el incremento de la amplitud media y la UCA.

1.4 Conclusión del estado del arte

De acuerdo al estudio del estado del arte realizado, se encontró que los métodos tradicionales para evaluar la rehabilitación se basan en puntajes (escalas) para diagnosticar el daño de la articulación del tobillo por parte del médico especialista. Sin embargo, las deficiencias de estos métodos son un fuerte índice subjetivo experimental o de evaluación individual. Durante la documentación también se observó que la fuerza muscular es el parámetro generalmente utilizado para evaluar la condición física de un músculo. Además, los resultados reportados demuestran que el nivel de la actividad muscular influye en los valores característicos de la señal mioeléctrica en el dominio del tiempo, dominio de la frecuencia y dominio tiempo-frecuencia. En vista de lo anterior, se puede apreciar que los métodos cuantitativos propuestos analizan y procesan las señales sEMG para evaluar el grado de recuperación de la fuerza muscular de pacientes en procesos de entrenamiento de rehabilitación. Después de un período de entrenamiento, los cambios típicos incluyen el aumento en la amplitud de la señal sEMG y el cambio del espectro de frecuencias hacia valores más bajos.

Para caracterizar la fuerza muscular, la mayoría de los autores realizaron el análisis en el dominio del tiempo de la señal sEMG utilizando parámetros estadísticos. No obstante, en los estudios [45], [49], [50], utilizaron un parámetro alternativo de evaluación donde se consideró la no estacionalidad y no linealidad de la señal mioeléctrica. En la Tabla 1.1 se proporcionan los detalles principales de los trabajos mencionados en la revisión bibliográfica.

Tabla 1.1 Tabla comparativa de la revisión bibliográfica.

Estudio	Sujetos (n)	Características de los sujetos	Músculos a evaluar	Parámetro de evaluación	Dispositivo de rehabilitación
Lu, 2010 [43]	1	Sujeto sano	Bíceps y tríceps	NEMG, APDF y FFT	Rehabilitador CPM de codo
Rojas <i>et al.</i> , 2011 [44]	5	Sujetos sanos	ECR, EDC, ECU y PLF	VC, RMS y FM	Brazo isométrico
Santafé <i>et al.</i> , 2012 [45]	3 ^a	2 sujetos sanos y 1 sujeto con lesión de rodilla ^a	Cuádriceps	ZC, WL, MAV, CP, IF, WT, FIS, autocorrelación y descripción estadística	N/A
Goodman <i>et al.</i> , 2014 [46]	1	Sujeto con esclerosis múltiple	TA y G	Amplitud máxima	Robot rehabilitador de tobillo (Anklebot)
Wang <i>et al.</i> , 2015 [47]	5	Sujetos sanos	Bíceps	RMS	Dispositivo de entrenamiento de extremidades superiores
Swaminathan y Krebs, 2015 [8]	1	Sujeto parético del lado izquierdo	TA y SOL	Amplitud máxima, rango y desviación estándar	Robot rehabilitador de tobillo (Anklebot)
Saad <i>et al.</i> , 2015[48]	10	Sujetos sanos	Flexor cubital del carpo	Amplitud máxima	N/A
Guo <i>et al.</i> , 2016 [49]	1	Sujeto sano	Bíceps y tríceps	ApEn	Exoesqueleto para la rehabilitación de extremidades superiores
Tabakov, Kosak y Okurowski, 2016 [50]	1	Sujeto con lesión medular a nivel Th12	Cuádriceps	Integral de Sugeno	N/A
Medrano, Carracedo y Palomino, 2016 [51]	40	10 sujetos sanos y 30 portadores de maloclusiones	Temporales, maseteros y orbicular de los labios	Amplitud media, UCA, actividad y densidad	Aparatología funcional

^a Información estimada, ECR: carpi radialis, EDC: carpi ulnaris; ECU: digitorum comunis, FPL: flexor palmaris longus, TA: tibial anterior, G: gastrocnemio, SOL: Sóleo, NEMG: EMG normalizado, APDF: función de distribución de probabilidad de amplitud, FFT: transformada rápida de Fourier, VC: velocidad de conducción, FM: frecuencia mediana, RMS: raíz media cuadrática, ZC: cruces por cero, WL: longitud de onda, MAV: valor medio absoluto, IF: estimación del índice de fractal, CP: cambios de pendiente, WT: transformada wavelet, FIS: sistema de interferencia difuso, ApEn: entropía aproximada, N/A: no aplica, CPM: movimiento pasivo continuo.

Un aspecto relevante a considerar es el uso de robots de rehabilitación para tareas de entrenamiento. En los trabajos revisados se emplearon robots para entrenamiento pasivo y activo de extremidades superiores e inferiores, con el fin de acelerar el proceso de rehabilitación y estandarizar las pruebas electromiográficas.

Con base en la revisión bibliográfica, se concluye que no se tienen antecedentes de la aplicación de un método de análisis de señales mioeléctricas de músculos de tobillo en proceso de rehabilitación mediante la transformada wavelet, para evaluar el grado de recuperación de la fuerza muscular.

1.5 Objetivos

1.5.1 Objetivo general

El objetivo general de este trabajo de tesis es analizar las señales mioeléctricas de músculos en proceso de rehabilitación de tobillo mediante teoría wavelet, para determinar las características que permitan monitorear la mejora del músculo.

1.5.2 Objetivos específicos

- Realizar la adquisición de señales mioeléctricas de los músculos involucrados en los movimientos de dorsi/plantarflexión durante el cambio de rango de movimiento de la articulación de tobillo proporcionado por un dispositivo CPM.
- Analizar las señales mioeléctricas en el dominio del tiempo, dominio de la frecuencia y dominio tiempo-frecuencia para determinar sus valores característicos.
- Determinar los valores característicos de las señales mioeléctricas que describen la evolución de la rehabilitación de tobillo.

1.6 Hipótesis de trabajo

Para el presente trabajo de investigación, se plantea la siguiente hipótesis:

Después de un período de entrenamiento de rehabilitación en pacientes con lesiones traumáticas de tobillo, existe un incremento perceptible en la acción de los músculos comprometidos en el movimiento sagital de la articulación, que podría guardar una relación con los valores característicos tiempo-frecuencia de las señales mioeléctricas obtenidos por la transformada wavelet.

1.7 Justificación

Las señales mioeléctricas en un paciente con lesión de tobillo son producto del movimiento que realiza el sistema mecánico (rehabilitador – tobillo), estas cambiaran de acuerdo al movimiento que proporcione la máquina (rehabilitador CPM de tobillo) cuyos parámetros son: amplitud de movimiento, tiempo y número de repeticiones. Las características de las señales mioeléctricas proporcionan información real del estado físico del músculo; por lo tanto, estas señales pueden servir para diagnosticar qué tipos de ejercicios terapéuticos son los que realmente contribuyen a que la parte afectada mejore. Sin embargo, la señal mioeléctrica es tan complicada como la señal de una máquina rotatoria, dependen de muchos factores y es no lineal. En la Fig. 1.3 se muestra la similitud entre el sistema de análisis de señales mioeléctricas propuesto en este trabajo y un sistema de análisis de señales de vibración para la detección de vibrado (chattering) en piezas cilíndricas rectificadas mediante la transformada wavelet.

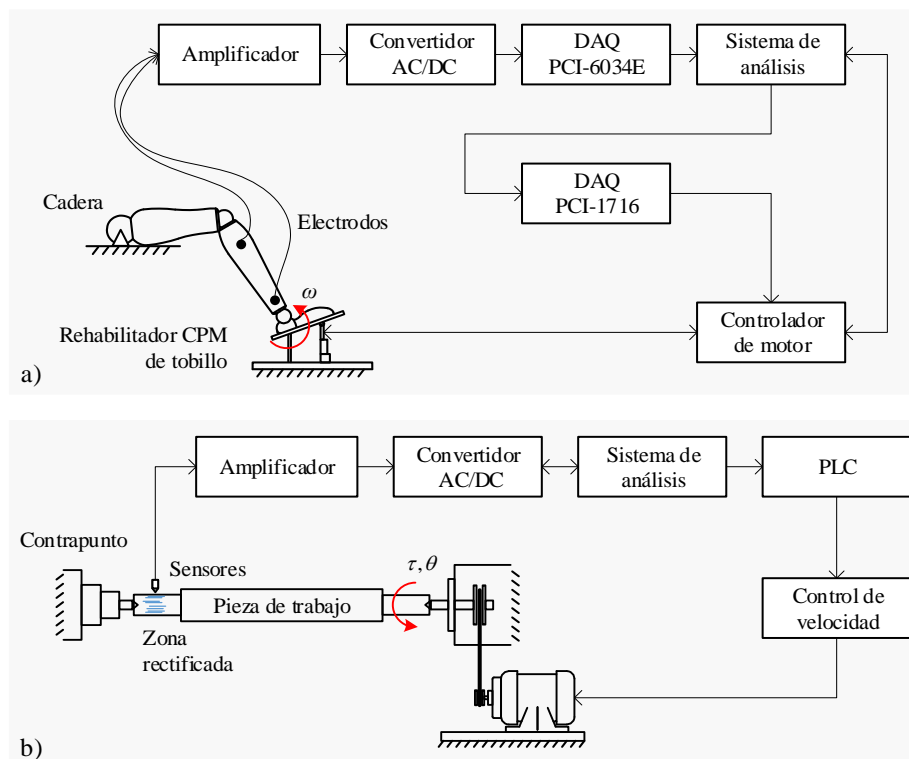


Fig. 1.3 a) Sistema de adquisición de señales mioeléctricas propuesto en este trabajo; b) sistema de adquisición de señales de vibración implementado en [52].

Las señales mioeléctricas por naturaleza son señales no estacionarias y tienen características de tiempo y frecuencia altamente complejas. En consecuencia, no es recomendable analizar este tipo de señales utilizando métodos tradicionales como la transformada de Fourier o por análisis de amplitudes. Por otro lado, se ha demostrado que el análisis tiempo-frecuencia basado en la transformada wavelet es más adecuado para manejar las características no estacionarias de las señales mioeléctricas. En el presente trabajo se propone monitorear las características de los coeficientes wavelet de las señales mioeléctricas de músculos en rehabilitación de tobillo.

1.8 Alcances y limitaciones

Los alcances del presente trabajo de investigación se enlistan a continuación:

- La metodología propuesta se basa en el análisis de señales sEMG mediante la transformada wavelet, para ayudar al especialista en el monitoreo de la condición física de los músculos del tobillo durante procesos de rehabilitación.
- Los valores característicos de las señales sEMG en el dominio del tiempo, dominio de la frecuencia y dominio tiempo-frecuencia, se obtienen con un sistema fuera de línea de procesamiento de señales.
- Las trayectorias planificadas para el control del rehabilitador CPM de tobillo se construyen con el polinomio de Bézier de décimo orden.

Las limitaciones para el desarrollo del presente trabajo son las siguientes:

- *Caso de estudio*: el monitoreo de la rehabilitación de tobillo se realizó con una persona libre de lesiones neurológicas en extremidades inferiores.
- *Adquisición de señales mioeléctricas*: la secuencia de datos de las señales de los músculos seleccionados se registró bajo un entorno de movimientos controlados proporcionado por un dispositivo CPM de tobillo confinando los movimientos al plano sagital de la articulación del tobillo.

Capítulo 2

Conceptos Básicos

2.1 Introducción

En el siguiente capítulo se presentan algunos conceptos y terminología referentes a la biomecánica de la articulación del tobillo humano, esguince de tobillo, rehabilitación del esguince de tobillo, electromiografía, así como los modelos matemáticos que permiten extraer las características de las señales mioeléctricas en el dominio del tiempo, frecuencia y tiempo-frecuencia. También se muestra una introducción a la transformada wavelet, la entropía de Shannon para la optimización del parámetro de forma de la wavelet de Gabor, y el espectro de la relación del valor singular (SVR) para la visualización de la distribución de energía de la señal mioeléctrica.

2.2 Biomecánica del tobillo

En esta sección se abordan aspectos relacionados con conceptos generales de la anatomía y cinemática de la articulación del tobillo.

2.2.1 Articulaciones y movimientos

La articulación del tobillo está constituida por dos articulaciones, que son consideradas conjuntamente como una unidad funcional [53]; la articulación suprastragalina formada por la tibia, el peroné y la superficie articular del astrágalo; y la articulación subastragalina formada por la cara inferior del astrágalo y la superior del calcáneo (Fig. 2.1). La articulación suprastragalina es una trocleartosis (movimiento de giro en un eje), mientras que la articulación subastragalina funcionalmente constituye una artrodia (movimiento de deslizamiento en un eje) [54].

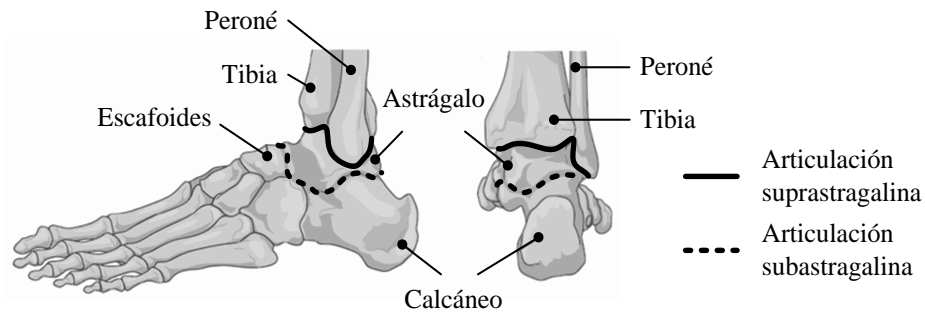


Fig. 2.1 Articulación del tobillo (suprastragalina y subastragalina) [6].

El tobillo con ayuda de la rotación axial de la rodilla se considera una articulación de tres grados de libertad (GDL) con movimientos similares a los de una unión esférica [54]. El tobillo es capaz de realizar tres pares de movimientos: dorsi/plantarflexión, aducción/abducción y eversión/inversión [1], [55], [56]. La Fig. 2.2a muestra los tres ejes de rotación de la cinemática del tobillo (cuando el pie está en posición de referencia estos ejes son perpendiculares entre sí) [6]. No obstante, en anatomía todas las descripciones que se realizan a alguna parte del cuerpo humano, se constituyen tomando como referencia los *planos anatómicos* (Fig. 2.2b). En [54] cada par de movimiento se describe de la manera siguiente:

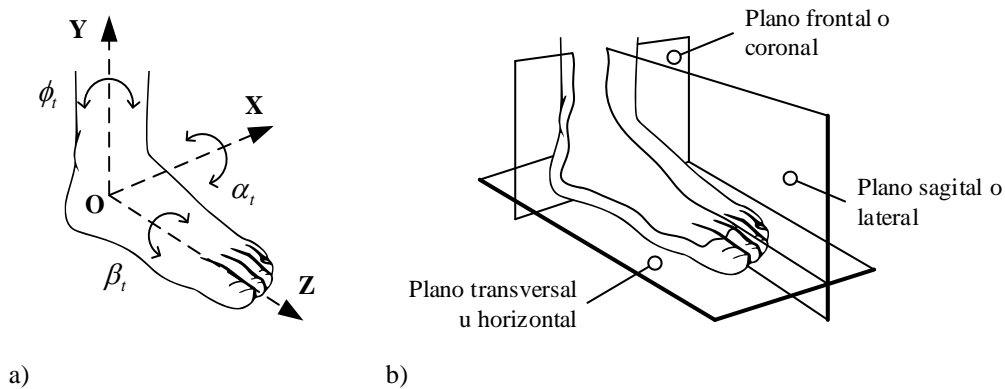


Fig. 2.2 a) Ejes de rotación de la articulación del tobillo y b) planos anatómicos ubicados en la articulación del tobillo.

- **Dorsi/plantarflexión:** son movimientos que se definen en el plano sagital que rota sobre el eje X, en los que la zona distal del pie se aproxima a la cara anterior de la pierna (dorsiflexión, $-\alpha_i$), o se aleja de la cara anterior de la pierna (plantarflexión, $+\alpha_i$).

- *Aducción/abducción*: son movimientos que se definen en el plano transversal que rota sobre el eje Y, en los que la zona distal del pie se desplaza hacia la línea media del cuerpo (aducción, $+\phi_t$), o separándose de la línea media del cuerpo (abducción, $-\phi_t$).
- *Eversión/Inversión*: son movimientos que se definen en el plano frontal que rota sobre el eje Z, en los que la superficie plantar del pie se inclina en el sentido de alejamiento al plano medio sagital (eversión, $-\beta_t$), o de enfrentamiento al plano medio sagital (inversión, $+\beta_t$).

Los pares de movimientos descritos anteriormente se ilustran en la Fig. 2.3. Los rangos de movimiento (ROM) de la articulación del tobillo con respecto a la posición de referencia y los requerimientos de momentos pasivos para cada movimiento se presentan en la Tabla 2.1.



Fig. 2.3 Movimientos de la articulación del tobillo.

En la literatura se ha observado que la rehabilitación de la articulación del tobillo se logra principalmente con los movimientos de dorsi/plantarflexión [1], [55], siendo éste el ejercicio más utilizado por el personal médico en las primeras fases de la rehabilitación funcional, con el propósito de prevenir la pérdida del movimiento articular.

Tabla 2.1 Valores límite aproximados del rango de movimientos y los momentos pasivos en la articulación del tobillo [57].

Eje de rotación	Tipo de movimiento	Rango de movimiento (°)	Torque requerido (Nm)
X	Dorsiflexión	20.0 – 30.0	50
	Plantarflexión	37.0 – 45.0	50
Y	Abducción	15.0 – 25.0	40
	Aducción	22.0 – 35.0	40
Z	Eversión	10.0 – 17.0	34
	Inversión	14.5 – 22.0	48

2.2.2 Ligamentos

Los ligamentos son fibras densas de tejido conectivo especializado que unen dos huesos entre sí, varían en tamaño, forma, orientación y localización [58]. Los principales ligamentos del tobillo son: deltoideo, peroneoastragalino anterior, peroneoastragalino posterior y el calcaneoperoneo [53] (Fig. 2.4). En [58] se describen de la manera siguiente:

- *Deltoideo*: es un complejo ligamentario fuerte localizado internamente, es de forma triangular, con sus inserciones superiores en el vértice de la tibia y en los bordes anterior y posterior al maléolo interno.
- *Peroneoastragalino anterior*: es el que con mayor frecuencia se lesiona, se identifica como una banda delgada de 20 mm de largo y de 2 a 3 mm de grosor. Tiene origen en el margen anterior del maléolo a nivel del cuello.
- *Peroneoastragalino posterior*: es el más fuerte del compartimento lateral, tiene forma de abanico y patrón estriado, se origina en el extremo más distal del peroné, a nivel de la fosa retromaleolar, y se inserta en el tubérculo lateral del astrágalo.
- *Calcaneoperoneo*: es extraarticular, se extiende del ápex del maléolo lateral y desciende verticalmente hacia un pequeño tubérculo en el calcáneo.

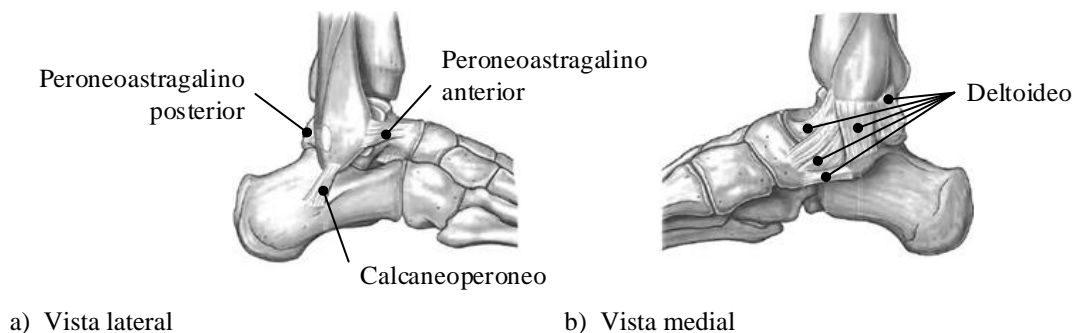


Fig. 2.4 Ligamentos de la articulación del tobillo [59].

2.2.3 Huesos

La estructura ósea del tobillo es la más fuerte y estable del esqueleto humano, está conformada por la tibia, peroné, astrágalo y calcáneo [6], [58] (Fig. 2.5). El peroné y la tibia conforman una bóveda en la que encaja la cúpula del astrágalo y el calcáneo soporta el peso del cuerpo durante la locomoción. En [6] se describen de la manera siguiente:

- *Tibia*: se localiza en posición medial, es mayor que el peroné, y es el hueso que soporta el peso de la pierna. Por encima forma parte de la articulación de la rodilla y por debajo constituye el maléolo medial y la mayor parte de la superficie ósea de la articulación del tobillo.
- *Peroné*: constituye la parte lateral de la articulación del tobillo, se articula a nivel superior con la cara inferior medial de la tibia. En el extremo inferior del peroné está fuertemente anclado a la tibia por una articulación fibrosa y forma el maléolo lateral de la articulación suprastragalina.
- *Astrágalo*: es de forma de caracol cuando se ve desde su cara lateral. La cara superior del cuerpo del astrágalo está elevada para ajustarse al hueco formado por los extremos de la tibia y el peroné de la siguiente manera: la parte superior (tróclea) se articula con el maléolo medial de la tibia y la superficie lateral con el maléolo lateral del peroné.
- *Calcáneo*: es el hueso más grande, largo y fuerte del pie con forma de caja irregular, con su eje longitudinal orientado a lo largo de la línea media del pie. El calcáneo se proyecta por detrás de la articulación del tobillo para formar la estructura esquelética del talón.

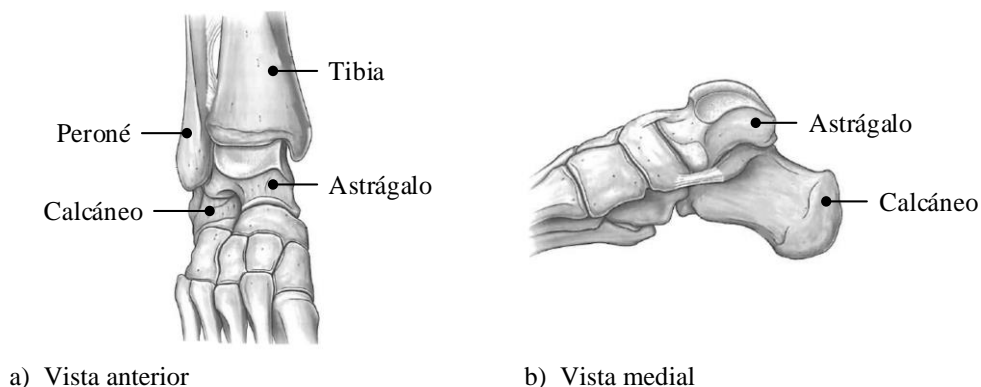


Fig. 2.5 Huesos de la articulación del tobillo [59].

2.2.4 Músculos

Los músculos que tienen acción sobre la articulación del tobillo están situados en la pierna, y sus tendones llegan a diferentes partes del esqueleto del pie [54]. La mayoría del movimiento dentro del pie y el tobillo es producido por doce músculos extrínsecos [60]. Sin embargo, de acuerdo a la ubicación y tamaño sólo a cinco músculos se puede tener acceso de manera

superficial (sensibles al tacto con piel de la pierna) [61], estos músculos son idóneos para la adquisición de señales mioeléctricas superficiales porque pueden ser palpados fácilmente, lo que contribuye a tener una clara localización de la posición de los electrodos. En [6] se describen de la manera siguiente:

- *Sóleo*: es un músculo plano situado debajo del músculo gastrocnemio, se origina en la parte superior de la unión entre la tibia y el peroné sobre los cuales se extiende a lo largo de la pantorrilla para anclarse finalmente al tendón calcáneo (Fig. 2.6a).
- *Gastrocnemio*: se trata del músculo más superficial de la parte posterior de la pierna y constituye uno de los músculos más grandes de la pierna. Se divide en dos partes: lateral y medial (Fig. 2.6b).

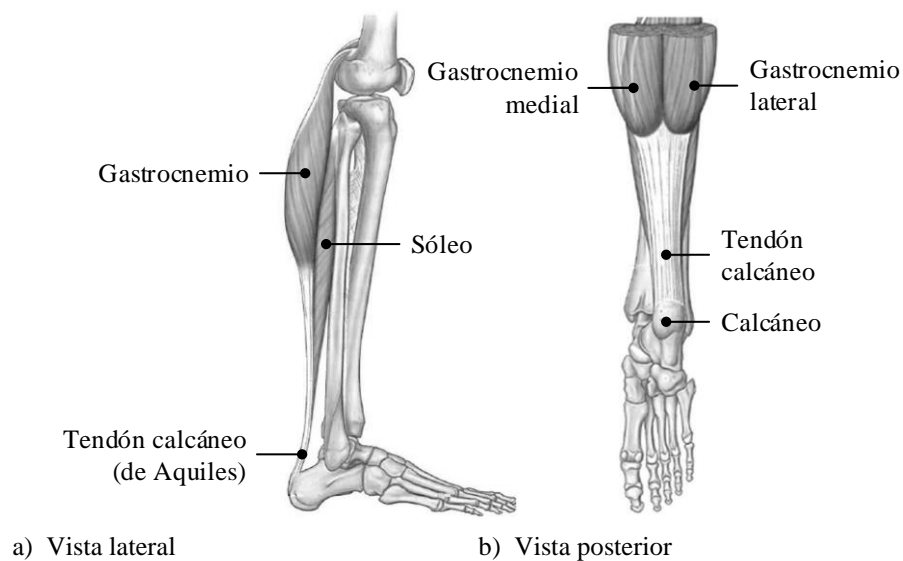


Fig. 2.6 Músculos superficiales del compartimento posterior de la pierna [59].

- *Peroneo lateral largo*: se ubica en la parte lateral y externa de la pierna originándose en la parte superior del peroné y finaliza al unirse al tendón del peroneo por debajo del pie (Fig. 2.7a).
- *Peroneo lateral corto*: músculo fibular corto que se encuentra por abajo del peroneo lateral largo, se extiende por la parte media de la pierna al borde lateral del pie (Fig. 2.7a).

- *Tibial anterior*: se ubica justo en la parte anterior de la pierna y cargado hacia la parte medial de la misma. Se origina en la parte lateral superior de la tibia, extendiéndose en forma diagonal sobre la parte anterior de la pierna para terminar anclado por medio del tendón del tibial anterior a la parte interna del arco del pie (Fig. 2.7b).

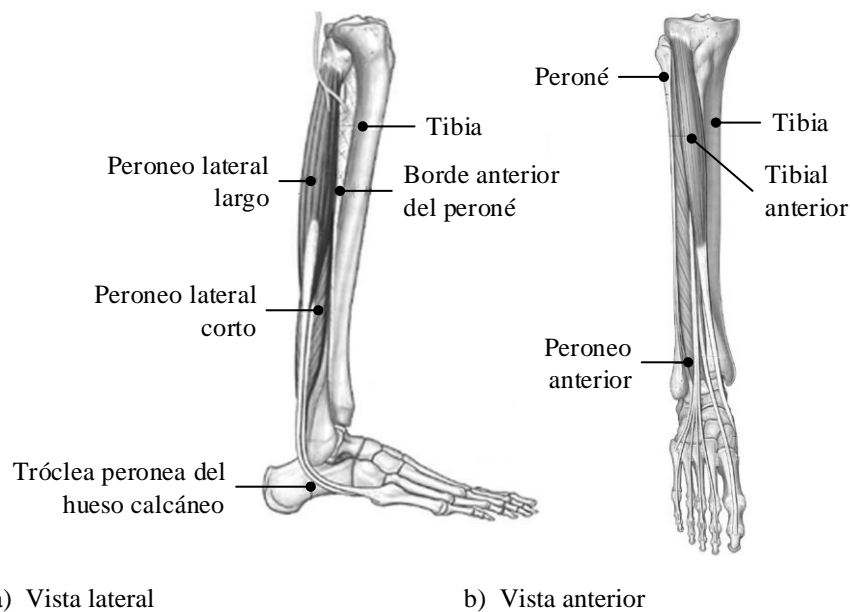


Fig. 2.7 Músculos del compartimento lateral y anterior de la pierna [59].

Los músculos que participan en los movimientos de la articulación del tobillo [62], [63], se presentan en la Tabla 2.2.

Tabla 2.2 Músculos involucrados en los movimientos de la articulación del tobillo.

Tipo de movimiento	Músculos involucrados
Dorsiflexión	Peroneo anterior y tibial anterior
Plantarflexión	Gastrocnemio, peroneo lateral corto, peroneo lateral largo y sóleo
Eversión/abducción	Peroneo lateral corto y peroneo lateral largo
Inversión/aducción	Tibial anterior

2.3 Rehabilitación, fisioterapia y kinesioterapia

La *rehabilitación* es el conjunto de métodos que tiene como finalidad recuperar al máximo las capacidades físicas perdidas del individuo a causa de un incidente traumático o enfermedad, y reincorporar al paciente a sus actividades de la vida diaria.

La Organización Mundial de la Salud (OMS) define en 1958 a la *fisioterapia* como: “el arte y la ciencia del tratamiento por medio del ejercicio terapéutico, calor, frío, luz, agua, masaje y electricidad. Además, la fisioterapia incluye la ejecución de pruebas eléctricas y manuales para determinar el valor de la afectación y fuerza muscular, pruebas para determinar las capacidades funcionales, la amplitud de movimiento articular y medidas de la capacidad vital, así como ayudas diagnósticas para el control de la evolución”.

El término de *kinesioterapia*, kinesioterapia o cinesioterapia procede de las raíces griegas *kinesis* que significa “movimiento”, y *therapeia* que significa “terapia”. La kinesioterapia es una de los medios a través de los cuales actúa la fisioterapia, es la terapia que busca mejorar la condición física (resistencia, movilidad y fuerza) del paciente a través de técnicas centradas en el movimiento [9]. Existen tres formas de recuperación dependiendo del nivel de actividad que requiera el paciente:

- *Kinesioterapia pasiva*: es el método terapéutico donde el paciente no realiza ningún movimiento voluntario, el movimiento terapéutico es llevado a cabo por una fuerza externa originada por el fisioterapeuta o a través de un dispositivo de movimiento pasivo continuo. Los principales objetivos de los ejercicios pasivos son: prevenir la rigidez en las articulaciones y proporcionar un retorno rápido del rango de movimiento.
- *Kinesioterapia activa*: este método se basa en que el movimiento terapéutico debe ser realizado por la contracción muscular del paciente, es decir, los ejercicios son efectuados por el paciente con su propia fuerza de forma voluntaria sin la intervención del fisioterapeuta o dispositivos especializados. Los principales objetivos de los ejercicios activos son: evitar la atrofia muscular y aumentar la resistencia muscular.
- *Kinesioterapia asistida*: es una combinación de la kinesioterapia pasiva y activa, donde intervienen los movimientos realizados por el fisioterapeuta o dispositivos externos y los movimientos producto del esfuerzo del paciente. La kinesioterapia asistida suele

subdividirse en kinesioterapia activa asistida y kinesioterapia activa resistiva. La primera se presenta cuando el paciente puede movilizar la zona afectada, pero no puede completar todo el movimiento, porque le falta fuerza o porque le duele al hacerlo, en este caso el fisioterapeuta ayuda a completar el movimiento para aumentar la resistencia muscular y el rango de movimiento. En la segunda, el paciente intenta vencer una fuerza (aplicada por el fisioterapeuta o por dispositivos externos) que se opone a su movimiento, simulando el efecto de una carga estática, con el objetivo de aumentar la resistencia y la potencia muscular [9].

2.4 Esguince de tobillo

La articulación del tobillo por su anatomía es un elemento de carga, que soporta una fuerza de aproximadamente cinco veces el peso corporal en la fase final del ciclo de la marcha o hasta trece veces el peso corporal durante actividades como correr [60]; como resultado de su función y estructura es una de las articulaciones frecuentemente lesionadas. Entre las lesiones traumáticas de tobillo se encuentran las torceduras o esguinces y las fracturas. Sin embargo, las lesiones ligamentarias de tobillo son las más frecuentes que se presentan en las actividades cotidianas y del deporte [3].

Un esguince es una lesión en un ligamento (bandas de tejido fibroso elásticas) o en un músculo o tendón (bandas de tejido conectivo) que soportan una unión articulada al resistir el movimiento que se produce entre dos huesos. Los esguinces son causados por la violenta tracción o torsión de la articulación más allá de sus límites normales de movimiento, generando fuerzas en los ligamentos o músculos que están por encima de sus límites fisiológicos [56], originando que los ligamentos se estiren más de lo normal y se desgarran o rompan.

Los esguinces de tobillo generalmente involucran a los ligamentos de la cara lateral externa de la articulación y son el resultado de los movimientos de inversión del talón con respecto a la pierna. El diagnóstico se realiza principalmente en forma clínica. El esguince de tobillo se clasifica de acuerdo al porcentaje de ruptura ligamentaria, la pérdida de la función y la inestabilidad. Las lesiones de los ligamentos del tobillo pueden dividirse en tres grados [4]:

- *Grado I.* Cuando la lesión es leve, con estiramiento del ligamento, microrrupturas, ligera inflamación e hipersensibilidad; la articulación se encuentra estable y no se pierde la habilidad funcional.
- *Grado II.* La lesión es moderada, hay ruptura parcial macroscópica e inestabilidad leve a moderada, inflamación e hipersensibilidad moderada y hay compromiso de la función.
- *Grado III.* La lesión es severa con ruptura completa de ligamentos, edema muy importante, equimosis, dolor, inestabilidad y compromiso de la función.

2.4.1 Rehabilitación del esguince de tobillo

En los últimos años se ha reportado el tratamiento del esguince de tobillo con movilización temprana, uso de fisioterapia, rehabilitación con fortalecimiento y propiocepción. El tratamiento conservador con fisioterapia está encaminado a la aceleración de la resolución del proceso inflamatorio con recuperación funcional en un tiempo menor al habitual, así como, evitar la cicatrización incorrecta de los ligamentos que pueden producir síntomas residuales (dolor o edema) y recaídas como resultado de la inestabilidad crónica del tobillo [3], [4].

La rehabilitación funcional del esguince depende del grado de la lesión y generalmente se divide en tres fases [64]:

- *Fase 1:* reposo, hielo, compresión, elevación y descarga de la extremidad, según el dolor. El objetivo es limitar la inflamación, reducir el dolor y proteger de nuevas lesiones.
- *Fase 2:* rehabilitación del movimiento, fuerza y propiocepción del tobillo. Puede iniciarse cuando el paciente pueda tolerar cargar peso en el tobillo. El tratamiento rehabilitador en estos casos requiere una protección para la marcha con ayuda de una ortesis o de un vendaje funcional. El objetivo es eliminar el dolor, aumentar el balance articular sin dolor, limitar la pérdida de fuerza muscular y continuar disminuyendo los signos inflamatorios.
- *Fase 3:* incluye ejercicios y reentrenamiento de habilidades específicas del deporte que practicaba previo al retorno completo a la actividad. El objetivo es conseguir un balance articular sin dolor y aumentar la fuerza muscular y la propiocepción.

Una vez que disminuye el dolor y la inflamación el fisioterapeuta diseña un programa de ejercicios con el fin de prevenir la rigidez, mejorar el grado de movilidad y restablecer la flexibilidad y fuerzas normales de la articulación. Los movimientos han de realizarse lentamente y de forma controlada para poder obtener el máximo beneficio.

Por otra parte, el IMSS [3] en las primeras 72 h de la lesión, recomienda movilizar activamente el tobillo a tolerancia, con elevación a 30° de la extremidad afectada con movimientos de dorsi/plantarflexión, inversión/eversión y circunducción hasta 10 repeticiones cada uno (Fig. 2.8). Después de las 72 h, indica ejercicios de propiocepción como rodar una botella, apoyar parcialmente la extremidad lesionada o arrugar una toalla con los dedos del pie (Fig. 2.9), y ejercicios de estiramiento y fortalecimiento a contrarresistencia, usando una resistencia contra el pie (Fig. 2.10).

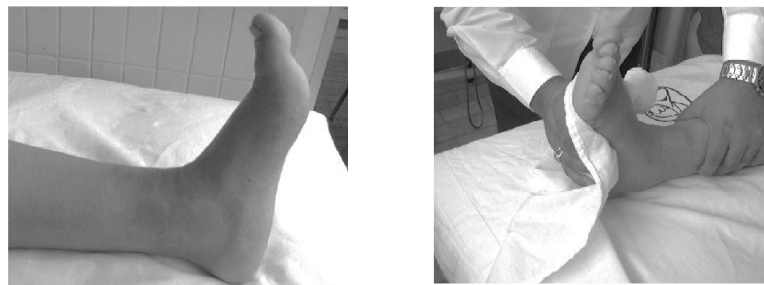


Fig. 2.8 Ejercicios de movilización activa en dorsi/plantarflexión a tolerancia para tobillo [3].



a) Arrugando una toalla con los dedos de los pies

b) Con descarga alterna de peso

Fig. 2.9 Ejercicios de propiocepción para tobillo [3].



Fig. 2.10 Ejercicios de fortalecimiento contrarresistencia (asistidos con una venda elástica) para tobillo [3].

El tiempo de rehabilitación necesario para la recuperación total tras un esguince o torcedura depende de la severidad de la lesión y de los ritmos individuales de curación. Un esguince de tobillo moderado puede requerir de 3 a 6 semanas de rehabilitación antes de que la persona puede volver a sus actividades cotidianas. Con un esguince severo, puede pasar de 8 a 12 meses antes de que el ligamento esté completamente curado. Actualmente para lograr una mejor rehabilitación en lesiones de tobillo o pie se han propuesto algunos sistemas que permiten mover y estirar los músculos y tendones de forma suave y continua (dispositivos de movimiento pasivo continuo) [1], [5]–[7].

El movimiento pasivo continuo (CPM) se refiere al movimiento pasivo realizado por un dispositivo mecánico que mueve a una articulación lenta y continuamente a través de un ROM controlado [65]. El principal uso clínico del CPM es evitar la artrofibrosis después de un trauma o cirugía en las articulaciones que son propensas a la rigidez [66]. El CPM ha sido efectivo en la disminución de los efectos negativos de la inmovilización articular en condiciones como artritis, contracturas, y fracturas intra-articulares, también ha mejorado la velocidad de recuperación y el ROM después de un procedimiento quirúrgico [65]. En la Fig. 2.11 se

muestran algunos dispositivos de CPM encaminados a promover la rehabilitación del tobillo, cubriendo los movimientos de dorsi/plantarflexión.

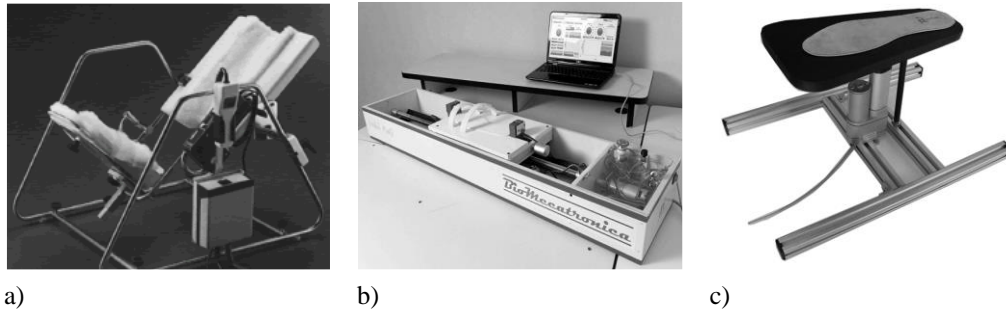


Fig. 2.11 Dispositivos de CPM para la rehabilitación del tobillo de 1 GDL. a) JACE Ankle A330 CPM [67]; b) TobiBot [1]; c) Prototipo desarrollado por Azcaray [68].

2.5 Señales mioeléctricas

Las señales biomédicas son señales eléctricas adquiridas de cualquier órgano del cuerpo humano que representen una variable física de interés. Estas señales son normalmente una función del tiempo y se pueden describir en términos de su amplitud, frecuencia y fase [69]. Diferentes tipos de señales biomédicas son: bioquímicas, bioeléctricas y biomecánicas.

Las señales bioeléctricas o bioseñales son obtenidas mediante electrodos que registran las variaciones en el potencial eléctrico generado por los procesos fisiológicos. Estas señales reciben nombres característicos dependiendo del órgano en el que se originan, como se muestra en la Tabla 2.3.

Tabla 2.3 Algunas señales bioeléctricas detectadas por electrodos biopotenciales y sus fuentes [70].

Señal bioeléctrica	Abreviación	Fuente biológica
Electrocardiograma	ECG	Corazón
Electroencefalograma	EEG	Cerebro
Electrogastrograma	EKG	Estómago
Electromiograma	EMG	Músculo
Electrooculograma	EOG	Campo dipolo del ojo
Potencial de acción	-	Nervio o músculo
Electrorretinograma	ERG	Retina del ojo
Reflejo galvánico de la piel	GSR	Piel

Las señales electromiográficas o mioeléctricas (señal EMG) son señales eléctricas que genera un músculo cuando se despolariza la membrana muscular durante su contracción. Los músculos esqueléticos son controlados por el cerebro. Cada fibra de músculo esquelético es inervada por una neurona motora alpha en la médula espinal. La terminal del axón de cada neurona motora alpha se divide en un número de ramificaciones que conectan las fibras musculares. Por tanto, una neurona excitada provoca la contracción del músculo inervado, denomina *unidad motora* (MU), es decir, una neurona motora alpha y todas las fibras del músculo esquelético inervadas [71]. La Fig. 2.12 muestra la estructura fisiológica de la unidad motora.

Una señal mioeléctrica se origina a partir de una neurona motora alpha, que es excitada por inervación o estímulo externo. El impulso nervioso pasa a las fibras musculares y genera un *potencial de acción de unidad motora* (MUAP), que se presenta como una despolarización y repolarización eléctrica la cual se puede medir. Durante este curso, las fibras musculares de todas las MU se excitan casi al mismo tiempo, y la excitación de las fibras musculares de diferentes MU es mutuamente independiente.

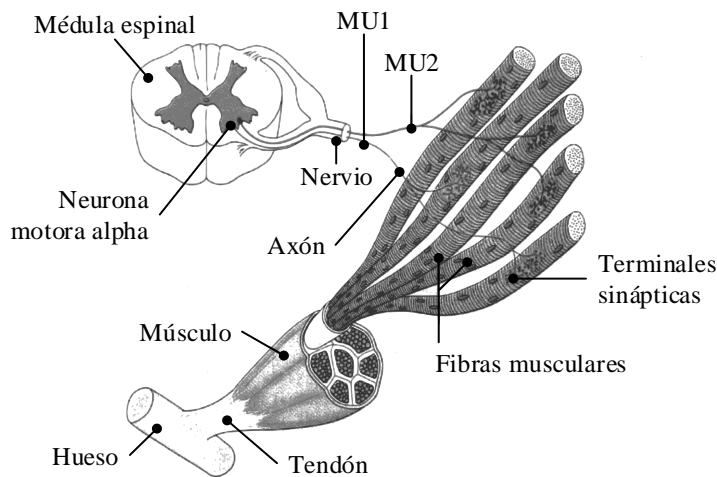


Fig. 2.12 Estructura fisiológica de la unidad motora.

La técnica de evaluación y registro de la actividad eléctrica producida por los músculos esqueléticos durante una contracción muscular se conoce como *electromiografía*. Un instrumento llamado *electromiógrafo* detecta los cambios en el potencial eléctrico generado por las células musculares durante las contracciones. Las señales registradas por un electromiógrafo

se conocen como *señales EMG* y el gráfico que muestra los cambios de los potenciales eléctricos con respecto al tiempo se denomina *electromiograma*. Entre los principales usos de la electromiografía se encuentran [9]:

- Estudios fisiológicos y biomecánicos
- Fisioterapia y rehabilitación
- Entrenamiento deportivo
- Interacciones del cuerpo humano a condiciones de trabajo

Existen dos técnicas principales para la adquisición de los potenciales generados por las unidades motoras; la electromiografía invasiva (iEMG) y la electromiografía no invasiva o de superficie (sEMG). La electromiografía invasiva se encarga de obtener el registro del potencial generado por una unidad motora en particular, mientras que, la sEMG observa las señales de los potenciales de acción de un número de fibras musculares inervadas que se encuentran dentro del área de recolección de señales de los electrodos de superficie [9].

2.5.1 Características de la señal sEMG

La señal sEMG de diferentes pacientes poseen algunas diferencias y similitudes. Las características principales de las señales sEMG son [71]:

1. sEMG es una señal de voltaje de corriente alterna. Su amplitud es proporcional a la fuerza muscular y presenta correlatividad aproximadamente lineal con la relajación y la tensión del músculo.
2. La señal sEMG es tan débil que la amplitud MUAP oscila en un rango de 100 μV a 2 mV. El rango de amplitud de la señal de superposición es de 2 μV a 5 mV.
3. La señal sEMG es una señal de baja frecuencia. Su frecuencia reside principalmente en el rango de 10 a 1 kHz. La frecuencia más grande reside en el rango de 50 a 150 Hz.
4. La señal sEMG es una señal no estacionaria, es decir, sus características estadísticas varían con el tiempo a causa de que la señal sEMG es un resultado promedio del MUAP de fibras musculares con diferente intensidad y dirección de propagación.

5. Para los músculos específicos de diferentes individuos, señales sEMG regulares son generadas por la misma acción. Por otro lado, existen diferencias entre señales sEMG de diferentes músculos. Estas características hacen factible el reconocimiento de acciones de las extremidades y el control de los robots de rehabilitación utilizando señales sEMG.

2.6 Procesamiento de señales mioeléctricas

2.6.1 Señal mioeléctrica cruda

Una señal no filtrada (a excepción del amplificador y filtro pasa banda proporcionado por el electromiógrafo) y no procesada que detecta los MUAP superpuestos se denomina señal mioeléctrica cruda (o bruta). La Fig. 2.13 muestra el registro de la señal sEMG cruda con tres contracciones voluntarias del músculo semitendinoso. Cuando existe una contracción muscular, la amplitud de la señal incrementa y cuando el músculo se relaja estos decremantan hasta una línea base.

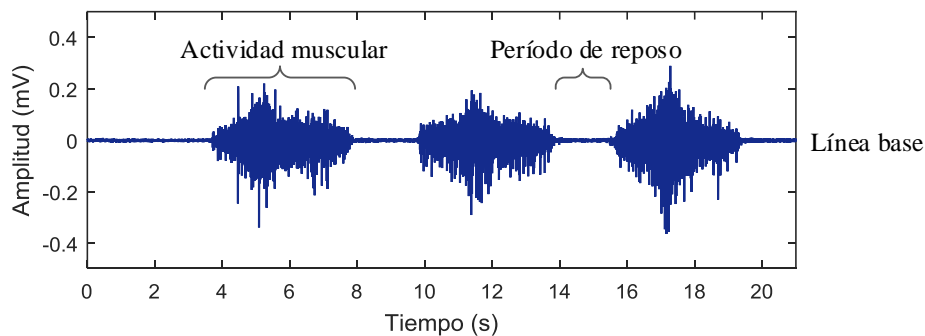


Fig. 2.13 Señal mioeléctrica cruda con tres contracciones voluntarias del músculo semitendinoso.

2.6.2 Tipos de electrodos

Las mediciones de los biopotenciales se efectúan utilizando diferentes tipos de electrodos. La función de los electrodos es la de transductor, es decir, debe convertir las corrientes iónicas que son mecanismo de conducción de las señales EMG en los tejidos, en corrientes eléctricas. Los principales tipos de electrodos que se utilizan para detectar la señal EMG son: los electrodos de superficie y los electrodos invasivos (de aguja o de alambre) [72].

Los *electrodos de superficie* son utilizados en la mayor parte en estudios kinesiológicos, esto a causa de su característica no invasiva. Esta característica permite ofrecer un fácil manejo, aunque la limitante radica que sólo son capaces de detectar músculos superficiales. Los *electrodos de aguja* son utilizados cuando es necesario estudiar fibras musculares profundas (cubiertas por músculos superficiales o huesos) [73], la inserción de estos electrodos requiere de equipo y personal médico especializado para localizar las fibras musculares a estudiar. La Fig. 2.14 muestra los electrodos utilizados para el registro de señales EMG.

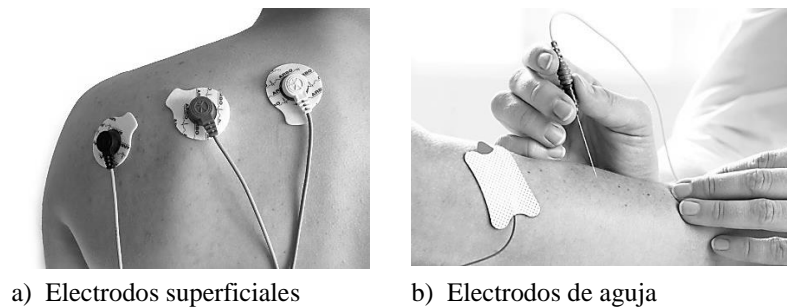


Fig. 2.14 Tipos de electrodos para registrar señales mioeléctricas.

Los electrodos son típicamente utilizados individualmente o en pares. Estas configuraciones se denominan *monopolar* y *bipolar*, respectivamente. La *configuración monopolar*, se realiza a través de dos electrodos, un electrodo de detección ubicado en el músculo a evaluar y un electrodo de referencia, la señal entre los dos electrodos es amplificada y registrada. La *configuración bipolar*, se realiza a través de tres electrodos, un electrodo de referencia y dos electrodos de detección ubicados en el músculo a evaluar, ambos electrodos activos se conectan a un amplificador diferencial que amplifica la diferencia de las dos señales respecto a la referencia, permitiendo eliminar cualquier señal común como el ruido ambiental [74]. El electrodo de referencia debe estar localizado en un sitio eléctricamente neutro o por lo menos donde se registre una mínima actividad mioeléctrica del músculo de interés como en el dorso de la mano, en articulaciones, la frente, área ósea, lóbulo de la oreja, etc.

La selección del tipo de electrodo y la configuración a usar depende de la condición y el objeto de la investigación. En el presente trabajo se utilizan electrodos de superficie bipolares porque el objetivo general no corresponde analizar patologías del aparato locomotor. En lo sucesivo del documento el término “electrodo” está referenciado a electrodos de superficie.

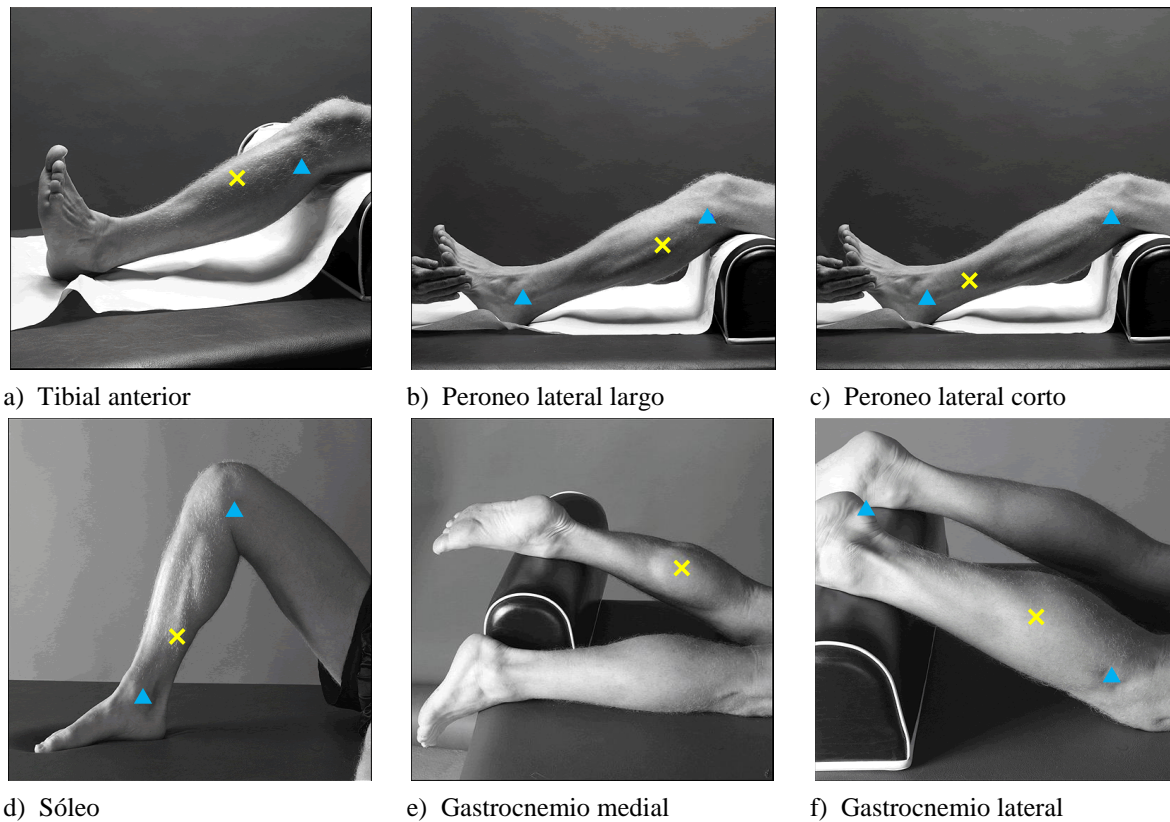
2.6.3 Disposición de los electrodos

La disposición de los electrodos se efectúa de acuerdo con la normativa SENIAM (Electromiografía de Superficie para la evaluación no Invasiva de los Músculos). SENIAM [75] es un proyecto europeo cuyo objetivo fue unificar una metodología en la colocación y procesamiento de señales mioeléctricas adquiridas con electrodos superficiales. Esta organización divide al cuerpo humano en cinco zonas: a) hombro o cuello, b) tronco o espalda baja, c) brazo o mano, d) cadera y parte superior de la pierna, y e) parte inferior de la pierna y pie.

Los músculos que intervienen en el movimiento de la articulación del tobillo pertenecen a la parte inferior de la pierna y pie, en este caso SENIAM para el análisis sEMG recomienda colocar sensores en seis músculos: a) tibial anterior, b) peroneo lateral largo, c) peroneo lateral corto, d) sóleo, e) gastrocnemio medial y f) gastrocnemio lateral.

Para tener la certeza de que la ubicación de los electrodos es la correcta se deben seguir algunas consideraciones enunciadas a continuación, tomando como referencia la Fig. 2.15.

- *Tibial anterior*: los electrodos deben ser colocados a 1/3 de la línea entre la punta del peroné y la punta del maléolo medial.
- *Peroneo lateral largo*: los electrodos deben ser colocados a un 25 % de la longitud de la línea entre la punta del peroné a la punta del maléolo lateral.
- *Peroneo lateral corto*: los electrodos deben ser colocados anterior al tendón del peroneo lateral largo a un 25% de longitud de línea entre la punta del maléolo lateral a la cabeza del peroné.
- *Sóleo*: los electrodos deben ser colocados a dos terceras partes de la línea entre la parte inferior medial del fémur hasta el maléolo medial.
- *Gastrocnemio medial*: los electrodos deben ser colocados sobre la prominencia más evidente del músculo.
- *Gastrocnemio lateral*: los electrodos deben ser colocados a 1/3 de la línea entre la cabeza del peroné y el talón.



Nota. La ubicación del electrodo en el músculo a evaluar se representa con una equis de color amarillo y los puntos anatómicos de referencia para localizarlos con un triángulo de color azul.

Fig. 2.15 Ubicación de los electrodos de la parte baja de las piernas y pies según la normativa SENIAM [61].

2.6.4 Factores que influyen en la señal

Las características y forma de las señales mioeléctricas pueden ser influenciadas por diversos factores externos. En [73] se agrupan en cuatro factores:

1. *Características del tejido.* A pesar de que el cuerpo humano es considerado como un buen conductor, características como el espesor de la piel, temperatura, cambios fisiológicos, etc., pueden hacer variar la conductividad eléctrica de la piel. Estas consideraciones pueden variar considerablemente de un sujeto a otro e incluso dentro de un mismo sujeto.

Usualmente, la preparación de la piel previa a la colocación de los electrodos puede mejorar la calidad de una medición de actividad mioeléctrica. La principal estrategia para la preparación de la piel es la remoción de la velloosidad (para mejorar la adhesión

de los electrodos, especialmente bajo condiciones de humedad, piel sudorosa o condiciones de movimientos rápidos) y la limpieza de la piel con una gasa y alcohol cuando se trata de pruebas en condiciones ligeras (de lo contrario, se pueden utilizar pastas con abrasivos que remueven células de piel muerta y limpian suciedad y sudor de la piel). Estas recomendaciones proporcionan un contacto estable del electrodo y una baja impedancia en la piel. Cualquiera que sea el método de preparación de la piel y la técnica para la aplicación del electrodo, cuando se hace correctamente, la piel recibe un color rojo suave. Esto indica una condición de buena impedancia en la piel.

2. *Interferencias por músculos vecinos (Crosstalk)*. Los músculos vecinos a un músculo que está siendo analizado pueden producir una cantidad significativa de actividad mioeléctrica que puede ser detectada por los electrodos. La colocación de los electrodos en sitios con mayor tono muscular puede ayudar a disminuir este tipo de interferencia.
3. *Ruido externo*. Se debe tener especial cuidado en ambientes eléctricamente “ruidosos”. La interferencia más común en estas situaciones es el “zumbido” de energía producido por dispositivos externos con una incorrecta conexión a tierra.
4. *Electrodos y amplificadores*. La calidad de los electrodos y el ruido interno del amplificador pueden generar interferencias en la señal base. Los amplificadores tienen la habilidad de rechazar o eliminar artefactos en la señal.

2.6.5 Factores que influyen en un ejercicio de prueba

Es importante controlar los factores que tienen influencia en la adquisición de señales durante una posición o movimiento de prueba, con la finalidad de que la prueba pueda ser reproducida bajo las mismas condiciones. En [73] se enlistan algunos factores que deben ser considerados y estandarizados durante pruebas dinámicas para el registro de señales mioeléctricas:

1. *Rango de movimiento*: un rango de movimiento que varía incrementa significativamente la variabilidad de los hallazgos y necesita una apropiada estandarización.
2. *Velocidad de movimiento*: cualquier ciclo de repeticiones significa cambios en aceleración, una mayor velocidad significa mayor aceleración y la activación de más unidades motoras cada vez, lo que resulta en una variación general de los tiempos de contracción y niveles de inervación.

3. *Carga o resistencia*: es necesaria una condición de carga dada o una resistencia repetitiva para comparación entre pruebas.
4. *Duración/Repeticiones*: la cantidad de repeticiones dinámicas se considera un factor importante.
5. *Estado preliminar del sujeto de prueba*: las condiciones metabólicas y nerviosas centrales, el ambiente del laboratorio de pruebas y hasta la hora del día son consideradas un factor de variabilidad.

En consecuencia, las estrategias para una estandarización de las pruebas electromiográficas en los procesos señalados pueden abordarse en distintos modos:

1. *Carga*. Es posible utilizar todo el cuerpo o segmentos del cuerpo como resistencia estática.
2. *Ángulo/rango de movimiento*. Uso de correas para asegurar una buena fijación de los segmentos del cuerpo. Uso de máquinas de entrenamiento para controlar el ROM.
3. *Velocidad*. El uso de un metrónomo ayuda a estandarizar la velocidad de contracción (o la cadencia del paso si fuesen pruebas durante el ciclo de la marcha). Uso de caminadoras o dispositivos isocinéticos para conseguir una velocidad constante.
4. *Duración*. Intervalos de contracción fijos. Conteo de repeticiones. Establecer un número de repeticiones límite cuando hay cargas considerables.
5. *Condiciones preliminares*. Misma hora del día. De preferencia sujetos con los músculos precalentados y evitando condiciones de fatiga muscular. Temperatura constante en la habitación.

2.6.6 Normalización de la señal

La amplitud de la señal sEMG a menudo se normaliza en un rango de 0 a 100% al dividir la amplitud instantánea entre el valor obtenido al realizar una contracción isométrica máxima voluntaria (MVIC). La amplitud de la señal sEMG correspondiente se expresa entonces como un porcentaje de la MVIC (% de MVIC). Este procedimiento de normalización se utiliza para reducir la variabilidad entre sujetos en la amplitud de la señal sEMG (e.g., diferencias en el

espesor del tejido subcutáneo), pero también es necesario para convertir la amplitud a una estimación de la actividad muscular.

Una contracción isométrica se refiere a las acciones musculares en condiciones constantes (*iso*) de longitud (*métrica*). Se trata de una contracción donde el músculo genera tensión sin cambiar la longitud de sus fibras musculares. La normalización por medio de la MVIC es un método que requiere una contracción muscular máxima en una activación isométrica del músculo a evaluar. Por lo general estas contracciones se realizan contra una resistencia estática [9]. La contracción MVIC suele realizarse antes de las pruebas en movimiento para tener un valor de referencia que represente el 100% de activación para cada sujeto de estudio y/o al final de las pruebas para observar los cambios de la actividad muscular ocasionados por el entrenamiento.

2.6.7 Velocidad de muestreo

El procesamiento digital en el análisis de señales sEMG sugiere su digitalización mediante un proceso de muestreo. Usualmente en la práctica se utiliza una tasa de muestreo de 1 kHz con el fin de registrar componentes de frecuencia hasta 500 Hz según el teorema de muestreo de Nyquist. No se requiere mayores tasas puesto que la concentración de energía de las señales sEMG se encuentra entre los 50 y 150 Hz [11], [71]. Un muestreo inferior de 500 Hz de una señal sEMG podría provocar un efecto de *aliasing*, resultando en una pérdida significativa de información de la señal.

2.6.8 Segmentación de los datos

El proceso de segmentación de los datos se define como el intervalo de adquisición de los datos mioeléctricos, sobre el cual posteriormente será efectuada la realización del proceso de extracción de características. En el control mioeléctrico de dispositivos a causa de restricciones de tiempo real, el tiempo de procesamiento y la generación de los comandos de control, deben ser menores o iguales a 300 ms [18].

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 voluntaria y un estado permanente, que es aquel dónde se produce una contracción la cual se mantiene

constante en el músculo, sostenida en el tiempo. Las características extraídas de un régimen transitorio permiten una mejor clasificación a partir de 100 ms después del inicio del movimiento, mientras que los datos en estado estacionario con una ventana de tiempo de 128 ms, son más fiables si es requerida una rápida respuesta del sistema de procesamiento [17]. Para extraer características basadas en estadísticos temporales de las señales mioeléctricas, en [73] se recomienda una ventana de tiempo entre 50 y 100 ms, donde una ventana de tiempo menor es conveniente para movimientos rápidos y una ventana de tiempo mayor para movimientos lentos o contracciones estáticas.

Para la segmentación de datos son utilizados dos métodos a través de ventanas adyacentes y superpuestas (Fig. 2.16). La primera técnica utiliza segmentos disjuntos de longitud predefinida para la extracción de características; y la clasificación se obtiene después de un cierto retraso de procesamiento, τ . Donde τ es el tiempo requerido para calcular la característica y clasificar los datos. En la segunda variante el nuevo segmento se desliza sobre el anterior, con un incremento de tiempo menor que la longitud del segmento, pero mayor que el tiempo de procesamiento [17].

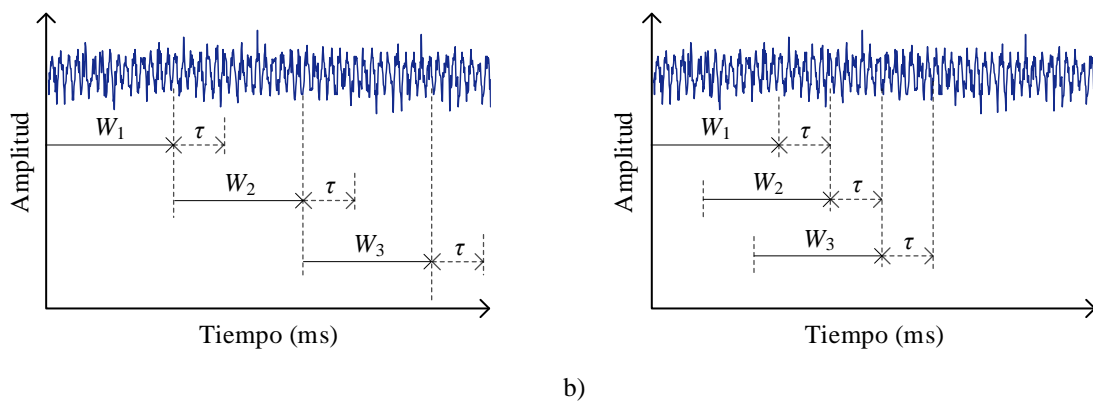


Fig. 2.16 Segmentación de los datos para el procesamiento de señales sEMG. a) Técnica de ventanas adyacentes y b) técnica de ventanas superpuestas.

La técnica de segmentación de datos por ventanas adyacentes se utiliza comúnmente para el procesamiento de señales mioeléctricas fuera de línea o para la clasificación de movimientos con un tiempo de respuesta menor a la técnica de ventanas superpuestas. Por otra parte, la técnica de ventanas superpuestas se emplea para el reconocimiento de patrones mioeléctricos en el

control de dispositivos robóticos. En el presente trabajo la extracción de características de las señales mioeléctricas se realiza mediante la segmentación de datos utilizando la técnica de ventanas adyacentes con longitud de 128 ms.

2.6.9 Extracción de características

La extracción de características consiste en transformar el segmento de la señal sEMG a analizar para obtener un número reducido de características (vector característico), a partir de transformaciones lineales y no-lineales, con el propósito de poder utilizar estos vectores en el reconocimiento de patrones [18]. La extracción de características posee tres categorías de análisis en los dominios del tiempo, frecuencia y tiempo-frecuencia (o tiempo-escala) [11], [18], [76].

2.6.9.1 Análisis en el dominio del tiempo

A causa de que los métodos tradicionales de análisis consideran a la señal sEMG como una señal aleatoria que satisface una distribución Gaussiana con media cero [71], es posible extraer características basadas en estadísticos temporales. Las características temporales se evalúan rápidamente y son extraídas de cada segmento de tiempo para crear un conjunto de características que representan el patrón de la señal sEMG [11]. Entre las principales características temporales se tienen:

Valor medio absoluto (MAV). Es una técnica utilizada en el análisis de señales mioeléctricas, especialmente en la detección de las señales sEMG para el control de prótesis y exoesqueletos [18]. Estima el valor medio absoluto de la señal sEMG sobre cada segmento i de N muestras de la señal, mediante la expresión:

$$\text{MAV}_i = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |x_n|; \quad i = 1, 2, \dots, I. \quad (2.1)$$

donde x_n es la n -ésima muestra en el segmento i , e I denota el número total de segmentos.

Raíz media cuadrática (RMS). Este parámetro permite caracterizar la señal mioeléctrica de acuerdo con el estimado de energía, relacionada con la amplitud en cierto intervalo de tiempo [18], está dada por la siguiente expresión:

$$\text{RMS}_i = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x_n^2}. \quad (2.2)$$

Integral de señal electromiográfica (IEMG). Este método es frecuentemente utilizado como índice de detección del inicio de la contracción muscular en el reconocimiento de patrones mioeléctricos. Se define como la suma de los valores absolutos de la amplitud de la señal sEMG, y se define como:

$$\text{IEMG}_i = \sum_{n=1}^N |x_n|. \quad (2.3)$$

Longitud de la señal (WL). Es una medida de la complejidad de la señal mioeléctrica. Es una variación acumulativa de la señal sEMG que puede indicar el grado de transición. Asumiendo que el tiempo entre muestras es muy pequeño, el resultado puede representar la amplitud, frecuencia y duración de la señal en un solo valor [11], se define como:

$$\text{WL}_i = \sum_{n=1}^N |x_{n+1} - x_n|. \quad (2.4)$$

Desviación estándar (SD). Es el valor medio de la diferencia entre los datos y su media, también llamado varianza media. Describe el grado discreto de conjuntos de datos de la señal sEMG [71], se calcula como:

$$\text{SD}_i = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (x_n - \bar{x})^2}, \quad (2.5)$$

donde \bar{x} es el promedio de $\{x_n\}_{n=1,2,\dots,N}$.

Cruces por cero (ZC). Es una medida de la información de frecuencia de la señal mioeléctrica y es definido en el dominio del tiempo. Este parámetro calcula el número de veces que el valor de la amplitud de la señal sEMG cruza por cero. La evaluación del parámetro requiere un umbral de referencia para reducir el número de cruces inducidos por el ruido, en [11] se propone un valor de umbral de 0.01 V. El contador de los cruces por cero se incrementa según la comparación entre dos muestras consecutivas x_n y x_{n+1} , de la siguiente manera:

$$ZC_i = \sum_{n=1}^{N-1} [\text{sgn}(x_n \times x_{n+1}) \cap |x_n - x_{n+1}| \geq \text{nivel de umbral}], \quad (2.6)$$

$$\text{sgn}(x) = \begin{cases} 1, & \text{si } x \geq \text{nivel de umbral} \\ 0, & \text{en caso contrario.} \end{cases}$$

Algunas desventajas del método de análisis en el dominio del tiempo son [71]:

1. La señal sEMG es débil e inestable que es fácilmente influenciada por el ruido externo.
2. La contracción muscular no tiene un estándar de medición y es difícil de controlar.
3. Este método no puede hacer uso completo de las características del espectro.

2.6.9.2 Análisis en el dominio de la frecuencia [71]

Los métodos tradicionales de análisis espectral transforman las señales sEMG mediante la FFT. El espectro de potencia muestra los cambios en los diferentes componentes de frecuencia. Algunas ventajas que presenta este método comparado con el método de análisis en el dominio del tiempo son:

1. Durante la fatiga muscular, las características en el dominio de la frecuencia disminuyen linealmente a medida que pasa el tiempo.
2. Las características en el dominio de la frecuencia no están influenciadas por el espesor de la grasa subcutánea y la circunferencia de la extremidad.
3. La pendiente de la curva secuencia temporal de características de frecuencia tiene una relación aparente con el tiempo de carga, que es menos dependiente de las características de tiempo.

Las desventajas de la FFT, que la hacen inadecuada para el análisis sEMG, son las siguientes:

1. Este método tiene una falta de información del dominio del tiempo para la sEMG.
2. La precondition de la FFT para señales analógicas requiere toda la información en el dominio del tiempo, incluso incluyendo información futura.
3. Un diminuto cambio de la señal en el dominio del tiempo afectará a todo el espectro de frecuencias a causa de su no linealidad y no estacionalidad, por lo que este método es sensible al ruido.

Las características de espectro de la señal sEMG se utilizan ampliamente en el diagnóstico de enfermedades musculares y en la detección de fatiga muscular. Los principales indicadores son la frecuencia de potencia media (MPF) y la frecuencia mediana (MF), cuyas fórmulas de cálculo son:

$$\text{MPF} = \frac{\int_0^{f_s/2} f \text{PSD}(f) df}{\int_0^{f_s/2} \text{PSD}(f) df}, \quad (2.7)$$

$$\text{MF} = \frac{1}{2} \int_0^{f_s/2} \text{PSD}(f) df, \quad (2.8)$$

donde f_s denota la frecuencia de muestreo y $\text{PSD}(f)$ es la función de densidad espectral de potencia espectral. MPF es sensible a los cambios espectrales en la condición de baja carga. MF es el valor de la mediana de la frecuencia de descarga muscular durante el curso de la contracción muscular. Tiene una capacidad de resistencia a interferencias y un amplio dominio aplicable para el nivel de carga.

2.7 Transformada wavelet

El análisis wavelet, también llamado teoría wavelet [77], es una herramienta matemática utilizada en el procesamiento de señales, especialmente en señales no estacionarias y de rápida transitoriedad [11], [69], [77], [78]. La transformada wavelet (WT) se ha aplicado en el análisis de señales sísmicas, de sonido, de radar, biológicas, así como también en el procesamiento de imágenes, compresión de datos, reconocimiento de patrones, análisis climático, análisis de índices financieros y en la detección de anomalías sintomáticas en el área de la medicina e ingeniería [79].

La WT es una transformación que proporciona la representación tiempo-frecuencia de una señal, se basa al igual que la transformada de Fourier de tiempo corto (STFT), en el concepto de aproximación de señales usando la superposición de señales, la diferencia radica en que la WT hace uso de ventanas de observación de tamaño variable, mientras que la STFT usa ventanas de tamaño fijo [11]. El análisis wavelet ocupa ventanas de corta duración para altas frecuencias y ventanas de larga duración para bajas frecuencias, mientras que la STFT ocupa una sola ventana con la misma duración tanto para altas frecuencias como para bajas frecuencias. La Fig. 2.17 muestra las resoluciones del plano tiempo-frecuencia del análisis STFT y WT.

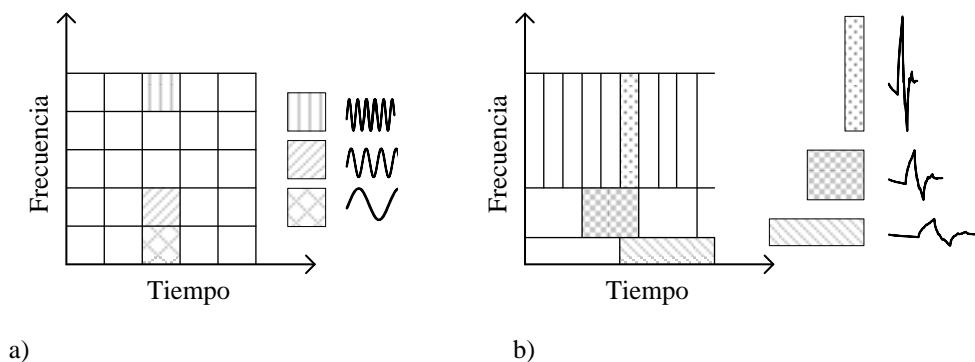


Fig. 2.17 Comparación de los resultados del análisis a) STFT y b) WT.

La WT se clasifica principalmente en la transformada wavelet continua (CWT) y la transformada wavelet discreta (DWT). La CWT se utiliza para el análisis de señales no estacionarias y funciona sobre cada valor de escala y traslación, i.e., es redundante. La DWT

comúnmente se emplea para la compresión de datos y emplea valores específicos de escala y traslación. A continuación, se realiza una breve introducción a cada una de ellas.

2.7.1 Transformada wavelet continua (CWT)

La transformada wavelet continua (CWT) expresa una señal $x(t) \in L^2(\mathbb{R})$, mediante una expansión de términos con coeficientes que son proporcionales al producto interno entre, la señal $x(t)$ y la función $\psi_{a,b}(t) \in L^2(\mathbb{R})$ [11]. La CWT de una señal $x(t)$ se define como:

$$CWT_{\psi}^x(a,b) = \langle x, \psi_{a,b} \rangle = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \psi_{a,b}^*(t) dt; \quad \forall a \in \mathbb{R} - \{0\}, b \in \mathbb{R}, \quad (2.9)$$

donde $CWT_{\psi}^x(a,b)$ son los coeficientes wavelet que indican la correlación entre la señal de análisis $x(t)$ y la función wavelet $\psi(t)$ en diferentes escalas y traslaciones; $\langle \cdot, \cdot \rangle$ representa el producto interno; $x(t)$ es una señal continua en el tiempo; $\psi_{a,b}^*(t)$ denota el complejo conjugado de $\psi_{a,b}(t)$; y $\psi_{a,b}(t)$ son versiones escaladas y trasladadas de la función de análisis $\psi(t)$ denominada *wavelet madre*, definida como:

$$\psi_{a,b}(t) = |a|^{-\frac{1}{2}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right), \quad (2.10)$$

donde a y b representan los parámetros de escala y traslación, respectivamente; $|a|^{-\frac{1}{2}}$ es un factor de normalización que asegura que la energía de $\psi_{a,b}(t)$ sea la misma para todos los valores de a , $\|\psi_{a,b}(t)\| = \|\psi(t)\|$. Las wavelets $\psi_{a,b}(t)$ generadas de la misma función $\psi(t)$ poseen diferente escala a y traslación b , pero todas conservan la misma forma. La forma natural de $\psi_{a,b}(t)$ denominada *wavelet madre*, se presenta cuando $a = 1$ y $b = 0$, $\psi_{1,0}(t) \equiv \psi(t)$ [80].

Mediante la sustitución de (2.10) en (2.9), la CWT de una señal $x(t)$ puede determinarse como:

$$CWT_{\psi}^x(a,b) = |a|^{-\frac{1}{2}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \psi^*\left(\frac{t-b}{a}\right) dt. \quad (2.11)$$

El *parámetro de escala* a , proporciona el grado de resolución de análisis de la señal $x(t)$, mediante la dilatación $|a| > 1$, o compresión $|a| < 1$ de la función $\psi(t)$. En particular, para valores pequeños de a , el análisis CWT obtiene información de la señal $x(t)$ localizada en el dominio del tiempo, mientras que para valores grandes de a , la información $X(f)$ se presenta localizada en el dominio de la frecuencia [81].

Por definición la CWT es una representación tiempo-escala (2.9) y no tiempo-frecuencia, sin embargo, es posible obtener una relación entre escala y frecuencia asociando la wavelet a una señal periódica de frecuencia f_p . Para cada wavelet madre $\psi(t)$ existe una cierta frecuencia denominada *frecuencia central* f_o la cual representa el máximo módulo en la transformada de Fourier de la wavelet [82]. Por tanto, usando la frecuencia f_o , la pseudo-frecuencia asociada con una wavelet de escala arbitraria a , está definida por [83]:

$$f_p = \frac{f_o}{a}, \quad (2.12)$$

donde la frecuencia central de la wavelet madre, f_o , se convierte en una constante de escala y f_p es la frecuencia representativa o característica de la wavelet a escala a . En la Fig. 2.18 se representa la frecuencia central asociada con la parte real de la wavelet de Gabor con $f_o = 1$.

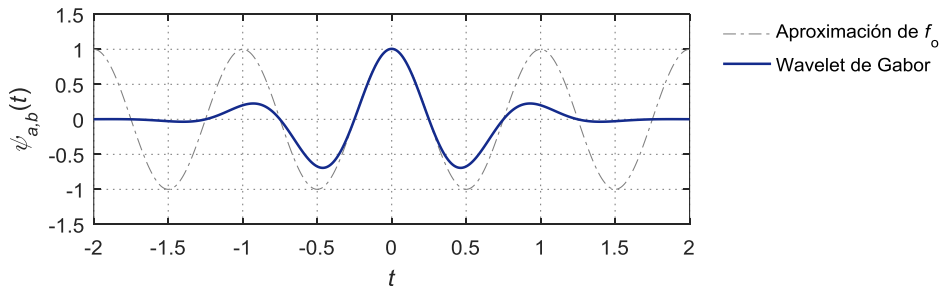


Fig. 2.18 Aproximación de la frecuencia central para la wavelet de Gabor con $\gamma = 3.5$ y $f_o = 1$.

El *parámetro de traslación* b , determina la ubicación en el dominio del tiempo de la función de análisis $\psi(t)$, al permitirle desplazarse sobre el intervalo de tiempo de la señal $x(t)$. Cuando se evalúa la CWT, la función wavelet se traslada cubriendo toda la señal para cada valor de a .

En la Fig. 2.19 se muestra la parte real de la wavelet de Gabor con diferentes valores de escala y traslación.

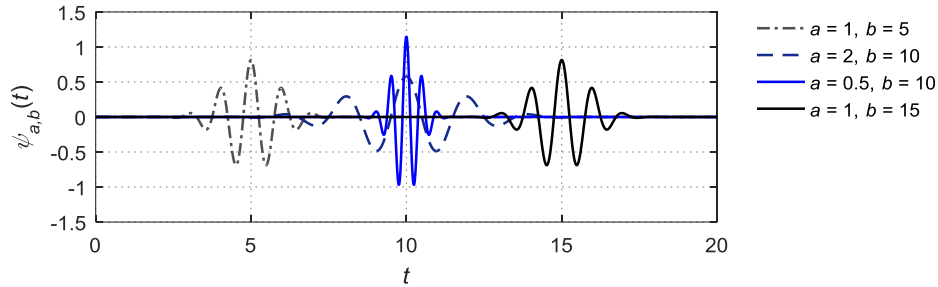


Fig. 2.19 Traslación y dilatación de la parte real de la wavelet de Gabor con $\gamma = 5.3364$ y $f_0 = 1$.

La *wavelet* es una onda pequeña de longitud finita que tiene una característica ondulada oscilante y tiene su energía concentrada en el tiempo. El término *madre* implica que las funciones con diferente región de soporte que se utilizan en el proceso de transformación se derivan de una función principal, i.e., la wavelet madre es una función prototipo para generar otras funciones ventana. Para que una función de análisis sea clasificada como una wavelet madre $\psi(t)$, esta debe satisfacer los siguientes criterios matemáticos [79]:

- 1) Una wavelet debe tener energía finita (2.13), donde E es la energía de la función.

$$E = \int_{-\infty}^{+\infty} |\psi(t)|^2 dt < \infty. \quad (2.13)$$

- 2) La función wavelet $\psi(t)$ debe cumplir con la condición de admisibilidad:

$$C_\psi = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\hat{\psi}(f)|^2}{|f|} df < \infty, \quad (2.14)$$

donde C_ψ es la constante de admisibilidad, f denota la frecuencia y $\hat{\psi}(f)$ representa la transformada de Fourier de $\psi(t)$. La condición implica que la wavelet no tiene componente de frecuencia cero, $\hat{\psi}(0) = 0$, o de otra forma, la wavelet debe tener promedio cero (2.15).

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \psi(t) dt = 0. \quad (2.15)$$

- 3) En el caso de wavelets complejas, la transformada de Fourier debe tener tanto una componente real como un valor cero para frecuencias negativas.

2.7.1.1 Espectro de energía wavelet

En analogía con la terminología utilizada en el caso de Fourier, el espectro de potencia wavelet (algunas veces llamado *escalograma* o *periodograma wavelet*), se define como:

$$WPS_{\psi}^x(a,b) = \left| CWT_{\psi}^x(a,b) \right|^2. \quad (2.16)$$

El escalograma es una medida de la distribución de energía sobre la traslación en el tiempo b y el parámetro de escala a de la señal de análisis. En la práctica todas las funciones que difieren de (2.16) sólo por un factor multiplicativo constante también se denominan escalogramas [83]. Por otro lado, el espectrograma wavelet corresponde a la representación bidimensional de la parametrización (a,b) , donde el eje “x” representa el tiempo, el eje “y” representa la pseudo-frecuencia, y el color para cada punto (x,y) representa la magnitud de los coeficientes wavelet.

Cuando la wavelet madre $\psi(t)$ es de valor complejo, la correspondiente transformada wavelet continua $CWT_{\psi}^x(a,b)$ también es de valor complejo. En este caso, la transformada se puede separar en su parte real, $\text{Re}(CWT_{\psi}^x(a,b))$, y parte imaginaria, $\text{Im}(CWT_{\psi}^x(a,b))$, o en su módulo, $|CWT_{\psi}^x(a,b)|$, y fase (o ángulo de fase) $\varphi_{\psi}^x(a,b)$. El ángulo de fase del número complejo $CWT_{\psi}^x(a,b)$ se puede obtener de la fórmula:

$$\varphi_{\psi}^x(a,b) = \tan^{-1} \left[\frac{\text{Im}(CWT_{\psi}^x(a,b))}{\text{Re}(CWT_{\psi}^x(a,b))} \right]. \quad (2.17)$$

Para las funciones wavelet de valor real, la parte imaginaria es cero y la fase es indefinida. Por consiguiente, para separar la información de fase y amplitud de una serie de tiempo $x(t)$, es importante hacer uso de funciones wavelet complejas.

2.7.1.2 Espectro de densidad de energía wavelet

En el procesamiento de señales usualmente la transformada de Fourier se utiliza para generar el *espectrograma* de la señal de análisis, lo equivalente del espectrograma es el *escalograma* construido a partir del análisis CWT (2.16). La energía E_x presente en el escalograma de una señal $x(t)$, se define como [84]:

$$E_x = \int_{-\infty}^{\infty} |x(t)|^2 dt = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} |CWT_{\psi}^x(a, b)|^2 \frac{dad b}{a^2}. \quad (2.18)$$

Si en lugar del factor de escala a se utiliza el valor de frecuencia $f = f_o a^{-1}$, de manera que $da = (da/df) df = -f_o / f^2 df$. Sustituyendo las equivalencias anteriores en (2.18), se obtiene:

$$E_x = f_o^{-1} \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} |CWT_{\psi}^x(f, b)|^2 df db. \quad (2.19)$$

Es posible dividir la energía total en una densidad de energía en el tiempo y frecuencia. Esto se consigue mediante una integración en el tiempo o frecuencia, respectivamente. La densidad de energía en el tiempo se define como:

$$E_t(b) = f_o^{-1} \int_{-\infty}^{\infty} |CWT_{\psi}^x(f, b)|^2 df, \quad (2.20)$$

y la densidad de energía en la frecuencia, o *espectro de densidad de energía* se determina por:

$$E_f(f) = f_o^{-1} \int_{-\infty}^{\infty} |CWT_{\psi}^x(f, b)|^2 db. \quad (2.21)$$

La distribución de energía con el cambio de tiempo y frecuencia puede mostrar las características de la señal sEMG. El espectro de densidad de energía como la FFT, es una técnica para transformar una señal en el dominio del tiempo al dominio de la frecuencia. El análisis de la densidad de energía en el tiempo basado en la CWT, se utiliza para apreciar la localización de la actividad muscular máxima.

2.7.2 Transformada wavelet discreta (DWT)

A comparación de la CWT la transformada wavelet discreta (DWT) tiene cero redundancias y es rápida de procesar, lo que significa que toda la información está contenida en la transformada resultante y nada se duplica entre los coeficientes [52]. El análisis wavelet para señales discretas utiliza una familia de wavelets ortonormales, es decir, que las wavelets son ortogonales y normalizadas para tener energía unitaria. La DWT considera los parámetros de tiempo t , escala a , y translación b en sus versiones discretas: n, j, k , respectivamente. Usualmente la familia de wavelets ortonormales se obtiene al discretizar los parámetros a y b de (2.10), mediante una escala diádica, esto se logra haciendo $a = 2^j$ y $b = k2^j$, de tal manera que la wavelet madre adquiere la forma:

$$\psi_{j,k}(n) = 2^{-j/2} \psi(2^{-j}n - k); \quad j, k \in \mathbb{Z}, \quad (2.22)$$

donde $2^{-j/2}$ es un factor de normalización que garantiza la condición de ortonormalidad. Al conjunto de funciones originadas por (2.22) se conoce como la versión diádica discretizada de la función wavelet $\psi(t)$. Para analizar el dominio de datos en diferentes resoluciones, la función $\psi(t)$ es utilizada en una función de escalamiento $\phi(t)$, de tal manera que ahora es posible aproximar cualquier función $x(t) \in L^2(\mathbb{R})$ con una de estas funciones o con ambas, mediante la siguiente expresión:

$$x(t) = \sum_k \sum_j c_{j,k} \phi(t) + \sum_k \sum_j d_{j,k} \psi(t); \quad j, k \in \mathbb{Z}, \quad (2.23)$$

donde $c_{j,k}$ son coeficientes de escala o de aproximación y $d_{j,k}$ son los coeficientes wavelet o de detalle de la señal original $x(t)$, con respecto a las funciones de escala $\phi(t)$ y wavelets $\psi(t)$ respectivamente.

El desarrollo de algoritmos para evaluar la DWT, llevó a implementar los llamados *bancos de filtros*. Estos algoritmos no se relacionan directamente con las funciones de escala $\phi(t)$ y wavelets $\psi(t)$, sino con los coeficientes de filtros que las representan [11]. En la Fig. 2.20 se muestra el algoritmo piramidal de descomposición de Mallat basado en banco de filtros con tres niveles de descomposición, $j=1, 2, J=3$. El análisis en diferentes resoluciones (análisis

multiresolución), en el primer nivel de descomposición $j = 1$, introduce una señal $x(n)$ en un filtro pasa bajos (H), un filtro pasa altos (L), seguido por una decimación diádica (submuestreo) en ambas salidas, obteniendo dos vectores cA_1 y cD_1 . Los elementos del vector cA_1 corresponden a las bajas frecuencias de la señal (coeficientes de aproximación), mientras que los elementos del vector cD_1 corresponden a las altas frecuencias de la señal (coeficientes de detalle). Este proceso de filtrado puede iterarse y así obtener una descomposición a diferentes niveles $j = 1, 2, \dots, J$, basta hacer pasar los coeficientes de aproximación obtenidos del proceso de filtraje anterior por un par idéntico de filtros y así obtener los coeficientes del siguiente nivel.

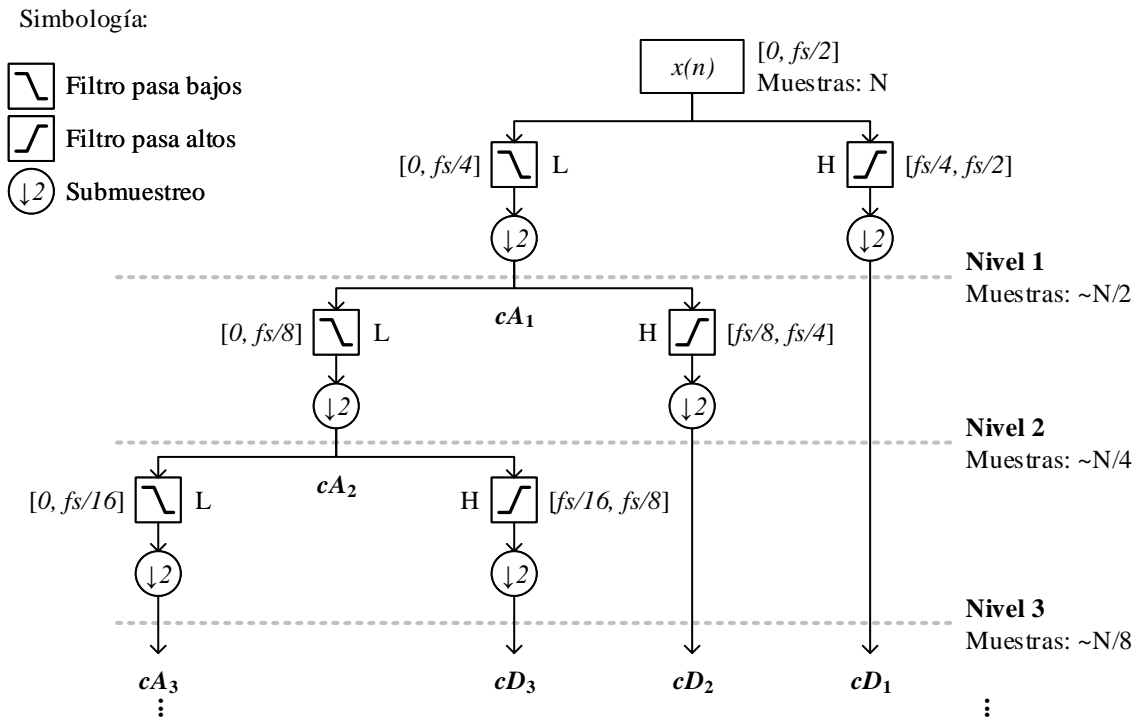


Fig. 2.20 Algoritmo piramidal de Mallat para la descomposición de la DWT.

La cantidad de muestras N de la señal de análisis en base diádica, $2^j = N$, determina el número máximo de niveles j de descomposición (2.24), e.g., si la señal tiene una frecuencia de muestreo de 4096 Hz (muestras/s) en $t \in [0, 1]$ s, es posible realizar hasta 12 niveles de descomposición ($2^{12} = 4096$ muestras).

$$j = \text{int} \{ \log_2 (N) \} = \text{int} \{ \log_2 [f_s (t_N - t_1) + 1] \}. \quad (2.24)$$

De acuerdo con la propiedad del banco de filtros de la DWT, el análisis del ancho de banda correspondiente a $N/2^j$ coeficientes de aproximación cA_j y de detalle cD_j del nivel de descomposición j , se relaciona con f_s conforme a:

$$cA_j \Rightarrow \left[0, \frac{f_s}{2^{j+1}} \right] \text{ Hz} \wedge cD_j \Rightarrow \left[\frac{f_s}{2^{j+1}}, \frac{f_s}{2^j} \right] \text{ Hz}; \quad j \in \mathbb{Z}. \quad (2.25)$$

Durante la descomposición, la señal $x(n)$ y los vectores cA_j sufren un submuestreo por 2, esto es porque los coeficientes de aproximación cA_j y detalle cD_j pasan a través de dos nuevos filtros de reconstrucción (L' y H'). Dos vectores resultan; A_j denominado vector de aproximaciones y D_j denominado vector de detalles, satisfaciendo la relación (2.26) [85]. En la Fig. 2.21 se ilustra el proceso de reconstrucción de los vectores de detalle y aproximación para el nivel $j = 1$.

$$A_{j-1} = A_j + D_j, \quad (2.26)$$

$$x(n) = A_j + \sum_{j=1}^J D_i; \quad J \in \mathbb{Z},$$

después de la descomposición hasta el nivel $j = 1, 2, \dots, J$, la señal $x(n)$ puede reconstruirse a partir de los vectores de aproximación y detalle (2.26). Durante la reconstrucción algunos coeficientes pueden ser excluidos y así utilizar la DWT como un filtro de banda de frecuencias, suprimiendo componentes que no pertenecen al fenómeno de estudio.

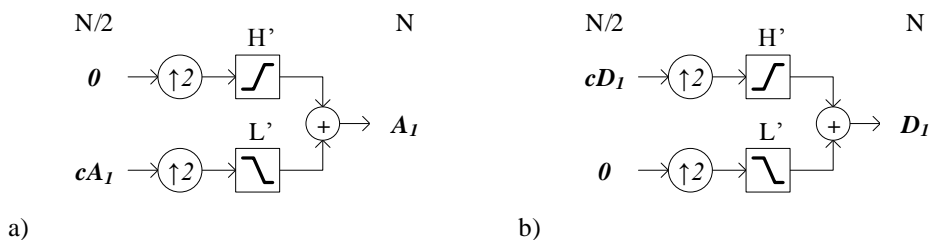


Fig. 2.21 Reconstrucción de los vectores de a) detalle y b) aproximación para el nivel $j = 1$. 0: la señal es igual a 0.

2.7.3 Funciones wavelet

El término “*función wavelet*” es usado comúnmente para referirse a wavelets ortogonales o no ortogonales. El término “*bases wavelet*” se refiere únicamente a un juego de funciones ortogonales. El uso de una base ortogonal implica el uso de la transformada wavelet discreta, mientras que una función wavelet no ortogonal puede ser usada con la transformada wavelet continua o discreta. En la Tabla 2.4 se indican las características de las wavelets más conocidas y algunas de sus propiedades.

Tabla 2.4 Características y propiedades de las wavelets más comunes [86].

Propiedades	Symlets (symN)	Morlet (morl)	Mexican Hat (mexh)	Haar (haar)	Daubechies (dbN)	Coiflets (coifN)
Orden (N)	1, 2, ..., 41 ^a	---	---	---	1, 2, ..., 45 ^a	1, 2, ..., 5 ^a
Ortogonal	Sí	No	No	Sí	Sí	Sí
Biortogonal	Sí	No	No	Sí	Sí	Sí
Regularidad	Relativa ^b	Sí	Sí	No	Relativa ^b	Relativa ^b
Tamaño del soporte	2N-1	[-4,4]	[-5,5]	1	2N-1	6N-1
Longitud de filtro	2N	---	---	2	2N	6N
Simetría	Aproximada	Sí	Sí	Sí	No	Aproximada
Momentos de desvanecimiento	N	---	---	1	N	2N
Función de escala	Sí	No	No	Sí	Sí	Sí
CWT	Posible	Posible	Posible	Posible	Posible	Posible
DWT	Posible	No	No	Posible	Posible	Posible
Expresión explícita	No	Sí	Sí	Sí	No	No

^a Matemáticamente se podría tener un orden al indicado, pero en Matlab las wavelets indicadas solo están definidas hasta dicho orden.

^b La wavelet aumenta su regularidad en cuanto mayor es el orden.

Una crítica en el análisis wavelet es la elección arbitraria de la función wavelet, $\psi(t)$ [87]. Una función wavelet compleja devolverá información de la amplitud y fase, y se adapta mejor para capturar el comportamiento oscilatorio de señales, mientras que una función wavelet real devuelve sólo una componente y se puede utilizar para aislar picos o discontinuidades.

Las funciones wavelet de Morlet y sombrero mexicano (Fig. 2.22) son las más populares en el análisis tiempo-frecuencia de señales mioeléctricas [14], [22], [88]. Sin embargo, la wavelet de

Morlet (o wavelet de Gabor) es la función prototipo que mejor resolución del plano tiempo-frecuencia ofrece mediante el análisis CWT, de acuerdo al principio de *incertidumbre de Heisenberg* [22]–[24], [89], [90]. El principio de Heisenberg establece que no es posible representar un punto en el plano tiempo-frecuencia de una señal, sino que sólo se puede representar un área en dicho plano, es decir, no se puede conocer con exactitud cuales componentes espectrales existen a cada instante de tiempo, en su lugar, lo que se puede conocer son los intervalos de tiempo en los cuales ciertas bandas de frecuencia existen.

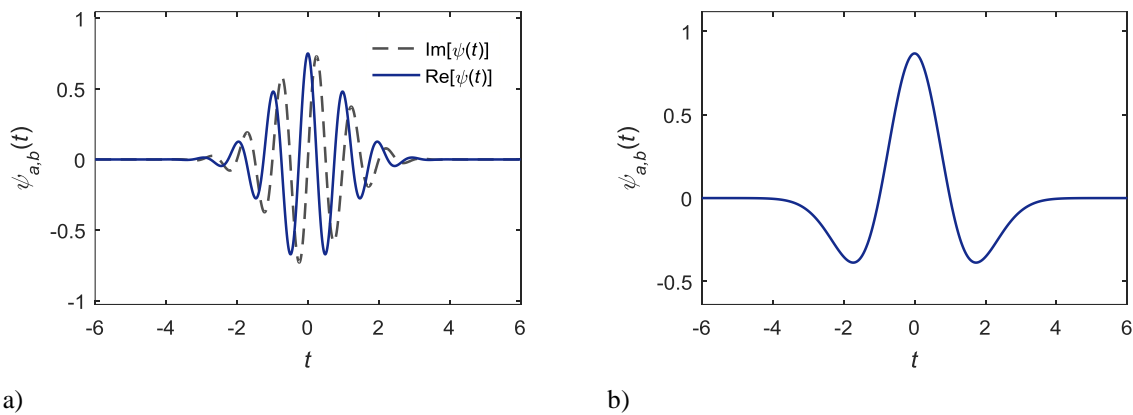


Fig. 2.22 Wavelet madre. a) Morlet; b) sombrero mexicano.

Para la DWT existen diversas funciones wavelet ortogonales, i.g., Haar, Meyer, Coiflets, Symlets, Daubechies. La familia de wavelet de Daubechies son de base ortogonal y biortogonal. En la Fig. 2.23 se ilustra la familia de wavelets de Daubechies, estas funciones descritas como “dbN”, donde “N” denota el orden de la función y “db” indica el nombre de la wavelet.

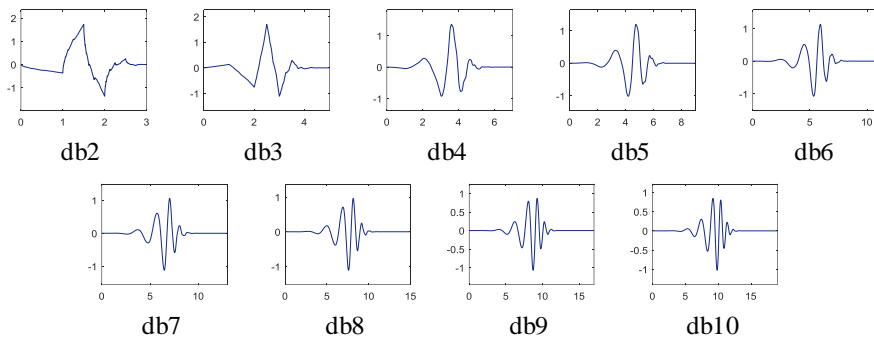


Fig. 2.23 Familia de wavelet de Daubechies (funciones ortogonales).

La Fig. 2.24 muestra algunas funciones wavelet base que al igual que la familia de Daubechies son de base ortogonal y biortogonal, y pueden usarse en la DWT y CWT.

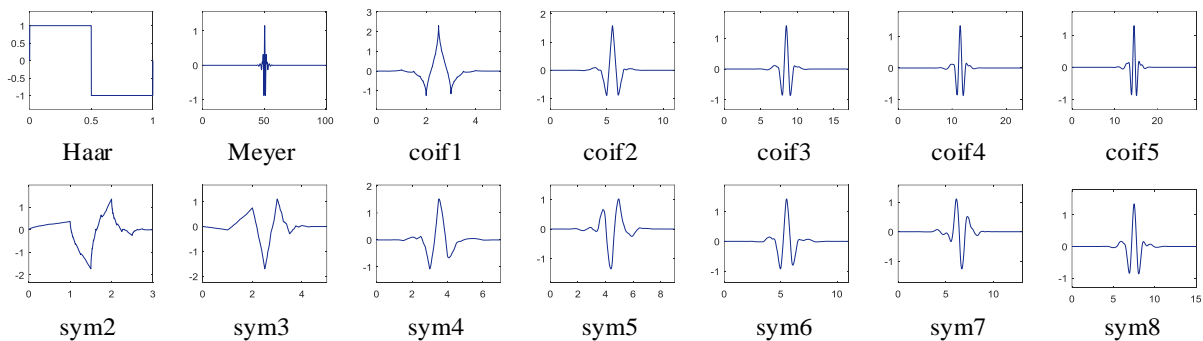


Fig. 2.24 Funciones wavelet base: Haar, Meyer, Coiflets y Symlets.

Las wavelets db2, db5, db6, db8, sym8, coif5 y Meyer se utilizan comúnmente en el procesamiento de señales mioeléctricas para la eliminación de artefactos porque presentan una forma similar al potencial de acción de unidad motora [91], [92].

2.7.4 Wavelet madre de Gabor y Morlet

La wavelet madre de Gabor y Morlet son funciones que se caracterizan por tener un decaimiento exponencial. La diferencia entre estas funciones radica en que la wavelet de Gabor usa un parámetro gamma (γ), que indica el número de oscilaciones de la función [93] y Morlet usa un parámetro beta (β), que controla la velocidad de decaimiento de la amplitud de la función [94].

La ecuación (2.27) define la wavelet de Gabor [90]. La wavelet de Morlet que algunas veces es llamada wavelet de Gabor, está definida por (2.28) para valores de $\omega_o > 5$ [79], [84].

$$\psi(t) = \frac{1}{\sqrt[4]{\pi}} \sqrt{\omega_o/\gamma} e^{-\frac{(\omega_o/\gamma)^2}{2} t^2} e^{i\omega_o t}, \quad (2.27)$$

$$\psi(t) = \frac{1}{\sqrt[4]{\pi}} e^{-\frac{\beta^2}{2} t^2} e^{i\omega_o t}, \quad (2.28)$$

donde γ , β y ω_o son constantes positivas; γ es el parámetro de forma de la wavelet de Gabor; β es el parámetro de forma de la wavelet de Morlet; ω_o es la frecuencia angular de la wavelet; y $\pi^{-1/4}$ es un factor de normalización que asegura que la wavelet tiene energía unitaria. De acuerdo con Addison [79], la frecuencia angular de la wavelet se define como:

$$\omega_o = 2\pi f_o, \quad (2.29)$$

donde f_o es la frecuencia central de la wavelet.

La wavelet de Gabor y Morlet son funciones complejas dentro de una envolvente Gaussiana. La forma de onda sinusoidal compleja está contenida en el término $e^{i\omega_o t} = \cos(\omega_o t) + i \sin(\omega_o t)$. La envolvente Gaussiana, $\pi^{-1/4} (\omega_o/\gamma)^{1/2} e^{-(\omega_o/\gamma)^2 t^2/2}$ o $\pi^{-1/4} e^{-\beta^2 t^2/2}$, respectivamente, tiene desviación estándar unitaria y confina la forma de onda sinusoidal compleja [79]. Cuando $\omega_o = \gamma$ la wavelet de Gabor corresponde a la wavelet de Morlet con $\beta = 1$, si $\omega_o = 2\pi$ la similitud entre la wavelet de Gabor y la wavelet de Morlet se muestra en la Fig. 2.25.

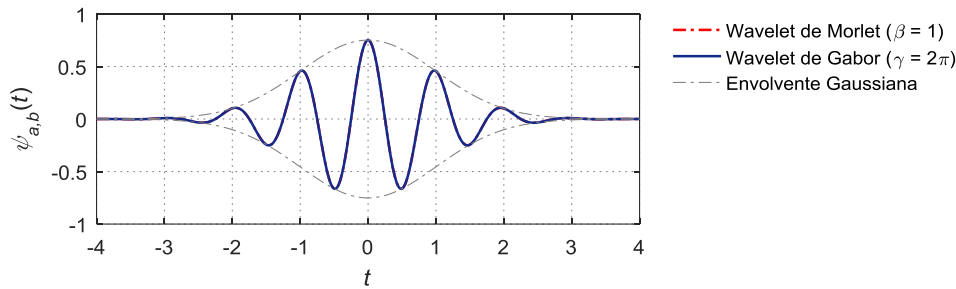


Fig. 2.25 Similitud entre la wavelet de Gabor con $\gamma = 2\pi$ y la wavelet de Morlet con $\beta = 1$ ($\omega_o = 2\pi$).

Utilizar cualquiera de estas dos funciones prototipo garantiza la mejor resolución tiempo-frecuencia para una señal, siempre que el valor del parámetro de forma sea el adecuado. Teóricamente, para la wavelet de Gabor el parámetro γ debe ser lo suficientemente grande para satisfacer la condición de admisibilidad (2.14), sin embargo, los valores excesivamente grandes de γ empeoran la resolución en el tiempo [24]. En la Fig. 2.26a se muestra la parte real de la wavelet de Gabor con $\gamma = 3.56$ y $\gamma = 5$. En contraste, incrementar el parámetro β en la wavelet de Morlet ocasiona perder resolución en la frecuencia; sin embargo, la resolución en el tiempo mejora. La Fig. 2.26b muestra la parte real de la wavelet de Morlet con $\beta = 0.95$ y $\beta = 1.5$.

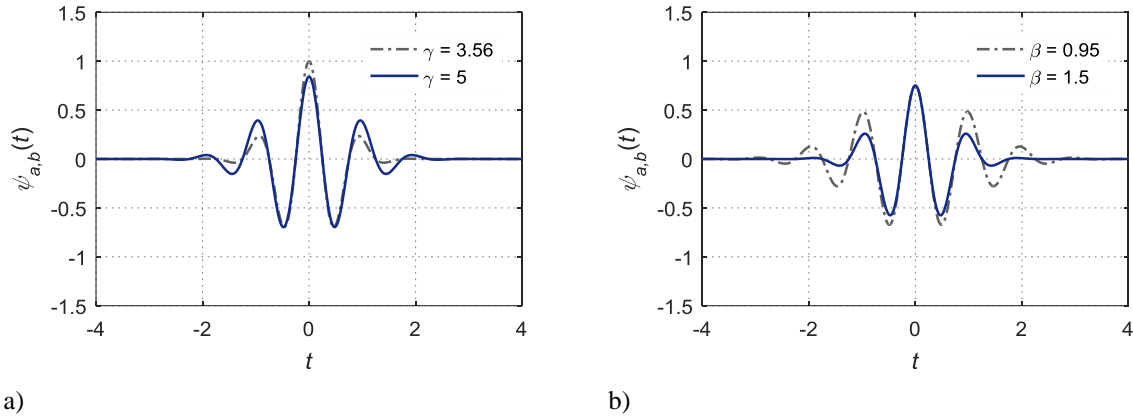


Fig. 2.26 Parte real de la wavelet madre. a) Gabor con $\gamma = 3.56, 5$; b) Morlet con $\beta = 0.95, 1.5$.

En este trabajo el análisis tiempo-frecuencia mediante la CWT de las señales mioeléctricas se lleva a cabo con la wavelet de Gabor.

2.7.5 Transformada wavelet continua de Gabor

La formulación de la CWT tal como se presenta en (2.11) se aplica cuando la señal $x(t)$ es una función continua de t . Para calcular la CWT de una señal discreta como la señal mioeléctrica, esta representación debe ser discretizada de manera apropiada. Considerando una serie de tiempo discreto $\{x_n\}_{n=1,2,\dots,N}$, (2.11) se puede discretizar como [95]:

$$CWT_{\psi}^x(n, a) = |a|^{-\frac{1}{2}} \sum_{n'=1}^N x_{n'} \cdot \psi^* \left[\frac{(n'-n)dt}{a} \right] dt \quad (2.30)$$

Donde n es el índice de tiempo, dt denota el intervalo de muestreo de la señal y $|a|^{-\frac{1}{2}}$ es un factor de normalización. Si en lugar del factor de escala a se utiliza el valor de frecuencia $f = f_o a^{-1}$ y sabiendo que $dt = f_s^{-1}$, (2.30) se puede representar como:

$$CWT_{\psi}^x(n, f) = \left| \frac{f}{f_o f_s^2} \right|^{\frac{1}{2}} \sum_{n'=1}^N x_{n'} \cdot \psi^* \left[\frac{(n'-n)f}{f_o f_s} \right] \quad (2.31)$$

La transformada wavelet continua de Gabor (GWT) utiliza como función de análisis la wavelet de Gabor (2.27). Existen cuatro parámetros que definen a la wavelet de Gabor: ω_o , a , b , y γ . La frecuencia angular ω_o es la frecuencia de la senoide compleja y su valor determina el número de ondas sinusoidales efectivas o significativas contenidas dentro de la envolvente Gaussiana [79]. En el presente trabajo se emplea una frecuencia angular de $\omega_o = 2\pi$, tal que, $f = a^{-1} = \omega/2\pi$. La Fig. 2.27 muestra el efecto que tiene ω_o de la wavelet madre de Gabor en su correspondiente espectro de frecuencias.

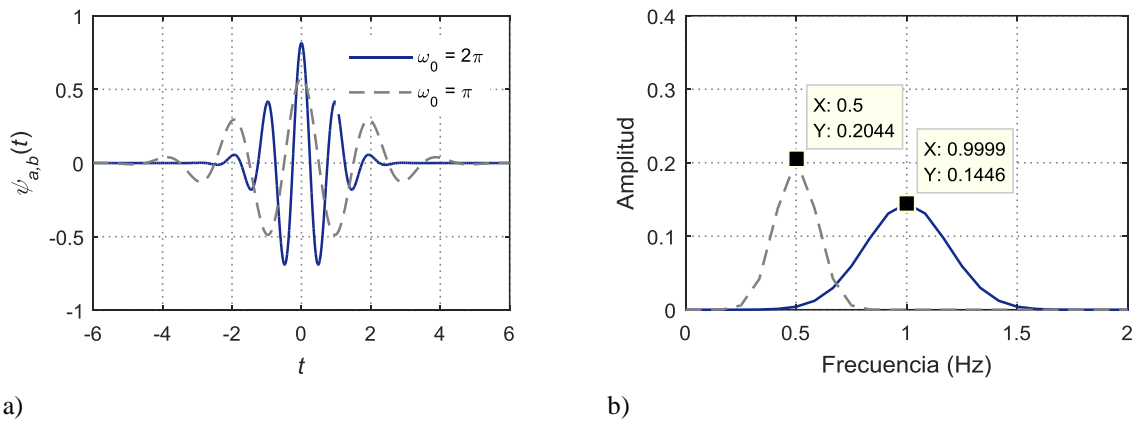


Fig. 2.27 Estimación de la frecuencia central de la función wavelet con la FFT. a) Dos wavelets de Gabor con $\gamma = 5.3364$ y $\omega_o = \pi, 2\pi$; b) espectros de frecuencias correspondientes a las wavelets del inciso a).

Diferentes definiciones de los dominios de a y b , corresponden a diferentes segmentaciones del plano tiempo-frecuencia de la CWT. Para una señal digital dada $\{x_n\}_{n=1,2,\dots,N}$, la frecuencia de muestreo siempre debe satisfacer la teoría de muestreo de Nyquist, generalmente la tasa de muestreo corresponde a dos veces la frecuencia del fenómeno de estudio, con el fin de evitar la pérdida de información (efecto aliasing). Entonces se tendrán suficiente resolución de tiempo si el intervalo de traslación es igual al intervalo de muestreo $\Delta b = T$, es decir, la longitud de la discretización del plano tiempo-frecuencia a lo largo del eje del tiempo es igual al período de muestreo. La longitud de la discretización del plano tiempo-frecuencia a lo largo del eje de la frecuencia depende de la distribución y resolución de los componentes característicos de estudio. En la Fig. 2.28 se ilustran los efectos de una mala discretización del plano tiempo-frecuencia del análisis GWT de una señal sinusoidal.

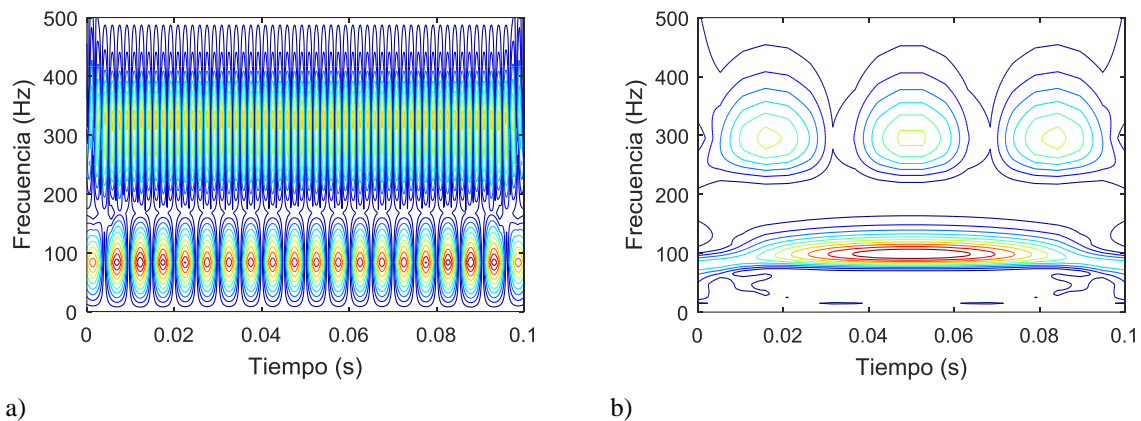


Fig. 2.28 Discretización del plano tiempo-frecuencia del análisis GWT de una señal con componentes de 100 y 300 Hz ($f_s = 10.23$ kHz). a) $\Delta b = T$ y $\Delta f = 83.33$ Hz; b) $\Delta b = 5.26$ ms y $\Delta f = 2.5$ Hz. $\gamma = 5.3364$.

Como se enuncia en el apartado 2.7.4 el parámetro γ controla la resolución de tiempo y la resolución de frecuencia de la wavelet de Gabor. En cuanto a la optimización de la wavelet base, generalmente se usa la “dispersión” como regla de evaluación, lo que significa que la wavelet que genera la menor cantidad de coeficientes durante la transformación, es la mejor. Por consiguiente, el valor óptimo de γ puede determinarse según cuyos coeficientes wavelet son los más dispersos. La dispersión de los coeficientes wavelet se ha cuantificado por medio de la entropía de Shannon [24], [25], [96]. En el presente trabajo la optimización del parámetro de forma de la wavelet de Gabor se efectúa bajo el criterio de la mínima entropía normalizada de Shannon, el procedimiento se describe en la sección 2.8 y su validación en la sección 3.3 del Capítulo 3.

En la sección 2.7.1.1 se indica que cuando la wavelet madre corresponde a una función compleja, otras representaciones del espectro de energía pueden conseguirse. En la Fig. 2.29 se observa el uso de la wavelet de Gabor con $\gamma = 5.3364$ al analizar una señal sinusoidal con componentes de 100 y 300 Hz en $t \in [0, 0.1]$ s. En todos los espectrogramas se puede apreciar notablemente el contenido de las frecuencias dominantes. No obstante, la localización de la señal está definida por la adecuada discretización del plano tiempo-frecuencia y del parámetro γ de la wavelet de Gabor. La representación del análisis CWT depende del fenómeno de estudio, para el presente trabajo el análisis tiempo-frecuencia de las señales mioeléctricas se obtiene con la parte real de la transformada wavelet continua de Gabor.

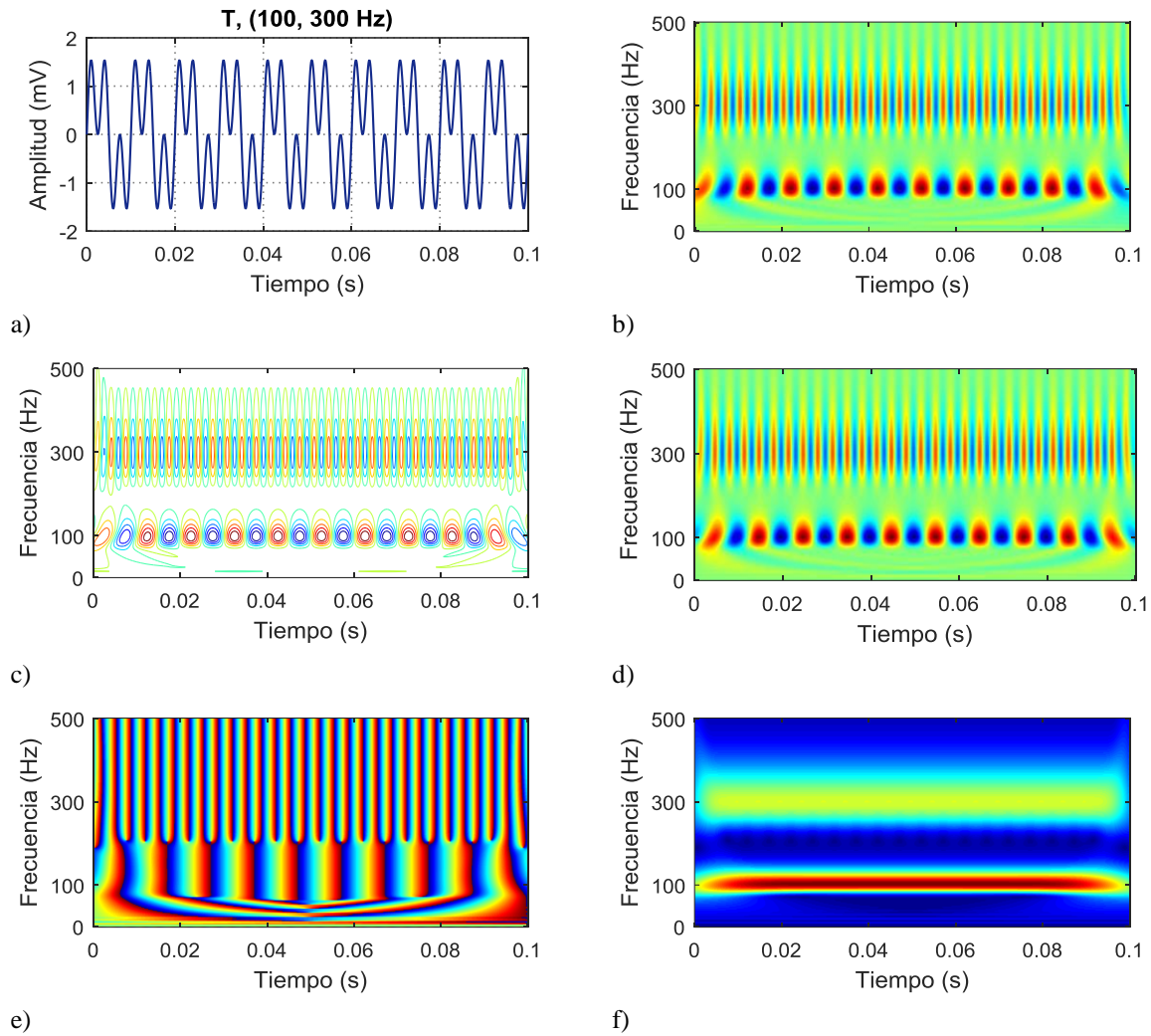


Fig. 2.29 Análisis GWT de una señal con dos componentes sinusoidales. a) Señal en el dominio del tiempo; b) parte real de la transformada wavelet $\mathbf{Re}(CWT(a, b))$ (máximos positivos en rojo, mínimos negativos en azul); c) parte real de la transformada wavelet $\mathbf{Re}(CWT(a, b))$ (mismo espectrograma del inciso b) pero con un gráfico de contornos); d) parte imaginaria de la transformada wavelet $\mathbf{Im}(CWT(a, b))$; e) fase de la transformada wavelet $\varphi(a, b) = \tan^{-1}[\mathbf{Im}(CWT(a, b)) / \mathbf{Re}(CWT(a, b))]$ (fase $-\pi$ en azul, fase π en rojo, cero fase en verde); f) módulo de la transformada wavelet $CWT(a, b) = [\mathbf{Re}(CWT(a, b))^2 + \mathbf{Im}(CWT(a, b))^2]^{1/2}$ (valores máximos en rojo, valores cero en azul).

2.7.6 Reducción del ruido mediante wavelet

La WT es una herramienta utilizada en diversas aplicaciones de procesamiento de señales, entre las que se encuentran la reducción del ruido [91], [97]–[99]. La eliminación del ruido mediante wavelet es un conjunto de técnicas para remover el ruido de señales e imágenes. Estas se han utilizado en el procesamiento de señales biomédicas para reducir el ruido de fondo que puede aproximarse a una fuente aleatoria de distribución Gaussiana [100]. Para efectuar esta reducción, generalmente todos los métodos se basan en los siguientes pasos [101]:

1. Descomposición de una señal usando la DWT hasta el nivel deseado. El primer paso requiere la selección de la wavelet madre y el nivel de descomposición J . Los coeficientes de detalle cD_j y de aproximación cA_j para el nivel de descomposición $j \in [1, J]$, son obtenidos a través del análisis multiresolución.
2. Aplicación de un umbral y una función de umbralización a los coeficientes de detalle, para eliminar en principio aquellos componentes que representan mayoritariamente el ruido (se consideran aquellos que no superan el valor establecido por una función de umbralización).
3. Reconstrucción de la señal filtrada mediante la aplicación de la transformada wavelet inversa (IDWT) al coeficiente de aproximación del nivel J y los coeficientes de detalle modificados del nivel 1 a J .

En la reducción del ruido de fondo se busca encontrar una aproximación cercana a los valores $x(n)$ de $\hat{x}(n)$ dado el siguiente modelo:

$$x(n) = \hat{x}(n) + \eta(n); \quad n = 1, \dots, N, \quad (2.32)$$

donde $x(n)$ es la señal sEMG cruda, $\hat{x}(n)$ corresponde a la señal sEMG sin ruido, η es un proceso aleatorio blanco Gaussiano con media $\mu = 0$ y varianza $\sigma^2 = 1$, y N es el número de muestras de la señal sEMG.

Las condiciones exigibles del proceso de reducción del ruido son que se minimice el *error cuadrático medio* (MSE) o que se maximice la *relación señal/ruido* (SNR) resultante entre $x(n)$ y $\hat{x}(n)$, y que la señal filtrada sea al menos tan suave como la señal inicial [101]. Con

este enfoque, la eliminación del ruido se puede realizar con varias configuraciones en función del nivel de descomposición, la wavelet madre, la función de umbralización y la selección del umbral. En la Fig. 2.30 se muestra un esquema para reducir el ruido de una señal sEMG empleando la DWT y una función de umbralización.

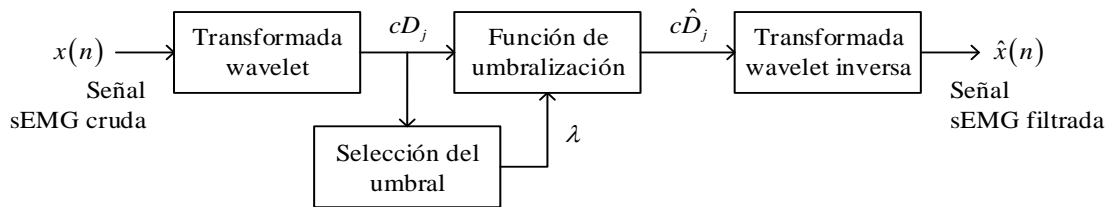


Fig. 2.30 Esquema de reducción del ruido mediante la transformada wavelet.

2.7.6.1 Nivel de descomposición

El nivel de descomposición puede variar de 1 (el primer nivel de descomposición) hasta $j = \log_2(N)$ (máximo nivel de descomposición).

2.7.6.2 Funciones wavelet

La función wavelet o wavelet madre se pueden clasificar en dos tipos principales: wavelets ortogonales y biortogonales [98]. Comúnmente, existen seis familias wavelet: Daubechies (10 subtipos), Symlets (7 subtipos), Coiflets (5 subtipos), BiorSplines (15 subtipos), ReverseBior (15 subtipos) y Meyer. Las 53 funciones wavelet que comprenden las seis familias se presentan en la Tabla 2.5.

Tabla 2.5 Lista de 53 funciones wavelet de 6 familias wavelet.

Familia wavelet	Subtipos de wavelet
Daubechies	db1 o haar, db2, db3, db4, db5, db6, db7, db8, db9, db10
Symlets	sym2, sym3, sym4, sym5, sym6, sym7, sym8
Coiflets	coif1, coif2, coif3, coif4, coif5
BiorSplines	bior1.1, bior1.3, bior1.5, bior2.2, bior2.4, bior2.6, bior2.8, bior3.1, bior3.3, bior3.5, bior3.7, bior3.9, bior4.4, bior5.5, bior6.8
ReverseBior	rbio1.1, rbio1.3, rbio1.5, rbio2.2, rbio2.4, rbio2.6, rbio2.8, rbio3.1, rbio3.3, rbio3.5, rbio3.7, rbio3.9, rbio4.4, rbio5.5, rbio6.8
Discreta de Meyer	dmey

2.7.6.3 Funciones de umbralización

Los valores de los coeficientes wavelet son modificados a partir del valor del umbral, empleando unas funciones de limitación, las propuestas en [102] se presentan a continuación:

Umbral fijo: los coeficientes wavelet más pequeños están dominados por el ruido, mientras que los coeficientes con valores absolutos grandes poseen más información de la señal que del ruido. Los coeficientes más pequeños según el valor absoluto y que están por debajo del umbral fijo λ , se reemplazan por cero, de la manera siguiente:

$$c\hat{D}_j = \begin{cases} 0, & |cD_j| < \lambda \\ cD_j, & |cD_j| \geq \lambda \end{cases} \quad (2.33)$$

Umbral flexible: esta transformación es una extensión del umbral fijo, primero se reemplazan por cero todos los coeficientes de detalle wavelet cuyos valores absolutos están por debajo del umbral fijo λ , después se reducen todos los coeficientes distintos de cero hacia el origen, de la siguiente forma:

$$c\hat{D}_j = \begin{cases} 0, & |cD_j| < \lambda \\ \text{sng}(cD_j)(|cD_j| - \lambda), & |cD_j| \geq \lambda \end{cases} \quad (2.34)$$

donde cD_j son los coeficientes de detalle del nivel j y $\text{sgn}(x)$ es una función signo que extrae el signo del número real x . El problema de esta función es que la señal reconstruida presentará una diferencia menor en amplitud a la señal original.

2.7.6.4 Valor del umbral

La selección del umbral es un aspecto importante porque determina que tan agresivo puede ser la atenuación del ruido en la señal. Para determinar el valor del umbral en general se emplean estimadores estadísticos que buscan un umbral para el cual los valores menores a éste pertenezcan al ruido. El más utilizado es el propuesto por [102], denominado *umbral universal*, que se expresa matemáticamente por (2.35).

$$\lambda = \hat{\sigma} \sqrt{2 \log_e N}, \quad (2.35)$$

donde $\hat{\sigma}$ es la desviación estándar del ruido estimado y N es el número de muestras de la señal sEMG. Cuando el ruido no puede ser uniformemente blanco, un valor de umbral diferente se puede adoptar para cada nivel, utilizando una estimación dependiente del nivel del ruido:

$$\hat{\sigma}_j = \frac{\text{mediana}(|cD_j|)}{0.6745}, \quad (2.36)$$

donde cD_j son los coeficientes de detalle wavelet del nivel j y 0.6745 es un factor de normalización.

2.7.6.5 Medidas de evaluación

La eficacia de la técnica de eliminación del ruido se determina mediante el cálculo de la relación señal ruido (SNR) y del error cuadrático medio (MSE), de acuerdo con los siguientes modelos matemáticos [103]:

$$\text{SNR} = 10 \log_{10} \left[\frac{\sum_{n=1}^N x(n)^2}{\sum_{n=1}^N (x(n) - \hat{x}(n))^2} \right], \quad (2.37)$$

$$\text{MSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (x(n) - \hat{x}(n))^2}, \quad (2.38)$$

donde $x(n)$ es la señal sEMG cruda en mV, $\hat{x}(n)$ es la señal sEMG filtrada (sin ruido) en mV y N es el número de muestras de la señal sEMG.

2.8 Entropía de Shannon

Como se indica en la sección 2.7.4, el parámetro γ controla la forma y balancea la resolución tiempo-frecuencia de la wavelet de Gabor. Aunque la wavelet de Gabor presenta la mejor caja de *Heisenberg*, siempre existe un parámetro de forma óptimo que proporciona la mejor resolución tiempo-frecuencia para una señal localizada en el plano tiempo-frecuencia. El criterio de la mínima entropía de Shannon se ha empleado para optimizar los parámetros de forma de la wavelet Morlet [25], [96], [104] y de Gabor [23], [24].

Para una señal o distribución de coeficientes, $\{e_i\}_{1 \leq i \leq N}$, la incertidumbre, la complejidad y el desorden de la distribución de energía puede ser cuantificada por medio del costo de entropía normalizada, definida como [24]:

$$SE = -\sum_i P_i \log P_i, \quad (2.39)$$

donde:

$$P_i = \frac{|e_i|^2}{\sum_{i=1}^N |e_i|^2}, \quad \sum_{i=1}^N P_i = 1. \quad (2.40)$$

Por definición los límites del costo de entropía son:

$$0 \leq SE \leq \log N. \quad (2.41)$$

Para calcular la entropía de Shannon se necesita normalizar los coeficientes de la CWT [25]. Los coeficientes wavelet se normalizan mediante la estimación de la densidad de energía local en el plano tiempo-frecuencia de la función $x(t)$, denominado *escalograma normalizado* [24]:

$$NW_{\psi}^x(a, b) = \frac{|CWT_{\psi}^x(a, b)|^2}{a}, \quad (2.42)$$

donde a y b son los parámetros de escala y traslación, respectivamente. El valor de entropía para el escalograma normalizado de la CWT como una distribución bidimensional $\{NW_{i,j}\}_{1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n}$, definido en el plano tiempo-frecuencia, es proporcional a la medición de incertidumbre con dos mediciones independientes nombradas entropía wavelet a lo largo del tiempo (2.43) y entropía wavelet a lo largo de la frecuencia (2.44).

$$WTFEt = -\sum_j \sum_i \left(\frac{NW_{i,j}}{\sum_i NW_{i,j}} \right) \log \left(\frac{NW_{i,j}}{\sum_i NW_{i,j}} \right). \quad (2.43)$$

$$WTFEf = -\sum_i \sum_j \left(\frac{NW_{i,j}}{\sum_j NW_{i,j}} \right) \log \left(\frac{NW_{i,j}}{\sum_j NW_{i,j}} \right). \quad (2.44)$$

La entropía wavelet evaluada por (2.44) representa una mejor incertidumbre en el tiempo que en la escala (o frecuencia) [24], esto a causa de que el ancho de la ventana de análisis comprende todo el dominio del tiempo [105] (Fig. 2.31). La WTFEf se ha utilizado para la detección de eventos en [24], [25], [94], y la WTFEt para identificar acciones musculares [30].

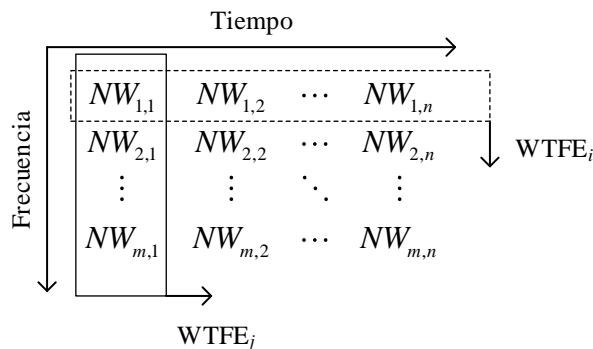


Fig. 2.31 Enventanado para calcular la entropía wavelet. En rectángulo con línea continua representa la ventana de análisis de la entropía wavelet a lo largo del tiempo y el rectángulo con línea discontinua representa la ventana de análisis de la entropía wavelet a lo largo de la frecuencia. La flecha indica la dirección del desplazamiento de cada ventana.

El parámetro de forma óptimo γ_{op} que maximiza la localización de energía en el plano tiempo-frecuencia, se puede determinar minimizando el costo de entropía wavelet a lo largo de la frecuencia:

$$\gamma_{\text{op}} = \arg \min_{\gamma} (\text{WTFE}f). \quad (2.45)$$

2.9 Espectro de la relación del valor singular

Una señal periódica presenta tres atributos: (1) longitud del período; (2) patrón sobre segmentos sucesivos repetitivos; y (3) factores de escala asociados con segmentos repetitivos [106]. El espectro de la *relación del valor singular* (SVR), es un método para determinar la longitud del período de componentes periódicos presentes, en su caso, en cualquier señal o secuencia de datos [96], [107], [108]. Básicamente para generar el espectro, los datos $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ se disponen en filas consecutivas de una matriz $A_{m \times n}$ que es descompuesta en valores singulares; el término genérico de *espectro SVR* representa el espectro de una función de los valores singulares más dominantes y otros, contra diferentes longitudes de fila de la matriz de datos A [109]. La *descomposición en valores singulares* (SVD) de una matriz $A_{m \times n}$ de rango p se define como:

$$A_{m \times n} = U_{m \times m} S_{m \times n} V_{n \times n}^T, \quad (2.46)$$

donde U y V son matrices ortogonales: $UU^T = U^T U = I$, $VV^T = V^T V = I$; S es una matriz diagonal con elementos no negativos: $S = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_p : 0)$, $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_p \geq 0$. Los elementos de la diagonal de la matriz S corresponden a los valores singulares de la matriz A . La ecuación (2.46) puede escribirse como [104]:

$$A = USV^T = \sum_{i=1}^p \sigma_i u_i v_i, \quad (2.47)$$

donde p es el rango de la matriz A , $p = \min(m, n)$; u_i y v_i son los i -ésimo vectores propios de la matriz AA^T y $A^T A$, respectivamente. Si A tiene un rango r y $r > 0$, entonces A tiene

exactamente r valores singulares no nulos, por consiguiente $\sigma_r > 0$ y $\sigma_{r+1} = \dots = \sigma_p = 0$. Si A tiene rango completo, todos sus valores singulares serán no nulos [96].

Considerando una señal periódica $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ con un período de longitud n . Una matriz $A_{m \times n}$ puede ser formada mediante la partición de series en períodos y colocando cada período como una fila de A :

$$A_{m \times n} = \begin{bmatrix} x(1) & x(2) & \cdots & x(n) \\ x(n+1) & x(n+2) & \cdots & x(2n) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x((m-1)n+1) & x((m-1)n+2) & \cdots & x(mn) \end{bmatrix}. \quad (2.48)$$

Si la matriz A tiene m filas repetidas y es de rango 1. Por consiguiente, debe tener únicamente un valor singular no nulo σ_1 y $m-1$ valores singulares nulos.

Ahora considere el caso de una onda periódica con variaciones en tiempo y ruido adicional. Asumiendo que la longitud del período de las series en el tiempo X es todavía n , una matriz de diferente tamaño $A(\text{int}(N/i), i)$, $2 \leq i \leq N/2$ puede ser formada dividiendo las series de tiempo en segmentos con diferentes longitudes i . La matriz A puede ser de rango completo a causa del ruido, pero σ_1 sería muy grande comparado con el resto de los valores singulares cuando $i = n$ [96] y la relación del valor singular σ_1/σ_2 es máxima cuando $n\Delta t = T$, donde Δt es el intervalo de muestreo de X [104]. Por tanto, la relación (2.49) puede ser utilizada como un índice que muestra la presencia de un componente periódico de longitud n en una secuencia de datos $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$, donde σ_1 y σ_2 son los primeros valores singulares de la matriz A de longitud de fila n que contiene los datos. La distribución de δ contra n es denominado como el espectro SVR.

$$\delta(n) = \sigma_1^2 / \sigma_2^2, \quad (2.49)$$

donde δ_i es el índice de periodicidad correspondiente a la longitud de fila n de la matriz A . El espectro mostrará un pico en la longitud del período q del componente periódico más fuerte

presente en la secuencia de datos, además mostrará picos en múltiplos de la longitud de este período (i.e., en $q, 2q, 3q, \dots$).

Varias alternativas se han considerado como una medida de periodicidad de la señal: σ_1/σ_2 , $1-\sigma_1/\sigma_2$, $(\sigma_1-\sigma_2)/(\sigma_1+\sigma_2)$ o $\sigma_1^2/(\sigma_1^2+\dots+\sigma_p^2)$ [109]. Sin embargo, Hongxing *et al.* [108], modificaron el eje vertical del espectro σ_1/σ_2 por $(\sigma_1-\sigma_2)/\sigma_1$ con el fin de normalizar los valores del índice de periodicidad en el rango $[0,1]$. Adecuando (2.49) para obtener un índice normalizado, se tiene:

$$\hat{\delta}(n) = (\sigma_1^2 - \sigma_2^2) / \sigma_1^2, \quad (2.50)$$

donde $\hat{\delta}(n)$ es el índice normalizado de periodicidad correspondiente a la longitud de fila n de la matriz A .

La estimación de la información periódica contenida en una señal basado en el método SVD, se puede resumir en los siguientes pasos:

1. Realizar el análisis CWT de la señal $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ con un intervalo de muestreo T , utilizando como función de análisis la wavelet de Gabor con el parámetro de forma óptimo. La matriz de coeficientes wavelet de tamaño $M \times N$ (M es el número total de frecuencias y N es el número de muestras de la señal) se puede obtener.
2. Tomar cada fila de la matriz de coeficientes wavelet correspondiente a transformar la frecuencia $\{f_k\}_{1 \leq k \leq M}$ como una señal discreta $X_k = \{CWT_{k,1}, CWT_{k,2}, \dots, CWT_{k,N}\}$, y generar la matriz de datos A de acuerdo con (2.48). El índice de periodicidad se puede calcular para $A_{m \times n}$ por el método SVD conforme con (2.49) y (2.50).
3. Establecer $k = k + 1 \in k \in [1, M]$, y repetir el paso anterior hasta $k = M$, entonces la curva de relación entre el índice de periodicidad $\delta(n)$ y la longitud de fila n para cada frecuencia se puede obtener.
4. La matriz resultante $\delta_{M \times N/2}$ en función de la frecuencia $\{f_k\}_{k=1,2,\dots,M}$ y de la longitud de fila $n = 2, 3, \dots, N/2$ se representa en una gráfica en tres dimensiones, denominada en este trabajo como *espectro wavelet SVR*.
5. Identificar los picos sobresalientes del espectro SVR que presenten periodicidad.

6. Estimar la longitud del período q , mediante la diferencia entre dos picos consecutivos localizados sobre la misma frecuencia f_k .

No obstante, en (2.48) el número de filas y columnas cambian constantemente durante todo el proceso de detección del período del espectro SVR, de manera que, la estructura de la matriz A y los valores σ_1^2/σ_2^2 cambian por un gran margen, causando con ello la acumulación continua del error de truncamiento entre el presunto período $n\Delta t$ y el preciso T . Para minimizar este error en [107] se presenta un método bajo una matriz de estructura fija denominado *espectro SVR retardado bajo la matriz de estructura fija*.

2.9.1 Espectro SVR retardado bajo la matriz de estructura fija

Para la misma señal o secuencia de datos $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$, se construye una matriz con un número fijo de filas y columnas, como:

$$B_{m \times n} = \begin{bmatrix} x(1) & x(2) & \dots & x(n) \\ x(\tau+1) & x(\tau+2) & \dots & x(\tau+n) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x((m-1)\tau+1) & x((m-1)\tau+2) & \dots & x((m-1)\tau+n) \end{bmatrix}, \quad (2.51)$$

donde $n \geq m \geq 2$ y $(m-1)\tau+n = N$, $\tau(\tau \geq 1)$ es el intervalo de muestreo del período correcto de la señal. Cambiando el valor del intervalo de retraso τ , se consigue una serie de matrices con diferentes arreglos de elementos y de valores de σ_1^2/σ_2^2 . Entonces la variación de σ_1^2/σ_2^2 con respecto a τ representa el espectro SVR retardado bajo la matriz de estructura fija, denominado en lo sucesivo como *espectro SVR retardado*.

Zeng y Zheng [107] demostraron que a menor número de filas m , es más propicio conseguir suficientes picos efectivos en el espectro SVR retardado. Asimismo, citaron que, con el aumento del número de filas, el costo computacional de cálculo de los valores singulares de B se incrementa rápidamente. Los autores concluyen que el mejor número de filas es cuando $m = 2$, que corresponde a un rango de columnas de $\text{int}(N/2) \leq n \leq N-1$.

Al considerar cada fila del análisis CWT como una señal discreta y después de calcular el índice de periodicidad para $B_{m \times n}$ por el método SVD conforme a (2.49) y (2.50), la matriz resultante $\delta_{M \times N/m}$ en función de la frecuencia $\{f_k\}_{k=1,2,\dots,M}$ y del intervalo de retraso $\tau = 1, 2, \dots, \text{int}(N/m)$ se representa en una gráfica en tres dimensiones, denominada en este trabajo como *espectro wavelet SVR retardado*.

2.10 Conclusiones

A partir de los conceptos descritos en este capítulo, se realizan los algoritmos destinados a determinar los patrones característicos de las señales mioeléctricas en el dominio del tiempo, dominio de la frecuencia y dominio tiempo-frecuencia, como así también los algoritmos para determinar la entropía wavelet, el espectro SVR y el espectro de densidad de energía wavelet. En el siguiente capítulo se presenta la validación de los algoritmos para el análisis wavelet de las señales mioeléctricas.

Página intencionalmente en blanco

Capítulo 3

Validación de algoritmos

3.1 Introducción

En el presente capítulo se validan los algoritmos desarrollados a partir de los modelos matemáticos descritos en el Capítulo 2 correspondientes al análisis wavelet, los cuales se utilizan como herramienta para extraer las características en el dominio tiempo-frecuencia de las señales mioeléctricas.

Los algoritmos se desarrollaron en Matlab[®] y se validaron con señales de características conocidas, con el propósito de poder comparar los resultados obtenidos y tener la certeza de que son correctos. Las señales de prueba utilizadas se describen en el Anexo A.

3.2 Transformada wavelet de Gabor

Para conocer el contenido espectral de las señales mioeléctricas con respecto al tiempo, se realizó el algoritmo que calcula los coeficientes de la CWT utilizando como función de análisis la wavelet de Gabor, comúnmente conocida como *transformada wavelet de Gabor* (GWT). Se consideraron dos algoritmos para obtener la matriz de coeficientes: el primero (algoritmo `cwt_1`) utiliza un bucle anidado para evaluar cada parámetro de escala y traslación [93], y el segundo (algoritmo `cwt_2`) emplea la operación de convolución para evaluar cada frecuencia $f = \omega_o / (2\pi a)$ [95]. La comparación de los algoritmos se muestra en el Anexo B.

El análisis GWT de las señales de prueba se efectuaron con el algoritmo `cwt_2` considerando: el módulo de la parte real de la transformada wavelet $|\mathbf{Re}(CWT(a,b))|$, $\omega_o = 2\pi$, $E = 1 \times 10^{-4}$, $\phi_c = 0.1$ y la discretización del plano tiempo-frecuencia de $CWT_{300 \times N}$ (300 denota el número de puntos en el dominio de la frecuencia y N es el número de muestras de la señal de análisis). Finalmente, la matriz de coeficientes wavelet en función del tiempo y la frecuencia se representaron en un gráfico de contornos con 10 niveles.

La validación del algoritmo se efectuó con el análisis tiempo-frecuencia de dos señales con componentes de 100, 200 y 400 Hz, pero en intervalos de tiempo diferentes para cada frecuencia. La señal A de tipo *estacionaria* donde las frecuencias se encuentran presentes en todo instante de tiempo, y la señal B de tipo *no estacionaria* donde las componentes de frecuencia varían en el tiempo [100 y 400 Hz ($0 \leq t < 0.06$ s), 200 Hz ($0.06 \leq t \leq 0.1$ s)].

En las Figs. 3.1 y 3.2 se muestran las señales A y B, respectivamente, en el dominio del tiempo y el espectrograma (representación del contenido espectral respecto al tiempo) obtenido por el análisis GWT con el parámetro de forma $\gamma = 5.3364$ propuesto por [90].

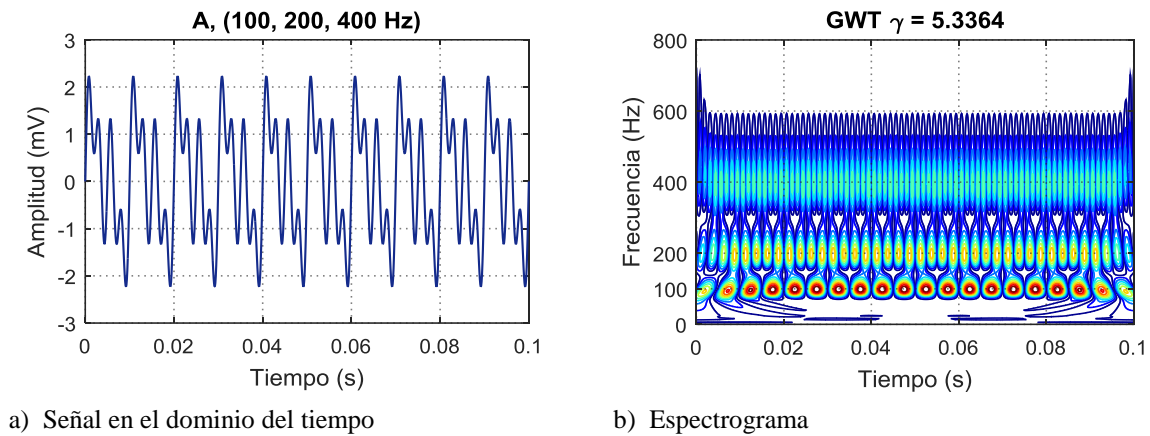


Fig. 3.1 Análisis GWT de la señal A con $\gamma = 5.3364$.

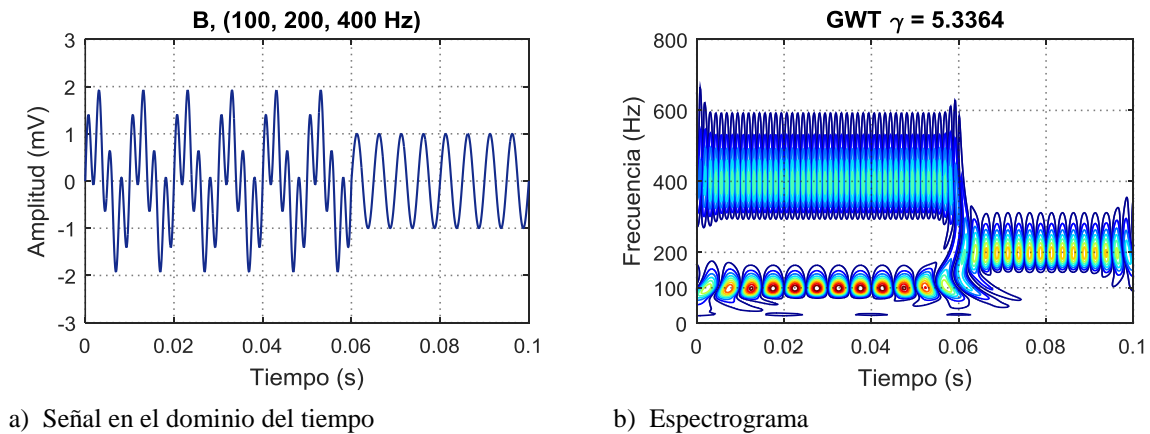


Fig. 3.2 Análisis GWT de la señal B con $\gamma = 5.3364$.

Las Figs. 3.1b y 3.2b demuestran que el algoritmo implementado genera las gráficas con las variaciones del contenido espectral respecto al tiempo de forma adecuada. En el espectrograma de la señal A, se puede observar que el contenido espectral actúa en todo el dominio del tiempo, mientras que en el espectrograma correspondiente a la señal B, se aprecian los intervalos de tiempo en los que actúa cada contenido de frecuencia. Sin embargo, como se describe en el apartado 2.7.4 del Capítulo 2, el grado de resolución tiempo-frecuencia de una señal se ve afectado por el parámetro γ de la wavelet de Gabor. Para mostrar el efecto que ocasiona modificar el valor de γ en el análisis GWT, en las Figs. 3.3 y 3.4 se observan los espectrogramas de las señales A y B con $\gamma = 25$, respectivamente.

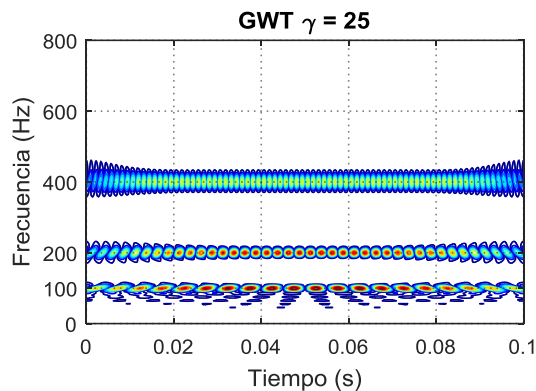


Fig. 3.3 Espectrograma de la señal A con $\gamma = 25$.

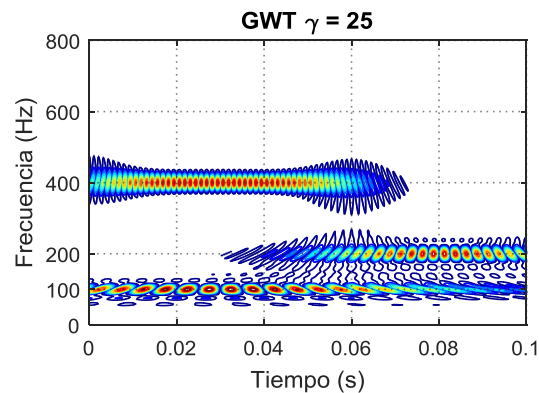


Fig. 3.4 Espectrograma de la señal B con $\gamma = 25$.

En las Figs. 3.3 y 3.4 se puede apreciar que al incrementar el valor de γ la resolución en el dominio de la frecuencia mejora, sin embargo, se pierde resolución en el dominio del tiempo, esto se puede observar principalmente en el espectrograma de la Fig. 3.4, correspondiente a la señal B con contenido de frecuencia distribuido en intervalos de tiempo diferentes. Con base en lo anterior se demuestra que existe un parámetro de forma óptimo de la wavelet de Gabor, que entrega la mejor resolución tiempo-frecuencia para una determinada señal localizada en el plano tiempo-frecuencia. De acuerdo con Hong y Kim [24], el concepto de *entropía de Shannon* puede ser aplicado al escalograma normalizado de los coeficientes de la GWT para optimizar el parámetro γ .

3.3 Entropía de Shannon

La selección adecuada de la wavelet madre y en su caso del parámetro de forma, originan que durante la transformación de una señal se generen pocos coeficientes wavelet, así que el parámetro de forma γ de la wavelet de Gabor es óptimo cuando conduce al menor número de coeficientes wavelet. Por otra parte, basado en la entropía de Shannon esto equivale a obtener la mínima entropía entre la wavelet madre y los coeficientes wavelet [94]. Por tanto, la mínima entropía de Shannon corresponde al valor de γ en el análisis GWT que proporciona la mejor localización de energía en el plano tiempo-frecuencia de una señal. La entropía de Shannon utilizada para medir la dispersión de los coeficientes wavelet es comúnmente denominada *entropía wavelet* [25], [105] y corresponde al valor de entropía determinado por (2.44).

La validación del algoritmo que optimiza el parámetro γ mediante el criterio de la mínima entropía de Shannon, se realizó con el análisis tiempo-frecuencia de una señal dispersa en el tiempo (señal chirp). Para lo anterior se comparó el valor γ obtenido en este trabajo con el propuesto por Baltazar [93] para la señal C (Fig. 3.5a).

Baltazar en su investigación utilizó valores de $\gamma = \{2, 5.3364, 10, 20, 30, 50, 70, 100\}$, con el propósito de encontrar el parámetro de forma que representara la menor dispersión en el análisis GWT de señales de propagación. Mediante la inspección visual de la curva de dispersión generada por cada parámetro propuesto, concluye que el valor de 5.3364 representa la menor dispersión. El espectrograma de la señal C con $\gamma = 5.3364$ se muestra en la Fig. 3.5b.

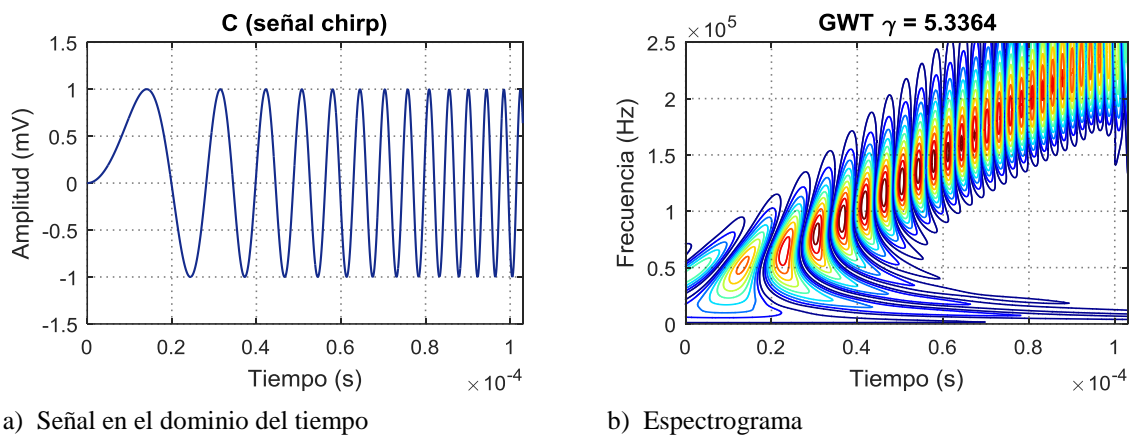


Fig. 3.5 Análisis GWT de la señal C con $\gamma = 5.3364$.

Incrementando γ de 1 a 30 con $\Delta\gamma = 0.1$, y calculando la entropía de Shannon del escalograma normalizado (2.42) para cada valor de γ con el algoritmo desarrollado, la curva de relación entre γ y la entropía de Shannon (curva de entropía wavelet) se obtiene, como se muestra en la Fig. 3.6a. En la curva se puede apreciar que existe un valor mínimo de entropía cuando $\gamma = 6.2$, entonces 6.2 corresponde al valor óptimo de γ . El espectrograma de la señal C con $\gamma_{op} = 6.2$ se observa en la Fig. 3.6b.

Por otra parte, Arzola [23] y Flores [110] en investigaciones diferentes, optimizaron el parámetro de forma de la wavelet de Gabor para la misma señal chirp, determinaron que el valor del parámetro que proporciona la mínima entropía entre la wavelet madre y los coeficientes wavelet es de 6.2 y 6.4, respectivamente. Arzola concluye que una unidad de diferencia con respecto al valor óptimo de γ puede no ser significativo para comprometer la calidad de resolución tiempo-frecuencia de una determinada señal. Por consiguiente, se considera que el algoritmo propuesto en este trabajo para optimizar el parámetro de forma de la wavelet de Gabor, es correcto.

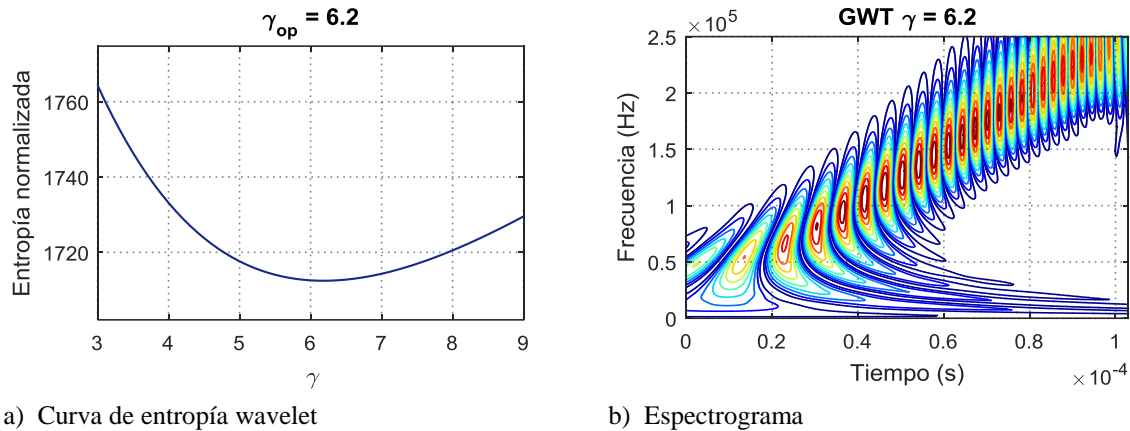


Fig. 3.6 Análisis GWT de la señal C con $\gamma_{op} = 6.2$.

El análisis GWT de las señales A, B y C, demuestran que las características propias de la señal (amplitud, frecuencia y fase) y los parámetros de la wavelet de Gabor (ω_0 , a , b , y γ) definen el grado de concentración de energía de la señal en el plano tiempo-frecuencia. En consecuencia, para cada señal a transformar es necesario optimizar el parámetro γ mediante el criterio de la mínima entropía de Shannon.

Descrito lo anterior, se calculó el valor de γ_{op} para las señales A y B. En las Figs. 3.7 y 3.8 se ilustran las curvas de entropía wavelet y los espectrogramas con $\gamma_{op} = 13.9$ y $\gamma_{op} = 10.3$, para la señal A y B, respectivamente. Los espectrogramas obtenidos con el parámetro óptimo de forma muestran una resolución tiempo-frecuencia en equilibrio, es decir, presentan buena resolución en el dominio de la frecuencia sin perder resolución en el dominio del tiempo y/o viceversa, en comparación con los espectrogramas de las Figs. 3.1b, 3.2b, 3.3 y 3.4.

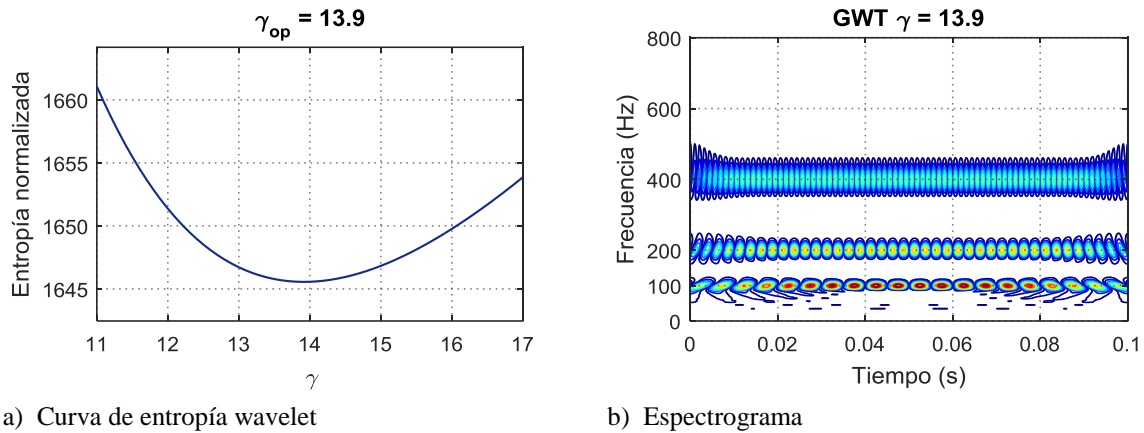


Fig. 3.7 Análisis GWT de la señal A con $\gamma_{op} = 13.9$.

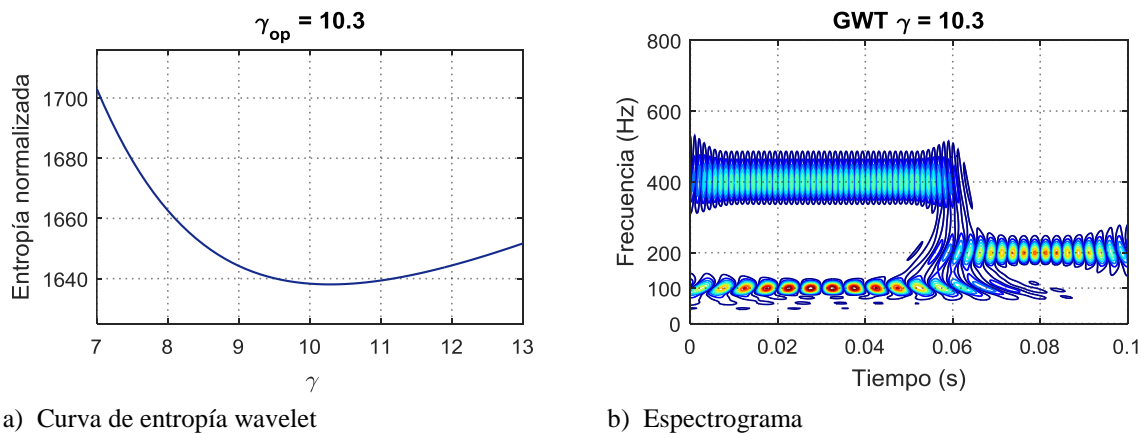


Fig. 3.8 Análisis GWT de la señal B con $\gamma_{op} = 10.3$.

3.4 Transformada wavelet discreta como filtro

En esta sección se realiza la descomposición y reconstrucción de una señal no estacionaria mediante una codificación de sub-bandas con la transformada wavelet discreta (DWT), utilizando como función de análisis la wavelet Daubechies 8 (db8) propuesta por Tolosa [111] para el análisis de señales de vibración. En la Fig. 3.9 se observa la señal a filtrar (señal E) en el dominio del tiempo. La señal E se generó con contenido de frecuencias de 100, 500 y 2500 Hz, en intervalos de tiempo diferentes [100 Hz ($0 \leq t < 0.02 \text{ s}$), 500 Hz ($0.02 \leq t < 0.04 \text{ s}$) y 2500 Hz ($0.04 \leq t \leq 0.06 \text{ s}$)], y con frecuencia de muestreo de 20 kHz.

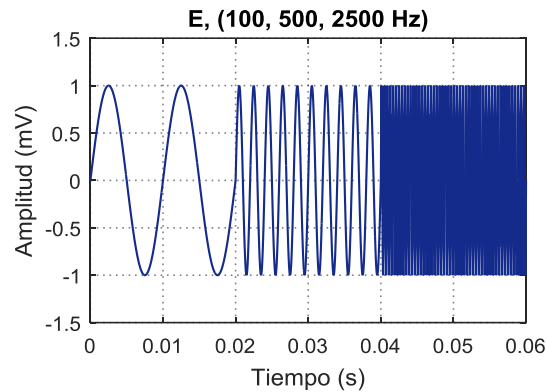


Fig. 3.9 Señal E en el dominio del tiempo.

En la Fig. 3.10 se muestra la curva de entropía wavelet y el espectrograma de la señal E con $\gamma_{op} = 10.7$, antes de aplicar la DWT como filtro de bandas de frecuencia.

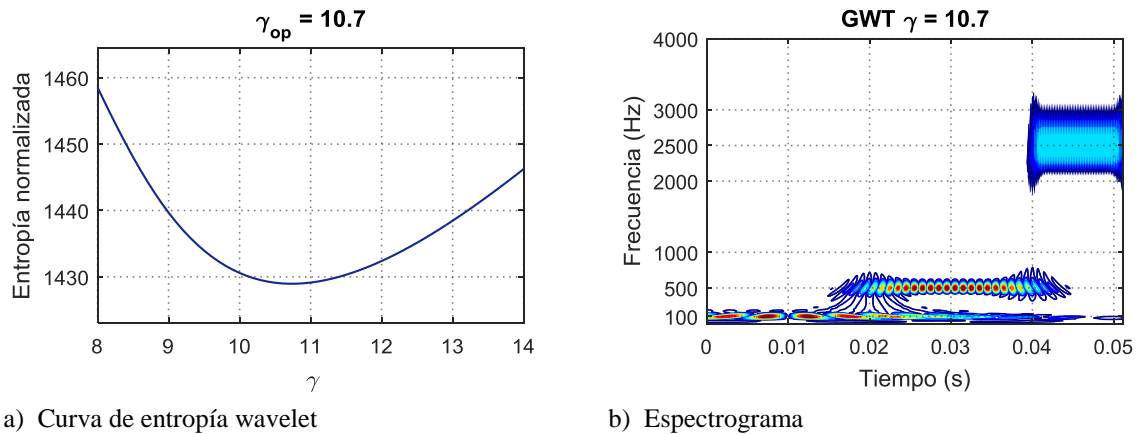


Fig. 3.10 Análisis GWT de la señal E con $\gamma_{op} = 10.7$.

El análisis de la señal mediante bancos de filtros comienza determinando el nivel máximo permitido de descomposición j , para ello se comprueba que el número de muestras de la señal de análisis N se encuentre en base diádica, $2^j = N$. Sustituyendo valores conocidos en (2.24), se tiene:

$$j = \text{int} \left\{ \log_2 \left[20 \times 10^3 (0.06 - 0) + 1 \right] \right\} = 10, \quad (3.1)$$

obteniendo hasta 10 niveles de descomposición ($2^{10} = 1024$ muestras) en $t \in [0, 51.15 \times 10^{-3}]$ s.

Al aplicar los bancos de filtros de la DWT, los vectores de reconstrucción en el nivel de descomposición $j = 1, 2, \dots, J = 7$ de la señal E se ilustran en la Fig. 3.11. Una vez que se tienen los vectores de detalle $\{D_{j=1,2,\dots,J}\}$ y el vector de aproximación A_j , se eligen aquellos que reconstruirán la señal y/o se descartan aquellos que se encuentren fuera del ancho de banda de interés (e.g., ruido).

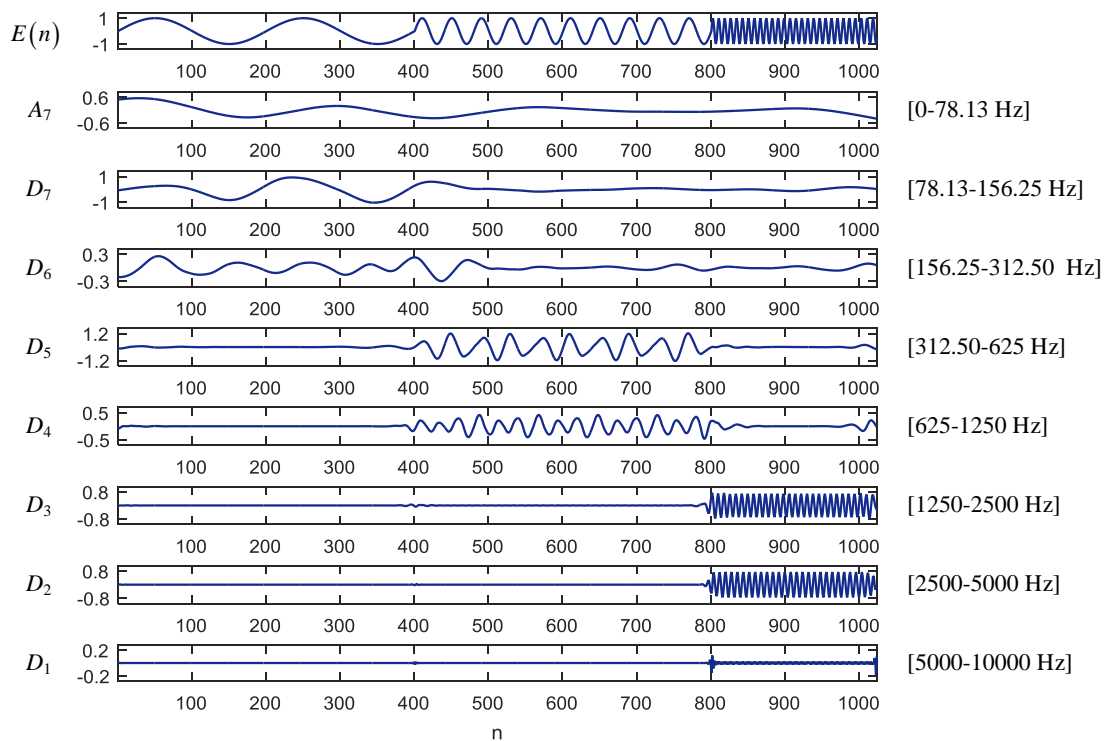


Fig. 3.11 Señal E usando el análisis multiresolución con la wavelet bd8 y 7 niveles de reconstrucción.

Como ejemplo de filtrado mediante la DWT, la señal E se reconstruye suprimiendo la frecuencia de 2500 Hz, para ello se descartan los vectores D_1 , D_2 y D_3 (coeficientes con banda de frecuencia por arriba de 1250 Hz), $E_1 = A_7 + D_4 + \dots + D_7$. En la Fig. 3.12 se aprecia la superposición entre la señal E y la señal filtrada E_1 (señal E sin la componente de 2500 Hz).

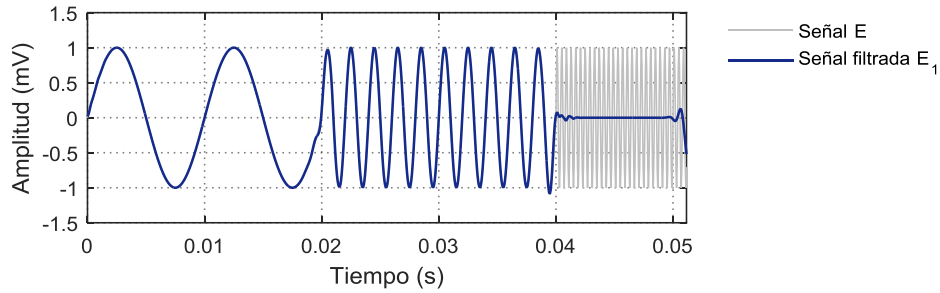


Fig. 3.12 Comparación entre la señal E y la señal filtrada E_1 (señal E sin la componente de 2500 Hz) mediante la DWT.

En la Fig. 3.13 se muestra la curva de entropía wavelet y el espectrograma de la señal filtrada E_1 con $\gamma_{op} = 5.3$. En el espectrograma se puede observar que la componente de 2500 Hz se ha eliminado por completo. Asimismo, y como es de esperarse, el valor del parámetro de forma es menor con respecto al anterior a causa de la supresión de la componente de alta frecuencia.

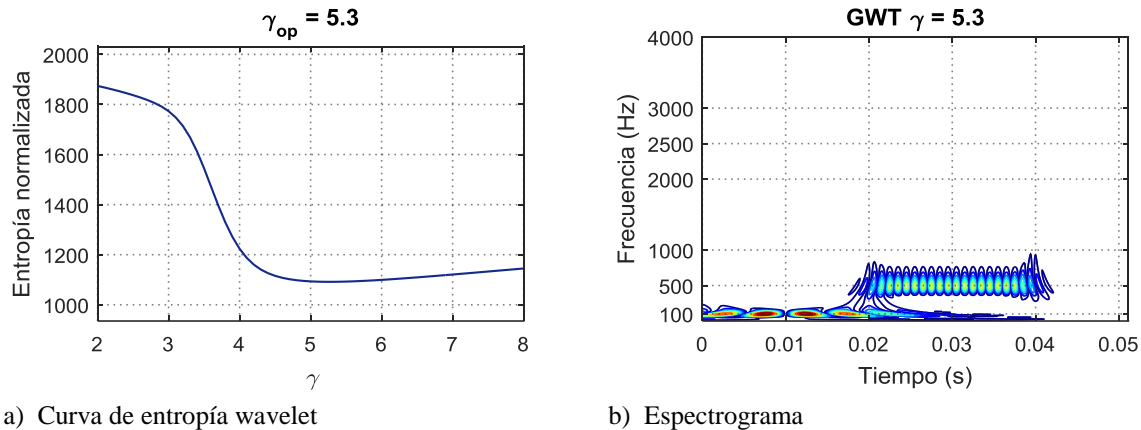


Fig. 3.13 Análisis GWT de la señal E_1 (señal E sin la componente de 2500 Hz) con $\gamma_{op} = 5.3$.

De manera similar se elimina la baja frecuencia de la señal E, descartando los vectores A_7 , D_6 y D_7 (coeficientes con banda de frecuencia por debajo de 312.5 Hz), $E_2 = D_1 + D_2 + \dots + D_5$. En la Fig. 3.14 se aprecia la superposición entre la señal E y la señal filtrada E_2 (señal E sin la

componente de 100 Hz). En la Fig. 3.15 se observa la curva de entropía wavelet y el espectrograma de la señal filtrada E_2 con $\gamma_{op} = 10.8$.

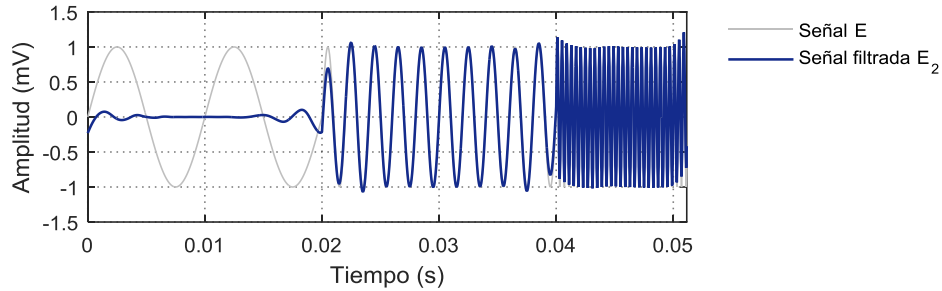


Fig. 3.14 Comparación entre la señal E y la señal filtrada E_2 (señal E sin la componente de 100 Hz) mediante la DWT.

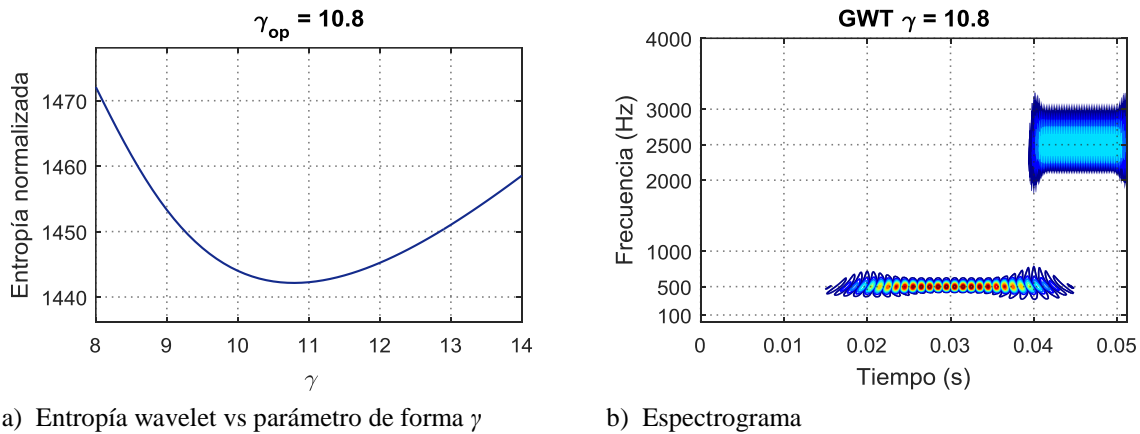


Fig. 3.15 Análisis GWT de la señal E_2 (señal E sin la componente de 100 Hz) con $\gamma_{op} = 10.8$.

De acuerdo con lo anterior, se concluye que la DWT constituye una herramienta eficaz para el filtrado de señales. Además, se afirma que para cada tratamiento que se realice a la señal de análisis es necesario volver a optimizar el parámetro γ mediante el criterio de la mínima entropía de Shannon.

La DWT generalmente se utiliza en el análisis de señales sEMG para seleccionar la wavelet madre que mejor representa la señal sEMG, para reducir el ruido de fondo (electrónico), y para aislar el ancho de banda que comprende el fenómeno de estudio [97], [99].

3.5 Reducción de ruido con la transformada wavelet

En todo proceso de adquisición de señales biológicas, las mediciones tomadas poseen cierto grado de distorsión o se alteran a causa de varios factores, como: ruido térmico, interferencia electromagnética o movimientos del paciente [112]. Los artefactos o interferencias de la red de las señales sEMG difícilmente pueden ser eliminados por filtros análogos convencionales, mientras que el manejo de filtros digitales suele inducir distorsiones en estas señales. La reducción de ruido a partir de la DWT se prefiere sobre el filtrado de señales en el dominio de la frecuencia porque puede mantener las características de la señal incluso mientras se reduce el ruido [88], [91].

En esta sección se realiza el filtrado de una señal transitoria con ruido Gaussiano utilizando un método de umbralización durante la reconstrucción de la señal. En la Fig. 3.16 se muestra la señal transitoria a filtrar (Señal F) en el dominio del tiempo. La señal F se generó con una componente de 1 Hz y ruido Gaussiano en $t \in [0,10]$ s; y con frecuencia de muestreo de 102.3 Hz.

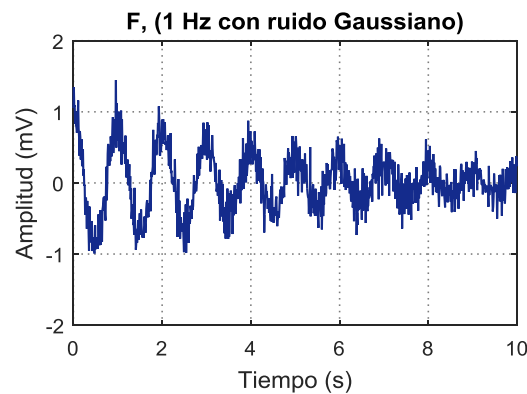


Fig. 3.16 Señal F en el dominio del tiempo.

Antes de proceder a eliminar el ruido es necesario seleccionar la wavelet madre más adecuada que reconstruya a la señal de análisis sin pérdida de información. Una mala selección de la función wavelet puede originar pérdidas o agregación de características a la señal reconstruida. Para ver tal efecto, en la Fig. 3.17 se ilustra la reconstrucción de la señal E sin la componente de 2500 Hz con la wavelet de Haar, y el espectro de frecuencias obtenido por la FFT. En la figura se puede apreciar que la señal reconstruida no presenta la forma suave de la señal original

y el espectro de frecuencias muestra información adicional a causa de la forma natural de la wavelet.

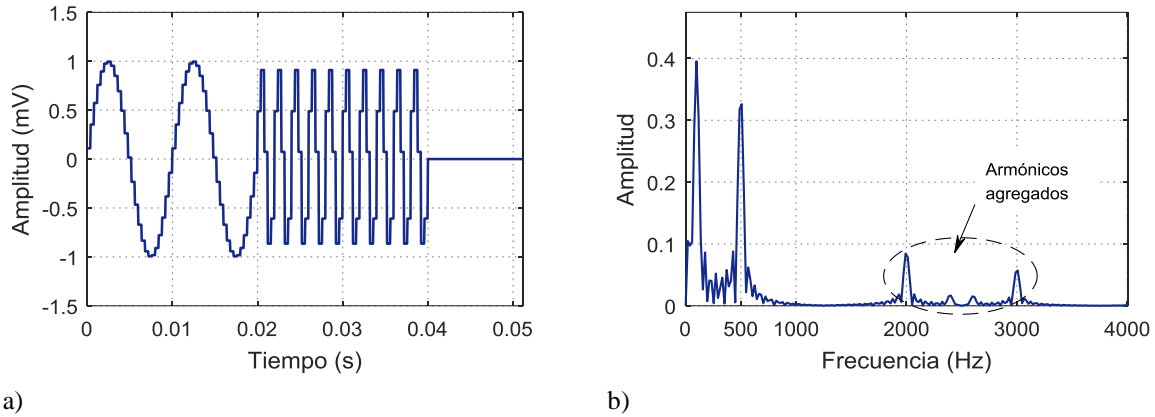


Fig. 3.17 a) Reconstrucción de la señal E sin la componente sinusoidal de 2500 Hz con la wavelet de Haar; b) espectro obtenido por la FFT de la señal del inciso a).

La selección de la función wavelet depende de la mejor reconstrucción en términos de los siguientes criterios de evaluación: error cuadrático medio [113], correlación [97] y la relación señal/ruido [98], [99]. En la Fig. 3.18 se ilustra el algoritmo propuesto para reducir el ruido de una señal $x(n)$ por medio de la DWT y un método de umbralización.

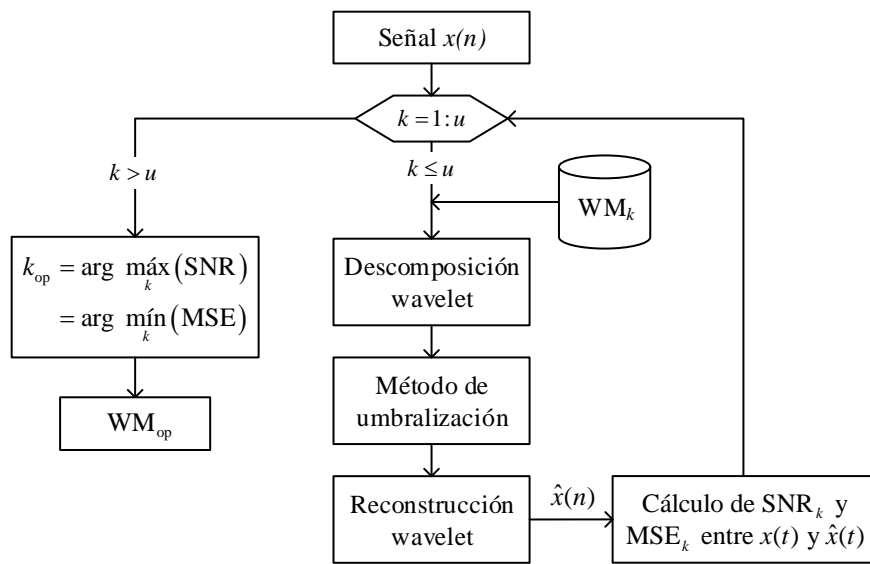


Fig. 3.18 Algoritmo para la selección de la wavelet madre mediante la DWT y los criterios de evaluación SNR y MSE.

Descrito lo anterior, la reducción del ruido de la señal se efectuó con una función de umbralización flexible (2.34), un umbral universal (2.35) y un escalamiento en los niveles $j = 1, 2, 3, 4$. La eficacia del filtrado se determinó por los valores de SNR y MSE entre la señal $x(n)$ y $\hat{x}(n)$. Las wavelets a evaluar fueron $WM = \{\text{haar, sym7, sym8, db7, db8}\}$.

Los valores de SNR y MSE después de evaluar a cada función wavelet se presentan en la Tabla 3.1. Los resultados obtenidos indican que la wavelet madre que ofrece un valor mínimo de error y máxima relación señal/ruido corresponde a la wavelet sym7.

Tabla 3.1 Resultados del filtrado de la señal F.

Wavelet/Filtro	SNR (dB)	MSE (μV)
Haar	5.771	208.631
Daubechies7 (db7)	7.150	177.997
Daubechies8 (db8)	7.147	178.052
Symlet7 (sym7)	7.180	177.389
Symlet8 (sym8)	7.124	178.526

En la Fig. 3.19 se muestra la superposición entre la señal F y la señal filtrada F_1 por la wavelet sym7 por medio del algoritmo implementado. En las Figs. 3.20 y 3.21, se ilustran los espectros de frecuencia y el análisis GWT de la señal F antes y después del proceso de filtrado, respectivamente.

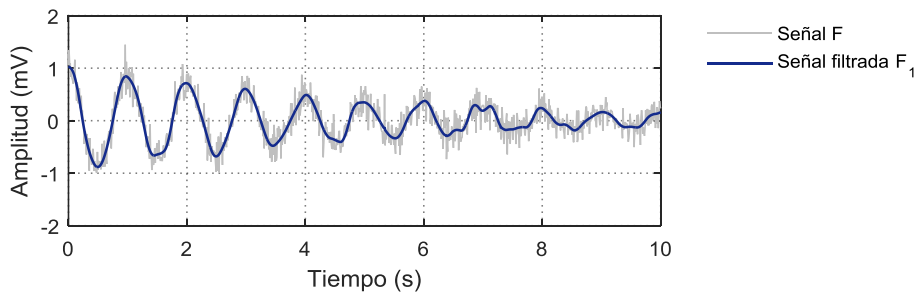


Fig. 3.19 Comparación entre la señal F y la señal filtrada F_1 por la wavelet sym7 y la aplicación de un umbral universal.

De acuerdo con las Figs. 3.19, 3.20 y 3.21, se puede observar claramente la eficacia del procedimiento de filtrado por la DWT y la aplicación de un método de umbralización. La señal

reconstruida F_1 presenta una trayectoria suave con poca pérdida de amplitud, y tanto su espectro de frecuencias como el análisis GWT muestran la reducción del ruido Gaussiano sin pérdida de información de la componente dominante. Con base en lo anterior, el algoritmo implementado en este trabajo para la selección de la wavelet madre y el filtrado de señales por medio de la DWT, se considera adecuado.

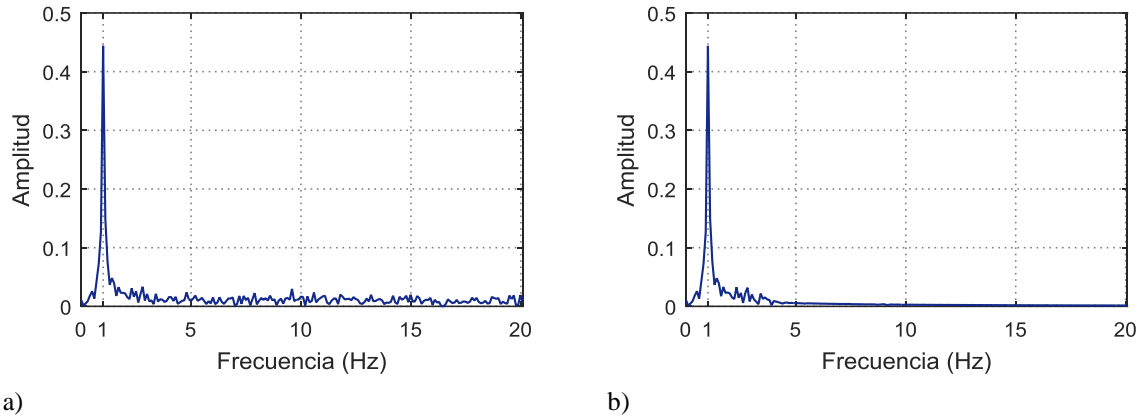


Fig. 3.20 Espectro de la señal F obtenido por la FFT. a) Antes del filtro; b) después del filtro.

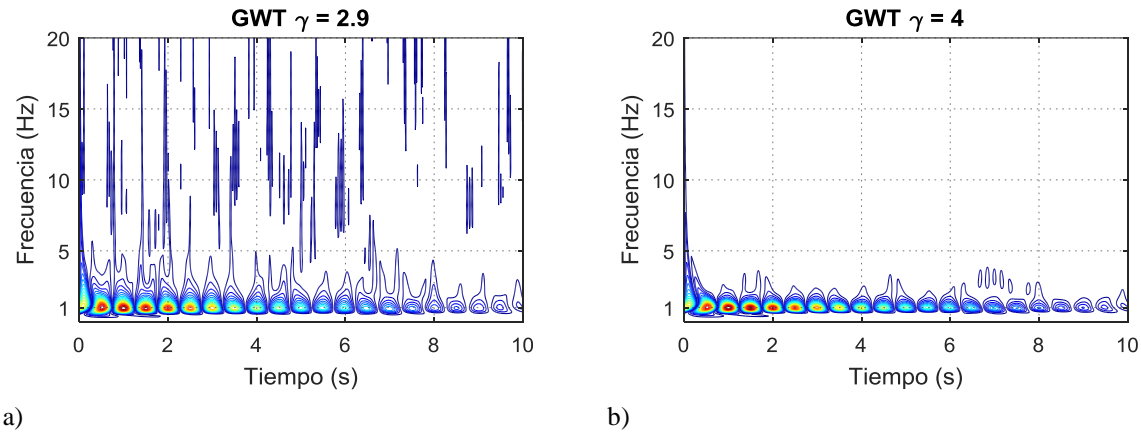


Fig. 3.21 Análisis GWT de la señal F. a) Antes del filtro con $\gamma_{op} = 2.9$; b) después del filtro con $\gamma_{op} = 4$.

La reducción de ruido con la transformada wavelet se emplea en el presente trabajo para reducir el ruido eléctrico contenido en la señal sEMG.

3.6 Periodicidad mediante el espectro SVR

En esta sección se realiza la estimación de la periodicidad de una señal sinusoidal con ruido Gaussiano por medio del espectro SVR. El espectro SVR se utiliza en este trabajo para visualizar la concentración de energía y/o estimar la periodicidad de la información alojada en las señales mioeléctricas. En la Fig. 3.22 se observa la señal a analizar (señal G) en el dominio del tiempo y el espectro de frecuencia obtenido por la FFT. La señal G se generó con una componente dominante de 60 Hz y ruido Gaussiano en $t \in [0, 0.5]$ s, y con frecuencia de muestreo de 2048 Hz. La curva de entropía wavelet y el espectrograma de la señal G con $\gamma_{op} = 19.3$, se muestra en la Fig. 3.23.

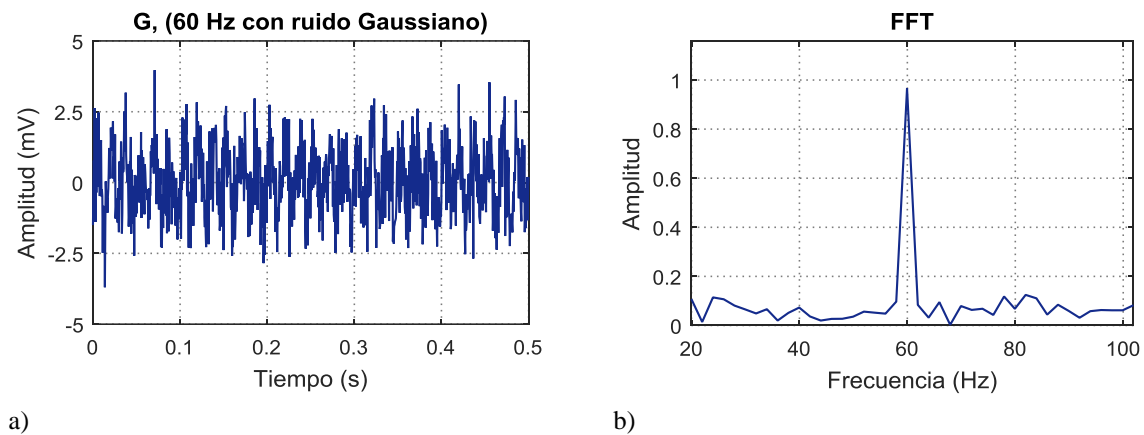


Fig. 3.22 Señal G. a) En el dominio del tiempo; b) en el dominio de la frecuencia obtenido por la FFT.

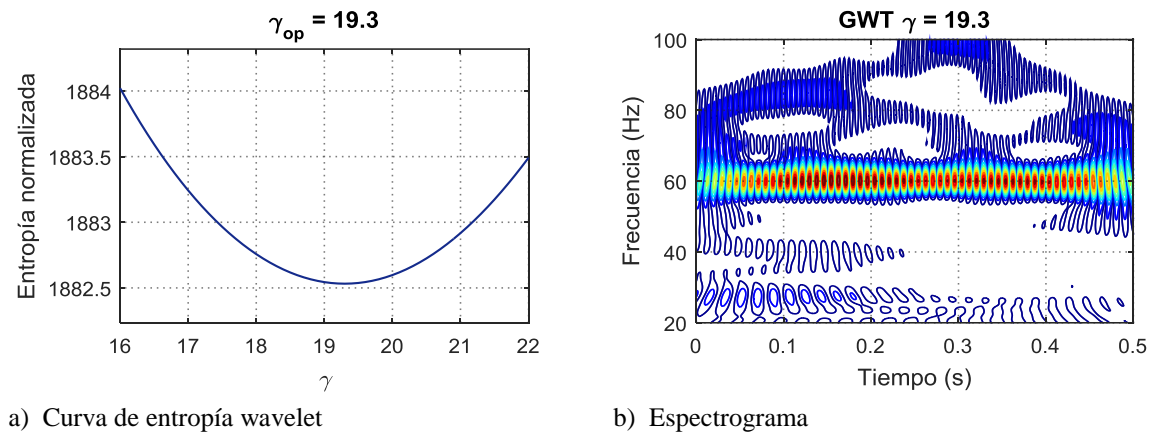


Fig. 3.23 Análisis GWT de la señal G con $\gamma_{op} = 19.3$.

La periodicidad se evaluó para cada frecuencia de la matriz de coeficientes wavelet como se enuncia en la sección 2.9 del Capítulo 2. Los rangos de búsqueda de frecuencia y período se establecieron de $[40,80]$ Hz y $[40,150]$ datos, respectivamente. Los valores del índice de periodicidad normalizado $\hat{\delta}$ se calcularon y se representaron en una gráfica en dos dimensiones, con la intención de poder visualizar (si lo hubiera) la existencia de información periódica contenida en la señal. En la Fig. 3.24 se muestran los espectros normalizados wavelet SVR de la señal G con $\gamma_{op} = 19.3$. En los espectros se puede apreciar en color rojo la información probable a presentar periodicidad dentro de los rangos de búsqueda preestablecidos, siendo el que presenta mayor ancho de banda el originado por la componente de 60 Hz.

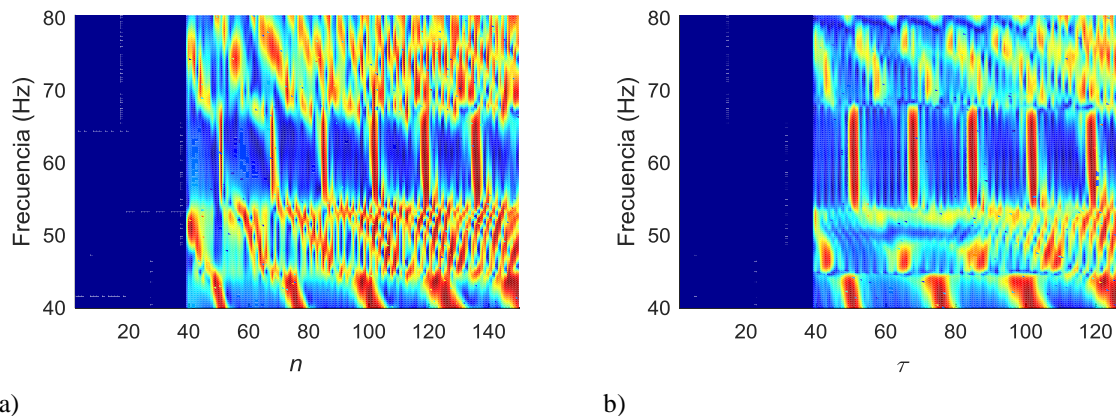


Fig. 3.24 a) Espectro normalizado wavelet SVR y b) espectro normalizado wavelet SVR retardado ($m = 8$) de la señal G con $\gamma_{op} = 19.3$. Valores máximos en rojo, valores cero en azul.

A pesar de que en los espectros se muestra con claridad la periodicidad que representa la componente dominante de la señal, en el espectro de la Fig. 3.24b se minimiza el error de truncamiento durante el cálculo de los valores singulares, lo que conlleva a reducir los falsos períodos y, en consecuencia, a definir mejor los anchos de banda de la información periódica contenida en la señal.

Por otra parte, los picos efectivos de la información que presenta periodicidad en la señal se representaron y estimaron a través del espectro wavelet SVR y el espectro SVR. En la Fig. 3.25 se muestra el espectro wavelet SVR donde se evalúa la periodicidad de la señal G con los valores preestablecidos de frecuencia y número de datos, mientras que en la Fig. 3.26 se ilustra el

espectro SVR que representa la superposición entre los espectros de cada fila de la matriz de coeficientes wavelet.

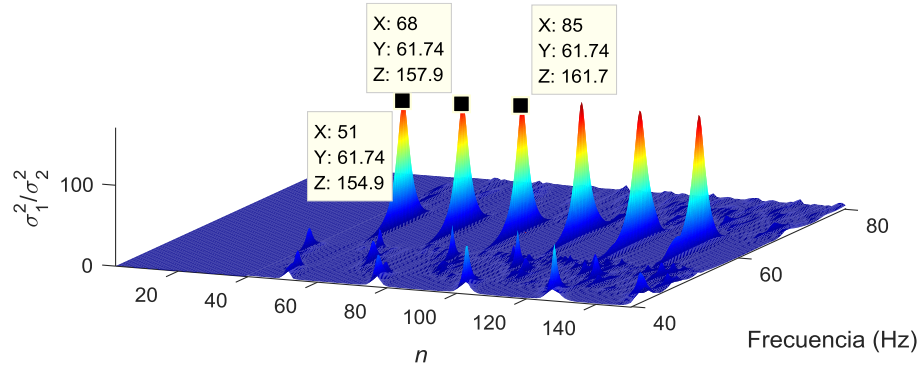
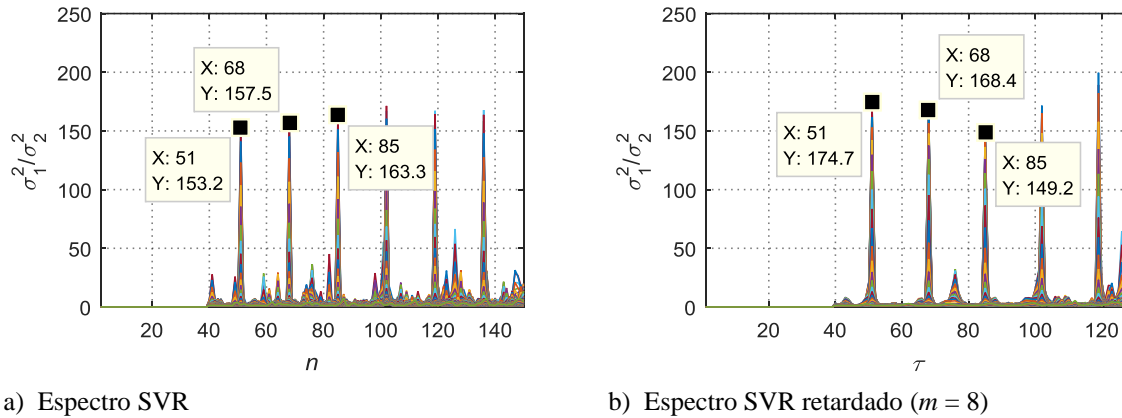


Fig. 3.25 Evaluación de la periodicidad de la señal G mediante el espectro wavelet SVR con diferentes valores de frecuencia y número de datos, $\gamma_{op} = 19.3$. Valores máximos en rojo, valores cero en azul.



a) Espectro SVR

b) Espectro SVR retardado ($m = 8$)

Fig. 3.26 Espectro SVR generado por la superposición entre los espectros de cada frecuencia de la matriz de coeficientes wavelet de la señal G con $\gamma_{op} = 19.3$.

A partir de la Fig. 3.26, se puede deducir que la periodicidad se presenta cuando el período $n = \tau = \{51, 68, 85\}$ datos, que corresponden a una longitud del período (intervalo entre picos efectivos) de $q = 17$. La frecuencia de la información que presenta periodicidad está definida por [104]:

$$\begin{aligned}
 T &= q\Delta t, \\
 f &= 1/q\Delta t = f_s/q,
 \end{aligned}
 \tag{3.2}$$

donde T es el período de la información, Δt denota el intervalo de muestreo de la señal, f_s representa la frecuencia de muestreo de la señal y q es la longitud del período.

Por otra parte, la descomposición SVD de una señal o secuencia de datos estima los valores representativos de repetición, incluyendo los valores negativos. Para la señal G, la secuencia de datos generada por cada fila de la matriz de coeficientes wavelet es simétrica con respecto al eje del tiempo; por tanto, los intervalos correspondientes de los picos del espectro SVR representarán la mitad del período, $T/2$ [107]. Adecuando (3.2) y sustituyendo datos conocidos, la frecuencia de la información que presenta periodicidad es:

$$f = \frac{f_s}{2q} = \frac{2048}{2(17)} = 60.23 \text{ Hz.} \quad (3.3)$$

Otra manera de visualizar el contenido de frecuencias del espectrograma de la Fig. 3.23b es mediante el uso de los coeficientes del escalograma normalizado (2.42) y el concepto de *matriz de cumbres*. La matriz de cumbres se obtiene manteniendo el valor máximo presente en cada una de las columnas de la matriz que representa la CWT de la señal, y sustituyendo el resto de los elementos por cero. En la Fig. 3.27 se muestra el espectrograma de la señal G después de implementar la matriz de cumbres a los coeficientes del escalograma normalizado.

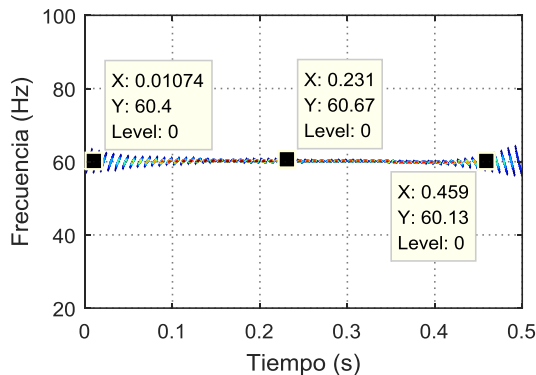


Fig. 3.27 Matriz de cumbres del escalograma normalizado de la señal G con $\gamma_{op} = 19.3$.

Las etiquetas en la Fig. 3.27 indican una frecuencia promedio de 60.4 Hz, aunque la componente real de la señal sea de 60 Hz. La discrepancia se debe principalmente a la pérdida de energía

que se genera al tratar de asemejar la señal de análisis con la wavelet de Gabor durante su transformación, esta pérdida está directamente influenciada por los parámetros que definen a la wavelet madre y por la discretización del plano tiempo-frecuencia. Por el contrario, la evaluación de la frecuencia por medio del espectro SVR, sólo requiere del intervalo entre picos efectivos y la frecuencia de muestreo de la señal. Es importante hacer mención que el parámetro γ influye en la definición de los picos del espectro SVR, de tal manera que, entre mayor sea la resolución en el dominio de la frecuencia de una señal localizada en el plano tiempo-frecuencia, los picos efectivos del espectro SVR estarán mejor definidos.

3.7 Espectro de densidad de energía wavelet

En este apartado se realiza la obtención del espectro de densidad de energía de la matriz de coeficientes wavelet de una señal no estacionaria con ruido aleatorio (simulando la no estacionariedad de la señal mioeléctrica). El espectro de densidad de energía, se utiliza en este trabajo para transformar la señal mioeléctrica al dominio de la frecuencia y la densidad de energía en el tiempo para determinar el estado (ON/OFF) de la activación muscular. En la Fig. 3.28 se muestra la señal a transformar (señal H) en el dominio del tiempo y su espectro obtenido por la FFT. La señal H se generó con componentes de 20, 50 y 100 Hz, en intervalos de tiempo diferentes [50 Hz ($0 \leq t < 2$ s), 20 Hz ($2 \leq t < 3$ s) y 100 Hz ($4 \leq t \leq 5$ s)], y con ruido aleatorio. En la Fig. 3.29 se muestra la curva de entropía wavelet y el espectrograma de la señal H con $\gamma_{op} = 3.8$.

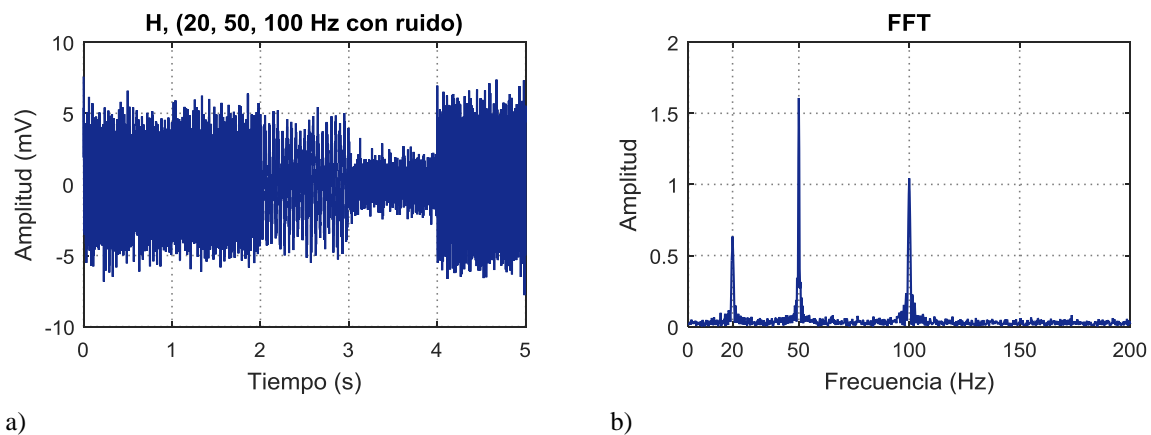


Fig. 3.28 Señal H. a) En el dominio del tiempo; b) en el dominio de la frecuencia obtenido por la FFT.

En la Fig. 3.30a se ilustra el espectro de densidad de energía de la señal generado por el algoritmo implementado. En el espectro se puede observar con respecto a la vertical que existe un ligero desplazamiento para las frecuencias de 50 y 100 Hz, sin embargo, éste desfase se minimiza al usar el escalograma normalizado (2.42), utilizado en [24] para trazar las frecuencias instantáneas de una señal de propagación generada por un impacto en una viga de sección cilíndrica; obteniendo un espectro denominado en este trabajo como *espectro normalizado de densidad de energía* (Fig. 3.30b).

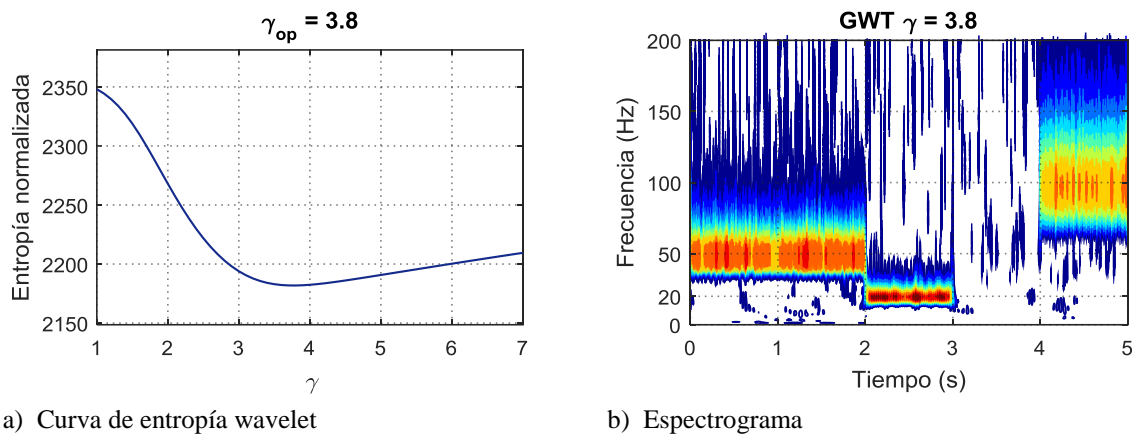


Fig. 3.29 Análisis GWT de la señal H con $\gamma_{op} = 3.8$.

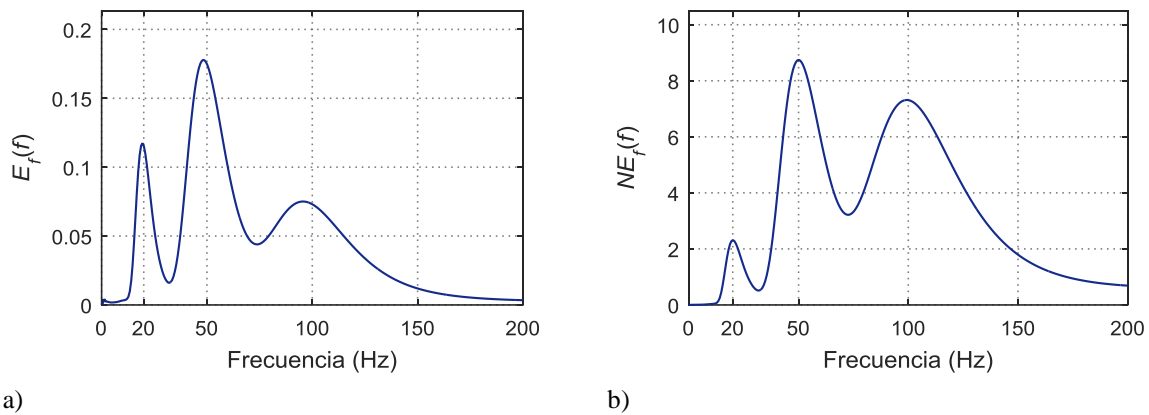


Fig. 3.30 a) Espectro de densidad de energía y b) espectro normalizado de densidad de energía de la señal H generado por la wavelet de Gabor con $\gamma_{op} = 3.8$.

En la Fig. 3.30 se observan los espectros de densidad de energía con el parámetro γ que equilibra la localización de la señal en el plano tiempo-frecuencia. No obstante, entre mayor es

el valor de γ , menor es el área del ancho de banda que representa cada componente en el espectro de densidad de energía (Fig. 3.31). De acuerdo con lo anterior, se determina que el algoritmo implementado en este trabajo para transformar una señal $x(t)$ al dominio de la frecuencia por medio del espectro de densidad, es correcto.

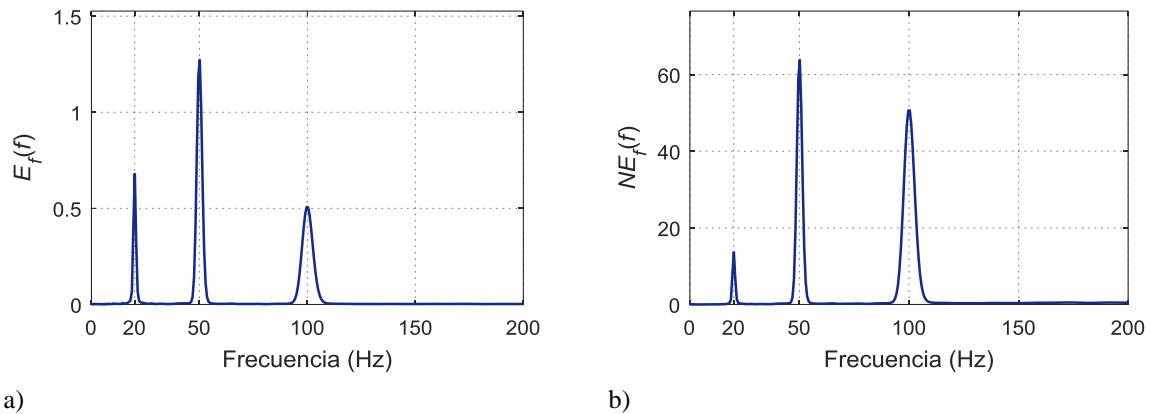


Fig. 3.31 a) Espectro de densidad de energía y b) espectro normalizado de densidad de energía de la señal H generado por la wavelet de Gabor con $\gamma = 30$.

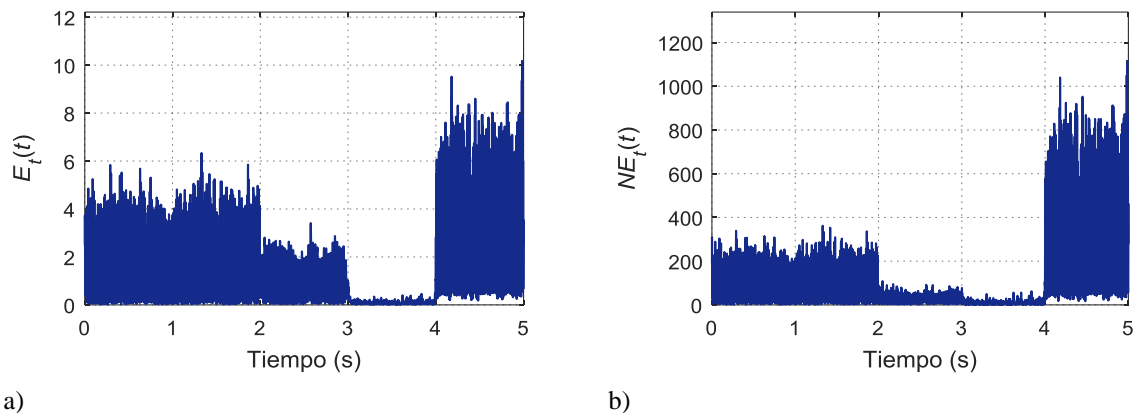


Fig. 3.32 a) Densidad de energía en el tiempo y b) densidad normalizada de densidad de energía en el tiempo de la señal H generado por la wavelet de Gabor con $\gamma_0 = 3.8$.

Finalmente, la señal rectificada por la densidad de energía en el tiempo (Fig. 3.32) muestra los intervalos de tiempo donde existe un cambio de amplitud en la señal. El análisis temporal y la densidad de energía en el tiempo en la electromiografía son técnicas que se utilizan para identificar el momento de la activación muscular, para determinar si un músculo está “activo” o “rejado” y, en menor medida, si la activación es relativamente “grande” o “pequeña”.

3.8 Programa de análisis wavelet de señales sEMG

En la Fig. 3.33 se presenta el diagrama de flujo del algoritmo implementado en este trabajo para el análisis wavelet de señales sEMG.

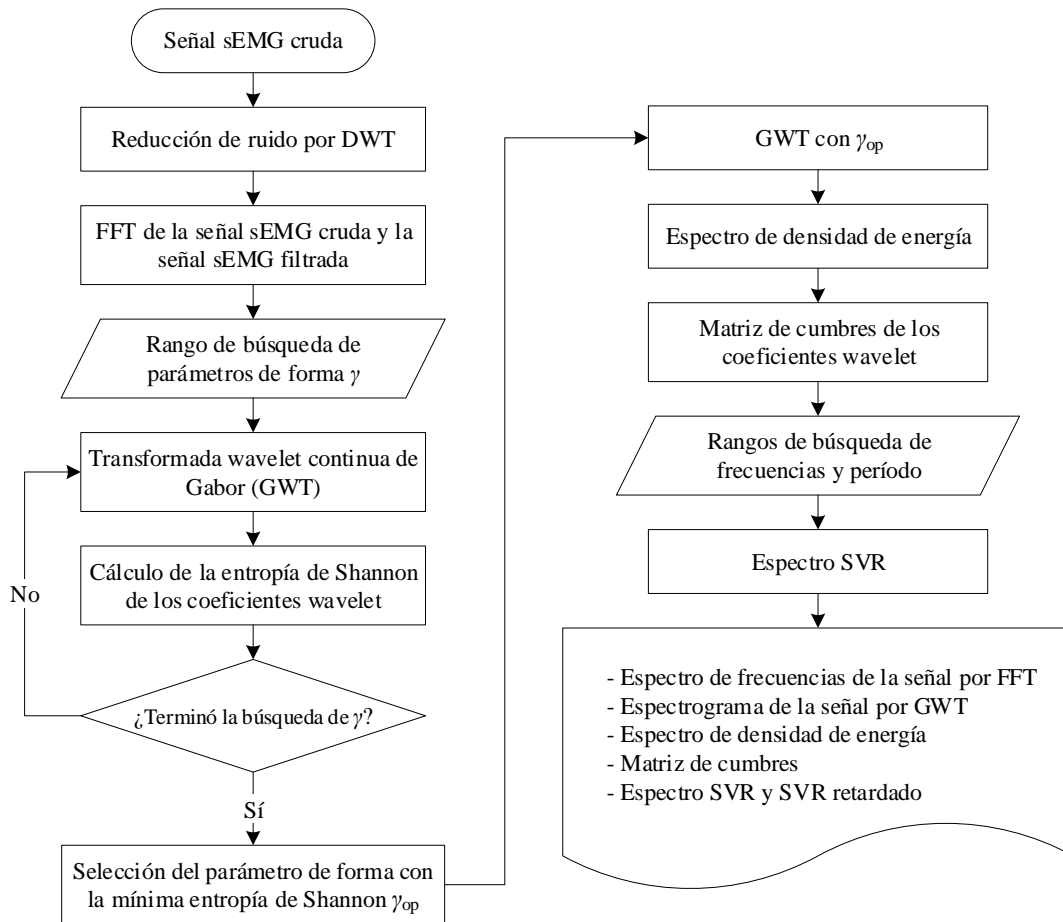


Fig. 3.33 Diagrama de flujo para analizar señales sEMG aplicando los conceptos DWT, FFT, GWT, entropía wavelet, espectro de la densidad de energía, matriz de cumbres y espectro SVR.

3.9 Conclusiones

Los algoritmos para el análisis de señales mioeléctricas a partir de la WT se han validado. La entropía wavelet se emplea para obtener la mejor representación tiempo-frecuencia de $x(t)$ en el análisis GWT, la DWT como una técnica para el filtrado de señales, el espectro SVR para visualizar la distribución de la concentración de energía, y el espectro de densidad de energía para obtener el espectro de frecuencias de la señal de análisis.

Capítulo 4

Análisis de señales mioeléctricas

4.1 Introducción

En el siguiente capítulo se describe el sistema de adquisición de señales sEMG durante la rehabilitación de tobillo proporcionada por un dispositivo CPM; las rutinas de ejercicios terapéuticos; y la metodología para la adquisición, registro y procesamiento de señales sEMG.

4.2 Sistema de adquisición de señales mioeléctricas

El sistema utilizado para la adquisición de señales sEMG durante la rehabilitación del tobillo (Fig. 4.1) consta de tres elementos principales: un rehabilitador CPM de tobillo de 1 GDL diseñado por Azcaray [68]; un electromiógrafo marca Delsys® modelo Bagnoli-8 de tipo escritorio; y una computadora de escritorio para el envío de señales de control de posición al rehabilitador, y para la adquisición, registro y análisis de señales mioeléctricas de los músculos del tobillo.

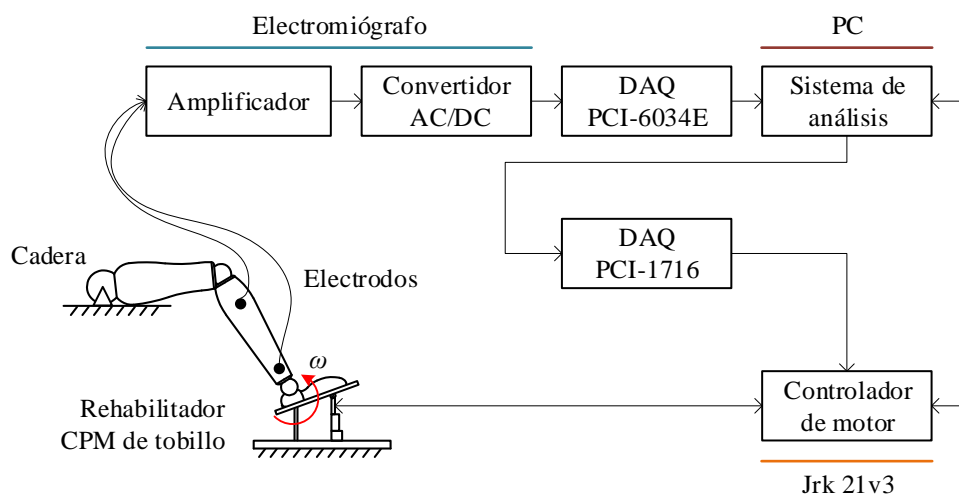


Fig. 4.1 Sistema de adquisición de señales sEMG durante el cambio de rango de movimiento de la articulación de tobillo proporcionado por un dispositivo CPM.

En la Fig. 4.1 se presenta el flujo de la información del sistema de adquisición de señales sEMG de la articulación del tobillo. El sistema comienza con el envío de una señal analógica de control (trayectoria a seguir por el rehabilitador), a partir de la tarjeta de adquisición de datos marca Advantech modelo PCI-1716 hacia la tarjeta de control jrj 21v3. La tarjeta jrj a través de una ley de control PID establece la posición del actuador lineal del rehabilitador en función de la señal de entrada. La posición del actuador define el ROM de la articulación del tobillo en el sistema, permitiendo en su caso los movimientos de dorsiflexión o plantarflexión.

Los músculos involucrados en el movimiento de la articulación del tobillo, de acuerdo a la posición del rehabilitador son contraídos o relajados. Los músculos al sufrir una contracción presentan potenciales de acción generados por el intercambio eléctrico entre las fibras musculares y las neuronas motoras del cerebro, estos potenciales son medidos a través de electrodos, que al ser cuantificados generan una señal que representa la acción muscular obtenida al posicionar el tobillo de acuerdo a la trayectoria seguida por el rehabilitador.

Las señales sEMG por medio del electromiógrafo son acondicionadas y amplificadas con una ganancia de 1 k, lo que resulta obtener señales con un rango de amplitud de ± 100 mV a ± 5 V. El electromiógrafo se comunica con la computadora de escritorio por medio de una tarjeta de adquisición de datos marca National Instruments modelo PCI-6034E. Finalmente, las señales adquiridas se registran y se almacenan en la computadora de escritorio para ser procesadas fuera de línea bajo el entorno Matlab®.

4.3 Rutinas de rehabilitación

Las rutinas de ejercicios de rehabilitación implementadas en este trabajo están encaminadas a prevenir la rigidez y a reestablecer el ROM de la articulación del tobillo, además establecen la estandarización para reproducir las pruebas electromiográficas bajo las mismas condiciones de movimiento.

El ROM que realiza la articulación del tobillo mediante el cambio de posición angular de la plataforma móvil del rehabilitador, se determina por la posición del actuador lineal. La trayectoria planificada deseada del actuador lineal se establece usando la interpolación del polinomio de Bézier de la forma:

$$x_d(t) = \begin{cases} x_o, & t < t_o \\ x_o + (x_f - x_o)\phi_x(t, t_o, t_f), & \forall t [t_o, t_f], \\ x_f, & t > t_f \end{cases} \quad (4.1)$$

donde $x_d(t_o) = x_o$ y $x_d(t_f) = x_f$ denotan la posición inicial y final deseada, respectivamente. La función polinomial del tiempo $\phi_x(t, t_o, t_f)$ muestra un número suficiente de derivadas nulas en t_o y t_f , y debe satisfacer las condiciones $\phi_x(t_o, t_o, t_f) = 0$ y $\phi_x(t_f, t_o, t_f) = 1$. Para que la plataforma móvil del rehabilitador inicie desde la posición inicial y vaya a la posición final con un cambio de trayectoria suave, se propone un polinomio de Bézier de décimo orden. Por lo tanto, en este caso, la función de interpolación ϕ_x se define por [114]:

$$\begin{aligned} \phi_x(t, t_o, t_f) &= 252\tau^5 - 1050\tau^6 + 1800\tau^7 - 1575\tau^8 + 700\tau^9 - 126\tau^{10}, \\ \tau &= \frac{t - t_o}{t_f - t_o}. \end{aligned} \quad (4.2)$$

Para el control del rehabilitador la señal objetivo (señal de control) que se debe suministrar al actuador lineal es un voltaje de referencia que determine las posiciones inicial y final, de acuerdo a las características del actuador lineal y tomando como referencia las coordenadas del rehabilitador mostradas en la Fig. 4.2, los voltajes que representan los movimientos de dorsiflexión y plantarflexión se presentan en la Tabla 4.1.

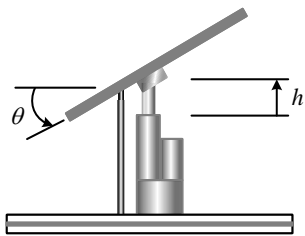


Fig. 4.2 Coordenadas generalizadas del rehabilitador CPM de tobillo.

Tabla 4.1 Relación voltaje-posición del actuador lineal.

V_i	Voltaje (V)	h (mm)	θ (°)	Movimiento
V_3	3.6	65	20	Dorsiflexión
V_1	2.5	49	0	Referencia
V_2	1.2	29	-20	Plantarflexión

Programando y configurando el polinomio de Bézier de décimo orden en los ejercicios planteados para la rehabilitación pasiva de la articulación del tobillo (Tabla 4.2), se obtienen las

señales de posición planificadas ilustradas en la Fig. 4.3. El Anexo F presenta el control de la posición del actuador lineal para los ejercicios planteados.

Tabla 4.2 Ejercicios terapéuticos implementados para la rehabilitación del tobillo.

Ejercicio	Tipo de movimiento	ROM		
		Inicial y final	Mínimo	Máximo
E1	Dorsiflexión	V_1	V_1	V_3
E2	Plantarflexión	V_1	V_2	V_1
E3	Dorsi/plantarflexión	V_1	V_2	V_3
E4	Dorsi/plantarflexión con reposo en V_1	V_1	V_2	V_3

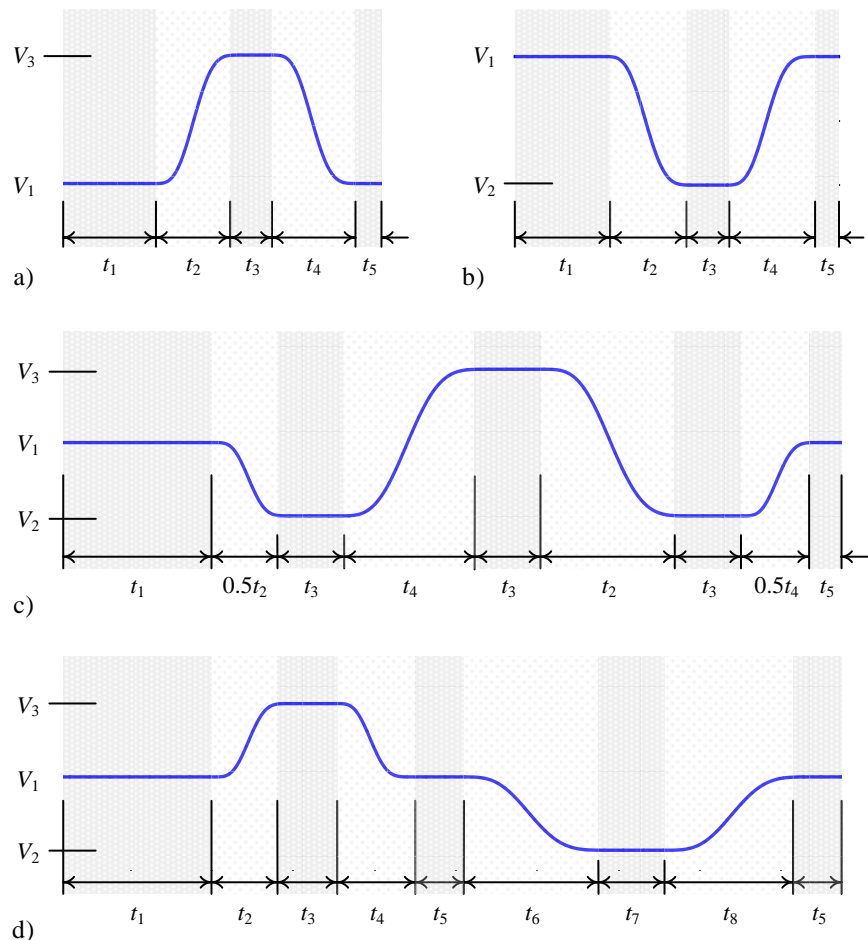


Fig. 4.3 Trayectorias planificadas durante un ciclo. a) E1 – dorsiflexión; b) E2 – plantarflexión; c) E3 – dorsi/plantarflexión; d) E4 – dorsi/plantarflexión con reposo en V_1 .

La frecuencia y la amplitud del movimiento se pueden adaptar a las necesidades del paciente, mediante la asignación del número de ciclos N_c , la frecuencia de muestreo f_s , el vector tiempo t y el vector amplitud V . Tomando como referencia la Fig. 4.3, el vector tiempo y el vector amplitud que definen a cada ejercicio se presentan en la Tabla 4.3.

Tabla 4.3 Vector tiempo y vector amplitud que definen los ejercicios presentados en la Tabla 4.2.

Ejercicio	Tipo de movimiento	Tiempo (s)	Amplitud (V)
E1	Dorsiflexión		
E2	Plantarflexión	$t = [t_1, t_2, t_3, t_4, t_5]$	
E3	Dorsi/plantarflexión		$V = [V_1, V_2, V_3]$
E4	Dorsi/plantarflexión con reposo en V_1	$t = [t_1, t_2, t_3, t_4, t_5, t_6, t_7, t_8]$	

Los parámetros que definen cada ejercicio son establecidos por el médico especialista, cuyos valores dependen del grado de la lesión del tobillo y de la tolerancia al dolor del paciente. Por ejemplo, en la Fig. 4.4 se muestra la trayectoria del ejercicio E1 cuando $N_c = 3$, $f_s = 1$ kHz, $t = [10, 7, 1, 7, 1]$ s y $V = [2.5, 1.2, 3.6]$ V.

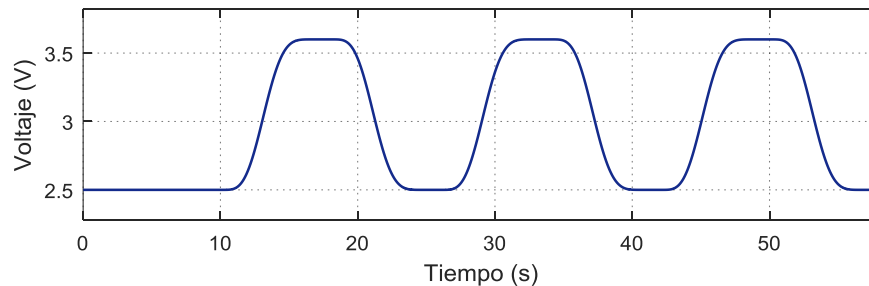


Fig. 4.4 Trayectoria planificada del ejercicio E1. $N_c = 3$, $f_s = 1$ kHz, $t = [10, 7, 1, 7, 1]$ s y $V = [2.5, 1.2, 3.6]$ V.

4.4 Metodología

Durante la adquisición de señales sEMG es importante una buena preparación del paciente y la aplicación de una buena técnica, con el propósito de evitar un mal registro de la actividad mioeléctrica que conlleve a la mala interpretación de los resultados. En la Tabla 4.4 se presentan las actividades de cada fase que implica la metodología implementada para la adquisición, registro y procesamiento de señales sEMG, y el tiempo estimado para concluir cada una de ellas.

Tabla 4.4 Metodología implementada para la adquisición, registro y procesamiento de señales sEMG.

Fase	Actividad	Tiempo (min)
Previa	Preparación del individuo e información previa	15
	Preparación de la piel	10
	Colocación de los electrodos	15
	Contracción isométrica máxima voluntaria	15
Registro	Registro de señales sEMG	20 – 60
	Almacenamiento de datos	10
Procesado	Análisis de señales sEMG	60

4.4.1 Sujetos de estudio

Los casos de estudio a considerar son personas con promedio de 24 ± 6 años de edad, que presentan alguna lesión traumática del miembro inferior (fractura o esguince de tobillo) en una de las extremidades, que no sufran alguna enfermedad neuromuscular y que sean aptos para recibir rehabilitación pasiva en la articulación de tobillo.

4.4.2 Fase previa

Preparación del individuo e información previa. Antes de iniciar la recolección de datos, el sujeto es informado debidamente sobre el protocolo experimental a seguir durante la adquisición de señales sEMG y de algunos aspectos de la investigación, como los objetivos, la utilidad y posibles aplicaciones del mismo. Además, es necesario obtener el consentimiento firmado por el sujeto, donde manifiesta haber sido informado del procedimiento y autoriza ser voluntario para participar en las pruebas. Finalmente, se asigna un número consecutivo que identifica al

sujeto y adicionalmente se registra información sobre la condición clínica, parámetros antropométricos (edad, peso y talla) y el tipo de ejercicio de rehabilitación asignado.

Preparación de la piel. La preparación de la piel sigue las recomendaciones enunciadas en la sección 2.6.4 del Capítulo 2 (remoción del vello corporal de la piel sobre los músculos de interés y limpieza con alcohol quirúrgico para remover el sudor y la piel muerta), con el objetivo de proporcionar un contacto estable del electrodo y una baja impedancia de la piel.

Colocación de los electrodos. La disposición de los electrodos se realiza de acuerdo a la normativa SENIAM, cuyas recomendaciones se presentan en el apartado 2.6.3 del Capítulo 2, para posicionar el electrodo en la línea media del vientre muscular. Los contactos de los electrodos se orientan de forma perpendicular a las fibras musculares como se indica en la Fig. 4.5. Adicionalmente, para evitar los picos en los registros de las señales a causa del movimiento de los electrodos o cables (artefactos), los electrodos se aseguran a la piel con cinta microporosa y los cables se sujetan a la pierna con una correa adhesiva.

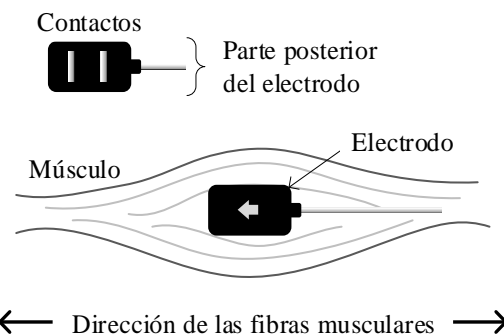


Fig. 4.5 Orientación del electrodo con respecto a las fibras musculares.

Se recolectaron las señales sEMG de tres músculos de la extremidad inferior lesionada del sujeto de estudio. Conforme a la activación muscular (Tabla 2.2), se seleccionó el músculo gastrocnemio medial (MG) y el músculo peroneo lateral largo (PL) para caracterizar el movimiento de plantarflexión, y el músculo tibial anterior (TA) para caracterizar el movimiento de dorsiflexión. El electrodo de referencia (REF) se posicionó sobre la tuberosidad tibial de la pierna opuesta. En la Fig. 4.6 se muestra la localización de los electrodos en la pierna derecha sobre los músculos a evaluar.

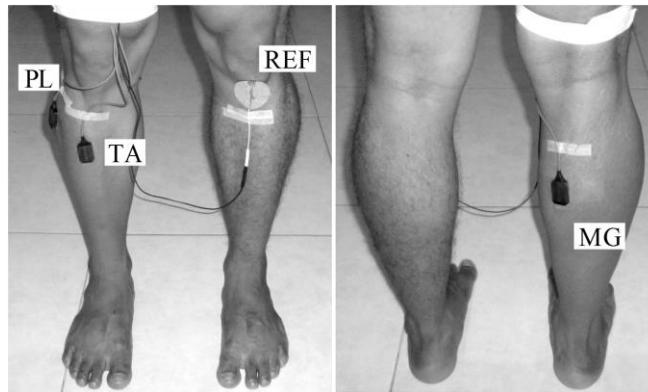


Fig. 4.6 La pierna derecha muestra las ubicaciones de los electrodos bipolares para los músculos tibial anterior (TA), gastrocnemio medial (MG) y peroneo lateral largo (PL). El electrodo de referencia (REF) está ubicado en la tuberosidad tibial de la pierna izquierda.

4.4.3 Fase de registro

Con el objetivo de asegurar la confidencialidad de los sujetos de estudio, la nomenclatura que se utiliza para identificar el grupo de datos de las señales sEMG, se establece por el prefijo s_, la fecha, la hora y el número consecutivo del sujeto; por ejemplo, s_02262018100000_1 corresponde al nombre del archivo del conjunto de datos con registro del día 26/feb/2018 a las 10:00:00 hr perteneciente al sujeto de estudio 1.

Contracción isométrica máxima voluntaria. El concepto de contracción máxima voluntaria MVIC se introduce en el apartado 2.6.6 del Capítulo 2. En la literatura índice MVIC se ha utilizado como referencia para evaluar el proceso de rehabilitación en pacientes con lesiones traumáticas y neurológicas durante varias sesiones de entrenamiento. En la aplicación en pacientes con lesiones traumáticas de tobillo, la utilización del MVIC queda prescrito por el médico especialista en función de la gravedad de la lesión y/o de la tolerancia al dolor del paciente.

Una posición recomendada para la obtención del índice MVIC para los músculos seleccionados se muestra en la Fig. 4.7. Después de cinco minutos de ejercicios de calentamiento y estiramiento, el sujeto se colocó en posición de sedestación sobre una silla ajustable con el propósito de obtener un ángulo recto en las articulaciones de la cadera, rodilla y tobillo; manteniendo la pierna en posición vertical y la planta del pie en posición horizontal sobre una superficie plana. Para la medición de la flexión del tobillo (Fig. 4.7a), la parte superior del pie a

nivel del primer metatarso se ajustó con una correa no elástica para bloquear el movimiento del tobillo. Se le pidió al sujeto que tirara hacia arriba con toda la fuerza posible en contra de la resistencia estática provista por la correa para flexionar el tobillo. Para la extensión del tobillo (Fig. 4.7b), la correa se colocó distalmente en el muslo atravesando sobre el maléolo externo. Al sujeto se le pidió que tirara de la correa al extender su tobillo mientras empujaba con la planta del pie e intentaba levantar el talón. Esta configuración forma parte de las recomendaciones enunciadas en [115], [116] para pruebas de MVIC para los movimientos de dorsi/plantarflexión del tobillo.

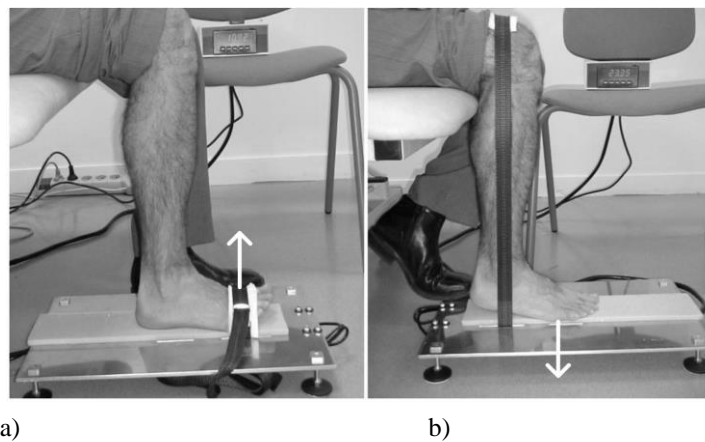


Fig. 4.7 Configuración para las pruebas de MVIC para músculos de a) flexión y b) extensión en la articulación de tobillo. La dirección de la fuerza aplicada se indica con una flecha.

Después del ejercicio de calentamiento y la preparación previa para la electromiografía de superficie, se realizaron las pruebas de MVIC en extensión (movimiento de plantarflexión) y flexión (movimiento de dorsiflexión) de la articulación del tobillo. Para cada movimiento se registraron dos contracciones máximas de 2 a 4 segundos separadas por un período de descanso de 30 segundos para reducir los efectos de la fatiga muscular. Los índices MVIC de los músculos TA, GM y PL son determinados por el valor máximo de amplitud del RMS, y representan la actividad muscular al 100%. La caracterización de la acción muscular mediante el RMS se determina por [43], [47]:

$$\text{RMS}_N (\% \text{ de MVIC}) = \frac{\text{RMS}}{\text{RMS}_{\text{MVIC}}} \times 100\%, \quad (4.3)$$

donde RMS_N , RMS y RMS_{MVIC} son el RMS normalizado, el RMS no normalizado, y el RMS de referencia (índice MVIC), respectivamente. Los pasos a seguir durante el procesamiento de la señal sEMG para calcular el índice MVIC se describen a continuación:

1. *Señal sEMG cruda.* Corresponde al conjunto de datos obtenido por el sistema de adquisición de datos, siguiendo las recomendaciones para pruebas MVIC enunciadas al principio de esta sección. La señal sEMG del músculo TA se obtiene durante la prueba MVIC a flexión del tobillo y las señales de los músculos GM y PL se obtienen durante la prueba MVIC a extensión del tobillo.
2. *Señal sEMG sin offset.* Una característica de la señal sEMG cruda es que la señal se centra alrededor de cero; es decir, existen valores de amplitud por encima y por debajo de la línea cero (línea base), creando un gráfico simétrico en el plano vertical. Antes de procesar la señal sEMG, se debe confirmar la simetría de la señal alrededor de la línea base. A menudo, el equipo de adquisición de datos y/o el equipo eléctrico local pueden crear cambios de señal que interfieren con la señal sEMG y crean un desplazamiento (*offset*) con respecto a la línea base de la señal. Para eliminar el offset contenido en la señal sEMG cruda, la media de la señal se resta a cada punto de la señal:

$$sEMG_p = sEMGc_p - \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N sEMG_n; \quad p = 1, 2, \dots, N, \quad (4.4)$$

donde $sEMG_p$ representa el punto sin offset p -ésimo de la señal y $sEMGc_p$ es el punto correspondiente de la señal sEMG cruda.

3. *RMS de la señal sEMG sin offset.* Se calcula el RMS de la señal sEMG sin offset mediante la segmentación de datos utilizando la técnica de ventanas adyacentes con una longitud de 128 ms.
4. *Índice MVIC.* Se calculan los valores máximos de amplitud durante las contracciones máximas, cerciorándose de que la diferencia relativa entre los valores obtenidos se encuentre entre el 15%. Si es así, el índice MVIC corresponde al valor máximo entre las amplitudes calculadas. Si es mayor del 15% se procede a repetir la prueba de MVIC hasta que se logre el porcentaje deseado.

Registro de señales sEMG. Se registran las señales sEMG del tobillo a partir de un ejercicio de rehabilitación seleccionado. El Anexo G muestra a detalle el programa desarrollado en Simulink de Matlab® para la adquisición y extracción de características de las señales sEMG en tiempo real de los músculos seleccionados. Antes de iniciar el registro, el tobillo debe adoptar la posición de referencia sobre la plataforma móvil del rehabilitador.

Almacenamiento de datos. La secuencia de datos de las señales sEMG se almacenan en carpetas identificadas por el número del sujeto de estudio y por el tipo de ejercicio de rehabilitación empleado.

4.4.4 Fase de procesado

Análisis de señales sEMG. Con la finalidad de proporcionar al especialista una herramienta de apoyo para evaluar los músculos en proceso de rehabilitación de tobillo, se diseñaron y desarrollaron en Matlab® dos interfaces de usuario: la primera para la extracción de las características de la señal sEMG y la segunda para el análisis de las características de las señales sEMG.

Las características temporales (características en el dominio del tiempo) que se consideraron son: RMS, IEMG, MAV, WL, ZC y std. Con respecto a las características espectrales (características en el dominio de la frecuencia) se incluyeron: MPF y MF. Finalmente, la entropía wavelet WTF_{Et} y WTF_{Ef} se tomaron como valores característicos de los coeficientes wavelet (características en el dominio tiempo-frecuencia).

En la Fig. 4.8 se muestran los principales procesos llevados a cabo en la detección y comparación de patrones de señales sEMG. El algoritmo implementado, compara i señales mioeléctricas con respecto a una señal de referencia, ofreciendo la posibilidad de estudiar las variaciones de los valores característicos presentes en la señal durante la evolución de lesiones de la articulación de tobillo. La señal de referencia (señal patrón) puede ser una señal proveniente de la extremidad inferior sana del paciente o, en su caso, una señal registrada con anterioridad de la extremidad lesionada.

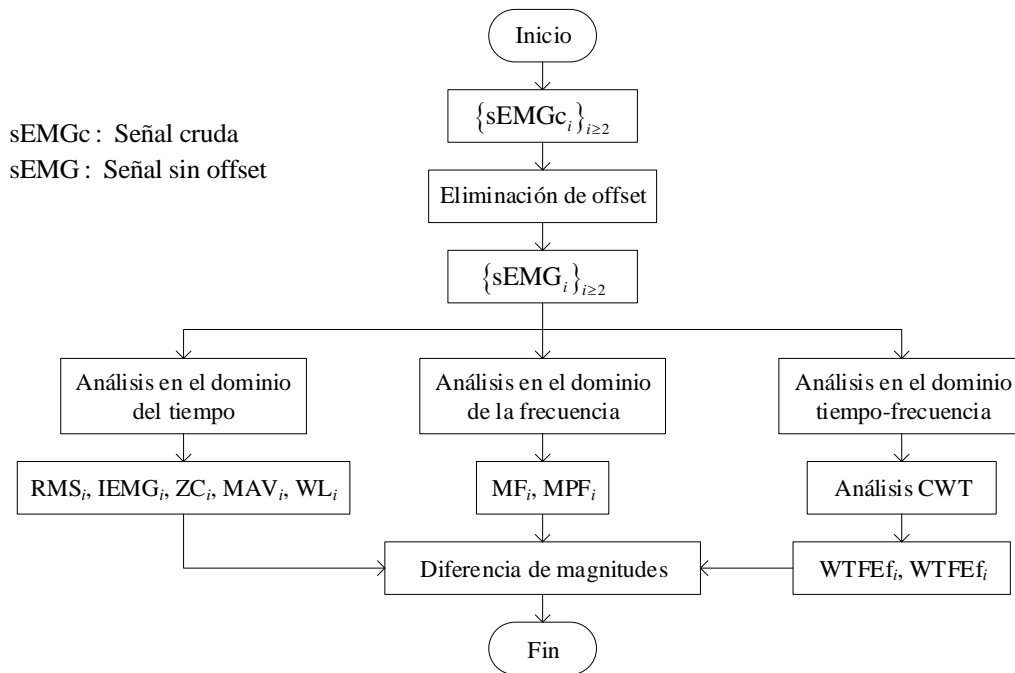


Fig. 4.8 Esquema de los principales procesos llevados a cabo para la detección y comparación de patrones de i -ésima señales mioeléctricas.

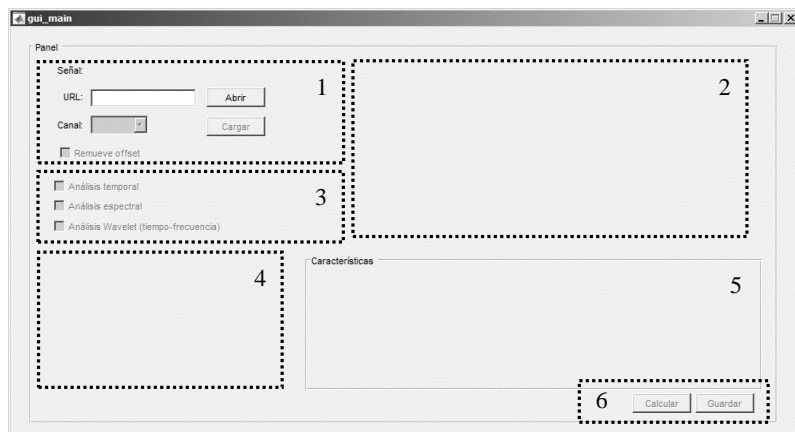
Interfaz de usuario para la extracción de características de la señal sEMG

En la Fig. 4.9a se muestra la pantalla de inicio de la interfaz de usuario para la extracción de las características de la señal sEMG en el dominio del tiempo, dominio de la frecuencia y dominio tiempo-frecuencia. La pantalla principal de la interfaz se divide en 6 secciones (Fig. 4.9). La sección 1 corresponde al módulo donde se carga la señal sEMG a analizar; en la sección 2 se gráfica la señal sEMG del canal seleccionado; la sección 3 muestra los diferentes dominios posibles a seleccionar para extraer las características de la señal sEMG; después de seleccionar el análisis Wavelet en la sección anterior, en la sección 4 se muestran los argumentos para el análisis GWT; en la sección 5 se presentan los valores calculados de las características de la señal a analizar; finalmente, la sección 6 corresponde al módulo para realizar los cálculos y guardar los resultados obtenidos. En resumen, las acciones principales que debe realizar el usuario en la interfaz se enlistan a continuación:

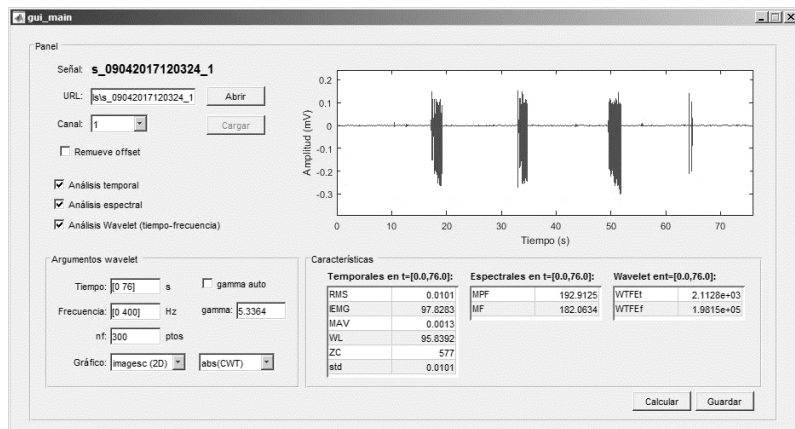
1. *Abrir archivo.* El archivo que corresponde al conjunto de datos a analizar debe ser un archivo plano en formato ASCII, el nombre del archivo corresponde al asignado en la fase de registro. La matriz de datos contenida en el archivo debe ser de tamaño $N \times k + 1$

, $[tiempo, canal1, canal2, canal3, \dots, canal k]_{N \times k+1}$. Para este caso particular, *tiempo* es un vector columna que corresponde al intervalo de recolección de datos, canal1 es el vector columna de la señal sEMG del músculo TA, canal2 representa el vector columna de la señal sEMG del músculo GM y canal3 corresponde al vector columna de la señal sEMG del músculo PL.

2. *Selección de la señal sEMG a analizar.* Se selecciona el canal a analizar.
3. *Offset.* El campo remover offset se activa, si se desea remover el offset presente en la señal a analizar.
4. *Electromiograma.* La gráfica de la señal sEMG se obtiene mediante el botón “Cargar”.



a)



b)

Fig. 4.9 a) Pantalla de inicio de la interfaz de usuario para la extracción de las características de la señal sEMG en el dominio del tiempo, dominio de la frecuencia y dominio tiempo-frecuencia; b) aspecto de la interfaz de usuario después de calcular los valores característicos de la señal sEMG del músculo TA.

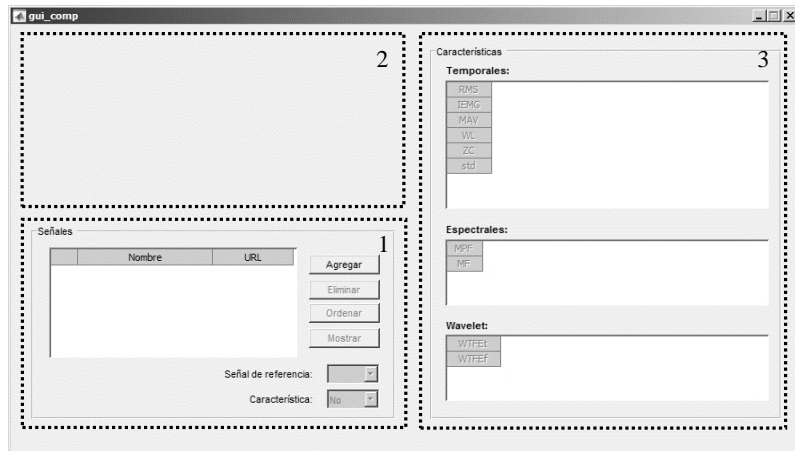
5. *Selección del dominio.* Se seleccionan los dominios para calcular los valores característicos de la señal de análisis. Para el análisis Wavelet se necesita llenar los campos de argumentos wavelet. Las características en el dominio de tiempo y dominio de la frecuencia se evalúan con una ventana de tiempo igual al intervalo de recolección de datos.
6. *Características de la señal sEMG.* Los valores característicos de la señal de análisis se tabulan en la sección 5 de la interfaz mediante el botón “Calcular”.
7. *Guardar características.* Después de calcular las características de la señal sEMG en el dominio del tiempo, dominio de la frecuencia y dominio tiempo-frecuencia, los valores característicos se guardan en un archivo con extensión *.mat* mediante el botón “Guardar”. El nombre del archivo a guardar corresponde al nombre del archivo del conjunto de datos con la sustitución del prefijo *s_* por *c_*.

Interfaz de usuario para el análisis de las características de las señales sEMG

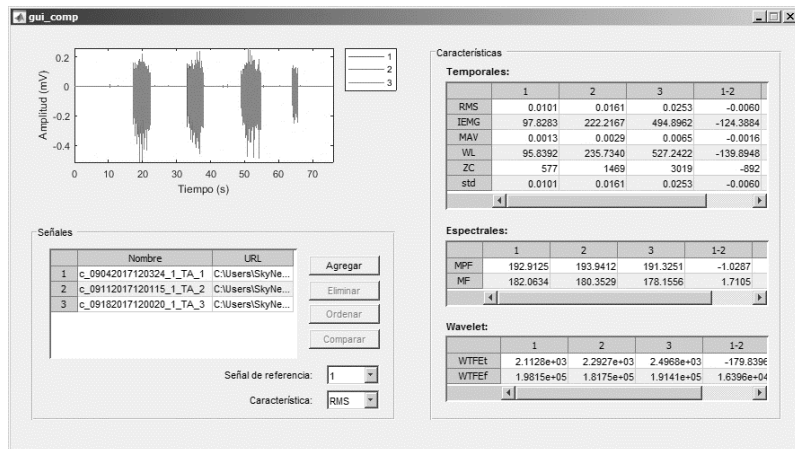
En la Fig. 4.10a se ilustra la pantalla de inicio de la interfaz de usuario enfocada al análisis de las características de las señales sEMG en el dominio del tiempo, dominio de la frecuencia y dominio tiempo-frecuencia. La pantalla principal de la interfaz se divide en 3 secciones (Fig. 4.10). La sección 1 corresponde al módulo donde se cargan los archivos a comparar, también incluye el módulo para obtener las variaciones de los valores característicos; en la sección 2 se muestran las gráficas superpuestas de las señales sEMG a comparar; y en la sección 3 se presentan las variaciones de los valores característicos de las señales sEMG con respecto a una señal de referencia. En resumen, las acciones principales que debe realizar el usuario en la interfaz se enlistan a continuación:

1. *Agregar archivos.* Se agregan los archivos *.mat* provenientes de la interfaz para la extracción de características. Todos los archivos agregados deben corresponder al mismo músculo a analizar. Si se desea eliminar un archivo, este se selecciona y se oprime el botón “eliminar”.
2. *Ordenar.* Se ordenan los archivos agregados por fecha mediante el botón “Ordenar”.
3. *Comparar características.* Se selecciona la señal de referencia y la característica que se desea graficar. Las variaciones de los valores característicos se calculan mediante el

botón “Comparar”. En la sección 3 de la interfaz se tabulan las características de las señales y las variaciones con respecto a la señal de referencia. El valor de la variación corresponde a la diferencia entre la característica de referencia (obtenida de la señal de referencia) y la característica de las señales restantes.



a)



b)

Fig. 4.10 a) Pantalla de inicio de la interfaz de usuario para el análisis de las características de las señales sEMG en el dominio del tiempo, dominio de la frecuencia y dominio tiempo-frecuencia; b) aspecto de la interfaz de usuario después de comparar los valores característicos de tres señales sEMG del músculo TA.

En la gráfica que representa las características de las señales sEMG seleccionada, el eje “x” corresponde al valor de la característica y el eje “y” a la fecha de adquisición de la señal. En la Fig. 4.11 se muestra una gráfica obtenida por la interfaz de usuario, la cual

representa la evolución de valores RMS de tres señales sEMG del músculo TA durante tres semanas de entrenamiento muscular de extremidades inferiores.

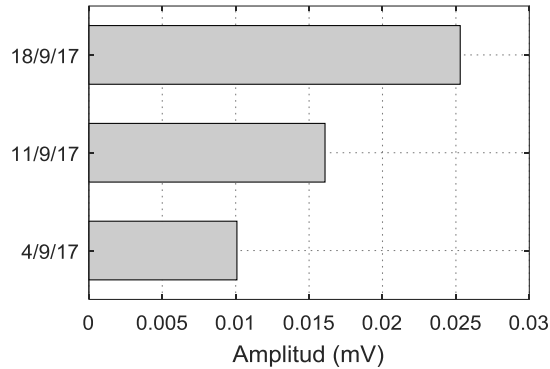


Fig. 4.11 Valores RMS de tres señales sEMG del músculo TA durante tres semanas de entrenamiento muscular de extremidades inferiores.

4.5 Conclusiones

En este capítulo se desarrolló un protocolo para la adquisición, registro y procesamiento de señales sEMG. Asimismo, se diseñaron los ejercicios terapéuticos proporcionados por un rehabilitador CPM de tobillo. Finalmente, se establecieron las características representativas de las señales sEMG en el dominio del tiempo, dominio de la frecuencia y dominio tiempo-frecuencia utilizadas para monitorear los músculos seleccionados en procesos de rehabilitación de tobillo. Por otro lado, a consecuencia de la extensión de los algoritmos implementados para el análisis de las señales mioeléctricas, estos no se incluyeron en los anexos; sin embargo, se proporcionó un resguardo de los mismos al asesor de tesis.

Capítulo 5

Pruebas y resultados

5.1 Introducción

En el siguiente capítulo se presentan las pruebas y resultados que se obtienen durante la investigación. En las pruebas se monitorea las características de señales sEMG de músculos en proceso de rehabilitación de tobillo de un caso de estudio. Los patrones característicos en los diferentes dominios se obtienen de las señales sEMG de los músculos seleccionados que pasan por las etapas de adquisición, procesado, y extracción de características. Finalmente, se muestran los resultados obtenidos después de someter al sujeto de estudio a tres semanas de entrenamiento muscular de extremidades inferiores.

5.2 Sujeto de estudio

El caso de estudio corresponde a un hombre deportista de 29 años, con esguince de tobillo de grado I en la extremidad derecha y sin lesiones neuromusculares, sometida a un período de 3 semanas de entrenamiento muscular de extremidades inferiores en la fase 3 de la rehabilitación funcional. El entrenamiento consistió en elevaciones de tobillo con soporte como se indica en la Fig. 5.1.

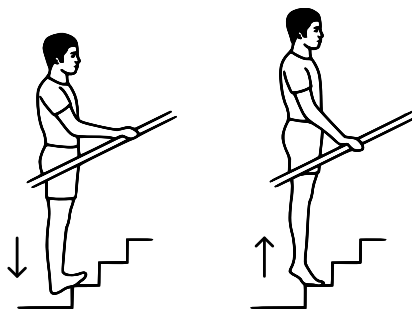


Fig. 5.1 Ejercicio de elevación de tobillo con soporte [117]. Las flechas indican la dirección del movimiento.

El sujeto adoptó la posición inicial de entrenamiento ubicando las puntas de los pies en la misma dirección de las rodillas y con una apertura de piernas a la cadera. Posteriormente, comenzó el levantamiento del cuerpo con las puntas de los pies lo más alto que se pueda y baja nuevamente. El movimiento se debe ejecutar de forma lenta y con un intervalo de tiempo de 2 segundos en la posición máxima. El sujeto ejecutó 10 series de 5 repeticiones, separadas por un período de descanso de 4 minutos, dos veces por semana.

5.3 Ejercicios para la adquisición de datos

Las rutinas de rehabilitación implementadas para estandarizar el ROM y la velocidad de movimiento de la articulación del tobillo durante las pruebas, se presentan en la Tabla 5.1. Dos grupos de trayectorias se diseñaron para cada ejercicio (5s y 7s), cuyo valor numérico indica el tiempo requerido para posicionar la máquina CPM de 0 a $\pm 20^\circ$ (E1 y E2), y de ∓ 20 a $\pm 20^\circ$ (E3 y E4). No obstante, en el presente estudio la evolución del proceso de rehabilitación se determinó con el ejercicio E3 a 7s. En el Anexo H se presentan las señales sEMG de los músculos seleccionados obtenidas para cada ejercicio, excluyendo el ejercicio E3 a 7s.

Tabla 5.1 Ejercicios de rehabilitación, $N_c = 3$, $f_s = 1000$ Hz, $V = [2.5, 1.2, 3.6]$ V.

Ejercicio	Tipo de movimiento	Tiempo (s)	
		5s	7s
E1	Dorsiflexión		
E2	Plantarflexión	$t = [10, 5, 2, 5, 10]$	$t = [10, 7, 1, 7, 10]$
E3	Dorsi/plantarflexión		
E4	Dorsi/plantarflexión con reposo en V_1	$t = [10, 5, 2, 5, 2, 5, 2, 5]$	$t = [10, 7, 1, 7, 1, 7, 1, 7]$

5.4 Adquisición de señales

El registro del corpus de señales se realizó considerando las recomendaciones del apartado 4.4 del Capítulo 4, durante cada ejercicio de rehabilitación proporcionado por el dispositivo CPM de tobillo. Las pruebas se ejecutaron aproximadamente a la misma hora, cada lunes de cada semana de entrenamiento. Por otra parte, las pruebas de MVIC para músculos de flexión y

extensión en la articulación de tobillo se realizaron al inicio de cada sesión, cerciorándose de que la diferencia relativa entre las dos contracciones máximas estuviese dentro del 15%.

5.5 Procesamiento de señales

En la siguiente sección se analiza el conjunto de datos correspondiente a las señales adquiridas en la segunda semana de entrenamiento muscular de extremidades inferiores.

5.5.1 Contracción isométrica máxima voluntaria

Después de dos semanas de entrenamiento muscular, los resultados obtenidos del índice MVIC del sujeto de estudio en movimiento de dorsiflexión, prueba para músculos de flexión (músculo TA), y en movimiento de plantarflexión, prueba para músculos de extensión (músculo GM y músculo PL) de la extremidad lesionada, se presentan en el Tabla 5.2. Los índices tabulados corresponden al valor máximo del RMS de la señal sEMG registrada durante las pruebas de MVIC.

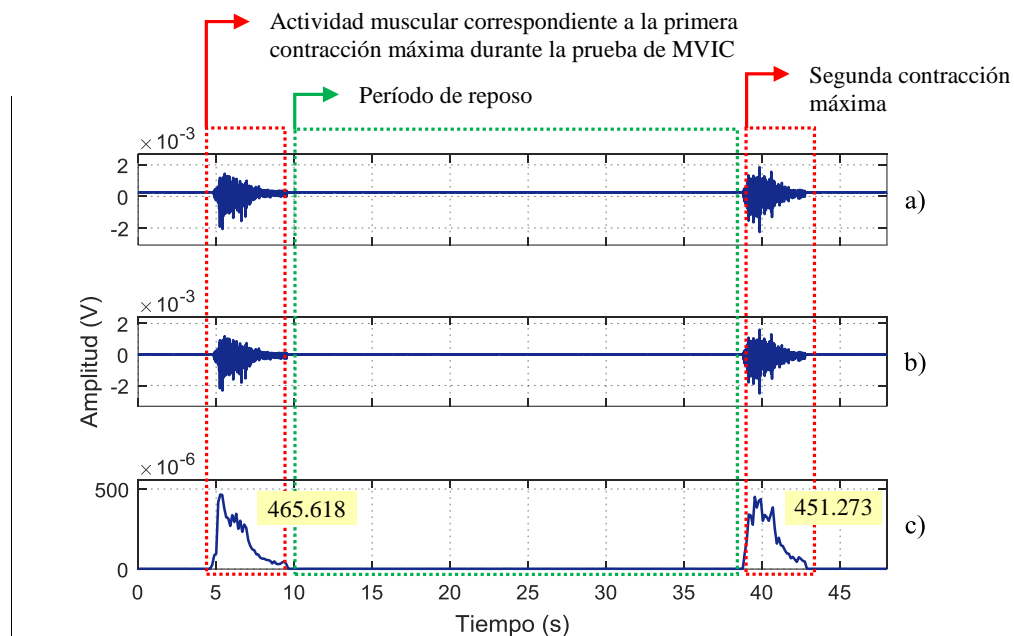


Fig. 5.2 Procesamiento de la señal sEMG cruda para el cálculo del índice MVIC. a) señal sEMG cruda del músculo TA (registrada durante la prueba de MVIC para los músculos de flexión en la articulación de tobillo); b) señal sEMG sin offset; c) RMS de la señal del inciso b) calculado en una ventana de tiempo cada 128 ms.

En la Fig. 5.2 se muestra el procesamiento de la señal sEMG cruda del músculo TA para el cálculo del índice MVIC, esto de acuerdo al procedimiento presentado en el apartado 4.4.3 del Capítulo 4.

Tabla 5.2 Índice MVIC de los músculos TA, GM y PL después de la segunda semana de entrenamiento muscular de extremidades inferiores.

Prueba	Tipo de movimiento	Músculo	Índice MVIC (μV)
Flexión	Dorsiflexión	TA	465.618
Extensión	Plantarflexión	GM	64.614
		PL	17.873

5.5.2 Selección de la wavelet madre para sintetizar

Las señales a reconstruir deben caracterizar los ROM del fenómeno de estudio. En este sentido, las señales que se utilizaron corresponden a los movimientos de dorsi/plantarflexión de la articulación de tobillo, y fueron obtenidas a partir del ejercicio E3 a 7s. En la Fig. 5.3 se ilustra la señal de control del rehabilitador CPM de tobillo y las señales sEMG registradas de los músculos seleccionados durante el ejercicio E3 a 7s. Una inspección visual a las gráficas muestra que durante el cambio de ROM de la articulación de -20 a 20° , aproximadamente a partir de la posición de referencia (0°) hasta 20° existe actividad en el músculo TA (Fig. 5.3b) y a menor medida en el músculo PL (Fig. 5.3d). Asimismo, se puede observar que durante el cambio de ROM de la articulación de 20 a -20° , aproximadamente a partir de 0 hasta -20° existe actividad en el músculo GM (Fig. 5.3c) y en el músculo PL (Fig. 5.3d). Por otra parte, cuando el ROM de la articulación se establece en la posición de referencia (inicio y final del ejercicio) y cuando se mantiene en los rangos máximos, $\pm 20^\circ$, no existe actividad en los músculos seleccionados.

La reducción del ruido de fondo de las señales sEMG de los músculos seleccionados se realizó mediante el algoritmo enunciado en el apartado 3.5 del Capítulo 3, utilizando una función de umbralización flexible, un umbral universal y un escalamiento en los niveles $j = 1, 2, \dots, 7$. La eficacia del filtrado se determinó por los valores de SNR entre la señal sEMG, $x(n)$, y la señal sEMG filtrada, $\hat{x}(n)$. De acuerdo a la literatura, las funciones wavelet generalmente utilizadas

para la reducción del ruido en señales biomédicas incluyen la Symlet (sym5, sym8), coif5 y Daubechies (db2, db6, db8) [32], [91], [92]; por tanto, las wavelets madre a evaluar fueron $WM = \{coif5, sym5, sym8, db2, db6, db8\}$.

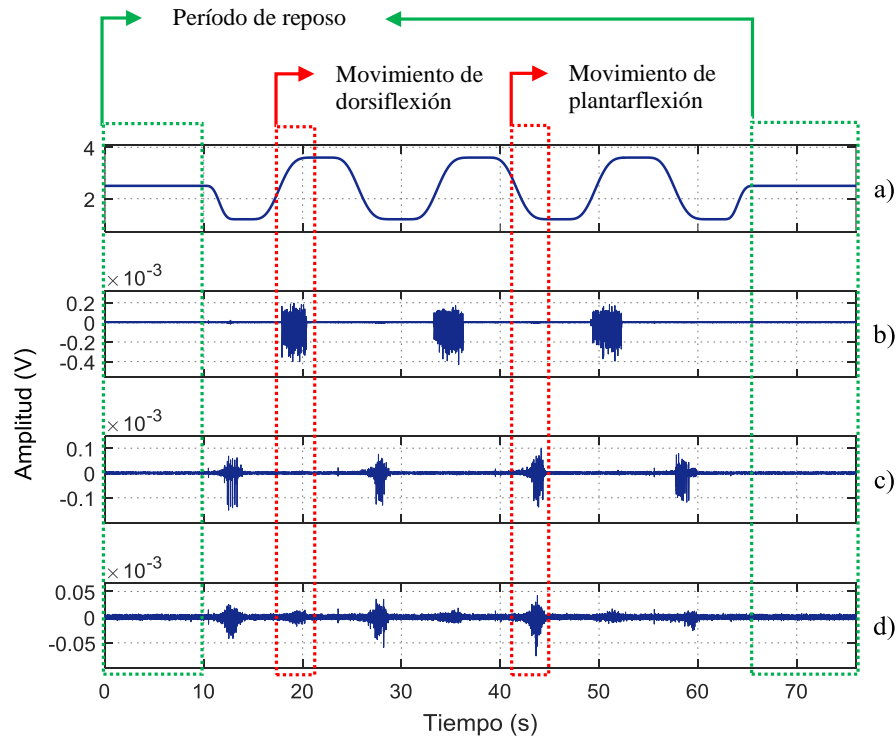


Fig. 5.3 Señal de control y señales sEMG de los músculos seleccionados durante el ejercicio E3 a 7s. a) Trayectoria deseada del rehabilitador CPM de tobillo; b) músculo TA; c) músculo GM; d) músculo PL.

En la Tabla 5.3 se presentan los valores de SNR después de evaluar a cada función WM. A partir de los valores obtenidos, se concluye que el valor máximo de SNR es entregado por la wavelet madre db2 para las tres señales. Esto indica que la wavelet db2 se adapta con mayor precisión a la forma natural de las señales sEMG de los músculos seleccionados, originando que exista mínima pérdida de información durante el proceso de filtrado. En las Figs. 5.4, 5.5 y 5.6, se muestran las señales sEMG filtradas por la wavelet db2 de los músculos seleccionados y la FFT antes y después del proceso de filtrado.

Tabla 5.3 Resultados del filtrado de las señales sEMG de los músculos seleccionados.

Wavelet/Filtro	SNR (dB)		
	Músculo		
	TA	GM	PL
Coiflet5 (coif5)	14.127	4.672	1.236
Symlet5 (sym5)	14.110	4.609	1.209
Symlet8 (sym8)	14.155	4.721	1.268
Daubechies2 (db2)	14.829	5.191	1.631
Daubechies6 (db6)	14.248	4.779	1.321
Daubechies8 (db8)	14.027	4.587	1.197

Los espectros de frecuencia después del proceso de filtrado muestran que los armónicos originados por el ruido eléctrico (60, 120, 180 y 240 Hz) disminuyeron en amplitud sin modificar la forma natural de la señal de análisis. Además, se puede observar que los armónicos originados por el ruido eléctrico son dominantes a medida que la amplitud de la señal sEMG (actividad muscular) disminuye.

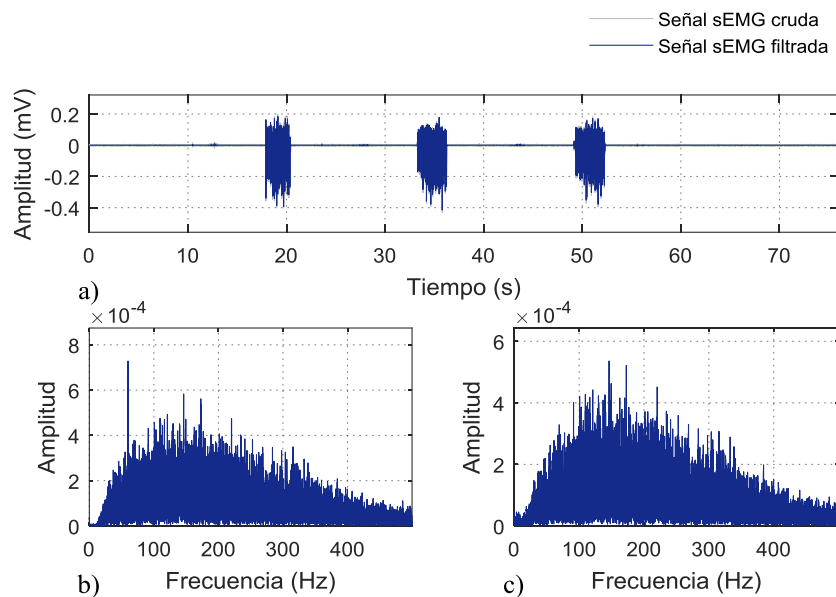


Fig. 5.4 Señal cruda sEMG del músculo TA filtrada por la wavelet db2. a) Superposición entre la señal sEMG cruda y la señal sEMG filtrada; b) FFT antes del filtro; c) FFT después del filtro.

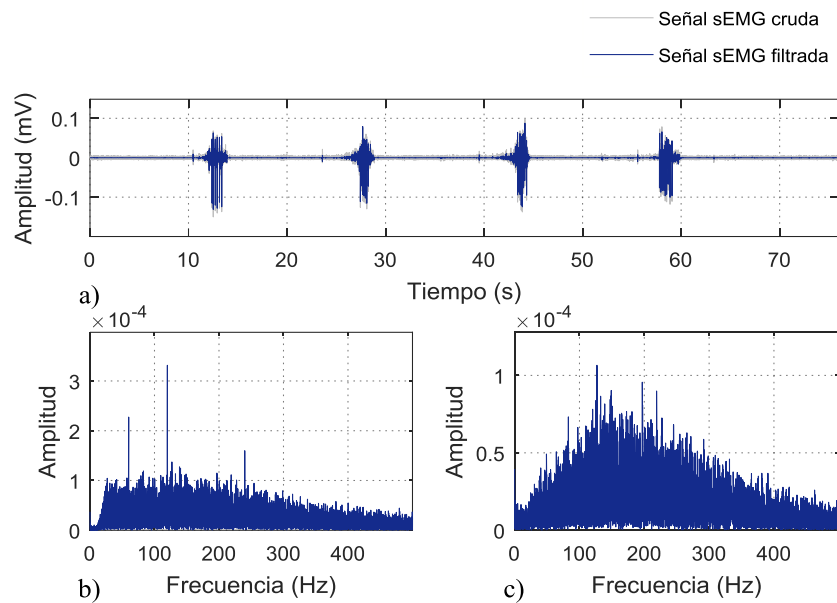


Fig. 5.5 Señal cruda sEMG del músculo PL filtrada por la wavelet db2. a) Superposición entre la señal sEMG cruda y la señal sEMG filtrada; b) FFT antes del filtro; c) FFT después del filtro.

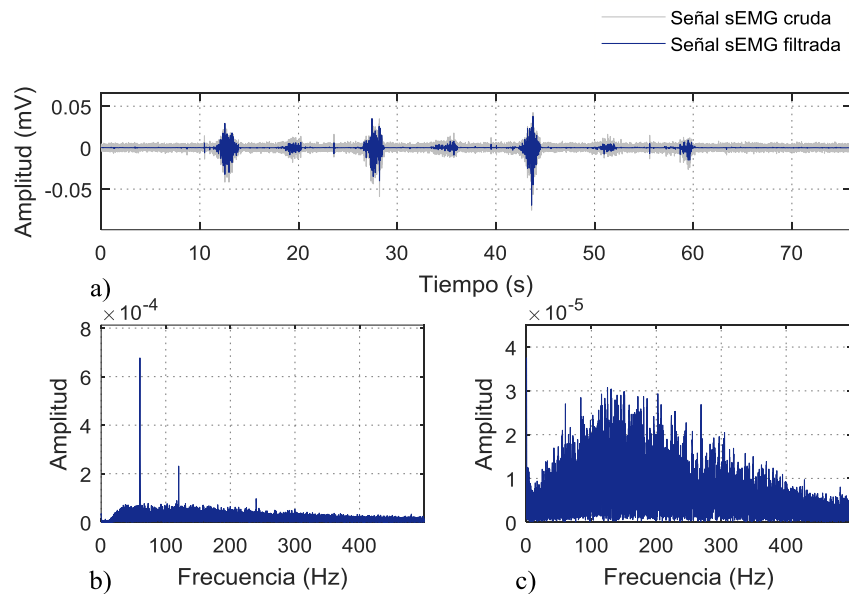


Fig. 5.6 Señal cruda sEMG del músculo PL filtrada por la wavelet db2. a) Señal sEMG filtrada; b) FFT antes del filtro; c) FFT después del filtro.

5.5.3 Extracción de características

Las características de las señales sEMG de los músculos seleccionados se obtuvieron en el dominio del tiempo, dominio de la frecuencia y dominio tiempo-frecuencia. La extracción de características en el dominio del tiempo y en el dominio de la frecuencia se realizó mediante la segmentación de datos utilizando la técnica de ventanas adyacentes con una longitud de 128 ms, lo que significa que utilizando la frecuencia de muestreo de 1000 Hz, las características de las señales se calcularon cada 128 puntos adquiridos.

5.5.3.1 Dominio del tiempo

En las Figs. 5.7, 5.8 y 5.9, se ilustran las características temporales (RMS, IEMG, MAV, WL, std y ZC) de los músculos seleccionados durante el ejercicio E3 a 7s cada 128 muestras hasta cubrir el intervalo de recolección de datos, $t \in [0, 76]$ s. La evaluación de ZC se realizó con el umbral de referencia de 0.01 V; por tanto, no se consideraron los cruces por cero originados cuando la señal tiene una amplitud entre ± 0.01 V. En las gráficas se puede identificar el momento de la activación de los músculos seleccionados durante el ejercicio, esto mediante un cambio en la amplitud de las señales. Además, se corrobora que el músculo PL presenta poca actividad durante el movimiento de dorsiflexión de la articulación de tobillo (Fig. 5.9).

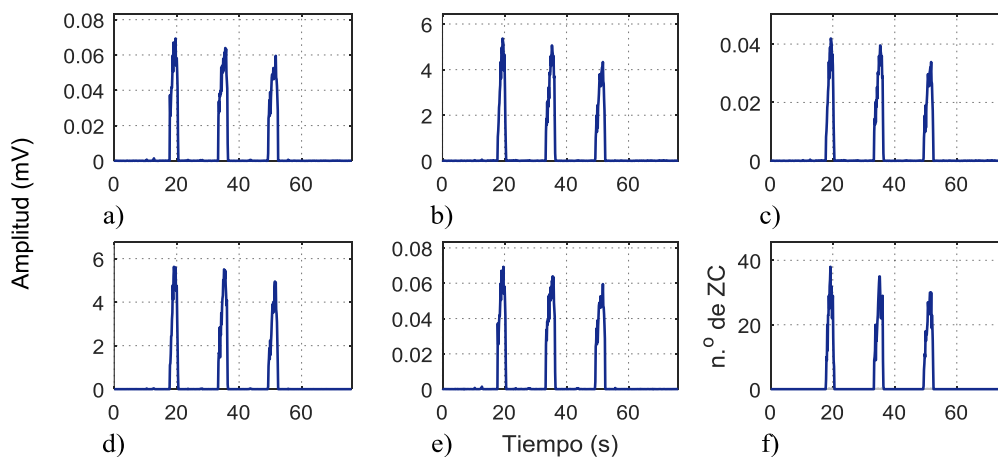


Fig. 5.7 Características temporales de la señal sEMG del músculo TA durante el ejercicio E3 a 7s. Las características fueron calculadas en una ventana de tiempo cada 128 ms. a) RMS; b) IEMG c) MAV; d) WL; e) std; f) ZC.

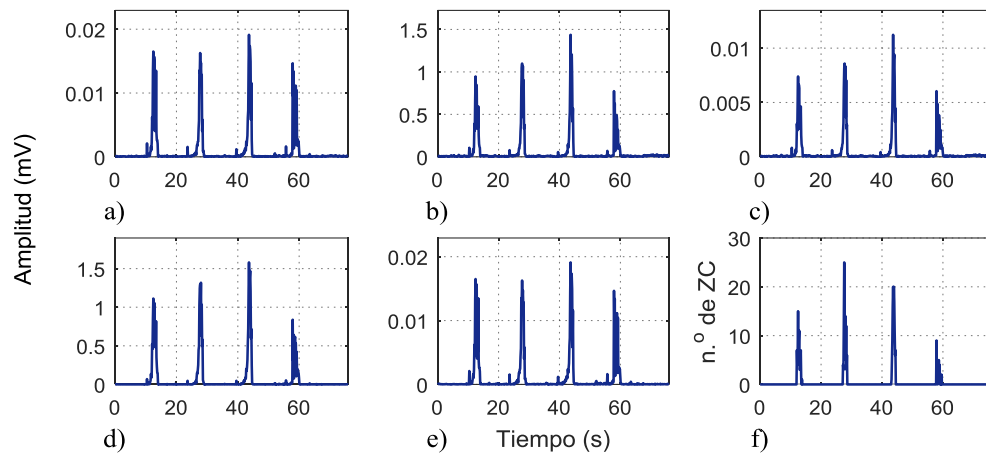


Fig. 5.8 Características temporales de la señal sEMG del músculo GM durante el ejercicio E3 a 7s. Las características fueron calculadas en una ventana d tiempo cada 128 ms. a) RMS; b) IEMG c) MAV; d) WL; e) std; f) ZC.

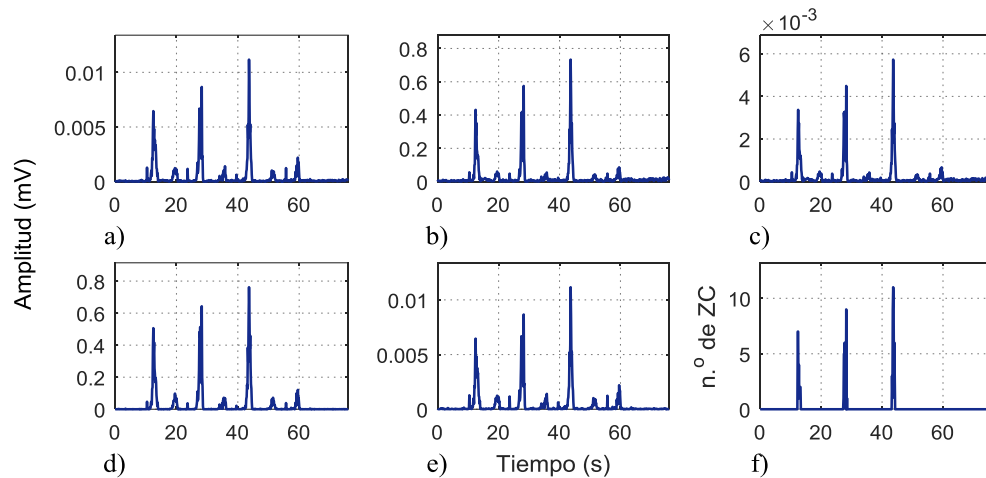


Fig. 5.9 Características temporales de la señal sEMG del músculo PL durante el ejercicio E3 a 7s. Las características fueron calculadas en una ventana d tiempo cada 128 ms. a) RMS; b) IEMG c) MAV; d) WL; e) std; f) ZC.

Comparando el RMS de las señales de los músculos seleccionados (Fig. 5.10), se puede observar que, de acuerdo a la amplitud de las señales el nivel de acción muscular (fuerza) de mayor a menor que se ejerce durante el ejercicio corresponde al músculo TA ($69.342 \mu V$), músculo GM ($19.123 \mu V$) y músculo PL ($11.168 \mu V$). Asimismo, se puede apreciar que durante el movimiento de dorsiflexión existe actividad en los músculos TA y PL, y durante el movimiento de plantarflexión en los músculos GM y PL.

En la literatura generalmente las características temporales son utilizadas para identificar los movimientos de algunas articulaciones del cuerpo humano, y para el control de dispositivos y prótesis mioeléctricas.

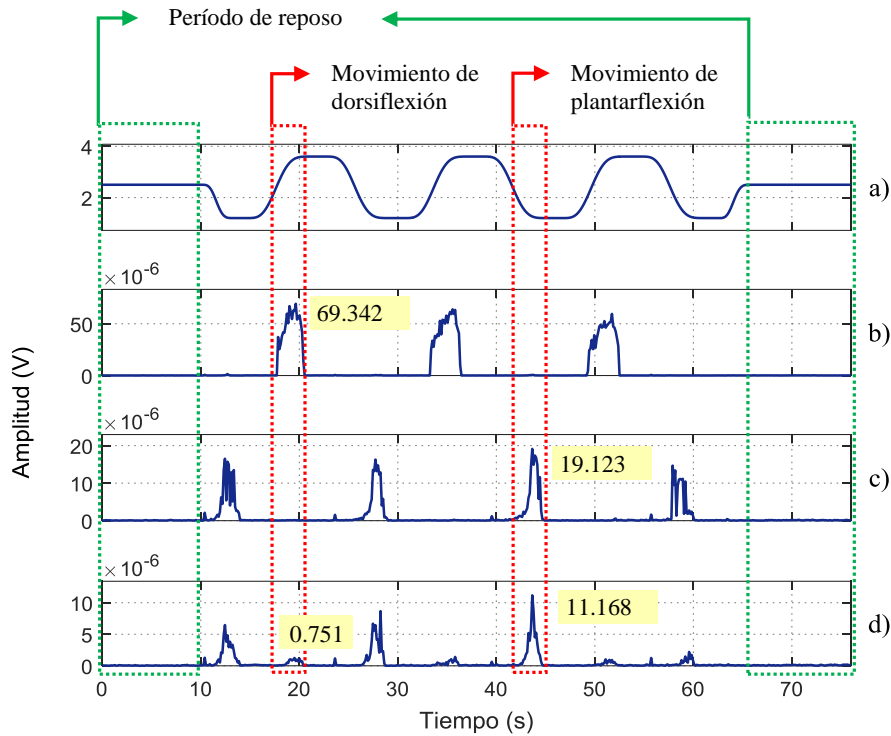


Fig. 5.10 Señal de control y RMS de las señales sEMG de los músculos seleccionados durante el ejercicio E3 a 7s. a) Trayectoria deseada del rehabilitador CPM de tobillo; b) músculo TA; c) músculo GM; d) músculo PL.

5.5.3.2 Dominio de la frecuencia

En las Figs. 5.11, 5.12 y 5.13, se ilustran las características en el dominio de la frecuencia (MPF y MF) de los músculos seleccionados durante el ejercicio E3 a 7s cada 128 muestras hasta cubrir el intervalo de recolección de datos, $t \in [0, 76]$ s. En las gráficas se puede observar que en períodos de reposo la banda de frecuencia inducida por los artefactos oscila entre 0 y 20 Hz, y cuando existe actividad en los músculos seleccionados la mayor concentración de energía se ubica entre 100 y 250 Hz, esta información concuerda con lo reportado por De Luca [118] y Konrad [73].

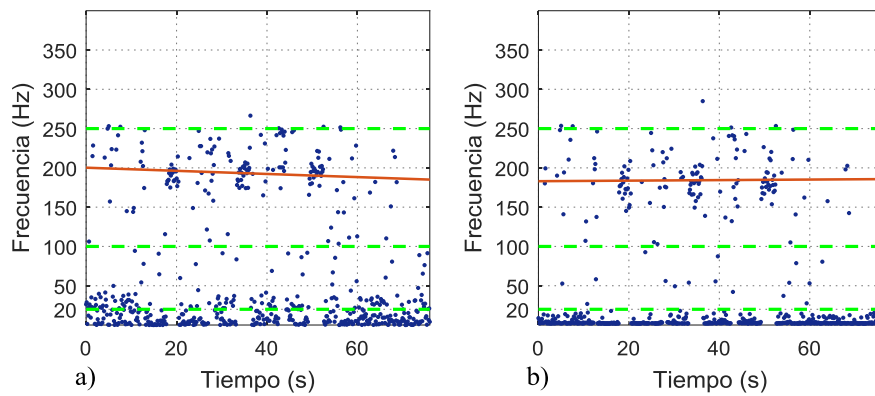


Fig. 5.11 a) MPF y b) MF de la señal sEMG del músculo TA durante el ejercicio E3 a 7s. Las características fueron calculadas en una ventana de tiempo cada 128 ms. La línea continua representa la recta de tendencia lineal de los valores que se encuentran en la banda de frecuencia de 100 y 250 Hz.

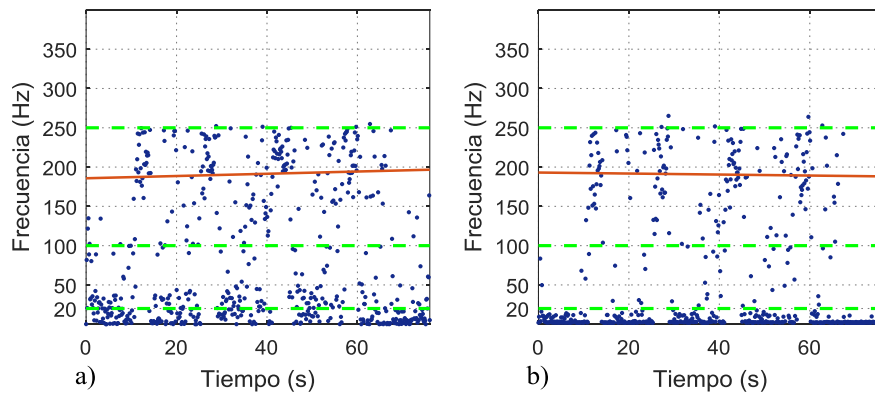


Fig. 5.12 a) MPF y b) MF de la señal sEMG del músculo GM durante el ejercicio E3 a 7s. Las características fueron calculadas en una ventana de tiempo cada 128 ms. La línea continua representa la recta de tendencia lineal de los valores que se encuentran en la banda de frecuencia de 100 y 250 Hz.

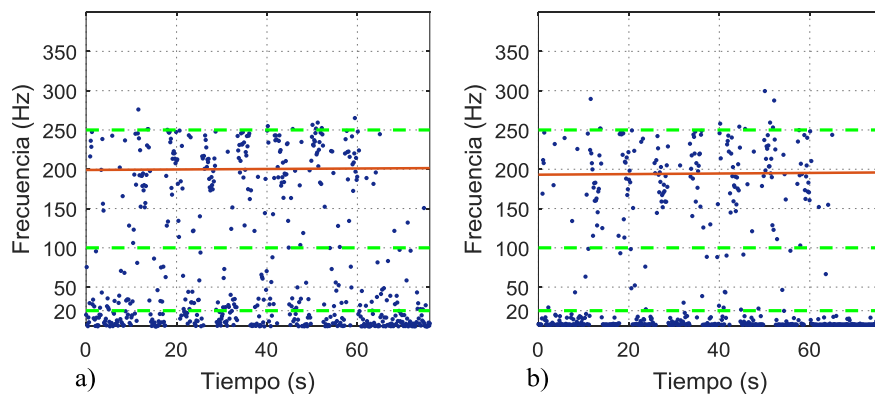


Fig. 5.13 a) MPF y b) MF de la señal sEMG del músculo PL durante el ejercicio E3 a 7s. Las características fueron calculadas en una ventana de tiempo cada 128 ms. La línea continua representa la recta de tendencia lineal de los valores que se encuentran en la banda de frecuencia de 100 y 250 Hz.

En las Figs. 5.11, 5.12 y 5.13, se puede apreciar que la recta de tendencia lineal de los valores que se encuentran en la banda de frecuencia de 100 y 250 Hz, tiene aproximadamente el valor de pendiente cero. De acuerdo a la literatura, cuando los valores de MPF y MF disminuyen en el tiempo, es indicativo de que el músculo se va fatigando en el tiempo [119]. La fatiga muscular corresponde a la pérdida total o parcial de la capacidad del músculo para generar fuerza.

Por otro lado, comparando el parámetro MF de las señales de los músculos seleccionados (Fig. 5.14), se puede observar que durante el movimiento de dorsiflexión existe un pequeño reclutamiento de las fibras musculares en el músculo GM y durante el movimiento de plantarflexión en el músculo TA, esta actividad mioeléctrica no se aprecia en el análisis en el dominio del tiempo a causa de que la amplitud de la señal es imperceptible.

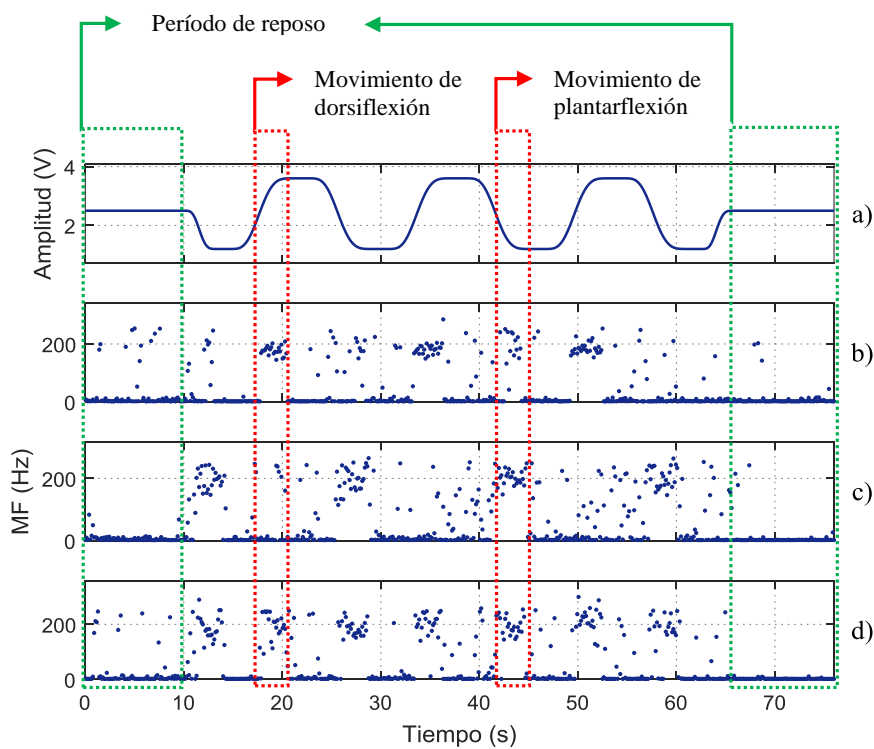


Fig. 5.14 Señal de control y MF de las señales sEMG de los músculos seleccionados durante el ejercicio E3 a 7s. a) Trayectoria deseada del rehabilitador CPM de tobillo; b) músculo TA; c) músculo GM; d) músculo PL.

5.5.3.3 Análisis wavelet

El análisis en el dominio tiempo-frecuencia de las señales sEMG de los músculos seleccionados se realizó con la transformada wavelet continua de Gabor, considerando: el módulo de la parte real de la transformada wavelet $|\text{Re}(CWT(a,b))|$, $\omega_o = 2\pi$, $E = 1 \times 10^{-4}$, $\phi_c = 0.1$, (0,400] Hz y la discretización del plano tiempo frecuencia de $CWT_{300 \times N}$ (300 denota el número de puntos en el dominio de la frecuencia y N el número de puntos en el dominio del tiempo).

Densidad de energía en el tiempo mediante la GWT

La densidad de energía en el tiempo es una técnica alternativa para el análisis en el dominio del tiempo de señales sEMG. En las Figs. 5.15, 5.16 y 5.17, se muestran las gráficas de densidad de energía en el tiempo de las señales sEMG de los músculos seleccionados durante el ejercicio E3 a 7s. Los coeficientes de la GWT se obtuvieron con el parámetro $\gamma = 0.1$ para obtener una mejor localización en el dominio del tiempo. En las gráficas se puede observar las variaciones de energía en la señal sEMG durante el intervalo de recolección de datos, permitiendo mediante esta técnica identificar los intervalos donde existe acción muscular y conocer cuándo hay cierta energía en la señal.

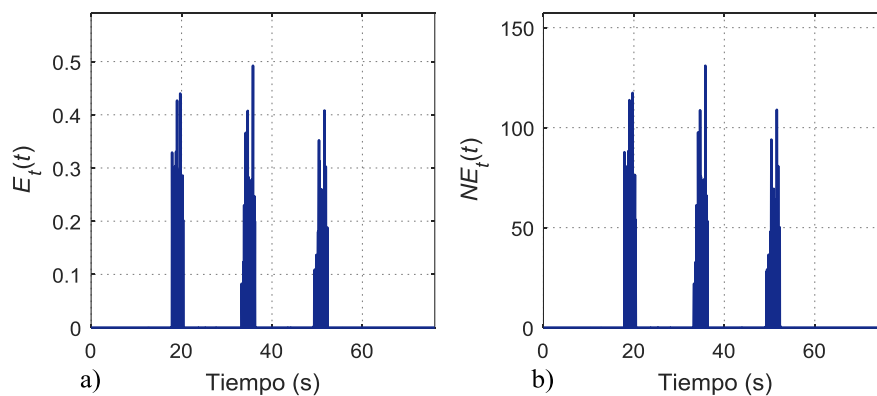


Fig. 5.15 a) Densidad y b) densidad normalizada de energía en el tiempo de la señal sEMG del músculo TA durante el ejercicio E3 a 7s, $\gamma = 0.1$.

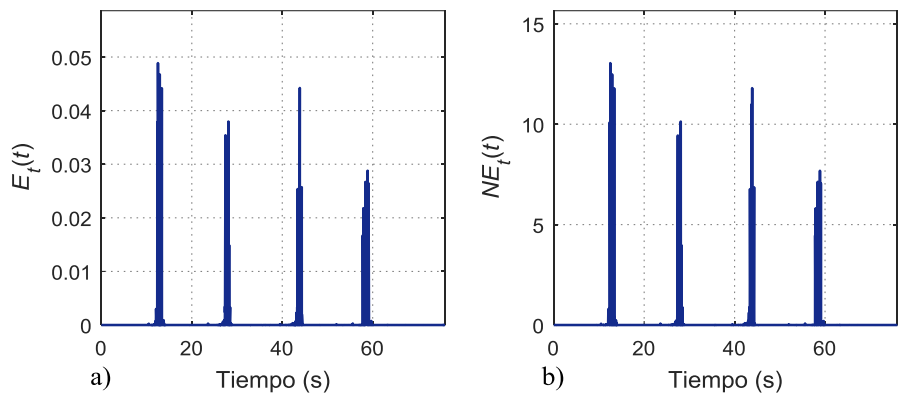


Fig. 5.16 a) Densidad y b) densidad normalizada de energía en el tiempo de la señal sEMG del músculo GM durante el ejercicio E3 a 7s, $\gamma = 0.1$.

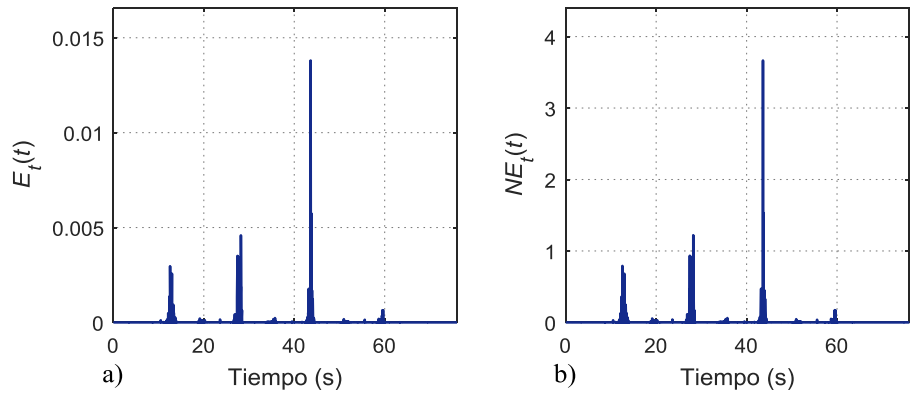


Fig. 5.17 a) Densidad y b) densidad normalizada de energía en el tiempo de la señal sEMG del músculo PL durante el ejercicio E3 a 7s, $\gamma = 0.1$.

Por otra parte, las gráficas corroboran que durante el movimiento de dorsiflexión existe actividad en el músculo TA y en menor medida en el músculo PL, y durante el movimiento de plantarflexión existe actividad en los músculos GM y PL. En la Fig. 5.15 se puede observar que existe un pico en la tercera contracción muscular, esto a causa de una contracción voluntaria del músculo PL por el sujeto de estudio.

Espectro de densidad de energía mediante la GWT

El espectro de densidad de energía es una técnica alternativa para obtener el espectro de frecuencia de señales sEMG. En las Figs. 5.18, 5.19 y 5.20, se muestran los espectros de densidad de energía de las señales sEMG de los músculos seleccionados durante el ejercicio E3

a 7s. Los coeficientes de la GWT se obtuvieron con el parámetro $\gamma = 5.3364$ para obtener una mejor localización en el dominio de la frecuencia. En los espectros de frecuencia se puede observar que la energía dominante oscila entre 100 y 250 Hz, lo que confirma la concentración de energía estimada por los parámetros MPF y MF (Figs. 5.11, 5.12 y 5.13). Asimismo, se puede apreciar que en los espectros normalizados la frecuencia máxima se ajusta a la frecuencia instantánea generada por los patrones de reclutamiento de fibras musculares rápidas (alta frecuencia, de corta duración), minimizando las frecuencias originadas por el ruido, [0,20] Hz.

Conforme a la literatura especializada, el espectro de frecuencia de la señal sEMG se ve afectado principalmente por la forma de onda de los PAUM de las UM activas, aunque también depende de la frecuencia de generación de los PAUM [120].

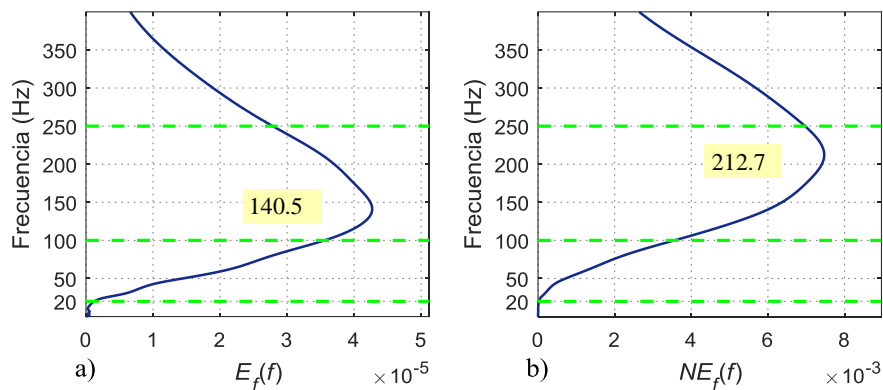


Fig. 5.18 a) Espectro y b) espectro normalizado de densidad de energía de la señal sEMG del músculo TA durante el ejercicio E3 a 7s, $\gamma = 5.3364$.

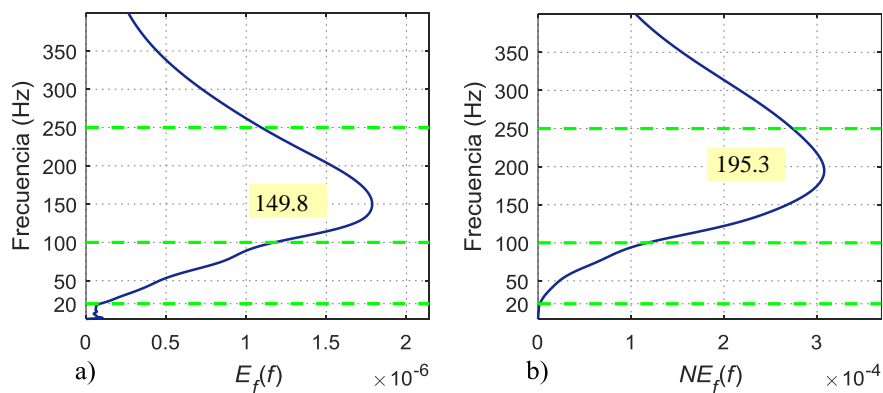


Fig. 5.19 a) Espectro y b) espectro normalizado de densidad de energía de la señal sEMG del músculo GM durante el ejercicio E3 a 7s, $\gamma = 5.3364$.

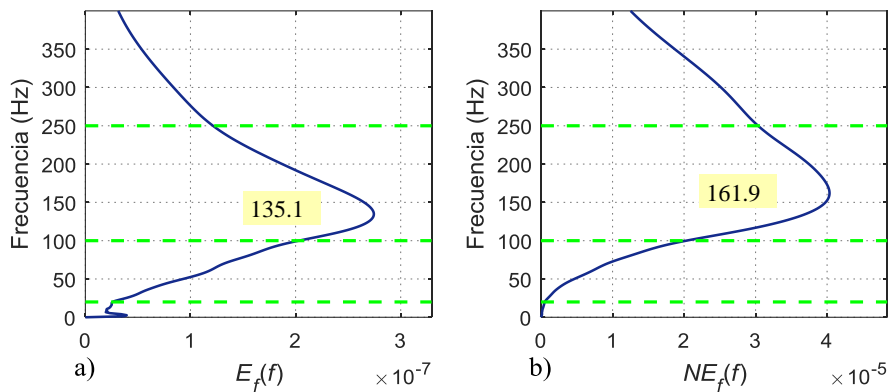


Fig. 5.20 a) Espectro y b) espectro normalizado de densidad de energía de la señal sEMG del músculo PL durante el ejercicio E3 a 7s, $\gamma = 5.3364$.

Con respecto a los valores máximos de frecuencia en los espectros y el nivel de acción muscular ejercido por los músculos de interés, se puede apreciar que el parámetro $NE_f(f)$ presenta una tendencia creciente conforme la acción muscular aumenta; sin embargo, el parámetro $E_f(f)$ no sigue el mismo comportamiento.

Dominio tiempo-frecuencia

El análisis en el dominio tiempo-frecuencia mediante la transformada continua de Gabor combina el dominio del tiempo y el dominio de la frecuencia, y tiene por objetivo ocuparse de la no estacionalidad que presenta la señal sEMG. En las Figs. 5.21, 5.22 y 5.23, se muestran los espectrograma obtenidos del análisis GWT con el parámetro de forma óptimo de las señales sEMG de los músculos seleccionados durante el ejercicio E3 a 7s. En las gráficas se puede observar las variaciones del contenido espectral con respecto al tiempo de las señales sEMG durante el intervalo de recolección de datos. No obstante, en los espectrogramas resulta difícil estimar las frecuencias dominantes durante la actividad muscular, lo anterior se debe al ancho de banda de la información contenida en las señales sEMG. Para obtener una mejor definición de las frecuencias dominantes durante la actividad muscular, se realizó el análisis GWT de las señales con $\gamma = 10$ durante una contracción muscular (Figs. 5.24 a 5.32).

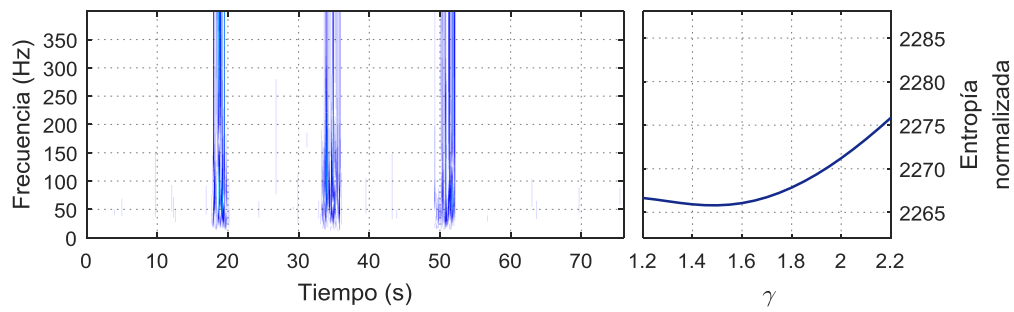


Fig. 5.21 Análisis GWT de la señal sEMG del músculo TA durante el ejercicio E3 a 7s, $\gamma_{op} = 1.5$.

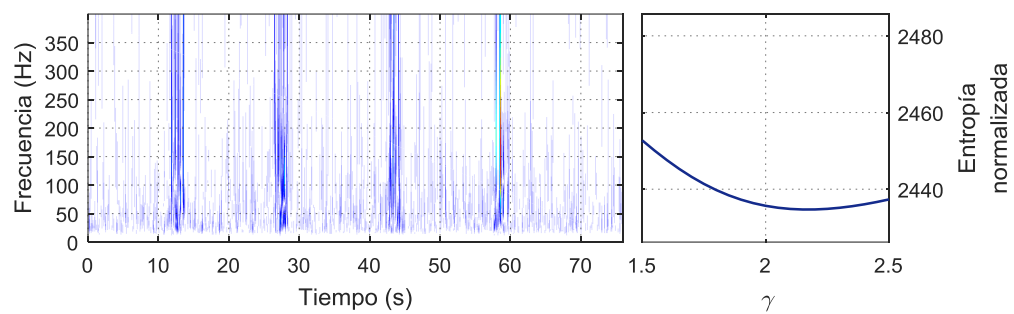


Fig. 5.22 Análisis GWT de la señal sEMG del músculo GM durante el ejercicio E3 a 7s, $\gamma_{op} = 2.2$.

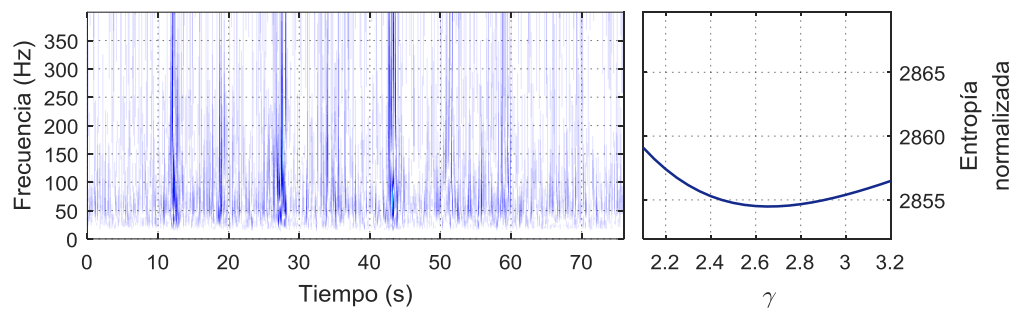


Fig. 5.23 Análisis GWT de la señal sEMG del músculo PL durante el ejercicio E3 a 7s, $\gamma_{op} = 2.65$.

Para lo anterior, se analizaron los intervalos: $t \in [16, 22]$ s para la señal sEMG del músculo TA, $t \in [25, 31]$ s para la señal sEMG del músculo GM y $t \in [41, 47]$ s para la señal sEMG del músculo PL. En las Figs. 5.24, 5.25 y 5.26, se muestran los espectrogramas durante una contracción muscular para los músculos seleccionados. En los espectrogramas se puede observar que el reclutamiento de fibras rápidas (alta frecuencia, de corta duración) oscilan entre 100 y 250 Hz.

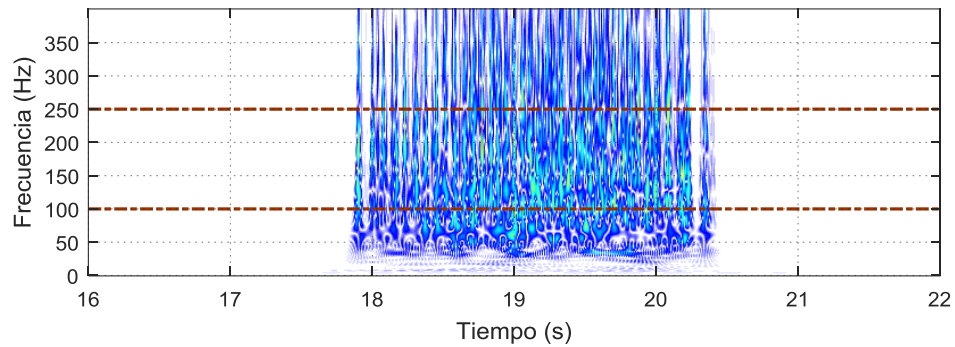


Fig. 5.24 Análisis GWT de la señal sEMG del músculo TA durante el ejercicio E3 a 7s. $t \in [16,22]$ s, $\gamma = 10$.

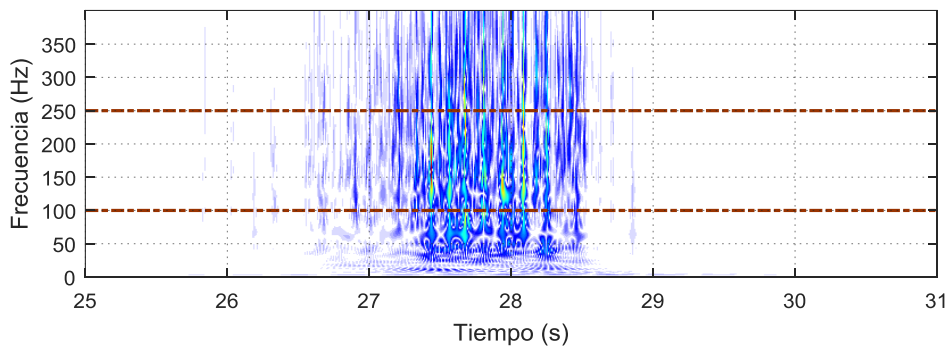


Fig. 5.25 Análisis GWT de la señal sEMG del músculo GM durante el ejercicio E3 a 7s. $t \in [25,31]$ s, $\gamma = 10$.

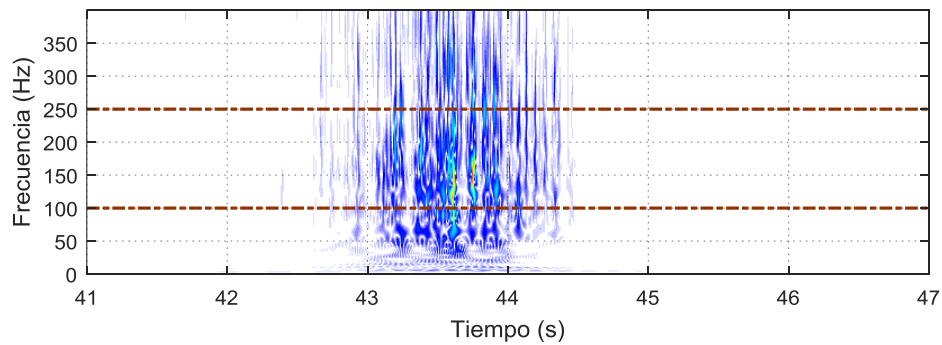


Fig. 5.26 Análisis GWT de la señal sEMG del músculo PL durante el ejercicio E3 a 7s. $t \in [41,47]$ s, $\gamma = 10$.

A pesar de que el análisis GWT se evaluó con el parámetro $\gamma = 10$, resulta difícil determinar mediante inspección visual las frecuencias pico durante la contracción muscular. Para solucionar este problema se utilizó el concepto de matriz de cumbres. La matriz de cumbres

obtiene los valores máximos de cada columna de la matriz de coeficientes del escalograma normalizado. En las Figs. 5.27, 5.28 y 5.29, se muestran las matrices de cumbres durante una contracción muscular para los músculos seleccionados. En las gráficas se puede observar que la mayoría de frecuencias se ubican entre 100 y 250 Hz.

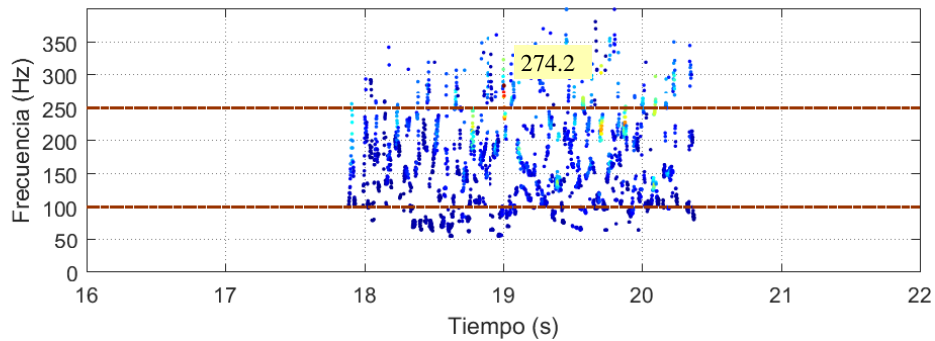


Fig. 5.27 Matriz de cumbres de la señal sEMG del músculo TA durante el ejercicio E3 a 7s. $t \in [16,22]$ s, $\gamma = 10$.

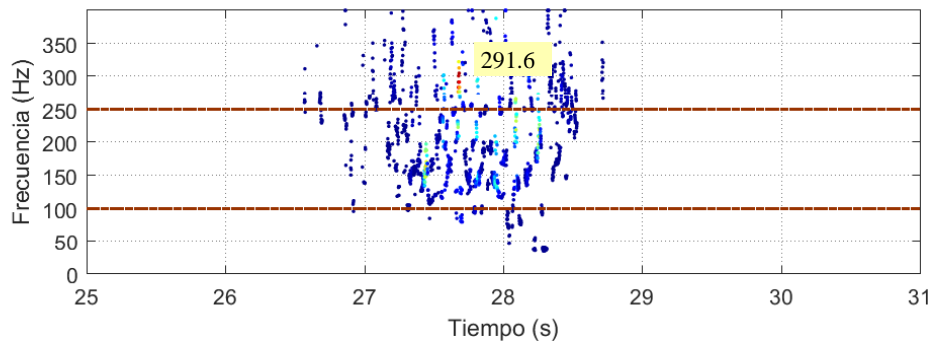


Fig. 5.28 Matriz de cumbres de la señal sEMG del músculo GM durante el ejercicio E3 a 7s. $t \in [25,31]$ s, $\gamma = 10$.

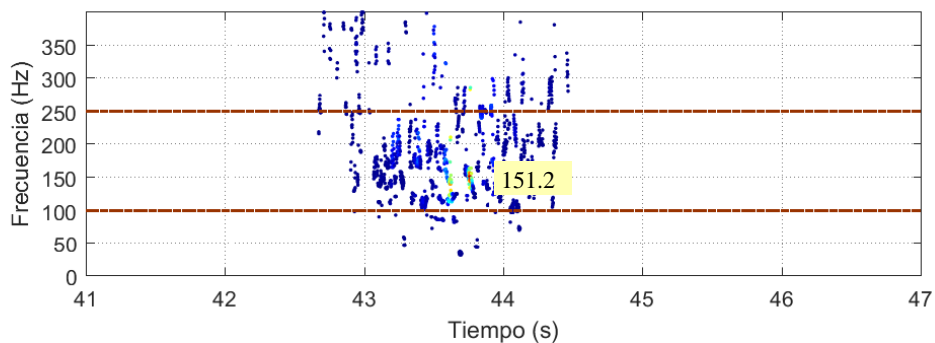


Fig. 5.29 Matriz de cumbres de la señal sEMG del músculo PL durante el ejercicio E3 a 7s. $t \in [41,47]$ s, $\gamma = 10$.

Por otro lado, la concentración de energía en las señales sEMG durante una contracción muscular de los músculos seleccionados se estimó mediante el espectro wavelet (Figs. 5.30, 5.31 y 5.32). Los rangos de búsqueda de frecuencia y período se establecieron de [20,400] Hz y [20,100] datos, respectivamente. En las Figs. 5.30a, 5.31a y 5.32a, se puede observar que la señal sEMG corresponde a una señal no estacionaria, esto a causa de que no existe un patrón uniforme de la información posible a presentar periodicidad. No obstante, los falsos períodos originados al calcular los valores singulares se minimizan en los espectros wavelet retardados (Figs. 5.30b, 5.31b y 5.32b).

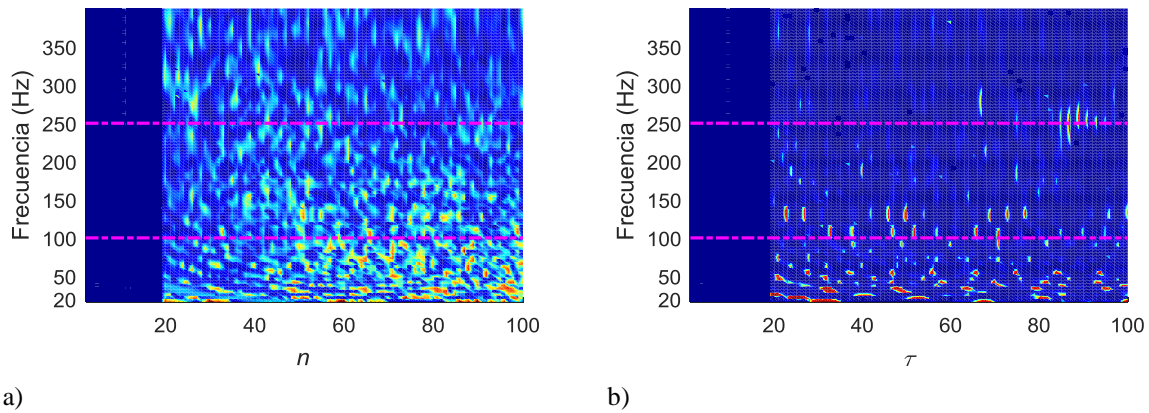


Fig. 5.30 a) Espectro normalizado wavelet y b) espectro normalizado retardado wavelet ($m = 10$) de la señal sEMG del músculo TA durante el ejercicio E3 a 7s. $t \in [16,22]$ s, $\gamma = 10$.

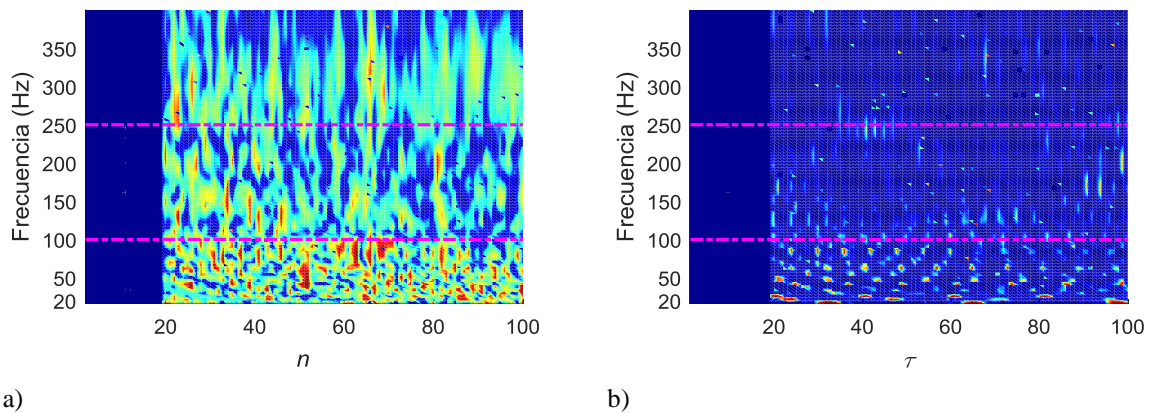


Fig. 5.31 a) Espectro normalizado wavelet y b) espectro normalizado retardado wavelet ($m = 10$) de la señal sEMG del músculo GM durante el ejercicio E3 a 7s. $t \in [25,31]$ s, $\gamma = 10$.

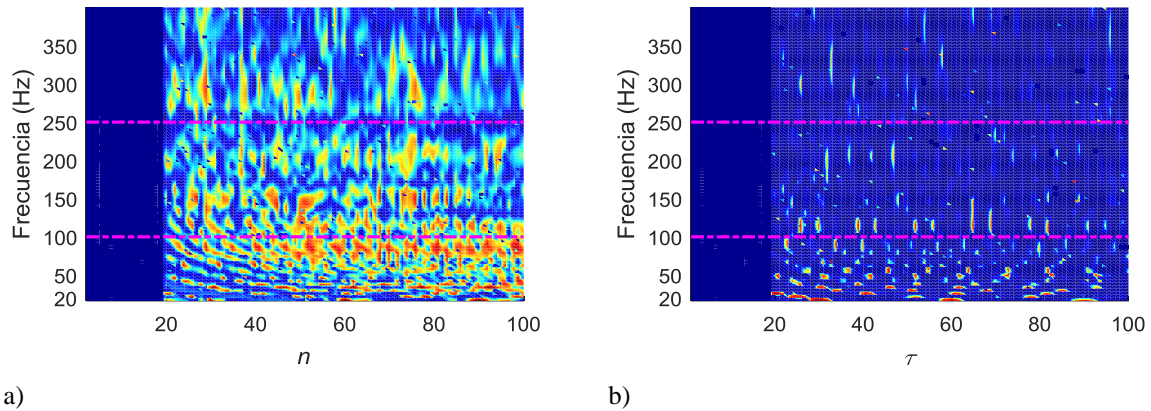


Fig. 5.32 a) Espectro normalizado wavelet y b) espectro normalizado retardado wavelet ($m = 10$) de la señal sEMG del músculo PL durante el ejercicio E3 a 7s. $t \in [41,47]$ s, $\gamma = 10$.

Por otro lado, en las gráficas correspondientes a los espectros retardados se puede apreciar que a pesar de que se filtró la señal mediante la DWT y un método de umbralización, todavía existe información periódica inducida por el ruido.

La inspección visual de las características de las señales sEMG ofrecen al médico especialista una herramienta para valorar el estado físico de los músculos en rehabilitación. En la literatura especializada se ha reportado que después de un período de entrenamiento, existe un incremento de la fuerza muscular del miembro lesionado, ocasionado que la amplitud de la señal sEMG aumente y el espectro de frecuencia cambie hacia valores más bajos. No obstante, algunos estudios demuestran hallazgos contradictorios para estimar la fuerza muscular mediante el uso de los parámetros MPF y MF [121]; en algunas investigaciones los valores de MPF y MF no se ven afectados por el cambio en la fuerza muscular (independientemente de los niveles de contracción).

5.6 Resultados

En la Tabla 5.4 se presenta un resumen de los valores característicos obtenidos de los músculos seleccionados para el ejercicio E3 a 7s, correspondientes a la segunda semana de entrenamiento muscular de extremidades inferiores. Los valores característicos reportados fueron calculados en una ventana de tiempo de tamaño del intervalo de recolección de datos, $t \in [0,76]$ s. La matriz de coeficientes wavelet de la GWT se obtuvo con el parámetro $\gamma = 5.3364$ para generalizar el análisis wavelet de las señales sEMG.

Tabla 5.4 Valores característicos de las señales sEMG de los músculos TA, GM y PL para el ejercicio E3 a 7s, correspondientes a la segunda semana de entrenamiento muscular de extremidades inferiores.

Característica	Músculo		
	TA	GM	PL
Temporales:			
RMS (μ V)	16.086	3.182	1.184
IEMG (mV)	222.217	34.687	15.187
MAV (μ V)	2.924	0.456	0.200
WL (mV)	235.734	39.14	14.643
std (μ V)	16.086	3.182	1.183
ZC (n.º de ZC)	1469	384	120
Espectrales:			
MPF (Hz)	193.941	196.967	181.388
MF (Hz)	180.356	181.688	164.235
Wavelet:			
WTFEt	2292.677	2059.039	2078.942
WTFEf ($\times 10^3$)	181.755	211.361	205.328

Nota: El análisis GWT se realizó considerando: $|\mathbf{Re}(CWT(a,b))|$, $\omega_o = 2\pi$, $E = 1 \times 10^{-4}$, $\varphi_c = 0.1$, (0,400] Hz y una discretización de $CWT_{300 \times N}$.

Como una técnica alternativa para evaluar la mejora de los músculos en rehabilitación se obtuvieron los índices de MVIC en cada semana de entrenamiento. Los índices de MVIC para los músculos TA, GM y PL en movimientos de dorsi/plantarflexión en cada semana de entrenamiento se presentan en Tabla 5.5. En la Fig. 5.33 se muestra el comportamiento de los índices de MVIC para los músculos seleccionados durante el período de entrenamiento.

Por otra parte, para observar el comportamiento de los patrones característicos en la señal sEMG, se monitorearon los valores característicos presentes en las señales mioeléctricas durante

cada semana de entrenamiento. Después de las tres semanas de entrenamiento muscular de extremidades inferiores, los valores característicos de las señales sEMG de los músculos seleccionados para el ejercicio E3 a 7s se presentan en Tabla 5.6. Adicionalmente, se graficaron los valores característicos junto con la recta de tendencia lineal para cada músculo seleccionado con el objetivo de estimar si la característica presenta un patrón creciente o decreciente (Figs. 5.34, 5.35 y 5.36). En las gráficas se omitió el parámetro std a causa de que presenta valores aproximadamente igual al RMS (Tabla 5.6).

Tabla 5.5 Índice MVIC para el sujeto de estudio en movimientos de dorsi/plantarflexión de tobillo durante tres semanas de entrenamiento muscular de extremidades inferiores.

Prueba	Tipo de movimiento	Músculo	Índice MVIC (μV)		
			Semana ^a		
			1	2	3
Flexión	Dorsiflexión	TA	401.609	465.618	548.322
Extensión	Plantarflexión	GM	64.614	76.252	78.025
		PL	17.873	21.88	27.889

^a Índices MVIC de los músculos TA, GM y PL para cada semana de entrenamiento muscular de extremidades inferiores.

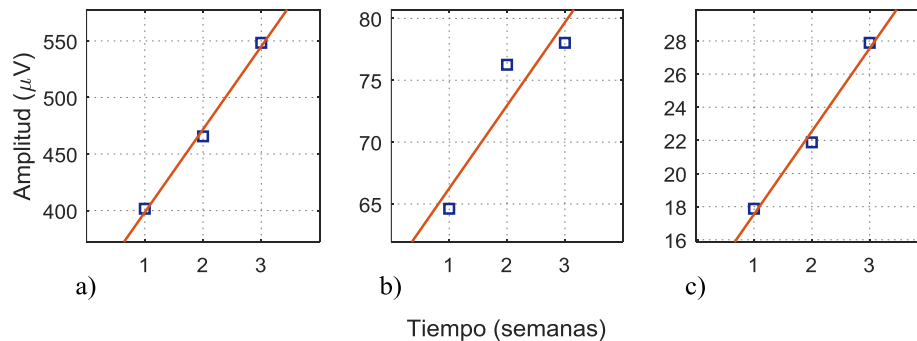


Fig. 5.33 Índices MVIC en movimientos de dorsi/plantarflexión de tobillo junto con la recta de tendencia lineal durante tres semanas de entrenamiento muscular de extremidades inferiores. a) Músculo TA; b) músculo GM; c) músculo PL.

Tabla 5.6 Valores característicos de las señales sEMG de los músculos TA, GM y PL durante tres semanas de entrenamiento muscular de extremidades inferiores.

Característica	Músculo								
	TA			GM			PL		
	Semana ^a			Semana ^a			Semana ^a		
	1	2	3	1	2	3	1	2	3
Temporales:									
RMS (μV)	10.086	16.086	25.295	2.729	3.182	4.179	0.525	1.184	1.362
IEMG (mV)	97.828	222.217	494.896	23.315	34.687	52.537	7.420	15.187	22.869
MAV (μV)	1.287	2.924	6.512	0.307	0.456	0.691	0.098	0.200	0.301
WL (mV)	95.839	235.734	527.242	24.444	39.140	61.364	5.300	14.643	24.459
std (μV)	10.086	16.086	25.295	2.729	3.182	4.179	0.525	1.183	1.361
ZC (n.º de ZC)	577	1469	3019	166	384	566	17	120	165
Espectrales:									
MPF (Hz)	192.912	193.941	191.325	184.597	196.967	199.586	181.398	181.388	189.541
MF (Hz)	182.065	180.356	178.156	167.743	181.688	190.071	165.539	164.235	174.199
Wavelet:									
WTFEt	2112.838	2292.677	2496.831	1899.919	2059.039	2178.151	1990.346	2078.942	2346.944
WTFEf (×10 ³)	198.150	181.755	191.406	211.447	211.361	206.367	213.743	205.328	218.133

Nota. Las características temporales y espectrales de las señales sEMG se obtuvieron en una ventana de tiempo de tamaño del intervalo de recolección de datos, $t \in [0,76]$ s. El análisis GWT se realizó considerando: $|\mathbf{Re}(CWT(a,b))|$, $\omega_0 = 2\pi$, $E = 1 \times 10^{-4}$, $\varphi_c = 0.1$, (0,400) Hz y una discretización de $CWT_{300 \times N}$.

^a Valores característicos de las señales sEMG de los músculos TA, GM y PL para cada semana de entrenamiento muscular de extremidades inferiores.

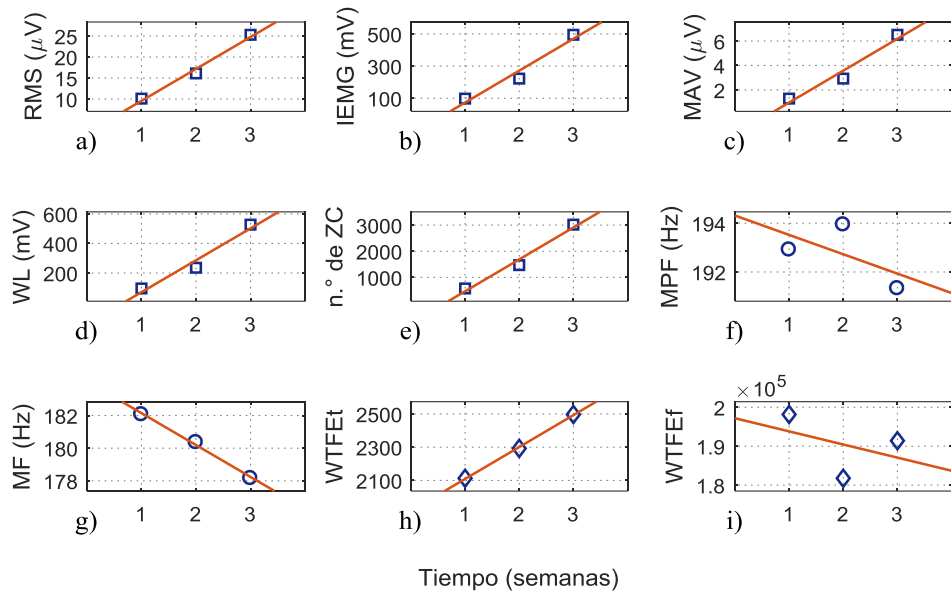


Fig. 5.34 Características representativas de la señal sEMG del músculo TA junto con la recta de tendencia lineal para el ejercicio E3 a 7s, durante tres semanas de entrenamiento muscular de extremidades inferiores. a) RMS; b) IEMG c) MAV; d) WL; e) ZC; f) MPF; g) MF; h) WTFEt; i) WTFEf.

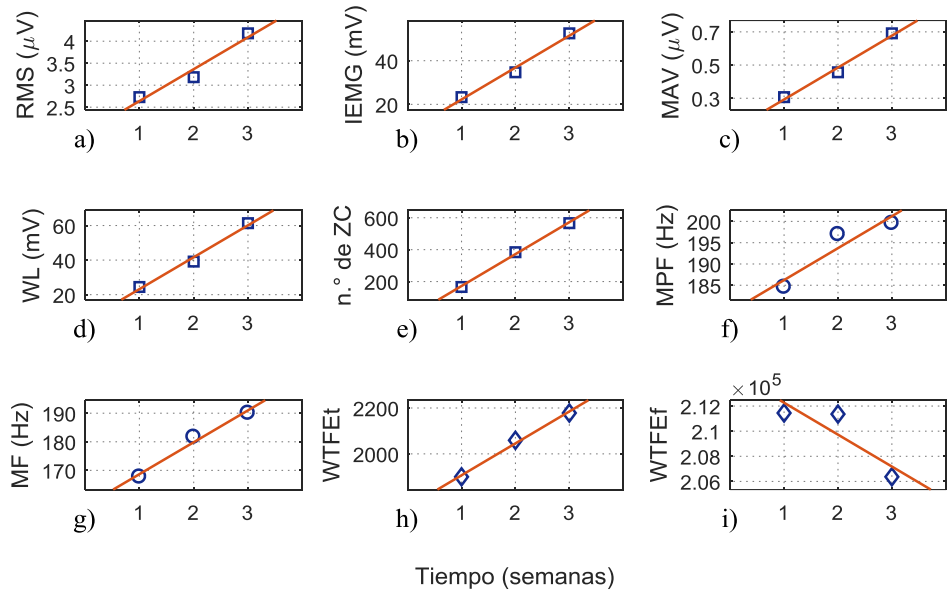


Fig. 5.35 Características representativas de la señal sEMG del músculo GM junto con la recta de tendencia lineal para el ejercicio E3 a 7s, durante tres semanas de entrenamiento muscular de extremidades inferiores. a) RMS; b) IEMG c) MAV; d) WL; e) ZC; f) MPF; g) MF; h) WTFEt; i) WTFEf.

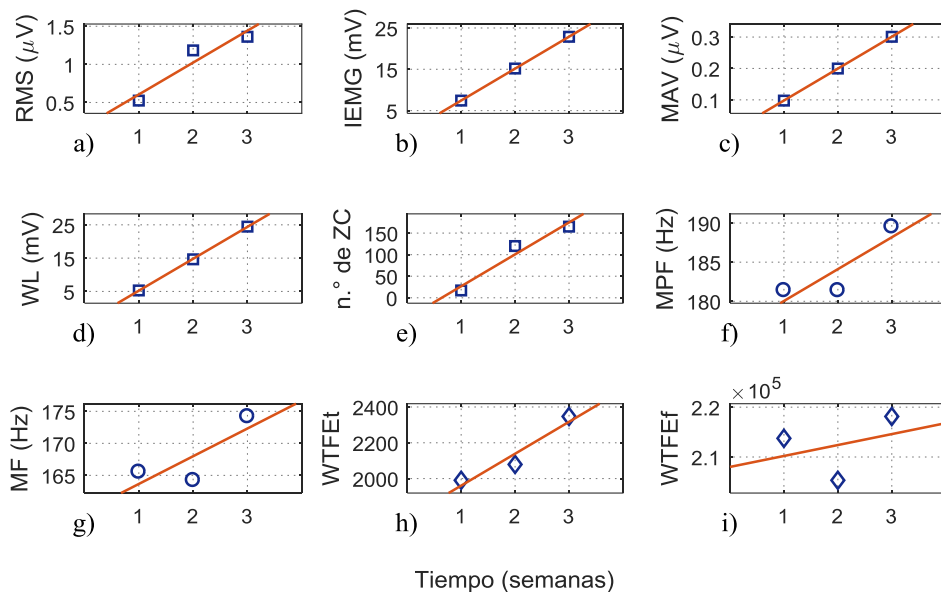


Fig. 5.36 Características representativas de la señal sEMG del músculo PL junto con la recta de tendencia lineal para el ejercicio E3 a 7s, durante tres semanas de entrenamiento muscular de extremidades inferiores. a) RMS; b) IEMG c) MAV; d) WL; e) ZC; f) MPF; g) MF; h) WTFEt; i) WTFEf.

Los índices de MVIC registrados durante las tres semanas de entrenamiento muscular de extremidades inferiores indican que existe un incremento de la fuerza muscular (aumento de masa muscular) en los músculos seleccionados (Fig. 5.33). Asimismo, los valores característicos en el dominio del tiempo (RMS, IEMG, MAV, WL y ZC) de las señales sEMG presentaron una tendencia creciente conforme al tiempo de rehabilitación, esto a causa del incremento del reclutamiento de fibras musculares a medida que el entrenamiento avanza.

Por otra parte, las características en el dominio de la frecuencia (MPF y MF) mostraron una tendencia creciente para el músculo TA y una tendencia decreciente para los músculos GM y PL. Finalmente, la entropía wavelet a lo largo del tiempo (WTFEt) mostró una tendencia creciente conforme al índice MVIC, que refleja un aumento del reclutamiento de las fibras musculares a medida que el entrenamiento avanza, y la entropía a lo largo de la frecuencia no presentó cambios significativos entre registros.

5.7 Conclusiones

La secuencia de datos registrada durante el ejercicio E3 a 7s demuestra que el músculo TA es antagonista de los músculos GM y PL durante el movimiento de plantarflexión; es decir, el músculo TA se alarga para permitir el movimiento, mientras que los músculos GM y PL se contraen para iniciar el movimiento. Sin embargo, durante el movimiento de dorsiflexión los músculos GM y PL son antagonistas del músculo TA.

La representación de características en el dominio del tiempo de la señal sEMG mediante la segmentación de datos, caracterizó el movimiento del ejercicio de prueba, permitiendo saber qué músculos se encuentran contraídos y durante qué intervalo de tiempo estos se encuentran activos. Las gráficas que representan las características espectrales de la señal sEMG corroboraron que la mayor concentración de energía se ubica entre 100 y 250 Hz.

La teoría wavelet se utilizó para el filtrado y análisis en el dominio tiempo-frecuencia de la señal sEMG. Durante el proceso de reducción de ruido mediante la DWT y un método de umbralización, se determinó que la wavelet db2 presenta mayor correlación entre las señales de los músculos seleccionados. Asimismo, el análisis GWT detectó adecuadamente la actividad muscular presente en las señales sEMG, mostrando las frecuencias representativas de cada señal.

Los espectros wavelet SVR muestran la distribución de la concentración de energía presentes durante la activación de los músculos seleccionados. No obstante, el espectro wavelet SVR retardado entregó mayor fidelidad de la probable información periódica contenida en la señal de análisis.

Las diferencias entre los valores característicos que presentan un patrón creciente con respecto a las características de una señal de referencia pueden ayudar en la monitorización de procesos de rehabilitación. Para observar las tendencias del comportamiento de cada uno de los músculos durante la etapa de rehabilitación, se obtuvo la diferencia relativa en porcentajes entre las características obtenidas de las señales sEMG correspondientes a la segunda y tercera semana con respecto a las características obtenidas durante la primera semana (Tabla 5.7).

Tabla 5.7 Diferencia relativa entre las características de las señales sEMG de los músculos TA, GM y PL correspondientes a la segunda y tercera semana con respecto a las características de la primera semana.

Característica (%)	Músculo					
	TA		GM		PL	
	1-2 ^a	1-3 ^b	1-2 ^a	1-3 ^b	1-2 ^a	1-3 ^b
Temporales:						
RMS	59.49	150.80	16.61	53.15	125.48	159.44
IEMG	127.15	405.88	48.78	125.34	104.66	208.20
MAV	127.15	405.88	48.78	125.34	104.66	208.20
WL	145.97	450.13	60.13	151.05	176.31	361.52
ZC	154.59	423.22	131.33	240.96	605.88	870.59
std	59.49	150.80	16.60	53.15	125.42	159.27
Wavelet:						
WTFEt	8.51	18.17	8.38	14.64	4.45	17.92

^a Diferencia relativa entre los valores característicos de la semana 2 y la semana 1.

^b Diferencia relativa entre los valores característicos de la semana 3 y la semana 1.

Los valores presentados en la Tabla 5.7 permiten la posibilidad de rastrear la posible progresión del sujeto de estudio durante el proceso de rehabilitación del miembro lesionado. Si no existen cambios positivos significativos, esto puede implicar la introducción de diferentes procedimientos de rehabilitación para el paciente.

Por otro lado, en la Fig. 5.37 se muestran las rectas de tendencia lineal entre el índice MVIC y la entropía WTFEt durante las tres semanas de entrenamiento muscular (valores obtenidos de las Tablas 5.5 y 5.6).

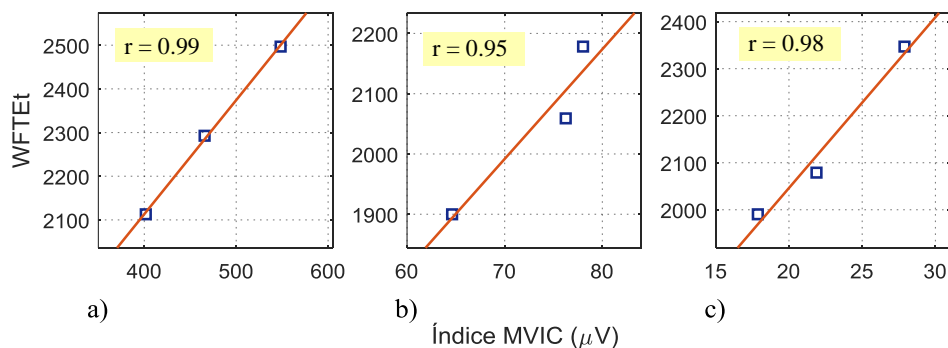


Fig. 5.37 Recta de tendencia lineal entre el índice MVIC y la entropía WTFEt. a) Músculo TA; b) músculo GM; c) músculo PL.

A partir de los valores, se obtuvo un coeficiente de correlación lineal, r , entre índice MVIC y entropía WTFEt de aproximadamente 1. Lo anterior indica que al incrementar el índice MVIC a causa del entrenamiento la entropía wavelet WTFEt también incrementa.

Finalmente, el progreso de rehabilitación de la articulación de tobillo basado en el incremento de la fuerza muscular puede ser evaluado por el monitoreo de los valores característicos en el dominio del tiempo y dominio tiempo-frecuencia (WTFEt). Si al observar que existe una tendencia creciente de las características de la señal, se podría considerar que el entrenamiento de rehabilitación está coadyuvando a la parte afectada, de presentarse lo contrario el médico especialista deberá tomar la decisión de seguir con el entrenamiento o prescribir otros ejercicios terapéuticos. Para entrenamientos provistos por robots de rehabilitación los cambios de los ejercicios terapéuticos son originados al modificar los parámetros de la máquina (posición, velocidad, número de repeticiones y en su caso resistencia al movimiento).

Página intencionalmente en blanco

Capítulo 6

Conclusiones y recomendaciones

6.1 Introducción

En el presente trabajo se desarrolló una metodología para evaluar el estado físico de músculos en proceso de rehabilitación de tobillo mediante un sistema de análisis de señales mioeléctricas. A causa de la naturaleza estocástica no estacionaria propia de la señal mioeléctrica, el sistema de análisis se basó en la transformada wavelet.

6.2 Conclusiones

Respecto a los objetivos

- Se desarrolló un protocolo para la adquisición, registro y procesamiento de las señales mioeléctricas de los músculos involucrados en los movimientos de dorsi/plantarflexión de la articulación de tobillo.
- Se diseñó y desarrolló una interfaz de usuario para la extracción y análisis de las características de las señales mioeléctricas en el dominio del tiempo, dominio de la frecuencia y dominio tiempo-frecuencia (transformada wavelet).
- Un dispositivo CPM de tobillo supervisado por medio de un control PID implementado por seguimiento de trayectorias planificadas, se utilizó para estandarizar el ROM de la articulación durante las pruebas electromiográficas. Asimismo, se diseñaron cuatro rutinas de ejercicios de rehabilitación personalizadas (trayectorias planificadas) con el objetivo de cubrir los requerimientos de cada paciente.
- Para observar el comportamiento de las características de las señales sEMG de los músculos seleccionados, las pruebas se realizaron en un sujeto con esguince de tobillo de grado I de pie derecho en fase 3 de rehabilitación sometido a tres semanas de entrenamiento de extremidades inferiores.

- Después de las pruebas se determinó que el índice MVIC, las características temporales (RMS, IEMG, MAV, WL, ZC y std) y la entropía wavelet a lo largo del tiempo (WTFEt) son parámetros que se pueden utilizar como una referencia sobre la evolución del estado físico del músculo durante varias sesiones de rehabilitación.

Respecto al análisis de señales

- A pesar de obtener la mejor resolución en el plano tiempo-frecuencia de la señal mioeléctrica utilizando el criterio de la mínima entropía de Shannon, el espectrograma del análisis GWT no fue suficiente para estimar el ancho de banda de las frecuencias representativas de la señal, esto a consecuencia de la naturaleza estocástica y poca amplitud de la señal. Para resolver este problema, se incrementó el valor del parámetro de forma de la wavelet de Gabor ($\gamma = 10$).
- Se determinó que la wavelet madre que presenta mayor correlación con las señales sEMG de los músculos seleccionados en función de la relación señal/ruido, corresponde a la wavelet db2.
- Al realizar las pruebas electromiográficas se observó que la actividad muscular determinada por %MVIC de los músculos seleccionados corresponden a contracciones de bajo nivel (5% de MVIC para el músculo TA y del 5.5% de MVIC para los músculos GM y PL).
- El análisis del comportamiento de los valores característicos de la señal sEMG demostró que existe una correlación entre la fuerza muscular y la entropía wavelet a lo largo del tiempo, donde a mayor es el índice MVIC producto del entrenamiento de rehabilitación mayor es el valor de entropía (WTFEt).

6.3 Recomendaciones

Con base en las conclusiones, se proponen las siguientes recomendaciones:

- Realizar el monitoreo de rehabilitación de tobillo con un dispositivo de movimiento activo con el propósito de obtener mayor activación muscular en los músculos a evaluar.
- Implementar un sistema de biorretroalimentación (miofeedback) a los músculos lesionados de tobillo para apreciar la evolución objetiva del proceso de rehabilitación.

- Desarrollar un estimador de fuerza muscular mediante la electromiografía de superficie, la teoría wavelet y un modelo mecánico del músculo a evaluar.
- Entrenar redes neuronales artificiales con los valores característicos de la señal sEMG obtenidos de pacientes en proceso de rehabilitación, para luego introducir las mediciones de aquellos que se realizan exámenes, y de esta forma poder determinar si siguen los mismos patrones, con el fin de estimar el adecuado entrenamiento de rehabilitación que coadyuve a la parte afectada.

Página intencionalmente en blanco

Referencias

- [1] H. C. Guzmán Valdivia, J. L. Carrera Escobedo, A. Blanco Ortega, M. A. Oliver Salazar, and F. A. Gómez Becerra, “Diseño y control de un sistema interactivo para la rehabilitación de tobillo : TobiBot,” *Soc. Mex. Ing. Mecánica*, vol. 5, no. 1, pp. 255–264, 2014.
- [2] J. E. A. Perez Rojas, E. Elizarraras Hernández, M. E. Mazadiego González, R. Mora Oropeza, Y. M. Rangel Valdez, R. de la Torre Sánchez, J. M. Guzman González, and V. M. López Roldán, “Guía clínica para la atención del paciente con esguince de tobillo,” *Rev. Médica IMSS*, vol. 42, no. 5, pp. 437–444, 2004.
- [3] Secretaría de Salud, “Guía de Práctica clínica Diagnóstico y Manejo del Esguince de Tobillo en la Fase Aguda.” 2008.
- [4] S. Rodríguez, C., Echegoyen, “Manejo conservador de los esguinces de tobillo,” *Rev Fac Med UNAM*, vol. 45, no. 6, pp. 1–3, 2002.
- [5] A. Blanco Ortega, R. F. Vázquez Bautista, G. Vela Váldez, E. Quintero Marmol, and G. López López, “Control of a virtual prototype of an ankle rehabilitation machine,” *Rev. Fac. Ing. Uni. Antioquia*, no. 67, pp. 183–196, 2013.
- [6] H. R. Azcaray Rivera, “Construcción de un Rehabilitador de Movimiento Pasivo Continuo con Sistema de Adquisición de Señales Mioeléctricas,” Centro Nacional de Investigación y Desarrollo Tecnológico, 2012.
- [7] K. L. Chou Ching, J. Ming Shaung, C. Shu Min, and P. Bo Wei, “A Specialized Robot for Ankle Rehabilitation and Evaluation,” *J. Med. Biol. Eng.*, vol. 28, no. 2, pp. 79–86, 2008.
- [8] K. Swaminathan and H. I. Krebs, “Analysis of the anklebot training as a method for reducing lower-limb paretic impairment a case study in electromyography,” in *2015 IEEE International Conference on Rehabilitation Robotics (ICORR)*, 2015, pp. 555–558.

- [9] C. M. Lara Barrios, “Diseño y Construcción de un Exoesqueleto Para la Rehabilitación de Extremidades Inferiores,” Centro Nacional de Investigación y Desarrollo Tecnológico, 2015.
- [10] F. Dai, “Onset Detection for Surface Electromyography Signals,” Carleton University, 2009.
- [11] H. A. Romo, J. C. Realpe, P. E. Jojoa, and U. Cauca, “Surface EMG Signals Analysis and Its Applications in Hand Prosthesis Control,” *Av. en Sist. e Informática*, vol. 4, no. 1, pp. 127–136, 2007.
- [12] S. K. Au, P. Bonato, and H. Herr, “An EMG-Position Controlled System for an Active Ankle-Foot Prosthesis: An Initial Experimental Study,” in *9th International Conference on Rehabilitation Robotics, 2005. ICORR 2005.*, 2005, pp. 375–379.
- [13] P. Bonato, S. H. Roy, M. Knaflitz, and C. J. De Luca, “Time frequency parameters of the surface myoelectric signal for assessing muscle fatigue during cyclic dynamic contractions,” *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 48, no. 7, pp. 745–753, 2001.
- [14] R. H. Chowdhury, M. B. I. Reaz, M. A. B. M. Ali, A. A. A. Bakar, K. Chellappan, and T. G. Chang, “Surface electromyography signal processing and classification techniques.,” *Sensors (Basel)*, vol. 13, no. 9, pp. 12431–12466, 2013.
- [15] A. Merlo, D. Farina, and R. Merletti, “A fast and reliable technique for muscle activity detection from surface EMG signals,” *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 50, no. 3, pp. 316–323, Mar. 2003.
- [16] M. R. Canal, “Comparison of Wavelet and Short Time Fourier Transform Methods in the Analysis of EMG Signals,” *J. Med. Syst.*, vol. 34, no. 1, pp. 91–94, Feb. 2010.
- [17] M. Asghari Oskoei and H. Hu, “Myoelectric control systems—A survey,” *Biomed. Signal Process. Control*, vol. 2, no. 4, pp. 275–294, Oct. 2007.
- [18] A. López Delis and A. F. Ruiz Olaya, “Métodos Computacionales para el Reconocimiento de Patrones Mioeléctricos en el Control de Exoesqueletos Robóticos:

- una Revisión,” *Univ. Antonio Nariño - Rev. Fac. Ing.*, vol. 3, no. 5, pp. 42–59, 2012.
- [19] J. Salvador and H. de Bruin, “The Use of the Wavelet Transform in EMG M-Wave Pattern Classification,” in *2006 International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 2006, pp. 2304–2307.
- [20] P. Guglielminotti and R. Merletti, “Effect of electrode location on surface myoelectric signal variables: a simulation study,” in *9th Int. Congress of ISEK*, 1992.
- [21] F. Laterza and G. Olmo, “Analysis of EMG signals by means of the matched wavelet transform,” *Electron. Lett.*, vol. 33, no. 5, p. 357, 1997.
- [22] M. Unser and A. Aldroubi, “A Review of Wavelets in Biomedical Applications,” *Proc. IEEE*, vol. 84, no. 4, pp. 626–638, 1996.
- [23] J. M. Arzola Castro, “Análisis de Vibraciones en Chumaceras Mecánicas Mediante Transformada Wavelet,” Centro Nacional de Investigación y Desarrollo Tecnológico, 2007.
- [24] J.-C. Hong and Y. Y. Kim, “Determination of the Optimal Gabor Wavelet Shape for the Best Time-Frequency Localization Using the Entropy Concept,” *Exp. Mech.*, vol. 44, no. 4, pp. 387–395, Aug. 2004.
- [25] J. Lin and L. Qu, “Feature Extraction Based on Morlet Wavelet and its Application for Mechanical Fault Diagnosis,” *J. Sound Vib.*, vol. 234, no. 1, pp. 135–148, Jun. 2000.
- [26] A. R. Ismail and S. S. Asfour, “Continuous wavelet transform application to EMG signals during human gait,” in *Conference Record of Thirty-Second Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers (Cat. No.98CH36284)*, 1998, vol. 1, pp. 325–329.
- [27] W. Kuniszyk-Józkowiak, J. Jaszczuk, T. Sacewicz, and I. Codello, “Time–frequency Analysis of the EMG Digital Signals,” *Ann. UMCS, Inform.*, vol. 12, no. 2, pp. 19–25, Jan. 2012.
- [28] Y. Soo, M. Sugi, H. Yokoi, T. Arai, R. Du, and J. Ota, “Simultaneous measurement of force and muscle fatigue using frequency-band wavelet analysis,” in *2008 30th Annual*

- International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 2008, vol. 2008, pp. 5045–5048.
- [29] Fengjun Bai and Chee-Meng Chew, “Muscle force estimation with surface EMG during dynamic muscle contractions: A wavelet and ANN based approach,” in *2013 35th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, 2013, vol. 2013, pp. 4589–4592.
- [30] A. Almanji and J. Y. Chang, “Feature extraction of surface electromyography signals with continuous wavelet entropy transform,” *Microsyst. Technol.*, vol. 17, no. 5–7, pp. 1187–1196, 2011.
- [31] C. S. Pattichis and M. S. Pattichis, “Time-scale analysis of motor unit action potentials,” *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 46, no. 11, pp. 1320–1329, 1999.
- [32] N. M. Sobahi, “Denoising of EMG Signals Based on Wavelet Transform,” *Asian Trans. Eng.*, vol. 1, no. 5, pp. 17–23, 2011.
- [33] K. Englehart, B. Hudgin, and P. A. Parker, “A wavelet-based continuous classification scheme for multifunction myoelectric control,” *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 48, no. 3, pp. 302–311, Mar. 2001.
- [34] Gwo-Ching Jang, Cheng-Kung Cheng, Jin-Shin Lai, and Te-Son Kuo, “Using time-frequency analysis technique in the classification of surface EMG signals,” in *Proceedings of 16th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 1994, pp. 1242–1243.
- [35] S. H. Roy, P. Bonato, and M. Knaflitz, “EMG assessment of back muscle function during cyclical lifting,” *J. Electromyogr. Kinesiol.*, vol. 8, no. 4, pp. 233–245, Aug. 1998.
- [36] P. S. Gokhale, “ECG Signal De-noising using Discrete Wavelet Transform for removal of 50Hz PLI noise,” *Int. J. Emerg. Technol. Adv. Eng.*, vol. 2, no. 5, pp. 81–85, 2012.
- [37] S. Karlsson, Jun Yu, and M. Akay, “Time-frequency analysis of myoelectric signals during dynamic contractions: a comparative study,” *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 47,

- no. 2, pp. 228–238, 2000.
- [38] J. L. Dantas, T. V. Camata, M. A. O. C. Brunetto, A. C. Moraes, T. Abrao, and L. R. Altimari, “Fourier and wavelet spectral analysis of EMG signals in isometric and dynamic maximal effort exercise,” in *2010 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology*, 2010, pp. 5979–5982.
- [39] N. C. Ruiz Hidalgo, “Control Mioeléctrico de un Rehabilitador de,” Centro Nacional de Investigación y Desarrollo Tecnológico, 2014.
- [40] D. A. Estrada, “Caracterización Dinámica de Rotores Fracturados mediante Transformada Wavelet,” Centro Nacional de Investigación y Desarrollo Tecnológico, 2009.
- [41] G. M. Nilsson, M. Eneroth, and C. S. Ekdahl, “The Swedish version of OMAS is a reliable and valid outcome measure for patients with ankle fractures,” *BMC Musculoskelet. Disord.*, vol. 14, no. 1, p. 109, Dec. 2013.
- [42] C. Olerud and H. Molander, “A scoring scale for symptom evaluation after ankle fracture,” *Arch. Orthop. Trauma. Surg.*, vol. 103, no. 3, pp. 190–194, Sep. 1984.
- [43] Y.-Y. Lu, “An estimating system using electromyography for therapeutic exercise,” in *2010 International Symposium on Computer, Communication, Control and Automation (3CA)*, 2010, vol. 2, pp. 411–414.
- [44] M. Rojas-Martínez, M. García, J. Francisc Alonso, J. Marín, and M. Ángel Mañanas, “Evaluación de la Función Neuromuscular del Antebrazo durante contracciones isométricas mediante Electromiografía de Superficie Multicanal,” *Rev. Iberoam. Automática e Informática Ind. RIAI*, vol. 8, no. 2, pp. 35–44, Apr. 2011.
- [45] J. Santafé, Yesid E., Chaparro, Betsy D., Franco, “Detection of patterns in electromyographic signals of the quadriceps using wavelet transforms,” *Rev. Colomb. Technol. Av.*, vol. 2, pp. 151–158, 2012.
- [46] R. N. Goodman, J. C. Rietschel, A. Roy, S. Balasubramanian, L. W. Forrester, C. T.

- Bever, and H. I. Krebs, “Ankle robotics training with concurrent physiological monitoring in multiple sclerosis: A case report,” in *5th IEEE RAS/EMBS International Conference on Biomedical Robotics and Biomechatronics*, 2014, no. 1, pp. 393–397.
- [47] L. Wang, H. Li, Z. Wang, and F. Meng, “Study on upper limb rehabilitation system based on surface EMG,” *Biomed. Mater. Eng.*, vol. 26, no. s1, pp. S795–S801, Aug. 2015.
- [48] I. Saad, N. H. Bais., B. S. C., M. Z. H., and N. Bolong, “Electromyogram (EMG) Signal Processing Analysis for Clinical Rehabilitation Application,” in *2015 3rd International Conference on Artificial Intelligence, Modelling and Simulation (AIMS)*, 2015, pp. 105–110.
- [49] S. Guo, Y. Hu, J. Guo, and W. Zhang, “An EMG-based muscle force evaluation method using approximate entropy,” in *2016 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation*, 2016, pp. 1197–1202.
- [50] Z. Kowalczyk, *Advanced and Intelligent Computations in Diagnosis and Control*, vol. 386. Cham: Springer International Publishing, 2016.
- [51] J. Medrano Montero, Z. Carracedo Rabassa, and A. Palomino Truit, “Electrophysiological Evaluation of Masticatory Muscles in Children with Orthodontic Treatment with Functional Appliances and Myotherapy,” *Correo Científico Médico de Holguín*, vol. 20, no. 1, pp. 67–79, 2016.
- [52] E. R. Cerda, J. C. J. Correa, and O. G. Brambila, “Aplicación de la Transformada Wavelet en la Detección de Defectos Causados por Vibrado en Piezas Cilíndricas Rectificadas,” *Ing. Mecánica Tecnología y Desarro.*, vol. 2, no. 2, pp. 47–52, 2006.
- [53] L. Chaitow and J. W. DeLany, *Aplicación clínica de las técnicas neuromusculares (Tomo 2: extremidades inferiores)*, 1a ed. Badola España, 2006.
- [54] J. Abián Vicén, “Biomecánica del vendaje funcional preventivo de tobillo: Elástico vs. no elástico,” Universidad de Castilla-La Mancha, 2008.
- [55] S. Pengju, Y. Ligang, D. Jian S., and W. Hengli, “Development and Key Issues of the

- Ankle Rehabilitation Robots,” 2011, pp. 1–8.
- [56] J. S. Dai, T. Zhao, and C. Nester, “Sprained Ankle Physiotherapy Based Mechanism Synthesis and Stiffness Analysis of a Robotic Rehabilitation Device,” *Auton. Robots*, vol. 16, no. 2, pp. 207–218, 2004.
- [57] P. K. Jamwal, S. Q. Xie, K. C. Aw, and Y. H. Tsoi, *Mobile Robots - State of the Art in Land, Sea, Air, and Collaborative Missions*. InTech, 2009.
- [58] K. Zaragoza Velasco and S. Fernández Tapia, “Ligamentos y tendones del tobillo : anatomía y afecciones más frecuentes analizadas mediante resonancia magnética,” *An. Radiol. México*, vol. 12, no. 2, pp. 81–94, 2013.
- [59] Richard L. Drake, A. W. Vogl, and A. Mitchell, *Anatomía para estudiantes de Gray*, 2a ed. Elsevier Ltd, 2010.
- [60] C. L. Brockett and G. J. Chapman, “Biomechanics of the ankle,” *Orthop. Trauma*, vol. 30, no. 3, pp. 232–238, 2016.
- [61] European Union, “Surface ElectroMyoGraphy for the Non-Invasive Assessment of Muscles,” 2006. [Online]. Available: <http://www.seniam.org/>. [Accessed: 08-Jun-2016].
- [62] V. Florimond, “Basics of Surface Electromyography Applied to Physical Rehabilitation and Biomechanics,” *Thought Technol. Ltd*, vol. 1, pp. 1–50, 2010.
- [63] B. Calais-Germain, *Anatomy of Movement*, Revised. Seattle: Eastland Press, 2007.
- [64] L. Guirao Cano, E. Pleguezuelos Cobo, and M. a. Pérez Mesquida, “Tratamiento funcional del esguince de tobillo,” *Rehabilitación*, vol. 38, no. 4, pp. 182–187, 2004.
- [65] C. Kisner and L. Allen Colby, *Therapeutic exercise: foundations and techniques*, 5th ed. Philadelphia, PA: F.A. Davis Company, 2007.
- [66] S. W. O’Driscoll and N. J. Giori, “Continuous passive motion (CPM): theory and principles of clinical application,” *J. Rehabil. Res. Dev.*, vol. 37, no. 2, pp. 179–88, 2000.
- [67] J. Systems, “JACE Ankle A330 CPM,” 2017. [Online]. Available:

- http://www.jacesystems.com/products/ankle/jace_ankle.htm. [Accessed: 11-Nov-2017].
- [68] H. R. A. Rivera, A. B. Ortega, R. V. Bautista, L. M. Mendoza, and C. G. Valdivia, “CPM ankle rehabilitation machine with EMG signal analysis,” *Proc. - 2013 Int. Conf. Mechatronics, Electron. Automot. Eng. ICMEAE 2013*, pp. 164–170, 2013.
- [69] M. B. I. Reaz, M. S. Hussain, and F. Mohd-Yasin, “Techniques of EMG signal analysis: detection, processing, classification and applications (Correction).,” *Biol. Proced. Online*, vol. 8, no. 1, p. 163, 2006.
- [70] J. D. Bronzino, *The Biomedical Engineering Handbook, Second Edition.*, Segunda ed. 2000.
- [71] N. Kasabov, Ed., *Springer Handbook of Bio-/Neuroinformatics*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2014.
- [72] J. D. L. Carlo, *Encyclopedia of Medical Devices and Instrumentation*. Hoboken, NJ, USA: John Wiley & Sons, Inc., 2006.
- [73] P. Konrad, “The abc of emg,” *A Pract. Introd. to Kinesiol. ...*, no. April, pp. 1–60, 2005.
- [74] K. Caballero, L. M. Duque, C. Sandra, J. C. Ramirez, and A. Peláez, “Conceptos básicos para el análisis electromiográfico,” *CES Odontología*, vol. 15. pp. 41–50, 2002.
- [75] H. J. Hermens, B. Freriks, C. Disselhorst-Klug, and G. Rau, “Development of recommendations for SEMG sensors and sensor placement procedures,” *J. Electromyogr. Kinesiol.*, vol. 10, no. 5, pp. 361–374, 2000.
- [76] A. Phinyomark, P. Phukpattaranont, and C. Limsakul, “Feature reduction and selection for EMG signal classification,” *Expert Syst. Appl.*, vol. 39, no. 8, pp. 7420–7431, 2012.
- [77] A. Yamamoto and D. T. L. Lee, “Wavelet Analysis : Theory and Applications,” *Hewlett-Packard J.*, no. December, pp. 44–52, 1994.
- [78] S. Karlsson, J. Yu, and M. Akay, “Enhancement of Spectral Analysis of Myoelectric Signals During Static Contractions Using Wavelet Methods,” *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 46, no. 6, pp. 670–684, 1999.

-
- [79] P. S. Addison, *The Illustrated Wavelet Transform Handbook*. Edinburgh, UK: IOP Publishing Ltd, 2002.
- [80] J. Semmlow, *Biosignal and biomedical image processing: MATLAB-based applications*. New York, 2004.
- [81] N. Nieto and D. M. Orozco, “The use of the discrete Wavelet transform in the reconstruction of sinusoidal signals,” *Sci. Tech.*, vol. 1, no. 38, pp. 381–386, 2008.
- [82] V. Rajagopalan and A. Ray, “Symbolic time series analysis via wavelet-based partitioning,” *Signal Processing*, vol. 86, no. 11, pp. 3309–3320, 2006.
- [83] D. Komorowski and S. Pietraszek, “The Use of Continuous Wavelet Transform Based on the Fast Fourier Transform in the Analysis of Multi-channel Electrogastrography Recordings,” *J. Med. Syst.*, vol. 40, no. 1, pp. 1–15, 2016.
- [84] R. Büssow, “An algorithm for the continuous Morlet wavelet transform,” *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 21, no. 8, pp. 2970–2979, 2007.
- [85] A. Djebala, N. Ouelaa, N. Hamzaoui, and L. Chaabi, “Detecting mechanical failures inducing periodical shocks by wavelet multiresolution analysis. Application to rolling bearings faults diagnosis,” *Mechanika*, vol. 58, no. 2, pp. 44–51, 2006.
- [86] E. Gómez, G. Aponte, and D. Silva, “Selección de una wavelet madre para el análisis frecuencial de señales eléctricas transitorias usando WPD,” *Ingeniare. Rev. Chil. Ing.*, vol. 21, no. 2, pp. 262–270, 2013.
- [87] C. Torrence and G. P. Compo, “A Practical Guide to Wavelet Analysis,” *Bull. Am. Meteorol. Soc.*, vol. 79, no. 1, pp. 61–78, 1998.
- [88] X. Zhang, Y. Wang, and R. P. S. Han, “Wavelet Transform Theory and its Application in EMG Signal Processing,” *Signal Processing*, no. Fskd, pp. 2234–2238, 2010.
- [89] M. J. Geyer, Y.-K. Jan, D. M. Brienza, and M. L. Boninger, “Using wavelet analysis to characterize the thermoregulatory mechanisms of sacral skin blood flow,” *J. Rehabil. Res. Dev.*, vol. 41, no. 6A, pp. 797–806, 2004.

- [90] H. Jeong and Y.-S. Jang, "Wavelet analysis of plate wave propagation in composite laminates," *Compos. Struct.*, vol. 49, no. 4, pp. 443–450, 2000.
- [91] M. S. Hussain, M. B. I. Reaz, and M. K. Khaw, "Denoising and Analysis of Surface EMG Signals," *12th WSEAS Int. Conf. Syst.*, pp. 306–308, 2006.
- [92] T. G. Supuk, A. K. Skelin, and M. Cic, "Design, development and testing of a low-cost sEMG system and its use in recording muscle activity in human gait," *Sensors (Switzerland)*, vol. 14, no. 5, pp. 8235–8258, 2014.
- [93] M. E. Baltazar lopez, "Applications of TAP-NDE Technique to Non-Contact Ultrasonic Inspection in Tubulars," Texas A&M University, 2003.
- [94] M. Torbatian, M. H. Kahaei, and J. Poshtan, "Bearing fault detection using level-dependent noise reduction technique," in *Proceedings of the 3rd IEEE International Symposium on Signal Processing and Information Technology (IEEE Cat. No.03EX795)*, pp. 146–149.
- [95] H. A. Gaberson, "Continuous Wavelet Machinery Vibration Analysis Calculations," in *IMAC-XXIV: A conference & Exposition on Structural Dynamics*, 2006.
- [96] H. Qiu, J. Lee, J. Lin, and G. Yu, "Robust performance degradation assessment methods for enhanced rolling element bearing prognostics," *Adv. Eng. Informatics*, vol. 17, no. 3–4, pp. 127–140, 2003.
- [97] N. Al-Qazzaz, S. Hamid Bin Mohd Ali, S. Ahmad, M. Islam, and J. Escudero, "Selection of Mother Wavelet Functions for Multi-Channel EEG Signal Analysis during a Working Memory Task," *Sensors*, vol. 15, no. 11, pp. 29015–29035, 2015.
- [98] A. Phinyomark, P. Phukpattaranont, and C. Limsakul, "The Usefulness of Wavelet Transform to Reduce Noise in the SEMG Signal," in *EMG Methods for Evaluating Muscle and Nerve Function*, no. February 2016, InTech, 2012, pp. 107–132.
- [99] M. S. Hussain, M. B. I. Reaz, and M. I. Ibrahimy, "sEMG Signal Processing and Analysis Using Wavelet Transform and Higher Order Statistics to Characterize Muscle Force.,"

- 12th WSEAS Int. Conf. Syst.*, pp. 366–371, 2008.
- [100] D. (Ed. . Farina, W. (Ed. . Jensen, and A. (Ed. . Metin, *Introduction to Neural Engineering for Motor Rehabilitation*. 2013.
- [101] P. Micó, “Nuevos Desarrollos y Aplicaciones Basados en Métodos Estocásticos para el Agrupamiento no Supervisado de Latidos en Señales Electrocardiográficas,” Universidad Politécnica de Valencia, 2005.
- [102] D. L. Donoho and I. M. Johnstone, “Ideal Spatial Adaption by Wavelet Shrinkage,” *Biometrika*, vol. 81, no. 3, pp. 425–455, 1994.
- [103] W. Wei, J. Hong, C. Wang, and L. Wang, “An improved wavelet threshold applied to surface electromyogram de-noising,” *Comput. Med. Imaging Graph.*, pp. 6–11, 2016.
- [104] Y. Jiang, B. Tang, Y. Qin, and W. Liu, “Feature extraction method of wind turbine based on adaptive Morlet wavelet and SVD,” *Renew. Energy*, vol. 36, no. 8, pp. 2146–2153, 2011.
- [105] H. Z. H. Zheng-you, C. X. C. Xiaoqing, and L. G. L. Guoming, “Wavelet Entropy Measure Definition and Its Application for Transmission Line Fault Detection and Identification; (Part I: Definition and Methodology),” *2006 Int. Conf. Power Syst. Technol.*, pp. 1–6, 2006.
- [106] D. Chetverikov, S. Fazekas, and H. Budapest, “On motion periodicity of dynamic textures,” *Proc. Br. Mach. Vis. Conf.*, vol. 1, pp. 167–176, 2006.
- [107] Z. Q. Zeng and L. X. Zheng, “A New Period Detecting Method for Periodic Signal Based on Singular Value Decomposition,” *Appl. Mech. Mater.*, vol. 278–280, pp. 1101–1106, 2013.
- [108] L. Hongxing, L. Jian, and Z. Ying, “Improved Singular Value Decomposition technique for detecting and extracting periodic impulse component in a vibration signal *,” *Chinese J. Mech. Eng.*, vol. 17, no. 59905011, pp. 340–345, 2004.
- [109] P. . Kanjilal, *Adaptive prediction and predictive control*, Primera., vol. 44, no. 7. London,

- United Kingdom, 1999.
- [110] J. D. Flores Porras, “Análisis de la Respuesta a la Carga de Impacto en Estructuras Mecánicas Mediante TransformadaWavelet,” Centro Nacional de Investigación y Desarrollo Tecnológico, 2008.
- [111] T. M. Dagoberto, “Caracterización Dinámica de Prótesis de Cadera Recubiertas mediante el Proceso de Triboadhesión,” Centro Nacional de Investigación y Desarrollo Tecnológico, 2005.
- [112] C. Guarnizo-Lemus, “Análisis de reducción de ruido en señales eeg orientado al reconocimiento de patrones,” *Tecno Lógicas*, no. 21, 2008.
- [113] S. Z. M. Tumari, R. Sudirman, and A. H. Ahmad, “Selection of a Suitable Wavelet for Cognitive Memory Using Electroencephalograph Signal,” *Engineering*, vol. 5, no. 5, pp. 15–19, 2013.
- [114] J. Linares-Flores, J. Reger, and H. Sira-Ramirez, “Load Torque Estimation and Passivity-Based Control of a Boost-Converter/DC-Motor Combination,” *IEEE Trans. Control Syst. Technol.*, vol. 18, no. 6, pp. 1398–1405, Nov. 2010.
- [115] A. Moraux, A. Canal, G. Ollivier, I. Ledoux, V. Doppler, C. Payan, and J.-Y. Hogrel, “Ankle dorsi- and plantar-flexion torques measured by dynamometry in healthy subjects from 5 to 80 years,” *BMC Musculoskelet. Disord.*, vol. 14, no. 1, p. 104, Dec. 2013.
- [116] J. T. Gwin and D. P. Ferris, “An EEG-based study of discrete isometric and isotonic human lower limb muscle contractions,” *J. Neuroeng. Rehabil.*, vol. 9, no. 1, p. 35, 2012.
- [117] Healthychildren, “Ankle Sprain Treatment,” 2017. [Online]. Available: <https://www.healthychildren.org/English/health-issues/injuries-emergencies/sports-injuries/Pages/Ankle-Sprain-Treatment.aspx>. [Accessed: 06-Dec-2017].
- [118] J. D. L. Carlo, “Surface Electromyography: Detection and Recording,” *DelSys Inc.*, vol. 10, no. 2, pp. 1–10, 2002.
- [119] J. L. Correa-Figueroa, E. Morales-Sánchez, J. A. Huerta-Ruelas, J. J. González-Barbosa,

and C. R. Cárdenas-Pérez, “Sistema de adquisición de señales SEMG para la detección de fatiga muscular,” *Rev. Mex. Ing. Biomed.*, vol. 37, no. 1, pp. 17–27, 2016.

- [120] I. Press, *Electromyography*. Hoboken, NJ, USA: John Wiley & Sons, Inc., 2004.
- [121] S. Thongpanja, A. Phinyomark, P. Phukpattaranont, and C. Limsakul, “Mean and median frequency of EMG signal to determine muscle force based on time dependent power spectrum,” *Elektron. ir Elektrotehnika*, vol. 19, no. 3, pp. 51–56, 2013.
- [122] Delsys Incorporated, “Bagnoli EMG System: User Manual.” Boston, p. 47, 2003.
- [123] Pololu Corporation, “Pololu Jrk USB Motor Controller User’s Guide.” pp. 41–44, 2014.

Página intencionalmente en blanco

Anexo A Señales de prueba

Las siguientes funciones matemáticas son señales de prueba que se emplean en el Capítulo 3 y en el Anexo B, para validar los algoritmos destinados a extraer las características de las señales sEMG implementados en este trabajo, y para comparar los algoritmos de la CWT, respectivamente. Las señales se generaron en el entorno Matlab[®], por lo que algunas instrucciones utilizadas son propias del software.

Señal A (A.1), con frecuencia de muestreo de 10.23 kHz.

$$A(t) = \text{sen}(2\pi 100t) + \text{sen}(2\pi 200t) + \text{sen}(2\pi 400t), \quad 0 \leq t \leq 0.1. \quad (\text{A.1})$$

Señal B (A.2), con frecuencia de muestreo de 10.23 kHz.

$$B(t) = \begin{cases} \text{sen}(2\pi 100t) + \text{sen}(2\pi 400t), & 0 \leq t < 0.06 \\ \text{sen}(2\pi 200t), & 0.06 \leq t \leq 0.1 \end{cases}. \quad (\text{A.2})$$

Señal C (A.3), con frecuencia de muestreo de 10 MHz.

$$C(t) = \text{sen}\left(\frac{2\pi(1.3 \times 10^5)t^2}{t(\text{max})}\right), \quad 0 \leq t \leq 1.03 \times 10^{-4}. \quad (\text{A.3})$$

Señal E (A.4), con frecuencia de muestreo de 20 kHz.

$$E(t) = \begin{cases} \text{sen}(2\pi 100t), & 0 \leq t < 0.02 \\ \text{sen}(2\pi 500t), & 0.02 \leq t < 0.04. \\ \text{sen}(2\pi 2500t), & 0.04 \leq t \leq 0.06 \end{cases}. \quad (\text{A.4})$$

Señal F (A.5), con frecuencia de muestreo de 102.3 Hz.

$$F(t) = \text{awgn}(\cos(2\pi t)e^{-0.2t}, 15), \quad 0 \leq t \leq 10. \quad (\text{A.5})$$

Señal G (A.6), con frecuencia de muestreo de 2048 Hz.

$$G(t) = awgn(\text{sen}(2\pi 60t), 0.3), \quad 0 \leq t \leq 0.5. \quad (\text{A.6})$$

Señal H (A.7), con frecuencia de muestreo de 1 kHz.

$$H(t) = \text{randn}(\text{size}(t)) + \begin{cases} 4 \cos(2\pi 50t), & 0 \leq t < 2 \\ 3 \cos(2\pi 20t), & 2 \leq t < 3 \\ 0, & 3 \leq t < 4 \\ 5 \text{sen}(2\pi 100t), & 4 \leq t \leq 5 \end{cases} \quad (\text{A.7})$$

Señal st2 (A.8), con frecuencia de muestreo de 3.41 kHz.

$$st2(t) = \begin{cases} 0, & 0 \leq t < 0.1 \\ 2, & 0.1 \leq t < 0.101 \\ 0, & 0.101 \leq t < 0.2 \\ 2 \text{sen}(2\pi 100t), & 0.2 \leq t \leq 0.3 \end{cases} \quad (\text{A.8})$$

Anexo B Algoritmo de la transformada wavelet continua

B.1 Introducción

En esta sección se describen y comparan los algoritmos considerados para obtener la matriz de coeficientes de la CWT. La programación de los algoritmos se desarrolló en Matlab[®] de manera que algunas instrucciones utilizadas son librerías pertenecientes al software. Los algoritmos propuestos se pueden emplear para el cálculo de la CWT utilizando cualquier función de análisis, aunque en este caso particular, $\psi(t)$ corresponde a la wavelet de Gabor (2.27).

B.2 Algoritmo cwt_1

El algoritmo cwt_1 se utilizó en [93] para el análisis de señales de propagación por medio de la GWT. En la Fig. B.1 se ilustra el diagrama de flujo del algoritmo cwt_1 implementado para el análisis GWT de una señal discreta $x(t)$ de longitud N . A continuación, se describen los principales procesos a seguir en el diagrama:

- El programa comienza con la iniciación de variables, seguido de la lectura de la matriz de datos $[t, x]$ de tamaño $N \times 2$. La matriz de datos se obtiene a través de un sistema de adquisición de señales mioeléctricas.
- Se calcula el período de muestreo, la frecuencia de muestreo de la señal y la frecuencia máxima que se puede analizar durante la transformación según la teoría de muestreo de Nyquist.
- El usuario define la discretización del plano tiempo-frecuencia, la frecuencia inicial y la frecuencia final de análisis.
- Se verifica que la frecuencia final de análisis definida por el usuario, sea menor o igual a la frecuencia máxima posible a analizar (frecuencia de Nyquist), si es así, se procede a calcular los vectores de escala y traslación. Para evitar la pérdida de información, la frecuencia de análisis se calcula en función del vector traslación y se compara con la frecuencia de Nyquist, si esta es menor, se vuelve a calcular el vector traslación en función del intervalo de tiempo de análisis y de la frecuencia de Nyquist. El ancho de banda de análisis que soporta el algoritmo cubre un rango de ~ 0 a $f_s/2$ Hz, donde $f_s/2$ denota la frecuencia máxima que puede ser detectable en la transformación.

- Los datos finales se procesan en la transformada wavelet continua.
- Una vez obtenido los coeficientes wavelet, la matriz de coeficientes de tamaño $nf \times nt$ en función del tiempo $\{b_j\}_{j=1,2,\dots,nt}$ y la frecuencia $\{f_i\}_{i=1,2,\dots,nf}$, se puede representar en dos dimensiones mediante un *gráfico de contornos* o en tres dimensiones mediante un *gráfico de superficie*.

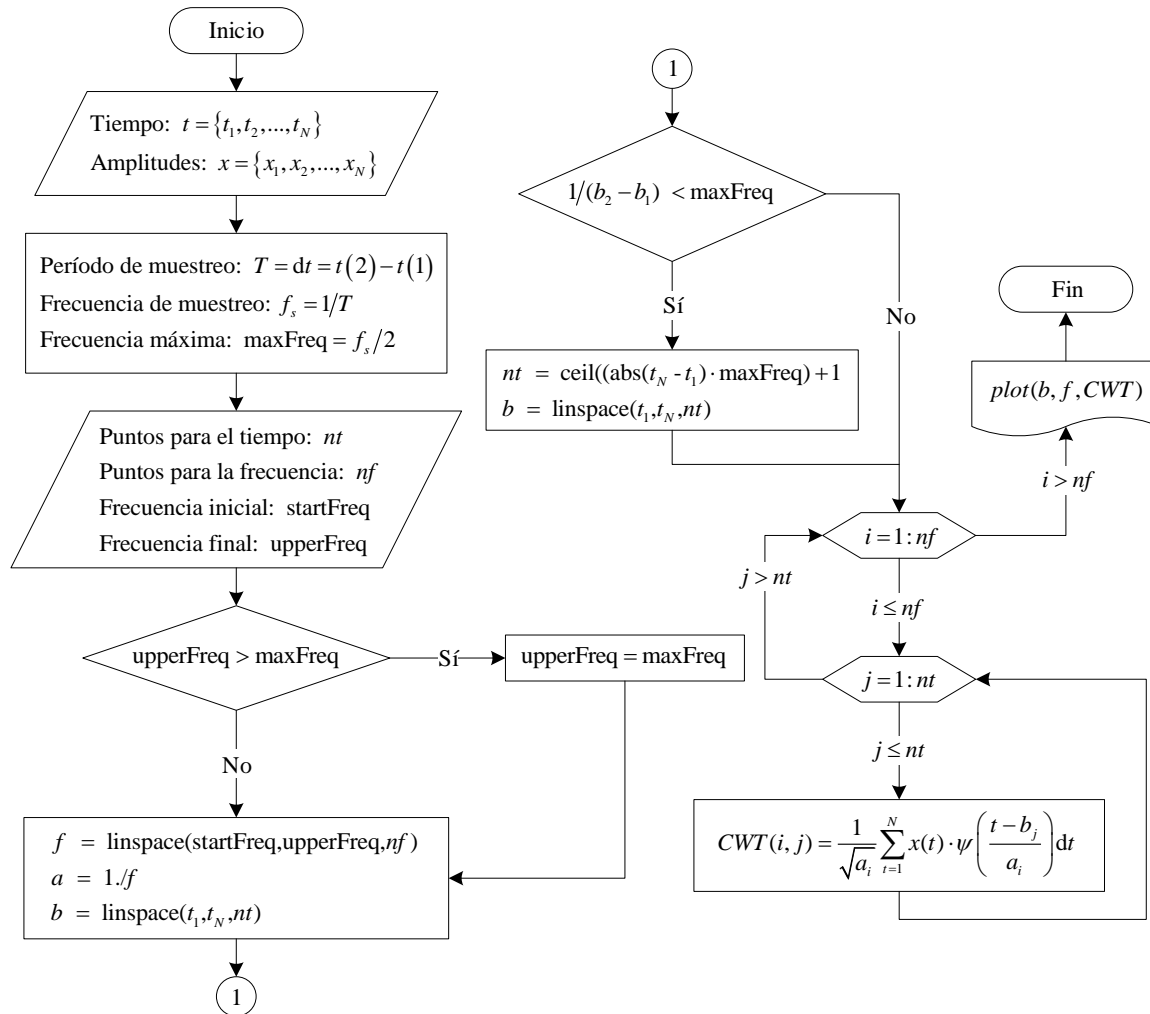


Fig. B.1 Algoritmo de la transformada wavelet continua (cwt_1). En el caso de la transformada wavelet de Gabor, ω_0 y γ están implícitos en la función $\psi[(t - b) / a]$ al evaluar la CWT.

B.3 Algoritmo cwt_2

El algoritmo cwt_2 se utilizó en [95] para la detección de impactos o discontinuidades por medio de la transformada wavelet continua de Morlet, Laplace, Li-Ma, sombrero mexicano y la primera derivada Gaussiana. En la Fig. B.2 se muestra el diagrama de flujo del algoritmo cwt_2 implementado para el análisis GWT de una señal discreta $x(t)$ de longitud N . A continuación, se describen los principales procesos a seguir en el diagrama:

- El programa comienza con la iniciación de variables, seguido de la lectura de la matriz de datos $[t, x]$ de tamaño $N \times 2$. La matriz de datos se obtiene a través de un sistema de adquisición de señales mioeléctricas.
- Se calcula el período de muestreo, la frecuencia de muestreo de la señal y la frecuencia máxima que se puede analizar durante la transformación según la teoría de muestreo de Nyquist.
- El usuario define la discretización del plano tiempo-frecuencia a lo largo de la frecuencia; la frecuencia inicial y la frecuencia final de análisis; y los parámetros que definen el número de puntos de la wavelet de Gabor, E y ϕ_c .
- Se verifica que la frecuencia final de análisis definida por el usuario, sea menor o igual a la frecuencia máxima posible a analizar (frecuencia de Nyquist), si es así, se procede a calcular el vector frecuencia. El ancho de banda de análisis que soporta el algoritmo cubre un rango de ~ 0 a $f_s/2$ Hz, donde $f_s/2$ denota la frecuencia máxima que puede ser detectable en la transformación.
- Para cada valor de frecuencia se determina el número máximo de puntos de la wavelet de Gabor.
- Mediante la operación de convolución los datos finales se procesan en la transformada wavelet continua.
- Una vez obtenido los coeficientes wavelet, la matriz de coeficientes de tamaño $nf \times N$ en función del tiempo $\{b_j\}_{j=1,2,\dots,N}$ y la frecuencia $\{f_i\}_{i=1,2,\dots,nf}$, se puede representar en dos dimensiones mediante un *gráfico de contornos* o en tres dimensiones mediante un *gráfico de superficie*.

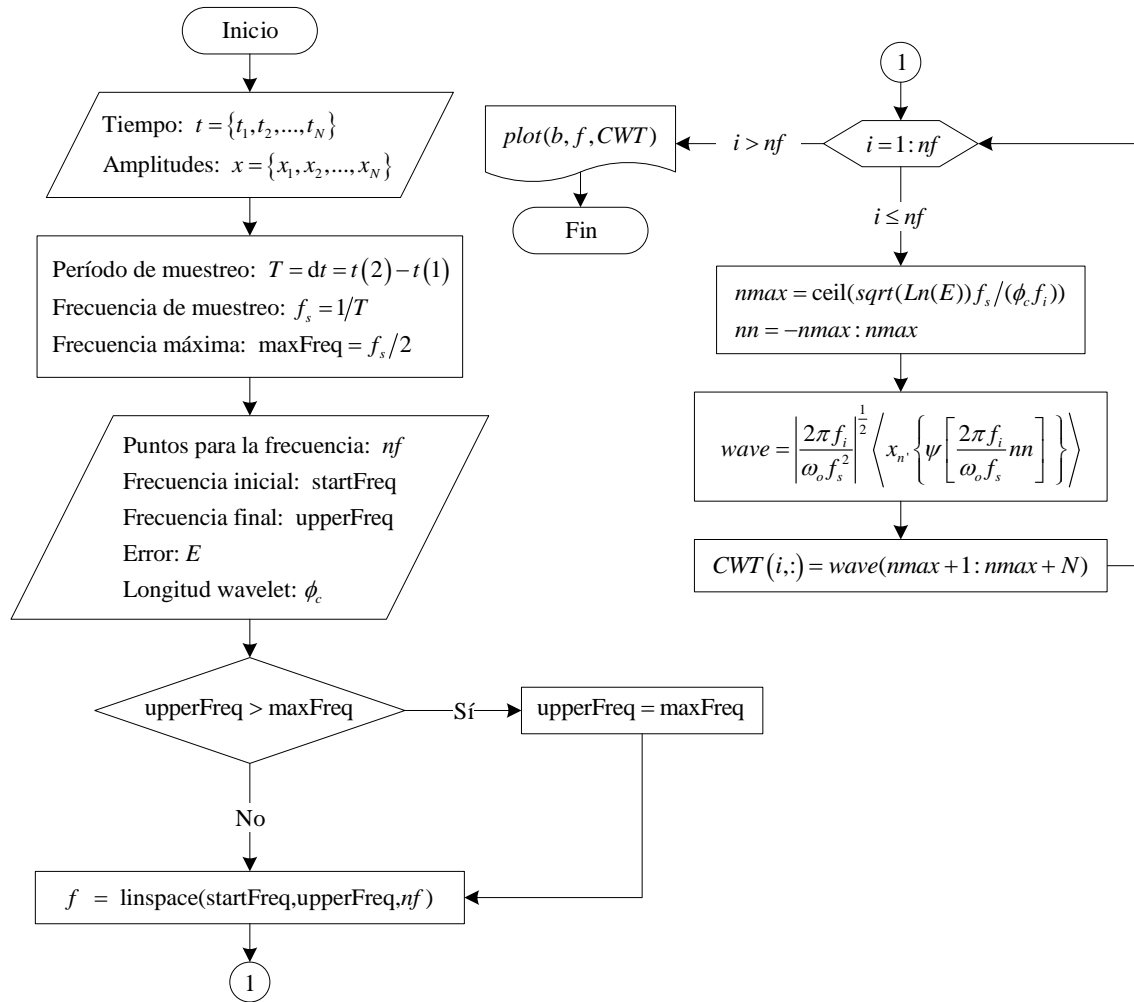


Fig. B.2 Algoritmo de la transformada wavelet continua (cwt_2). En el caso de la transformada wavelet de Gabor, ω_o y γ están implícitos en la función $\psi[(2\pi f_i / \omega_o f_s) nm]$ al evaluar la CWT.

B.4 Comparación de algoritmos

En esta sección se realiza una comparación del tiempo de ejecución entre los algoritmos cwt_1 y cwt_2. Los conjuntos de datos de prueba corresponden a una señal con componentes de 100, 200 y 400 Hz (Fig. B.3) y otra señal con contenido de 100 Hz (Fig. B.4). Las funciones matemáticas de las señales se describen en el Anexo A. El análisis GWT de las señales se efectuaron considerando: el módulo de la parte real de la transformada wavelet $|\mathbf{Re}(CWT(a,b))|$, $\omega_o = 2\pi$, $\gamma = 5.3364$, $E = 0.0001$, $\phi_c = 0.1$ y la discretización del plano tiempo-frecuencia de $CWT_{300 \times N}$. Finalmente, los espectrogramas obtenidos se representaron en un gráfico de contornos con 10 niveles.

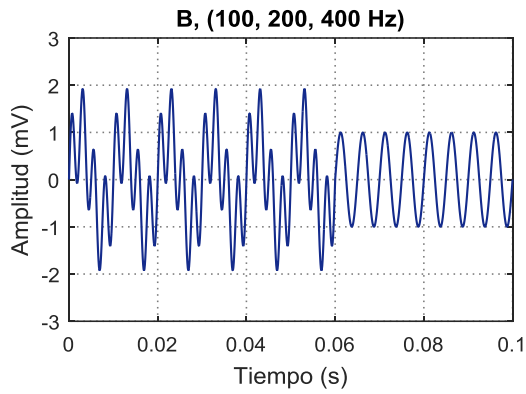


Fig. B.3 Señal B con componentes de 100, 200 y 400 Hz, $f_s = 10230$ Hz.

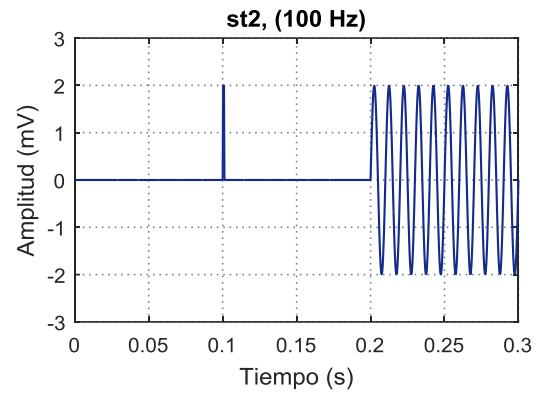
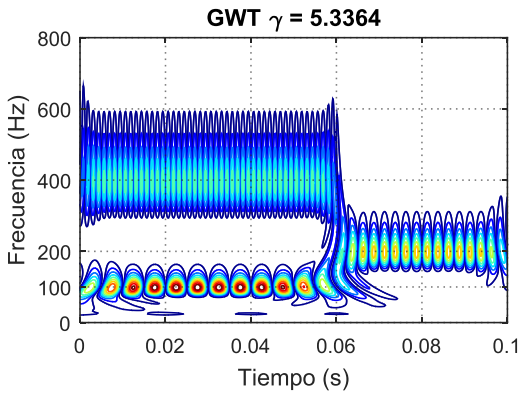
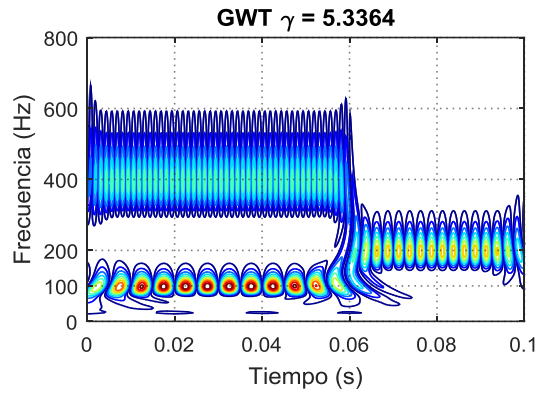


Fig. B.4 Señal st2 con componente de 100 Hz y discontinuidad en 0.1 s, $f_s = 3410$ Hz.

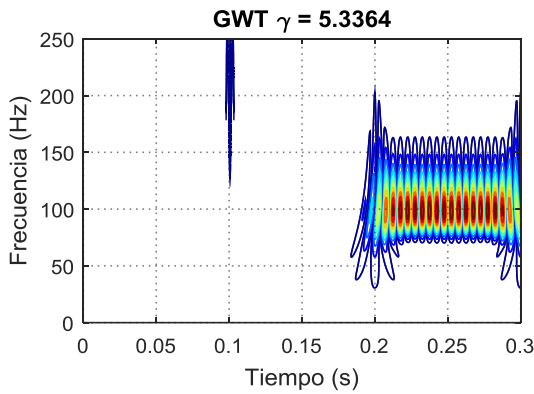


a)

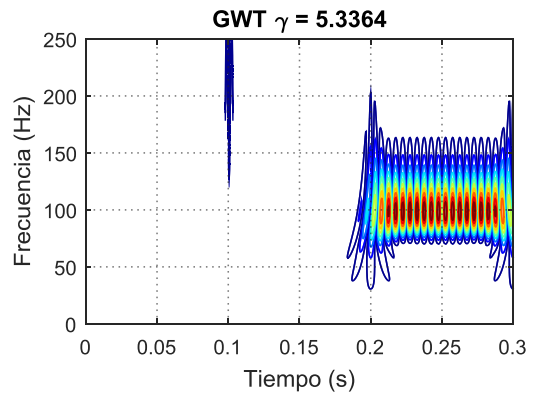


b)

Fig. B.5 Análisis GWT de la señal B con $\gamma = 5.3364$ por el a) algoritmo cwt_1, y b) algoritmo cwt_2.



a)



b)

Fig. B.6 Análisis GWT de la señal st2 con $\gamma = 5.3364$ por el a) algoritmo cwt_1, y b) algoritmo cwt_2.

En las Figs. A.5 y A.6 se muestran los espectrogramas de las señales B y st2 obtenidos por los algoritmos cwt_1 y cwt_2, respectivamente. A partir de los espectrogramas, se puede apreciar que ambos algoritmos presentan el mismo contenido espectral en cada señal, mostrando los intervalos de tiempo en los que actúa cada componente de frecuencia, y para la Fig. B.6 el tiempo exacto en que se presenta una discontinuidad.

La comparación del tiempo de ejecución del análisis GWT entre los algoritmos cwt_1 y cwt_2 se presentan en la Tabla B.1. De acuerdo a los valores obtenidos, se concluye que el tiempo de ejecución del algoritmo cwt_2 es 90% menor que el algoritmo cwt_1.

Tabla B.1 Comparación del tiempo de ejecución del análisis GWT entre los algoritmos cwt_1 y cwt_2.

Señal	Tiempo (s)		Diferencia (%)
	cwt_1	cwt_2	
B	18.08	1.63	90.98
st6	17.95	1.59	91.14

Anexo C Características del rehabilitador de tobillo

C.1 Descripción

El rehabilitador de tobillo de movimiento pasivo continuo es de 1 GDL, permite un ROM de $\pm 20^\circ$ en el plano sagital de la articulación a partir de su posición de referencia, comprendiendo los movimientos de dorsiflexión y plantarflexión. El diseño virtual del rehabilitador de tobillo se muestra en la Fig. C.1 y las partes principales que lo conforman en la Tabla C.1.

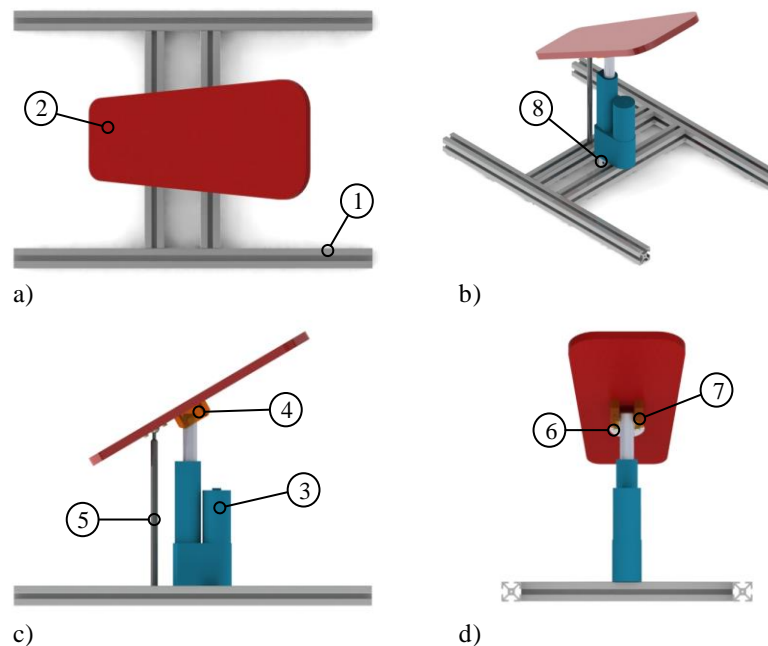


Fig. C.1 Diseño virtual del rehabilitador de tobillo de movimiento pasivo continuo. a) Vista superior; b) vista isométrica; c) vista frontal; d) vista lateral.

Tabla C.1 Partes del rehabilitador de tobillo de movimiento pasivo continuo de 1 GDL.

No	Nombre	Cantidad	Material
1	Base	1	Aluminio
2	Plataforma móvil	1	Nylamind 6/6
3	Actuador lineal LACT2P-12-20 de Pololu©	1	Varios
4	Guía	2	Aluminio
5	Poste central	1	Acero 1045
6	Limitador unión esférica	1	Acero 1045
7	Varilla guía	1	Acero 1045
8	Soporte inferior del actuador lineal concéntrico	1	Aluminio

Las dimensiones del rehabilitador son de 50 x 35 x 27 cm cuando la plataforma móvil se encuentra orientada a 0° con respecto a la horizontal.

C.2 Actuador lineal concéntrico

El movimiento requerido en la plataforma móvil del rehabilitador es proporcionado por un actuador lineal concéntrico. La serie del actuador es LACT2P-12-20 de Pololu® (Fig. C.2), cuyas características generales se muestran en la Tabla C.2.

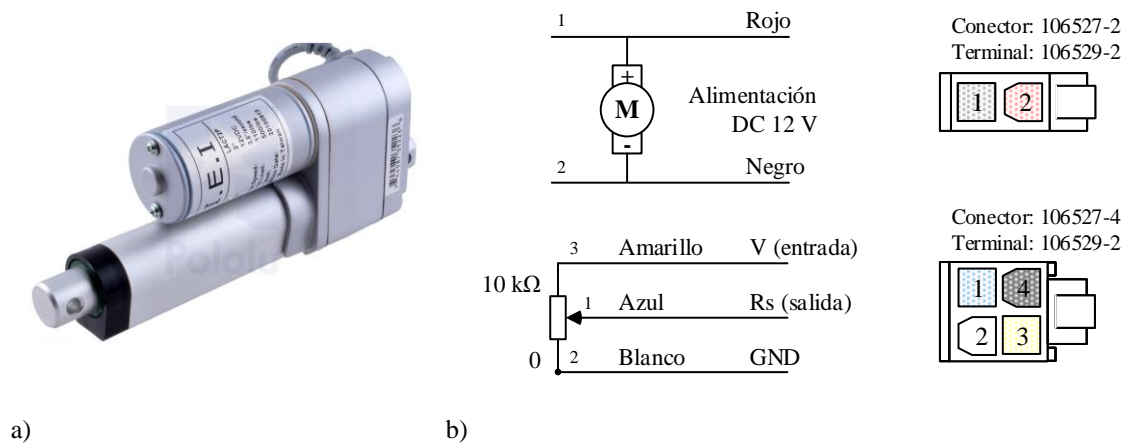


Fig. C.2 a) Actuador lineal concéntrico LACT2P-12-20 de Pololu® y b) su esquemático.

Tabla C.2 Características del actuador lineal concéntrico LACT2P-12-20 de Pololu®.

Característica	Descripción
Alimentación	12 V – 10 A
Carga estática	227 kg (500 lb)
Carga dinámica (12 v)	50 kg (110 lb)
Velocidad lineal (12 V)	12.7 mm/s (0.5 in/s)
Carrera	50.8 mm (2 in)
Retroalimentación	Actuada por potenciómetro (10 kΩ)
Relación de transmisión	20:1
Ciclo máximo de trabajo	25%
Peso	1.2 kg (41 oz)

C.3 Tarjeta de control

Con la finalidad de proporcionar a la articulación de tobillo un movimiento suave (baja velocidad) y continuo a través de un ROM preestablecido, el accionamiento del actuador debe ser controlado. El control de la posición y la potencia que requiere el actuador lineal es provisto por la tarjeta de control Jrk 21v3 de Pololu[®] (Fig. C.3), cuyas especificaciones generales se presentan en la Tabla C.3.

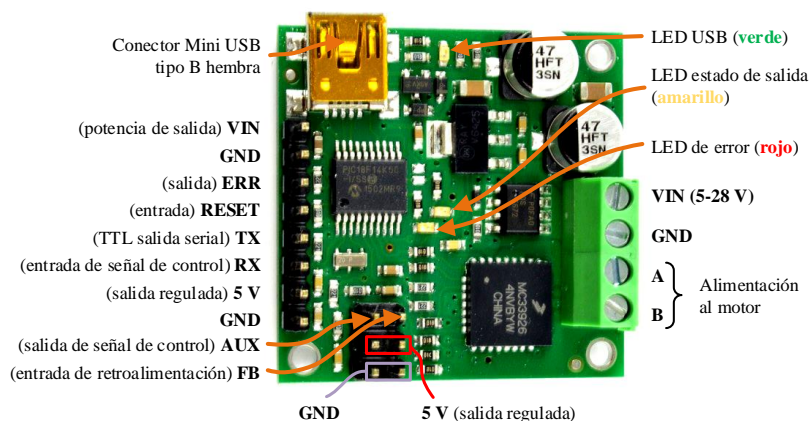


Fig. C.3 Tarjeta de control Jrk 21v3 de Pololu[®] con retroalimentación (vista superior).

Tabla C.3 Especificaciones generales de la tarjeta de control Jrk 21v3 de Pololu[®] con retroalimentación.

Característica	Descripción
Driver del motor	MC33926
Número de motores	1
Voltaje de operación	5 – 28 V
Corriente de salida continua	3 A
Corriente de salida pico	5 A
Detección de corriente	0.5 V/A
Detección automática de la velocidad de transmisión	300 – 115200 bps
Velocidades de transmisión	300 – 115200 bps
Frecuencia PWM máxima	20 kHz, 5 kHz
Interfaz de control	USB, TTL, RC, DAC
Protección de voltaje inverso	Sí
Tipo de conector	Conector hembra 1 x 5 pines USB Mini-B
Dimensiones	34.29 x 34.29 x 10.16 mm (1.35" x 1.35" x 0.4")
Peso	6.52 gr (0.23 oz)

Anexo D Características del electromiógrafo

D.1 Descripción

El sistema Bagnoli EMG está diseñado para realizar la adquisición de señales EMG de forma confiable y sin complicaciones. Los electrodos activos están diseñados específicamente para detectar de forma óptima señales EMG en la superficie de la piel, mientras que rechazan las señales de ruido originadas por los artefactos de movimiento, obteniendo una excelente relación señal/ruido. En la Fig. D.1 se ilustran las partes que componen el electromiógrafo DELSYS Bagnoli-8 utilizado para la adquisición de las señales mioeléctricas de los músculos seleccionados, de acuerdo al manual de usuario proporcionado por el fabricante [122].

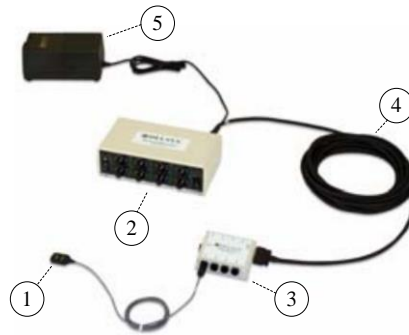


Fig. D.1 Electromiógrafo DELSYS Bagnoli-8. 1) Electrodo de superficie; 2) unidad amplificadora; 3) módulo de entrada; 4) cable de entrada; 5) fuente de alimentación.

D.2 Unidad amplificadora

La unidad amplificadora suministra energía al electromiógrafo y a los electrodos; proporciona acondicionamiento y manejo de las señales detectadas por los ocho canales disponibles. Se puede seleccionar para cada canal un factor de ganancia de 100, 1000 o 10000. La unidad amplificadora filtra las señales en un ancho de banda comprendido entre 20 y 450 Hz. Cuenta con sistemas de monitoreo audibles y visuales, que indican el mal funcionamiento o deficiente instalación de los electrodos; interferencia en la señal y saturación por causa de excesos en la amplificación.

D.3 Electrodo diferenciales de superficie

Los electrodos diferenciales de superficie (Fig. D.2) extraen los potenciales mioeléctricos detectados en dos puntos distintos de la superficie de la piel sobre el músculo a evaluar. Los potenciales mioeléctricos se miden con respecto al potencial eléctrico de un sitio neutro localizado donde se registre una mínima actividad mioeléctrica del músculo de interés.

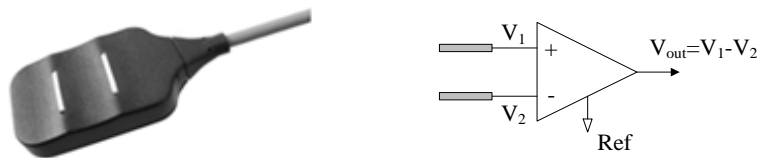


Fig. D.2 Electrodo diferencial de superficie. La señal mioeléctrica de superficie es el resultado de la diferencia de potencial entre V_1 y V_2 en la superficie de la piel.

La cubierta del sensor está sellada y fabricada de policarbonato. El electrodo cuenta con protección interna para rechazar ruido eléctrico del ambiente. Los contactos del electrodo están hechos de barras de plata pura al 99.99% y tienen 10 mm de longitud y 1 mm de diámetro. Las características de los electrodos se presentan en la Tabla D.1.

Tabla D.1 Características del electrodo de superficie del electromiógrafo DELSYS Bagnoli-8.

Característica	Descripción
Tipo	Diferencial simple
Contactos	2 barras de plata de 10 x 1 mm
Espacio entre contactos	10 mm
Área de detección	10 mm ²
Dimensiones	41 x 20 x 5 mm
Longitud de cable	1.67 m
Conector	Hypertronics D04
Rango de temperatura	0 – 40°
Ganancia del preamplificador	10 VN \pm 1%
Ancho de banda	Libre
Ruido	1.2 μ V (RMS, R.T.I.)
CMRR (6/10 Hz)	-92 dB (típica)
Consumo de energía	20 mW (típica)
Impedancia de entrada	$>10^{15}$ Ω /0.2 pF

D.4 Módulo de entrada

El módulo de entrada (Fig. D.3) recibe la señal mioeléctrica de los electrodos y la envía hacia la unidad amplificadora a través del cable de entrada. El módulo alberga 8 entradas de señal proveniente de los electrodos y un puerto para la conexión del electrodo de referencia.



Fig. D.3 Módulo de entrada para la interconexión de los electrodos con la unidad amplificadora.

D.5 Cable de entrada

El cable de entrada (Fig. D.4) conecta el módulo de entrada con la unidad amplificadora. Transmite señales de los sensores a la unidad amplificadora.



Fig. D.4 Cable de entrada. La conexión se realiza entre la unidad amplificadora y el módulo de entrada.

D.6 Fuente de alimentación

El electromiógrafo se suministra de energía a través una fuente de alimentación de grado médico (Fig. D.5). La fuente de alimentación cumple con las normas de seguridad IEC 60601-1. Soporta una entrada de 115 o 230 VAC (se configura al voltaje local de la línea), aceptando 50 o 60 Hz

En la Tabla D.2 se presentan las características mecánicas y eléctricas del electromiógrafo DELSYS Bagnoli-8.



Fig. D.5 Fuente de alimentación del electromiógrafo.

Tabla D.2 Características mecánicas y eléctricas del electromiógrafo DELSYS Bagnoli-8.

MECÁNICO	
Amplificador principal:	
Dimensiones	205 x 108 x 57 mm
Masa	0.8 kg
Material de la caja	FR-ABS plástico
Rango de temperaturas	0 – 40 °C
Módulo de entrada de sensor:	
Dimensiones	89 x 83 x 32 mm
Masa	100 gr
Material de caja	FR-ABS plástico
Número de entradas	8 EMG/Auxiliar
Cables:	
Longitud	7.5 m (hasta 15 m)
Diámetro	4 mm
Material de la camisa	PVC
ELÉCTRICO	
Número de canales	8
Amplificación global	100, 1000, 10000, personalizada $\pm 1\%$
Ancho de banda global	20 – 450 Hz, personalizado $\pm 1\%$
Conectores de señal de salida	8 BNC 1 D-Sub macho de alta densidad 68 pines y 0.05" de paso
Conector de entrada de la unidad de interfaz	1 Honda hembra de 50 pines
Ruido global	$\leq 1.2 \mu\text{V}$ (RMS, R.T.I.)
Consumo energético	4.2 W (típico)
Corriente de fuga	$< 100 \mu\text{A}$
Aislamiento de voltaje	600 VDC, 4 200 VAC (RMS)
Margen de error de línea	50, 60 Hz
Umbral de error de saturación	$\pm 4.8 \text{ V}$ (salida)
Conformidad de dispositivo médico	IEC 601-1, CE mark, holgura 510K
Clasificación	Clase I (93/42/ECC), tipo BF

Anexo E Características de las tarjetas de adquisición de datos

E.1 Descripción

El sistema de adquisición de señales mioeléctricas implementado en este trabajo utiliza dos tarjetas de adquisición de datos que funcionan simultáneamente. La tarjeta PCI-6034E de National Instruments se utilizó para adquirir las señales sEMG de los músculos del tobillo previamente acondicionadas por el electromiógrafo, y la tarjeta PCI-1716 de Advantech fue empleada para enviar la trayectoria planificada a la tarjeta de control Jrk 21v3, la cual se encarga de establecer la amplitud de movimiento del rehabilitador CPM de tobillo.

A continuación, se describen las principales especificaciones de las tarjetas de adquisición de datos utilizadas.

E.2 Tarjeta National Instruments PCI-6034E

La Fig. E.6a muestra la vista superior de la tarjeta PCI-6034E. Las dimensiones de la tarjeta son de 175 x 106 mm; cuenta con un conector PCI de 68 pines tipo macho SCSI-II para la conexión a la PC y un conector de 68 posiciones tipo hembra VHDCI para conexión externa. En la Fig. E.6b se ilustra el cable de conexión con conectores SCSI macho a macho de 1 m de longitud. Las especificaciones principales de la tarjeta PCI-6034E se presentan en la Tabla E.1.

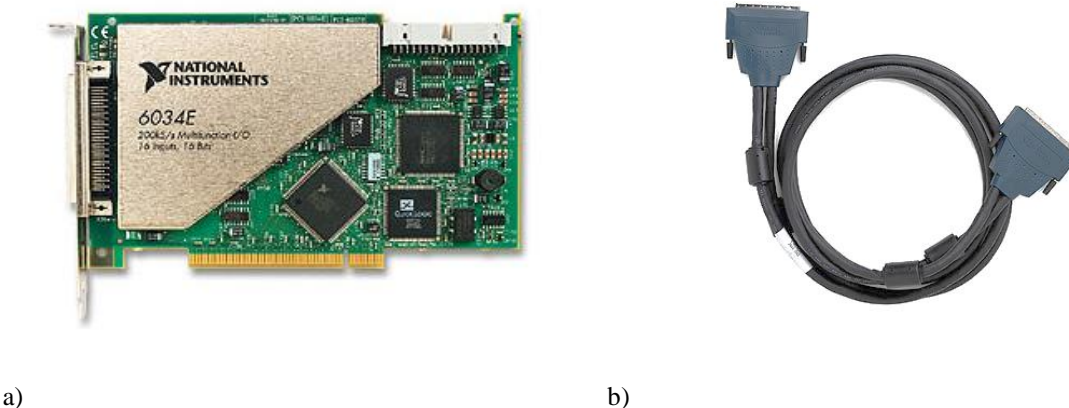


Fig. E.6 a) Tarjeta de adquisición de datos National Instruments PCI-6034E (vista superior) y b) cable de conexión NI SH68-68-EPM.

Tabla E.1 Especificaciones de la tarjeta de adquisición de datos National Instruments PCI-6034E.

Característica	Descripción
Bus	PCI
Entradas analógicas	16 SE / 8 DI
Resolución de entrada	16 bits
Tasa de muestreo máxima	200000 muestras/s
Rango de entrada	± 0.05 a ± 10 V
Salidas analógicas	0
I/O digital	8
Contadores/temporizadores	2, 24 bit
Disparadores	Digital
Sensibilidad de la medición ¹ (mV)	0.0036
Acoplamiento de entrada	CD
Protección de sobre voltaje	± 25 V encendida ± 15 V apagada

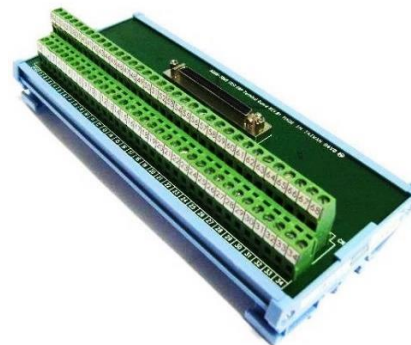
¹ Cambio de voltaje más pequeño detectable en la señal de entrada en el rango de entrada más pequeño.

E.3 Tarjeta Advantech PCI-1716

La tarjeta PCI-1716 (Fig. E.7a) es una tarjeta multifunción de alta resolución para el bus PCI. Se caracteriza por tener un convertidor A/D de 16 bits y una tasa de muestreo máxima de 250000 muestras por segundo.



a)



b)

Fig. E.7 a) Tarjeta de adquisición de datos Advantech PCI-1716 (vista superior) y b) tarjeta ADAM-3968 SCSI 68P.

Las especificaciones de la tarjeta PCI-1716 se presentan a continuación:

Entrada analógica

Canales	16 de composición única/ 8 diferenciales (programable por software)
Resolución	16 bits
Tasa de muestreo máxima	250 kS/s
Tamaño FIFO	1 024 muestras
Protección de sobre voltaje	30 V _{p-p}
Impedancia de entrada	100 MΩ/10 pF (apagado), 100 MΩ/100 pF (encendido)
Modos de muestreo	Software, marcapasos programable interno y externo
Rango de entrada (V, programable por software) & precisión absoluta	

Unipolar	N/A	0 ~ 10	0 ~ 5	0 ~ 2.5	0 ~ 1.25
Bipolar	±10	±5	±2.5	±1.25	±0.625
Precisión (% de FSR)*	0.05	0.03	0.03	0.05	0.1
* ±1 LSB se agrega como el derivado para una precisión absoluta					

Salida analógica

Canales	2
Resolución	16 bits
Tasa de salida	Actualización estática
Rango de salida	(Programable por software)

Referencia interna	Unipolar	0 ~ 5, 0 ~ 10
	Bipolar	±5, ±10
Referencia externa	0 ~ +xV @ -V(-10 ≤ x ≤ 10) -x ~ +xV @ -V(-10 ≤ x ≤ 10)	

Velocidad de subida	20 V/μs
Capacidad de conducción	20 mA
Impedancia de salida	0.1 Ω máx.
Modo de operación	Sondeo por software
Precisión	INLE: ±1 LSB

Entrada digital

Canales	16
Compatibilidad	5 V/TTL
Voltaje de entrada	Lógico 0: 0.8 V máx. Lógico 1: 2.0 V mín.

Salida digital

Canales	16
Compatibilidad	5 V/TTL
Voltaje de entrada	Lógico 0: 0.4 V máx. Lógico 1: 2.4 V mín.
Capacidad de salida	Sink: 0.8 mA @ 0.8 V Source: 2.4 mA @ 2.0 V

Marcapasos/contador

Canales	1
Resolución	16 bits
Compatibilidad	5 V/TTL
Máxima entrada de frecuencia	1 MHz
Reloj de referencia	Interna: 10 MHz Frecuencia de reloj externa: 10 MHz máx.

General

Tipo de bus	PCI V2.2
Conector I/O	1 x 68-pines SCSI conector hembra
Dimensiones	175 x 100 mm (6.9" x 3.9")
Consumo de energía	Típica: +5 V @ 850 mA, 12 V @ 600 mA Máxima: +5 V @ 1 A, 12 V @ 700 mA
Temperatura de operación	0 ~ 70 °C (32 ~ 158 °F)
Temperatura de almacenamiento	-20 ~ 85° C (-4 ~ 185 °F)
Humedad de operación	5 ~ 85% humedad relativa sin condensar
Humedad de almacenamiento	5 ~ 95% humedad relativa sin condensar

Asignación de pines para la tarjeta Advantech PCI-1716 en el conector hembra SCSI 68P y en la tarjeta ADAM-3968 SCSI 68P (Fig. E.7b).

AI0	68	34	AI1
AI2	67	33	AI3
AI4	66	32	AI5
AI6	65	31	AI7
AI8	64	30	AI9
AI10	63	29	AI11
AI12	62	28	AI13
AI14	61	27	AI15
AIGND	60	26	AIGND
DA0_REF	59	25	DA1_REF
DA0_OUT	58	24	DA1_OUT
AOGND	57	23	AOGND
DI0	56	22	DI1
DI2	55	21	DI3
DI4	54	20	DI5
DI6	53	19	DI7
DI8	52	18	DI9
DI10	51	17	DI11
DI12	50	16	DI13
DI14	49	15	DI15
DGND	48	14	DGND
DO0	47	13	DO1
DO2	46	12	DO3
DO4	45	11	DO5
DO6	44	10	DO7
DO8	43	9	DO9
DO10	42	8	DO11
DO12	41	7	DO13
DO14	40	6	DO15
DGND	39	5	DGND
CNT0_CLK	38	4	PACER_OUT
CNT0_OUT	37	3	TRG_GATE
CNT0_GATE	36	2	EXT_TRG
+12 V	35	1	+5 V

* Los pines 23-25 y 57-59 no están definidos para la tarjeta PCI-1716L.

Nombre de la señal	Referencia	Dirección	Descripción
AI<0...15>	AIGND	Entrada	Canales de entrada analógica desde 0 hasta 15. Cada canal en número par, AI<i,i + 1>, (i = 0,2,4,...,14), puede ser configurado como dos entradas de terminación única o una entrada diferencial.
AIGND	-	-	Tierra de entrada analógica.
AO0_REF AO1_REF	AOGND	Entrada	Canal de salida analógica 0/1. Referencia externa.
AO0_OUT AO1_OUT	AOGND	Salida	Canales de salida analógica 0/1.
AOGND	-	-	Tierra de salida analógica. Los voltajes analógicos de salida están referenciados a estos nodos.
DI<0...15>	DGND	Entrada	Canales de entrada digital.
DO<0...15>	DGND	Salida	Canales de salida digital.
DGND	-	-	Tierra digital. Este pin proporciona la referencia para los canales digitales en el conector I/O así como el suministro de +5 VCD.
CNT0_CLK	DGND	Entrada	Contador de reloj 0 de entrada. La entrada de reloj puede ser externa (hasta 10 MHz) o interna (1 MHz), como establecida por software.
CNT0_OUT	DGND	Salida	Salida del contador 0.
CNT0_GATE	DGND	Entrada	Puerta del control del contador 0.
PACER_OUT	DGND	Salida	Salida del reloj marcapasos. Este pin pulsa una vez por cada reloj de marcapasos cuando se enciende. Si la conversión A/D está en modo de disparo, el usuario puede utilizar esta señal como una señal síncrona para otras aplicaciones.
TRG_GATE	DGND	Entrada	Puerta externa de disparo A/D. Cuando se conecta TRG_GATE a +5V, se activa la señal de gatillo de forma externa a la entrada. Cuando TRG_GATE se conecta a DGND, se desactiva la señal de gatillo de forma externa a la entrada.
EXT_TRG	DGND	Salida	Gatillo externo A/D. Este pin es el gatillo externo para la señal de entrada para la conversión A/D.
+12V	DGND	Salida	Fuente de +12 VCD
+5V	DGND	Salida	Fuente de +5 VCD

Anexo F Control de posición del actuador lineal

F.1 Introducción

En el siguiente apartado se presenta el sistema de control del rehabilitador CPM de tobillo con seguimiento de trayectorias.

F.2 Descripción

El sistema implementado para el control PID del rehabilitador CPM de tobillo por seguimiento de trayectorias consta de una tarjeta de control Jrk 21v3, una fuente de poder, un actuador lineal LACT2P-12-20 y una tarjeta de adquisición de datos Advantech PCI-1716. En la Fig. F.1 se ilustra el diagrama de conexión de la tarjeta Jrk 21v3 para el control de posición del actuador lineal.

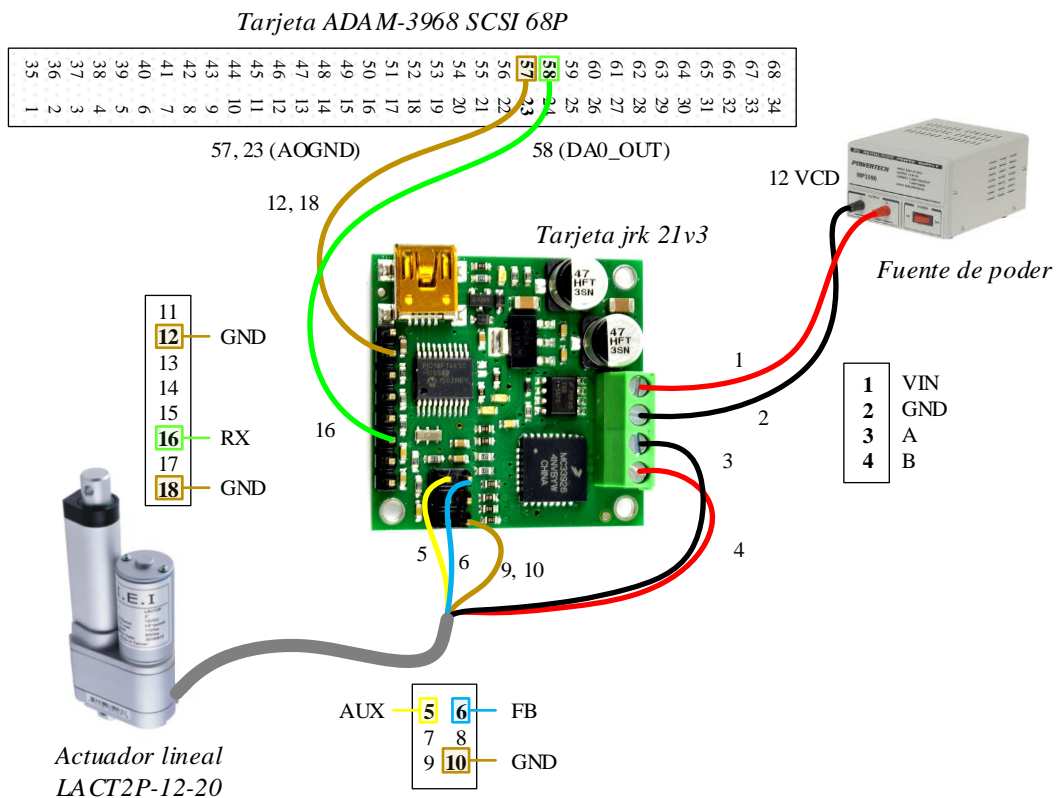


Fig. F.1 Diagrama de conexión de la tarjeta Jrk 21v3 para el sistema de control de posición del actuador lineal LACT2P-12-20.

Las constantes del controlador PID propio de la tarjeta Jrk se ajustaron manualmente según el manual del fabricante [123], con una carga de 2 kg sobre la plataforma del rehabilitador. Las ganancias del controlador obtenidas corresponden a $k_p = 6$, $k_i = 0.06$ y $k_d = 7.5$.

En la Fig. F.2 se presenta el seguimiento de trayectorias para los ejercicios planteados (Tabla F.2). En las gráficas se puede observar un pequeño desfase entre la trayectoria deseada (color negro) y la trayectoria real (color naranja) posiblemente por causa del mecanismo deslizante entre el vástago del actuador lineal y la plataforma del rehabilitador. Los errores absolutos máximos obtenidos oscilan entre 0.17 y 0.3 V.

Tabla F.2 Ejercicios terapéuticos para 7 segundos, $f_s = 1$ kHz y $V = [2.3, 1.2, 3.6]$ V.

Ejercicio	Tipo de movimiento	N_c	Tiempo (s)
E1	Dorsiflexión	2	
E2	Plantarflexión	2	$t = [10, 7, 1, 7, 1]$
E3	Dorsi/plantarflexión	2	
E4	Dorsi/plantarflexión con reposo en V_1	1	$t = [10, 7, 1, 7, 1, 7]$

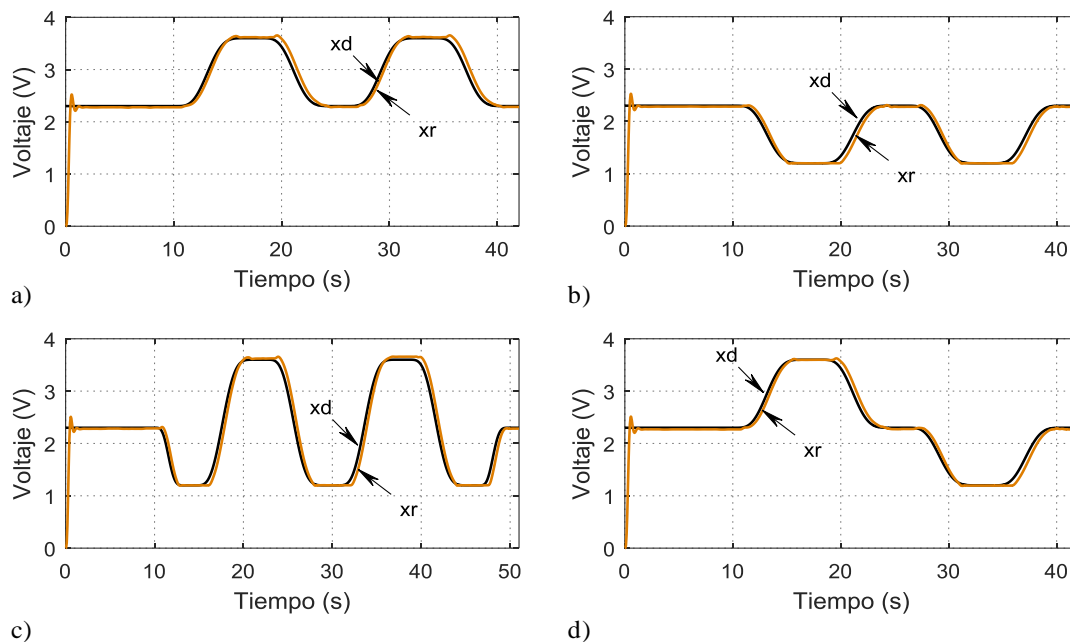


Fig. F.2 Superposición entre la trayectoria deseada, x_d , y la trayectoria real, x_r , de los ejercicios terapéuticos (carga de 2 kg sobre la plataforma del rehabilitador). a) E1 – dorsiflexión; b) E2 – plantarflexión; c) E3 – dorsi/plantarflexión; d) E4 – dorsi/plantarflexión con reposo.

Anexo G Programa de adquisición de señales mioeléctricas

G.1 Introducción

En esta sección se presenta el programa realizado en el entorno Simulink de Matlab® para el envío de la señal de control a la tarjeta Jrk 21v3; la adquisición y registro de las señales sEMG de los músculos del tobillo; y la extracción en tiempo real de los parámetros característicos de las señales sEMG en el dominio del tiempo y en el dominio de la frecuencia.

G.2 Descripción

El programa consta de tres módulos (señal de control, adquisición de señales y extracción de características) y un módulo adicional para finalizar el programa. En la Fig. G.1 se muestra el diagrama de bloques implementado para el envío de la señal de control al rehabilitador CPM de tobillo; y para la adquisición, registro y extracción de características de las señales mioeléctricas.

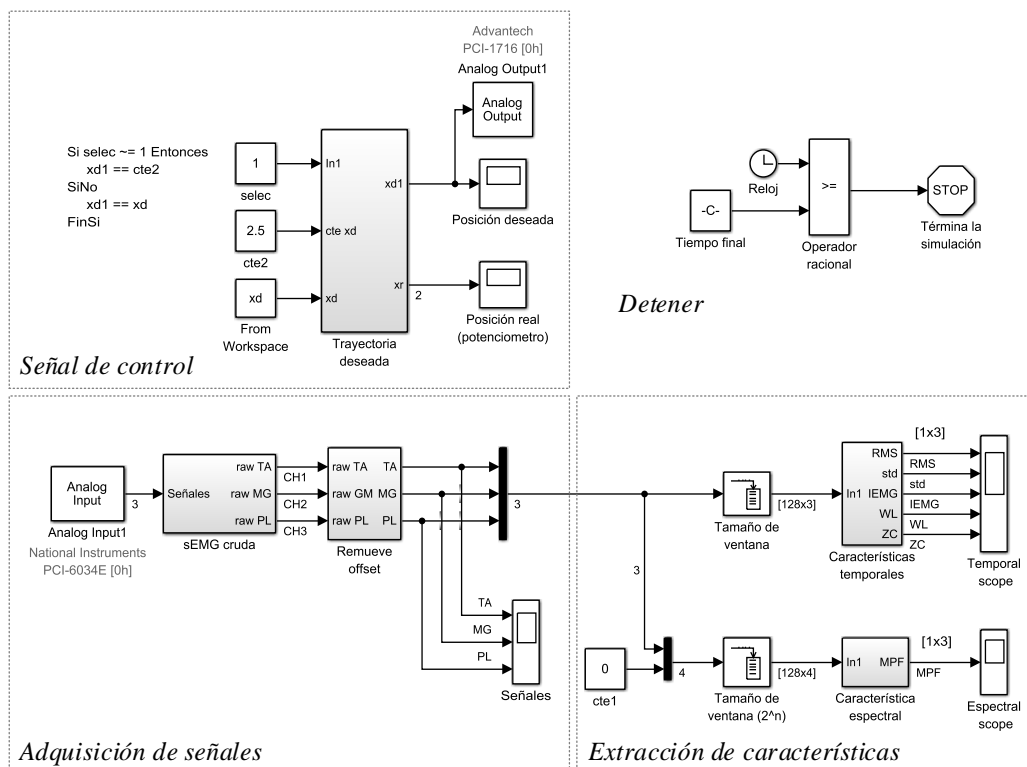


Fig. G.1 Diagrama de bloques para el envío de la señal de control al rehabilitador; y para la adquisición, registro y extracción de características de las señales mioeléctricas de los músculos seleccionados.

El programa se divide a través de distintos niveles en función de los diagramas de bloques que se presentan dentro de los subsistemas principales.

Señal de control. Este módulo se encarga de enviar la señal de control (trayectoria deseada) al rehabilitador CPM de tobillo, a través de la salida analógica DA0_OUT de la tarjeta de adquisición de datos Advantech PCI-1716 a 1 kHz. La señal está determinada por la constante $ct2$ o la variable xd del espacio de trabajo según el valor de la variable $selec$.

Al abrir el subsistema “*Trayectoria deseada*” se presenta el diagrama de bloques encargado de seleccionar la señal de control y adquirir la trayectoria real (señal de retroalimentación del actuador lineal LACT2P-12-20). La señal de retroalimentación es adquirida a través de la entrada analógica AI2 de la tarjeta PCI-1716 a 1 kHz, y es acondicionada por un filtro pasa bajas Butterworth de 4 orden con 10 rad/s. El diagrama de bloques en este segundo nivel se ilustra en la Fig. G.2.

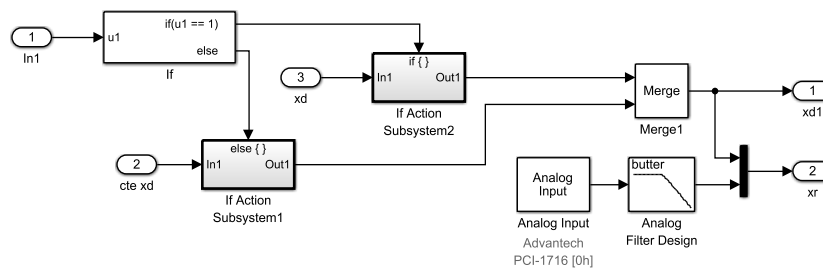


Fig. G.2 Diagrama de bloques del subsistema “*Trayectoria deseada*” en el programa principal.

Finalmente, la trayectoria planificada y la trayectoria real se grafican y se guardan en la variable xd_xr en el espacio de trabajo.

Adquisición de señales. Este módulo se encarga de adquirir las señales mioeléctricas de los músculos de interés (tibial anterior [TA], gastrocnemio medial [MG] y peroneo lateral largo [PL]), desde la tarjeta de adquisición de datos National Instruments PCI-6034E para el registro de señales en tres canales (CH1 – TA, CH2 – MG y CH3 – PL).

En el subsistema “*sEMG cruda*” los datos registrados se dividen de acuerdo al canal que le corresponde como se muestra en la Fig. G.3a. El subsistema “*Remueve offset*” se establece para

acondicionar la señal eliminando el offset al restar el valor medio de la señal cruda a los puntos adquiridos, y para guardar la secuencia de datos registrados (Figs. G.3 y G.4). El vector de señales crudas se almacena en la variable *data* en el espacio de trabajo. El subsistema en este segundo nivel se ilustra en la Fig. G.3b. Por último, las señales acondicionadas se grafican.

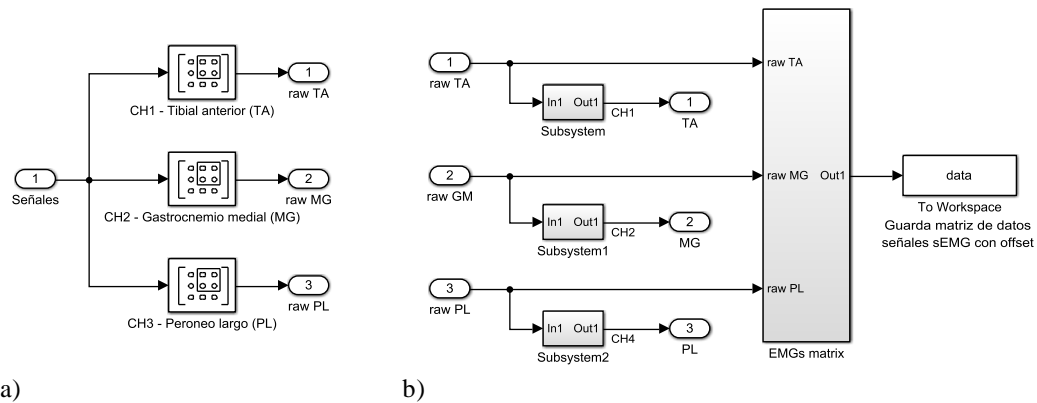


Fig. G.3 Diagrama de bloques del subsistema a) “sEMG cruda” y b) “Remueve offset” en el programa principal.

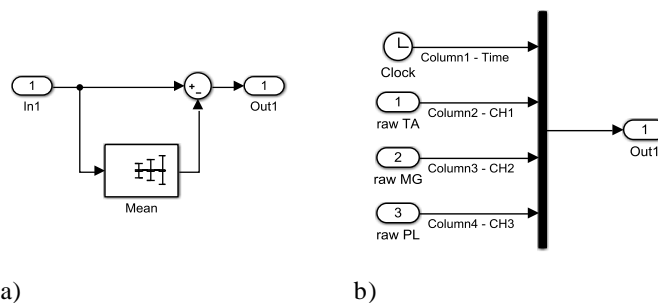


Fig. G.4 Diagrama de bloques del subsistema a) “Subsystem” y b) “EMGs matrix” en el subsistema “Remueve offset”.

Extracción de características. Este módulo se encarga de extraer las características en tiempo real de las señales registradas en el dominio del tiempo (RMS, std, IEMG, WL y ZC) y en el dominio de la frecuencia (MPF).

La segmentación de datos se determina por la técnica de ventanas adyacentes con una longitud de 128 ms (para una frecuencia de muestreo de 1 kHz corresponde a 128 puntos adquiridos). Las características se calculan en su caso por la función *fcn* con frecuencia de 1 kHz (Figs. G.5

y G.6). Finalmente, los vectores característicos se grafican y se almacenan en las variables T y F (características temporales y espectrales, respectivamente) en el espacio de trabajo.

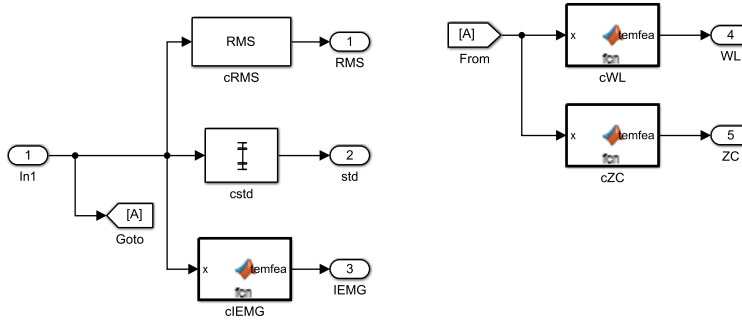


Fig. G.5 Diagrama de bloques del subsistema “*Características temporales*” en el programa principal.

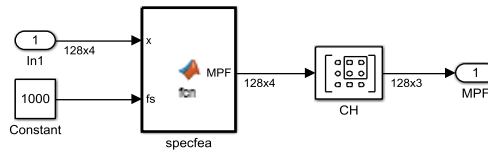


Fig. G.6 Diagrama de bloques del subsistema “*Característica espectral*” en el programa principal.

Detener. Este módulo adicional se encarga de terminar la simulación. El tiempo de simulación lo determina el tiempo final de la señal de control (tiempo de terapia).

Anexo H Corpus de señales

H.1 Introducción

En el siguiente apartado se muestran las señales sEMG de los músculos seleccionados para caracterizar los movimientos de dorsi/plantarflexión de la articulación del tobillo.

H.2 Descripción

El registro de señales se realizó durante el entrenamiento de rehabilitación proporcionado por un dispositivo CPM de tobillo. Las señales de control del rehabilitador corresponden a los ejercicios planteados en la sección 5.3 del Capítulo 5. En la Tabla H.3 se presentan las señales mioeléctricas obtenidas durante los ejercicios implementados para cada grupo (5s y 7s).

Tabla H.3 Corpus de señales, $N_c = 3$, $f_s = 1$ kHz, $V = [2.5, 1.2, 3.6]$ V.

Ejercicio	Tipo de movimiento	Referencia		Tiempo (s)	
		5s	7s	5s	7s
E1	Dorsiflexión	Fig. H.1	Fig. H.5		
E2	Plantarflexión	Fig. H.2	Fig. H.6	$t = [10, 5, 2, 5, 10]$	$t = [10, 5, 2, 5, 10]$
E3	Dorsi/plantarflexión	Fig. H.3	-		
E4	Dorsi/plantarflexión con reposo en V_1	Fig. H.4	Fig. H.7	$t = [10, 5, 2, 5, 2, 5, 2, 5]$	$t = [10, 5, 2, 5, 2, 5, 2, 5]$

Las Figs. H.1 a H.7 se encuentran divididas en cuatro gráficas, la primer gráfica muestra la trayectoria deseada del rehabilitador CPM de tobillo (señal de control), y las gráficas restantes representan los cambios de los potenciales eléctricos con respecto al tiempo (electromiograma) para cada músculo seleccionado de acuerdo al movimiento proporcionado por el rehabilitador (trayectoria deseada). El orden de las gráficas se enlista a continuación:

- Señal de control del rehabilitador CPM de tobillo.
- Electromiograma del músculo tibial anterior (señal sEMG del músculo TA).
- Electromiograma del músculo gastrocnemio medial (señal sEMG del músculo GM).
- Electromiograma del músculo peroneo lateral largo (señal sEMG del músculo PL).

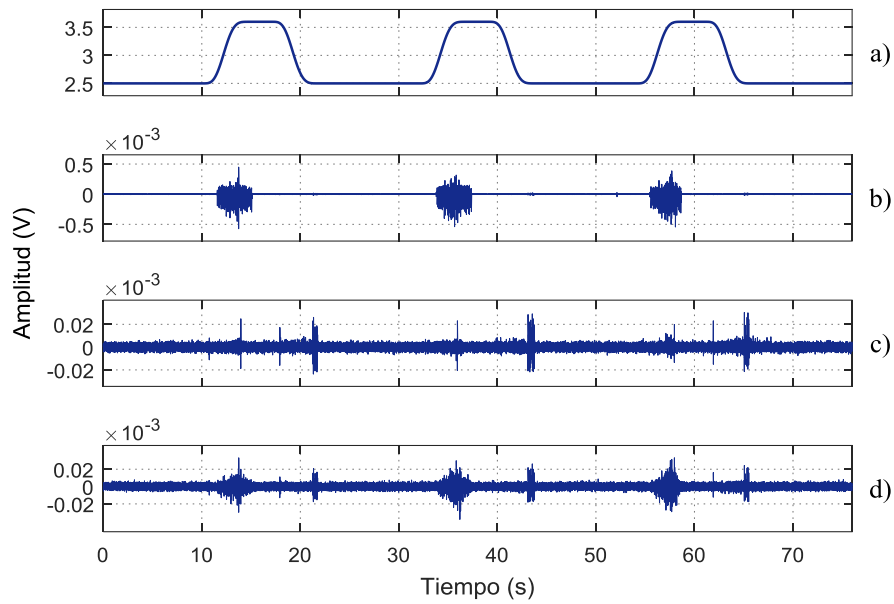


Fig. H.1 Señal de control y señales sEMG de los músculos seleccionados durante el ejercicio E1 a 5s. a) Trayectoria deseada del rehabilitador CPM de tobillo; b) músculo TA; c) músculo GM; d) músculo PL.

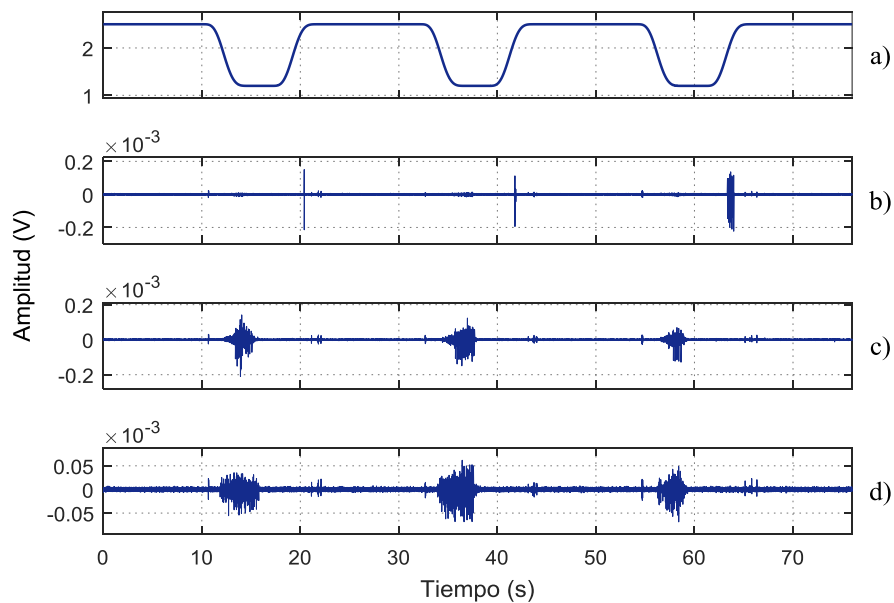


Fig. H.2 Señal de control y señales sEMG de los músculos seleccionados durante el ejercicio E2 a 5s. a) Trayectoria deseada del rehabilitador CPM de tobillo; b) músculo TA; c) músculo GM; d) músculo PL.

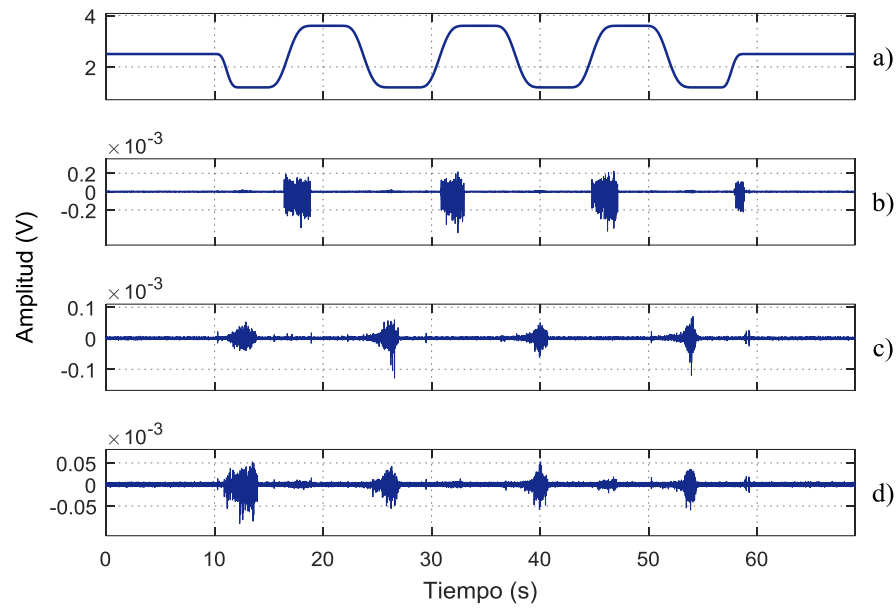


Fig. H.3 Señal de control y señales sEMG de los músculos seleccionados durante el ejercicio E3 a 5s. a) Trayectoria deseada del rehabilitador CPM de tobillo; b) músculo TA; c) músculo GM; d) músculo PL.

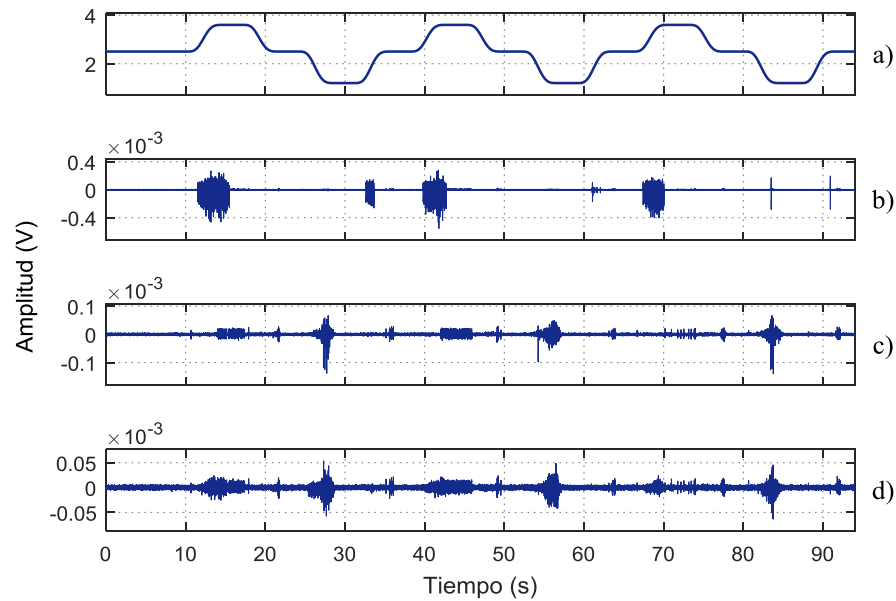


Fig. H.4 Señal de control y señales sEMG de los músculos seleccionados durante el ejercicio E4 a 5s. a) Trayectoria deseada del rehabilitador CPM de tobillo; b) músculo TA; c) músculo GM; d) músculo PL.

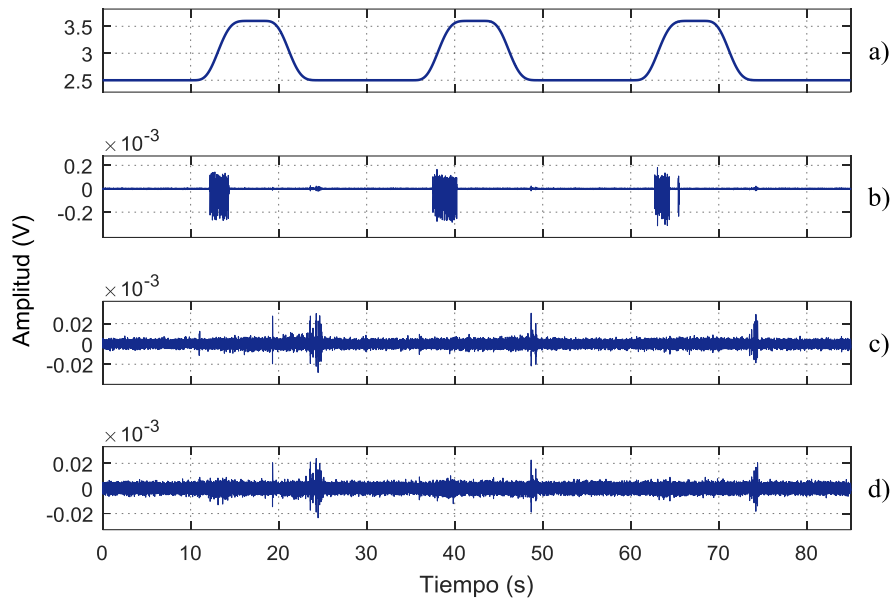


Fig. H.5 Señal de control y señales sEMG de los músculos seleccionados durante el ejercicio E1 a 7s. a) Trayectoria deseada del rehabilitador CPM de tobillo; b) músculo TA; c) músculo GM; d) músculo PL.

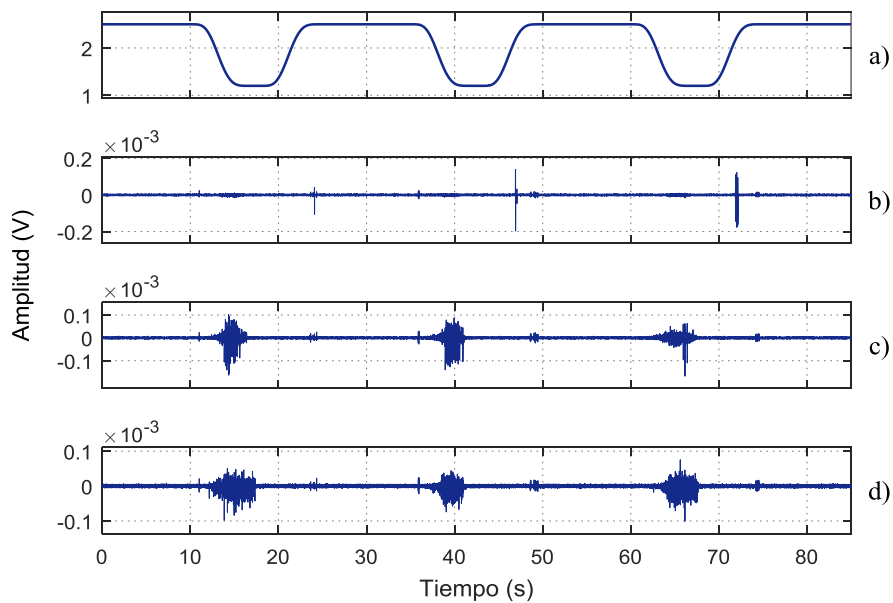


Fig. H.6 Señal de control y señales sEMG de los músculos seleccionados durante el ejercicio E2 a 7s. a) Trayectoria deseada del rehabilitador CPM de tobillo; b) músculo TA; c) músculo GM; d) músculo PL.

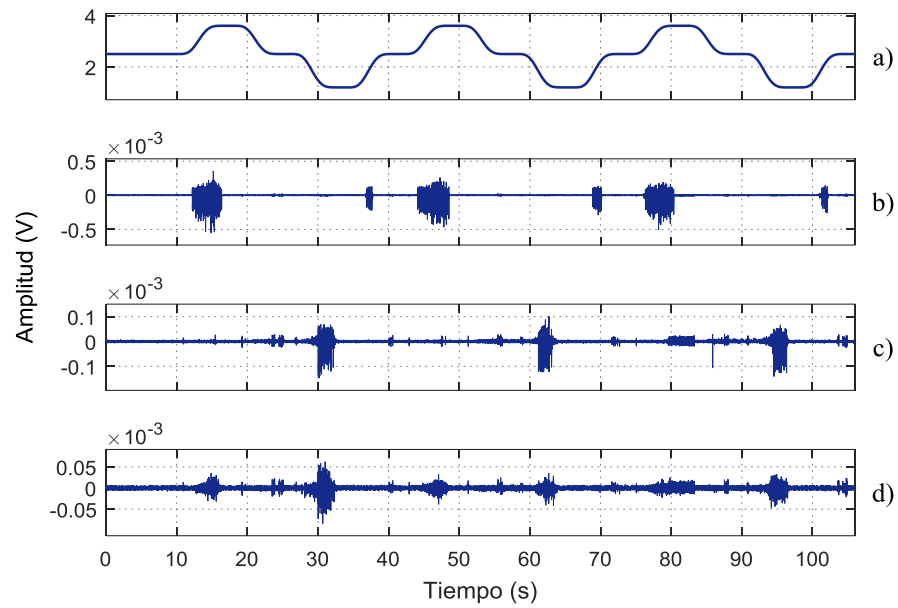


Fig. H.7 Señal de control y señales sEMG de los músculos seleccionados durante el ejercicio E4 a 7s. a) Trayectoria deseada del rehabilitador CPM de tobillo; b) músculo TA; c) músculo GM; d) músculo PL.

cenidet[®]
*Centro Nacional de Investigación
y Desarrollo Tecnológico*