

UNIVERSIDAD DE CUENCA

FACULTAD DE INGENIERÍA
ESCUELA DE INGENIERÍA ELECTRÓNICA Y TELECOMUNICACIONES



“Umbral de detección de la intención de movimiento de los músculos involucrados en la flexo-extensión de la rodilla durante la marcha”

**Trabajo de Titulación previo a la obtención del Título de
Ingeniero en Electrónica y Telecomunicaciones**

Realizado por:

Angel Bolívar Farfán Bernal

CI: 0105405831

Andrés Bolívar Rojas Bustos

CI: 0302708946

Directora: Ing. Sara Wong de Balzán, PhD

P: 081929618

Co-Director: Ing. Luis Ismael Minchala Avila, PhD.

CI: 0301453486

Cuenca - Ecuador

2018

RESUMEN

Esta investigación estudia tres detectores de intención de movimiento de los músculos involucrados en la flexo-extensión de la rodilla durante la marcha, basado en electromiografía superficial (sEMG). El propósito de este estudio consiste en estimar el umbral de detección de la intención de movimiento de nueve músculos específicos.

El sistema de adquisición de datos usado está formado por una tarjeta shield EKG/EMG basada en Arduino Mega. Participaron 21 sujetos (14 hombres), edad (21.52 ± 2.4 años) sin patologías a nivel de la rodilla. Se registraron sEMG de 9 músculos a 1 KHz y 58 ± 3 segundos de duración. Posteriormente, se realizó un estudio de tres detectores: Umbral Simple (D1), Doble Umbral (D2) y Doble Umbral Estadístico (D3). La comparación fue realizada en base a la distancia al punto de detección perfecta (DDP) y tiempo de retardo (T_d), usando una técnica de validación cruzada. D3 presentó un mejor desempeño (SEN: $85,88 \pm 2,18$ %; ESP: $86,1 \pm 3,55$ % T_d : $6,24 \pm 2,42$ ms).

Adicionalmente, se determinó el valor mínimo/deseable de la SNR para una medición confiable de la Frecuencia Media (MNF) de la señal sEMG. Las señales se contaminaron con diferentes niveles de ruido. Los umbrales fueron determinados usando el algoritmo K-medias (Mínimo: 5,51 dB; Deseable 12,28 dB).

El inicio de la contracción muscular está a cargo de activar un dispositivo ortopédico, por lo tanto, una detección precisa de este episodio de contracción muscular es de crucial importancia para asegurar la operación adecuada del dispositivo. El detector D3 cumple estas características y este hallazgo constituye una contribución para el desarrollo del prototipo de exoesqueleto propuesto por el DEET.

Palabras claves: EMG, SNR, MNF, miembros inferiores, umbral, detección de intención de movimiento, marcha, exoesqueleto

ABSTRACT

Three motion intention detectors of the muscles involved in flexion-extension of the knee during gait were studied, based on surface electromyography (sEMG). The purpose of this study is to estimate the detection threshold of the movement intention of nine specific muscles.

We used a sEMG acquisition system formed by an EKG / EMG shield based on Arduino Mega. Participants were 21 subjects (14 men), age (21.52 ± 2.4 years) without pathologies at the level of the knee. sEMG of 9 muscles were recorded at 1 KHz and 58 ± 3 seconds in duration. Subsequently, a study of three detectors was carried out: Single Threshold (D1), Double Threshold (D2) and Double Statistical Threshold (D3). The comparison was made based on the distance to the perfect detection point (DDP) and time delay (T_d), using a cross-validation technique. D3 presented a better performance (SEN: $85.88 \pm 2.18\%$, ESP: $86.11 \pm 3.55\%$ T_d : 6.24 ± 2.42 ms).

Additionally, the minimum / desirable value of the SNR was determined for a reliable measurement of the Medium Frequency (MNF) of the sEMG. The signals were contaminated with different noise levels. The thresholds were determined using the K-means algorithm (Minimum: 5.51 dB, Desirable 12.28 dB).

The beginning of muscle contraction oversees activating an orthopedic device, therefore, an accurate detection of this episode of muscular contraction is of crucial importance to ensure the proper operation of the device. The D3 detector fulfills these characteristics and this finding constitutes a contribution to the development of the exoskeleton prototype proposed by the DEET.

Key words: *EMG, SNR, MNF, lower limbs, threshold, motion intention detection, gait, exoskeleton*



ÍNDICE GENERAL

RESUMEN	2
ABSTRACT.....	3
ÍNDICE GENERAL.....	4
ÍNDICE DE FIGURAS	6
ÍNDICE DE TABLAS.....	9
CLÁUSULA DE PROPIEDAD INTELECTUAL.....	10
CLÁUSULA DE LICENCIA Y AUTORIZACIÓN PARA PUBLICACIÓN EN EL REPOSITORIO INSTITUCIONAL.....	12
DEDICATORIA	16
AGRADECIMIENTO	18
ACRÓNIMOS.....	20
CAPÍTULO 1	23
1. INTRODUCCIÓN	23
CAPÍTULO 2	25
2. BASES FISIOLÓGICAS	25
2.1. El electromiograma (EMG)	25
2.2. Registro del EMG de Superficie	26
2.3. Mecanismo de la Marcha Humana	28
2.4. Patologías	33
CAPÍTULO 3	35
3. ADQUISICIÓN DE EMG Y PROTOCOLO CLÍNICO	35
3.1. Transductor	35
3.2. Amplificación y acondicionamiento	36
3.3. Convertidor A/D	38
3.4. Visualización	39
3.5. Sistema de adquisición DEET	39
3.6. Protocolo Clínico	41
CAPÍTULO 4	43
4. PROCESAMIENTO DE LA SEÑAL EMG	43
4.1. Relación señal a ruido (SNR) y Frecuencia Media del espectro de potencia (MNF)	43
4.2. Umbral de detección	52
CAPÍTULO 5	64
5. RESULTADOS	64
5.1. Parámetros Temporales	64
5.2. SNR y MNF	68
5.3. Umbral de detección	73
CAPÍTULO 6	85



6. CONCLUSIONES	85
ANEXOS	87
A. CONSENTIMIENTO INFORMADO	87
REFERENCIAS.....	88

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 2-1: Potencial de Acción de la Unidad Motora	26
Figura 2-2: Ejemplo de una señal EMG Superficial.....	26
Figura 2-3: Posición ideal de electrodos (dos superficies de detección)	27
Figura 2-4: Configuración bipolar	28
Figura 2-5: Ciclo de marcha	28
Figura 2-6: Músculo Semimembranoso.....	29
Figura 2-7: Músculo Semitendinoso	30
Figura 2-8: Bíceps Crural	30
Figura 2-9: Recto Anterior	31
Figura 2-10: Vasto interno	31
Figura 2-11: Vasto externo	32
Figura 2-12: Tensor de la fascia lata	32
Figura 2-13: Sartorio	33
Figura 2-14: Poplíteo.....	33
Figura 3-1: Etapas de la adquisición de las señales EMG	35
Figura 3-2: Electrodo de superficie.....	36
Figura 3-3: Electrodo EMG activo	36
Figura 3-4: Cable electrodo EMG pasivo	39
Figura 3-5: Tarjeta SHIELD-EKG-EMG.....	40
Figura 3-6: Arduino Mega.....	41
Figura 3-7: Ubicación de los electrodos	42
Figura 3-8: Marcha pausada	42
Figura 4-1: Ejemplo de señal EMG y sus anotaciones.....	45
Figura 4-2: Etapas de procesamiento.	51
Figura 4-3: Pasos del algoritmo K-medias.....	52
Figura 4-4: Procesamiento de las señales EMG	53
Figura 4-5: Respuesta del filtro pasa alto	54
Figura 4-6: Respuesta del filtro pasa bajo.....	55
Figura 4-7: Respuesta del filtro pasa banda.....	55
Figura 4-8: Señal filtrada-normalizada	57
Figura 4-9: Señal rectificada con el detector D1.....	58
Figura 4-10: Señal rectificada con el detector D2.....	59

Figura 4-11: Señal rectificada con el detector D3.....	60
Figura 4-12: Ilustración de indicadores al comparar la anotación con la detección obtenida (Voltaje vs Tiempo).	61
Figura 4-13: Detección de contracción muscular al comparar la señal con un umbral.	62
Figura 4-14: Diagrama de bloques de la metodología utilizada. DDP: distancia al punto de detección perfecta, T_d : tiempo de retardo.....	63
Figura 5-1: Parámetros temporales.....	64
Figura 5-2: Regresión lineal (RMS vs SNR).....	66
Figura 5-3: Regresión lineal (VMA vs SNR).....	67
Figura 5-4: Regresión lineal (VMAD vs SNR).....	67
Figura 5-5: Regresión lineal (VAR vs SNR).....	68
Figura 5-6: Simulación en los músculos: a) RA, b) VE, c) VI, d) S, e) TFL, f) BC, g) ST, h) SM, i) P.....	69
Figura 5-7: Simulación de la MNF vs SNR para los músculos a) RA, b) VE, c) VI, d) S, e) TFL, f) BC, g) ST, h) SM, i) P.	70
Figura 5-8: MNF vs SNR para los músculos a) RA, b) VE, c) VI, d) S, e) TFL, f) BC, g) ST, h) SM, i) P.....	71
Figura 5-9: Curvas ROC del detector D1 obtenidas para diferentes longitudes de la ventana W	73
Figura 5-10: Curvas ROC del detector D2 obtenidas para diferentes umbrales (r_0).....	74
Figura 5-11: Curvas ROC del detector D2 obtenidas para diferentes longitudes de la ventana de observación (m).....	75
Figura 5-12: Curvas ROC del detector D2 obtenidas para diferentes longitudes de la ventana de post procesamiento (k).....	75
Figura 5-13: Curvas ROC del detector D3 obtenidas para diferentes umbrales (r_0).....	76
Figura 5-14: Curvas ROC del detector D3 obtenidas para diferentes longitudes de la ventana de observación (m).....	77
Figura 5-15: Curvas ROC del detector D3 obtenidas para diferentes longitudes de la ventana de post procesamiento (k).....	77
Figura 5-16: Diagramas de Caja de Sensibilidad.....	80



Figura 5-17: Diagramas de Caja de Especificidad 81

Figura 5-18: Diagramas de Caja Tiempo de Retardo..... 81

Figura 5-19: Diagramas de Caja Distancia al Punto Perfecto 82

Figura 5-20: Diagramas de caja umbral óptimo..... 82

Figura 5-21: Estimación de los tres detectores, en comparación con la
anotación respectiva 83

Figura 5-22: Comparación de los tres detectores sobre las señales rectificadas.
..... 83

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 4-1: Valores de frecuencia media reportados en la literatura	50
Tabla 4-2: Bandas de frecuencia de señales EMG de miembros inferiores.....	56
Tabla 5-1: Correlación entre parámetros temporales incluyendo el SNR.....	65
Tabla 5-2: Valores promedio de SNR y MNF para cada músculo	68
Tabla 5-3: Valores de SNR y MNF para las señales EMG Simuladas	71
Tabla 5-4: Valores de MNF y SNR para las señales EMG reales	72
Tabla 5-5: Desempeño del detector D1 sin validación cruzada.....	74
Tabla 5-6: Desempeño del detector D2 sin validación cruzada.....	76
Tabla 5-7: Desempeño del detector D3 sin validación cruzada.....	78
Tabla 5-8: Desempeño del detector D1 con validación cruzada	78
Tabla 5-9: Desempeño del detector D2 con validación cruzada	78
Tabla 5-10: Desempeño del detector D3 con validación cruzada	79
Tabla 5-11: Umbrales promedio obtenidos para cada músculo con los Detectores propuestos	80

Cláusula de Propiedad Intelectual



Universidad de Cuenca
Cláusula de Propiedad Intelectual

Yo, ANGEL BOLÍVAR FARFÁN BERNAL, autor del trabajo de titulación "UMBRAL DE DETECCIÓN DE LA INTENCIÓN DE MOVIMIENTO DE LOS MÚSCULOS INVOLUCRADOS EN LA FLEXO EXTENSIÓN DE LA RODILLA DURANTE LA MARCHA" certifico que todas las ideas, opiniones y contenidos expuestos en la presente investigación son de exclusiva responsabilidad de su autor.

Cuenca, 19 de Marzo del 2018.

A handwritten signature in blue ink, appearing to read "Angel Bolívar Farfán Bernal", written over a horizontal line.

ANGEL BOLÍVAR FARFÁN BERNAL

C.I: 010540583-1

Cláusula de Propiedad Intelectual



Universidad de Cuenca
Cláusula de Propiedad Intelectual

Yo, ANDRÉS BOLÍVAR ROJAS BUSTOS, autor del trabajo de titulación "UMBRAL DE DETECCIÓN DE LA INTENCIÓN DE MOVIMIENTO DE LOS MÚSCULOS INVOLUCRADOS EN LA FLEXO EXTENSIÓN DE LA RODILLA DURANTE LA MARCHA" certifico que todas las ideas, opiniones y contenidos expuestos en la presente investigación son de exclusiva responsabilidad de su autor.

Cuenca, 19 de Marzo del 2018.

A handwritten signature in blue ink, reading "Andrés Rojas", written over a horizontal line.

ANDRÉS BOLÍVAR ROJAS BUSTOS

C.I: 030270894-6

Cláusula de licencia y autorización para publicación en el Repositorio Institucional



Universidad de Cuenca

Cláusula de licencia y autorización para publicación en el Repositorio Institucional

Yo, ANGEL BOLÍVAR FARFÁN BERNAL, en calidad de autor y titular de los derechos morales y patrimoniales del trabajo de titulación "UMBRAL DE DETECCIÓN DE LA INTENCIÓN DE MOVIMIENTO DE LOS MÚSCULOS INVOLUCRADOS EN LA FLEXO EXTENSIÓN DE LA RODILLA DURANTE LA MARCHA", de conformidad con el Art. 114 del CÓDIGO ORGÁNICO DE LA ECONOMÍA SOCIAL DE LOS CONOCIMIENTOS, CREATIVIDAD E INNOVACIÓN reconozco a favor de la Universidad de Cuenca una licencia gratuita, intransferible y no exclusiva para el uso no comercial de la obra, con fines estrictamente académicos.

Asimismo, autorizo a la Universidad de Cuenca para que realice la publicación de este trabajo de titulación en el repositorio institucional, de conformidad a lo dispuesto en el Art. 144 de la Ley Orgánica de Educación Superior.

Cuenca, 19 de Marzo del 2018.

A handwritten signature in blue ink, appearing to read 'Angel Bolívar Farfán Bernal', written over a horizontal line.

ANGEL BOLÍVAR FARFÁN BERNAL

C.I: 010540583-1

Cláusula de licencia y autorización para publicación en el Repositorio Institucional



Universidad de Cuenca

Cláusula de licencia y autorización para publicación en el Repositorio Institucional

Yo, ANDRÉS BOLÍVAR ROJAS BUSTOS, en calidad de autor y titular de los derechos morales y patrimoniales del trabajo de titulación "UMBRAL DE DETECCIÓN DE LA INTENCIÓN DE MOVIMIENTO DE LOS MÚSCULOS INVOLUCRADOS EN LA FLEXO EXTENSIÓN DE LA RODILLA DURANTE LA MARCHA", de conformidad con el Art. 114 del CÓDIGO ORGÁNICO DE LA ECONOMÍA SOCIAL DE LOS CONOCIMIENTOS, CREATIVIDAD E INNOVACIÓN reconozco a favor de la Universidad de Cuenca una licencia gratuita, intransferible y no exclusiva para el uso no comercial de la obra, con fines estrictamente académicos.

Asimismo, autorizo a la Universidad de Cuenca para que realice la publicación de este trabajo de titulación en el repositorio institucional, de conformidad a lo dispuesto en el Art. 144 de la Ley Orgánica de Educación Superior.

Cuenca, 19 de Marzo del 2018.

A handwritten signature in blue ink, appearing to read 'Andrés Bolívar Rojas Bustos', written over a horizontal line.

ANDRÉS BOLÍVAR ROJAS BUSTOS

C.I: 030270894-6



Certifico que el trabajo de titulación "UMBRAL DE DETECCIÓN DE LA INTENCIÓN DE MOVIMIENTO DE LOS MÚSCULOS INVOLUCRADOS EN LA FLEXO EXTENSIÓN DE LA RODILLA DURANTE LA MARCHA" ha sido desarrollado por los señores estudiantes: Angel Bolívar Farfán Bernal con C.I: 0105405831 y Andrés Bolívar Rojas Bustos C.I: 0302708946.

Cuenca, 19 de Marzo del 2018.

Ing. Sara Wong. Ph.D.

DOCENTE DE LA UNIVERSIDAD DE CUENCA

DIRECTORA DEL TRABAJO DE TITULACIÓN

Certifico que el trabajo de titulación “UMBRAL DE DETECCIÓN DE LA INTENCIÓN DE MOVIMIENTO DE LOS MÚSCULOS INVOLUCRADOS EN LA FLEXO EXTENSIÓN DE LA RODILLA DURANTE LA MARCHA” ha sido desarrollado por los señores estudiantes: Angel Bolívar Farfán Bernal con C.I: 0105405831 y Andrés Bolívar Rojas Bustos con C.I: 0302708946.

Cuenca, 19 de Marzo del 2018.



Ing. Ismael Minchala A, Ph.D.

DOCENTE DE LA UNIVERSIDAD DE CUENCA
CO-DIRECTOR DEL TRABAJO DE TITULACIÓN

Dedicatoria

Este trabajo va dedicado a las personas que a pesar de todo siempre me han motivado y apoyado de una u otra manera.

Principalmente a mis padres Redentor Farfán y Magdalena Bernal quienes con su amor, consejos y enseñanzas me han permitido mantenerme firme y alcanzar este objetivo.

A mis hermanos Emilio, Lourdes, Ana, Marlene y Tania por su ejemplo y apoyo incondicional.

A mi sobrino Alexander quien, con sus sonrisas, sus travesuras y ocurrencias me motiva a buscar un futuro mejor y ser un gran ejemplo.

A mi abuelita Lucía por sus palabras alentadoras, quien conjuntamente con mi abuelito, que en paz descanse, estarán muy orgullosos de tener a uno de sus nietos con formación profesional.

Finalmente, de manera especial a Andrea Chica por estos años de apoyo y cariño.

Angel Bolívar Farfán Bernal

Dedicatoria

A mis padres: Gil y Teresita, que siempre han sido un gran apoyo de forma incondicional para mi formación académica y personal, también a mis hermanas, quienes me supieron dar ánimos en todo momento a lo largo de mi proceso de estudio.

Este trabajo está dedicado a todas las personas que han tenido confianza en mis capacidades tanto de estudiante, así como de futuro ingeniero, espero cumplir todas sus expectativas y alcanzar nuevas metas tanto en el ámbito personal como el profesional.

Finalmente, a todas las personas que han sido parte de mi formación durante estos años de esfuerzo y lucha constante, me inculcaron honestidad, integridad y sobre todo la habilidad de enfrentar problemas y resolverlos de forma eficiente.

Andrés Bolívar Rojas Bustos

Agradecimiento

Quiero aprovechar este espacio para expresar mis más sinceros agradecimientos a todas aquellas personas sin las cuales no habría sido posible alcanzar este objetivo.

En primera instancia quiero agradecer a mis abuelos, padres y hermanos, quienes con su apoyo y palabras de aliento durante esta etapa hicieron que el camino sea más fácil a pesar de las dificultades que se presentaban.

A mi compañero de tesis y amigo Andrés Rojas quien, con su dedicación y gran trabajo en equipo, permitió culminar este trabajo en un feliz término.

A nuestra directora de tesis, Ing. Sara Wong, por formar parte del desarrollo de este trabajo, por las dudas resueltas, por el constante apoyo, tiempo, conocimientos y la disposición para enseñar, haciendo posible la realización de este trabajo.

Finalmente, quiero culminar agradeciendo al Ing. Luis Minchala y al Ing. Esteban Mora por sus importantes sugerencias y ayuda durante el registro de las señales y el apoyo incondicional durante la ejecución del trabajo de titulación.

Angel Bolívar Farfán Bernal

Agradecimiento

Gracias a nuestros profesores, que han sabido brindarnos herramientas útiles para nuestro futuro como ingenieros, en especial a mi directora de tesis, Ing. Sara Wong, que ha sido fundamental para el desarrollo de este trabajo, ella nos ha apoyado constantemente a lo largo de este proceso, a nuestro co-director, Ing. Ismael Minchala, que nos supo brindar nuevas perspectivas y sugerencias que permitieron mejorar nuestro trabajo, y también a mi amigo y compañero de tesis Angel ya que esto fue un trabajo en conjunto.

Por último, agradezco al Ing. Esteban Mora que nos supo guiar y apoyar durante todo el proceso de elaboración de este trabajo, así también a la Lcda. Verónica Cárdenas que nos apoyó en el proceso de adquisición de señales conjuntamente con el Dr. Jorge Barreto, todos formaron parte de este equipo de investigación que supo brindarnos su apoyo en cada momento durante el desarrollo de este proyecto.

Andrés Bolívar Rojas Bustos

ACRÓNIMOS

BC	Bíceps Crural
CAF	Clúster de Altas Frecuencias
CBF	Clúster de Bajas Frecuencias
CWT	Continous Wavelet Transform
DEET	Departamento de Ingeniería Eléctrica, Electrónica y Telecomunicaciones
EKG/ECG	Electrocardiografía
EMG	Electromiografía
fc	Frecuencia de corte
FFT	Fast Fourier Transform
MNF	Mean Frequency of Power Spectrum
MNFu	Frecuencia media umbral
MUAP	Potencial de acción de la unidad motora
OMS	Organización Mundial de la Salud
P	Poplíteo
PSD	Power Spectrum Density
RA	Recto Anterior
RMS	Root Mean Square
S	Sartorio
sEMG	EMG Superficial
SM	Semimembranoso
SNC	Sistema Nervioso Central
SNR	Signal to Noise Ratio
ST	Semitendinoso
STFT	Short Time Fourier Transform
TFL	Tensor de la Fascia Lata
VE	Vasto Externo
VI	Vasto Interno
WSS	Wide Sense Stationary

“Umbral de detección de la intención de movimiento de los músculos involucrados en la flexo-extensión de la rodilla durante la marcha”



CAPÍTULO 1

1. INTRODUCCIÓN

La Organización Mundial de la Salud (OMS) por medio de la encuesta del 2011 indica que cerca de 110 millones de personas han perdido más del 50% de movilidad de su cuerpo. Dentro de este grupo es común encontrar que la articulación de la rodilla ha sufrido algún tipo de patología que afecta su normal desempeño, ya sea por desgaste natural del cuerpo, accidentes, lesiones por actividades deportivas o enfermedades crónicas (Alves, Uribe-Quevedo, Silva, & Filho, 2014). En consecuencia, es importante la evolución en el diseño y construcción de mecanismos que asistan a personas que tengan algún grado de discapacidad en las extremidades inferiores, más allá del contexto de aquellos dispositivos que brindan un movimiento no natural tales como sillas de rueda, muletas, entre otros (Li et al., 2016).

El exoesqueleto surge como una herramienta prometedora dentro de la rehabilitación física con el objetivo de recuperar o mejorar la movilidad en las piernas. Dentro de este campo, existen varias propuestas como un sistema de control generalizado para exoesqueletos de extremidad inferior basado en control híbrido presentado en (Oh et al., 2015), además del análisis de características de diseño de dispositivos de asistencia de la extremidad inferior presentados en (Li et al., 2016).

En (Ren & Zhang, 2014) se describe el diseño de un dispositivo para rehabilitación de rodilla llamado FEXO, en donde se habla de la interacción entre el exoesqueleto y el paciente, concluyendo que la estimulación eléctrica funcional mejora la rehabilitación física. En (Beil, Perner, & Asfour, 2015) también se describe el diseño de un exoesqueleto de 3 grados de libertad, KIT-EXO-1, y su estrategia de mando basada en control de fuerza, con el propósito de analizar la interacción que existe entre el hombre y la máquina para que el dispositivo pueda adaptarse a la necesidad de movimiento del usuario. Los resultados de interacción exoesqueleto-paciente muestran una integración no-agresiva para el usuario.

El presente trabajo de titulación pretende estimar el umbral de detección de la intención de movimiento de nueve de los músculos involucrados en la flexo-extensión de la rodilla durante la marcha, ya que es un antecedente indispensable para el desarrollo del proyecto denominado “Prototipo de Exoesqueleto usable en las extremidades inferiores, mediante la utilización de algoritmos de control adaptativos” desarrollado en el Departamento de Ingeniería Eléctrica, Electrónica y Telecomunicaciones (DEET) de la Universidad de Cuenca. Este proyecto está dirigido a “personas que han sufrido alguna disminución en la capacidad de movimiento de sus extremidades inferiores, específicamente a nivel de la articulación de rodilla, pudiendo incluso

presentar pérdida de funcionalidad en actividad muscular. Por esta razón, se busca que el sistema pueda interpretar la interacción que existe con la persona que lo usa.

El dispositivo que será desarrollado por el DEET propone realizar actividades de rehabilitación mediante un sistema de control local supervisado remotamente por personal médico. El prototipo está destinado a asistir a personas con discapacidad en el movimiento de flexión-extensión de la articulación de rodilla, proponiendo un sistema de control para la gestión de los movimientos del exoesqueleto en tres rutinas pre programadas: entrenamiento isométrico, terapia de relajación y caminata asistida.”

Previo a la implementación del exoesqueleto, se propone desarrollar un detector de intención de movimiento basado en la adquisición y procesamiento de señales electromiográficas (EMG), para lo cual es necesario validar la instrumentación disponible para el proyecto, provisto por el DEET. La propuesta incluye registrar una base de datos de señales EMG de nueve músculos específicos durante la marcha a partir de sujetos sin patologías a nivel de la rodilla, además caracterizar los filtros y estimar los umbrales de detección para cada uno de los músculos bajo estudio. Finalmente, determinar el valor del SNR mínimo/deseable para lograr una medida de la frecuencia media (MNF) confiable.

El presente reporte técnico está organizado de la siguiente forma: el segundo capítulo presenta las bases fisiológicas de las señales EMG, el tercer capítulo detalla el proceso de adquisición de las señales EMG, junto al protocolo clínico que ha sido aplicado. El cuarto capítulo presenta el procesamiento de señales, además se incluye la metodología utilizada para determinar cada parámetro temporal, SNR, umbrales, etc. En el capítulo cinco se discuten los resultados correspondientes al cuarto capítulo, y finalmente en el capítulo seis se presentan las conclusiones de este trabajo de titulación.

CAPÍTULO 2

2. BASES FISIOLÓGICAS

El estudio de las señales EMG implica comprender la actividad muscular y la generación de las señales bioeléctricas. Así mismo, implica conocer cómo mecanismos específicos y fenómenos influyen en las señales. Estos conceptos son familiares para fisiólogos e ingenieros y están asociados estrictamente al concepto del sistema como un conjunto de entradas, funciones de transferencia y salidas. A continuación, se provee una descripción básica del sistema fisiológico cuya salida es la señal sEMG detectada (Moritani, Stegeman, & Merletti, 2004).

La señal eléctrica producida durante la activación muscular, conocida como señal mioeléctrica, se produce a partir de pequeñas corrientes eléctricas generadas por el intercambio de iones a través de las membranas musculares y es detectable con ayuda de electrodos que pueden ser superficiales o de aguja.

Este capítulo describe la actividad eléctrica muscular y los músculos involucrados en la flexo-extensión de la rodilla durante la marcha.

2.1. El electromiograma (EMG)

Las señales EMG se generan por la actividad eléctrica de las fibras musculares activas durante una contracción. Las fuentes de señal se encuentran en las zonas despolarizadas de las fibras musculares. Las fuentes de la señal están separadas de los electrodos de registro por los tejidos biológicos, que actúan como filtros pasa bajo espaciales en la distribución de potencial (espacial) (Farina, Merletti, & Stegeman, EMG Signal Generation, 2004).

Antes de considerar el registro de señales EMG, es apropiado recalcar algunas características anatómicas y fisiológicas relevantes. El movimiento del cuerpo humano es posible a través de los músculos en coordinación con el cerebro. Siempre que se recluten los músculos del cuerpo para una cierta actividad, el cerebro envía señales de excitación a través del sistema nervioso central (SNC). Los músculos están inervados en grupos llamados unidades motoras. Una unidad motora es el punto de unión donde se encuentran la neurona motora y las fibras musculares. Cuando la unidad motora está activada, produce un potencial de acción de la unidad motora (MUAP, por sus siglas en inglés). Un ejemplo de MUAP se tiene en la Figura 2-1, en la que se observa el proceso de adquisición a partir de las neuronas motoras, la señal cruda EMG debe pasar a través de una descomposición con el fin de obtener los MUAPs individuales.

En términos técnicos, siempre que sea necesario generar mayor fuerza, la excitación desde el SNC aumenta, se activan más unidades motoras y la tasa de disparo de todas las unidades aumenta, dando como resultado amplitudes de señal EMG altas (Muhammad, 2012).

En la Figura 2-2 se puede observar un ejemplo de señal EMG superficial, en esta se puede notar la amplitud en milivoltios (mV).

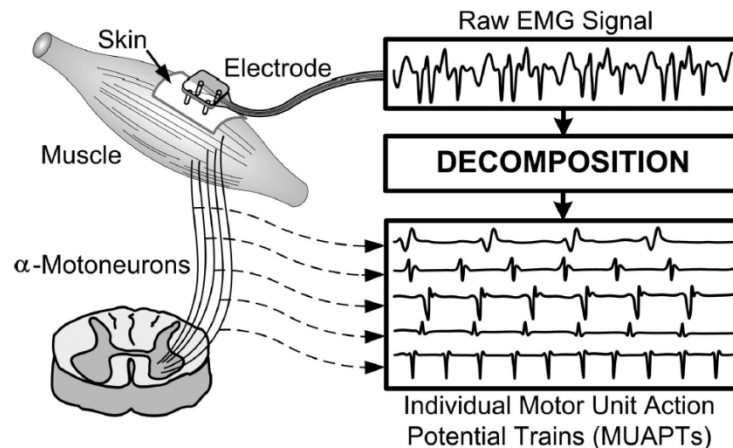


Figura 2-1: Potencial de Acción de la Unidad Motora (Muhammad, 2012)

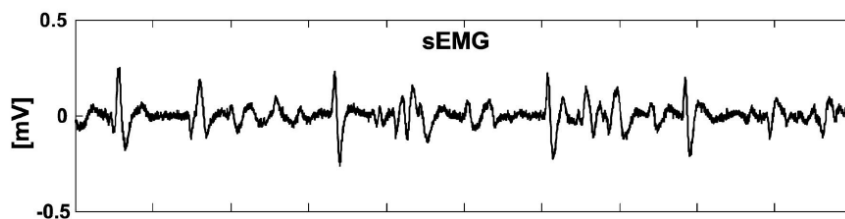


Figura 2-2: Ejemplo de una señal EMG Superficial

2.2. Registro del EMG de Superficie

2.2.1. Localización de los Electrodo

En muchos casos, dos superficies de detección (o electrodos EMG) están colocados sobre la piel en una configuración bipolar. Para adquirir la mejor señal posible, el electrodo EMG debe estar colocado en una localización apropiada entre la unidad motora y la inserción tendinosa del músculo, a lo largo de la línea media longitudinal del músculo. La distancia entre el centro de los electrodos debería ser de 1-2 cm. El eje longitudinal de los electrodos debe estar paralelo a la longitud de las fibras musculares (Muhammad, 2012).

La Figura 2-3 presenta la colocación apropiada de electrodos. Cuando se colocan de esta forma, las superficies de detección interceptan la mayor parte de las mismas fibras musculares, y como resultado, se observa una señal superpuesta mejorada.

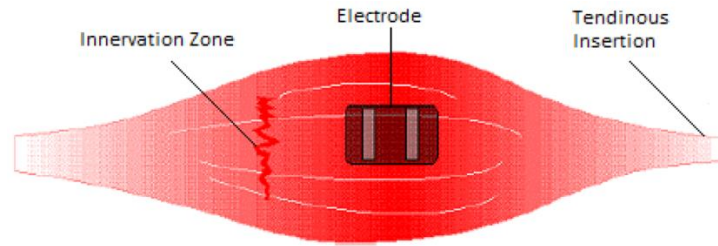


Figura 2-3: Posición ideal de electrodos (dos superficies de detección)
(Muhammad, 2012)

Los electrodos no deben colocarse en el tendón, ni en el borde del músculo, ni cerca del mismo. Las fibras musculares se vuelven más delgadas y más pequeñas cuando se acercan al tendón del músculo, lo cual resulta en una débil señal de EMG, demostrando que la colocación de electrodos cerca del tendón no es factible. Si el electrodo se coloca en el borde del músculo, las posibilidades de diafonía de otros músculos aumentarán considerablemente, y la señal resultante será alterada por las de otros músculos (Muhammad, 2012).

La señal de las superficies de detección se obtiene con respecto a una referencia. Un electrodo EMG de referencia actúa como tierra para esta señal. Debe ser colocada lejos de las superficies detectoras, sobre un tejido eléctricamente neutro.

Cuando se aplican electrodos superficiales, la distancia entre la fuente y el punto de detección es significativa, por lo que el efecto de filtrado pasa bajo se vuelve relevante. Para eliminar los componentes del modo común causados por interferencia técnica (como una línea de alimentación) y para compensar parcialmente el efecto de filtrado de paso bajo de las fuentes y electrodos de separación de tejidos, las señales superficiales generalmente se detectan como una combinación lineal de las señales grabadas en diferentes electrodos. La forma más simple es la detección diferencial, el montaje bipolar clásico (Clancy, Farina, & Filligoi, 2004).

2.2.2. Configuración Bipolar

Esta configuración es usada para adquirir la señal EMG utilizando dos superficies detectoras con la ayuda de un electrodo de referencia. Las señales de las superficies están conectadas a un amplificador diferencial, separadas 1-2 cm entre ellas. El amplificador diferencial suprime las señales de ruido común en ambas entradas y amplifica la diferencia. La configuración se muestra en la Figura 2-4 (Muhammad, 2012).

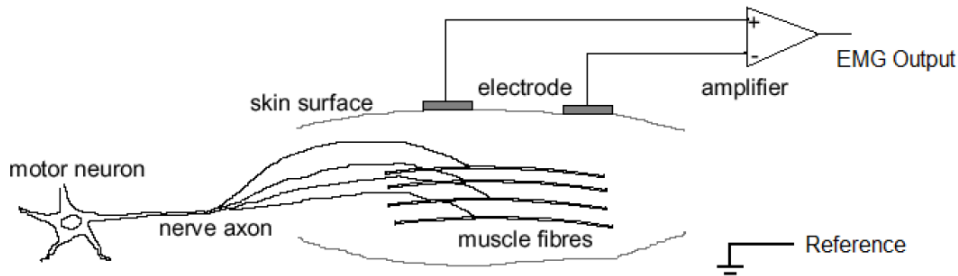


Figura 2-4: Configuración bipolar (Muhammad, 2012)

2.3. Mecanismo de la Marcha Humana

La marcha humana es una forma de locomoción bípeda que presenta una actividad alternada de los miembros inferiores. Su característica más importante es la sucesión de doble apoyo y apoyo unipodal, es decir que durante la marcha el suelo nunca deja de ser el punto de apoyo principal; a diferencia de la carrera o el salto, que tienen fases aéreas, en las que el cuerpo queda suspendido por un momento.

El ciclo de marcha es la sucesión de acontecimientos que tienen lugar desde el contacto de un talón con el suelo, hasta el siguiente contacto del mismo talón con el suelo, como se puede observar en la Figura 2-5. Durante un ciclo de marcha completo, cada miembro inferior considerado pasa por dos fases:

- Fase de apoyo:** en la cual el pie de referencia está en contacto con el suelo.
- Fase de oscilación:** en la que el pie de referencia está suspendido en el aire.

La fase de apoyo constituye alrededor del 60% del ciclo y la fase de oscilación o balanceo representa el 40% restante (Sanz, 2011). El estudio realizado en este trabajo se centra en la flexo-extensión de la rodilla, que constituye un factor biomecánico tanto en la fase de apoyo como en la de oscilación.

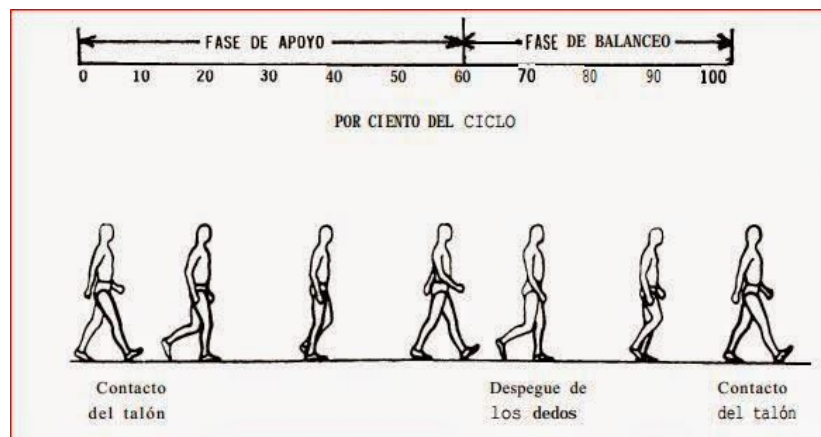


Figura 2-5: Ciclo de marcha (Sanz, 2011)

Los músculos involucrados en la flexo-extensión de la rodilla se dividen en tres grupos: flexores, extensores y los que producen la rotación externa e interna (S. P. Sonia, n.d.).

2.3.1. Flexores

Situados en la parte posterior del muslo, es donde se localizan los isquiotibiales.

Isquiotibiales: Su nombre radica del origen y de la inserción final. Este grupo de músculos se extiende por la parte posterior de los muslos en la zona que va desde la pelvis hasta por debajo de la rodilla. Este grupo de músculos está conformado por los músculos: semimembranoso, semitendinoso y bíceps femoral o crural, descritos a continuación:

a) Semimembranoso

Origen: Tuberosidad del isquion.

Función: Flexión y rotación interna de la articulación de la rodilla, así como extiende y ayuda a la rotación interna de la articulación de la cadera.

Inserción: Cara posterior e interna de la tibia como se puede observar en la Figura 2-6 (“Músculo Semimembranoso,” n.d.).



Figura 2-6: Músculo Semimembranoso

b) Semitendinoso

Origen: Tuberosidad del isquion (por medio de un tendón común con la porción larga del bíceps de la pierna), ver Figura 2-7.

Función: Similar al anterior, su tensión produce la flexión y la rotación de la rodilla. También extiende y ayuda a la rotación interna de la cadera. Extiende el muslo sobre la cadera.

Inserción: Superficie interna del cuerpo de la tibia (“Músculo Semitendinoso,” n.d.).



Figura 2-7: Músculo Semitendinoso

c) Bíceps crural o femoral

Origen: Se origina en dos sitios, la porción corta en la parte inferior del intersticio de la línea áspera y la porción larga en el isquion de la cadera.

Función: Extensión del muslo y la flexión de la rodilla.

Inserción: Se sitúan en la cabeza del peroné por una parte y en la tuberosidad o meseta tibial por la otra, tal como se presenta en la Figura 2-8. Superficie interna del cuerpo de la tibia (“Músculo Isquiotibiales Bíceps Crural,” n.d.).



Figura 2-8: Bíceps Crural

2.3.2. Extensores

Situados en la parte anterior del muslo, en este grupo se encuentran los cuádriceps.

Cuádriceps: Posee cuatro cabezas o vientres musculares y es uno de los músculos más potentes del organismo, que ocupa toda la cara anterior del muslo (Solás, Cuadriceps). Los músculos cuádriceps están compuestos por el crural o vasto medio, recto anterior o femoral, vasto externo y vasto interno. Para el estudio que se realizó en este caso, el vasto medio no fue considerado, debido a que es muy complicado adquirir su señal EMG de forma superficial al estar ubicado entre los vastos externo e interno. No es posible adquirir su señal de forma no invasiva, por lo que si fuera necesario estudiar su comportamiento se sugeriría el uso de electrodos de aguja, los cuales no se utilizan en este estudio. A continuación, se describen los tres músculos analizados:

a) Recto anterior o femoral

Origen: Espina iliaca anteroinferior.

Función: Músculo largo, capacitado más para ejercicios de velocidad que de fuerza. Llamado músculo del puntapié o del paso, por lo que realiza sobre la rodilla una extensión pura.

Inserción: Borde superior de la rótula, desde la cual continúa por la cara anterior de la rótula hasta llegar a la espina tibial anterior por el tendón rotuliano tal como se tiene en la Figura 2-9 (“Musculo Recto Anterior,” n.d.).



Figura 2-9: Recto Anterior

b) Vasto interno

Origen: Parte interna de la diáfisis femoral, línea áspera y cresta supracondílea interna (Figura 2-10).

Función: Produce extensión de la rodilla e intenta evitar la salida de la rótula, sobre todo en los 10-15 primeros grados de flexión.

Inserción: Borde superointerno de la rótula y borde interno del tendón del cuádriceps (“Músculo Cuadriceps Vasto Interno,” n.d.).



Figura 2-10: Vasto interno

c) Vasto externo

Origen: Cara externa del fémur desde el trocánter mayor a la línea áspera, sobre todo en sus 2/3 posteriores (Figura 2-11).

Función: Músculo principal de la extensión de la rodilla, tiene una tendencia a desviar la rótula hacia afuera.

Inserción: Borde superoexterno de la rótula, contribuyendo a formar el tendón del cuádriceps. Algunas fibras continúan hacia abajo para finalizar en la tibia (“Músculos Cuadriceps - Vasto Externo,” n.d.).



Figura 2-11: Vasto externo

2.3.3. Rotación Externa

Para la rotación externa de la rodilla se tiene el bíceps femoral, que ya fue descrito previamente, y el tensor de la fascia lata.

Tensor de la Fascia Lata: Músculo pequeño situado en la cara lateral del coxal (Figura 2-12).

Origen: Borde externo de la espina iliaca anterosuperior.

Función: Flexor si está flexionada o extensor si está permanentemente extendida. Además, contribuye a estabilizar el apoyo monopodal.

Inserción: Meseta tibial externa (“Músculo Tensor de la Fáschia lata,” n.d.).



Figura 2-12: Tensor de la fascia lata

2.3.4. Rotación Interna

Para la rotación interna de la rodilla se describe los músculos: sartorio y poplíteo.

Sartorio: Longitudinalmente es el músculo más largo y fusiforme del organismo (Figura 2-13).

Origen: Espina iliaca anterosuperior, desde la cual toma una trayectoria curvilínea.

Función: Sobre la rodilla actúa como flexor y rotador interno.

Andrés Rojas Bustos
Angel Farfán Bernal

Inserción: Cara interna del platillo tibial interno (“Músculo Sartorio,” n.d.).



Figura 2-13: Sartorio

Poplíteo: Músculo robusto y corto que se localiza en el fondo del hueco poplíteo (Figura 2-14).

Origen: Cara externa del cóndilo externo del fémur.

Función: Flexor de la rodilla, rotador interno de la tibia y estabilizador de la rodilla.

Inserción: Cara posterosuperior de la tibia (“Músculo: Popliteo,” n.d.).



Figura 2-14: Poplíteo

2.4. Patologías

En trastornos neurogénicos, cuando algunas neuronas motoras se degeneran, las neuronas motoras supervivientes crecen nuevos brotes axonales que establecen contactos sinápticos con las fibras musculares denervadas (reinervación colateral). Como resultado, la unidad motora puede volverse mucho más densa y grande, a menudo con mayor cantidad de fibras musculares que la normal, aunque su territorio no aumenta. Por otro lado, la unidad motora puede perder algunas de sus fibras musculares por diversos procesos de enfermedad y volverse más pequeña. En algunos trastornos pueden haber alteraciones en la conducción de impulsos a lo largo de las ramas axonales, deterioro de la transmisión neuromuscular a través de las placas terminales motoras y, raramente, despolarización perturbada de la membrana de la fibra muscular (Trontelj, Jabre, & Mihelin, 2004).

Clínicamente, la EMG se utiliza como herramienta de diagnóstico para trastornos neurológicos. Con frecuencia se utiliza para la evaluación de [Andrés Rojas Bustos](#)
[Angel Farfán Bernal](#)

pacientes con enfermedades neuromusculares, lumbalgia y trastornos del control motor. Además de la investigación fisiológica y biomecánica, EMG se ha desarrollado como una herramienta de evaluación en investigación aplicada, fisioterapia, rehabilitación, medicina deportiva y entrenamiento, bio-realimentación y ergonomía. EMG también ha encontrado su uso en la rehabilitación de pacientes con amputaciones en forma de prótesis robóticas; resulta ser una herramienta valiosa ya que proporciona una forma natural de detectar y clasificar diferentes movimientos del cuerpo (Muhammad, 2012).

CAPÍTULO 3

3. ADQUISICIÓN DE EMG Y PROTOCOLO CLÍNICO

El sistema de adquisición de las señales EMG posee un esquema general que se encuentra dividido en cuatro etapas: transducción, amplificación, conversión A/D y visualización. La Figura 3.1 muestra el diagrama de bloques de la adquisición de la señal EMG.

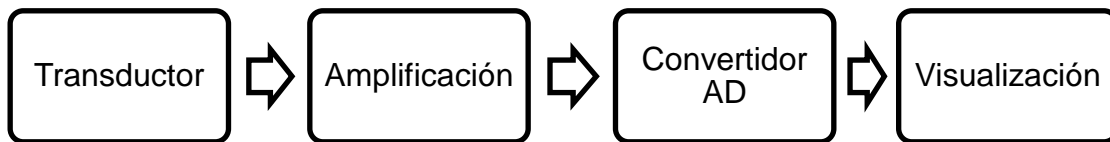


Figura 3-1: Etapas de la adquisición de las señales EMG

3.1. Transductor

La actividad bioeléctrica dentro de los músculos del cuerpo humano se detecta con la ayuda de los electrodos EMG, los cuales pueden ser superficiales o invasivos además de ser pasivos o activos.

3.1.1. Electrodo superficiales

Proveen una técnica no invasiva para la medición y detección de señales EMG. La teoría detrás de estos electrodos dice que estos forman un equilibrio químico entre la superficie detectada y la piel del cuerpo a través de una conducción electrolítica, tal que la corriente pueda fluir hacia el electrodo. Estos electrodos son simples y sencillos en su utilización ya que no requieren la supervisión médica que exigen los electrodos de aguja.

La sEMG tiene algunas limitaciones, ya que los electrodos son aplicados sobre la piel, por lo que son utilizados generalmente sólo para músculos superficiales. Existe la interferencia con señales de varios músculos, por lo que su posición debe ser estable sobre la piel.

Los electrodos utilizados en este estudio (Figura 3-2) contienen una sustancia conocida como gel electrolítico, que actúa como interfaz química entre la piel y la parte metálica del electrodo ya que las reacciones químicas oxidativas y reductivas tienen lugar en la región de contacto de la superficie del metal y el gel. El compuesto más común para la parte metálica de estos electrodos es plata - cloruro de plata (Ag-AgCl). La capa AgCl permite que la corriente del músculo pase con mayor facilidad a través de la unión entre el electrolito y el electrodo. Esto introduce menos ruido eléctrico en la medición, en comparación con los electrodos metálicos equivalentes, por ejemplo: Ag (Day, 2002).

La eficiencia de estos electrodos está directamente relacionada con las precauciones que se tengan en cuanto a la preparación de la piel, así como: depilación, área de contacto limpia, concentración apropiada de gel, prevención de acumulación de sudor, etc. Todo esto con el fin de adquirir la mejor señal posible (Muhammad, 2012).



Figura 3-2: Electrodo de superficie

3.1.2. Cables electrodos pasivos

El número de cables porta-electrodos puede variar de uno a cuatro, de acuerdo a la aplicación. Fundamentalmente los parámetros considerados para las mediciones durante el procedimiento deben incluir: umbrales de estimulación y sensibilidad además de la impedancia de estimulación (Adalberto Menezes Lorga, 2008). Estos cables están caracterizados por no contar con una pre-amplificación de la señal, por lo cual se debe evitar pérdidas e inyección de ruido a través de los puntos de conexión con los electrodos y la tarjeta de adquisición utilizada.

3.1.3. Electrodo EMG activos

Los electrodos EMG activos (Figura 3-3) contienen un preamplificador para los electrodos de superficie. También se pueden encontrar los electrodos de superficie de aguja (generalmente caen bajo el tipo de electrodos EMG de superficie seca). El amplificador interno de alta impedancia en estos electrodos transfiere la señal pre-amplificada al resto de los circuitos y su forma es tal como el de la siguiente figura (Muhammad, 2012).



Figura 3-3: Electrodo EMG activo

3.2. Amplificación y acondicionamiento

Las señales EMG superficiales tienen una amplitud típica de 0-6 mV pico a pico, lo cual obliga a utilizar un amplificador diferencial de alta ganancia. Esta

amplificación es necesaria para optimizar la resolución del equipo de grabación o digitalización. Los amplificadores de alta calidad usados comúnmente tienen ganancias ajustables de entre, 100 y 10 000 para maximizar el SNR de la señal EMG durante cada grabación (Muhammad, 2012). Este rango de ganancias es suficiente para este tipo de señales EMG.

La calidad de la señal EMG, parcialmente depende de las características del proceso de amplificación. Puede haber varias etapas de amplificación, pero la más importante a menudo se describe como pre-amplificación. La pre-amplificación implica la primera etapa de amplificación, es decir, cerca de la fuente de señal EMG.

Los parámetros importantes a considerar en el preamplificador de la señal EMG son:

- Alta relación de rechazo de modo común (*CMRR*)
- Muy alta impedancia de entrada
- Corta distancia a la fuente de señal
- Fuerte supresión de señal de CC

3.2.1. Alta relación de rechazo de modo común

Los arreglos de electrodos bipolares se usan con un amplificador diferencial, que funciona para suprimir señales comunes a ambos electrodos. Se suprimen las señales correlacionadas comunes a ambos sitios, como fuentes de energía y dispositivos electromagnéticos, pero también señales EMG de músculos más distantes.

La relación de rechazo de modo común proporciona un índice sobre la medida en que los componentes de la señal son atenuados de la señal. Como tal, es deseable tener el mayor rechazo de modo común (*CMRR*) posible. Por el momento, la mejor *CMRR* que se puede lograr de manera realista con la tecnología actual es de aproximadamente 120 (dB / Octave @ e.g. 60Hz).

3.2.2. Impedancia de entrada

Es muy importante que los preamplificadores EMG tengan una impedancia de entrada alta. La impedancia de entrada (es decir, la fuente) es típicamente inferior a 50 k Ω con electrodos de gel y una preparación adecuada de la piel. Para medir un voltaje con precisión, la resistencia de entrada del dispositivo de medición debe ser considerablemente más grande que la impedancia en la piel. De lo contrario, la señal se atenuará y se distorsionará debido a los efectos del

proceso denominado carga de entrada. Para las grabaciones de electrodos de gel, una impedancia de entrada en el rango de decenas de $M\Omega$ es suficiente.

3.2.3. Distancia desde la Fuente de Señal EMG

Una desventaja con la alta impedancia de entrada es que el ruido de la línea de alimentación, el ruido de RF (radiofrecuencia) y los artefactos de movimiento se introducen en los cables por medio de acoplamiento capacitivo: cuanto mayor es la impedancia de entrada del preamplificador, mayor es el impacto del ruido y artefactos de movimiento de los cables conductores. Es decir, con el aumento de la longitud de los cables, aumenta la capacitancia parásita, por lo que aumenta el ruido acoplado resultante. En otras palabras, la longitud de cable combinada con la alta impedancia del preamplificador da como resultado una relación señal a ruido reducida.

3.2.4. Supresión de la señal DC

Es importante que los circuitos de pre-amplificación tengan un circuito de supresión de componentes DC. Hay componentes DC causados por factores que involucran la impedancia de la piel y las reacciones químicas entre esta, el electrodo y el gel. Cualquier diferencia en el potencial de DC medida en cada uno de los sensores de electrodo se amplificará, lo que puede conducir a la inestabilidad o saturación del preamplificador. Tales inestabilidades a menudo se conocen como perturbaciones de modo común (Day, 2002).

3.3. Convertidor A/D

El teorema de Nyquist requiere que una señal sea muestreada a una tasa de al menos dos veces la frecuencia de su armónico más alto para evitar la pérdida de información y el fenómeno denominado *aliasing*. Este fenómeno surge para aquellos armónicos de alta frecuencias y para el ruido de banda ancha.

Por ello, es importante que las componentes de señal o ruido con una frecuencia superior a la de interés sean eliminadas. Para casi todos los músculos y la mayoría de las aplicaciones, el mayor armónico de interés en la señal EMG de superficie está en el rango de 400 a 450 Hz (R. Merletti, 2004), por lo cual se requieren filtros de paso bajo (anti-aliasing) con frecuencia de corte en este rango y con un muestreo de al menos 1000 muestras por segundo (Hz).

La conversión A/D transforma los voltajes muestreados en niveles representados en código binario y considerando que la entrada de estos convertidores acepta señales dentro de un rango específico (por ejemplo, ± 5

V) que se subdivide en un número de niveles discretos dados por $2^n - 1$, donde n es el número de bits del convertidor A/D (R. Merletti, 2004).

3.4. Visualización

La digitalización es una etapa de vital importancia ya que permite utilizar diferentes elementos para la visualización de la señal EMG. Estos elementos pueden ser displays o directamente un ordenador con la ayuda de un software especializado.

3.5. Sistema de adquisición DEET

La instrumentación para el sistema de adquisición de señales EMG ha sido provista por el DEET ya que el presente trabajo está en el marco del proyecto denominado “Prototipo de Exoesqueleto usable en las extremidades inferiores, mediante la utilización de algoritmos de control adaptativos”. Cada uno de los elementos cumple estrictamente las funciones detalladas en los puntos anteriores. Las características de la instrumentación utilizada se detallan a continuación.

3.5.1. Cable para EMG

Se tienen dos tipos de cables electrodos pasivos, los llamados SHIELD-EKG-EMG-PA y SHIELD-EKG-EMG-PRO (Figura 3-4) de los cuales se utiliza el segundo por motivos de compatibilidad con el Shield EKG-EMG (Olimex, 2014). Este cable es el medio que conecta los electrodos con la tarjeta SHIELD-EKG-EMG-PRO, es un cable de audio con malla compuesto en un extremo por un conector estéreo, y por el otro, tres conectores cocodrilo de tamaño M. El cable para EMG conjuntamente con los electrodos desempeña la tarea de transducción.



Figura 3-4: Cable electrodo EMG pasivo

3.5.2. SHIELD-EKG-EMG

El SHIELD EKG/EMG (Olimex, 2015) es una placa que sigue las especificaciones de Arduino para facilitar su montaje, además cuenta con un cableado entre los pines analógicos A0-A5 permitiéndole colocar hasta 6 tarjetas en paralelo (6 canales). Conjuntamente con el Arduino, es capaz de capturar señales electromiográficas y electrocardiográficas. Este *shield*

convierte las señales diferenciales analógicas de dos puntos en una única corriente de datos como salida (un canal). La señal analógica de salida debería ser discretizada para proveer opciones de procesamiento digital. Además, se debe considerar que la ganancia resultante del SHIELD-EKG-EMG es el producto de la ganancia de cada una de las etapas de discretización: Amplificador Instrumental ($G1 = 10$), amplificador operacional con ganancia regulable ($G2 = 6 \dots 101$) y filtro de Besselworth de tercer orden con $f_c = 40\text{Hz}$ ($G3 = 3.56$). Con esto, la ganancia total queda expresada como:

$$G_{total} = G1 * G2 * G3 = 10 * (6 \dots 101) * 3.56 \quad (3-1)$$

y usando el valor por defecto de $G2 \sim 80$ se tiene:

$$G_{total} = 10 * (\sim 80) * 3.56 \sim 2848 \quad (3-2)$$

A partir del valor de la ganancia y el voltaje de alimentación elegido por medio de un *jumper* se tiene que la señal analógica máxima de salida está dada por: $V_{maxanalogue} = 3.0\text{V} / 2848 \sim 1\text{mV}$ (caso en el que se alimenta con 3V). Esta tarjeta equivale a la etapa de pre-amplificación y se muestra en la Figura 3-5.



Figura 3-5: Tarjeta SHIELD-EKG-EMG

3.5.3. Arduino Mega 2560

El Arduino 2560 (Figura 3-6) es una placa microcontrolada basada en el ATmega 2560. Tiene las siguientes características:

- 54 pines de entrada o salida digital, 15 se pueden usar para generar una señal PWM, 16 entradas analógicas y 4 puertos seriales UART
- Cristal oscilador de 16MHz
- Memoria de 256 KB para el almacenamiento de código de programación, 8KB para SRAM y 4KB para EEPROM.
- Tres puertos TX (transmisión) y RX (recepción)
- Puerto de comunicaciones SPI (Interfaz periférica serial) para comunicación con distintos módulos
- Conexión serial con computador a través de un puerto USB
- Botón de reinicio
- Puerto para alimentación de la placa, entre 5V y 12V para el correcto funcionamiento (Arduino, 2017).

Las capacidades de Arduino Mega (Arduino, 2017) conjuntamente con productos afines como módulos, sensores, pantallas táctiles, etc. permiten al desarrollador brindar diferentes atributos a los trabajos que se realicen. Para ello, la placa se programa a través de un lenguaje de programación semejante al lenguaje C y es de licencia gratuita (Arduino IDE).

Por tanto, las características, funcionalidades y la compatibilidad con el SHIELD EKG-EMG hacen que el Arduino Mega sea la placa indicada para la adecuada implementación del equipo de electromiografía.



Figura 3-6: Arduino Mega

3.5.4. Software MATLAB y Simulink

La operación de conversión es realizada por el Arduino Mega 2560 en conjunto con el software MATLAB. Para ello, es importante considerar que el Arduino necesita una serie de instrucciones que permitan la comunicación con la tarjeta de adquisición y las librerías respectivas dentro de MATLAB. En este proceso, con el fin de definir la resolución de la señal EMG, se utilizan niveles discretos de 10 bits y un rango de medida (rango de voltaje) soportado y seleccionado en las tarjetas. Con esto, la resolución de la señal EMG queda definida por:

$$\text{Resolución} = \frac{3.3V}{1024} = 3.22 \text{ mV} \quad (3-3)$$

Adicionalmente, para la visualización y almacenamiento de los registros de cada uno de los sujetos de prueba se utilizan herramientas de MATLAB y Simulink.

3.6. Protocolo Clínico

3.6.1. Sujetos de prueba

En este estudio participaron voluntariamente 21 sujetos (14 hombres), edad (21.52 ± 2.4 años), peso (64.40 ± 10.53 Kg), estatura (167.50 ± 9.25 cm) sin patologías a nivel de la rodilla. A todos los sujetos se les explicó el propósito del estudio, y el procedimiento experimental. Todos los participantes leyeron y firmaron un consentimiento informado previo al registro de datos. El formato del consentimiento informado se incluye en el anexo A.

3.6.2. Anotaciones

Las anotaciones fueron realizadas por dos expertos, los cuales tomaron en consideración el instante en el que inicia la actividad muscular, además de la duración de las mismas, ya que ciertas pruebas presentan contracciones parásitas.

3.6.3. Protocolo

Las señales EMG fueron registradas de 9 músculos del miembro inferior izquierdo: recto anterior (RA), vasto interno (VI), vasto externo (VE), sartorio (S), tensor de la fascia lata (TFL), bíceps crural (BC), semitendinoso (ST), semimembranoso (SM) y poplíteo (P); y de 4 músculos del miembro inferior derecho: recto anterior, vasto interno, vasto externo y bíceps crural. Estas señales se registraron de 21 sujetos saludables, entre los cuales se encuentran 7 mujeres y 14 hombres. Para el registro se usaron tres electrodos superficiales por músculo. El par de electrodos diferenciales se ubicó en los puntos motores de cada uno, mientras que el electrodo de referencia se ubicó en la parte posterior de la rodilla con la excepción del poplíteo, en el cual, el electrodo de referencia se ubicó sobre la rótula. Previo al registro de datos, todos los participantes fueron preparados en cuanto a la limpieza del área para la ubicación de los electrodos de superficie tal como se presenta en la Figura 3-7.

Cada sujeto de prueba realizó una caminata pausada coordinada (Figura 3-8) en base a una secuencia de tonos que le indica los intervalos de tiempo en los cuales debe realizar cada paso. Se realizó un registro por cada músculo debido a que se tiene disponible un solo canal para la adquisición. El tiempo promedio de adquisición fue 58 ± 3 segundos por cada músculo.



Figura 3-7: Ubicación de los electrodos



Figura 3-8: Marcha pausada

CAPÍTULO 4

4. PROCESAMIENTO DE LA SEÑAL EMG

4.1. Relación señal a ruido (SNR) y Frecuencia Media del espectro de potencia (MNF)

La señal EMG permite registrar la actividad eléctrica generada en los músculos durante una contracción (Reaz, Hussain, & Mohd-Yasin, 2006). Estas señales pueden ser caracterizadas en términos de parámetros temporales y de distribución espectral de frecuencia como por ejemplo la frecuencia media del espectro de potencia (MNF) (Nanthavanil & Deivanayagam, 1989). La MNF puede ser calculada a partir del análisis espectral de la señal EMG. Dentro de este análisis se incluyen diversas técnicas como la transformada Wavelet, la transformada corta de Fourier (STFT), la distribución Wigner-Ville y las medidas estadísticas, entre otras (Reaz, Hussain, & Mohd-Yasin, 2006).

La MNF se utiliza para describir el contenido frecuencial de una señal EMG. Actualmente es de gran interés el estudio de estas frecuencias ya que permiten caracterizar una contracción muscular y sus características de fatiga (Nanthavanil & Deivanayagam, 1989) (Karlsson & Gerdle, 2001) (Knaflitz & Bonato, 1999), además ayuda en la identificación y diagnóstico de distonía en los músculos de miembros inferiores (Go, Coleman-Wood, & Kaufman, 2014). Entre las aplicaciones de la MNF se encuentra la rehabilitación de pacientes con amputaciones en forma de prótesis (Muhammad, 2012) (Khanjani, Khoshdel, & Akbarzadeh Tootoonchi, 2017), el desarrollo de exoesqueletos, la medicina del deporte (Aguilar-Sierra, Yu, Salazar, & Lopez, 2015) y el control de neuro-prótesis para corregir la caída del pie (Bonell, Tabernig, & Spaich, 2015).

El desplazamiento de frecuencia del EMG hacia frecuencias bajas ha sido utilizado para indicar fatiga muscular local (Gerdle, B.; Karlsson, 1994). Sin embargo, existen problemas de confiabilidad de los valores de MNF ya que la señal EMG está expuesta a diferentes fuentes de ruidos y artefactos, tales como la interferencia intermuscular o problemas de instrumentación durante el registro de la señal. Esto ocasiona que el SNR sea variable.

En la literatura se encuentra una gran cantidad de valores reportados de MNF para los músculos involucrados en la flexo-extensión de la rodilla, incluyendo los cuádriceps (Nanthavanil & Deivanayagam, 1989) (Karlsson & Gerdle, 2001) (Knaflitz & Bonato, 1999) (Gerdle, B.; Karlsson, 1994) (Bilodeau, Schindler-Ivens, Williams, Chandran, & S.S., 2003) (Gerdle, Henriksson-Larsen, Lorentzon, & Wretling, 1991), el sartorio (Jiroumaru, Kurihara, & Isaka, 2014), los isquiotibiales (Go, Coleman-Wood, & Kaufman, 2014) (Kaur, Mathur, & Bhatia, 2015) (Opar, Williams, Timmins, Dear, & Shield, 2013) (Stefan Karlsson, 1999), y el tensor de la fascia lata (Smale, Shourijeh, & Benoit, 2016).

Andrés Rojas Bustos
Angel Farfán Bernal

En referencia al análisis de los cuádriceps, (Bilodeau, Schindler-Ivens, Williams, Chandran, & S.S., 2003) reporta un mayor incremento de la MNF en función de la fuerza de contracción del vasto interno de hombres comparado con el de mujeres, este autor obtiene la MNF en base al cálculo de una transformada rápida de Fourier (FFT, por sus siglas en inglés); en cambio (Karlsson & Gerdle, 2001), reporta un incremento en frecuencia de acuerdo al torque, aplicando la transformada continua de wavelet (CWT por sus siglas en inglés), (Gerdle, Henriksson-Larsen, Lorentzon, & Wretling, 1991) demuestra la misma hipótesis con la adición de la dependencia de la frecuencia con el tipo de fibra muscular. Knaflitz y Bonato concluyen que la MNF decrece de acuerdo a varias repeticiones cíclicas de flexo-extensión de la rodilla, un indicador de fatiga muscular (Knaflitz & Bonato, 1999); (Gerdle, B.; Karlsson, 1994) concluyen que la MNF es dependiente del torque sin importar si existe fatiga muscular o no; por último (Nanthavanil & Deivanayagam, 1989) reporta mediante la MNF calculada con una FFT que al inicio de la fatiga se tiene relativamente la misma distribución de contenido frecuencial durante contracciones sostenidas de cuádriceps.

Jiroumaru y colaboradores demuestran que la disminución de temperatura en el músculo sartorio ocasiona un decremento significativo en la MNF (Jiroumaru, Kurihara, & Isaka, 2014).

Kaur y colaboradores concluyen que las variaciones en frecuencia pueden proveer información acerca de la velocidad de caminata de una persona sana (Kaur, Mathur, & Bhatia, 2015), mientras que en (Go, Coleman-Wood, & Kaufman, 2014) obtienen resultados cuantitativos acerca del comportamiento de la distonía en los músculos. Finalmente, (Opar, Williams, Timmins, Dear, & Shield, 2013) reporta que, aunque exista reducción de actividad EMG en músculos isquiotibiales lesionados, no se presenta gran diferencia en cuanto a la MNF durante contracciones concéntricas o excéntricas.

Karlsson compara los métodos espectrales de FFT y Wavelet, llegando a la conclusión de que el espectro se traslada hacia la banda de frecuencias bajas durante contracciones estáticas (Stefan Karlsson, 1999); de la misma forma (Smale, Shourijeh, & Benoit, 2016) aplica CWT probando sus ventajas sobre otros métodos como la media cuadrática (RMS por sus siglas en inglés) y FFT.

Estas controversias sobre el aumento o disminución de la MNF pueden deberse a las diferentes técnicas de detección, diferencias inter e intra-individuos en relación a la morfología muscular, diferencias de sexo, tamaño de electrodos y configuración de los mismos (Karlsson & Gerdle, 2001).

Adicionalmente la mayoría de estos trabajos no reportan el SNR de los EMG estudiados, en (Karlsson & Gerdle, 2001) se asegura un contacto electrodo-piel de tal forma que los niveles RMS del ruido sean menores a 10 μ V,

de igual forma en (Knaflitz & Bonato, 1999) se reporta un valor RMS de ruido menor a $1.25\mu\text{V}$. Estos valores pueden variar debido al nivel de ruido, al tipo de electrodos, a la distancia intra-electrodos, a la distancia o tiempo de registro y al método de procesamiento.

4.1.1. Estimación del SNR

La estimación del SNR se realiza usando la siguiente expresión:

$$SNR_{dB} = 10 \log_{10} \left(\frac{P_{EMG}}{P_{Ruido}} \right) \quad (4-1)$$

$$SNR = \frac{P_{EMG}}{P_{Ruido}} \quad (4-2)$$

donde P_{EMG} es la potencia de la señal EMG cuando hay activación muscular y P_{Ruido} es la potencia del ruido presente en la señal EMG cuando no se tiene activación muscular, en otras palabras, la señal que sigue la línea base.

Debido a que no es posible eliminar el ruido inherente en este tipo de señales, se tiene una potencia EMG más ruido en la fase de activación muscular, como se observa en la Figura 4-1. La señal de color rojo indica las anotaciones realizadas sobre la señal EMG pre-procesada. Entre activaciones (pasos), la señal no se mantiene sobre la línea base, ya que existen contracciones parásitas que son consideradas como ruido.

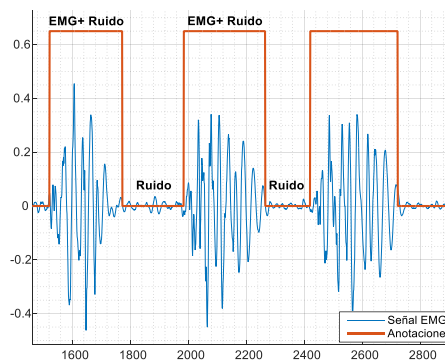


Figura 4-1: Ejemplo de señal EMG y sus anotaciones

En base a este comportamiento, se define SNR' en la ecuación (4-3) considerando que $SNR' > 1$ y que el ruido es blanco y gaussiano.

$$SNR' = \frac{P_{EMG} + P_{Ruido}}{P_{Ruido}} = \frac{P_{EMG}}{P_{Ruido}} + 1 \quad (4-3)$$

Reemplazando (4-2) en la ecuación (4-3), se despeja el SNR y, expresándolo en decibeles se obtiene el SNR de la señal EMG, como se indica en la siguiente ecuación:

$$SNR_{dB} = 10 \log_{10}(SNR' - 1) \quad \forall SNR' > 1 \quad (4-4)$$

4.1.2. Parámetros Temporales

Entre los parámetros temporales comúnmente empleados como estimadores de cambios en la señal de EMG de músculos sanos se encuentran: el valor cuadrático medio (conocido como valor RMS), el valor medio absoluto (VMA), el valor medio absoluto de la diferencia (VMAD) y la varianza (VAR).

Para una señal discreta $x(n)$, con $n = 1, \dots, N$ muestras igualmente espaciadas, el valor RMS se define como:

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N [x(n)]^2} \quad (4-5)$$

Este parámetro permite caracterizar la señal estimando el contenido de energía y relacionando su amplitud en un intervalo determinado.

El VMA para la señal $x(n)$ se calcula de la siguiente forma:

$$VMA = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |x(n)| \quad (4-6)$$

El VMAD es el valor medio absoluto de la diferencia entre dos muestras adyacentes k y $k + 1$, y se define como:

$$VMAD = \frac{1}{N-1} \sum_{n=1}^{N-1} |x(n+1) - x(n)| \quad (4-7)$$

La varianza de la señal se estima de la siguiente forma:

$$VAR = \frac{1}{N-1} \sum_{n=1}^N (x(n) - \bar{x})^2 \quad (4-8)$$

donde $\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x(n)$ es el valor medio de la señal (Bonell, Cherniz, & Tabernig, 2007).

4.1.3. Estimación de la MNF

La señal EMG cruda ofrece información valiosa, pero es útil solo si puede ser cuantificada. Al aplicar varios métodos de procesamiento sobre la señal cruda, se puede obtener una señal EMG precisa y real. Parte de dicho procesamiento consiste en extraer la densidad espectral de potencia (PSD, por sus siglas en inglés) utilizando los métodos que se describen en las siguientes subsecciones.

4.1.3.1. Transformada Rápida de Fourier

La FFT tiene un papel muy importante en el diseño y realización de sistemas y algoritmos de tratamiento de señales en tiempo discreto. La densidad espectral de energía de una señal discreta finita es el cuadrado de la magnitud de la transformada de Fourier de la señal. La PSD $S_{mm}(e^{j\omega})$ de un proceso estocástico WSS (Wide Sense Stationary) con media cero es por definición la transformada de su auto correlación:

$$S_{mm}(e^{j\omega}) = \sum_{k=-\infty}^{k=+\infty} r_{mm}(k)e^{-jk\omega} \quad (4-9)$$

donde $e^{-jk\omega}$ representa el k -ésimo armónico y $r_{mm}(k)$ es la función auto correlación definida como: $r_{mm}(k) = E[m(k+l)m(l)]$. Pero debido a que la secuencia tiene un número limitado de muestras, la auto correlación puede ser estimada por:

$$\hat{r}_{mm}(k) = \frac{1}{L} \sum_{l=0}^{L-1-k} m(k+l)m(l) \quad (4-10)$$

donde $m(k)$ es una sola realización y L el número de muestras adquiridas. Al reemplazar $r_{mm}(k)$ por $\hat{r}_{mm}(k)$ en la expresión (4-9), se encuentra la estimación del espectro de potencia de la señal. La secuencia de auto correlación es generalmente enventanada tal como se detalla en (E. A. Clancy, 2004).

4.1.3.2. Modelo Autoregresivo (AR)

El modelo AR es muy utilizado para el análisis de señales EMG especialmente para la estimación espectral. Este modelo para determinar los parámetros se basa en algoritmos tales como Burg y Marple (Muthuswamy & Thakor, 1998). Además, dentro de la estimación es importante obtener un modelo AR óptimo, para lo cual se puede utilizar el criterio de Información Akaike (AIC) (AKAIKE, 1974). A partir de la estimación de los parámetros AR, se puede estimar la PSD de la secuencia de datos:

$$P(f) = \frac{\sigma_p^2 \Delta t}{|1 + \sum_{k=0}^P a_p(k) \exp(-j2\pi f k \Delta t)|^2} \quad (4-11)$$

donde σ_p^2 es la predicción del error de energía, P es el orden del modelo AR, Δt es el periodo de muestreo de la secuencia de datos y f es la frecuencia (Hongbo Xie, 2006). La MNF es la frecuencia promedio de la PSD y se define como sigue:

$$MNF = \frac{\int_0^{\infty} fP(f)df}{\int_0^{\infty} P(f)df} \quad (4-12)$$

Adicionalmente en (Muthuswamy & Thakor, 1998) se describen las ventajas de este método sobre la FFT, además de detallar la implementación del algoritmo.

4.1.3.3. Distribución Wigner-Ville (WVD)

La WVD es una representación tiempo-frecuencia que puede obtener la frecuencia como una función del tiempo utilizando toda la información contenida en la señal EMG. La WVD se define como:

$$W_x(t, \omega) = \int_{-\infty}^{\infty} x\left(t + \frac{\tau}{2}\right) x^*\left(t - \frac{\tau}{2}\right) e^{-j\omega\tau} d\tau \quad (4-13)$$

donde $x(t)$ y $x^*(t)$ son la señal en el dominio del tiempo y su compleja conjugada respectivamente.

La bilinealidad de la WVD la hace susceptible a términos de interferencia o términos cruzados, lo cual puede dificultar su interpretación (Ricamato, Abshe, Moffroid, & Tranowski, 1992).

Para la implementación de WVD se requiere de una forma discreta DWVD, para lo cual es necesario el uso de la FFT y se define por:

$$W_x(n, \theta) = \sum_{-\infty}^{\infty} x(n+k)x^*(n-k)e^{-2jk\theta} \quad (4-14)$$

donde $\theta = \omega T_0$, T_0 es el periodo de muestreo y $W_x(n, \theta)$ es periódica en θ con periodo π .

En la implementación práctica, la DWVD (Discrete Wigner Ville Distribution) tiene una longitud finita y requiere de un enventanado, dando origen a la DPWVD (Discrete Pseudo Wigner-Ville Distribution) dada por:

$$PW_x(n, m) = 2 \sum_{k=-L}^L x(n+k)x^*(n-k)h(k)h^*(-k)e^{-2jkm\frac{2\pi}{N}} \quad (4-15)$$

la cual es evaluada con una ventana simétrica de longitud $N = 2L + 1$. Esto es esencialmente la convolución de la DWVD de la señal y de la ventana en la dirección de la frecuencia. Este proceso de suavizado ayuda a eliminar los términos cruzados en el dominio frecuencial y no afecta a la dirección del tiempo. Pero mediante el proceso de DPWVD también se eliminan los términos cruzados en la dirección temporal, como se presenta en la siguiente expresión:

$$SW_x(n, m) = 2 \sum_{i=-R}^R w(i) \sum_{k=-L}^L x(n-i+k)x^*(n-i-k)|h(k)|^2 e^{-2jkm\frac{2\pi}{N}} \quad (4-16)$$

donde $h(n)$ es la señal simétrica antes descrita y $w(m)$ es la ventana de suavizado en el dominio temporal. A partir de esta expresión se puede calcular la MNF utilizando la expresión (4-12) (Ricamato, Abshe, Moffroid, & Tranowski, 1992).

4.1.4. Valores de Frecuencia Media

En la Tabla 4-1 se presenta una recopilación de artículos que analizan varias metodologías para obtener la MNF de diferentes músculos, incluyendo ocho de los nueve analizados en este trabajo. No se encontraron resultados que reporten el músculo poplíteo, por lo que no ha sido incluido.

La Tabla 4-1 ha sido desarrollada en base a diferentes características, considerando las más relevantes que han sido encontradas en cada uno de los artículos incluidos, como por ejemplo: método de procesamiento para el cálculo de la MNF, actividad física realizada para la adquisición de la señal EMG, distancia entre electrodos, resolución del convertidor A/D en bits, número de sujetos que realizaron el experimento, distancia o número de pasos realizados durante la actividad específica en algunos casos no se presenta esta información, en lugar de ello se reporta el tiempo de duración de la prueba; y finalmente el valor de MNF para cada músculo, existen artículos que realizan estudios únicamente sobre los cuádriceps, otros sólo sobre los isquiotibiales, o sobre músculos individuales como el tensor de la fascia lata o sartorio. La última fila de la tabla presenta los resultados obtenidos en este estudio.

Tabla 4-1: Valores de frecuencia media reportados en la literatura

Referencia	Método Procesamiento	Actividad	Distancia Electrodo	Resolución Bits	Sujetos	Distancia o Número Pasos	Tiempo Registro	Músculos (Hz)							
								RA	VI	VE	S	TFL	BC	ST	SM
(Bilodeau, Schindler-Ivens, Williams, Chandran, & S.S., 2003)	RMS, FFT, MF, MPF	Contracciones de rampa isométricas	20 mm	-	14	-	≈ 58 seg	66	75	70	-	-	-	-	-
(Karlsson & Gerdle, 2001)	RMS, CWT, STMNF	Contracción gradual creciente hasta el 100% MVC	20 mm	12	21	-	≈ 10 seg	61.90	63.54	65.17	-	-	-	-	-
(Knaflitz & Bonato, 1999)	MNF, IMNF	Flexión y extensión repetida ejerciendo fuerza casi máxima contra la resistencia ofrecida por un dispositivo isocinético	10 mm	12	-	-	3 min	89	62	79	-	-	78	-	-
(Gerdle, Henriksson-Larsen, Lorentzon, & Wretling, 1991)	PSDF, FFT, MPF, RMS	Extensión de rodilla submáxima estática	20 mm	12	10	-	≈ 15 seg	80	70	68	-	-	-	-	-
(Gerdle & Karlsson, The mean frequency of the EMG of the knee extensors is torque dependent both in the unfatigued and the fatigued states, 1994)	FFT, f_{mean}	Pruebas de resistencia de los extensores de la rodilla en tres niveles de torque diferentes	20 mm	12	14	3 o 4 contracciones	-	62	69	67	-	-	-	-	-
(Nanthavanil & Deivanayagam, 1989)	MPF, MF	Empuje isométrico de la pierna inferior derecha hacia adelante contra una barra	-	12	12	-	≈ 40 seg	68	70	69	-	-	-	-	-
(Jiroumaru, Kurihara, & Isaka, 2014)	Frecuencia mediana	Flexión de cadera	1 cm	16	14	3 pruebas MVC	≈ 5 seg	-	-	-	70	-	-	-	-
(Kaur, Mathur, & Bhatia, 2015)	MDF, RMS	Caminata normal y rápida	20 mm	-	10	10 metros	-	110	-	-	-	-	70	-	-
(Go, Coleman-Wood, & Kaufman, 2014)	MdPF, PSD	Tres caminatas a velocidades establecidas	18 mm	12	10	-	5 ± 2 seg	72	-	-	-	-	79	76	76
(Opar, Williams, Timmins, Dear, & Shield, 2013)	Frecuencia de potencia media	Contracciones de los extensores y flexores de la rodilla	25 mm	16	15	3 conjuntos de contracciones	-	-	-	-	-	-	62.71	69.44	69.44
(Stefan Karlsson, 1999)	FFT, MNF	Extensión estática de la rodilla	-	12	6	-	127 sg	71	-	71	-	-	-	-	-
(Smale, Shourijeh, & Benoit, 2016)	IMNF, CWT, STFT, MnF	Sentadillas con dos piernas	10 mm	16	9	-	35 sentadillas por minuto	130	135	122	-	122	128	125	-
Este estudio	FFT, MNF	Caminata pausada coordinada en base a una secuencia de tonos	20 mm	10	21	10 / 11 pasos	58 ± 3 seg	66.6	65.03	56.08	60.2	64.28	73.15	74.59	66.21

4.1.5. Pruebas

El análisis se realizó en cuatro etapas, mostradas en el diagrama de flujo de la Figura 4-2.

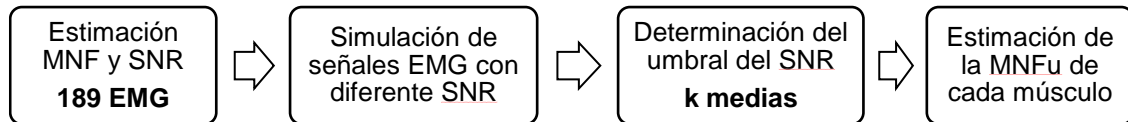


Figura 4-2: Etapas de procesamiento.

4.1.5.1. Estimación de MNF y SNR

Para cada uno de los 189 registros EMG se estimó la MNF usando la PSD mediante una FFT y el valor del SNR como se indicó en la sección 4.1.1. Se dejó un margen de 10 muestras entre las anotaciones de las fases de activación y reposo para el cálculo de las potencias del EMG y el ruido.

4.1.5.2. Simulación de señales EMG con diferente SNR

Con el fin de observar el comportamiento de la MNF en función del SNR, se seleccionaron las 4 señales EMG con mejor SNR para cada músculo. Estas señales fueron contaminadas con ruido blanco gaussiano filtrado entre 25 y 450 Hz. Se realizaron 20 pruebas por músculo hasta alcanzar un SNR de -5dB. La MNF del ruido fue de 152.23 ± 9.72 Hz. Para cada realización se estimó el valor de MNF usando PSD y FFT tal como se indicó en la etapa anterior.

4.1.5.3. Determinación del umbral del SNR

Para determinar el valor mínimo de SNR satisfactorio de una señal EMG se utilizó el algoritmo de k-medias (explicado en la sección 4.1.6) con $k = 2$. A partir de los clústeres obtenidos, se calcula el límite o valor de corte de SNR. Se define un clúster de altas frecuencias (CAF) y un clúster de bajas frecuencias (CBF). El valor de SNR mínimo o umbral, se define como el promedio entre el mínimo valor de SNR del CAF y al máximo valor de SNR del CBF.

4.1.5.4. Estimación de la MNFu de cada músculo

A partir del SNR mínimo determinado en el punto anterior se obtiene la MNFu (MNF umbral) promedio para cada músculo, a partir de los EMG cuyos SNR son mayores o iguales al valor del umbral determinado. Este valor se obtuvo utilizando a todos los sujetos que cumplan la regla establecida, sin importar a cuál de los dos clústeres pertenezcan inicialmente.

La correlación de Pearson y el test de rangos de Wilcoxon se usaron para

medir la asociación y diferencias entre variables.

4.1.6. Algoritmo k-medias

El objetivo del algoritmo de k-medias es dividir M observaciones (número de objetos) de N dimensiones (atributos de un objeto) en k grupos de tal forma que la suma cuadrática dentro del grupo se minimice (Hartigan & Wong, 1979).

El algoritmo requiere como entrada una matriz de M puntos en N dimensiones y una matriz de K centros de grupos inicial en N dimensiones. El procedimiento general es buscar K particiones con sumas cuadráticas óptimas dentro de cada grupo al mover puntos desde un grupo al otro grupo. El algoritmo se puede resumir en los siguientes pasos:

- Se define el número k de grupos.
- Se establecen aleatoriamente los centroides de cada clúster o grupo k .
- Las observaciones se asignan al grupo más cercano usando la distancia euclidiana.
- Los centroides de cada grupo se recalculan usando el promedio de los datos.
- Repetir c) y d) hasta que los centroides no cambien.
- Grupos definidos.

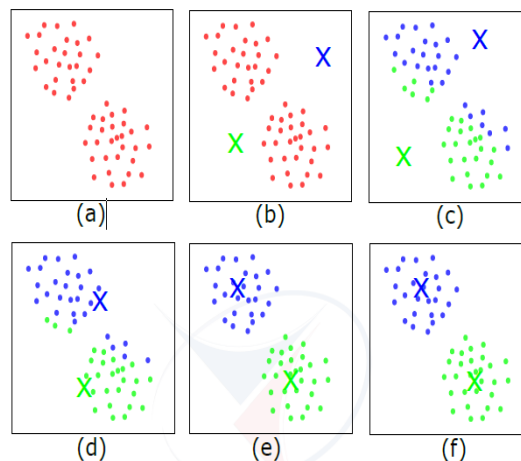


Figura 4-3: Pasos del algoritmo K-medias

4.2. Umbral de detección

Para este estudio se considera la adquisición de señales EMG de 9 músculos. La Figura 4-4 presenta el diagrama de bloques utilizado para el procesamiento de las señales EMG adquiridas. En este diagrama se tienen los bloques correspondientes a tres tipos de detectores, con el fin de realizar una

comparación sistemática de tres métodos basados en umbrales, los cuales tienen una etapa de filtrado en común para determinar el umbral de detección de la intención de movimiento de los músculos involucrados en la flexo-extensión de la rodilla en miembros inferiores, a partir de señales sEMG.

Se comparan tres detectores, dos basados en los métodos de doble umbral de Bonato (Bonato, D'Alessio, & Knaflitz, 1998) y Xu (Xu & Adler, 2004), los cuales fueron combinados parcialmente con el algoritmo de Bonell (Bonell, Tabernig, & Spaich, 2015), y un tercer algoritmo de umbral simple propuesto por Morantes (Morantes, Fernández, & Altuve, 2013).

La comparación fue realizada en base a los parámetros: distancia al punto de detección perfecta (DDP) y tiempo de retardo (T_d), usando una técnica de validación cruzada para evaluar los resultados de la detección y asegurarse que sean independientes de los datos analizados. A continuación, se describen las tres etapas de procesamiento utilizadas para los tres detectores propuestos.

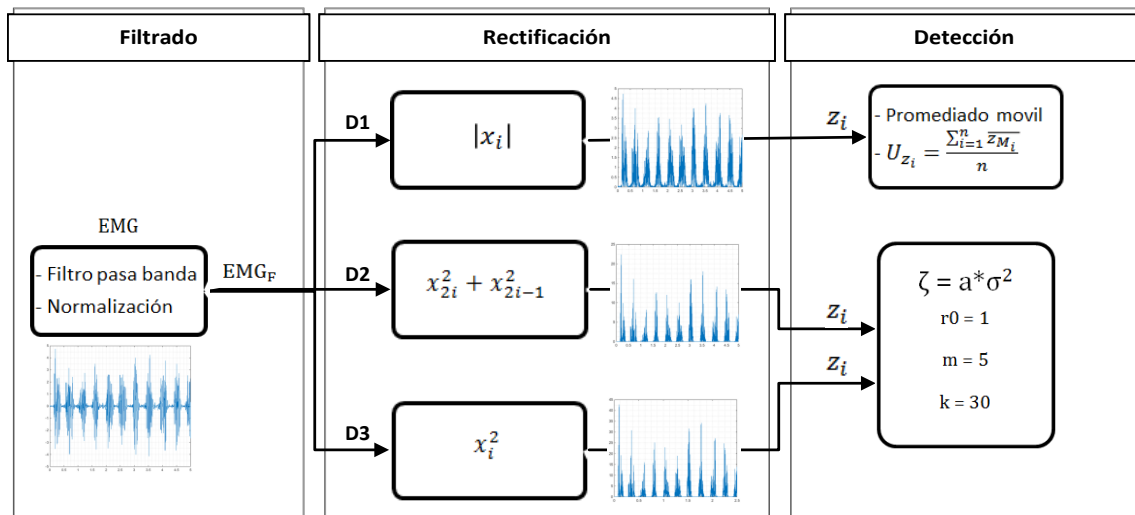


Figura 4-4: Procesamiento de las señales EMG

4.2.1. Filtrado

El ruido contaminante en la señal cruda EMG puede tener frecuencias tanto altas como bajas. El ruido de baja frecuencia puede ser causado por offsets de amplificadores DC, movimiento de sensores en la piel y fluctuaciones de temperatura, este ruido puede ser removido utilizando un filtro pasa alto. El ruido de alta frecuencia puede ser causado por conducción de nervios o interferencia de alta frecuencia de emisiones de radio, computadoras, celulares, etc.; este ruido puede eliminarse con un filtro pasa bajo (Muhammad, 2012).

El filtrado en señales EMG usualmente se realiza para:

- 1) incrementar la relación señal a ruido,

- 2) reducir los artefactos de EEG/ECG así como los de 60 Hz, y
- 3) evitar la interferencia inter-sitio (Fridlund & Cacioppo, 1986).

Las señales superficiales EMG adquiridas pasan a través de una cadena de pre-procesamiento, cuyo objetivo es la limpieza y acondicionamiento de la señal cruda. En primer lugar, se aplica un filtro notch (centrado a una frecuencia de corte de 60 Hz), este tiene el propósito de eliminar cualquier interferencia presente debido a las fuentes de energía eléctrica de los dispositivos. Además, se aplica un filtro Butterworth pasabajo de sexto orden (frecuencia de corte f_2) y un filtro Butterworth pasa alto de sexto orden (frecuencia de corte f_1), formando así un filtro pasabanda (Morantes, Fernández, & Altuve, 2013).

Los filtros digitales: pasa alto, pasa bajo y pasa banda serán discutidos brevemente a continuación.

4.2.1.1. Filtro pasa alto

Utilizado para eliminar el componente de baja frecuencia de una señal. El término 'frecuencia de corte', denotado con ' f_c ' es la frecuencia bajo la cual todas las demás serán eliminadas. Todas las frecuencias sobre f_c simplemente pasan. El rango de frecuencia donde la respuesta del filtro es '1' y las señales son transmitidas, es conocido como región 'pasabanda'. Por el contrario, el rango de frecuencia donde la respuesta del filtro es '0' y las señales son atenuadas, se denomina región 'detiene banda' (Muhammad, 2012). En la Figura 4-5 se presenta un filtro pasa alto:

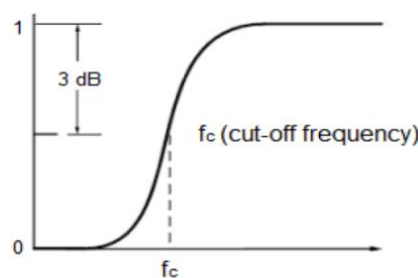


Figura 4-5: Respuesta del filtro pasa alto

4.2.1.2. Filtro pasa bajo

El concepto de este filtro es totalmente opuesto al de un filtro pasa alto. En este tipo de filtros, las frecuencias menores a la de corte son transmitidas y las superiores son removidas (Muhammad, 2012). En la Figura 4-6 se observa la respuesta de un filtro pasa bajo.

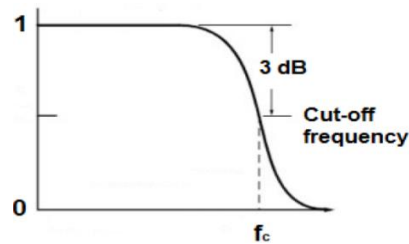


Figura 4-6: Respuesta del filtro pasa bajo

4.2.1.3. Filtro pasa banda

Como se ha mencionado previamente, en una señal EMG, los ruidos de alta y baja frecuencia deben ser eliminados. Para este propósito, sólo una banda específica de frecuencias debe pasar (Muhammad, 2012). Esto se realiza gracias a un filtro pasa banda, como se muestra en la Figura 4-7.

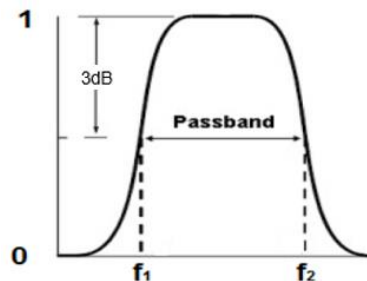


Figura 4-7: Respuesta del filtro pasa banda

La región de frecuencias donde la respuesta de la señal EMG es '1' se denomina la 'banda de paso' y en el caso de un filtro pasa banda esta se halla entre f_1 y f_2 . Un filtro pasa banda puede ser diseñado al colocar un filtro pasa bajo y un pasa alto en serie (Muhammad, 2012).

Ya que la frecuencia difiere de músculo a músculo, es importante conocer exactamente la banda en la cual ha sido estimado para asegurar que el filtro pasa banda elimine únicamente la señal que no pertenece al músculo, y al mismo tiempo garantice de forma tan precisa como se pueda, el no permitir ruidos que ingresen en la señal. Básicamente limitar la señal dentro de un rango específico para mantenerlo dentro del sitio de activación muscular (Altimari, Dantas, Bigliassi, Ferreira Dias Kanthack, de Moraes, & Abrao, 2012).

En este trabajo se propone determinar la banda de frecuencias apropiada para cada uno de los 9 músculos en cuestión, por lo que en la Tabla 4-2 se presenta un resumen de los resultados obtenidos de la revisión bibliográfica, con las cuales se ha realizado diferentes combinaciones hasta obtener la banda en la cual se pierde la menor información posible.

Tabla 4-2: Bandas de frecuencia de señales EMG de miembros inferiores

Músculo	f_1 (Hz)	f_2 (Hz)	Referencia
Recto Anterior (RA)	10	500	(Ebersole, Housh, Johnson, Evetovich, Smith, & Perry, 1999)
	120	350	(Wren, Do, Rethlefsen, & Healy, 2006)
	25	450	(Frere, 2017)
	15	450	(Atri, y otros, 2016)
Vasto Interno (VI)	10	500	(Ebersole, Housh, Johnson, Evetovich, Smith, & Perry, 1999)
	10	450	(Rainoldi, Bullock-Saxton, Cavarretta, & Hogan, 2001)
	120	350	(Wren, Do, Rethlefsen, & Healy, 2006)
	25	450	(Frere, 2017)
	15	450	(Atri, y otros, 2016)
Vasto Externo (VE)	10	500	(Ebersole, Housh, Johnson, Evetovich, Smith, & Perry, 1999)
	10	450	(Rainoldi, Bullock-Saxton, Cavarretta, & Hogan, 2001)
	120	350	(Wren, Do, Rethlefsen, & Healy, 2006)
	25	450	(Frere, 2017)
	15	450	(Atri, y otros, 2016)
Sartorio (S)	20	450	(Bernard, y otros, 2017)
Tensor de la Fascia Lata (TFL)	20	450	(Bernard, y otros, 2017)
	25	450	(Frere, 2017)
	15	450	(Atri, y otros, 2016)
Biceps Crural (BC)	100	1000	(Mohamed, Perry, & Hislop, 2002)
	120	350	(Wren, Do, Rethlefsen, & Healy, 2006)
	25	450	(Frere, 2017)
	15	450	(Atri, y otros, 2016)
Semitendinoso (ST)	100	1000	(Mohamed, Perry, & Hislop, 2002)
	120	350	(Wren, Do, Rethlefsen, & Healy, 2006)
	25	450	(Frere, 2017)
	15	450	(Atri, y otros, 2016)
Semimembranoso (SM)	100	1000	(Mohamed, Perry, & Hislop, 2002)
	120	350	(Wren, Do, Rethlefsen, & Healy, 2006)

En la primera columna se tienen los músculos analizados, junto a su nomenclatura correspondiente, en las siguientes dos columnas se presentan las frecuencias de corte (f_1 y f_2), sugeridas por los autores listados en la columna Referencias. La etapa de filtrado común a los tres detectores consiste en aplicar un filtro pasabanda de tipo Butterworth a la señal cruda (en base a un procedimiento de comparación de las bandas reportadas se ha determinado el rango de frecuencias siguiente: 25-450 Hz), obteniendo una señal de salida filtrada EMG_F .

4.2.1.4. Normalización

Un proceso de normalización se aplica a cada sujeto i , $i = \{1, 2, \dots, n\}$, con la finalidad de mantener todas las señales con una misma amplitud y así reducir la variabilidad inter-paciente. La normalización se realiza mediante la siguiente expresión:

Andrés Rojas Bustos
Angel Farfán Bernal

$$x = \frac{EMG_{Fij} - \overline{EMG_{Fi}}}{\sigma_{EMG_{Fi}}} \quad (4-17)$$

donde EMG_F es la señal EMG filtrada, EMG_{Fij} es la muestra j de la señal EMG_F del sujeto i , $\overline{EMG_{Fi}}$ y $\sigma_{EMG_{Fi}}$ son la media y la desviación estándar de la señal EMG_F del sujeto i , respectivamente. El mismo proceso de normalización se aplica a las 8 señales restantes, un ejemplo de señal filtrada y normalizada se observa en la Figura 4-8.

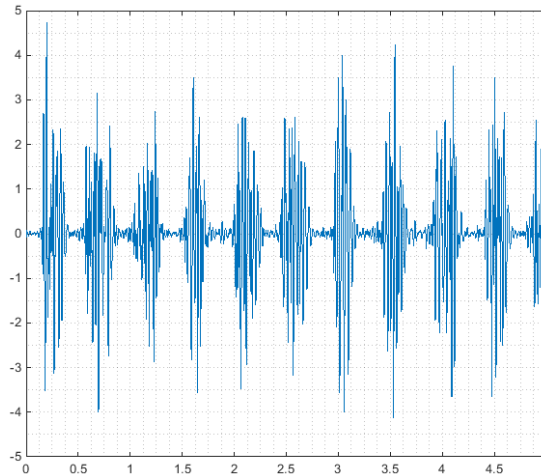


Figura 4-8: Señal filtrada-normalizada

4.2.2. Rectificación y Detección

El procedimiento de rectificación de onda completa se aplica para convertir cada señal a una con polaridad positiva de tal forma que facilite la integración de valores (Morantes, Fernández, & Altuve, 2013). Usualmente las señales son rectificadas (ya sea rectificación de onda completa o media onda) y luego pasan a un integrador o un proceso de suavizado (Fridlund & Cacioppo, 1986).

En este proceso de rectificación, se podría eliminar valores bajo la línea base, o convertir todos los valores negativos a positivos, haciéndolo integrativo. La segunda opción es más recomendada si la intención es conseguir la señal del músculo total, si se corta la parte negativa, la mitad de la señal se pierde, por lo que convertir toda la señal a positiva es el enfoque más utilizado y más interesante en cuanto a los resultados finales. Este procedimiento no elimina ruidos de la señal como el filtrado o suavizado.

A continuación, se explican las etapas de rectificación y detección de cada detector.

4.2.2.1. Umbral Simple (D1)

Rectificación:

Se emplea un proceso de rectificación para convertir cada señal x a una con polaridad positiva, para lo cual se obtiene el valor absoluto de la señal normalizada, tal como indica la ecuación (4-18). En la Figura 4-9 se ilustra un ejemplo de la señal rectificada utilizando este método.

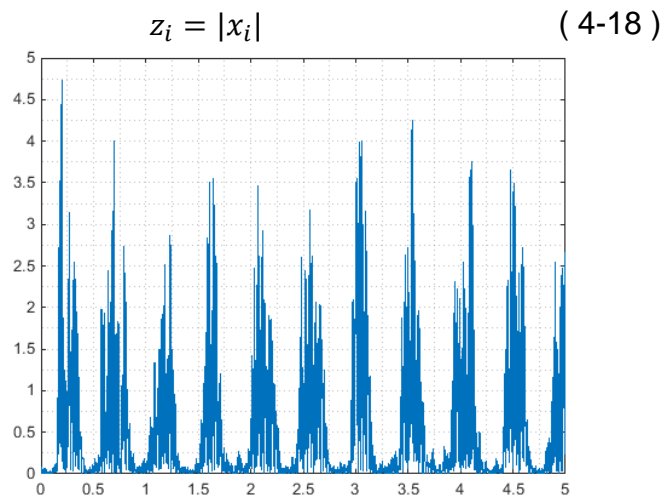


Figura 4-9: Señal rectificada con el detector D1

Detección:

- a) Una ventana deslizante de tamaño W se utiliza para realizar un filtrado de promediado móvil (filtro pasa bajo). El suavizado de la señal tiene la intención de eliminar las partes consideradas como ruido. Crea una envolvente lineal en la señal, dejando solo la parte central de esta. La diferencia principal entre suavizado y filtrado, es que el filtrado toma en consideración el rango de activación del músculo, mientras que el suavizado la señal obtenida. La señal suavizada crea visualmente una señal más limpia, creando casi una línea, excluyendo los extremos, dejando sólo la señal que es considerada como la de activación del músculo (Altimari, Dantas, Bigliassi, Ferreira Dias Kanthack, de Moraes, & Abrao, 2012).
- b) El procedimiento de detección de la contracción muscular se realiza mediante la comparación de la señal suavizada con un umbral fijo. Un valor a priori de los umbrales para cada músculo analizado podría ser estimado como el promedio del valor medio de cada señal, para todos los sujetos (Morantes, Fernández, & Altuve, 2013), de acuerdo a la siguiente ecuación:

$$U_{z_i} = \frac{\sum_{i=1}^n \overline{z_{M_i}}}{n} \quad (4-19)$$

donde $\overline{z_{M_i}}$ es el valor medio de la señal auxiliar z_{M_i} del sujeto i y n es el número de registros. Los umbrales para los 8 músculos restantes son obtenidos de la misma forma. La detección del inicio de la contracción del músculo ocurre cuando se satisface la desigualdad $z_{M_i} > U_{z_i}$.

4.2.2.2. Umbral Doble (D2)

Rectificación:

Se calcula una secuencia auxiliar como la suma cuadrática de cada una de las muestras tal como se tiene en (4-20).

$$z_i = x_i^2 \quad (4-20)$$

donde z_i es la versión rectificada de la señal filtrada. En la Figura 4-10 se presenta un ejemplo de una señal rectificada. Nótese la amplitud resultante.

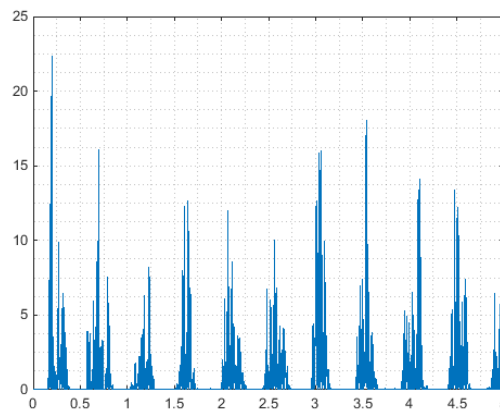


Figura 4-10: Señal rectificada con el detector D2

Detección:

- Se identifica los segmentos de ruido usando las anotaciones de la señal y luego se obtiene la desviación estándar del ruido, además se define el primer umbral como:

$$\zeta = a\sigma_0^2 \quad (4-21)$$

Donde a es una constante y σ_0^2 es la varianza del ruido de la señal. (Bonell, Tabernig, & Spaich, 2015) recomienda un valor de $a = 4$, el cual ha sido utilizado en este estudio.

- A partir del umbral se realiza la detección definida de la siguiente forma: si al menos r_0 (segundo umbral) muestras de una ventana de tamaño m (ventana de observación) superan el primer umbral ζ , entonces se ha realizado una detección de la intención de movimiento, la salida binaria

cambia de bajo a alto en el instante de tiempo que corresponde al punto medio de la ventana de observación (Bonato, D'Alessio, & Knaflitz, 1998).

- c) Pueden existir transiciones erróneas de la salida del detector, las cuales tienen una duración limitada a pocas muestras. Es aceptado generalmente que una activación muscular menor a 30 muestras no tenga efecto sobre el control del movimiento durante la marcha (Bonato, D'Alessio, & Knaflitz, 1998). Por lo que se requiere un post-procesador que sea capaz de eliminar estas transiciones espurias (o pulsos) cuyo ancho es menor a k muestras.

4.2.2.3. Umbral Doble Estadístico (D3)

Rectificación:

A partir de la señal filtrada se calcula una secuencia auxiliar como la suma del cuadrado de dos muestras sucesivas, en base a la expresión (4-22).

$$z_i = x_{2i}^2 + x_{2i-1}^2 \quad (4-22)$$

donde z_i es la versión rectificada de la señal filtrada. Un ejemplo se muestra en la Figura 4-11.

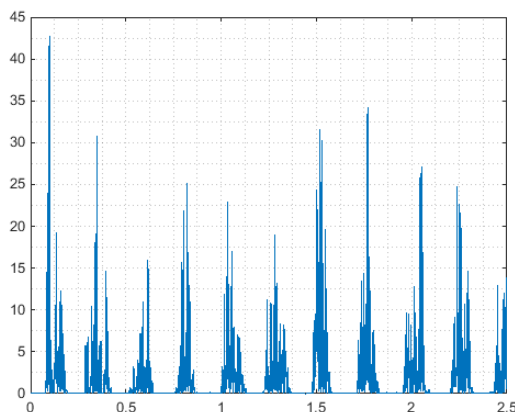


Figura 4-11: Señal rectificada con el detector D3

Detección:

La detección consiste en aplicar los pasos explicados a detalle en el punto del detector homólogo de la sección 4.2.2.2.

4.2.3. Optimización del umbral de detección

4.2.3.1. Análisis de la curva ROC

Con el objetivo de incrementar el rendimiento de la detección (sensibilidad y especificidad altas) y reducir el retardo de detección, se deben optimizar los umbrales para los 9 músculos. El procedimiento de optimización está basado

en el análisis de la curva ROC (receiver operating characteristic) al seleccionar el punto en la curva (correspondiente a un valor de umbral particular) que minimice la distancia al punto de detección perfecta, es decir el punto con coordenadas (0,1) (Altman & Bland, 1994).

Para cada sujeto y cada umbral de detección, la salida del detector se compara, muestra por muestra, con las anotaciones respectivas, con el fin de obtener medidas estadísticas del rendimiento. Para cada muestra, se estiman verdaderos positivos (TP) y verdaderos negativos (TN), correspondientes a la detección correcta y rechazo correcto, respectivamente; y falsos positivos (FP) y falsos negativos (FN), que representan la falsa detección y detección fallida, respectivamente. La sensibilidad (SEN) y especificidad (ESP) son estimadas para cada detector (representadas por un valor de umbral específico). El umbral óptimo se selecciona utilizando la distancia más corta a la detección perfecta (DDP) (Morantes, Fernández, & Altuve, 2013). Las ecuaciones se presentan a continuación:

$$SEN = \frac{TP}{TP + FN} \quad (4-23)$$

$$ESP = \frac{TN}{TN + FP} \quad (4-24)$$

$$DDP(U_z) = \min_{U_z} \sqrt{(1 - SEN(U_z))^2 + (1 - ESP(U_z))^2} \quad (4-25)$$

La Figura 4-12 ilustra los indicadores antes mencionados, utilizados para el cálculo de estos parámetros de rendimiento (Morantes, Fernández, & Altuve, 2013).

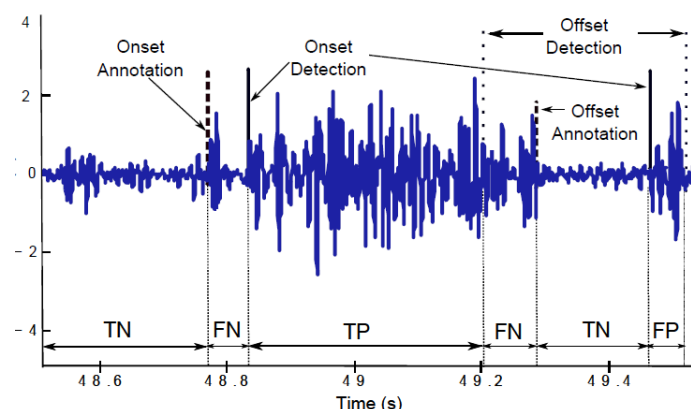


Figura 4-12: Ilustración de indicadores al comparar la anotación con la detección obtenida (Voltaje vs Tiempo).

También se puede determinar el retardo de detección o tiempo de retardo (T_d), definido como el tiempo transcurrido entre el instante de la anotación

(inicio de la contracción muscular) y el tiempo de detección (Morantes, Fernández, & Altuve, 2013). Este enfoque se ilustra en la Figura 4-13.

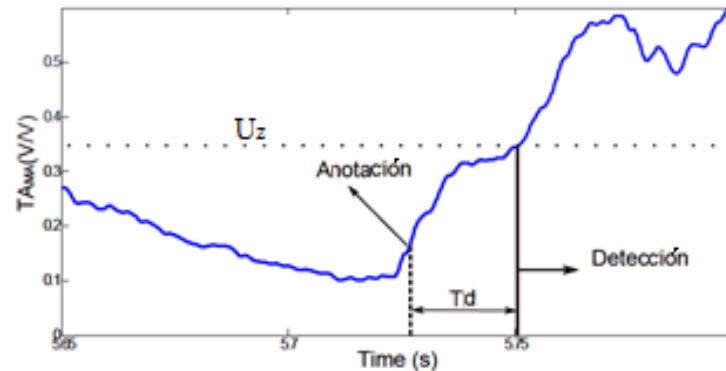


Figura 4-13: Detección de contracción muscular al comparar la señal con un umbral.

Se puede notar que la detección de la contracción es producida cuando la señal suavizada supera el valor del umbral. La detección ocurre T_d segundos luego de que la contracción del músculo ha comenzado (anotación) (Morantes, Fernández, & Altuve, 2013).

4.2.4. Validación Cruzada

La validación cruzada es comúnmente usada para evaluar los resultados de la detección y asegurarse que sean independientes de los datos analizados. Su implementación consiste en aplicar los 4 pasos siguientes:

1. La base de datos (21 registros) se divide en un conjunto de:
Entrenamiento (16 registros): utilizado para obtener los parámetros óptimos que proporcionan el mejor desempeño.
Prueba (5 registros): con los parámetros óptimos, se prueba el desempeño del algoritmo en este subconjunto de datos.
2. El proceso de entrenamiento/prueba se repite k veces utilizando particiones aleatorias de los datos. En la literatura se recomienda un valor de $k = 10$.
3. En cada iteración, se calcula el desempeño y el umbral óptimos de cada detector.
4. Por último, se obtiene el umbral como la media de los valores obtenidos en las k iteraciones.

En la Figura 4-14 se esquematiza la metodología empleada. En primer lugar, se evalúa cada algoritmo por separado. Para el algoritmo D1 se evaluaron tres valores de W : 25, 50 y 100 muestras. Para los algoritmos D2 y D3 se evaluaron diferentes valores de r_0 (1, 2, 3, 4, 5), m (1, 2, 3, 4, 5) y k (10, 20, 30, 40). Luego con los parámetros que proporcionaron mejores

desempeños, se utilizó el algoritmo de validación cruzada, para finalmente realizar una comparación de los tres algoritmos en función de DDP y T_d .

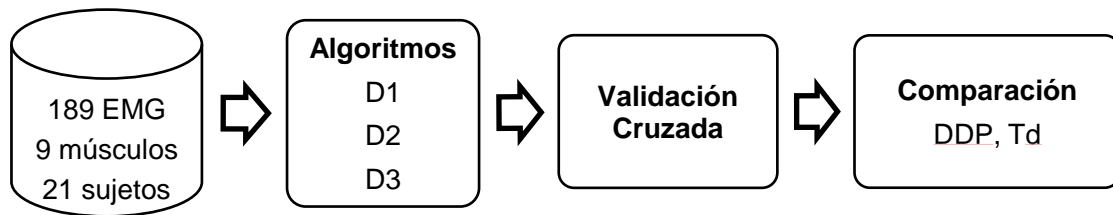


Figura 4-14: Diagrama de bloques de la metodología utilizada. DDP: distancia al punto de detección perfecta, T_d : tiempo de retardo.

CAPÍTULO 5

5. RESULTADOS

En esta sección se presentan los resultados obtenidos para cada uno de los procesamientos realizados a las señales sEMG. Se ha dividido este capítulo en 3 secciones: 5.1) parámetros temporales, 5.2) SNR y MNF y 5.3) umbral de detección.

5.1. Parámetros Temporales

Los parámetros temporales fueron calculados de la siguiente forma: el RMS se obtuvo como la raíz cuadrada del promedio de los cuadrados de todos los valores de la señal temporal filtrada. El valor medio absoluto (VMA) se calculó como el promedio del valor absoluto de la señal filtrada. El valor medio absoluto de la diferencia (VMAD), difiere del anterior en que se va realizando una suma del valor absoluto de la diferencia de dos muestras consecutivas de la señal filtrada. Finalmente, el valor de la varianza (VAR) se calcula como la media de la diferencia entre cada muestra de la señal con su valor promedio al cuadrado.

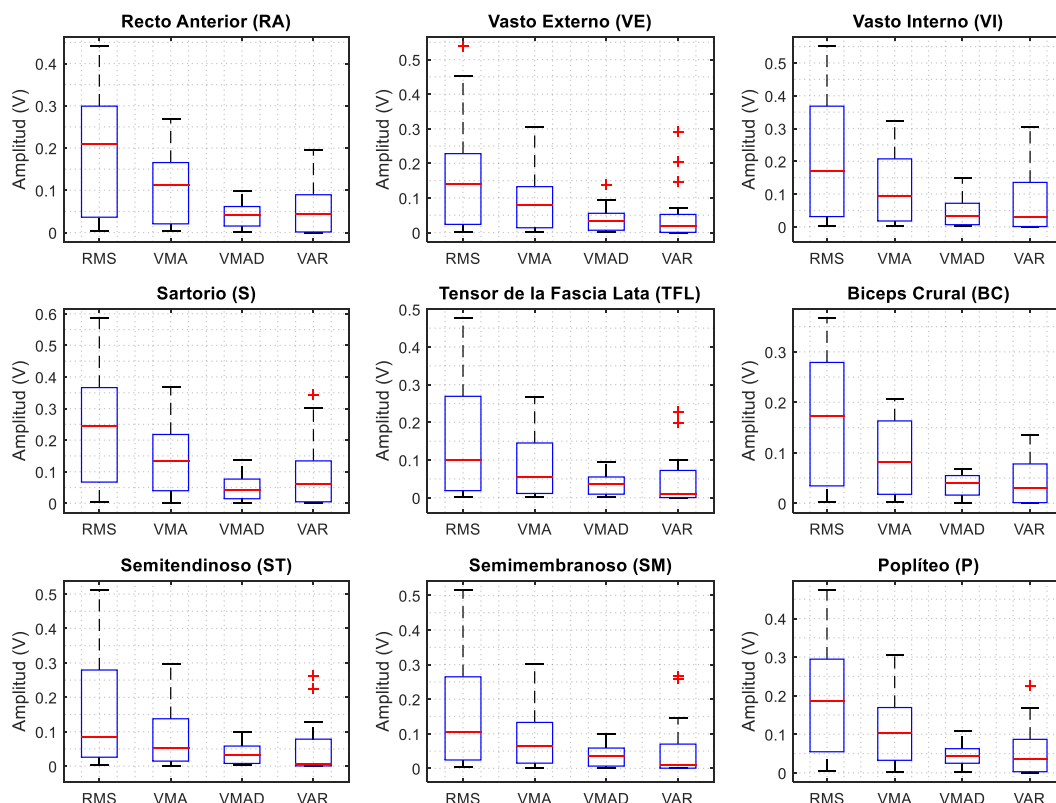


Figura 5-1: Parámetros temporales

En las gráficas de caja de la Figura 5-1, se pueden notar los cuatro parámetros temporales calculados: RMS, VMA, VMAD, VAR. Las amplitudes están en el rango de 0.5 V, lo cual es coherente con las amplitudes de las

señales adquiridas. Se han agrupado los 21 registros por músculo y se observa el comportamiento de cada uno de estos. Se puede notar que el valor RMS en todos los casos es el parámetro que alcanza mayor amplitud, denotando la cantidad de energía perteneciente a estas señales EMG; en contraste, el parámetro VMAD es el que tiene menor amplitud en todos los casos. Otro aspecto a notar, es la presencia de valores atípicos del parámetro VAR en varios músculos, un indicador de variaciones importantes inter-sujeto.

En la Tabla 5-1, se presenta el cálculo de correlación entre los parámetros temporales, incluyendo el SNR. Se puede observar que los parámetros temporales están altamente correlacionados entre sí, pero los parámetros temporales y el SNR se encuentran menos correlacionados.

Tabla 5-1: Correlación entre parámetros temporales incluyendo el SNR

RA						VE				
	RMS	VMA	VMAD	VAR	SNR	RMS	VMA	VMAD	VAR	SNR
RMS	-	0,9924	0,9454	0,9566	0,2846	-	0,9969	0,9612	0,9429	0,3311
VMA	0,9924	-	0,9492	0,9585	0,2693	0,9969	-	0,956	0,9416	0,2841
VMAD	0,9454	0,9492	-	0,9081	0,1452	0,9612	0,956	-	0,9291	0,2287
VAR	0,9566	0,9585	0,9081	-	0,1719	0,9429	0,9416	0,9291	-	0,1799
VI						S				
	RMS	VMA	VMAD	VAR	SNR	RMS	VMA	VMAD	VAR	SNR
RMS	-	0,9904	0,9549	0,9559	0,5643	-	0,9914	0,9847	0,9517	0,217
VMA	0,9904	-	0,9475	0,9532	0,5144	0,9914	-	0,9793	0,9485	0,172
VMAD	0,9549	0,9475	-	0,9516	0,5078	0,9847	0,9793	-	0,9426	0,2461
VAR	0,9559	0,9532	0,9516	-	0,5231	0,9517	0,9485	0,9426	-	0,1134
TFL						BC				
	RMS	VMA	VMAD	VAR	SNR	RMS	VMA	VMAD	VAR	SNR
RMS	-	0,9938	0,9361	0,9482	0,4266	-	0,9951	0,9376	0,9661	0,5809
VMA	0,9938	-	0,9321	0,9435	0,3791	0,9951	-	0,9332	0,9665	0,5575
VMAD	0,9361	0,9321	-	0,8719	0,4162	0,9376	0,9332	-	0,8651	0,5271
VAR	0,9482	0,9435	0,8719	-	0,2374	0,9661	0,9665	0,8651	-	0,4997
ST						SM				
	RMS	VMA	VMAD	VAR	SNR	RMS	VMA	VMAD	VAR	SNR
RMS	-	0,9923	0,9698	0,9585	0,1237	-	0,9916	0,9664	0,9527	0,4272
VMA	0,9923	-	0,9604	0,9533	0,0944	0,9916	-	0,9672	0,9576	0,3761
VMAD	0,9698	0,9604	-	0,9066	0,0431	0,9664	0,9672	-	0,8909	0,3634
VAR	0,9585	0,9533	0,9066	-	0,1484	0,9527	0,9576	0,8909	-	0,3613
P										
	RMS	VMA	VMAD	VAR	SNR					
RMS	-	0,9905	0,9518	0,9525	0,4133					
VMA	0,9905	-	0,9564	0,9738	0,333					
VMAD	0,9518	0,9564	-	0,9205	0,3289					
VAR	0,9525	0,9738	0,9205	-	0,2803					

En la Figura 5-2 se presenta el valor RMS vs el SNR correspondiente a los 21 registros separados por músculo. Adicionalmente en la misma figura se incluye la regresión lineal cuyos resultados reflejan las características de correlación reportadas en la Tabla 5-1.

De forma análoga, en la Figura 5-3, se presenta la regresión lineal entre los parámetros VMA y SNR, se nota que la pendiente de la recta tiene un valor bajo, un indicador de baja correlación.

En la Figura 5-4 se tiene la regresión lineal de los datos correspondientes a los parámetros VMAD y SNR. A partir de la Tabla 5-1 y de dicha figura, se puede deducir que la correlación en este caso no es significativa.

Finalmente, la Figura 5-5 muestra la correlación entre los parámetros VAR y SNR. Este parámetro presenta una menor correlación con el SNR al compararlo con los tres casos antes analizados. Esto se puede notar gráficamente mediante el comportamiento de las rectas de regresión lineal, las cuales tienden a ser horizontales en concordancia con los datos obtenidos para estos parámetros.

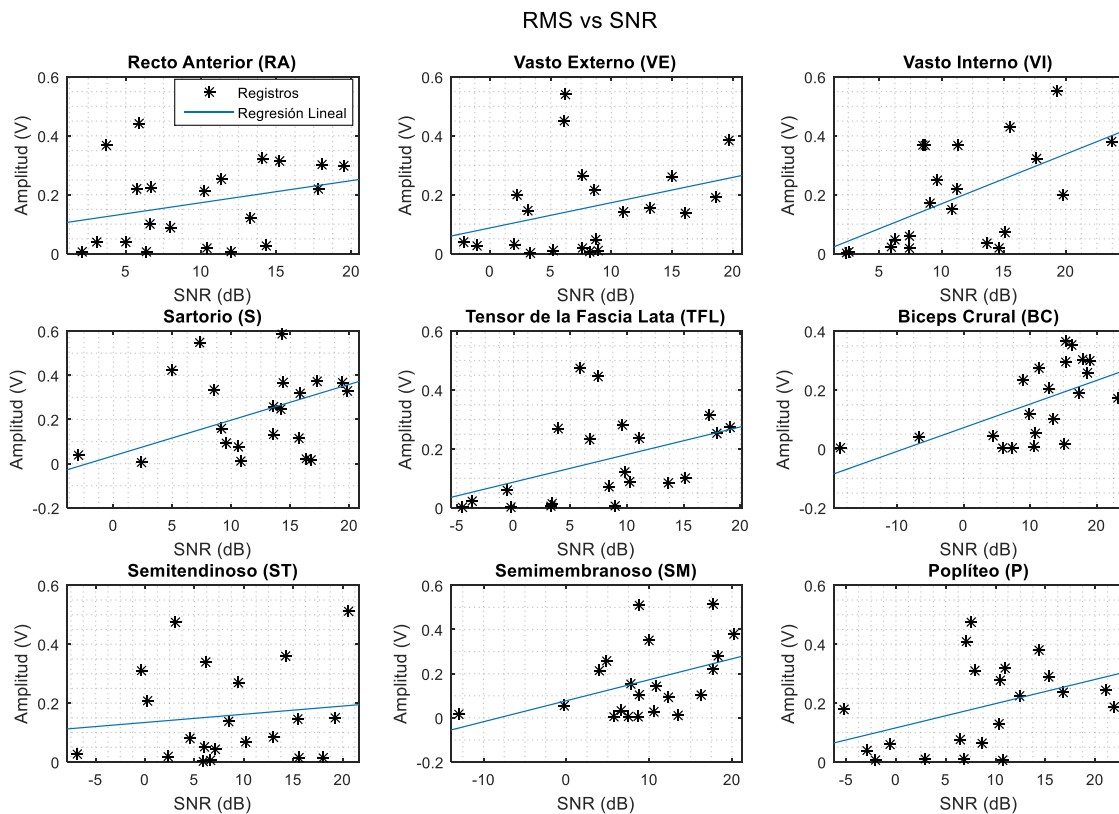


Figura 5-2: Regresión lineal (RMS vs SNR)

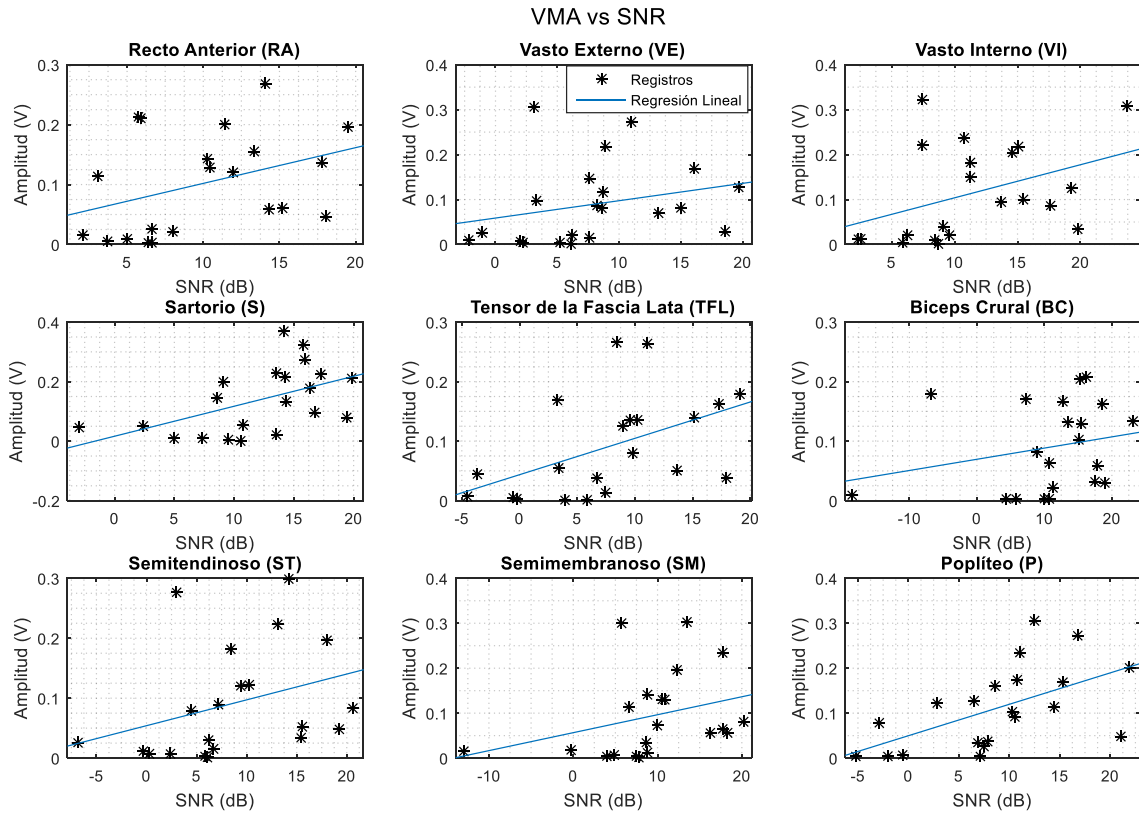


Figura 5-3: Regresión lineal (VMA vs SNR)

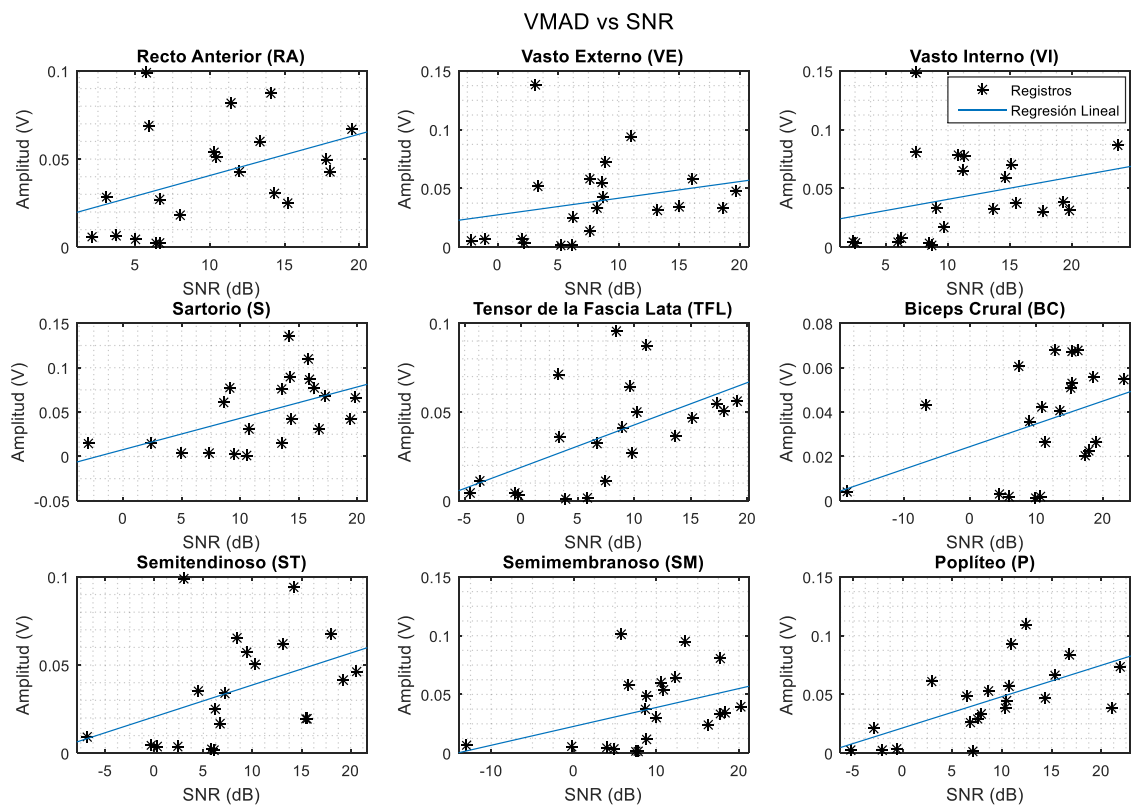


Figura 5-4: Regresión lineal (VMAD vs SNR)

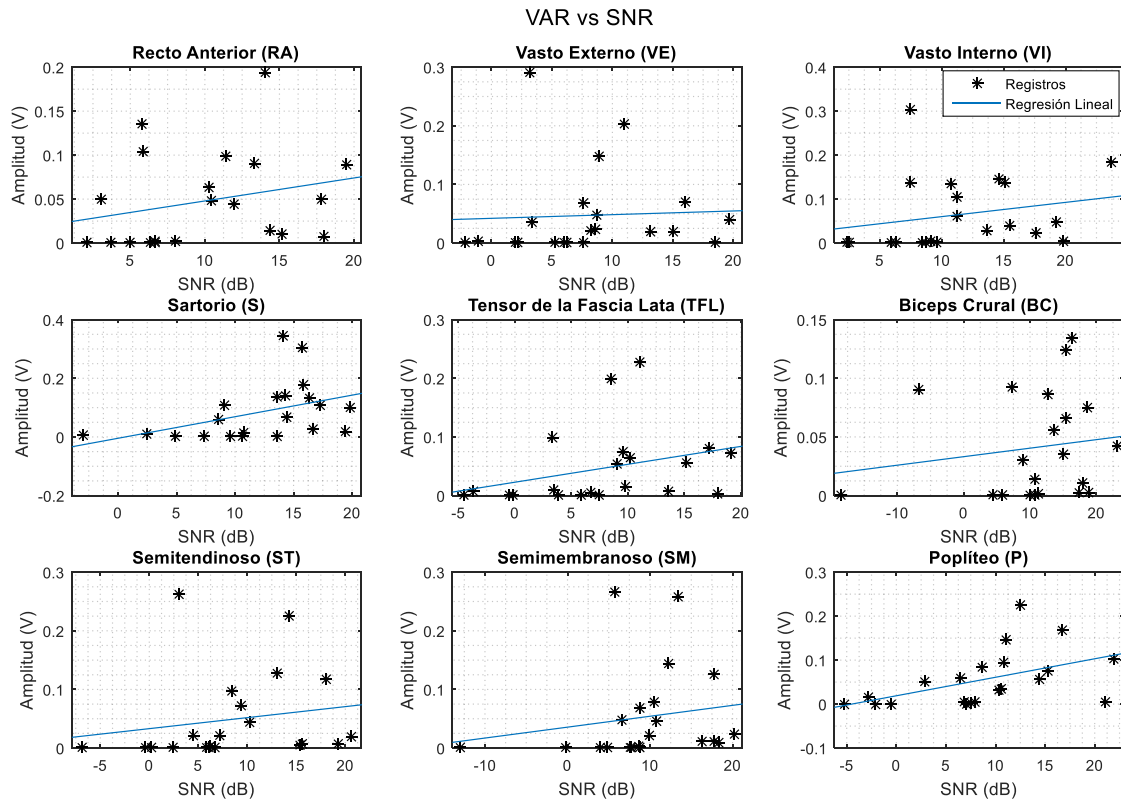


Figura 5-5: Regresión lineal (VAR vs SNR)

5.2. SNR y MNF

Se realizaron mediciones de MNF y SNR en nueve músculos de 21 sujetos durante la marcha y se tomaron medidas sobre señales reales contaminadas con diferentes niveles de ruido. El umbral mínimo/deseable de SNR se determinó usando el algoritmo de k-medias.

5.2.1. Estimación de MNF y SNR

Tabla 5-2: Valores promedio de SNR y MNF para cada músculo

Músculo	SNR (dB) [MIN - MAX]	MNF (Hz) [MIN MAX]	ρ
RA	9.97 [2.08, 19.49]	74.13 [37.98, 200.40]	-0.47
VE	7.99 [-2.22 , 19.72]	84.00 [39.40, 202.92]	-0.60
VI	11.44 [2.32, 23.71]	67.08 [36.28 , 154.48]	-0.44
S	11.97 [-2.95, 19.80]	58.88 [43.75, 84.67]	-0.18
TFL	7.75 [-4.53 , 19.10]	88.90 [39.21, 215.49]	-0.66
BC	10.86 [-18.51 , 23.14]	73.62 [36.49, 227.10]	-0.59
ST	8.52 [-6.90, 20.64]	77.07 [43.50, 205.90]	-0.42
SM	9.36 [-12.95 , 20.15]	75.02 [42.33, 196.58]	-0.58
P	8.63 [-5.26 , 21.94]	71.25 [37.43, 171.94]	-0.50

La Tabla 5-2 presenta los valores promedio, mínimo y máximo de SNR y MNF para cada músculo estudiado y sus valores de correlación. Se observa

que existen grandes variaciones para los valores de SNR que van desde -18.51 dB hasta 23.71 dB. La correlación promedio entre SNR y MNF fue -0.48 ± 0.14 . Para los músculos VE, TFL, BC, SM y P la correlación es mayor (≥ 0.5).

5.2.2. Simulación de señales EMG con diferente SNR

La Figura 5-6 presenta los diferentes valores de MNF luego de contaminar el EMG de los 9 músculos con 20 valores de SNR diferentes. Como se puede observar, el valor MNF se incrementa a medida que el valor de SNR se reduce, al aumentar la potencia del ruido la frecuencia del EMG se acerca a la MNF del ruido. La correlación entre el SNR y MNF fue en promedio -0.88 ± 0.07 para los 9 músculos considerados. Además, se puede notar que la máxima potencia del ruido con la cual se ha contaminado el EMG proporciona un SNR mínimo de -5 dB aproximadamente.

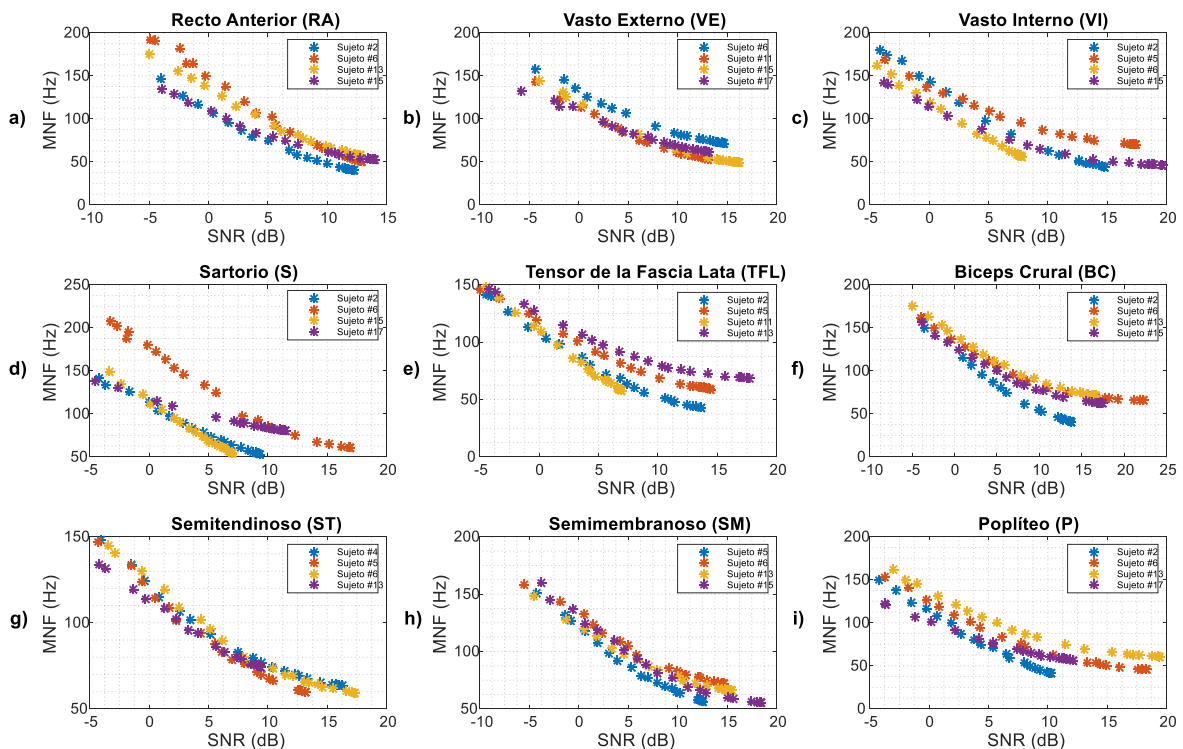


Figura 5-6: Simulación en los músculos: a) RA, b) VE, c) VI, d) S, e) TFL, f) BC, g) ST, h) SM, i) P.

5.2.3. Determinación del umbral del SNR

Utilizando la función k-means de MATLAB, para cada músculo, se dividió el conjunto de 21 registros en dos clústeres. Estos clústeres se conformaron en función de la MNF: CAF y CBF. Sin embargo, para este estudio es necesario separar las MNF en función de su SNR. Esto es posible al calcular el umbral de separación, descrito en la sección 4.1.5.3, el cual resulta al promediar el valor de SNR más alto del CAF y el SNR mínimo del CBF. Para el caso de la simulación de EMG con diferente SNR, en la Figura 5-7 se presenta la

clasificación de las señales, en donde se observan los asteriscos azules que pertenecen al CAF, mientras que los puntos de color rojo pertenecen al CBF. La línea vertical puntillada representa el umbral calculado para cada músculo.

De la misma manera, en la Figura 5-8 se presenta la MNF vs SNR para las señales registradas de los sujetos sin patologías, además de su clasificación respectiva.

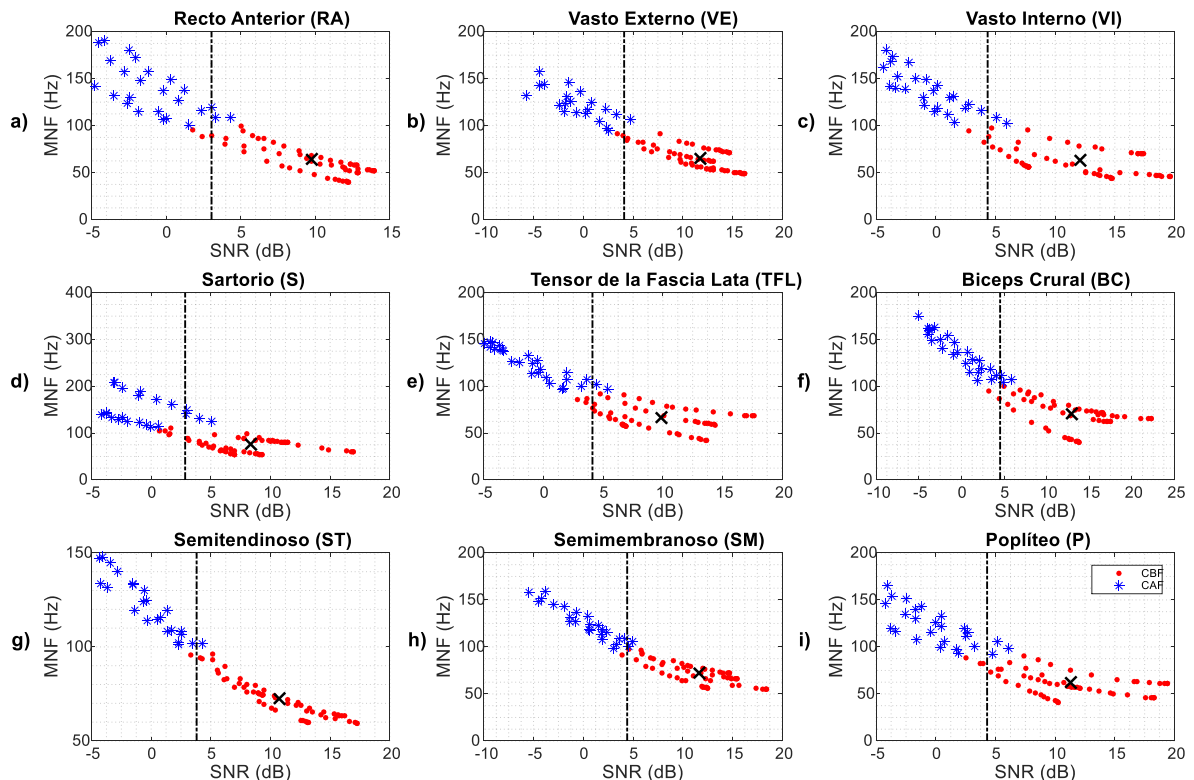


Figura 5-7: Simulación de la MNF vs SNR para los músculos a) RA, b) VE, c) VI, d) S, e) TFL, f) BC, g) ST, h) SM, i) P.

5.2.4. Estimación de la MNF de cada músculo

En la Figura 5-7 y Figura 5-8, los puntos resaltados con una X representan el valor promedio de MNFu para cada músculo, considerando sólo aquellas señales cuyo SNR es mayor al umbral mínimo establecido (línea vertical puntillada). Los elementos que presentan MNF que podrían considerarse como valores normales, pero con SNR altos y que fueron clasificados inicialmente dentro del CBF, son excluidos para el cálculo del MNFu ya que no cumplen con los requerimientos de SNR mínimo necesario.

La Tabla 5-3 presenta los valores obtenidos en la simulación. En cada caso se incluye el número de EMG con valores de SNR satisfactorios (mayores al umbral). La columna **MNF Todos**, reporta el valor de MNF promedio utilizando todos los registros sin dividir en clústeres, como se puede apreciar, la MNF se reduce a no considerar registros con SNR bajo.

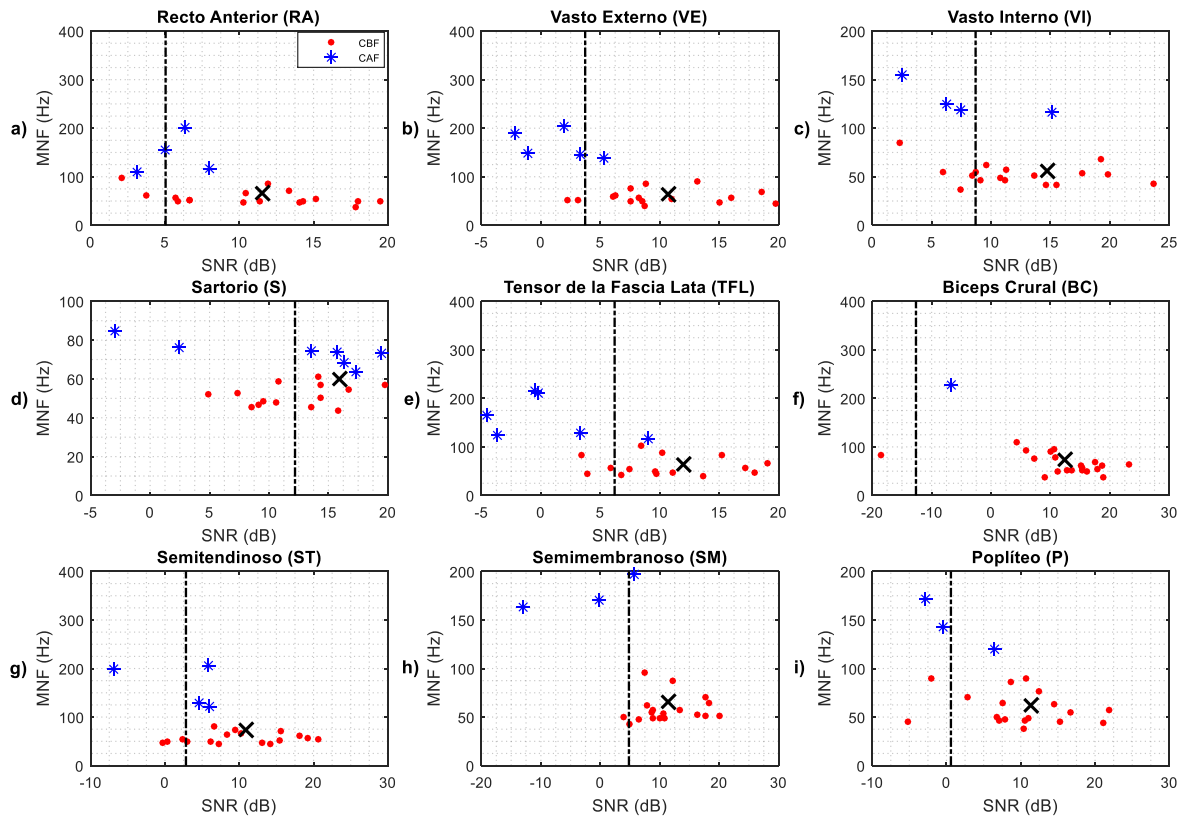


Figura 5-8: MNF vs SNR para los músculos a) RA, b) VE, c) VI, d) S, e) TFL, f) BC, g) ST, h) SM, i) P.

Tabla 5-3: Valores de SNR y MNF para las señales EMG Simuladas

Músculo	Corte – SNR (dB)	MNF Todos	Clúster		
			MNF _u	SNR Promedio	n/ 84
RA	3,2627	84,6657	61,67±16,04	10,1456	57
VE	4,2631	79,4347	65,16±12,74	11,7443	62
VI	4,0612	84,9715	63,10±16,42	11,8944	59
S	2,7509	93,7108	73,53±16,31	8,5627	58
TFL	4,4153	83,2113	66,57±13,42	9,8781	57
BC	4,2983	90,1461	70,80±17,42	12,8254	59
ST	4,5482	86,3801	71,31±9,24	11,0438	57
SM	5,2754	87,5183	70,79±10,76	11,9748	57
P	4,3046	79,9488	61,31±13,69	11,3998	57
Promedio	4,13 ± 0,73	-	-	11,05±1,31	58,11±1,69

La Tabla 5-4 muestra los resultados promedio de los nueve músculos analizados, así como el promedio sin considerar el músculo bíceps crural (BC), ya que éste tiene un comportamiento particular en cuanto a la distribución de los puntos de análisis de los 21 EMG (Figura 5-8f), al aplicar el algoritmo k-medias, el CAF queda conformado por un solo elemento, reportando resultados muy diferentes a los observados en los otros 8 músculos.

Tabla 5-4: Valores de MNF y SNR para las señales EMG reales

Músculo	Corte - SNR (dB)	MNF Todos	Clúster		
			MNFu	SNR Promedio	n / 21
RA	5,0421	74,1307	66,60±39,07	11,5010	17
VE	3,7243	84,0007	65,03±24,85	10,7004	15
VI	8,6991	67,0840	56,08±19,79	14,7094	13
S	12,1893	58,8835	60,20±10,73	15,9237	12
TFL	6,2032	88,8986	64,28±25,25	11,9405	13
BC	-12,6368	73,6229	73,15±41,28	12,3292	20
ST	2,8222	77,0653	74,59±41,70	10,8021	17
SM	4,8139	75,0199	66,21±35,35	11,4308	18
P	0,5961	71,2500	61,59±21,53	11,2862	17
Promedio	3,49 ± 6,92	-	-	12,29 ± 1,81	15,78 ± 2,68
Promedio sin BC	5,51 ± 3,59	-	-	12,28 ± 1,93	15,25 ± 2,31

A partir de estos resultados se puede decir que:

- El valor de umbral y los valores promedio del SNR son menores en el caso de las señales simuladas. Igualmente, las MNFu obtenidas son menores en el caso simulado, pero no significativamente. El experimento de añadir ruido gaussiano a las señales EMG ha servido para constatar que las altas MNF están correlacionadas con el ruido de la señal. El número de registros útiles con valores de SNR satisfactorio, corresponde aproximadamente al 72% de los registros totales (21 registros).
- Los valores promedio de MNFu para los músculos RA, VI, BC y ST se encuentran dentro de los rangos reportados en la literatura, mientras que, para VE, S, TFL y SM los valores promedio obtenidos son inferiores. El valor de MNFu del músculo poplíteo (P) no puede ser comparado ya que no se encontró un valor reportado.
- La diferencia en los valores de MNF radica principalmente en el tipo de prueba realizado en cada estudio, así como el método de cálculo. Por ejemplo, en este estudio se realizó una caminata pausada, que no exige una gran cantidad de esfuerzo por parte del sujeto de prueba, una razón por la cual las MNF obtenidas tienen valores relativamente bajos.

Realizando una comparación entre las dos tablas (Tabla 5-3 y Tabla 5-4) se observa un comportamiento similar tanto en señales simuladas como en registradas, lo que permite determinar un SNR mínimo aproximado de 5 dB, mientras que 12,28 dB es un valor deseable para la adquisición de señales sEMG con la instrumentación aplicada en este trabajo.

Los resultados obtenidos en esta sección fueron recopilados en el artículo "Influencia del SNR en la estimación de la frecuencia media en señales EMG superficiales de miembros inferiores" en evaluación en la revista IEEE América Latina.

5.3. Umbral de detección

Para el umbral de detección los resultados se dividen en tres secciones. La Sección 5.3.1 corresponde al desempeño de cada uno de los detectores individualmente, la Sección 5.3.2 presenta el desempeño de la validación cruzada, por último, en la Sección 5.3.3 se discute la comparación de los detectores en base a los parámetros DDP y T_d después de aplicar la validación cruzada.

5.3.1. Desempeño de los detectores

Previa a la medición del desempeño de D1, se encuentra la curva ROC para tres valores diferentes de la longitud de la ventana del filtro de suavizado móvil ($W = 25, 50$ y 100 muestras). Al realizar esta variación, en la Figura 5-9 se observa que, para los nueve músculos, el desempeño de D1 es mayor con $W = 25$ muestras. Los valores de umbrales y desempeño para cada músculo se reportan en la Tabla 5-5.

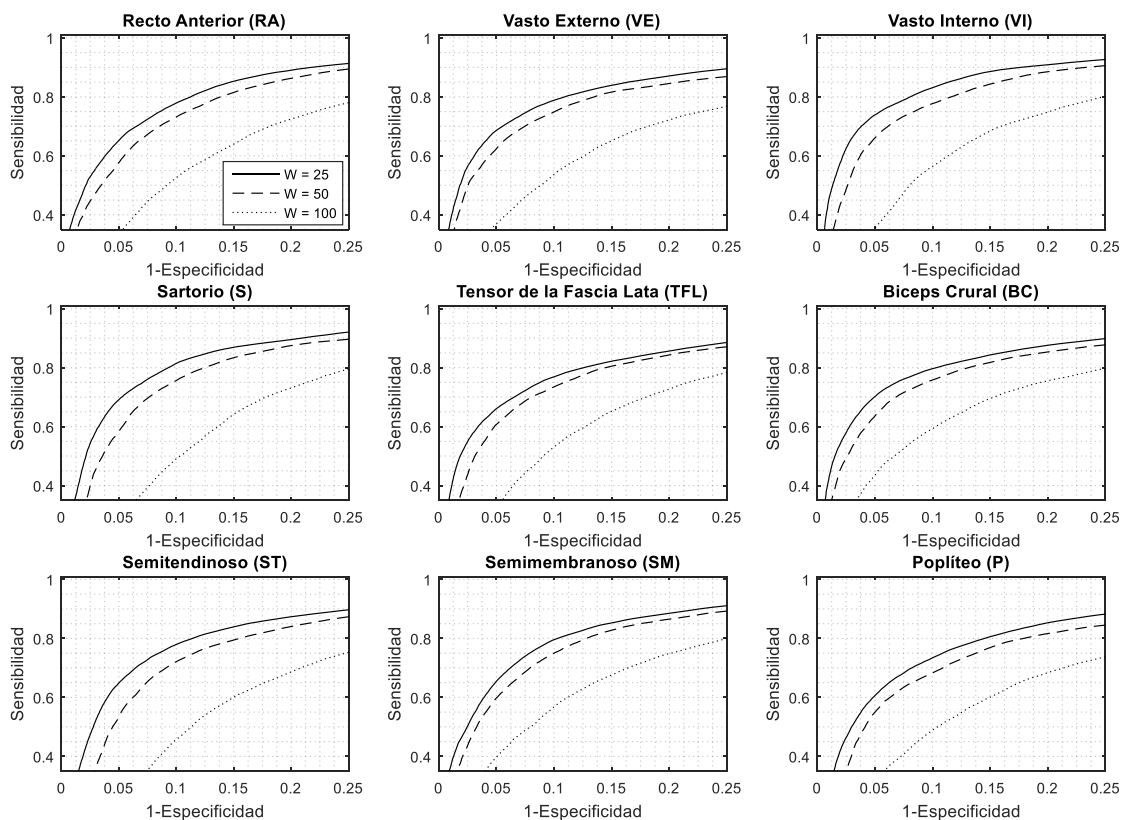
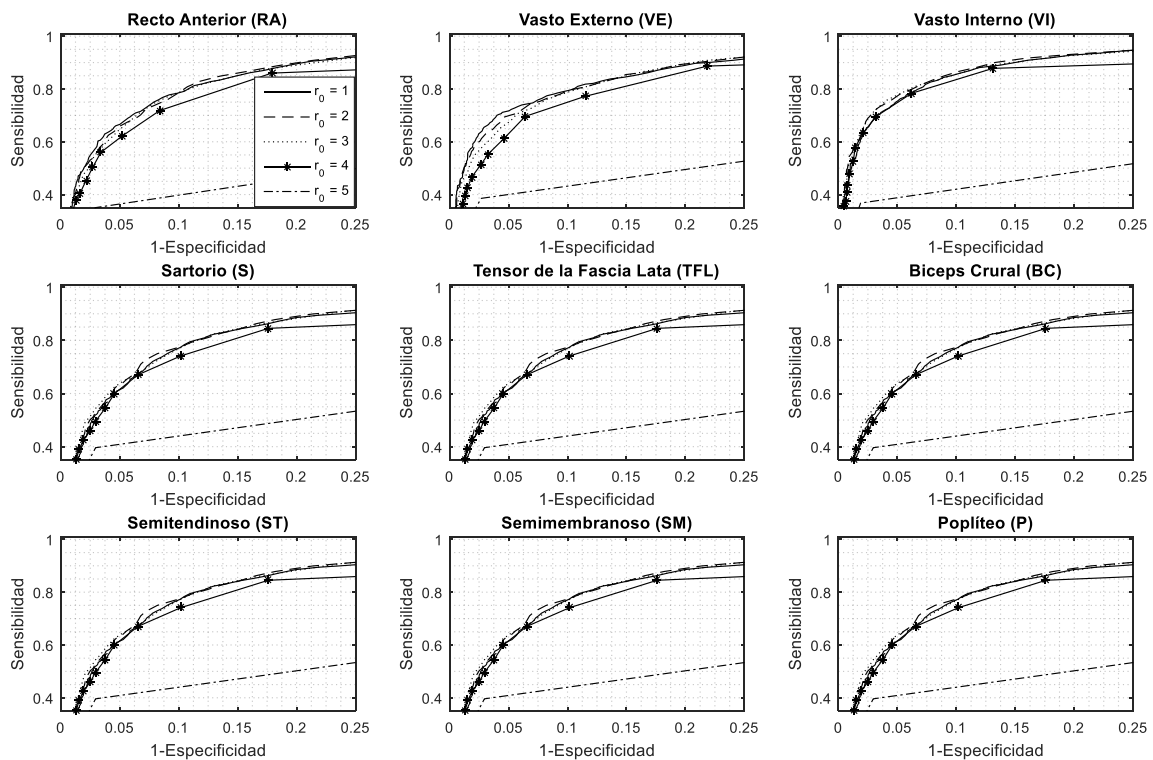


Figura 5-9: Curvas ROC del detector D1 obtenidas para diferentes longitudes de la ventana W .

Tabla 5-5: Desempeño del detector D1 sin validación cruzada

UMBRAL SIMPLE ($W = 25$)					
Músculo	Umbral Óptimo	SEN (%)	ESP (%)	Td (ms)	DDP
RA	0,42	84,9786	85,3026	32,5633	0,2102
VE	0,50	83,1391	85,9614	27,4323	0,2194
VI	0,39	87,1858	86,6560	15,7249	0,1850
S	0,39	85,5688	86,6628	30,6580	0,1965
TFL	0,48	82,3371	84,8123	25,6883	0,2330
BC	0,38	84,2332	85,0923	21,1739	0,2170
ST	0,43	83,7582	85,1678	15,2511	0,2200
SM	0,44	84,4798	86,0160	25,9394	0,2089
P	0,43	82,3762	83,3225	19,8312	0,2426
PROMEDIO	0,42±0,04	84,22±1,56	85,44±1,04	23,8±6,18	0,21±0,01


 Figura 5-10: Curvas ROC del detector D2 obtenidas para diferentes umbrales (r_0)

Para D2 se evaluaron los 5 valores de r_0 , m y k descritos en la sección 4.2.4. En cada caso los dos parámetros restantes se consideraron como constantes. En la Figura 5-10, Figura 5-11 y Figura 5-12 se presentan estos resultados por medio de la curva ROC.

Al variar estos parámetros, el mejor desempeño obtenido corresponde a $r_0 = 1$, $m = 5$ y $k = 30$. Con estos parámetros, en la Tabla 5-6 se presentan los

valores correspondientes al umbral y desempeño para cada uno de los músculos.

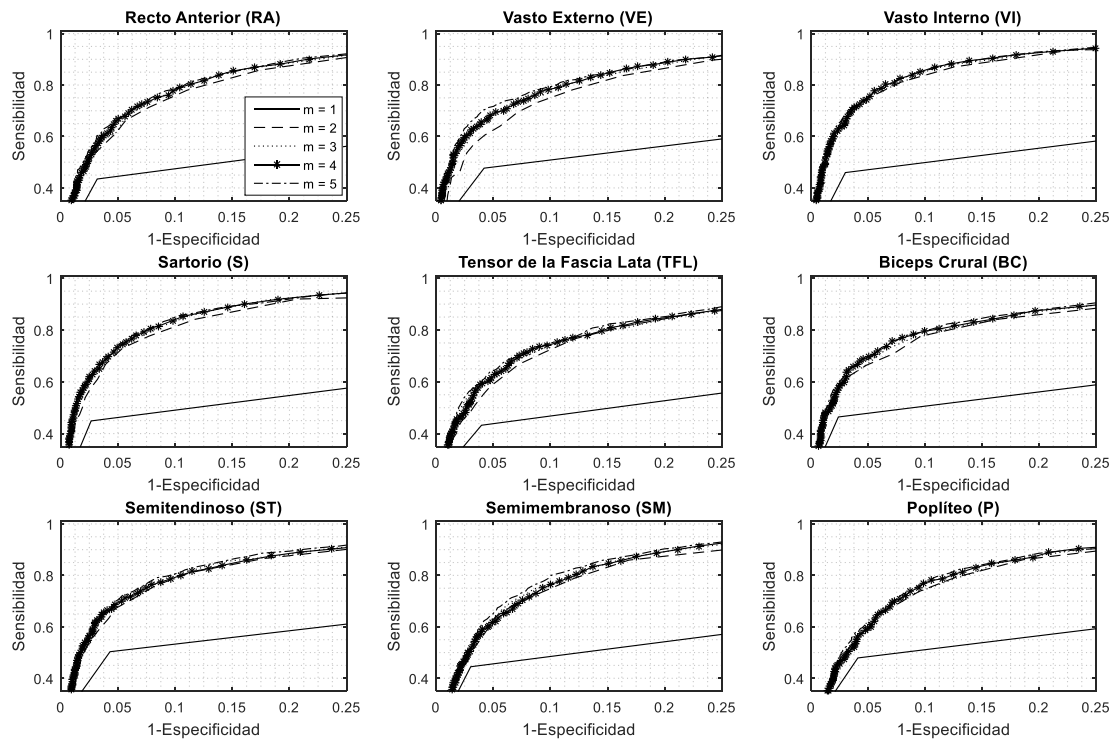


Figura 5-11: Curvas ROC del detector D2 obtenidas para diferentes longitudes de la ventana de observación (m)

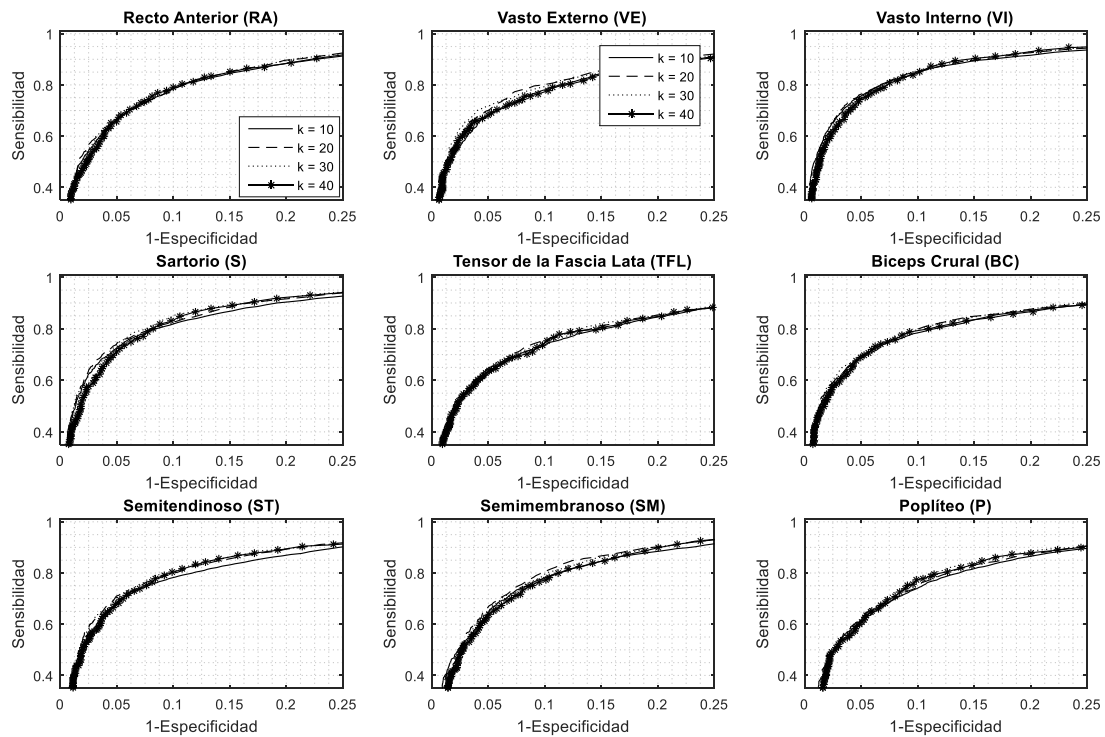
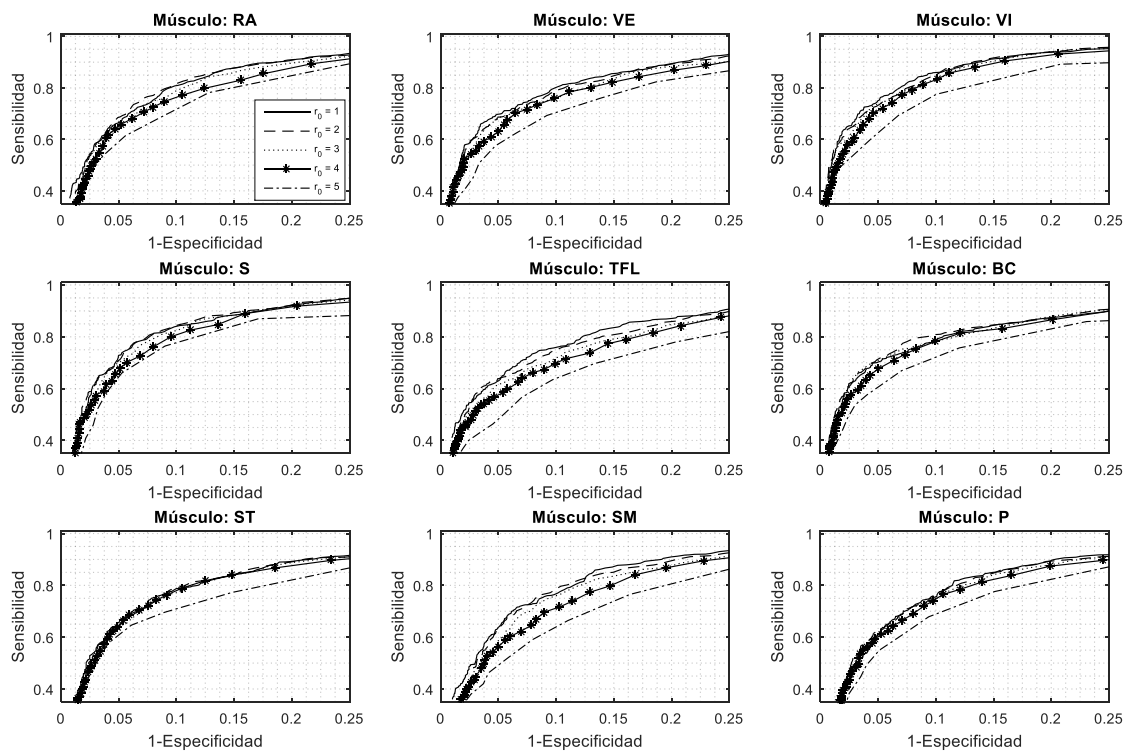


Figura 5-12: Curvas ROC del detector D2 obtenidas para diferentes longitudes de la ventana de post procesamiento (k)

Tabla 5-6: Desempeño del detector D2 sin validación cruzada

DOBLE UMBRAL ($m = 5$, $a = 4$, $r_0 = 1$, $k = 30$)					
Músculo	Umbral Óptimo	Sen (%)	Esp (%)	Td(ms)	DDP
RA	0,1400	86,1503	83,9417	4,2838	0,2121
VE	0,2300	83,8015	86,3604	2,7817	0,2118
VI	0,1300	88,0567	88,1179	0,655	0,1685
S	0,1300	85,4499	89,7786	15,7446	0,1778
TFL	0,2100	82,3843	84,8203	3,0866	0,2325
BC	0,1600	82,3282	88,0673	11,713	0,2132
ST	0,1600	85,3686	85,9256	1,8831	0,2030
SM	0,1700	85,8760	85,4305	2,3896	0,2029
P	0,1600	84,4308	84,6644	3,8788	0,2185
PROMEDIO	0,16±0,03	84,87±1,84	86,34±1,93	5,15±5,07	0,20±0,01

Para D3 se evaluaron los mismos parámetros involucrados en D2, con lo cual se observó que el desempeño es mayor para valores de $r_0 = 1$, $m = 5$ y $k = 30$ (Figura 5-13, Figura 5-14 y Figura 5-15). Para los nueve músculos estudiados, el valor de umbral y de desempeño se presenta en la Tabla 5-7.


 Figura 5-13: Curvas ROC del detector D3 obtenidas para diferentes umbrales (r_0)

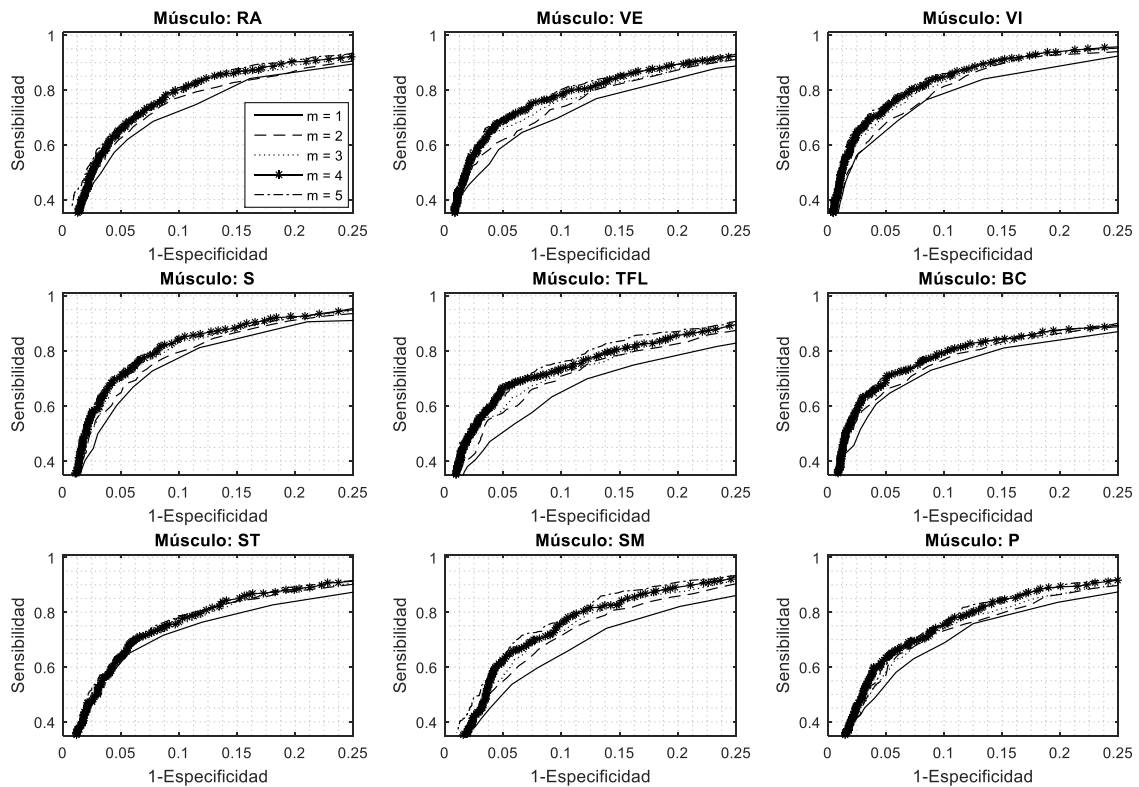


Figura 5-14: Curvas ROC del detector D3 obtenidas para diferentes longitudes de la ventana de observación (m)

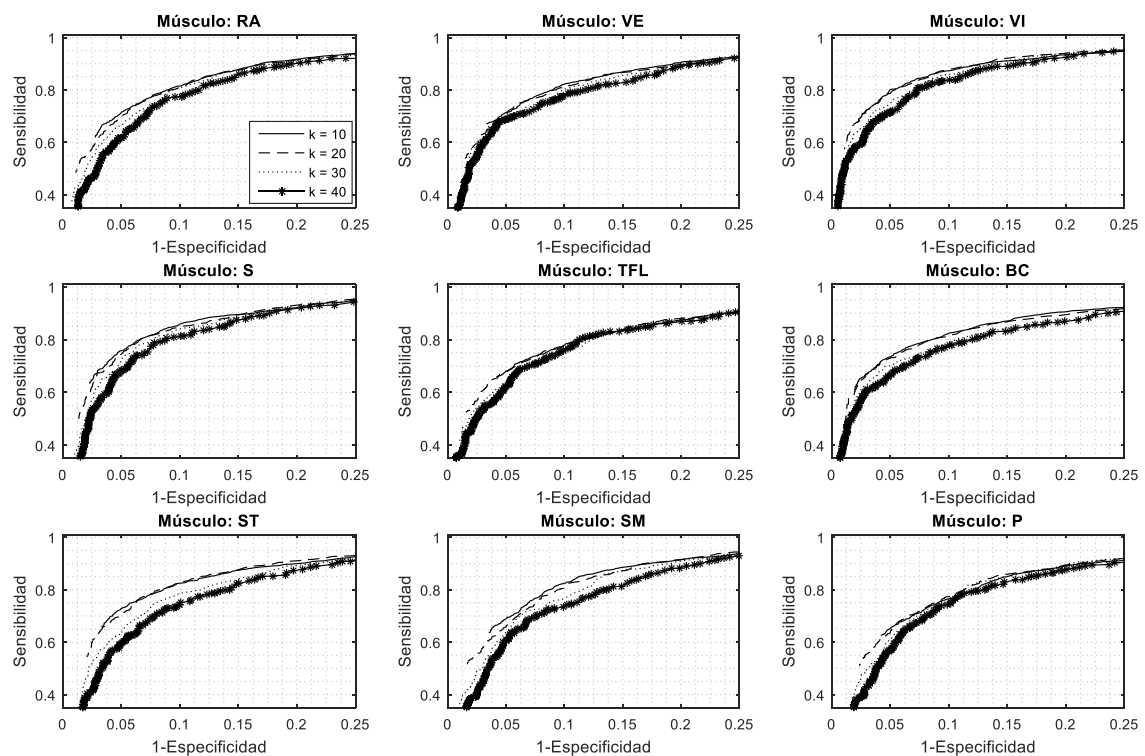


Figura 5-15: Curvas ROC del detector D3 obtenidas para diferentes longitudes de la ventana de post procesamiento (k)

Tabla 5-7: Desempeño del detector D3 sin validación cruzada

ESTADÍSTICO (m=5, a=4, r ₀ =1, k=30)					
Músculo	Umbral Óptimo	Sen (%)	Esp (%)	Td (ms)	DDP
RA	0,4200	87,3142	85,6845	5,393	0,1913
VE	0,6000	85,5125	85,2029	7,6842	0,207
VI	0,3900	89,0295	87,6514	5,6245	0,1652
S	0,3400	87,2695	86,5734	2,2511	0,185
TFL	0,5100	85,6361	83,6586	7,6883	0,2176
BC	0,3800	84,4714	85,2458	4,0478	0,2142
ST	0,4300	84,6588	84,5983	7,1385	0,2174
SM	0,4800	85,8936	86,6268	4,8174	0,1944
P	0,4700	84,5407	85,7403	3,4892	0,2103
PROMEDIO	0,44 ± 0,07	86,03 ± 1,54	85,66 ± 1,18	5,34 ± 1,91	0,20 ± 0,017

5.3.2. Desempeño con Validación Cruzada

Tabla 5-8: Desempeño del detector D1 con validación cruzada

Músculo	Umbral	Entrenamiento			Validación			DDP
		Sensibilidad (%)	Especificidad (%)	Td (ms)	Sensibilidad (%)	Especificidad (%)	Td (ms)	
RA	0,41 ± 0,02	85,76 ± 0,95	85,66 ± 0,96	29 ± 6,5	86,14 ± 2,15	85,25 ± 1,84	28,08 ± 16,83	0,20 ± 0,01
VE	0,50 ± 0,02	84,38 ± 1,71	85,97 ± 0,99	20,4 ± 8,3	82,99 ± 2,75	89,01 ± 1,76	27,47 ± 8,39	0,20 ± 0,01
VI	0,40 ± 0,04	86,73 ± 1,84	87,16 ± 1,78	18,17 ± 8,36	85,04 ± 3,24	88,41 ± 4,24	24,61 ± 18,57	0,19 ± 0,02
S	0,39 ± 0,02	85,32 ± 1,10	86,53 ± 0,89	32,52 ± 7,01	85,50 ± 3,57	87,73 ± 3,93	30,60 ± 21,39	0,19 ± 0,02
TFL	0,48 ± 0,04	82,13 ± 1,80	85,83 ± 1,44	21,78 ± 11,32	81,72 ± 2,96	86,14 ± 5,01	25,73 ± 14,31	0,23 ± 0,02
BC	0,38 ± 0,02	83,44 ± 1,84	85,40 ± 1,47	22,07 ± 5,32	83,97 ± 2,85	84,82 ± 6,83	22,85 ± 15,70	0,22 ± 0,03
ST	0,44 ± 0,02	83,57 ± 1,78	85,67 ± 1,25	14,19 ± 6,42	85,38 ± 3,21	86,56 ± 5,33	23,32 ± 17,17	0,20 ± 0,03
SM	0,43 ± 0,03	85,66 ± 1,65	86,56 ± 1,59	20,02 ± 5,38	84,17 ± 4,07	85,87 ± 6,16	24,29 ± 19,05	0,21 ± 0,04
P	0,41 ± 0,03	83,04 ± 1,76	84,25 ± 1,51	21,12 ± 5,72	82,49 ± 6,09	85,83 ± 6,31	27,47 ± 15,30	0,23 ± 0,02
PROMEDIO	0,43 ± 0,03	84,45 ± 1,51	85,89 ± 0,83	22,14 ± 5,50	84,16 ± 1,50	86,63 ± 1,44	26,05 ± 2,54	0,21 ± 0,017

Tabla 5-9: Desempeño del detector D2 con validación cruzada

Músculo	Umbral	Entrenamiento			Validación			DDP
		Sensibilidad (%)	Especificidad (%)	Td (ms)	Sensibilidad (%)	Especificidad (%)	Td (ms)	
RA	0,14 ± 0,03	86,29 ± 2,07	85,50 ± 2,26	5,61 ± 4,08	86,28 ± 4,93	84,72 ± 5,95	14,09 ± 9,79	0,21 ± 0,03
VE	0,244 ± 0,04	84,24 ± 1,15	86,31 ± 2,40	6,82 ± 5,38	84,90 ± 6,16	83,88 ± 6,93	16,17 ± 10,08	0,23 ± 0,04
VI	0,130 ± 0,02	87,82 ± 1,28	88,02 ± 1,33	7,41 ± 6,19	88,66 ± 4,73	86,31 ± 8,59	13,03 ± 11,69	0,19 ± 0,05
S	0,107 ± 0,02	87,81 ± 1,24	87,88 ± 1,55	5,52 ± 3,37	88,04 ± 3,04	89,61 ± 4,89	15,04 ± 10,84	0,16 ± 0,01
TFL	0,198 ± 0,06	83,41 ± 2,83	84,51 ± 1,84	6,79 ± 6,54	81,07 ± 8,40	85,78 ± 9,47	19,32 ± 13,54	0,26 ± 0,05
BC	0,137 ± 0,04	84,17 ± 1,92	85,23 ± 1,28	4,39 ± 3,88	83,78 ± 7,79	85,07 ± 10,77	20,49 ± 11,06	0,24 ± 0,07
ST	0,161 ± 0,03	86,48 ± 1,63	87,24 ± 0,93	4,70 ± 3,44	85,37 ± 5,28	87,68 ± 4,22	13,87 ± 11,10	0,19 ± 0,04
SM	0,186 ± 0,04	84,87 ± 5,80	86,75 ± 2,67	6,12 ± 4,80	85,24 ± 4,53	86,35 ± 8,50	12,26 ± 8,15	0,21 ± 0,06
P	0,169 ± 0,03	83,99 ± 2,67	85,23 ± 2,48	6,11 ± 4,02	83,94 ± 7,08	84,67 ± 6,63	9,43 ± 9,45	0,23 ± 0,05
PROMEDIO	0,164 ± 0,04	85,45 ± 1,68	86,30 ± 1,25	5,94 ± 0,99	85,25 ± 2,29	86,01 ± 1,76	14,85 ± 3,43	0,21 ± 0,02

Tabla 5-10: Desempeño del detector D3 con validación cruzada

Músculo	Umbral	Entrenamiento			Validación			DDP
		Sensibilidad (%)	Especificidad (%)	Td (ms)	Sensibilidad (%)	Especificidad (%)	Td (ms)	
RA	0,44 ± 0,05	87,75 ± 1,84	85,57 ± 1,15	6,40 ± 3,53	87,23 ± 2,67	87,49 ± 2,65	4,70 ± 2,88	0,18 ± 0,02
VE	0,66 ± 0,08	85,95 ± 2,59	86,94 ± 1,64	5,34 ± 2,57	85,84 ± 4,56	86,55 ± 5,64	6,00 ± 4,10	0,20 ± 0,03
VI	0,40 ± 0,07	88,58 ± 2,21	88,54 ± 1,52	4,03 ± 2,5	88,35 ± 3,86	90,17 ± 3,97	5,81 ± 3,27	0,15 ± 0,02
S	0,39 ± 0,06	87,66 ± 3,36	86,90 ± 1,96	4,10 ± 3,47	85,25 ± 3,29	90,00 ± 3,11	5,19 ± 3,43	0,18 ± 0,02
TFL	0,54 ± 0,08	85,17 ± 1,48	84,44 ± 2,93	6,56 ± 3,37	85,46 ± 3,96	79,72 ± 11,54	8,91 ± 5,76	0,26 ± 0,08
BC	0,37 ± 0,08	84,57 ± 2,14	86,09 ± 2,08	3,61 ± 3,17	88,03 ± 4,49	82,75 ± 6,76	3,81 ± 3,33	0,21 ± 0,04
ST	0,41 ± 0,05	86,39 ± 1,98	84,33 ± 2,26	9,58 ± 4,75	86,53 ± 3,76	82,93 ± 4,83	11,32 ± 6,18	0,22 ± 0,03
SM	0,46 ± 0,10	86,80 ± 2,95	86,88 ± 2,62	5,76 ± 3,36	85,31 ± 4,91	87,31 ± 6,67	6,26 ± 6,31	0,18 ± 0,05
P	0,43 ± 0,04	85,03 ± 2,34	85,36 ± 2,58	5,40 ± 3,60	80,93 ± 4,84	88,06 ± 4,58	4,12 ± 2,58	0,22 ± 0,04
PROMEDIO	0,46 ± 0,09	86,43 ± 1,37	86,12 ± 1,35	5,64 ± 1,81	85,88 ± 2,19	86,11 ± 3,55	6,24 ± 2,42	0,20 ± 0,03

Con el fin de generalizar los resultados obtenidos, se aplica el algoritmo de validación cruzada utilizando los parámetros evaluados en la Sección 5.3.1. Con estos valores, en la Tabla 5-8, Tabla 5-9 y Tabla 5-10 se presenta el umbral y el desempeño de los detectores D1, D2 y D3, respectivamente.

5.3.3. Comparación

En los diagramas de caja de la Figura 5-16, Figura 5-17, Figura 5-18, Figura 5-19 y Figura 5-20 se presentan los valores de los parámetros SEN, ESP, T_d , DDP y Umbral óptimo, respectivamente. Estos parámetros fueron obtenidos para cada músculo utilizando los tres detectores (D1, D2 y D3).

Los tres detectores proporcionan una SEN y ESP promedio superiores a $85,36 \pm 0,803 \%$ y $85,42 \pm 0,612 \%$ respectivamente. Sin embargo, el tiempo de retardo para D3 es menor en comparación con D1 y D2. En cuanto a la distancia de detección perfecta, D1 presenta un mayor valor que D2 y D3 ($D2 \approx D3$).

La Tabla 5-8, Tabla 5-9 y Tabla 5-10 presentan los valores de SEN y ESP promedio de los nueve músculos analizados en función de cada detector tanto para la fase de entrenamiento como para la fase de prueba, como se puede observar D3 tiene un desempeño mayor en la fase de entrenamiento con respecto a D1 y D2, mientras que en la fase de prueba tiene mejor SEN, pero menor ESP con respecto a D2.

En la Tabla 5-11 se reportan los valores promedio de umbral obtenidos de la validación cruzada que ha sido aplicada con 10 iteraciones, como se puede observar, el detector D2 tiene valores de umbral menores en comparación con D1 y D3, esto se debe a que la señal auxiliar utilizada en este detector requiere rectificar la señal elevándola al cuadrado, lo que provoca que la activación

requiera un valor de umbral aproximadamente igual a la mitad del que requerirían los otros dos detectores.

Tabla 5-11: Umbrales promedio obtenidos para cada músculo con los Detectores propuestos

Detector	RA	VE	VI	S	TFL	BC	ST	SM	P
D1	0.41 ± 0.02	0.50 ± 0.02	0.41 ± 0.04	0.39 ± 0.02	0.48 ± 0.04	0.38 ± 0.02	0.44 ± 0.02	0.43 ± 0.03	0.41 ± 0.03
D2	0.14 ± 0.03	0.24 ± 0.04	0.13 ± 0.02	0.10 ± 0.02	0.19 ± 0.06	0.13 ± 0.04	0.16 ± 0.03	0.18 ± 0.04	0.16 ± 0.03
D3	0.44 ± 0.05	0.66 ± 0.08	0.40 ± 0.07	0.39 ± 0.06	0.54 ± 0.08	0.31 ± 0.08	0.41 ± 0.05	0.46 ± 0.10	0.43 ± 0.04

Otro aspecto a tomar en consideración es la diferencia de amplitud de umbral que existe entre músculos, los valores están en el rango de 0.4 y 0.6 para los detectores D1 y D3, mientras que para D2 está entre 0.1 y 0.25.

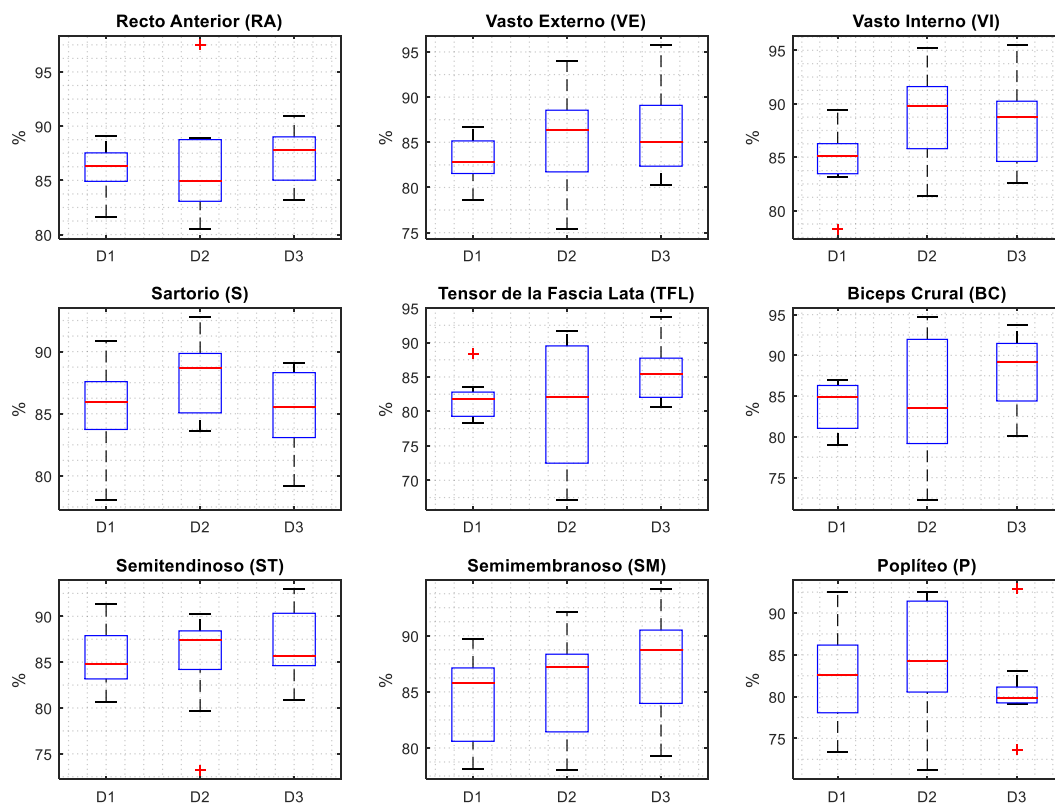


Figura 5-16: Diagramas de Caja de Sensibilidad

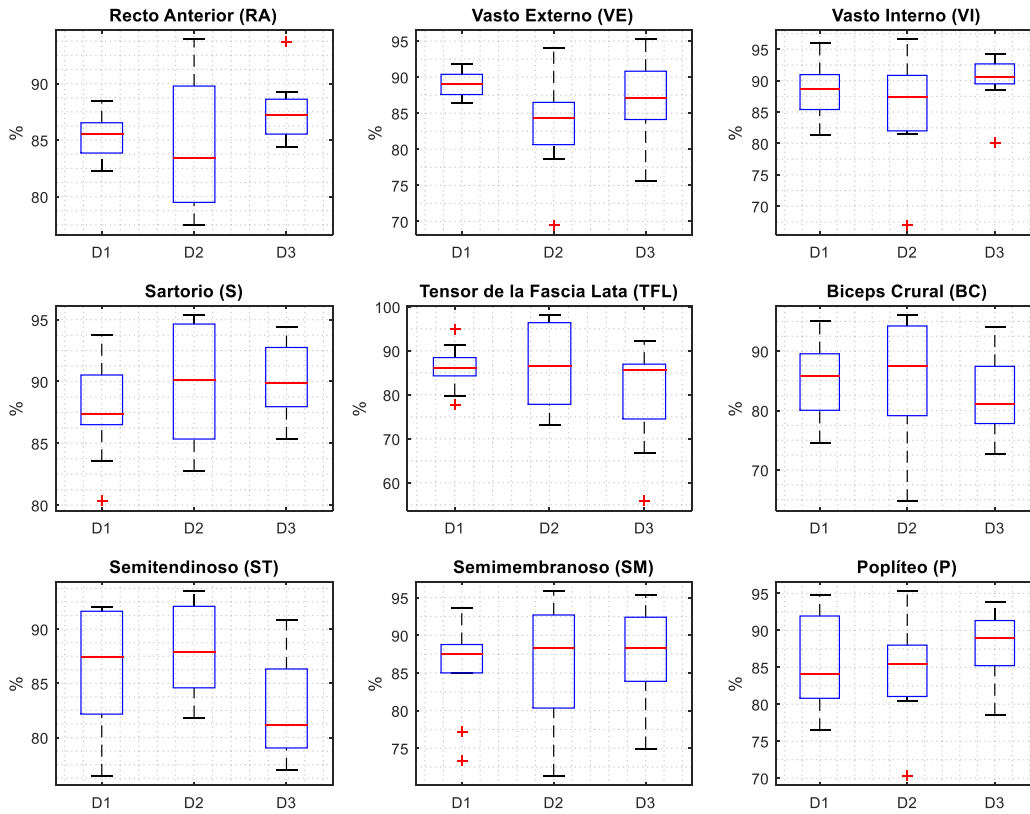


Figura 5-17: Diagramas de Caja de Especificidad

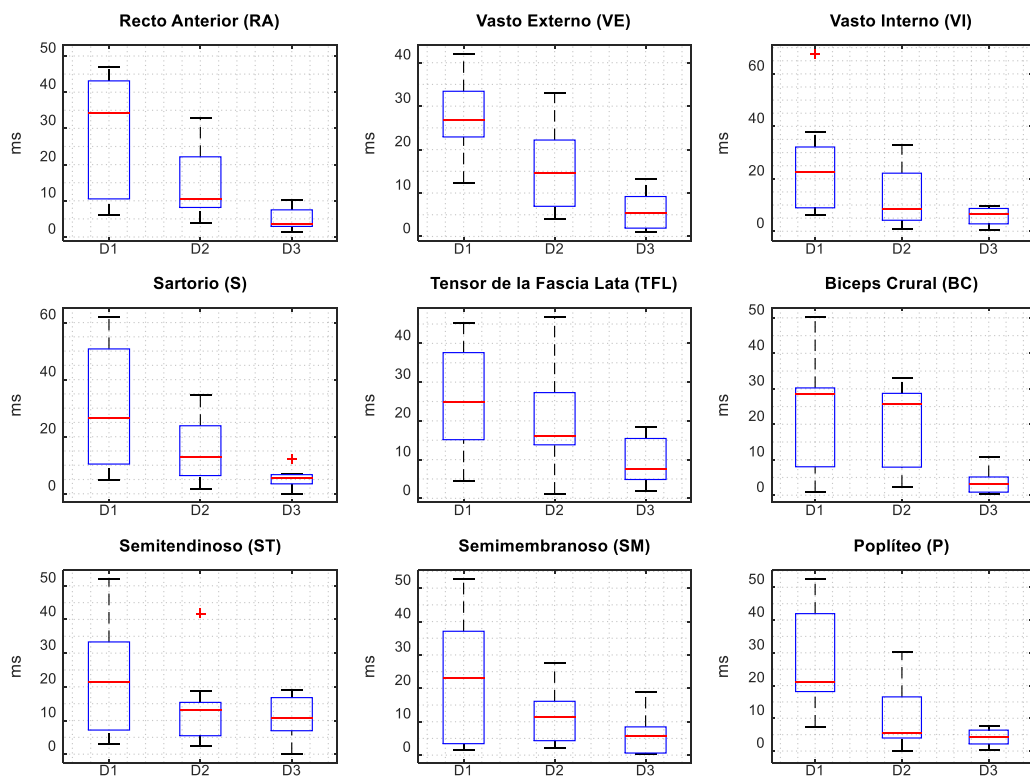


Figura 5-18: Diagramas de Caja Tiempo de Retardo

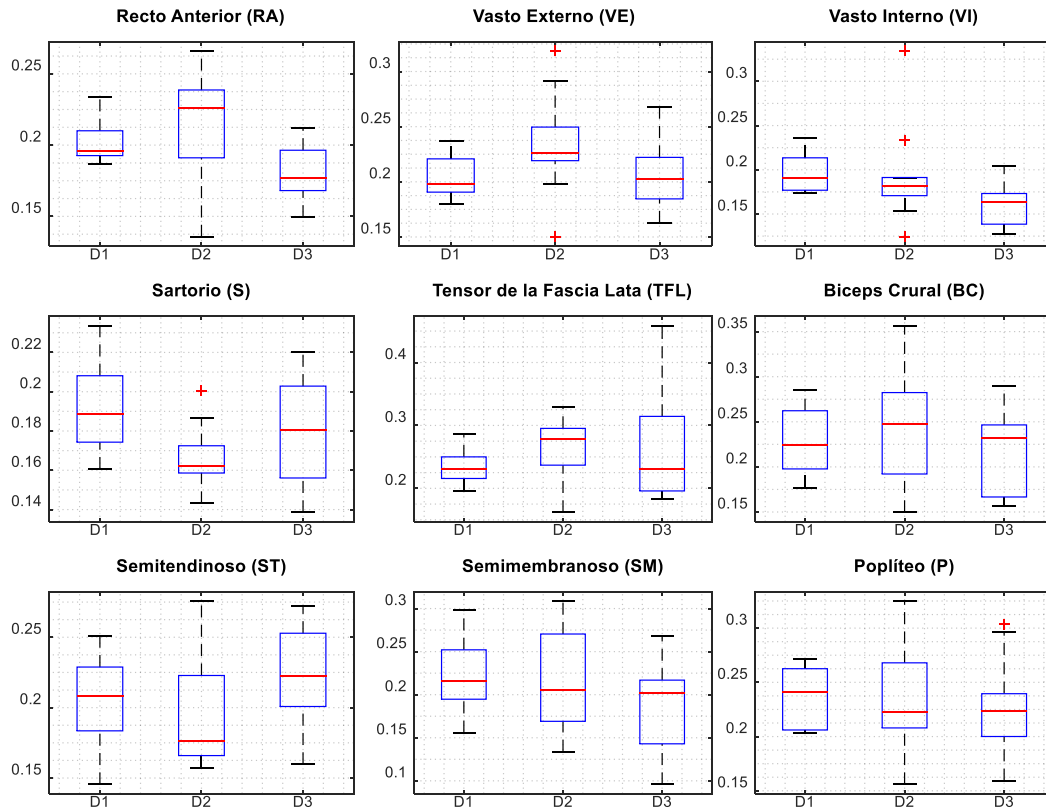


Figura 5-19: Diagramas de Caja Distancia al Punto Perfecto

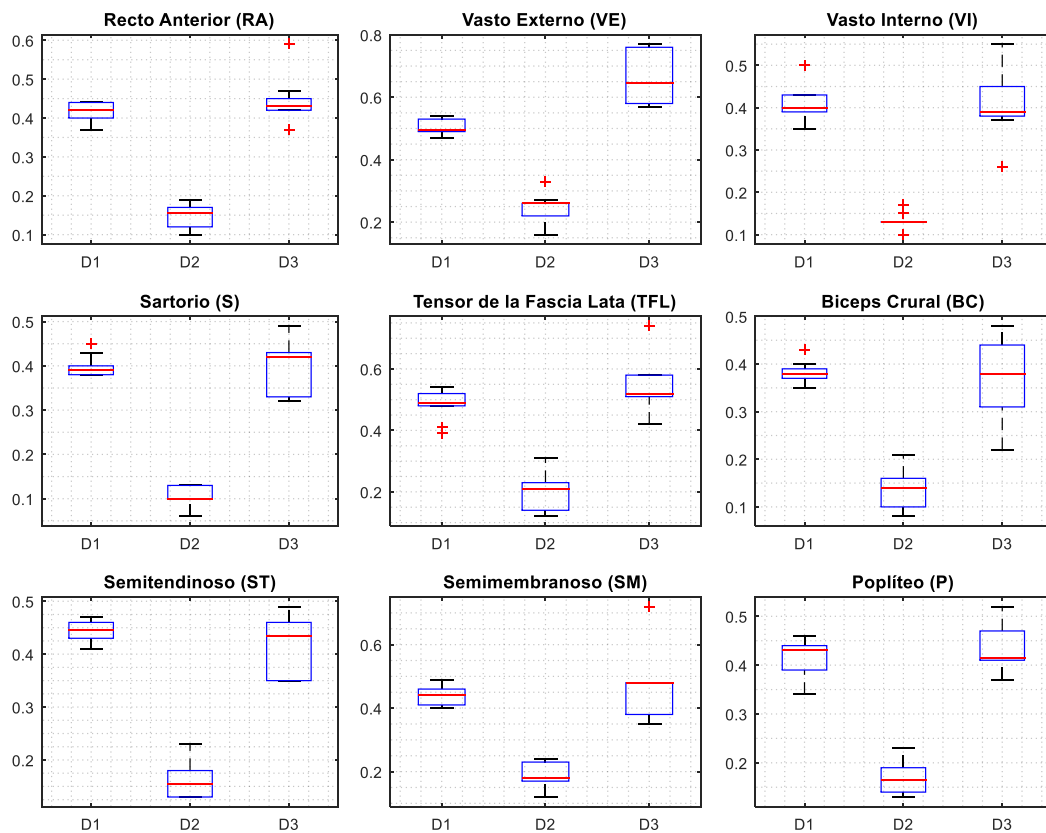


Figura 5-20: Diagramas de caja umbral óptimo

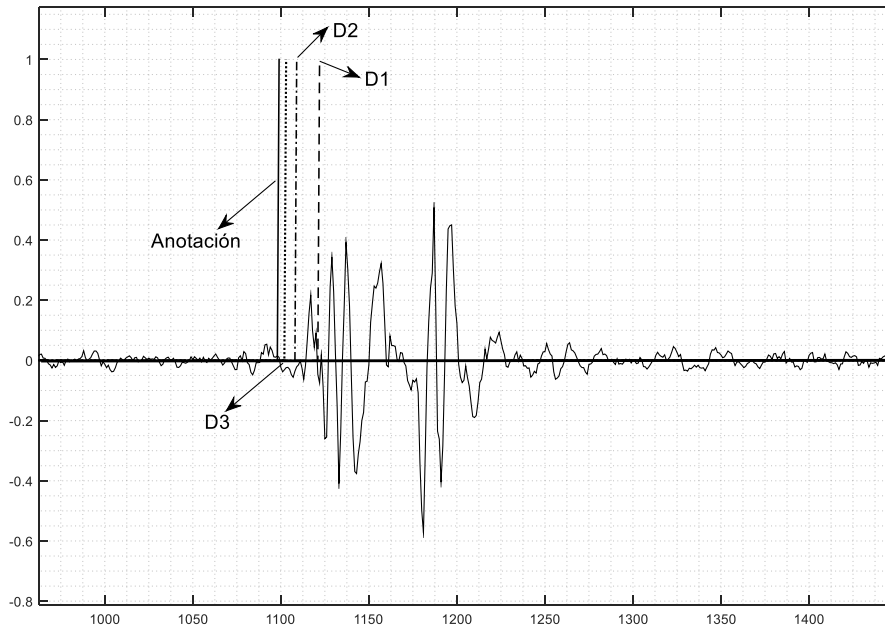


Figura 5-21: Estimación de los tres detectores, en comparación con la anotación respectiva

En la Figura 5-21 se puede comprobar que el detector D3 posee el mejor desempeño, ya que se observa que el T_d es menor en comparación con los dos métodos restantes. Se observa que la detección obtenida es la más cercana a la anotación realizada por el experto.

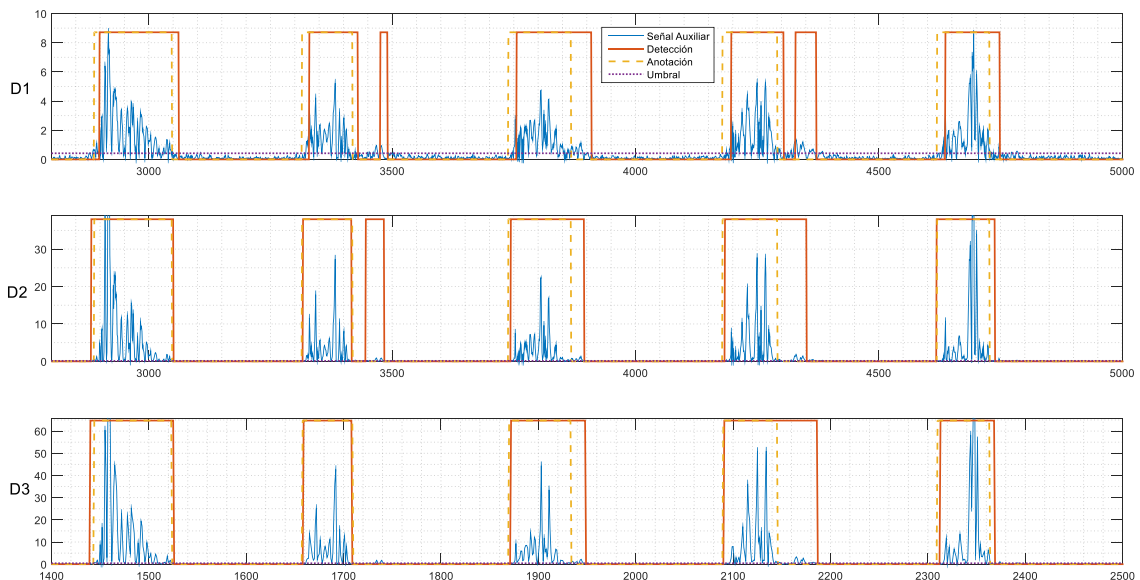


Figura 5-22: Comparación de los tres detectores sobre las señales rectificadas.

La Figura 5-22 permite observar los diferentes comportamientos de cada detector sobre la misma señal. En el caso de D1, existe mayor número de falsos positivos, mientras que con D2 se observa un comportamiento similar, rechazando ciertos eventos erróneos. En el caso de D3, se puede notar una mejora considerable con respecto a los dos anteriores.

El detector de Doble Umbral Estadístico (D3) se podría considerar como el mejor, no sólo por su desempeño (SEN: $86,16 \pm 1,86$ %; ESP: $85,07 \pm 1,79$ %), sino también por el valor de T_d ($7,68 \pm 2,15$ ms) el cual es menor si se toma en consideración que presenta menos variaciones con respecto al detector D2, el parámetro T_d es una característica muy importante para la detección de la intención del movimiento de un dispositivo, ya que debe funcionar en tiempo real y ser activado de forma casi inmediata por el usuario.

La aplicación del procedimiento de validación cruzada permitió obtener valores de sensibilidad, especificidad y tiempo de retardo, independientes de la base de datos utilizada durante el proceso de entrenamiento/validación. Adicionalmente, la optimización de los umbrales de detección mediante el análisis de la curva ROC permitió obtener mayores tasas de detección y menores detecciones erróneas.

Los resultados obtenidos en esta sección fueron recopilados en el artículo “Comparación de Tres Detectores del Umbral de Intención de Movimiento en señales EMG superficiales de miembros inferiores durante la marcha” en evaluación en la revista IEEE América Latina.

CAPÍTULO 6

6. CONCLUSIONES

El exoesqueleto es una herramienta prometedora dentro de la rehabilitación física. Es común encontrar que la articulación de la rodilla ha sufrido algún tipo de patología que afecta su normal desempeño, ya sea por desgaste natural, accidentes, lesiones por actividades deportivas o enfermedades crónicas. En consecuencia, es importante la evolución en el diseño y construcción de mecanismos que asistan a personas que tengan algún grado de discapacidad en las extremidades inferiores.

En el presente trabajo de titulación se estimó el umbral de detección de la intención de movimiento de nueve músculos involucrados en la flexo-extensión de la rodilla durante la marcha, esto como fase inicial al desarrollo de un prototipo de exoesqueleto para extremidades inferiores. La intención del movimiento fue analizada mediante una comparación sistemática de tres detectores.

Adicionalmente se determinó el valor de SNR mínimo/deseable para lograr una medida de la MNF confiable de señales superficiales EMG y se analizaron los parámetros temporales: VAR, RMS, VMA, VMAD en referencia a su correlación con el SNR.

Se validó la instrumentación disponible para el proyecto, provisto por el DEET, a la vez que se registró una base de datos de señales EMG de nueve músculos específicos durante la marcha a partir de 21 sujetos sin patologías a nivel de la rodilla, esta base de datos está disponible para trabajos futuros relacionados al desarrollo del prototipo de exoesqueleto.

Los resultados de este trabajo de titulación permitieron la escritura de dos artículos científicos:

En el primer artículo: *“Influencia del SNR en la estimación de la frecuencia media en señales EMG superficiales de miembros inferiores”*, se sintetizan los resultados presentados en la Sección 5.2 y se propone un valor mínimo/deseable del SNR para lograr una medición confiable de la MNF en las señales sEMG de los miembros inferiores durante la marcha. El segundo artículo *“Comparación de Tres Detectores del Umbral de Intención de Movimiento en señales EMG superficiales de miembros inferiores durante la marcha”* presenta los resultados obtenidos en la Sección 5.3. El detector de Doble Umbral Estadístico (D3) se podría considerar como el mejor, no sólo por su desempeño (SEN: $85,88 \pm 2,18$ %; ESP: $86,11 \pm 3,55$ %), sino también por el valor de T_d ($6,24 \pm 2,42$ ms) el cual es menor con respecto a los otros detectores.

Finalmente, en este trabajo se han utilizado señales EMG obtenidas de sujetos sin patologías con el fin de analizar las propiedades de estas señales que pueden ser utilizadas como señal de control para la detección de actividad muscular.

- Como trabajos futuros, se espera analizar estos métodos de detección en EMG patológicos, como siguiente fase para el proyecto de desarrollo de un prototipo de exoesqueleto para extremidades inferiores.
- Además, se espera completar la base de datos con sujetos que presenten patologías, caracterizar estas señales y analizar nuevas técnicas de detección basadas en diferentes métodos como por ejemplo basados en redes neuronales.
- Otra alternativa para trabajos futuros sería el uso de dispositivos para adquisición de señales EMG inalámbricos y con varios canales, de tal forma que las señales registradas de cada músculo sean obtenidas en una sola prueba de marcha.

ANEXOS

A. Consentimiento informado

CONSENTIMIENTO INFORMADO

Yo _____, con C.I _____ acepto participar en la adquisición de las señales electromiográficas como parte del proyecto de Investigación “**Prototipo de Exoesqueleto usable en las Extremidades Inferiores**” realizado por investigadores de la Universidad de Cuenca, que servirán para establecer la intención del movimiento en el patrón normal de marcha; del cual declaro conocer sus finalidades y forma de realización del procedimiento, que implica:

- Preparación de la persona (vestimenta adecuada)
- Llenado de cuestionario de actividad física, medidas antropométricas y cuestionario sobre presencia de patologías que pudiesen modificar señales normales.
- Colocación de electrodos en los diferentes músculos de miembros inferiores.
- Observación directa del patrón de marcha.
- Procesamiento de señales.
- Duración del estudio aproximadamente 1 hora.

Se guardará la confidencialidad de la información.

Firma

REFERENCIAS

Adalberto Menezes Lorga, J. T. (2008). Directrices Brasileñas de Dispositivos Cardíacos Electrónicos Implantables (DCEI). *Relampa*, 36.

Aguilar-Sierra, H., Yu, W., Salazar, S., & Lopez, R. (2015). Design and control of hybrid actuation lower limb exoskeleton. *Advances in Mechanical Engineering*, 1-13.

AKAIKE, H. (1974). A New Look at the Statistical Model Identification. *IEEE*, 716-723.

Altimari, L. R., Dantas, J. L., Bigliassi, M., Ferreira Dias Kanthack, T., de Moraes, A. C., & Abrao, T. (2012). Influence of Different Strategies of Treatment Muscle Contraction and Relaxation Phases on EMG Signal Processing and Analysis During Cyclic Exercise. *Intech*, 97-116.

Altman, D. G., & Bland, J. M. (1994). Diagnostic tests. 1: Sensitivity and specificity. *BMJ: British Medical Journal*, 308(6943), 1552.

Alves, S. F. dos R., Uribe-Quevedo, A. J., Silva, I. N. da, & Filho, H. F. (2014). Pomodoro, a mobile robot platform for hand motion exercising. *Biomedical Robotics and Biomechatronics (2014 5th IEEE RAS & EMBS International Conference on)*, 970–974. <https://doi.org/10.1109/BIOROB.2014.6913906>

Arduino. (2017). *ARDUINO MEGA 2560 REV3*. Retrieved 11 06, 2017, from ARDUINO MEGA 2560 REV3: <https://store.arduino.cc/usa/arduino-mega-2560-rev3>

Atri, R., Marquez, J., Murphy, D., Gorgey, A., Fei, D., Fox, J., et al. (2016). Investigation of Muscle Activity During Loaded Human Gait Using Signal Processing of Multi-Channel Surface EMG and IMU. *Signal Processing in Medicine and Biology Symposium (SPMB)*, 1-6.

Baek, E., Song, S.-k., Oh, S., Mohammed, S., Jeon, D., & Kong, K. (2014). A Generalized Control Framework of Assistive Controllers for Lower Limb Exoskeletons. *2014 IEEE International Conference on Robotics & Automation (ICRA)*, 1505-1509.

Beil, J., Perner, G., & Asfour, T. (2015). Design and control of the lower limb exoskeleton KIT-EXO-1. *2015 IEEE International Conference on Rehabilitation Robotics (ICORR)*, 119–124. <https://doi.org/10.1109/ICORR.2015.7281186>

Bernard, J., Beldame, J., Van Driessche, S., Brunel, H., Poirier, T., Guiffault, P., et al. (2017). Does hip-joint positioning affect maximal voluntary contraction in the gluteus maximus, gluteus medius, tensor fasciae latae and sartorius muscles? *Orthopaedics and Traumatology: Surgery and Research*.

- Bilodeau, M., Schindler-Ivens, S., Williams, D., Chandran, R., & S.S., S. (2003). EMG frequency content changes with increasing force and during fatigue in the quadriceps femoris muscle of men and women. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, 83-92.
- Bonato, P., D'Alessio, T., & Knaflitz, M. (1998). A statistical method for the measurement of muscle activation intervals from surface myoelectric signal during gait. *IEEE Transactions on biomedical engineering*, 287-299.
- Bonell, C. E., Tabernig, C. B., & Spaich, E. G. (2015). Evaluation of a Double Threshold Algorithm to Detect Electromyographic Activity in the Healthy and Paretic Tibialis Anterior Muscle. *VI Latin American Congress on Biomedical Engineering CLAIB 2014, Paraná, Argentina 29, 30 & 31 October 2014*, 940-943.
- Bonell, C., Cherniz, A., & Tabernig, C. (2007). Estudio de las características temporales del electromiograma del músculo tibial anterior durante la marcha hemiparética. *Revista Brasileira de Engenharia Biomédica*, 253-262.
- Day, B. S. (2002). Important Factors in Surface EMG Measurement. *Measurement*, 1–17. Retrieved from http://edge.rit.edu/content/P08027/public/IRB/Papers/intro_EMG.pdf
- E. A. Clancy, D. F. (2004). SINGLE-CHANNEL TECHNIQUES FOR INFORMATION EXTRACTION FROM THE SURFACE EMG SIGNAL. In P. A. R. Merletti, *Electromyography, Physiology, Engineering and Noninvasive Applications* (pp. 134-135). New York: IEEE Press.
- Ebersole, K. T., Housh, T. J., Johnson, G. O., Evetovich, T. K., Smith, D. B., & Perry, S. R. (1999). MMG and EMG responses of the superficial quadriceps femoris muscles. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, 219-227.
- Farina, D., Merletti, R., & Stegeman, D. (2004). EMG SIGNAL GENERATION. In R. Merletti, & P. Parker, *ELECTROMYOGRAPHY: Physiology, Engineering, and Noninvasive Applications* (pp. 81-82). New Jersey: John Wiley.
- Farina, D., Merletti, R., & Stegeman, D. F. (2004). EMG DETECTION, ELECTRODE MONTAGES AND ELECTRODE SIZE. In R. Merletti, & P. Parker, *ELECTROMYOGRAPHY: Physiology, Engineering, and Noninvasive Applications* (p. 89). New Jersey: John Wiley.
- Frere, J. (2017). Spectral properties of multiple myoelectric signals: new insights into the neural origin of muscle synergies. *Neuroscience*.
- Fridlund, A., & Cacioppo, J. (1986). Guidelines for Human Electromyographic Research. *Psychophysiology*, 567-589.

Gerdle, B.; Karlsson, S. (1994). The mean frequency of the EMG of the knee extensors is torque dependent both in the unfatigued and the fatigued states. *Clinical Physiology*, 419–432.

Gerdle, B., Henriksson-Larsen, K., Lorentzon, R., & Wretling, M.-L. (1991). Dependence of the mean power frequency of the electromyogram on muscle force and fibre type. *Acta Physiologica*, 457-465.

Go, S., Coleman-Wood, K., & Kaufman, K. (2014). Frequency analysis of lower extremity electromyography signals for the quantitative diagnosis of dystonia. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, 31-36.

Harold A. Romo, E. J. (2007). Surface EMG Signals Analysis and Its Applications in Hand Prosthesis Control. *Avances en Sistemas e Informática*, 2.

Hartigan, J. A., & Wong, M. A. (1979). A K-Means Clustering Algorithm. *Journal of the Royal Statistical Society. Series C (Applied Statistics)*, 100-108.

Hongbo Xie, Z. W. (2006). Mean frequency derived via Hilbert-Huang transform with application to fatigue EMG signal analysis. *Elsevier Ireland Ltd*, 114-120.

Jiroumaru, T., Kurihara, T., & Isaka, T. (2014). Establishment of a recording method for surface electromyography in the iliopsoas muscle. *Journal of Electromyography and Kinesiology*.

Karlsson, S., & Gerdle, B. (2001). Mean frequency and signal amplitude of the surface EMG of the quadriceps muscles increase with increasing torque — a study using the continuous wavelet transform. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, 131-140.

Kaur, M., Mathur, S., & Bhatia, D. (2015). EMG analysis for identifying walking patterns in healthy males. *11th Conference on Ph.D. Research in Microelectronics and Electronics, PRIME 2015*, 65-68.

Khanjani, I., Khoshdel, V., & Akbarzadeh Tootoonchi, A. (2017). Estimate Human-Force from sEMG signals for a Lower-Limb Rehabilitation Robot. *25th Iranian Conference on Electrical Engineering (ICEE2017)*.

Knaflitz, M., & Bonato, P. (1999). Time-frequency methods applied to muscle fatigue assessment during dynamic contractions. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, 337-350.

Li, J., Chen, G., Thangavel, P., Yu, H., Thakor, N., Bezerianos, A., & Sun, Y. (2016). A robotic knee exoskeleton for walking assistance and connectivity topology exploration in EEG signal. *Proceedings of the IEEE RAS and EMBS International Conference on Biomedical Robotics and Biomechatronics, 2016–July*, 1068–1073. <https://doi.org/10.1109/BIOROB.2016.7523773>

Mohamed, O., Perry, J., & Hislop, H. (2002). Relationship between wire EMG activity, muscle length, and torque of the hamstrings. *Clinical Biomechanics*, 569-579.

Morantes, G., Fernández, G., & Altuve, M. (2013). A Threshold-Based Approach for Muscle Contraction Detection From Surface EMG Signals. *IX International Seminar on Medical Information Processing and Analysis*, 89220C1-11.

Moritani, T., Stegeman, D., & Merletti, R. (2004). BASIC PHYSIOLOGY AND BIOPHYSICS OF EMG SIGNAL GENERATION. In R. Merletti, & P. Parker, *ELECTROMYOGRAPHY: Physiology, Engineering, and Noninvasive Applications* (pp. 1-2). New Jersey: John Wiley.

Músculo: Popliteo. (n.d.). Retrieved March 18, 2018, from <https://www.musculos.org/musculo-popliteo.html>

Músculo Cuadriiceps Vasto Interno. (n.d.). Retrieved March 18, 2018, from <https://www.musculos.org/musculo-cuadriiceps-vasto-interno.html>

Músculo Isquiotibiales Biceps Crural. (n.d.). Retrieved March 18, 2018, from <https://www.musculos.org/musculo-isquiotibiales-biceps-crural.html>

Musculo Recto Anterior. (n.d.). Retrieved March 18, 2018, from <https://www.musculos.org/musculo-recto-anterior.html>

Músculo Sartorio. (n.d.). Retrieved March 18, 2018, from <https://www.musculos.org/musculo-sartorio.html>

Músculo Semimenbranoso. (n.d.). Retrieved March 18, 2018, from <https://www.musculos.org/musculo-semimenbranoso.html>

Músculo Semitendinoso. (n.d.). Retrieved March 18, 2018, from <https://www.musculos.org/musculo-semitendinoso.html>

Músculo Tensor de la Fáschia lata. (n.d.). Retrieved March 18, 2018, from <https://www.musculos.org/musculo-tensor-fascia-lata.html>

Músculos Cuadriiceps - Vasto Externo. (n.d.). Retrieved March 18, 2018, from <https://www.musculos.org/musculo-cuadriiceps-vasto-externo.html>

Muhammad, Z. J. (2012). Signal Acquisition Using Surface EMG and Circuit Design Considerations for Robotic Prosthesis. *Computational Intelligence in Electromyography Analysis – A Perspective on Current Applications and Future Challenges*, 427-448.

Muthuswamy, J., & Thakor, N. V. (1998). Spectral analysis methods for neurological signals. *Elsevier Science B.V*, 1-14.

Nanthavanil, S., & Deivanayagam, S. (1989). ON THE ASSESSMENT OF MUSCLE FATIGUE RATE VIA VARIOUS EMG FREQUENCY SPECTRAL PARAMETERS. *International Journal of Industrial Ergonomics*, 213-224.

Oh, S., Baek, E., Song, S. K., Mohammed, S., Jeon, D., & Kong, K. (2015). A generalized control framework of assistive controllers and its application to lower limb exoskeletons. *Robotics and Autonomous Systems*, 73, 68–77. <https://doi.org/10.1016/j.robot.2014.10.001>

Olimex. (1997-2017). *Olimex*. Retrieved 10 17, 2017, from SHIELD-EKG-EMG: <https://www.olimex.com/Products/Duino/Shields/SHIELD-EKG-EMG/>

Olimex. (2014). *SHIELD-EKG-EMG bio-feedback shield*.

Opar, D., Williams, M., Timmins, R., Dear, N., & Shield, A. (2013). Knee flexor strength and bicep femoris electromyographical activity is lower in previously strained hamstrings. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, 696-703.

R. Merletti, H. J. (2004). DETECTION AND CONDITIONING OF THE SURFACE EMG SIGNAL. In P. A. Roberto Merletti, *Electromyography, Physiology, Engineering and Noninvasive Applications* (pp. 121-122). New York: IEEE Press.

Rainoldi, A., Bullock-Saxton, J. E., Cavarretta, F., & Hogan, N. (2001). Repeatability of maximal voluntary force and of surface EMG variables during voluntary isometric contraction of quadriceps muscles in healthy subjects. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, 425-438.

Reaz, M., Hussain, M., & Mohd-Yasin, F. (2006). Techniques of EMG signal analysis: detection, processing, classification and applications. *Biological Procedures Online*, 11-35.

Ren, Y., & Zhang, D. (2014). FEXO Knee: A rehabilitation device for knee joint combining functional electrical stimulation with a compliant exoskeleton. *5th IEEE RAS/EMBS International Conference on Biomedical Robotics and Biomechatronics*, 683–688. <https://doi.org/10.1109/BIOROB.2014.6913857>

Ricamato, A. L., Abshe, R. G., Moffroid, M. T., & Tranowski, J. P. (1992). A TIME-FREQUENCY APPROACH TO EVALUATE ELECTROMYOGRAPHIC RECORDINGS. *IEEE*, 520-527.

S. P, S. (2014, Diciembre 7). *MÚSCULOS DE LA RODILLA*. Retrieved from Blog Anatomia - Cadera y Rodilla: <https://anatomiaui1.wordpress.com/2014/12/07/musculos-de-la-rodilla/>

Sanz, C. (2011). Cinesiología de la marcha humana normal. *Universidad de Zaragoza*, 1–14.

Smale, K., Shourijeh, M., & Benoit, D. (2016). Use of muscle synergies and wavelet transforms to identify fatigue during squatting. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, 158-166.

Solas, J. (n.d.). *Cuadriceps*. Retrieved from Cuadriceps: <http://www.fitness5.com/es/musculacion/cuadriceps/>

Solas, J. (n.d.). *Isquiotibiales*. Retrieved from Isquiotibiales: <http://www.fitness5.com/es/musculacion/isquiotibiales/>

Stefan Karlsson, J. Y. (1999). Enhancement of Spectral Analysis of Myoelectric Signals During Static Contractions Using Wavelet Methods. *IEEE TRANSACTIONS ON BIOMEDICAL ENGINEERING*, 11-12.

Trontelj, J., Jabre, J., & Mihelin, M. (2004). ANATOMICAL AND PHYSIOLOGICAL BACKGROUND OF INTRAMUSCULAR RECORDING. In R. Merletti, & P. Parker, *ELECTROMYOGRAPHY: Physiology, Engineering, and Noninvasive Applications* (pp. 27-28). New Jersey: John Wiley.

Wren, T., Do, K. P., Rethlefsen, S. A., & Healy, B. (2006). Cross-correlation as a method for comparing dynamic electromyography signals during gait. *Journal of Biomechanics*, 2714-2718.

Xu, L., & Adler, A. (2004). An Improved Method for Muscle Activation Detection During Gait. *Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering*, 357-360.